

영상 식별을 위한 전역 특징 추출 기술과 그 성능 비교

양원근[†], 조아영^{**}, 정동석^{***}

요 약

영상의 유통이 활발해 지면서 증가하는 데이터베이스를 효율적으로 관리하기 위한 다양한 요구들이 생겨났다. 내용 기반 기술은 이런 요구들을 충족시켜 줄 기술 중 하나이다. 내용 기반 기술에서는 다양한 특징 방법을 이용해 영상을 표현할 수 있지만, 그 중 전역 특징 방법은 추출된 특징 벡터가 규격화 되어 빠른 정합 속도를 확보할 수 있다는 장점이 있다. 전역 특징 방법은 크게 공간적 특성을 이용한 방법과 통계적 특성을 이용한 방법으로 분류할 수 있고, 각각은 다시 컬러 성분을 이용한 방법과 밝기 성분을 이용한 방법으로 분류된다. 본 논문에서는 이와 같은 분류 방법에 따라 다양한 전역 특징 방법들을 살펴보고, 정확성 실험, 재현율-정확도 그래프, ANMRR, 특징 벡터 크기-정합시간 등을 이용해 개별 전역 특징들의 성능을 비교하였다. 실험 결과 공간적 특성을 이용한 전역 특징은 비기하학적 변형에서 특히 뛰어난 성능을 보였으며, 컬러 성분과 히스토그램을 이용한 전역 특징 방법이 가장 좋은 성능을 보였다.

A Comparison of Global Feature Extraction Technologies and Their Performance for Image Identification

Won-Keun Yang[†], Ayoung Cho^{**}, Dong-Seok Jeong^{***}

ABSTRACT

While the circulation of images become active, various requirements to manage increasing database are raised. The content-based technology is one of methods to satisfy these requirements. The image is represented by feature vectors extracted by various methods in the content-based technology. The global feature method insures fast matching speed because the feature vector extracted by the global feature method is formed into a standard shape. The global feature extraction methods are classified into two categories, the spatial feature extraction and statistical feature extraction. And each group is divided by what kind of information is used, color feature or gray scale feature. In this paper, we introduce various global feature extraction technologies and compare their performance by accuracy, recall-precision graph, ANMRR, feature vector size and matching time. According to the experiments, the spatial features show good performance in non-geometrical modifications, and the extraction technologies that use color and histogram feature show the best performance.

Key words: Global Feature(전역 특징), Performance Comparison(성능 비교), Image Identification(영상 식별)

* 교신저자(Corresponding Author): 양원근, 주소: 인천광역시 남구 용현동 인하대학교 하이테크센터 916호(402-751), 전화: 032)860-7415, FAX: 032)868-3654, E-mail: aida@inha.edu

접수일: 2010년 9월 6일, 수정일: 2010년 10월 22일

완료일: 2010년 11월 19일

[†] 정회원, 인하대학교 전자공학과

^{**} 준회원, 인하대학교 전자공학과
(E-mail: ayoung@inha.edu)

^{***} 정회원, 인하대학교 전자공학과 교수
(E-mail: dsjeong@inha.ac.kr)

※ 이 논문은 인하대학교 교내학술연구비의 지원을 받아 수행된 연구임.

1. 서 론

아이폰과 안드로이드 폰으로 대표되는 스마트폰 열풍에 기인하여, 사진 및 동영상과 같은 콘텐츠의 수요와 공급 또한 급격히 증가했다. 과거 PC에서만 가능했던 콘텐츠의 생산과 소비가 스마트 폰을 통해 언제 어디서나 가능해 졌기 때문이다. 사람들은 스마트 폰에서 획득한 사진 및 동영상을 트위터나 페이스북과 같은 서비스를 통해 공유하기도 하고, 또 다른 사람들이 등록해놓은 콘텐츠를 스마트 폰을 통해서 즐기기도 한다. 이렇게 콘텐츠의 유통이 활발하게 이루어지면서 원하는 콘텐츠를 빠르고 정확하게 찾기 위해서, 또한 효율적으로 저장된 데이터베이스를 관리하기 위한 요구들이 발생되었다.

사용자 관점의 요구는 빠르고 정확하게 원하는 콘텐츠를 찾기 위한 요구이다. 사용자는 방대한 데이터베이스에서 원하는 콘텐츠를 검색하기 위해서 다양한 검색 방법들을 필요로 한다. 키워드 기반의 검색과 더불어 자연어 검색이나, 소셜 검색, 내용 기반 검색과 같은 새로운 검색 방법들이 이런 요구에 부합되는 기술이라 할 수 있다. 또한 데이터베이스 관리자 관점의 요구는 방대한 콘텐츠를 효율적으로 관리하는 것이다. 보다 효율적인 검색 서비스를 제공하기 위해서 중복으로 등록된 데이터를 검색하여 제거하고, 연관 있는 콘텐츠를 그룹화 하여 관리하는 기술을 필요로 하게 되었다. 내용 기반 식별 기술은 이러한 다양한 요구를 동시에 충족시킬 수 있는 기술 중 하나이다.

내용기반 영상 식별은 영상에서 추출한 특징 벡터만을 이용해서 영상들의 연관성을 판단하는 기술이다. 이상적인 영상 식별 기술은 변형되거나 영상의 일부분만 남아 있는 영상을 원본 영상과 연관성이 있다고 판단하는 반면, 유사한 영상은 다른 영상으로 판단할 수 있어야 한다. 이 기술에서는 부가 정보 없이 영상에서 추출한 특징 벡터만으로 판별을 해야 하기 때문에 특징 벡터의 추출 기법에 따라서 성능에 영향을 미친다.

영상에서 특징 벡터를 추출하는 방법은 크게 지역 특징 추출 방법과 전역 특징 추출 방법이 있다. 지역 특징 추출 방법은 먼저 영상에서 관심 점이나 관심 영역을 찾고, 관심 점 주변이나 관심 영역에서 특징을 추출하는 방법이다. 대표적인 지역 특징 방법으로는 SIFT[1]와 SURF[2]가 있다. 지역 특징 방법은 영상

에 기하학적 변형이 가해졌거나, 또는 영상의 일부분만으로도 원본 영상과의 연관성을 비교적 잘 판단할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 지역 특징 방법은 수많은 관심 점이나 관심 영역을 일대일로 비교해야 하기 때문에 정합 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 정합 시간이 오래 걸린다는 것은 대용량의 데이터베이스가 필요한 시스템에서는 치명적인 약점이 된다.

반대로, 전역 특징 추출 방법은 영상 전체에서 특징을 추출한다. 이 때 추출된 전역 특징 벡터는 규격화된 형태를 가지게 된다. 즉, 영상의 크기나 가로와 세로의 비율 등에 관계없이 동일한 크기와 형태의 특징 벡터가 추출된다. 이렇게 추출된 특징 벡터는 L1 거리나 해밍 거리 방법 등 간단한 정합 방법을 통해 한 번에 비교가 가능하기 때문에 빠른 정합 속도를 확보할 수 있고, 이는 대용량의 데이터베이스를 이용한 시스템에 적용하기 적합하다.

