

양방향 반올림 필터를 이용한 객체 영역 기반 고속 영상 검색

류권열^{*} · 강경원^{**}

요 약

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영역에서 양방향 반올림 필터를 이용한 객체 영역 기반 고속 영상 검색 방법을 제안한다. 기존의 방법은 웨이브릿 변환 영역의 부대역 전체에서 특징 벡터를 추출하기 때문에 불필요한 배경 정보가 포함됨으로써 검색 효율이 감소하였다. 제안한 방법은 양방향 반올림 필터를 이용하여 객체 영역에서만 특징 벡터를 추출함으로써 불필요한 배경 정보를 제거하여 검색 효율을 향상시킨다. 그리고, 색상 정보에 관한 특징 벡터 수를 감소하여도 일정한 검색 효율을 유지한다. 결론적으로, 영상의 특성에 따라 다소 차이는 있으나 2.5%~5.3%의 검색 효율이 향상됨을 알 수 있었다.

Fast Image Retrieval Based on Object Regions Using Bidirectional Round Filter

Gwon-Yeol Ryu^{*} and Kyung-Won Kang^{**}

ABSTRACT

In this paper, we propose the fast image retrieval method based on object regions using bidirectional round filter in the wavelet transform region. A conventional method that extracts feature vectors on the whole of subband is reduced retrieval efficiency, because of unnecessary background information. The proposed method that extracts feature vectors on the only object region of subband by using bidirectional round filter improve retrieval efficiency, because of removing of background information. And it certainly maintains retrieval efficiency in case of reduction of feature vectors according to color information. Consequently, the retrieval efficiency is improved with 2.5%~5.3% values, which have a little changes according to characteristics of image.

Key words: Wavelet Transform, Bidirectional Round Filter, Contents Based Image Retrieval, Object Based Image Retrieval, Object Recognition Region

1. 서 론

최근 멀티미디어의 이용이 급속하게 증가함에 따라 멀티미디어 데이터를 체계적으로 관리하는 방법이 요구되며, 영상 데이터의 분류 및 검색 방법에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다. 초기의 영상 검색은 색인 구축이 수동적이기 때문에 시간과 인력의 소모가 많고, 영상과 같은 멀티미디어 데이터의 속성을 객관적

으로 표현하기 어려운 문제점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 내용을 기반으로 하는 검색방법이 MPEG-7을 중심으로 연구되고 있다. 내용 기반 영상 검색은 질의 영상과 저장 영상에 대한 내용적 특징을 비교하여 유사한 영상을 제시하는 방법이다. 유사도의 기준은 영상에서 추출한 특징 정보, 즉 색상, 텍스처, 형태 정보 등이 이용된다. 특히 많은 영상데이터들이 웨이브릿 변환을 이용한 압축 형태로 저장 또는 전송되고 있으므로, 웨이브릿 변환영상에서 영상의 특징을 추출하여 검색하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [1-3]. Wang[4]은 웨이브릿 변환 영상의 최저주파대

접수일 : 2002년 9월 16일, 완료일 : 2002년 12월 7일

^{*} 정회원, 위덕대학교 컴퓨터멀티미디어공학과 조교수

^{**} 정회원, 위덕대학교 멀티미디어공학과 강의전담교수

역 전체에서 히스토그램 특징 벡터를 추출하고, 고주파대역에서 텍스처 특징 벡터를 추출하는 내용 기반 영상 검색 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법은 불필요한 배경 정보가 특징 벡터에 포함되어 검색 효율을 떨어뜨리는 문제점이 있다. Mandal[5]은 영상의 텍스처 특징 벡터 수를 줄이기 위해 모든 부대역을 같은 크기의 해상도로 조절하여 히스토그램 특징 벡터를 추출하고, 이를 검색에 이용하였으나 검색에 이용되는 특징 벡터가 많아 유사도를 계산하는데 많은 시간이 소요되었다. Lu[6]는 영상 형태의 표현을 유일한 체인코드로 나타내어 영상의 형태 특징 벡터를 추출하였으나 영상의 크기에 상당한 영향을 받는 문제점이 있다.

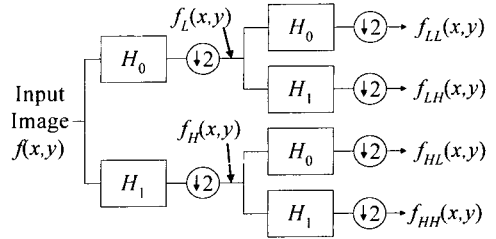
따라서 본 논문에서는 웨이브릿 변환된 영상에서 객체 영역을 설정하고, 설정된 객체 영역에 대해서만 색상 및 텍스처 특징 벡터를 추출하여 영상 검색에 이용하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 양방향 반올림 필터를 이용하여 불필요한 배경 정보를 제거함으로써 검색 효율을 향상시키고, 유사도 측정에 필요한 계산량을 감소시킴으로써 고속 검색을 가능하게 한다.

