

온라인 이미지 자동 검색 기술을 이용한 미니게임에 관한 연구*

황춘화*, 조광현*, 김계영**, 최형일*

승실대학교 미디어학과*, 승실대학교 컴퓨터학과**

chunhua0305@gmail.com, ckh840424@hanmail.net, {gykim11, hic}@ssu.ac.kr

The Research of Mini-Game by Using Online Image Automatic Detection Technology

Chun-Hua Huang*, Kwang-Hyeon Cho*, Gye-Young Kim**, Hyung-Il Choi*

Dept. of Media, Soongsil University*

Dept. of Computer Science, Soongsil University**

요 약

본 논문에서는 쉽게 즐길 수 있는 미니 게임과 같은 콘텐츠에서 이미지 검색 기술을 이용하여 게임에 적합한 이미지를 찾을 수 있고 또한 게임 난이도를 조절할 수 있는 방법도 보여준다. 본 방법에서는 영상처리 기술에서 내용기반 영상검색 방법 중의 색상과 질감 특징 값들을 추출하는 기술을 이용한다. 본 논문에서는 이를 이용하여 미니게임인 카드 짝 맞추기 게임에서 게임 안에 사용되는 카드 이미지를 자동으로 선택하게 한다. 이때 검색 기준이 되는 이미지(시드 이미지)의 개수를 조절하여 게임의 난이도에 적용 할 수 있는 것을 보여준다. 실험을 통하여 기존의 영상검색을 이용할 경우 게임에서 부적합 할 수 있는 이미지가 검색되는 문제가 나오는데 반하여 본 논문에서는 게임에 활용하기 용이한 이미지를 검색 할 수 있다는 것을 보여준다.

ABSTRACT

In this paper, we will introduce some method about retrieving suitable images to game or adjusting game difficulty in enjoying some contents like mini-game. It will use the technology about extracting color and texture features in content-based image retrieval in image processing. So in card game, it select card image automatically. And by controlling seed image number, we can adjusting game difficulty. Through the experiment, it shows that our image retrieval method can retrieve more useful images that can be used in game than others.

Keywords : 게임 난이도(game difficulty), 영상검색(image retrieval),
특징추출(feature extraction)

접수일자 : 2010년 12월 29일 일차수정 : 2011년 02월 07일 심사완료 : 2011년 02월 24일

교신저자(Corresponding Author) : 황춘화

※ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2010년도 콘텐츠 산업기술지원사업의 연구결과로 선정되었음.

1. 서 론

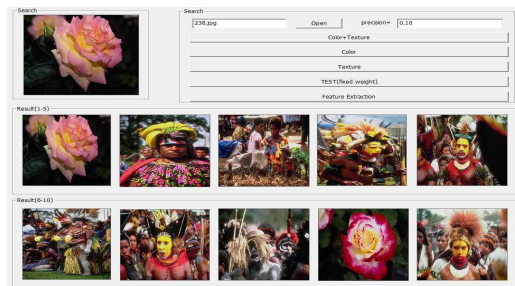
인터넷과 멀티미디어 콘텐츠의 발달과 더불어 온라인 게임은 우리 생활의 일부분이 되었다. 남녀 노소를 불문하고 온라인 게임은 많은 영향력이 있는 매체가 되었고 이로 인하여 게임 기술은 날로 발달하고 있다. 많은 게임들을 무료로 즐길 수 있는 반면 또한 고액의 비용을 지급하면서 까지도 게임을 즐기는 사람들이 늘어나고 있다. 이는 사람들의 게임에 대한 수요가 늘어나고 있다는 것을 보여준다. 이러한 게임에 있어 최근 다양한 영상 처리 기법을 이용한 기술들이 연구 되고 있다. 사용자의 손동작을 인식하여 가위 바위 보, 게임을 하거나 사용자가 임의로 입력한 이미지를 이용하여 네모네모 로직 게임을 생성하는 등 다양한 방법으로 응용되고 있다[1,2]. 여기서는 가볍게 즐길 수 있는 온라인 미니게임 중 하나인 카드 짝 맞추기 게임에서 이미지 검색기술을 이용한 예를 보자. [그림 1].



[그림 1] 카드 맞추기 게임의 예
(야후 꾸러기, “로빈슨 크루소2”)[14]

기존 짝 맞추기 게임에서는 사용되는 카드 이미지의 종류가 한정 되어 있고 이 때문에 사용자들이 게임을 함에 있어 게임이 반복될수록 난이도가 낮아지고 카드 이미지의 개수를 늘리는 형태의 난이도 조절에는 한계가 있음을 알 수 있다. 본 논문에선 카드 짝 맞추기 게임 내에서 사용되는 이미

지를 정함에 있어 특정 시드 이미지를 두어 이를 기준으로 하는 게임에 적합한 이미지를 검색하는 방법을 제안한다. 또한 시드 이미지의 개수를 조절하여 난이도를 조절할 수 있다. 여기서 말하는 시드 이미지란 이미지 검색의 기준이 되는 이미지를 말한다. 본 논문에서 제안하는 영상 검색 알고리즘을 통해 유사 이미지를 검색하여 결과 이미지를 게임 내 카드 이미지로 사용하도록 한다. 시드 이미지의 개수를 조절함으로써 유사 이미지 그룹을 분류 할 수 있고 이에 따라 유사 이미지 그룹이 나뉘므로 이를 통해 난이도를 조절 할 수 있다. 예를 들어 하나의 시드 이미지를 이용하여 영상검색을 수행, 이 묶음을 게임 내 짝 맞추기 카드 이미지로 사용하면 카드 이미지들이 유사하여 게임의 난이도는 상승하게 된다. 만약 시드 이미지로 서로 다른 이미지 두 개를 두어 검색 하여 활용할 경우 앞서 하나의 시드 이미지를 이용한 것에 비해 두 그룹으로 나뉘어 좀 더 분별력 있는 이미지들이 검색되어 게임에 사용되게 되어 난이도는 비교적 낮아지게 된다. 특히 기존의 색상 히스토그램을 이용한 영상검색 방법([그림 2])에서 추가적으로 다중 질감 가중치를 이용하는 방법([그림 3])을 제안하여 검색의 질을 향상하였기에 게임 내에서 활용하기 용이한 오브젝트 형 이미지를 검색함에 있어서 기존 영상검색에 비해 좀 더 게임에 적합한 이미지들이 검색되어 게임 내에서 활용될 수 있도록 하였다.



[그림 2] 기존 색상 히스토그램을 이용한 이미지 검색



[그림 3] 본 논문에서 제안한 방법

지금까지 온라인 게임이나 기타 영상 검색 기술에서는 사람들이 인위적으로 이미지에 태그를 붙여서 분류를 함으로써 텍스트 기반으로 사용하는 방법이 주류를 이루었다. 그러나 텍스트 기반의 분류 기술이 가진 키워드 선정의 주관성과 키워드와 영상을 연결시키는 고비용 문제로 인해 내용 및 의미 특징 기반의 영상 분류 기술이 트렌드로 전환되었다. 즉 영상 및 비디오의 효율적인 검색을 위하여 멀티미디어가 가지고 있는 속성을 효율적으로 추출하고 이를 이용한 데이터베이스의 구축, 색인, 그리고 검색을 수행하는 새로운 기술들의 개발이 요구되고 있다. 이를 기반으로 영상정보로 구성된 멀티미디어 데이터에서 전체 이미지나 객체의 색상, 질감, 모양 등의 내용을 이용하여 원하는 유형의 이미지 정보를 추출하여 저장하거나 검색하는 내용 기반의 검색 시스템(content-based retrieval system)이 활발히 연구되고 있다. 이런 방법을 이용한다면 온라인 게임에서 시스템이 사용자의 관심 배경을 대용량으로 자동으로 부여함으로써 그중에서 사용자가 임의로 고를 수 있고 또한 기타 용도로도 검색 시스템을 사용할 수가 있게 된다.