영상의 특징 추출 방법은 주로 내용 기반 영상 검색 분야에서 연구되어 왔다. 내용 기반 영상 검색은 영상에서 추출한 특징 정보를 이용해서 유사한 영상을 찾아내는 기술으로써, 개별 특징들의 성능 역시 내용 기반 영상 검색의 범위에서 평가되어 왔다[3]. 반면에 영상 식별은 영상 검색과는 조금 다른 개념으로, 유사한 영상이 아닌 동일하지만 변형된 영상을 구분해 내는 것이다. 본 논문에서는 다양한 전역 특징 추출 방법을 살펴보고, 이들이 영상 식별 시스템에서는 어떤 성능을 보이는지를 확인한다. 또한 많은 특징 추출 기법 들은 저마다 다른 실험 환경과 다른 실험 데이터베이스를 이용하여 성능이 평가 되었기에 객관적으로 그 성능을 비교해 볼 수 없었다. 이에 본 논문에서는 대용량을 가산한 동일한 데이터베이스와 동일한 실험 조건으로 다양한 전역 특징 방법에 적용하여 객관적으로 성능을 비교해 볼 수 있도록 하였다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 본 논문의 2장에서는 전역 특징을 분류하고, 개별 전역 특징 추출 방법에 대해 서술한다. 그리고 여러 전역 특징들의 성능을 비교 분석하기 위한 실험 방법 및 실험 결과를 3장에 기술하고, 마지막으로 4장에서는 전체적인 결론을 내린다.

2. 전역 특징 추출 방법

전역 특징은 크게 공간적 특성을 이용하는 방법과

통계적 특성을 이용하는 방법으로 구분될 수 있다. 또한 각각은 다시 사용하는 정보의 종류에 따라서 컬러를 이용한 방법과 밝기 성분만을 이용한 방법으로 나누어진다. 공간적 특성을 이용하는 방법은 먼저 영상을 일정한 영역으로 구획하고 구획된 영역에서 특징을 추출한다. 이렇게 추출된 특징 값들은 이산 코사인 변환(DCT)과 같은 특징 변환을 거치거나, 혹은 다른 구역과의 연관성을 비교하는 방식으로 최종 전역 특징 벡터를 구성한다. 반면에 통계적 특성을 이용하는 방법은 우선 영상의 모든 화소를 기준으로 특징 값을 추출하고, 이렇게 추출된 특징 값은 히스토그램을 구성하거나, 1차, 2차 모멘트와 같은 통계적 방법에 의해 전역 특징 벡터로 서술된다. 본 논문에서는 그림 1과 같이 전역 특징을 네 가지로 분류하고 대표적인 전역 특징들을 소개한다.

2.1 밝기 성분과 공간적 특성을 이용한 전역 특징

밝기 성분과 공간적 특성을 이용한 방법으로, 내용 기반 복제 검출에 사용하기 위한 이산 코사인 변환과 순서 행렬을 이용한 전역 특징 추출 방법(OM)이 [4]에서 소개되었다. 이 방법은 먼저 영상을 8×8개의 블록으로 구획하고 각각의 구획된 영역에서 평균 밝기 값을 추출한다. 추출된 평균 밝기 값에 이산 코사인 변환을 수행하고, 계산된 교류(AC) 성분 계수 값들에 순서 행렬 방법을 적용해 최종 전역 특징을

추출한다. 이 방법은 이산 코사인 변환을 통해서 뒤집기(flip)와 같이 영상에 가해질 수 있는 기하학적 변형에 강인하고, 순서 행렬 방법에 의해서 영상에 가해질 수 있는 비기하학적 변형에 강인하도록 고안되었다.

영상 복제 검출에 사용하기 위한 또 다른 전역 특징 추출 방법(TR)이 [5]에서 제안되었다. 이 방법은 기존의 격자 기반 방법으로부터 만들어졌다[6]. 이 새로운 격자 기반 전역 특징 추출 방법은 영상을 가로와 세로의 비율을 유지한 채 짧은 쪽의 길이를 256으로 정규화 하는 것으로 시작한다. 이렇게 정규화된 이미지의 중앙 영역을 256×256 크기로 잘라내어 특징 벡터 추출에 사용하는데, 이는 영상의 중요한 대상이 대부분 중앙에 위치한다는 점을 이용했기 때문이다. 잘라낸 영상은 다시 16×16 크기의 블록으로 구획되는데, 이 때 서로 인접하는 블록끼리 8화소가 겹쳐지도록 구획한다. 구획을 마치게 되면 전체 영상은 31×31개의 블록으로 구획되고, 구획된 각각의 블록에서 평균 밝기, 평균 에너지, 특이 에너지의 3가지 특징 값을 계산한다. 또한 구획된 블록들은 그림 1과 같이 중심에서부터 거리가 같은 블록들끼리 그룹을 형성하고, 각각의 그룹마다 3가지 특징 값의 평균과 표준 편차를 각각 계산한다. 마지막으로 그림 2의 순서에 따라서 현재의 값이 다음 값보다 작으면 1을, 그렇지 않으면 0을 할당하여 비트열을 만든다. 앞서

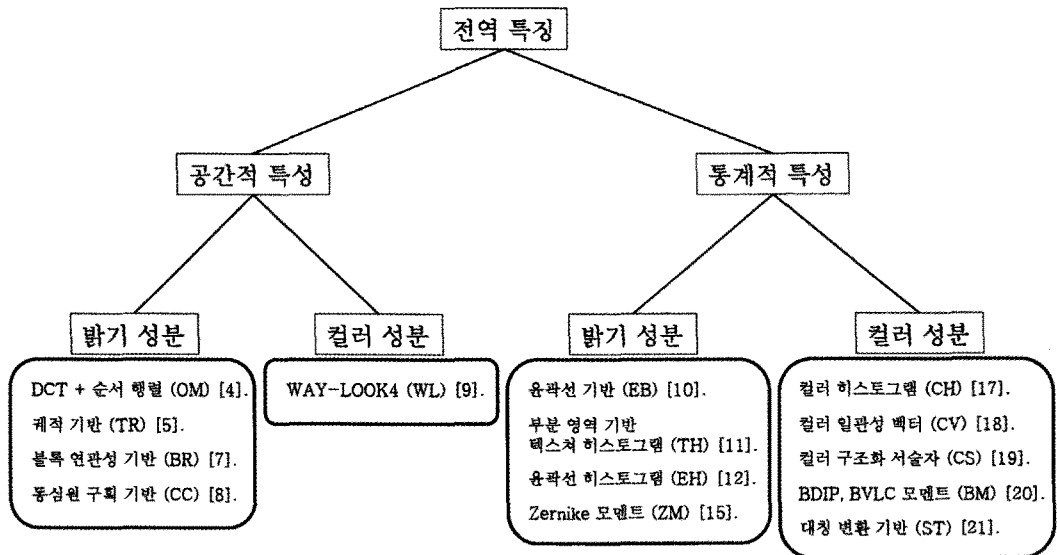


그림 1. 전역 특징의 분류.

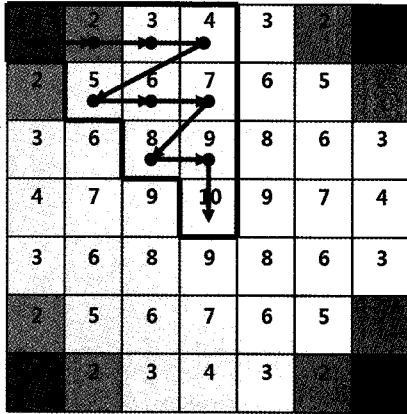


그림 2. 특징 추출을 위한 블록 구획과 그룹 순서화(4).

3가지 특징 값을 이용해 평균과 표준 편차를 구했기 때문에 비트열은 총 6개가 된다.

또 다른 특징은 블록 연관성 기반 특징(BR)이다 [7]. 2006년 소개된 이 특징은 밝기 성분만을 이용해 영상을 가로와 세로로 각각 8등분 하여 같은 크기의 블록 64개를 생성한다. 그 다음으로 각각의 블록에서 평균 밝기 값을 계산한 후, 각각의 블록을 대상으로 주변 8개 블록과의 밝기 차이를 비교한다. 이 특징은 영상에 변형이 가해진 경우에도 블록의 밝기 값은 변하지만, 주변 블록의 밝기 값도 동시에 변하기 때문에 그 연관성은 변하지 않을 것이라는 가정을 기반으로 만들어졌다. 만약 비교 대상 블록의 밝기 값이 중심 블록의 밝기 값보다 작은 경우에는 1을, 반대로 큰 경우에는 0을 할당한다. 주변에 있는 비교 블록이 8개씩이기 때문에, 각각의 블록은 8비트의 특징 값을 가지게 되고 총 512비트의 특징 값이 영상의 최종 전역 특징으로 추출된다.

