

# 내용기반 이미지 검색을 위한 MPEG-7 우위 컬러 기술자의 효과적인 유사도

(An Effective Similarity Measure for Content-Based Image Retrieval using MPEG-7 Dominant Color Descriptor)

이 종 원 <sup>\*</sup>                      낭 종 호 <sup>\*\*</sup>  
(Jongwon Lee)                      (Jongho Nang)

**요 약** 본 논문에서는 MPEG-7 DCD를 이용하여 내용기반 이미지 검색을 할 때 적합한 유사도 측정 방법을 제안한다. 제안한 방법은 이미지에서 추출한 도미넌트 컬러의 비율에 따라 유사도를 측정할 수 있도록 하였다. 실험결과 제안한 방법은 MPEG-7 DCD의 QHDM[1]에 의한 검색결과보다 전역 DCD를 사용할 경우 ANMRR이 18.9%의 성능향상을 보였으며 블록별 DCD를 사용할 경우 47.2%라는 높은 성능향상을 보였다. 이는 제안한 방법이 DCD를 이용하여 내용기반 이미지 검색을 할 때 효과적인 유사도 측정 방법임을 보여준다. 특히, 영역 기반의 이미지 검색 방법에 유용하게 적용할 수 있을 것으로 보인다.

**키워드** : 내용기반이미지검색, MPEG-7, 도미넌트 컬러 기술자, 유사성 측정, 영역기반 검색

**Abstract** This paper proposes an effective similarity measure for content-based image retrieval using MPEG-7 DCD. The proposed method can measure the similarity of images with the percentage of dominant colors extracted from images. As the result of experiments, we achieved a significant improvement of 18.92% with global DCD and 47.22% with local DCD in ANMRR than the result by QHDM. This result shows that the proposed method is an effective similarity measure for content-based image retrieval. Especially, our method is useful for region-based image retrieval.

**Key words** : Content-based Image Retrieval, MPEG-7, Dominant Color Descriptor, Similarity Measure, Region-based Retrieval

## 1. 서 론

디지털 카메라의 확산과 카메라 기능을 가진 휴대폰의 보급으로 자신이 찍은 사진을 블로그와 각종 인터넷 카페, 미니홈피 등을 통해 공유하는 것은 보편적인 일이 되었다. 이에 따라 정보검색도 텍스트 위주의 검색 뿐만 아니라 이미지에 대한 검색 요구도 증대하고 있다. 이미지 검색은 이미지에 붙인 이름이나 키워드 등 텍스트를

이용하는 방법과 이미지 자체의 내용 기반으로 검색하는 방법이 있다. 이 중 이미지의 급격한 증가로 이미지에 대한 부가적인 정보를 알 수 없는 경우도 많아 이미지의 내용에 기반한 검색방법에 대한 연구가 요구되고 있다.

내용기반 이미지 검색방법(Content-Based Image Retrieval, CBIR)은 이미지를 추상화하는 과정과 추상화된 이미지의 유사성을 검색하는 과정, 색인을 만드는 과정 등 크게 세 과정으로 나눌 수 있다. 이미지를 추상화하는 과정은 각 이미지를 구별할 수 있는 특성 값을 추출하는 것이다. 유사성을 검색하는 과정은 추출된 특성 값의 거리를 비교하여 유사한 이미지를 찾는 과정이다. 색인을 만드는 과정은 추출된 이미지 특성 값을 빠르게 검색할 수 있도록 구조적으로 배열하는 방법이다.

이미지의 특성을 추출하는 방법으로 MPEG-7에서는 컬러와 질감, 객체의 모양 등 다양한 시각 정보 기술자를 제안하였다[1]. 이 중 컬러 기반 기술자는 Dominant Color Descriptor (DCD), Scalable Color Descriptor

\* 정 회 원 : 청강문화산업대학 e스포츠게임과 교수  
jw@ck.ac.kr

\*\* 종 신 회 원 : 서강대학교 컴퓨터공학과 교수  
jhnang@sogang.ac.kr

논문접수 : 2010년 2월 19일  
심사완료 : 2010년 5월 31일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터 제16권 제8호(2010.8)

(SCD), Color Structure Descriptor (CSD), Color Layout Descriptor (CLD) 등 4개다. 이중 본 논문에서는 DCD를 이용한 내용기반 이미지 검색 방법에서 이미지의 유사성을 측정하는 새로운 방법을 제안하고 구현하였다.