중요한 것은 자동적인 색인과 효율적인 검색을 수행하기 위해서는 영상의 속성을 잘 표현할 수 있는 특징들을 추출해야 한다는 것이다.

내용기반 특징을 이용한 영상분류 기법은 아래와 같은 것이 있다.

- 색상(color) : 영상을 표현하기 위해 RGB, LUV, YCbCr등과 같은 다양한 색 공간이 존재하고 다양한 색 공간에서 분류 목적에 따라 색상 히

스토그램(color histogram), 지배적인 색(dominant color), 평균 색(average color), 색 분산(color variance) 등의 색상 특징들을 추출하여 영상 분류에 이용한다.

- 모양(shape) : 경계 방향 분포(edge direction distribution), 고차 자기 상관 경계 (High-Order Autocorrelation)등을 통해 모양을 추출 하며, 인공물과 자연 풍경을 구분하기 위해 주로 사용한다.

- 질감(texture) : 가보필터(Gabor filter), 타무라 질감 특징(Tamura texture feature), 웨이블릿 질감 특징(wavelet texture feature), MSAR 질감 특징 등으로 영상에 존재하는 반복적인 패턴을 인식하여 질감을 구분한다.

현재까지 연구된 내용기반 영상 검색 기술들에는 여러 가지 방법들이 있다.

C.W Ahn, S.H Kim[3]은 이미지를 중심에 가까운 곳을 객체영역, 중심에서 먼 부분을 배경영역이라 정의하였고, 객체 영역과 배경 영역에서 각각 히스토그램을 구하고, 빈도수가 높은 것을 추출하여 이미지에서 지배적인 색상 집합을 구함으로써 색상수를 줄이는 방식을 택하였다. 이렇게 구한 색상 집합에 속한 색상이 위치한 영역을 추출하기 위하여 라벨링 하였다. 그런데 이미지는 반드시 배경을 가지는 것이 아니므로 이러한 접근 방법은 잘못된 색상을 추출할 수 있다.

하정요, 최미영, 최형일[4]에서는 영상의 HUE값에 대한 색상정보와 CSS(curvature Scale Space)를 이용한 형태정보를 사용하여 먼저 물체의 윤곽선을 구하여 윤곽선의 원형정도 및 변곡점 등을 구하여 형태의 유사성을 계산하여 후보영상을 결정하고 다음 HUE로 색상의 히스토그램의 인터섹션 기법 및 교차 법으로 유사영상을 최종 결정한다. 이 방법의 단점은 단순한 배경에서는 물체의 윤곽선을 잡기가 편리하지만 배경이 복잡하고 물체의 윤곽선이 뚜렷하지 않은 상황에서는 이상적인 결과를 가져오지 못한다는 것이다.

Prasad[5]의 경우 RGB색상 공간을 양자화 된 25개의 색인으로 나누고 색인 값으로 입력 영상을

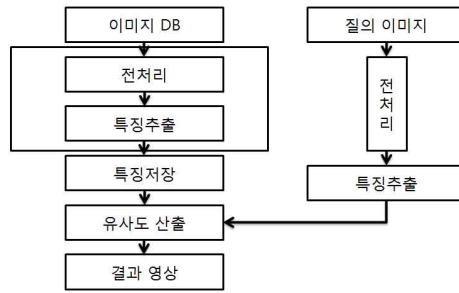
데이터에서 추출된 특정 영역을 경계로 하여 색상 정보로 영역을 분류하였다. 또한 영상 데이터에서 관심영역을 추출하고 그에 따른 경계영역을 찾아서 영역의 위치와 크기를 특징 정보로 조합하였다. 그러나 이 방법은 대부분의 경우 여러 가지 다른 성질을 가진 지역적인 영역들이 모여 영상 데이터를 구성하는 경우가 많기 때문에 분류에 어려움이 있다.

Chee-Sun, Dong-kwon와 Soo-Jun[6]에서는 에지 정보를 이용한 방법을 사용하였는데 영상을 블록 단위로 나눠서 각 블록에서 강한 에지를 추출하여 지역에지 히스토그램 및 전역 에지 히스토그램을 구하여 비교함으로써 유사한 이미지를 추출한다. 그러나 이 방법으로는 물체의 대체적인 공간 위치정보는 어느 정도 추출되지만 물체의 내부 속성이나 색상 정보가 부족하기 때문에 단순한 이미지내의 객체를 추출하는 데는 적합하지만 자연영상에서의 영상검색에는 좋은 결과를 얻지 못한다는 단점이 있다. Robert[7]는 이웃화소간의 공간 픽셀들 간의 의존성을 나타내는 것으로서 패턴의 반복적인 정도를 나타낸다. 즉 거칠거나 부드러운 정도 등 질감의 특징을 나타냄으로써 물체 내부의 속성을 표현한다. 그러나 이 특징으로는 단순히 물체 특징의 판단에 사용되기에 적합하고 물체의 분별이나 검색에는 효과적이지 못하다. 왜냐하면 비슷한 질감을 가진 물체가 많기에 위치정보나 공간 정보, 색상정보 등 중요한 정보들이 모두 존재하지 않기 때문이다.

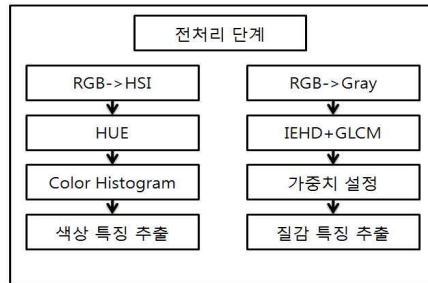
김동우, 송영준[8]에서는 컬러 히스토그램과 질감 및 모양 정보를 추가하고 퍼지 적분 가중치 할당을 통하여 영상을 검색하는 방법을 사용하였다. 그러나 색상 특징에 비중이 높아 색상이 비슷하고 모양과 질감이 다를 경우에 대해서는 용이하지 않고 또한 영상에 따라 실험에 의 해 수동으로 설정하여야 한다는 단점이 있다.

본 논문의 목적은 내용기반 영상검색에서 특징들을 결합하여 보다 효율적이고 정확한 검색 방법으로 유사한 이미지를 찾아 내어 온라인 게임이나

기타 측면에서 더욱 원할 한 서비스를 제공하고자 하는 것이다. 본 논문에서는 HSI색상 공간에서 비슷한 색상들을 찾아내어 유사도를 계산하는 방법과 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix) 및 IEHD(Improved Edge Histogram Descriptor) 방법을 동시에 표현하는 복합 특징 정보를 이용하는 방법을 사용한다.