마지막으로 살피볼 특징은 동심원 구획 기반 전역 특징 방법(CC)이다[8]. 대부분의 비기하학적 변형과 회전, 뒤집힘과 같은 일부 기하학적 변형에서 매우 높은 성능을 보이는 이 특징 방법은 궤적 기반 특징 추출 방법과 동일하게 영상을 정규화 하는 것부터 시작한다. 가로와 세로의 비율을 유지한 채로 짧은 쪽 길이를 256화소로 하여 영상을 정규화 하고, 모든 화소의 밝기 성분을 추출한다. 이렇게 정규화 된 영상의 중앙을 기준으로 가장 큰 동심원의 지름이 256 화소가 되도록 여러 개의 동심원으로 영상을 구획한다. 각각의 구획된 환 영역은 다시 각도 방향으로 여러 개의 영역으로 구획된다. 그림 3은 이렇게 구획된

영역의 모습이다.

다음으로 구획된 영상에서 4가지 특징 값을 추출한다. 4가지 특징 값은 각각 평균 밝기 분포, 평균 밝기 분포의 1차 미분, 대칭 차이 분포, 순환 차이 분포이다. 각각의 특징 값들은 원의 안쪽부터 바깥쪽의 순서로 정렬된 후 비트열로 만들어진다. 이 특징은 동심원을 기본 구획으로 사용했기 때문에 회전 변형에 강인한 특징이 추출될 수 있고, 또한 비트열로 특징을 추출하기 때문에 해밍 거리를 이용한 매우 빠른 정합을 수행할 수 있다.

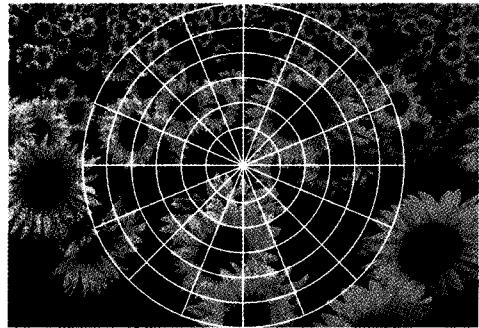


그림 3 동심원 구획.

2.2 컬러 성분과 공간적 특성을 이용한 전역 특징

공간적 특징을 이용하는 다른 방법들이 밝기 성분만을 사용하는데 비해 WAY-LOOK4 전역 특징 추출 방법(WL)은 컬러 성분을 이용한다[9]. 이는 컬러 성분이 텍스처와 더불어 이미지를 표현하는 가장 효율적인 특징이기 때문이다. 먼저, 영상은 400×400 크기로 정규화 되고 중심을 기준으로 7개의 동심원으로 구획된다. 각각의 환 영역은 다시 각도에 따라 몇 개의 영역으로 구획되는데, 이 때 각도에 따라 구획되는 영역의 개수는 $8 \times index$ 가 된다. 즉, 가장 가운데 영역은 8개의 영역으로 구획되고, 두 번째는 16, 세 번째는 24의 영역으로 각각 나누어진다. 이렇게 구획하는 이유는 각각의 구획된 세부 영역의 크기를 비슷하게 만들기 위해서이다. 다음으로, 각각의 세부 영역에서 평균 빨강, 초록, 파랑 컬러 값을 각각 구한다. 또한, 회전에 불변한 특징을 추출하기 위해서 개별 환 영역에 속해 있는 세부 영역들의 컬러 값은 반 시계 방향으로 오름차순 정렬된다. 이렇게 해서 각각의 컬러 별로 224개의 값을 가지는 특징 벡터가 추출된다. 이 특징은 컬러라는 많은 정보를 이용해

특징을 추출하기 때문에 비교적 안정된 특징을 추출할 수 있다는 장점은 있지만, 원형 구획과, 정렬 등에 의해 특징의 추출 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다.

2.3 밝기 성분과 통계적 특성을 이용한 전역 특징

밝기 성분과 통계적 특성을 이용한 방법으로는 먼저 윤곽선 기반 전역 특징 방법(EB)이 있다[10]. 윤곽선은 사람이 물체를 인식할 때 가장 중요한 특징 중 하나이다. 윤곽선 기반 방법은 우선 밝기 영상에서 모든 화소에 대해 해당 화소가 윤곽선 화소인지 아닌지를 검사한다. 윤곽선 화소의 검사는 그림 4의 마스크를 이용해서 수행된다.

검사하고자 하는 화소를 중심 e 에 위치시키고 식 1에 의해 윤곽선 값 ev 를 계산한다.

$$ev = \sqrt{(b-a)^2 + (d-c)^2} \tag{1}$$

만약 윤곽선 값이 임계값보다 큰 경우 해당 화소는 윤곽선 화소로 결정되고, 윤곽선 영상에 1(true)을 할당한다. 반대의 경우에는 0(false)을 할당해 윤곽선 영상을 구성한다. 다음은 윤곽선 영상에서 고립된 윤곽선 화소는 제거해 주는 작업을 수행한다. 만약 윤곽선 화소 주변 8방향에 윤곽선 화소가 존재하지 않는 경우 고립된 윤곽선 화소로 간주하고 제거한다. 이렇게 구성된 윤곽선 영상은 그림 5와 같이 구획된 후 구획된 개별 영역에서 화소 특성과 관계 특성을 계산한다[10].

다음으로 소개하는 특징은 부분 영역 기반 텍스처 히스토그램 특징(TH)이다[11]. 이 방법은 영상의 주방향 성분을 먼저 계산한다. 주방향 성분을 계산하기 위해서 모든 화소에서 x 방향의 변화량과 y 방향의 변화량을 계산한 후, 식 2를 이용한다.

$$D = \arctan \frac{\sum_{ij} dy_{i,j}}{\sum_{ij} dx_{i,j}} \tag{2}$$

식 2에서 i, j 는 (i, j) 화소를 의미하고, $dx_{i,j}, dy_{i,j}$ 는

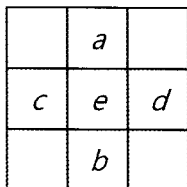


그림 4 윤곽선 화소를 판단하기 위한 마스크 예제(9).

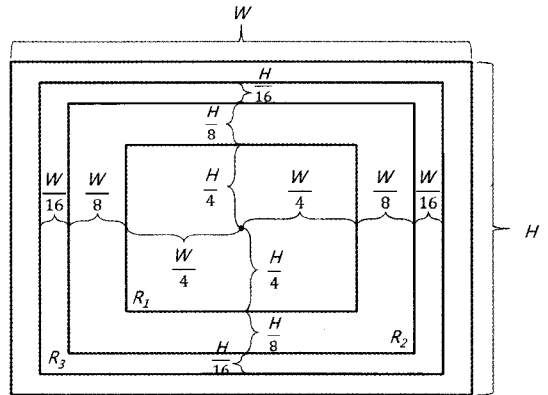


그림 5. 영역 크기들의 예제(9).

각각 (i, j) 위치에서의 x 방향 변화량, y 방향 변화량을 의미한다. 영상의 주방향 성분이 결정되면 다시 각 화소 위치에서 변화량의 크기와 방향을 식 3과 식 4에 의해서 계산한다.

$$m_{i,j} = \sqrt{dx_{i,j}^2 + dy_{i,j}^2} \tag{3}$$

$$d_{i,j} = \arctan \frac{dy_{i,j}}{dx_{i,j}} - D \tag{4}$$

변화량의 방향은 45도의 간격으로 총 8개의 방향으로 나누어진다. 다음으로, 다시 영상을 8×8 개의 영역으로 구획하고, 각각의 부분 영역에서 8개의 방향 성분을 공간으로 가지는 텍스처 히스토그램을 구성한다. 히스토그램을 구성할 때 히스토그램에 누적되는 값은 해당 화소의 변화량 크기 값이 된다. 이 특징은 영상의 주방향에 의해서 특징 벡터가 계산되기 때문에 회전에 불변한 특징을 추출할 수 있다.