MPEG-7 DCD에서 사용한 유사성 측정방법인 Quadratic Histogram Distance Measure(QHDM)[1]은 [2]와 [3]에서 지적한 바와 같이 유사도 측정에 있어 사람이 인식하는 유사성과 차이를 보이는 경우가 있다. 이에 따라 [2]에서는 컬러의 비율의 산술적 차이를 고려하여 새로운 측정방법을 제시하였고, [3]에서는 도미넌트 컬러의 팔레트를 통합하여 히스토그램의 교집합으로 유사성을 측정하는 방법을 제시하였다. 그러나 두 방법 모두 도미넌트 컬러의 비율의 변화에 따라 유사도를 비례적으로 계산하지 못한다는 단점이 있다.

본 논문에서는 각 도미넌트 컬러의 비율의 비례관계를 유사도 측정에 반영하여 유사도를 측정하는 새로운 방법을 제안하였다. 실험결과 QHDM 대비 제안한 거리 측정 방법을 사용할 경우와 비교해보면 MPEG-7에서 제안한 성능평가 방법인 ANMRR에서 18.9%의 성능이 향상되었다. 또한, 이미지의 지역적 특성을 반영할 수 있도록 블록기반으로 DCD를 추출하고, 이를 전역 기반 DCD를 이용한 방법과 비교하여 실험한 결과 블록기반 DCD 추출이 ANMRR 성능평가에서 34.9%의 성능 향상을 보였으며, 전역 기반DCD를 QHDM으로 측정된 결과와 비교하면 47.2%의 높은 성능 향상을 보였다.

## 2. MPEG-7 DCD와 관련 연구

MPEG-7 DCD는 이미지의 컬러 특성을 소수의 도미넌트 컬러와 해당 컬러의 비율로 정의한다. DCD는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$F = \{ \{c_i, p_i\}, i = 1, \dots, N \} \quad (1)$$

$N$ 은 추출된 도미넌트 컬러의 개수이고,  $c_i$ 는 3-D 컬러 벡터(예: RGB),  $p_i$ 는  $c_i$ 가 이미지에서 차지하는 비율이다. 이미지에서 추출된 도미넌트 컬러 개수인  $N$ 은 이미마다 다를 수 있으나 최대 8개다. 두 이미지에서 추출된 DCD를  $F_1, F_2$ 라고 할 때 유사성을 측정하는 QHDM은 다음과 같이 정의된다.

$$F_1 = \{ \{c_{1i}, p_{1i}\}, i = 1, \dots, N_1 \}$$

$$F_2 = \{ \{c_{2i}, p_{2i}\}, i = 1, \dots, N_2 \}$$

$$D^2(F_1, F_2) = \sum_{i=1}^{N_1} p_{1i}^2 + \sum_{j=1}^{N_2} p_{2j}^2 - \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} 2a_{1i,2j} p_{1i} p_{2j} \quad (2)$$

식 (2)에서  $a_{m,n}$ 은 두 컬러  $c_m$ 과  $c_n$ 의 유사성을 나타내는 계수로 식 (3)과 같이 정의한다.

$$a_{m,n} = \begin{cases} 1 - d_{m,n}/d_{\max} & d_{m,n} \leq T_d \\ 0 & d_{m,n} > T_d \end{cases} \quad (3)$$

여기서  $d_{m,n}$ 은 두 컬러의 유클리드 거리로  $d_{m,n} = \|c_m - c_n\|$ 이다.  $d_{\max} = \delta T_d$ 로 계산한다. 임계치  $T_d$ 는 두 컬러의 거리의 최대치를 나타낸다.