[그림 4] 시스템 구조



[그림 5] 전처리 단계

[그림 4]는 본 논문에서 제안하는 시스템 구성도이다. 주로 전처리단계, 특징추출 및 저장단계, 유사도 산출 및 영상 검색단계 등 3가지 단계를 거친다. 전처리 단계는 [그림 5]와 같은데 색상 특징과 질감 특징을 추출하는 2개의 과정을 거친다. 색상을 추출하는 과정은 RGB영상을 HSI색상 공간으로 변환하여 색상(HUE)정보를 추출하여 히스토그램을 구하고 저장한다. HSI중에서 색상(H)정보만 사용한 이유는 채도(S), 명도(I) 정보는 대부분의 경우 결과에 큰 영향을 주지 않기 때문에 그중에서 가장 중요한 정보인 색상(H)만을 이용함으

로써 계산의 복잡성도 줄이고 더욱 효율적으로 계산할 수 있다. 그 다음으로는 질감 정보를 추출하는데 본 논문에서는 EHD[6]방법의 문제점을 개선한 IEHD방법과 GLCM을 혼합한 다중 질감 방법으로 특징벡터를 추출하여 이 특징 벡터들을 데이터베이스에 저장한다. 그 다음 질의 이미지가 들어오면 전처리 과정을 거쳐서 질의 이미지의 특징을 추출하고 DB내에서 특징들과 비교를 통해서 유사도를 산출하고 가장 유사한 영상들로부터 출력하여 사용자에게 보여주게 된다.

2. 색상 특징 추출

자연영상은 RGB색상 공간이다. 그러나 RGB색상 공간은 이미지 처리 장치의 하드웨어에 적합하여 많이 사용되고 있으나 각 화소들은 각 채널 간에 서로 영향을 미치기 때문에 두 개 칼라의 유사도를 둘 사이의 거리만으로 계산하는 것은 불가능하여 색상을 효율적으로 해석하기 어려우므로 HSI나 YUV모델로 변환하여 사용하는 경우가 많다[9]. 때문에 본 논문에서는 영상처리에서 가장 많이 쓰고 있는 HSI색상 모델을 사용하여 색상(H)채도(S), 명도(I)값을 추출해 낸다.

H값은 색상들의 집합을 나타내며 $0^\circ \sim 360^\circ$ 의 각도에 의해 색상을 결정한다.

S는 흰색과의 혼합 정도인 채도를 나타내고 0부터 1까지의 범위를 가지는 반지름에 해당된다. 명도는 0도일 때는 검정색을 1일 때는 흰색을 나타낸다.

RGB공간에서는 각각의 색상들이 서로 많은 영향을 주기 때문에 두 색상의 유사도를 계산하기 위하여 두 색상 사이의 차이를 이용하는 것이 불가능하다. 그러나 HSI공간은 색상 좌표계의 특성인 색상 성분 값의 차이를 이용하여 두 색상의 유사도를 검색하기에 용이하므로 이미지처리에서 많이 사용되고 있다.

색상(H),채도(S), 명도(I)중에서 이번 논문에서는

색상(H)값만을 사용하였다. 왜냐하면 색상은 조명이나 밝기에 덜 민감하기에 서로 다른 밝기거나 조명 값에서도 잘 사용될 수 있기 때문이다. 또한 오직 하나의 색상 값으로만 연산하였기 때문에 모든 채널을 사용했을 때보다 연산이 줄어들고 연산 시간도 단축된다는 장점이 있게 되었다.

HSI에서 색상(H)은 0-360사이의 값을 가지고 있기 때문에 색상 히스토그램을 만들면 H값은 0-360사이의 색상 히스토그램을 구할 수 있다. 본 논문에서는 색상 특징을 추출할 때 색상 히스토그램 방법을 사용한다. 색상 히스토그램은 영상내의 색상 분포를 나타내는 그래프로서 이미지내의 객체를 구성하는 요소에 대한 자세한 정보 보다는 전체적인 이미지의 성질을 나타내는데 적당하다. 히스토그램은 이미지의 회전과 작은 이동과 같은 기하학적 변형에도 비교적 영향을 받지 않으며 구현 과정 또한 간단하다. 색상 히스토그램의 360개의 값을 모두 색상 특징을 찾는데 사용하면 적은 량의 데이터베이스에서는 구현 가능하지만 대량의 실험을 할 경우 메모리도 많이 차지하고 연산 속도도 느려지게 된다. 또한 유사한 이미지를 찾을 경우 색상을 이용할 때 전부의 색상 정보가 아니더라도 대표적인 색상 정보가 비슷하여도 유사한 영상이라고 할 수 있다.

마찬 가지로 이번 논문에서는 색상 정보에서 대표적인 색상60개를 추출하여 60개의 색상(H)정보만 비교를 진행한다. 즉 질의 이미지의 360개의 색상 히스토그램을 구해서 히스토그램을 내림차순으로 정렬 한 다음 그중 히스토그램의 빈도수가 가장 많은 색상 정보 60개를 추출하여 그 영상의 대표 색상(HUE)로 정한다. 그 다음 이미지 데이터베이스에서 비교하는 영상들에서 질의 이미지에 대응되는 60개의 색상 히스토그램을 추출한 후 두 영상의 대표색상들 사이의 유사도를 계산한다.

대부분의 영상에서 보면 물체는 주로 가운데에 위치하여 있다는 것을 알 수 있다[10].

영상에서 배경보다 물체의 정보가 더 중요하기 때문에 이번 논문에서는 물체에 더 큰 가중치를

두고 배경에 더 작은 가중치를 두는 방법을 사용한다. 이렇게 함으로써 물체에 더 큰 비중을 두어 물체를 우선 고려할 수 있다.

즉 영상을 4×4 서브 이미지로 분해하여 가운데 4개의 서브 이미지는 물체 부분으로 분리하고 그 외의 부분은 배경부분으로 분리한다.

이런 방법을 사용하여 이번 논문에서 색상 특징을 추출하는 수식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 Dis_{co} &= w_1 \times Dis_{object} + w_2 \times D_{background} \\
 object &= \sum_i block(i = \text{물체}) \\
 background &= \sum_i block(i = \text{배경}) \\
 Dis_{object, background} &= \sum (\frac{Min(H(i), H(j))}{Max(H(i), H(j))})^2 (H(i), H(j) > 0)
 \end{aligned}
 \tag{식 1}$$

$-H(i), H(j)$ 는 질의 이미지와 비교이미지의 60개의 대표 색상이고 $w_1 = 0.7, w_2 = 0.3$ 으로 설정하였다.

위의 수식에서 보던 물체 부분과 배경부분을 나누어서 각각의 360개 색상 히스토그램을 구한 후 그중에서 각각의 60개 대표색상들을 추출한다. 그 다음 (식 1)의 수식과 같이 질의 이미지와 비교 이미지 사이의 유사도를 변형된 제곱방법[11]로 계산한다. 즉 이는 비교되는 영상들의 히스토그램의 유사도의 제곱으로 그 차이를 강조하는 작용을 함으로 비슷한 것과 비슷하지 않은 정도가 더 뚜렷하게 나타날 수 있다.

그러나 색상 히스토그램 방법은 한 이미지 내의 어떤 색상이 얼마만큼 존재하는지의 정도를 나타낼 뿐 이미지 내의 색상의 위치를 표현하지 못하기 때문에 위치 정보가 사라진다. 때문에 게임 내에서 활용하기 용이한 오브젝트 형 이미지를 검색하는 데 있어 한계가 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 질감 정보를 추가하여 위치 정보도 함께 사용함으로써 색상 정보만을 사용함에 있어서의 문제를 보완하여 더 좋은 결과를 낼 수 있다.

3. 질감 특징 추출

질감은 영상에서 동일한 패턴을 가지는 영역의 특성으로 객체의 표면이 가지는 거칠 정도나 밝기 변화 정도를 나타내는 일정한 특성을 표현하기 때문에 영상의 중요한 특징이 된다.

3.1 에지 히스토그램

본 절에서는 질감 특징 중의 하나인 에지 히스토그램에 대해서 설명한다. 에지는 이미지를 구성하는 중요한 특징 중의 하나이다. 사람의 눈은 에지에 매우 민감하고 물체를 구분하는 기준도 에지이다. 에지의 특징을 표현하는 하나가 히스토그램을 이용하는 것이다.