또 다른 밝기 성분과 통계적 특징을 이용한 전역 특징은 MPEG-7의 윤곽선 히스토그램 특징(EH)이다[12]. MPEG-7에서는 영상 검색 등에 사용하기 위한 다양한 영상 서술자를 표준화 했고, 그 중 텍스처 특징에 속하는 윤곽선 히스토그램 특성은 다양한 분야에 사용되면서 그 성능을 검증 받은 영상 서술자이다[13,14]. 먼저 영상을 4×4 개의 영역으로 구획하고, 각각의 영역에서 윤곽선의 5가지 방향성 히스토그램을 구한다. 5가지 방향성은 그림 6과 같이 수직 방향, 수평 방향, 45도 방향, 135도 방향의 방향성분과 어느 방향에도 속하지 않는 경우 방향 없음으로 구분한다.

다음으로 살펴볼 특징은 Zernike 모멘트를 이용한 방법(ZM)이다[15]. 모멘트는 수치적 표현에 의해서 영상의 특징을 나타내는 방법 중 하나이다. 특히

Zernike 모멘트는 회전에 불변한 특성이 있고, 영상 표현 능력, 정보 중복도, 잡음 특성이 다른 모멘트에 비해 우수하기 때문에, 패턴 인식 시스템 또는 내용 기반 영상 검색 시스템 등에서 널리 사용되고 있는 특징이다[15]. Zernike 모멘트는 평면의 단위 원상에서 완전히 직교하는 복소수 다항식 집합으로 정의된다[16]. Zernike 모멘트는 그 강력한 특징 때문에 널리 사용되긴 하지만 정의식이 복잡하기 때문에 많은 연산이 필요하다는 단점이 있다. 따라서 작은 크기의 영상이나 로고와 같이 단순한 영상을 표현하는데 주로 사용된다.

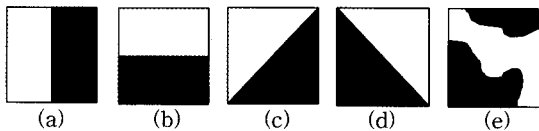


그림 6. 윤곽선의 5가지 방향 (a) 수직 방향, (b) 수평 방향, (c) 45도 방향, (d) 135도 방향, (e) 방향 없음[12].

2.4 컬러 성분과 통계적 특성을 이용한 전역 특징

컬러 성분과 통계적 특성을 이용한 전역 특징 중 가장 간단한 예는 컬러 히스토그램(CH)이다[17]. 일반적인 히스토그램은 특정 밝기 값의 빈도수를 나타내는 특징이다. 이를 컬러 공간으로 확장한 것이 컬러 히스토그램이다. 다만 모든 컬러를 히스토그램의 공간으로 사용하기에는 컬러의 수가 너무 많기 때문에 적당한 개수로 컬러 양자화를 수행한 후 컬러 히스토그램을 구성한다. 영상의 모든 화소값은 양자화되어 하나의 컬러 인덱스를 가지게 되고, 각각의 인덱스에 해당하는 화소가 몇 개 인지를 계산하여 컬러 히스토그램을 만든다. 다만, 컬러 값은 변형에 민감하기 때문에 일정 영역의 대표 컬러 값으로 히스토그램을 구성하기도 한다.

다음으로 살펴 볼 방법인 컬러 일관성 벡터는 특정 컬러의 응집 정도를 계산하여 특징으로 사용하는 방법(CV)이다[18]. 먼저 전처리로 잡음에 의한 영향을 최소화하기 위해서 가우시안 블러링을 해준 후에 영상을 컬러 양자화 한다. 다음으로 각각의 화소들이 일관성 특징을 가지는지, 아닌지를 조사한다. 해당 화소가 어떤 그룹에 속해 있고, 이 그룹이 해당 화소와 같은 화소값을 가지고 있다면 해당 화소는 일관성 특징을 가지고 있다고 판단할 수 있다. 이를 위해서

양자화 된 영상에 라벨링을 통해 같은 색상의 영역을 구분해 주고, 이렇게 구분된 영역의 크기를 각각 저장한다. 다음으로 영역의 크기에 임계값을 정해, 모든 색상마다 임계값보다 작은 영역의 개수와 임계값보다 큰 영역의 개수를 벡터로 만들어 특징으로 이용한다.

MPEG-7의 컬러 구조 서술자(CS)도 통계적 특징을 이용한 전역 특징 중 하나이다[19]. 일반적으로 히스토그램은 특정 컬러 또는 밝기 값의 빈도수만을 특징으로 이용할 뿐, 컬러의 공간적 위치는 고려하지 않는다. 따라서 그림 7과 같이 서로 다른 영상임에도 동일한 히스토그램이 만들어지곤 한다.

히스토그램의 이런 단점을 보완하기 위해 컬러 구조 서술자에서는 구조 요소를 설정하고 이 구조 요소를 통해 컬러의 공간적 위치정보를 고려하여 특징을 추출한다. 히스토그램이 하나의 화소를 보고 화소값에 의해 히스토그램의 특정 공간의 빈도수를 1 증가시키는 것에 비해, 컬러 구조 서술자는 기준 화소 위에 구조 요소를 겹쳐놓고 그 안에 존재하는 모든 컬러에 해당하는 히스토그램 공간의 빈도수를 동시에 1 증가시킨다. 이렇게 해서 생성된 히스토그램을 최종 특징 벡터로 이용한다.

역확률의 블록차(BDIP)와 국부 연관계수의 블록 변화(BVLC) 모멘트를 이용한 영상 검색 방법(BM)이 2003년에 소개 되었다[20]. BDIP는 지역 밝기 변화를 측정하기 위해 사용되었고, BVLC는 지역 텍스처의 매끄러운 정도를 측정하기 위해 사용되었다. 이 방법은 먼저 영상을 2x2 크기의 블록으로 구획한 후 각각의 블록에서 식 5에 의해서 BDIP를, 식 6, 식 7에 의해서 BVLC값을 각각 계산한다.

$$BDIP = M^2 - \frac{\sum_{(i,j) \in B} I(i,j)}{\max_{(i,j) \in B} I(i,j)} \tag{5}$$

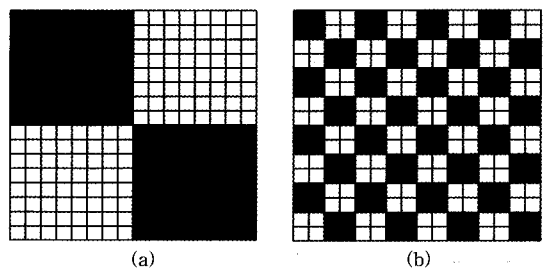


그림 7. 히스토그램 예제 영상

$$\rho(k,l) = \frac{\frac{1}{M^2} \sum_{(i,j) \in B} I(i,j)I(i+k, j+l) - \mu_{0,0}\mu_{k,l}}{\sigma_{0,0}\sigma_{k,l}} \quad (6)$$

$$BVLC = \max_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)] - \min_{(k,l) \in O_4} [\rho(k,l)] \quad (7)$$

$$O_4 = \{(0,1), (1,0), (1,1), (1,-1)\}$$

식 5에서 B 는 블록을, M 은 블록의 크기를 각각 나타내고, $I(i,j)$ 는 (i,j) 위치의 화소값을 나타낸다. 또한 식 6에서 $\mu_{0,0}$ 과 $\sigma_{0,0}$ 은 각각 기준 블록의 평균과 표준편차 값을 의미하고, (k,l) 은 x 축 방향으로 k 만큼, y 축 방향으로 l 만큼 이동한 블록을 의미한다. 따라서 $\mu_{k,l}$ 과 $\sigma_{k,l}$ 은 이렇게 이동한 블록의 평균과 표준편차가 된다. 영상에서 BDIP와 BVLC 값을 계산했으면, 이 값들의 1차, 2차 모멘트 값에 의해서 최종 특징이 구성된다.