그러나 [2,3]에 따르면 QHDM은 일부의 경우 사람이 인식하는 이미지의 유사성과 일치하지 않는 결과를 산출하고 있다. [2]에서는 QHDM의 문제점을 두가지로 정리하였다. 첫째, 검색 대상 이미지의 도미넌트 컬러 개수가 증가하면 잘못된 결과의 원인이 되고, 둘째, 질의 이미지와 대상 이미지에서 같은 도미넌트 컬러가 추출될 경우 대상 이미지에서 해당 도미넌트 컬러의 비율이 높으면 잘못된 결과를 산출한다. [2]에서 사용한 예를 살펴보자.

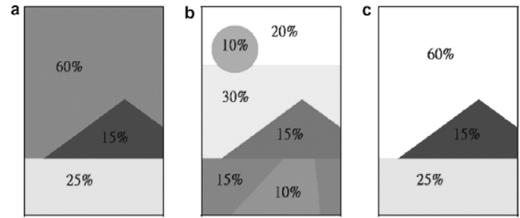


그림 1 유사도 측정 이미지  
(a: 질의이미지(Q), b:  $F_1$ , c:  $F_2$ )

그림 1에서 질의 이미지(a)와 대상 이미지(b,c)의 거리를 QHDM으로 계산해보면 다음과 같다.

$$D^2(Q, F_1) = (0.6^2 + 0.25^2 + 0.15^2) + (0.3^2 + 0.2^2 + 0.15^2 + 0.15^2 + 0.1^2 + 0.1^2) = 0.64$$

$$D^2(Q, F_2) = (0.6^2 + 0.25^2 + 0.15^2) + (0.6^2 + 0.25^2 + 0.15^2) = 0.89$$

즉, 시각적으로는 b보다는 c가 a와 더 유사한 것 같으나 QHDM으로는 b가 더 유사한 것으로 측정된다. 이는 대상 이미지의 도미넌트 컬러의 개수가 많을 경우

식  $\sum_{j=1}^{N_2} p_{2j}^2$ (2)에 의해 거리가 가까운 것으로 산출될 수 있기 때문이다. 도미넌트 컬러가 같을 경우 식(3)에 의해  $a_{m,n}$ 의 값은 1이 되고 따라서 같은 컬러임에도 식  $-\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} 2a_{1i,2j} p_{1i} p_{2j}$ (2)에 의해 잘못된 결과가 산출된다. 이에 따라 [2]에서는 식 (4)와 같이 새로운 유사성 측정 방법을 제안하였다.

$$S_{i,j} = [1 - |p_1(i) - p_2(j)|] \times \min(p_1(i), p_2(j)) \quad (4)$$

두 도미넌트 컬러의 비율의 차이에 두 컬러의 비율중 작은 값을 곱한 것이다. 이렇게 할 경우 실제 사람이 인

식하는 컬러의 비율을 거리 계산에 반영할 수 있다. 그러나 식  $[1 - |p_1(i) - p_2(j)|]$  (4)는 단순히 두 컬러의 비율의 산술적인 차이만 반영할 뿐  $p_1(i)$ 와  $p_2(j)$ 의 비례 관계를 반영하지 못한다는 단점이 있다. 예를 들어  $p_1(i) = 0.4$ 이고  $p_2(j) = 0.2$ 라고 하면  $S_{i,j} = (1 - (0.4 - 0.2)) \times 0.2 = 0.16$ 이다. 또  $p_1(i) = 0.8$ 이고  $p_2(j) = 0.4$ 라면  $S_{i,j} = (1 - (0.8 - 0.4)) \times 0.4 = 0.24$ 가 되어 컬러의 비율은 2배로 증가하였지만 유사도 측정값은 2배로 증가하지 않는다.