EHD(Edge Histogram Descriptor)[6]는 이미지의 히스토그램을 구하여 전역 히스토그램과 지역 히스토그램으로 이미지 사이의 유사도를 측정한다. EHD는 일반적으로 5가지 에지를 표현한다. 즉 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 및 비방향성 에지이다.

EHD 알고리즘을 구하는 과정은 아래와 같다[6].

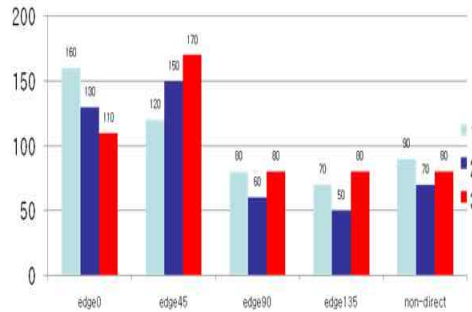
1. 이미지를 4×4 서브 이미지로 나눈다.
2. 매개 서브이미지를 8×8 의 블록으로 나눈다.
3. 매 블록에서 5가지 방향에지 중 가장 강한 에지를 추출한다. 에지가 임계값을 넘으면 5개의 방향성 에지중 하나의 에지를 가지고 임계값보다 작으면 에지가 없다고 한다.
4. 매 서브이미지에서 5가지 에지의 히스토그램을 구하여서 모두 $80(16 \times 5 = 80)$ 개의 지역 에지 히스토그램을 구하고 5가지 에지에 대해서 각 서브 이미지에서 해당 에지에 관한 히스토그램을 누적하여 5개의 전역 에지 히스토그램을 구한다.
5. 위에서 구한 80개의 지역 에지 히스토그램과 5개의 전역 에지 히스토그램으로 두 이미지 사이의 유사도를 구할 때 아래와 같은 식으로 구한다.

$$D(A, B) = \sum_{i=0}^{79} |LA[i] - LB[i]| + 5 \times \sum_{i=0}^4 |GA[i] - GB[i]| \quad (\text{식 } 2)$$

위의 식에서 LA, LB는 두 비교이미지의 지역 에지히스토그램을 표현하는데 16개의 서브 이미지들에서 5개 방향에서의 80개 에지 히스토그램의 값들을 표시하고 GA, GB는 두 비교이미지의 전역 에지히스토그램을 표현하는데 5개의 방향성 에지들이 16개 서브 이미지들에서의 히스토그램의 누적 값들을 표시한다. 즉 위의 식은 두 비교 이미지들의 전역 및 지역 에지 히스토그램의 차이를 표시함으로써 차이 값이 작으면 유사하고 차이 값이 크면 유사하지 않다는 것을 표시한다. 대부분의 경우 (식 2)로 문제를 해결할 수 있다. 왜냐하면 두 이미지 사이의 히스토그램의 유사도가 이미지의 유사도를 결정할 수 있기 때문이다. 즉 두 히스토그램 사이의 거리가 작으면 두 이미지가 비슷하고 두 히스토그램 사이의 거리가 크면 두 이미지가 서로 다르다는 것을 표현한다. 하지만 여기에 문제점이 발생한다.

즉 아래의 [그림 6]과 같은 경우 두 비교 영상의 히스토그램은 서로 다르지만 거리가 같게 나올 수 있다.

아래 그림에서의 경우 이미지 1과 이미지 2의 히스토그램 거리의 차이(30+30+20+20+20)도 120이고 이미지 1과 이미지 3의 히스토그램 거리의 차이(50+50+0+10+10)도 120이다. 하지만 이미지 2와 이미지 3의 에지 히스토그램이 서로 다르기 때문에 이는 서로 다른 이미지이다. 즉 한 이미지에 대하여 같은 거리 값이 나오는 이미지가 여러 개 나올 수 있고 이 유사도 측정 방법을 사용하면 이들은 모두 같은 유사도를 가지기 때문에 분류가 제대로 되지 않는다. 이는 해결 되어야 할 문제이다.



[그림 6] 다른 히스토그램의 같은 거리 값

또한 [그림 7]과 같은 오 분류의 경우도 나올 수 있다. [그림 7(a)]와 [그림 7(b)]의 거리는 250이고 [그림 7(a)]와 [그림 7(c)]의 거리는 252이다. 위의 거리 공식(2)에 의하면 [그림 7(a)]와 [그림 7(b)]의 유사도가 더 작기 때문에 더 유사해야 된다. 하지만 우리가 찾으려는 영상은 [그림 7(b)]가 아니라 [그림 7(c)]이다. 이와 같은 오 분류된 경우가 나타날 수 있는 것이다. 왜냐하면 두 히스토그램의 차이 값만 계산했기 때문에 히스토그램의 차이가 어느 한 부분에서만 지나치게 치우치는 경우도 있고 여러 부분에서 평균적으로 차이가 나는 경우가 있기 때문에 이런 문제를 단순히 거리 값 누적에서만 계산했기 때문에 이러한 오류가 발생할 수 있다.



[그림 7] 오 분류된 경우

이번 논문에서는 이와 같은 오 분류된 경우를 해결하기 위하여 아래와 같은 방법을 제안한다.

3.2 개선된 에지 히스토그램(IEHD)

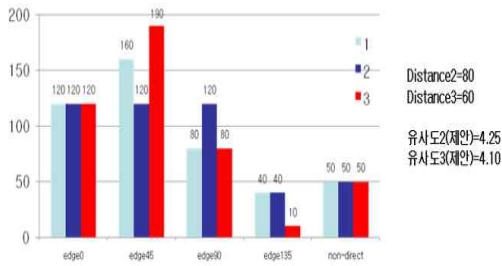
두 영상의 유사도를 구하기 위하여 두 히스토그

램의 차이 값의 누적을 사용하는 대신 이번 논문에서는 두 히스토그램 각각의 유사한 정도를 나타내는 수식을 사용한다.

$$Dis_{chd} = \sum_{i=0}^{79} \frac{\min((LA[i]), (LB[i]))}{\max((LA[i]), (LB[i]))} + \sum_{i=0}^4 \frac{\min((GA[i]), (GB[i]))}{\max((GA[i]), (GB[i]))} \quad (\text{if, } \max \neq 0)$$

(식 3)

(식 3)은 비교 이미지인 이미지 A와 이미지 B의 80개의 지역예지 히스토그램들의 최댓값과 최솟값을 구하여 유사도를 각각 1로 정규화 하여 0-80사이의 수자로 표시하고 전역예지 히스토그램도 역시 정규화 하여 0-5사이의 수자로 표시한다. 이런 방법을 사용하여 두 이미지의 유사도를 표시하는데 위의 값이 크면 클수록 더 유사한 값을 가진다. 위의 수식을 이용하면 단순히 두 히스토그램 사이의 거리를 구하는 것이 아니라 두 히스토그램이 각각 얼마나 유사한가의 정도를 나타낸다. 이렇게 함으로써 서로 다른 히스토그램에서 히스토그램의 차이 값의 누적 합이 (식 2)와 같이 같은 결과가 나오는 것을 방지 할 수 있다. [그림 6]의 결과를 (식 2)로 계산하면 둘 다 120이라는 같은 값이 나오지만 (식 3)을 통하여서는 1과 2의 유사도는 3.85이고 1과 3의 유사도는 4.16이라는 서로 다른 결과가 나오기 때문에 누적 값이 같은 결과가 나오는 것을 피면할 수 있다.