마지막으로 대칭 변환을 이용한 전역 특징 방법 (ST)이 있다[21]. 이 방법은 영상의 모든 화소를 기준으로 대칭 변환을 비롯한 3가지 변환을 통해 3가지 특징 값을 추출해 내고, 추출한 값들을 양자화 한 후 3차원 히스토그램의 형태로 최종 특징을 구성한다. 3가지 변환에는 2개의 텍스처 특징과 1개의 컬러 특징을 포함한다.

3. 성능 평가 실험 및 결과 고찰

본 논문에서는 다양한 전역 특징들을 살펴보고, 각각의 특징들이 대용량의 데이터베이스를 가지는 영상 식별에서 어떤 성능을 가지는지 보인다. 이를 위해서 가상의 대용량 데이터베이스를 구성하고 데이터베이스에서의 정확성, 재현율-정확도 그래프, ANMRR, 특징벡터 크기-정합시간 등을 통해서 개별 특징들의 특성을 살펴보고 성능을 비교 평가하였다.

3.1 데이터베이스 구성

영상 식별용 대용량 데이터베이스를 구성하기 위해서 Art Explosion CD로부터 10,000장의 영상을 획득하였다. 획득한 영상에는 다양한 해상도를 가지는 동물, 식물, 탈것, 문화, 스포츠 등 다양한 분야의 영상들이 포함되어 있다. 이렇게 획득된 영상의 중앙부분을 영상의 가로 세로 비율에 따라서 750×600 또는 600×750 크기로 잘라내어 원본 영상을 구성한다. 영상의 중앙만을 사용하는 이유는, 변형 영상을 만드

는 과정에서 기하학적 변형이 가해질 경우 발생할 수 있는 공백으로 인한 검은 영역을 방지하기 위해서이다. 원본 영상의 구성이 끝나면 영상에 비기하학적, 기하학적 변형을 가해 각각의 원본 영상들의 변형 영상을 구성한다. 변형의 종류는 비기하학적, 기하학적 변형을 포함해 17종류의 43가지이고, 이는 표 1과 같다.

3.2 정확성 실험

정확성 실험은 각각의 특징 벡터들이 얼마나 변형 영상들을 잘 찾아내는 지를 평가하는 실험이다. 이 실험은 다음의 과정으로 진행된다. 먼저 한 장의 변형된 영상을 질의 영상으로 하여 10,000장의 원본 영상 중 가장 유사한 영상을 검색한다. 이렇게 검색된 영상이 질의 영상의 원본 영상일 경우 정확성을 1 증가한다. 모든 변형 영상을 질의 영상으로 하여 같은 실험을 반복한 후 특징 변형에 대한 정확성 값을 계산한다. 다음으로 모든 변형에서 같은 실험을 반복한 후 평균 정확성 값을 계산한다. 표 2와 표 3은 각각 공간적 특성을 이용한 전역 특징과 통계적 특성을 이용한 전역 특징의 정확성 실험 결과를 보여준다.

실험 결과에서 공간적 특성을 이용한 전역 특징의 경우에는 비기하학적 변형에서 매우 우수한 결과를 보이는 것을 알 수 있다. 그러나 기하학적 변형에서는 반대로 매우 취약한 결과를 보인다. 이는 공간적 특성은 특징들의 위치 관계를 중요한 요소로 사용하는데, 기하학적 변형에서는 위치 관계에 변형이 발생하기 때문에 중요한 요소가 오히려 방해가 되는 상황이 발생하기 때문이다. 반면, 통계적 특성을 이용한 전역 특징의 경우에는 모든 변형에서 비교적 높고 고른 성능을 보이고 있음을 알 수 있다. 다만, 컬러 정보를 이용한 경우에는 monochrome과 같은 흑백 변환이나, 컬러에 손상을 미치는 color reduction, 그리고 화소 값을 크게 변화시키는 brightness change 등에 약한 결과를 보인다. 또한 통계적 특성 중에서도 모멘트나 특정 변환과 같은 특성 보다는 히스토그램을 통한 방법이 더 좋은 결과를 보임을 알 수 있다.

3.3 재현율-정확도 (Recall-Precision) 그래프

재현율-정확도 그래프는 영상 검색 분야에서 특징의 성능을 평가하기 위해 사용되는 측정방법이다.

표 1. 실험에 사용된 변형들

	변형	Light	Medium	Heavy
비기하학적 변형	Gaussian Noise	Std dev. 4.0	Std dev. 8.0	Std dev. 16.0
	Blur	Mask 3x3	Mask 5x5	Mask 7x7
	Brightness change	+10%	+20%	+25%
	Color Reduction	24bits -> 16bits	24bits -> 8bits	none
	JPEG compress	Quality 80	Quality 60	Quality 30
	Monochrome	O	none	none
	Auto Level	O	none	none
기하학적 변형	Scale	-10%	-30%	-50%
	Flip	O	none	none
	Simple Rotation	90°	180°	270°
	Random Crop	90%(remained)	77%(remained)	60%(remained)
	Perspective	4°	6°	10°
	Aspect Ratio Change	4:3 -> 16:9	4:3 -> 6:3	none
	Skew	4°	6°	10°
	Rotation	10°	25°	45°
	Translation	10%	20%	30%
	Combination(crop+scaling)	C:90%, S:80%	C:90%, S:65%	C:84%, S:50%

먼저 이 실험에서 한 장의 원본 영상과 그 원본 영상의 43가지 변형 영상들을 ground truth로 설정한다. 그 다음 전체 영상(440,000) 데이터베이스에서 하나의 원본 영상을 질의 영상으로 검색을 수행했을 때 ground truth 영상들이 얼마나 많이 검색되는지를 식 8에 의해서 계산하고, 이를 이용해 재현율-정확도 그래프를 구성한다.

$$\text{재현율} = \frac{\text{검색된 영상 중 연관있는 영상의 수}}{\text{연관있는 영상의 수}}$$

$$\text{정확도} = \frac{\text{검색된 영상 중 연관있는 영상의 수}}{\text{검색된 영상의 수}}$$

그림 8은 각각의 전역 특징들의 재현율-정확도 그래프이다.

재현율-정확도 그래프에서의 성능 평가는 보통 동일한 재현율에서는 정확도가 높을수록, 동일한 정확도에서는 재현율이 높을수록 좋은 알고리즘이라고 평가할 수 있다. 앞서 정확도 실험에서 밝힌 바와 같이 공간적 특성을 이용한 특징의 경우 비기하학적 변형에서는 뛰어난 성능을 보임에 비해 기하학적 변형에서는 매우 나쁜 결과를 보이기 때문에 0.6-0.7의 재현율 사이에서 그래프가 급속히 하강하는 것을 볼 수 있다. 또한, 가장 좋은 성능을 보인 것은 대칭 변환

을 이용한 전역 특징이며, 컬러 일관성 벡터, 컬러 히스토그램, 컬러 구조 서술자 등과 같은 히스토그램 기반의 특징이 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

3.4 Average Normalized Modified Retrieval Rank (ANMRR)

ANMRR은 MPEG-7에서 서술자들의 성능을 평가하기 위해 사용된 성능측정방법이다[18]. ANMRR은 질의 영상에 대해 얼마나 많은 정답(ground truth) 영상이 있는지를 찾고, 또 찾아진 정답 영상의 순위가 얼마나 높은지를 측정할 수 있다. 성능이 좋은 특징일수록 ANMRR 값은 낮게 계산된다. 그림 9는 전역 특징들의 ANMRR을 측정한 결과이다.