[3]에서는 DCD의 유사성 측정 방법으로 Merged Palette Histogram Similarity Measure(MPHSM)를 제안하였다. 이것은 DCD의 컬러를 통합하여 공통 팔레트를 만들고 팔레트에서 두 DCD의 히스토그램의 교집합을 구하여 식 (5)와 같이 합산하는 것이다. 식 (5)에서  $F_i$ 는 히스토그램을 뜻하고,  $p_i$ 는 컬러의 비율이다.

$$I(F_{1m}, F_{2m}) = \sum_{i=1}^{N_m} \min(p_{1mi}, p_{2mi}) \quad (5)$$

MPHSM은 두 이미지에서 히스토그램의 교집합으로 거리를 측정하므로 무조건 작은 값에 의해 유사도가 결정된다는 단점이 있다. 예를 들어 두 히스토그램의 값이  $F_1 = \{0.5, 0.5\}$  이고  $F_2 = \{0.5, 0.0\}$  이면  $I(F_1, F_2) = 0.5$ 가 된다. 만약  $F_3 = \{0.9, 0.1\}$  이라고 하여도  $I(F_3, F_2)$ 는 0.5가 된다.  $F_1$ 과  $F_3$ 가 모두  $F_2$ 와의 유사도가 같게 나오는 것이다. 이는 히스토그램에서 큰 값은 전혀 고려하지 않고 무조건 작은 값만으로 거리를 측정하였기 때문이다.

### 3. 유사도 측정 방법 제안

#### 3.1 유사도 측정

MPEG-7 DCD를 이용하여 이미지의 유사도를 측정할 경우 추출된 도미넌트 컬러의 비율의 증가나 감소에 따라 유사도도 비례적으로 측정되어야 한다. 또한 질의 이미지와 대상 이미지에서 같은 컬러가 추출되었더라도 한 이미지에서 해당 컬러가 차지하는 비율이 낮을 경우 유사도는 낮게 나와야 한다. 따라서 본 논문에서는 [3]과 같이 무조건 작은 비율값만 반영하는 문제를 해결하고, [2]에서 도미넌트 컬러의 비율의 비례관계를 정확하게 반영하지 못하는 단점을 해결하기 위해 유사도 측정 방법을 수정하여 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 우선, 도미넌트 컬러의 비율의 비례값을 구하여 도미넌트 컬러의 비율에 비례하여 측정하고, 여기에 [2]와 같이 작은 비율값을 곱하여 유사도를 작은 비율값에 따라 조정하였다.

두 이미지의 DCD를  $F_1 = \{c_{1i}, q_i, i=1, \dots, N_1\}$ ,  $F_2 =$

$\{c_{2j}, t_j, j=1, \dots, N_2\}$ 라고 하자.  $c_n$ 은 추출된 도미넌트 컬러이고,  $q_i, t_j$ 는 각 이미지에서  $i$ 번째와  $j$ 번째 도미넌트 컬러가 차지하는 비율이다. 이 때 두 DCD의 유사도는 다음과 같이 두 도미넌트 컬러 사이의 거리와 비율간의 거리로 측정한다.

$$D(F_1, F_2) = 1 - \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (CD_{i,j} \times PD_{i,j}) \quad (6)$$

$CD_{i,j}$ 는 두 도미넌트 컬러 사이의 거리(Color Distance)로 식 (3)을 적용한다.  $PD_{i,j}$ 는 도미넌트 컬러의 비율간의 거리로 식 (7)과 같이 계산한다.

$$PD_{i,j} = \begin{cases} \frac{\min(q_i, t_j)}{\max(q_i, t_j)} \times \min(q_i, t_j), & \frac{\min(q_i, t_j)}{\max(q_i, t_j)} > T_p \\ 0, & \frac{\min(q_i, t_j)}{\max(q_i, t_j)} \leq T_p \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)에서  $\min(q_i, t_j)/\max(q_i, t_j)$ 는 도미넌트 컬러의 비율값의 차이를 비교한다.  $T_p$ 는 컬러의 비율값의 비례 관계의 임계치로 임계치 이하일 경우 거리 계산에 반영하지 않는다. 식 (7)에서 마지막에 곱하는  $\min(q_i, t_j)$ 는 두 컬러의 비율 중 작은 값에 따라 유사도를 조절한다. 만약 두 이미지의 도미넌트 컬러의 비율이 같다면 비율의 크기에 관계없이 무조건 높은 유사도가 나오게 되므로  $\min(q_i, t_j)$ 를 반영하여 비중을 조정해야 한다. 예를 들어, 두 도미넌트 컬러의 비율이 30%로 같게 나왔다면 식의 뒷부분을 계산하면 1이 아니라,  $1 \times (0.3/0.3 \times 0.3) = 0.3$ 이 된다. 두 도미넌트 컬러의 비율이 40%, 20%로 다르다면, 계산결과는  $1 \times (0.2/0.4 \times 0.2) = 0.1$ 이 된다. 식 (7)에서는 결과값이 작을수록 유사도가 높은 것으로 판단한다.