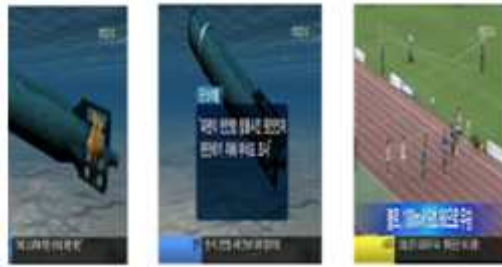


[그림 8] EHD 와 IEHD 방법의 비교

또한 [그림 8]에서와 같이 (식 2)를 사용하면 distance가 각각 80과 60이 나와서 3이 1과 더 유사한 이미지라고 판단할 수 있다. 그러나 (식 3)을

이용하면 유사도가 4.25와 4.10이 나오기 때문에 2가 1과 더 유사하다는 결과가 나온다. 이런 원리를 이용하여 [그림 7]을 (식 3)으로 계산하면 [그림 9]와 같은 결과를 얻을 수 있다.

[그림 9]는 개선된 방법으로써 우리가 원하는 결과를 얻을 수 있다. 위의 예제를 통하여 제안한 방법으로 어느 정도 문제를 개선할 수 있다는 것을 알 수 있다. 왜냐 하면 서로 다른 히스토그램에서 각각의 히스토그램들의 유사도를 구했기 때문에 이를 누적하여도 누적 값은 서로에게 영향을 주지 않고 각각의 히스토그램들의 유사도를 구한 것이기 때문에 서로 다른 값이다.



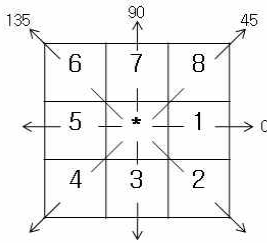
[그림 9] 개선된 방법으로 얻은 결과

3.3 Gray Level Co-occurrence Matrix

통계적 분석방법의 GLCM[7]은 그레이 레벨의 값으로 질감 특징을 추출하는 방법으로 거리와 방향이 일치하는 픽셀 쌍이 얼마나 자주 나타나는가를 표시한다. 즉 빈도수를 갖는 매트릭스로서 질감 패턴상의 그레이 레벨이 반복되는 출현 회수로서 이 매트릭스를 이용해서 공간상의 픽셀 간 의존성을 분석할 수 있다.

인접화소간의 방향은 [그림 10]과 같이 결정한다.

즉 [그림 10]에서 볼 수 있듯이 *을 기준으로 할 때 1과 5는 0도 방향의 이웃화소이고 2와 6은 135도 방향의 이웃화소이다. 3과 7은 90도 방향의 이웃화소이고 4와 8은 45도 방향의 이웃화소이다. 이와 같은 방향 설정 규칙에 의해서 한 이미지에서 각각의 이웃 화소들의 방향 관계를 구할 수 있다.



[그림 10] 인접 화소 방향 설정 셀

GLCM을 구하는 과정은 아래와 같다.

1. RGB이미지를 Gray이미지로 변환한다.
2. gray level을 정규화 한다.
3. GLCM을 결정할 거리를 정한다.
4. L_x, L_y 은 매트릭스의 행과 열로서 각각 16으로 0, 45, 90, 135도의 4개 매트릭스를 만든다.

$$\begin{aligned}
 P(i, j, d, 0^\circ) &= \#\{(k, l), (m, n) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \\
 &\quad | k-m=0, |l-n|=d, I(k, l)=i, I(m, n)=j\} \\
 P(i, j, d, 45^\circ) &= \#\{(k, l), (m, n) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \\
 &\quad | (k-m=d, |l-n|=d) \vee (k-m=d, |l-n|=d), I(k, l)=i, I(m, n)=j\} \\
 P(i, j, d, 90^\circ) &= \#\{(k, l), (m, n) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \\
 &\quad | k-m=d, |l-n|=0, I(k, l)=i, I(m, n)=j\} \\
 P(i, j, d, 135^\circ) &= \#\{(k, l), (m, n) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \\
 &\quad | (k-m=d, |l-n|=d) \vee (k-m=-d, |l-n|=d), I(k, l)=i, I(m, n)=j\}
 \end{aligned} \tag{식 4}$$

매트릭스 안의 각 원소들은 이미지의 그레이 값들이 출현 되는 빈도수 이다. 즉 $p(i,j)$ 를 매개 원소로 표시하면 i, j 는 이미지의 픽셀로서 그림 8에서 *가 i 을 표시하면 1부터 8까지는 j 를 표시한다. 그 관계를 수식으로 표시하면 (식 4)와 같다. 위의 식에서 $(k,l), (m,n)$ 은 두 이미지의 x, y 좌표 값이고 d 는 두 픽셀의 좌표 거리이며 $\#$ 는 빈도수를 나타낸다.

논문에서는 [7]에서 제안한 28개의 특징 벡터 중 아래와 같은 6개의 특징 벡터를 사용한다.

$$\begin{aligned}
 \text{Energy:} \quad f_1 &= \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \\
 \text{Contrast:} \quad f_2 &= \sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i, j) \\
 \text{Correlation:} \quad f_3 &= \frac{\sum_i \sum_j (i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \\
 \text{Variation:} \quad f_4 &= \sum_i \sum_j (i-\mu)^2 p(i, j) \\
 \text{Inverse Difference Moment:} \quad f_5 &= \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \\
 \text{Entropy:} \quad f_6 &= -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))
 \end{aligned}$$

그러므로 모두 24개의 특징 벡터를 GLCM에서 추출할 수 있고 이 24개의 특징 벡터로 GLCM 특징들의 유사도를 구하는 수식은 아래와 같다.

$$Dis_{glen} = \sum_i \frac{\min(f_i(q), f_i(d))}{\max(f_i(q), f_i(d))} \quad (i=24) \tag{식 5}$$

여기서 $f_i(q), f_i(d)$ 는 각각 질의 이미지와 테스트 이미지의 특징 값을 가리킨다.

4. 적응적 가중치 설정 방법

3.1와 3.3절에서 이미 에지 히스토그램과 GLCM 방법으로 이미지의 질감 특징을 추출하는 방법을 소개하였다. 하지만 각각의 특징 정보로는 물체를 구분함에 있어서 많이 부족하다. 왜냐하면 에지 정보는 에지들의 분포는 알 수 있지만 전체적인 이미지에서의 각 픽셀들의 공간 분포를 알 수 없어서 전체적으로 비슷한 에지 분포면 유사하다는 결과가 나오기 때문에 오 분류의 경우가 많이 나온다.

또한 GLCM방법으로는 인접된 픽셀들 간의 상호 관계는 알 수 있지만 전체적으로 비슷한 질감 특징인 이미지들 사이의 분류는 어렵다는 단점이 있다. 이런 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 개선된 에지 히스토그램과 GLCM방법을 혼합한 다중 질감특징 방법을 사용한다.

또한 색상 특징과 다중 질감 특징을 결합하여

강인한 검색 방법을 제안한다. 여러 가지 특징들을 결합하다 보면 어느 특징을 먼저 사용하여 후보 영상을 추출할지, 가중치를 어떻게 설정할지, 어느 특징이 중요하고 어느 특징이 중요하지 않은지 등 여러 가지 문제점을 발견할 수 있다.