실험 결과 대칭 변환을 이용한 전역 특징 방법[21]이 정확성 실험과 마찬가지로 가장 좋은 결과를 보였으며, 정확성 실험의 결과가 좋은 전역 특징이 ANMRR 역시 좋은 결과를 보였다.

3.5 특징 벡터의 크기와 정합 시간 비교

특징 벡터의 크기와 정합 시간은 전역 특징들을 대용량 데이터베이스에 적용할 수 있을지 판단하기 위해 측정된다. 특징 벡터의 크기가 클수록 정확한

표 2. 공간적 특성을 이용한 다양한 전역 특징들의 정확성 실험 결과(%).

변형	밝기 성분				컬러 성분
	OM[4]	TR[5]	BR[7]	CC[8]	WL[9]
addGaussian(4)	99.99	99.99	100.00	100.00	99.99
addGaussian(8)	99.99	99.98	99.98	99.99	99.97
addGaussian(12)	99.98	99.97	99.96	99.95	99.97
blur3×3	100.00	99.98	99.99	100.00	100.00
blur5×5	100.00	99.97	99.99	100.00	100.00
blur7×7	100.00	99.98	99.99	99.98	100.00
bright10	99.95	100.00	99.96	99.99	80.71
bright20	99.89	99.98	99.76	99.97	23.50
bright25	99.82	99.97	99.61	99.95	12.50
color_reduction8	99.99	99.95	99.98	99.94	99.91
color_reduction16	99.98	100.00	99.95	100.00	99.84
compress_qf80	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
compress_qf60	100.00	100.00	99.98	100.00	100.00
compress_qf30	99.98	99.98	99.97	99.96	100.00
monochrome	100.00	100.00	99.99	100.00	50.92
autolevel	99.99	100.00	99.99	100.00	87.78
scale10	99.97	100.00	100.00	100.00	100.00
scale30	99.97	100.00	99.98	99.99	100.00
scale50	99.97	99.97	99.98	99.99	100.00
flip	100.00	99.97	2.84	100.00	99.97
simple_rot90	0.32	99.97	0.08	100.00	59.05
simple_rot180	99.96	99.95	0.48	99.99	100.00
simple_rot270	0.31	99.97	0.08	99.99	59.09
crop90	31.47	22.72	89.93	1.38	71.52
crop77	0.55	0.81	12.01	0.24	9.59
crop60	0.13	0.12	0.88	0.09	1.48
perspective4	56.04	8.58	86.61	2.71	68.99
perspective6	13.92	2.83	48.94	1.62	31.62
perspective10	7.52	1.41	6.19	0.49	9.64
size_reduction(case1)	99.98	24.82	99.99	20.93	100.00
size_reduction(case3)	99.99	12.33	99.98	14.31	100.00
skew4	99.58	99.30	99.85	99.44	99.95
skew6	97.50	86.50	99.54	89.91	99.89
skew10	73.58	48.48	97.96	48.99	99.47
ot10	9.82	1.05	80.92	99.98	99.93
rot25	0.29	0.47	2.59	99.96	99.34
rot45	0.17	0.28	0.27	99.95	90.17
trans10	0.53	0.54	2.45	0.15	6.99
trans20	0.24	0.24	0.21	0.13	1.87
trans30	0.15	0.16	0.13	0.09	1.01
combination_95_80	93.89	85.70	99.10	12.92	98.95
combination_90_65	33.04	22.74	90.74	1.46	71.61
combination_84_50	4.11	3.45	46.95	0.42	29.65
Average	65.64	63.30	69.02	67.32	73.60

표 3. 통계적 특성을 이용한 다양한 전역 특징들의 정확성 실험 결과(%).

변형	밝기 성분				컬러 성분				
	EB[10]	TH[11]	EH[12]	ZM[15]	CH[17]	CV[18]	CS[19]	BM[20]	ST[21]
addGaussian(4)	55.01	88.37	99.99	99.96	99.88	99.79	69.11	12.31	99.43
addGaussian(8)	6.86	53.73	99.98	99.76	98.25	97.54	38.20	2.41	98.73
addGaussian(12)	1.27	27.99	99.97	99.27	92.72	92.30	12.55	0.92	97.23
blur3×3	8.21	81.84	99.99	98.28	99.59	99.23	98.67	1.87	100.00
blur5×5	2.44	65.35	99.97	96.32	98.90	98.71	96.01	1.13	100.00
blur7×7	0.84	52.36	99.87	93.62	98.20	97.80	90.73	0.89	100.00
bright10	71.71	98.99	99.98	50.35	82.57	83.88	98.59	97.81	95.92
bright20	32.07	96.38	99.65	11.73	34.86	43.94	89.39	91.36	79.31
bright25	22.22	94.73	99.37	5.62	19.32	29.55	78.39	86.72	68.38
color_reduction8	2.74	29.86	99.99	96.35	41.28	70.43	0.71	0.41	78.91
color_reduction16	98.33	99.29	100.00	97.25	100.00	98.89	99.18	3.97	99.48
compress_qf80	97.73	99.84	100.00	99.97	100.00	99.95	99.99	99.52	100.00
compress_qf60	93.44	99.71	100.00	99.96	99.98	99.85	99.96	70.50	99.81
compress_qf30	72.28	99.10	99.97	99.93	99.87	99.59	99.55	16.25	98.37
monochrome	89.35	97.72	99.93	100.00	10.67	1.19	0.08	10.45	0.34
autolevel	80.80	96.45	99.13	82.72	77.45	74.78	69.27	78.98	74.74
scale10	63.24	97.51	100.00	99.89	99.96	99.79	99.98	88.84	100.00
scale30	9.28	64.05	100.00	99.77	99.96	99.64	99.81	72.04	100.00
scale50	0.69	16.87	100.00	99.35	99.96	99.43	99.87	7.56	100.00
flip	99.65	3.89	20.79	99.92	100.00	99.96	99.99	99.98	100.00
simple_rot90	47.10	0.13	0.47	34.24	96.64	97.06	98.97	82.27	99.80
simple_rot180	99.32	0.02	3.43	99.85	100.00	99.91	99.98	99.98	100.00
simple_rot270	46.62	0.10	0.52	34.51	96.65	97.31	98.95	82.07	99.85
crop90	51.33	64.07	88.74	69.29	99.13	99.00	99.69	97.71	99.77
crop77	12.32	11.45	48.31	11.14	84.90	90.33	96.42	84.70	99.00
crop60	2.92	0.56	8.90	1.64	48.13	53.37	75.04	52.84	80.28
perspective4	42.53	76.86	89.01	76.99	99.66	99.38	99.84	36.99	99.95
perspective6	28.98	62.30	83.40	44.85	98.91	99.01	99.66	28.46	99.80
perspective10	12.59	21.31	57.67	12.79	92.45	96.51	98.28	20.45	99.40
size_reduction(case1)	40.80	95.56	81.98	99.98	100.00	99.62	97.94	81.42	99.41
size_reduction(case3)	25.21	76.84	69.39	99.97	100.00	99.58	98.38	69.34	84.39
skew4	83.32	90.96	98.15	99.79	99.99	99.72	99.99	98.42	100.00
skew6	80.75	87.22	96.86	99.65	99.99	99.63	99.98	98.41	100.00
skew10	72.23	80.12	94.93	96.43	99.96	99.57	99.94	98.14	100.00
rot10	22.58	66.89	81.28	96.57	99.90	99.21	99.92	22.33	100.00
rot25	9.85	12.46	10.52	51.99	99.55	97.57	99.58	17.31	99.95
rot45	6.53	1.06	1.17	25.60	98.85	93.87	99.30	13.14	99.87
trans10	17.41	15.68	56.62	10.79	95.29	96.89	98.54	86.29	99.59
trans20	4.33	1.79	4.53	1.93	62.69	76.43	86.54	65.74	95.94
trans30	2.22	0.73	1.54	0.91	33.38	50.19	62.11	35.30	66.74
combination_95_80	20.26	58.84	92.45	96.12	99.80	99.35	99.84	95.18	99.97
combination_90_65	1.75	12.23	87.87	66.53	98.84	98.55	98.96	47.17	99.78
combination_84_50	0.37	1.82	76.93	30.20	95.10	95.89	98.04	6.30	99.53
Average	38.13	53.56	73.33	69.58	87.28	88.93	87.11	52.65	93.34