#### 3.2 블록 기반 유사도 측정

이미지 전역에서 추출한 DCD만 비교할 경우 이미지의 전체적인 특성은 비교가 되지만, 부분적인 유사성을 비교하지 못한다는 단점이 있다. 따라서 이미지를 블록으로 구분하여 각 영역의 유사도를 비교하고 각 영역별로 가중치를 부여하여 비교하면 사용자가 흥미를 가지는 부분에 주의하여 비교할 수 있다([4,5]). 본 논문에서는 효율적인 계산을 위해 영역을 2×2, 3×3, 4×4 등 동일 크기의 블록으로 나누어서 비교한다.

블록 단위로 유사도를 비교할 때 같은 위치의 블록끼리만 비교하거나 모든 블록과 비교하여 평균값으로 측정하는 것이 가능하다. 이미지 검색은 정확한 일치점을 찾는 것보다는 유사한 이미지를 검색하는 것이므로, 다른 위치에 있는 블록과도 비교하여 가장 유사도가 높은 블록과의 거리와 위치를 고려하는 것이 중요하다. 그러나 같은 블록끼리만 비교할 경우 같은 내용이지만 위치가 다를 경우 비교가 불가능하고, 모든 블록과 비교한 평균

값은 이미지 전체의 특성 추출과 유사해지는 단점이 있다.

따라서 본 논문에서는 블록의 위치 변화를 고려하고, 블록 단위의 DCD 특성을 반영하여 비교하기 위해서 유사도가 가장 높은 블록과의 거리와 위치를 반영하는 방법을 제안한다. 이 경우 DCD의 유사도 측정은 식 (8) 과 같이 수정하여 적용할 수 있다.

$$D(F_1, F_2) = \frac{1}{C(B)} \left( \alpha \sum_{i=1}^{C(B)} \omega_i BD_i(F_1, F_2^{opt}) \right) + \beta \sum_{j=1}^R LD_j(F_1, F_2^{opt}) \quad (8)$$

여기서  $B$ 는 블록의 집합을 나타내며,  $C(B)$ 는 블록의 개수를 나타낸다.  $BD(F_1, F_2^{opt})$ 는 블록간 도미넌트 컬러의 유사도로 식 (7)을 사용한다.  $F_n^{opt}$ 은 대상 이미지에서 질의 이미지의 블록과 유사도가 가장 높은 블록의 DCD값을 뜻한다.  $\omega_i$ 은 각 블록에 부여한 가중치로 합은 1이다.  $LD_j$ 은 블록의 위치에 따른 거리를 측정하는 것으로 식 (9)와 같이 측정한다.

$$LD(F_1, F_2) = |pos(b_i) - pos(b_j)|, b_n \in B \quad (9)$$

$pos(b_n)$ 은 블록의 위치를 구하는 함수다.  $LD(F_1, F_2)$ 는 유사도가 높은 블록이 같은 위치이면 0이고, 위치가 멀어질수록 거리가 증가한다.  $\alpha$ 는 블록별 유사도에 대한 가중치이고,  $\beta$ 는 블록의 위치에 대한 가중치로  $\alpha + \beta = 1$ 이다.