즉 어떤 영상에서는 색상 특징이 중요하여 색상 특징에 큰 가중치를 주어야만 좋은 결과가 나오고 어떤 영상에서는 색상으로는 검색이 안 되고 질감에 큰 가중치를 두어야 좋은 검색 결과가 나오는 경우가 있는 반면 어떤 영상에서는 색상과 질감을 각각 일정한 수치로 가중치를 부여하여 혼합하여 사용하여야 좋은 결과가 나오는 경우가 있다. 영상 검색에서 여러 가지 특징을 혼합하여 사용할 때 가장 중요한 방법은 가중치를 어떻게 설정하는가 하는 것이다. 왜냐하면 가중치는 특징들의 중요도에 매우 큰 영향을 주고 이 결과는 검색에 아주 큰 작용을 하기 때문이다. 때문에 본 논문에서는 이런 문제점들을 해결하기 위하여 영상의 특징을 먼저 분석하여 그 영상에서 중요한 작용을 하는 특징이 어느 것인가를 먼저 구분한 다음 그 결과에 따라 가중치를 자동적으로 설정하는 적응적 가중치 설정방법을 제안함으로써 검색의 성능을 향상시킬 수 있다.

이번 논문에서는 질감 특징 중의 하나인 GLCM의 $\sum_i \sum_j p(i,j)^2$ 을 임계값으로 하는 방법을 제안한다. 즉 이 값은 질감의 에너지로서 질감 정보가 존재하고 또한 질감 정보가 많으면 에너지 값이 크고 질감 정보가 적으면 에너지 값도 따라서 작아진다. 때문에 이 값으로 영상의 질감 정보의 유무를 판단할 수 있다.

$$similarity = w_1 \times Dis_{co} + w_2 \times Dis_{cld} + w_3 \times Dis_{glen} \quad (식 6)$$

(식 6)은 이번 논문에서 영상을 검색하는 유사도 공식이다. 이 공식에 따르면 3개의 가중치를 각각 설정하여 특징들의 값을 찾아야 한다.

자동 가중치를 설정할 때 임계값을 $T_1, T_2 (T_1 > T_2)$ 로 설정하고 아래와 같이 세 가지 경

우를 고려한다.

첫 번째는 질감 특징 값이 중요한 경우인데 아래의 수식과 같다.

$$f_1 \geq T_1, w_1 = 0, w_2 \neq 0, w_3 = 0 \quad (식 7)$$

위의 경우는 에너지 값이 임계값 T_1 보다 큰 경우이다. 이때는 질감 특징이 중요한 부분을 차지하기 때문에 질감 특징에 큰 가중치를 두고 색상 특징은 사용하지 않는다.

두 번째는 색상 특징 값이 중요한 경우이다.

$$f_1 \leq T_2, w_1 = 1, w_2 = 0, w_3 = 0 \quad (식 8)$$

이 경우에는 에너지 값이 임계값 T_2 보다 작은 경우인데 이때는 에너지 값이 작기 때문에 질감이 거의 존재하지 않는다고 보고 질감의 가중치는 0으로 하고 색상으로만 유사도를 계산한다.

세 번째는 색상과 질감이 모두 중요한 작용을 하는 경우이다.

$$T_2 < f_1 < T_1, w_1 \neq 0, w_2 \neq 0, w_3 = 0 \quad (식 9)$$

이때는 색상과 질감이 모두 중요한 작용을 하기 때문에 어느 하나라도 없으면 좋은 결과를 얻지 못하고 모두 가중치를 부여 하여야한다.

이렇게 계산한 세 개의 가중치를 위의 (식 6)에 대입하여 유사도를 계산하고 유사도가 큰 값을 가장 유사한 이미지로 계산한다.

5. 실험 결과

본 실험에서는 AMD Athlon(tm) 64x2 Dual Core 2.70Ghz CPU, 3GB 메모리, nVIDIA GeForce 8400 GS 그래픽카드를 탑재한 컴퓨터를 사용하였으며 운영체제는 Microsoft Windows 7, 사용 툴은 Microsoft Visual Studio 2008 c++, Visual Basic이다. 실험 영상은 500여장의 256×384 해상도 크기로 정규화 된 영상[12,13]으로 같은 부류의 영상은 서로 유사한 영상들로 구성되어 있다. 그리고 500여장의 실험 영상 중 임의의 150여장의 이미지를 질의 이미지로 사용하여 실험하여 같은 부류의 영상을 검색하였으면 유사하

다고 판단하고 유사 이미지를 추출하고 유사도를 산출한다. 그리고 이미지를 추출하는데 있어 기준이 되는 시드이미지의 개수를 조절하여 검색된 이미지들로 난이도 조절이 가능한 간단한 카드게임을 제작하여 난이도별 게임 클리어 시간을 통계하여 보여주었다.

본 논문에서는 제안한 영상검색의 성능을 평가하기 위하여 여러 가지 실험을 진행하였으며 실험을 통하여 최적의 가중치와 임계값을 산출하였다.

[표 1]은 실험영상들의 질감 에너지의 통계표이다. 그림에서 볼 수 있듯이 사람, 말, 버스 등 부류는 질감 에너지의 평균이 비교적 작고 꽃과 공룡의 질감 에너지 평균은 비교적 크다. 이로부터 알 수 있는 사실은 사람, 말, 버스는 주로 색상을 이용하여 영상검색을 하거나 아니면 색상과 질감을 혼합한 방법을 사용하여 영상검색을 할 수 있고 꽃과 공룡은 주로 질감 정보를 이용하여 영상검색을 하거나 아니면 질감과 색상을 이용한 방법을 이용할 수 있다.

실험을 통하여 이번 논문에서는 임계값을 각각 $T_1 = 0.08$, $T_2 = 0.03$ 으로 정하였을 때 가장 좋은 결과를 나타냈다.

[표 1] 질감 에너지 통계표

	사람	말	꽃	버스	공룡
1	0.027221	0.059576	0.118044	0.056577	0.442554
2	0.035467	0.029623	0.071993	0.064999	0.439416
3	0.021	0.026561	0.126222	0.035499	0.306346
4	0.03028	0.036083	0.163099	0.070481	0.450282
5	0.028782	0.07702	0.294898	0.061446	0.455251
...
평균	0.034889	0.048754	0.157267	0.042904	0.406259

가중치와 임계값의 관계에 따라 (식 7,8,9)을 이용하여 아래와 같이 가중치를 설정한다.

1. 색상을 이용할 경우

$$w_1 = 1, w_2 = w_3 = 0$$

2. 질감을 이용할 경우

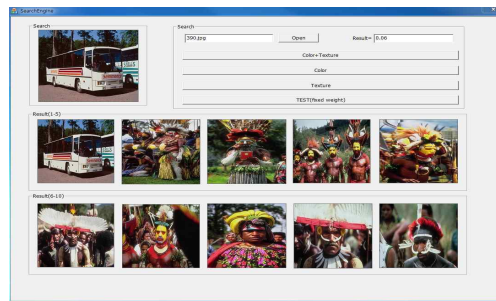
$$w_1 = 0, w_2 = 0.1, w_3 = 0.9$$

3. 색상 및 질감을 이용한 혼합 방법

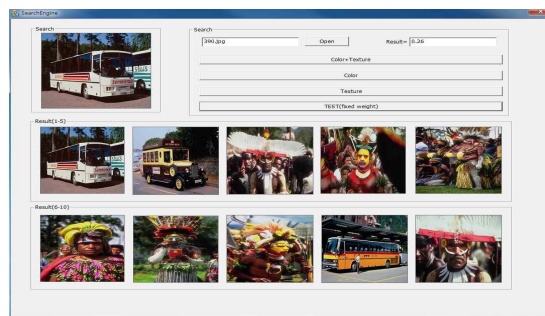
$$w_1 = 0.3, w_2 = 0.1, w_3 = 0.6$$

실험을 통하여 위에서 설정한 가중치로 가장 좋은 결과를 얻었다. 위의 색상, 질감의 가중치들을 각각 (식 6)에 대입하여 유사도를 구하고 유사도가 큰 영상들로부터 차례로 보여주면서 실험을 한 결과를 보면 아래와 같다.