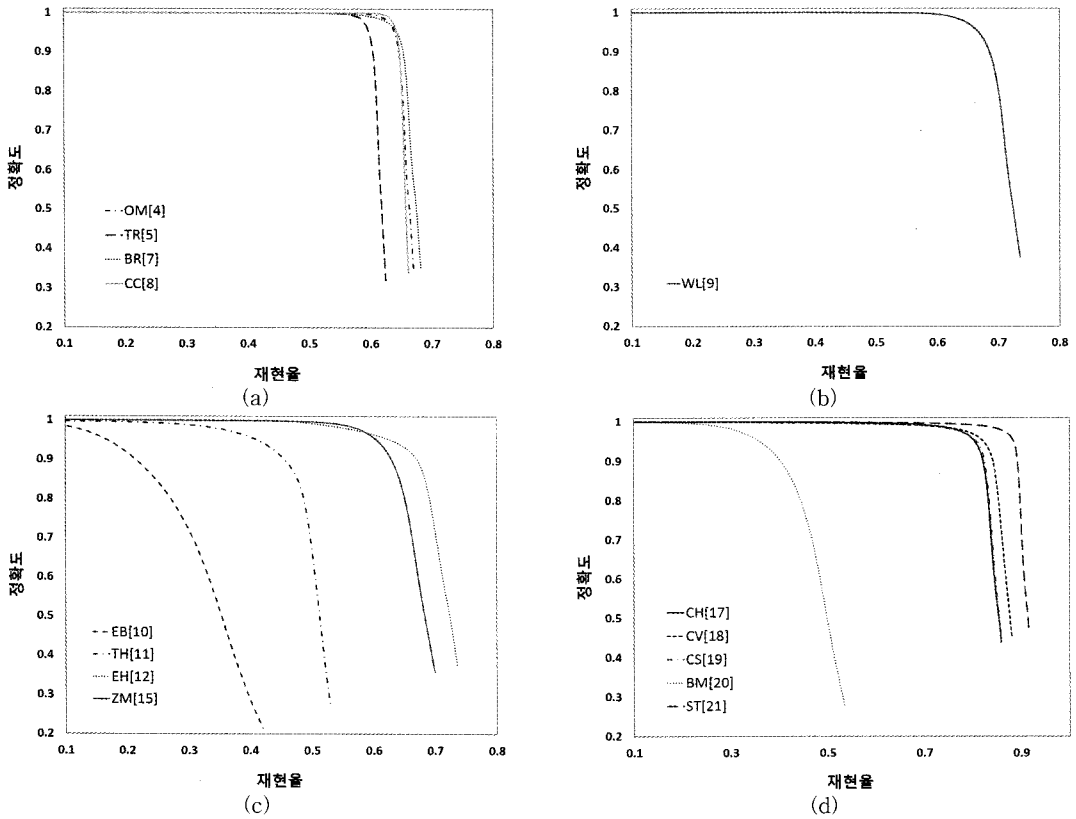


그림 8. 다양한 전역 특징들의 재현율-정확도 그래프. (a) 밝기 성분과 공간적 특성을 이용한 특징 (b) 컬러 성분과 공간적 특성을 이용한 특징 (c) 밝기 성분과 통계적 특성을 이용한 특징 (d) 컬러 성분과 통계적 특성을 이용한 특징

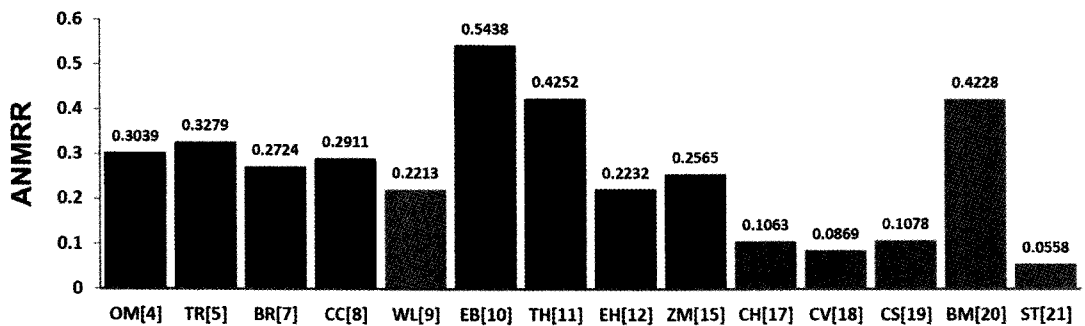


그림 9. 다양한 전역 특징들의 ANMRR.

결과를 획득 할 확률이 증가하지만 반면 정합 속도는 저하된다. 또한 특징 벡터는 데이터베이스에 저장되어야 하기 때문에 데이터베이스의 저장 비용의 문제가 야기된다. 표 4는 개별 전역 특징들의 특징 벡터 크기와 정합 시간의 측정 결과이다

전역 특징은 규격화된 벡터의 형태로 추출되기 때문에 일반적으로 L1 거리나, 해밍 거리를 통해서 정

합을 수행할 수 있다. L1 거리나 해밍 거리를 이용한 경우에는 특징 벡터의 크기와 매칭 시간은 서로 비례하게 된다. 즉 특징 벡터의 크기가 클수록 정합 시간이 오래 걸린다는 것을 의미한다. 그 외에 WAY-LOOK4[8], MPEG-7 윤곽선 히스토그램 서술자 [12], 대칭 변환을 이용한 특징[22] 과 같이 고유한 거리 측정 방법을 사용하는 특징은 특징 벡터의 크기

표 4. 다양한 전역 특징 벡터 크기와 정합 시간 비교

전역 특징	OM[4]	TR[5]	BR[7]	CC[8]	WL[9]	EB[10]	TH[11]
크기(bytes)	64	90	64	24	56	216	2048
정합 시간 (sec/10 ⁸ pairs)	17.61	26.47	19.73	17.66	6497.7	24.81	112.81
전역 특징	EH[12]	ZM[15]	CH[17]	CV[18]	CS[19]	BM[20]	ST[21]
크기(bytes)	640	188	768	256	512	32	1100
정합 시간 (sec/10 ⁸ pairs)	260.98	21.17	21.78	38.72	35.03	18.88	111.39

에 비해 정합 시간이 오래 걸리는 것을 알 수 있다. 특징 벡터의 크기-정합시간과 앞서 살펴본 정확성 실험을 고려할 때, 컬러 일관성 벡터[18]를 이용한 방법이 가장 효율적인 전역 특징 방법이라고 생각할 수 있다.

4. 결 론

전역 특징 방법은 그 자체로써 좋은 특징 벡터이며, 크기가 작고 빠른 정합이 가능하다는 장점 때문에 다른 여러 시스템의 전처리로도 사용될 수 있다. 예를 들면, 영상 검색이나 영상 분류의 과정에서 전역 특징 방법을 이용하면 많은 데이터를 1차적으로 검색 또는 분류할 수 있어 빠르게 작업을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 장점을 가지고 있는 전역 특징 방법을 살펴보고, 각각의 전역 특징 방법들이 대용량의 영상 식별 시스템에서 어떤 성능을 보이는지를 실험하고 분석하였다.