## 4. 실험 결과

### 4.1 실험 환경과 성능평가 방법

본 실험에서는 MPEG-7의 실험 모델(Experiment Model, XM)을 바탕으로 블록 기반으로 DCD를 추출하는 기능과 제안한 방법에 의해 유사도를 측정하는 부분을 구현하였다. DCD 추출을 위해  $T_q = 18$ ,  $\alpha = 1.2$ 로 설정하였다. 이는 MPEG-7에서 권고한 임계치 범위내의 값을 적용한 것이다[1].  $T_p$ 는 30%로 설정하였다. 실험 데이터로는 MPEG-7의 XM[6]에서 함께 제공되는 이미지 데이터베이스인 Common Color Dataset(CCD)를 사용하였다. CCD는 총 5,000여개의 이미지로 구성되어 있으며 Common Color Query(CCQ)로 50개의 이미지를 사용한다. CCQ에 대한 ground truth도 제공된다. Ground truth는 대략 질의 이미지별로 3~32개의 이미지로 설정되어 있다. 본 실험에서는 DCD의 유사도를 QHDM, [2]에서 제안한 방법(LBA), [3]에서 제안한 MPHSM과 본 논문에서 제안한 방법으로 비교한다. 또한 전역 DCD를 사용하는 경우와 블록 기반 DCD를 사용하는 경우의 검색결과를 비교한다.

DCD 유사도 측정의 성능평가는 50개의 CCQ를 각각

검색한 결과를 ground truth와 비교하여 MPEG-7에서 제시한 성능평가 방법인 ANMRR(Average Normalized Modified Retrieval Rank)를 사용한다. NMRR은 단순히 검색 결과에 정답이 검색되었는지 뿐만 아니라 검색 결과 중 정답의 순위를 측정한다. ANMRR은 질의 이미지에 대한 NMRR의 평균값이다. ANMRR은 낮은수록 성능이 좋은 것이다.

### 4.2 실험 결과

#### 4.2.1 유사도 측정 방법 비교

MPEG-7 DCD의 유사도 측정방법인 QHDM과 [2]의 LBA, [3]의 MPHSM과 본 논문에서 제안한 방법의 성능을 비교한 결과는 그림 1과 같다.

그림 2를 보면 본 논문에서 제안한 방법이 ANMRR에서 QHDM 대비 18.9%의 성능 향상을 보였으며, MPHSM 대비 10.5%의 성능 향상을 보였다. LBA와 대비해서는 2.3%의 성능 향상을 보였다. QHDM에 비하여 제안한 방법이 높은 성능을 보인 것은 식 (7)에서  $\min(q_i, t_j)$ 을 곱함으로서 실제로 이미지에서 도미넌트 컬러가 차지하는 비율을 거리 측정에 반영하였기 때문이다. 이것은 유사한 방법을 사용한 LBA도 성능이 높게 나타난 것을 보면 알 수 있다.

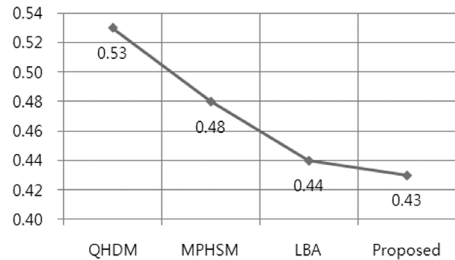


그림 2 유사도 측정방법별 성능비교(ANMRR)

#### 4.2.2 전역 대 블록 기반 유사도 측정 비교

그림 3은 전역 대 이미지를 블록으로 나누어 추출한 DCD를 기준으로 유사도를 측정하여 ANMRR로 성능을 비교한 것이다. 실험에서는 이미지를 4×4로 총 16개의 블록으로 나누어 유사도를 측정하여 비교하였다. 비교는 전역 DCD를 사용한 경우와 블록으로 나누어 같은 위치의 블록만 비교한 경우, 제안한 방법과 같이 가장 유사도가 높은 블록의 DCD와 위치를 고려한 경우를 비교하였다. 세 경우 모두 본 논문에서 제안한 방법을 사용하여 유사도를 측정하였다. 전역 DCD는 식 (7)을 사용하였고, 같은 위치의 블록간 비교는 식 (7)을 사용하여 비교한 뒤 블록개수로 나누어 평균값을 구하였다. 식 (8)에서  $\alpha = 0.6, \beta = 0.4$ 로 가중치를 주었고,  $w_i$ 는 반영하지 않았다.