[그림 11]은 색상으로만 검색한 결과이다. 그림에서 검색 결과중 상위 10개의 결과 영상을 표시하였다. 볼 수 있듯이 색상으로만 검색을 진행하면 정확도는 6%밖에 나오지 않는다. 또한 결과 영상도 상위 10개에서 1개밖에 같은 부류의 영상을 찾아내고 나머지는 잘못 찾은 영상이다.



[그림 11] 색상을 이용한 결과 영상



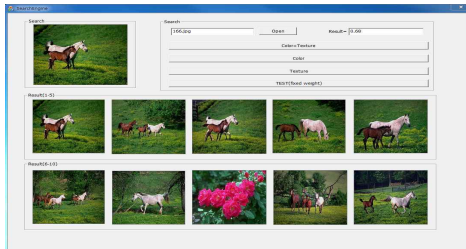
[그림 12] 색상과 질감을 이용한 결과 영상



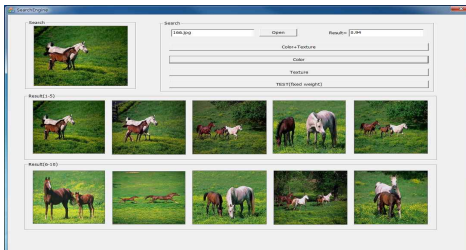
[그림 13] 제안한 방법을 이용한 결과 영상

[그림 12]는 색상과 질감을 이용한 고정 가중치 방법을 사용하여 영상을 검색한 결과이다. 결과를 보면 색상을 사용할 때보다는 다소 높은 검출 율이지만 여전히 26%라는 낮은 검출 율이다. 또한 상위 10개의 결과 영상도 제대로 찾지 못하였다.

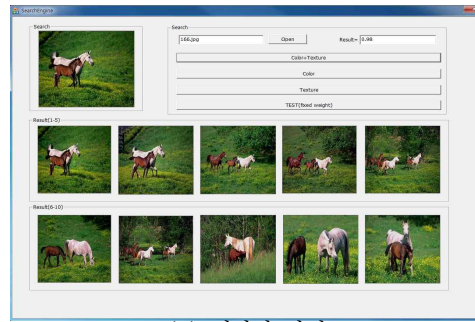
[그림 13]은 제안한 방법을 이용한 영상 검색 결과 영상으로 94%라는 높은 검출 율을 보인다. 그리고 상위 10개의 결과 영상도 역시 같은 부류의 영상으로 앞의 두 가지 방법과 비교하였을 때 좋은 방법이라는 것을 보아 낼 수 있다. 이질의 영상의 질감 에너지는 0.091로 임계값인 $T_1 = 0.08$ 보다 크기 때문에 이때는 질감을 이용한 방법을 사용한다.



(a) 질감 이용방법



(b) 색상 이용방법



(c) 제안한 방법

[그림 14] 결과 영상

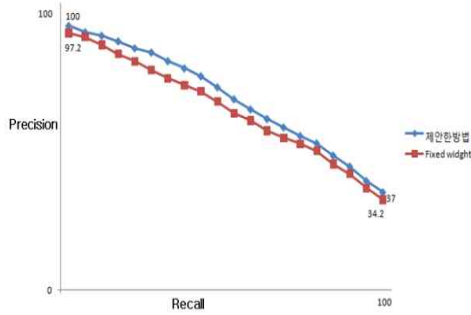
[그림 14]는 질감 에너지가 0.05인 이미지에 대하여 검색한 결과이다. 그림에서 (a)와 같이 질감으로 검색하면 68%라는 낮은 결과가 나오고 (b)와 같이 색상으로 검색하면 94%라는 다소 높은 결과가 나온다. 하지만 (c)에서 제안한 혼합 방법을 이용할 때 98%의 가장 높은 검색율과 더 유사한 영상을 검색한다는 것을 알 수 있다.

150개의 모든 질의 이미지에 대하여 검색 결과를 통계하면 아래와 같은 표로 나타낼 수 있다.

[표 2]에서는 질의 이미지에 대하여 색상, 질감, 색상과 질감을 이용한 고정가중치 방법 및 제안하는 방법에 대한 검출 율의 결과를 통계하였다. 표로부터 제안하는 방법을 사용했을 때 가장 좋은 결과가 나온 다는 것을 알 수 있다.

[표 2] 성능 평가 비교 결과

	말	꽃	버스	공룡	사람	평균
Color	91.8	37.2	79.8	55.8	84.4	69.8
Texture	65.2	92.6	74.6	98.8	57.8	77.8
Fixed weight	90.2	87.4	88	98	82.4	89.2
제안한 방법	92.6	93.2	91.8	98.8	85.6	92.4



[그림 15] Precision & Recall

또한 검색의 성능을 더 잘 평가하기 위해서 자주 사용하는 Precision과 Recall을 사용하여 그 관계를 [그림 15]와 같이 표현하였다. 그림에서 보면 제안하는 방법의 그래프가 고정 가중치를 이용한 방법보다 좀 더 이상적으로 변화하고 또한 성능이 더 우수함을 보여준다.

이상의 여러 가지 실험 결과를 분석하여 보면 제안하는 방법이 기존의 방법보다 더 좋은 검색 결과를 보여준다는 것을 알 수 있다.

제안한 방법으로 얻은 결과 이미지들을 대상으로 카드 짝 맞추기 게임을 만들어 난이도를 조절하는 예를 보면 아래와 같다([그림 16]). 게임을 시작할 때마다 임의로 카드게임을 진행할 이미지들을 추천해주기 때문에 데이터베이스 안의 많은 양의 이미지가 모두 게임 이미지가 될 수 있으므로 같은 게임이 반복되어 난이도가 낮아지는 것을 방지할 수 있다.

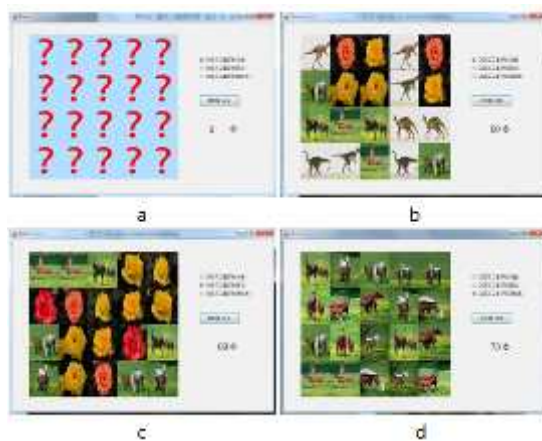


[그림 16] 카드 짝 맞추기 게임

게임의 종류는 난이도가 쉬운 게임. 난이도가 중간정도인 게임 그리고 난이도가 어려운 게임의 3가지 종류로 게임을 진행할 수 있도록 하였고 난이도가 어려운 게임은 하나의 시드이미지로 이미지 검색을 진행한 결과 이미지이기에 [그림 17](d)의 시드 이미지가 말인 이미지와 같이 한 가지 부류에 속하는 이미지들이 검색되었다. 난이도가 중간 정도에서는 2개의 시드 이미지를 사용(말, 꽃)하여 시드 이미지가 하나일 때 보다는 사용자의 이미지에 대한 분별력이 올라가 난이도가 다소 낮아지게 된다. 또한 시드 이미지를 3개로 하였을 때는 3개의 부류의 이미지이기 때문에 좀 더 쉽게 분별될 수 있으므로 난이도가 더 낮아지게 된다. 난이도 별로 유저들이 게임을 진행하는데 걸린 시간을 통계하면 아래 [표 3]과 같다.