본 논문에서는 전역 특징을 공간적 특성을 이용한 것인지, 통계적 특성을 이용한 것인지, 그리고 밝기 성분을 이용한 것인지, 컬러 성분을 모두 이용한 것인지에 따라서 4가지로 분류하였다. 실험 결과 공간적 특성을 이용한 전역 특징은 비기하학적 변형에 특히 좋은 성능을 보였으며, 통계적 특성을 이용한 전역 특징 중 일부는 모든 변형에서 고르게 높은 결과를 보였다. 주로 빠른 정합 속도를 위해서 전역 특징을 사용하기 때문에 특징의 정합 속도 역시 성능을 평가하는 중요한 요소이다. 고유한 거리 측정 방법을 사용하는 몇몇의 특징을 제외하고 대부분의 전역 특징은 특징 벡터의 크기와 정합 속도가 비례 하는 것을 볼 수 있었고, 정확성과 정합 속도를 동시에 고려했을 때 컬러 일관성 벡터를 이용한 전역 특징이 가장 효율적임을 알 수 있었다. 또한 히스토그램 방식

을 이용한 전역 특징이 여러 실험에서 비교적 높은 결과를 보임을 알 수 있었다.

전역 특징은 그 자체로 좋은 영상 서술자 이지만 경우에 따라서 부족한 부분이 많은 서술자이다. 영상에 가해진 변형이 강해지거나 또는 영상 일부분이 사라지는 등의 어려운 변형에서는 대체로 낮은 정확성 결과를 보였다. 또한 각각의 전역 특징들은 사용한 정보의 종류와 특징 서술 방법에 따라서 특정 변형에 약한 성능을 보였다. 이는 같은 전역 특징 내에서도 통계적 특성과 공간적 특성을 함께 이용할 때 다양한 변형에서 좋은 성능을 가질 수 있다는 것을 의미한다. 그리고 더 나아가 지역 특징과의 조합을 통한다면 새로운 특징 방법을 만들어 낼 수 있을 것이며, 이는 추후에 연구해야 할 숙제이다.

또 하나의 과제는 경량화와 고속화이다. 모바일 기기의 사용이 빈번해 짐에 따라서 전역 특징이 사용되는 곳이 PC에서 모바일 기기로 변경되어 가고 있다. 물론 모바일 기기의 성능이 향상되면서 PC와 같은 수준의 연산이 가능하긴 하지만, 비효적인 문제나 데이터를 전송해야 하는 특수성 때문에 특징 벡터의 경량화 및 정합의 고속화 그리고 추출 과정의 단순화가 요구된다. 부동 소수점 연산의 사용을 최소화하고, 테이블을 통한 거리 계산 등을 적용하면 좋은 결과를 획득할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] D.G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp. 91-110, 2004.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "Surf: Speeded Up Robust Features," *Proc. Eur-*

- open Conference on Computer Vision 2006, *LNCS 3951*, pp. 404-417, 2006.
- [3] T. Deselaers, D. Keysers, and H. Ney, "Features for image retrieval: An experimental comparison," *Information Retrieval*, Vol.11, No. 2, pp. 77-107, 2008.
- [4] C. Kim, "Content-based Image copy detection," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.18, No.3, pp. 169-184, 2003.
- [5] K. Wnukowicz, G. Galinski, and R. Tous, "Still Image Copy Detection Algorithm Robust to Basic Image Modifications," *ELMAR-2008*, pp. 455-458, 2008.
- [6] K. Wnukowicz, W. Skarbek, and G. Galinski, "Trajectory of Singular Energies for Image Replica Detection," *SIGMAP 2007*, pp. 444-449, 2007.
- [7] Ming-Ni Wu, Chia-Chen Lin, and Chin-Chen Chang, "A Robust Content-based Copy Detection Scheme," *Fundamenta Informaticae*, Vol. 71, No.2-3, pp. 351-366, 2006.
- [8] A.Y. Cho, W.K. Yang, J.W. Lee, W.G. Oh, and D.S. Jeong, "Detection of copied Images using Concentric Circle Algorithm," *CCSN 2008*, pp. 13-16, 2008.
- [9] Samia G. Omar, Mohamed A. Ismail, and Sahar M. Ghanem, "WAY-LOOK4: A CBIR system based on class signature of the images' color and texture features," *AICCSA-2009*, pp. 4-64-471, 2009.
- [10] C.C. Lin and S.S. Wang, "An Edge-based Copy Detection Scheme," *Fundamenta Informaticae*, Vol.83, No.3, pp. 299-318, 2008.
- [11] Lei Wu, Jing Liu, Nenghai Yu, and Mingjing Li, "Query oriented subspace shifting for near-duplicate image detection," *ICME 2008*, pp. 661-664, 2008.
- [12] S. J. Park, D. K. Park, and C. S. Won, "Core experiments on MPEG-7 edge histogram descriptor," *MPEG document*, M5984, 2000.
- [13] Manjunath, B.S., Ohm, J.-R., Vasudevan, V.V. and Yamada, A., "Color and texture descriptors," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.11, No.6, pp. 703-715, 2001.
- [14] Chee Sun Won, Dong Kwon Park, and Soo-Jun Park, "Efficient Use of MPEG-7 Edge Histogram Descriptor," *ETRI Journal*, Vol.24, No.1, pp. 23-30, 2002.
- [15] Cho-Huak The and Roland T. Chin, "On Image Analysis by the Methods of Moments," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.10, No.4, pp. 496-513, 1988.
- [16] Alireza Khotanzad and Yaw Hua Hong, "Invariant Image Recognition by Zernike Moments," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, No.5, pp. 489-497, 1990.
- [17] M.J. Swain and D.H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 7, No.1, pp. 11-32, 1991.
- [18] Greg Pass, Ramin Zabih, and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," *ACM Multimedia 1996*, pp. 65-73, 1996.
- [19] Ojala. T., Aittola. M., and Matinmikko, E., "Empirical evaluation of MPEG-7 XM color descriptors in content-based retrieval of semantic image categories," *ICPR 2002*, Vol.16, No.2, pp. 1021-1024, 2002.
- [20] Young Deok Chun, Sang Yong Seo, and Nam Chul Kim, "Image retrieval using BDIP and B-VLC moments," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 13, No.9, pp. 951-957, 2003.
- [21] W.-K. Yang, A. Cho, D.-S. Jeong, and W.-G. Oh, "Image Description and Matching Scheme for Identical Image Searching," *CONTENT 2009*, pp. 669-674, 2009.
- [22] ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11: "Description of Core Experiments for MPEG-7 Color/Texture Descriptors," *MPEG document*, N2929, 1999.



양 원 군

2004년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업
2006년 2월 인하대학교 전자공학과 석사
2006년 3월~현재 인하대학교 전자공학과 박사과정

관심분야: 영상 및 동영상 식별자, 영상처리, 영상 검색



정 동 석

1977년 2월 서울대학교 전기공학과 졸업
1985년 Virginia Tech 전자공학과 공학석사
1988년 Virginia Tech 전자공학과 공학박사

1988년~현재 인하대학교 전자공학과 교수
1998년~2004년 정보전자공동연구소 소장
2010년~현재 인하대학교 공과대학 학장
관심분야: 영상 및 동영상 처리, 영상 및 비디오 식별자



조 아 영

2003년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업
2005년 2월 인하대학교 전자공학과 석사
2005년 3월~현재 인하대학교 전자공학과 박사과정

관심분야: 영상처리, 영상 및 동영상 식별자, 워터마킹, 객체 검출