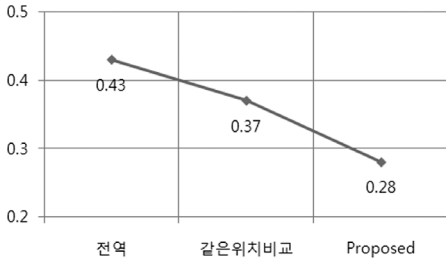


그림 3 전역대 블록 단위 검색의 성능비교(ANMRR)

그림 3의 결과를 보면 전역 DCD 대비 제안한 방법이 ANMRR에서 34.9%의 성능 향상을 나타냈다. 같은 위치의 블록과 비교하는 경우와 대비하여 보면 14.3%의 성능향상을 나타냈다. 단순히 블록으로 나누어 비교하기만 해도, 전역 DCD 대비 13.9%의 성능향상을 나타냈다. 전역 DCD를 QHDM으로 검색했을 경우(그림 2)과 비교하여 보면 제안한 방법이 47.2%라는 높은 성능 향상을 나타냈다. 이는 블록별 특성과 블록의 위치를 반영하는 것이 내용기반 이미지 검색에 있어서 효과적임을 나타낸다.

5. 결론

본 논문에서는 MPEG-7 DCD를 이용한 내용기반 이미지 검색에서 이미지의 유사도 측정을 위해 새로운 방법을 제안하고 실험을 통해 검증하였다. 실험결과 제안한 방법은 MPEG-7 DCD의 QHDM에 의한 검색결과보다 전역 DCD를 사용할 경우 ANMRR이 25.2%의 성능향상을 보였으며 블록별 DCD를 사용할 경우 51.2%라는 높은 성능향상을 보였다. 이는 제안한 방법이 DCD를 이용하여 내용기반 이미지 검색을 할 때 효과적인 유사도 측정 방법임을 보여준다. 특히, 제안한 방법은 전역 DCD보다 블록별 DCD를 이용한 검색에 높은 성능향상을 보여 영역 기반의 이미지 검색 방법에 유용하게 적용할 수 있을 것으로 보인다.

그러나 본 논문에서는 블록별 DCD를 추출하고 유사도를 측정하는 과정에서 사용자가 관심을 갖는 부분(ROI, Region-of-Interest)에 대한 고려가 없다. 따라서 향후 ROI에 기반한 효과적인 검색 방법이 연구되어야 한다.

참고 문헌

[1] B.S. Manjunath, P. Salembier, and T. Sikore, *Introduction to MPEG-7 Multimedia Content Description Interface*, John Wiley & Sons Ltd., England, 2002.  
 [2] N.C. Yang, W.H. Chang, C.M. Kuo, and T.H. Li,

"A fast MPEG-7 dominant color extraction with new similarity measure for image retrieval," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.19, pp.92-105, 2008.

[3] L.M. Po, and K.M. Wong, "A New Palette Histogram Similarity Measure for MPEG-7 Dominant Color Descriptor," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing(ICIP'04)*, pp.1533-1536, 2004.  
 [4] Q. Tian, Y. Wu, and T.S. Huang, "Combine User Defined Region-of-Interest and Spatial Layout for Image Retrieval," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing(ICIP'2000)*, pp.746-749, vol.3, 2000.  
 [5] M.R. Mustaffa, F. Ahmad, R.W.O.K. Pahmat, and R. Mahmod, "Dominant Colour Descriptor with Spatial Information for Content-based Image Retrieval," *Proc. of IEEE Int. Symposium on Information Technology(IT SIM 2008)*, vol.3, pp.1-9, 2008.  
 [6] A. Yamada, M. Pickering, S. Jeannin, L. Cieplinski, J.R. Ohm, and M. Editors, Eds., *MPEG-7 Visual Part of Experimentation Model Version 8.0*, Oct. 2000, ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N3673.



이종원

1987년 서강대학교 전자계산학과(학사)  
 1996년 서강대학교 공공정책대학원 정보처리학과(석사). 2003년 서강대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사수료). 현재 청강문화산업대학 e스포츠게임과 부교수. 관심 분야는 멀티미디어검색, 서버 및 보안,

게임QA

남종호

정보과학회논문지 : 컴퓨팅의 실제 및 레터 제 16 권 제 4 호 참조