[표 3] 시드 이미지 개수를 통한 난이도 변경 결과 (단위: 초)

시드 이미지 개수 게임 유저	3개 (쉬움)	2개 (중간)	1개 (어려움)
유저1(남)	50	69	73
유저2(남)	47	51	57
유저3(여)	50	91	114



[그림 17] 이미지 검색과 시드이미지를 이용한 난이도 조절 카드 짝 맞추기 게임
(a : 게임 기본화면, b : 3개의 시드이미지(난이도: 쉬움),
c : 2개의 시드이미지(난이도: 중간),
d : 1개의 시드이미지(난이도: 어려움))

[그림 17]과 [표 3]에서 보는 바와 같이 난이도가 올라감에 따라 카드의 이미지가 유사해 지므로 게임을 진행함에 있어서의 시간도 늘어나게 된다.

6. 결론 및 향후 진행 상황

본 논문에서는 게임에 적합한 이미지 검색을 위하여 색상 정보와 다중 질감 정보를 이용한 영상 검색 방법을 제안하였다. 기존의 EHD를 이용한 부족 점을 보완하는 개선된 IEHD방법을 사용하고 적응적으로 가중치를 설정하는 방법을 제안함으로써 조건에 따라서 색상이나 질감 혹은 색상과 질감을 이용한 방법을 사용함으로써 더 좋은 결과를 얻어냈다. 색상이나 질감과의 비교를 통하여 성능을 평가하였고 검색한 결과를 통하여 정확도를 산출하여 평가에 사용하였다. 실험에서 성능들을 평가하고 기존의 방법들과 비교를 진행하며 또한 precision/recall을 사용함으로써 색상이나 질감 각각을 이용한 방법을 사용하거나 고정된 가중치를 이용하는 방법보다 제안한 방법이 더 좋은 성능을 나타낸다는 것을 알 수 있었다.이상의 방법은 이미지를 검색하는데 있어 고정된 가중치를 사용할 때 보다 전체적인 시간이 절약될 수 있다는 것을 알 수 있었다. 다만 색상이나 질감 하나만 이용할 때 보다는 다소 많은 시간이 소요되지만 정확도면에서는 확연한 차이를 보인다. 하지만 여전히 배경화면이 복잡하거나 객체가 복잡할 경우는 정확도가 떨어지고 질감이나 색상 정보가 뚜렷하지 않으면 검색 효율이 떨어진다는 단점이 있다. 때문에 영상검색에서 중요한 특징인 모양 특징도 같이 사용한다면 보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다. 또한 검색된 유사 이미지들로 간단한 카드 짝 맞추기 게임을 만들어 난이도를 조절하면서 이미지 검색을 이용한 미니 게임을 만들어 보았고 이를 통해 영상검색 방법이 게임에도 사용 가능하다는 것을 알 수 있다.

이상의 실험을 통하여 본 방법의 유사한 이미지

검색 성능의 우수성을 입증하였다. 또한 이러한 검색 결과 이미지가 게임에 활용되기 용이한 점을 들어 이를 응용해 게임의 난이도를 조절 할 수 있는 카드 짝 맞추기 게임을 보여주었다. 앞으로 이러한 이미지 검색 추천 방법을 응용한다면 게임 내 이용되는 이미지 콘텐츠를 좀 더 능동적으로 활용 할 수 있을 것이라는 것을 기대해 볼 수 있다.

참고문헌

- [1] 안호석, 사인규, 백영민, 안윤석, 최진영 “영상 처리 기반의 가위 바위 보 게임 로봇”, 대한 전기학회 학술대회 논문집, 2008
- [2] 오갑석, 박현용 “영상처리를 이용한 게임 데이터 획득 방법”, 한국지능 시스템 학회 학술발표 논문집, 제 18권, 제 2호, 2008
- [3] C.W Ahn, S.H Kim “Design and implementation of content based color image retrieval system using color-space features”, Journal of KIISE, Vol 5, No. 5, 1999
- [4] 하정요, 최미영, 최형일 “색상과 형태를 이용한 내용기반 영상검색”, 한국컴퓨터 정보학회 논문지, 제 13권, 제1호, 2008
- [5] B.G .Prasad, K.K. Biswas and S.K.Gupta “Region-based image retrieval using integrated color, shape, and location index”, CVIU(94), No.1-3, April-June 2004, pp. 193-233.
- [6] C. S Won, D.K Park, S.J Park “Efficient Use of MPEG-7 Edge Histogram Descriptor”, ETRI Journal, Volume 24, Number 1, February 2002.
- [7] Robert M.Haralick, K.Shanmugam, Its'Hak Dinstein “Textural Features for Image Classification”, IEEE Transactions on Systems, Man And Cybernetics, Vol. SMC-3, No.6, November 1973, page 610-621
- [8] 김동우, 송영준 “퍼지 적분을 이용한 내용기반 영상검색”, 퍼지 및 지능시스템 학회 논문지, 제 16권, 제 2호, pp. 203-208, 2006
- [9] Y.K Lee “Image retrieval method using color and texture feature information”, Cheng Un University, information industry graduate school, Master's degree thesis, 2005
- [10] J.B Lee, G.H Lee, C Choi, S.M Cho, J.C

- Park, "image Retrieval using texture, color and shape based on edge information", Korean Multimedia Institute, Spring Science Presentation Papers, 2002
- [11] S.Y Shin, Y. W Rhee, "새로운 급진적/점진적 장면전환 검출", 한국 해양정보통신학회논문지, 제13권, 제11호, 2009
- [12] J Li, James Z. Wang, "Automatic linguistic indexing of pictures by a statistical modeling approach," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 9, pp. 1075-1088, 2003
- [13] James Z. Wang, J Li, G Wiederhold, "SIMPLiCity: Semantics-sensitive Integrated Matching for Picture Libraries," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 23, no.9, pp. 947-963, 2001
- [14] 야후! 꾸리기, 로빈슨 크루소2
<http://kr.kids.yahoo.com>



황 춘 화 (Huang, Chun Hua)

2004년 연변과학기술대학교 전자공학과 공학사
2009년 숭실대학교 전산학과 공학석사
관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리 등



김 계 영 (Kim, Gye Young)

1990년 숭실대학교 전산학과 공학사
1992년 숭실대학교 컴퓨터학과 공학석사
1996년 숭실대학교 컴퓨터학과 공학박사
2001년-현재 숭실대학교 컴퓨터학과 교수

관심분야 : 컴퓨터비전, 형태인식, 생체인식 증강현실 등



조 광 현 (Cho, Kwang Hyeon)

2009년 한국사이버평생교육원 컴퓨터공학과(공학사)
2009년-현재 숭실대학교 미디어학과 석사과정
관심분야 : 컴퓨터 비전, 인공지능, 게임 개발



최 형 일 (Choi, Hyung Il)

1979년 연세대학교 전자공학과 공학사
1984년 미시간대학교 전산학과 공학석사
1987년 미시간대학교 전산학과 공학박사
1987년-1999년 숭실대학교 컴퓨터학부 교수
2000년-현재 숭실대학교 미디어학부 교수

관심분야 : 컴퓨터비전, 형태인식, 생체인식 증강현실 등