2. 웨이브릿 변환 계수의 특성

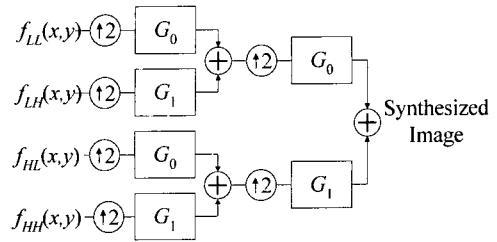
2.1 영상의 웨이브릿 분해 및 합성

웨이브릿 변환된 영상은 그림 1(a)와 같이 영상의 중요한 정보를 포함하는 저주파대역과 에지성분을 갖는 고주파대역으로 분할된다. 고주파대역은 수직성분, 수평성분, 대각성분으로 구분된다. 웨이브릿 변환의 분해과정은 그림 1(a)에 나타나는 바와 같이 영상 $f(x, y)$ 에 저주파 분해필터인 H_0 와 고주파 분해필터인 H_1 를 수평방향으로 적용하여 저주파 성분인 $f_L(x, y)$ 와 고주파 성분인 $f_H(x, y)$ 로 분할한다. 그리고 다운샘플링(down sampling)을 수행한 후 수직방향으로 저주파 및 고주파 분해필터와 다운샘플링을 적용하여 저주파 성분인 $f_{LL}(x, y)$, 수평성분이 강조된 $f_{HL}(x, y)$, 수직성분이 강조된 $f_{LH}(x, y)$ 및 대각성분이 강조된 $f_{HH}(x, y)$ 의 부대역 분할한다.

웨이브릿 변환의 합성과정은 그림 1(b)와 같이 분해 영상에 업샘플링(up sampling)을 수행한 후, 저주파 합성필터인 G_0 와 고주파 합성필터인 G_1 를 적용하여 원영상을 복원한다.



(a) 분해과정



(b) 합성과정

그림 1. 영상의 웨이브릿 변환

2.2 웨이브릿 계수의 특성

웨이브릿 계수는 계수들간의 지역적인 특성과 부대역간의 상호 의존적 특성을 갖는다. 계수들간의 지역적인 특성은 중요한 정보를 갖는 유효계수는 다른 유효계수들과 공간적으로 인접한 위치에 존재 할 확률이 높다는 것을 의미한다. 즉, 고주파대역에서 유효계수들은 원 영상의 에지 부근에 집중적으로 분포하는 특성이 있다. 또한 계수값이 작은 무효계수의 경우도 이와 같은 통계적 특성을 갖는다[7,8].

그림 2에 나타난 바와 같이 부대역간 의존 특성은

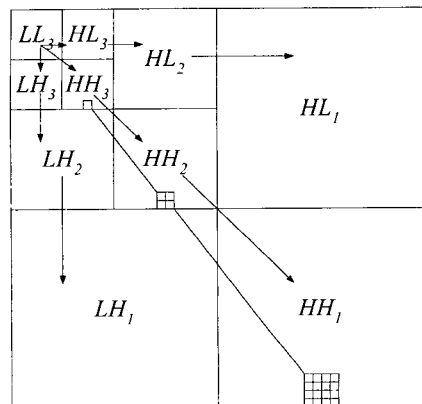


그림 2. 웨이브릿 계수의 특성

상위 레벨 대역의 계수값이 크면 하위 레벨 대역의 상 대적 위치의 계수값도 크게 나타날 확률이 높다는 것 을 의미한다. 이러한 특성을 이용하여 색상 특징 벡터 는 최저주파대역에서 추출하며, 텍스처 특징 벡터는 고주파대역에서 추출함으로써 유사도 비교에 필요한 특징 벡터를 얻을 수 있다.

3. 특징 벡터 추출 및 유사도 측정

내용 기반 영상 검색에 가장 많이 이용되는 특징 벡터는 색상 히스토그램과 텍스처 정보 그리고 객체의 형태 정보이다. 형태 정보는 같은 영상이라도 각도나 크기에 따라서 다른 영상으로 판단하기 때문에 영상의 특징을 정확히 표현하기가 어렵다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 형태에 대한 학습능력이 우선되어야 한다. 특징 벡터들은 각각의 장단점을 가지고 있기 때 문에 이들을 조합하여 검색하는 방법을 많이 연구하고 있으며, 본 논문에서는 색상 히스토그램과 텍스처 특 징 벡터를 이용하여 유사도를 판별한다.

3.1 색상 특징 벡터 추출

대부분 영상들은 RGB 모델의 색상정보를 가지고 있다. 그러나 HSI 모델은 색상이 연속적으로 분포함으 로 근접한 색상에 대한 처리가 용이하고, 인간 시각 시스템의 색채 감지 특성에 기초하기 때문에 RGB 모 델보다 색상 지각력이 우수하다. 따라서 색상 특징 벡 터 추출에 HSI 모델을 이용한다. 색상 특징 벡터 추출 은 HSI 모델 영상을 3레벨로 웨이브릿 변환한 후, 최저 주파대역에 대해 색상, 채도 그리고 명도를 구분하여 양자화한다. 특징 벡터는 2단계 유사도 측정을 위해 거친(coarse)레벨 양자화와 미세한(fine)레벨 양자화 를 적용하여 추출한다. 인간 시각 시스템에서는 색상 의 정보가 채도, 명도에 비해 중요하며, 기본 색상들은 20개의 단계로서 충분히 표현할 수 있다[9]. 따라서, 미세한 레벨 양자화에서는 정확한 검색을 위해 색상 정보에 대해서는 18개의 양자화 레벨을 설정하며, 채 도와 명도에 대해서는 지각적인 경계의 크기에 따라 각각 3개 양자화 레벨을 설정하여 162개의 특징 벡터 를 추출한다. 거친 레벨 양자화에서는 고속 검색을 위 해 색상에 대한 양자화 레벨을 8개로 설정하며, 채도와 명도에 대한 양자화 레벨은 각각 2개로 설정하여, 전체 32개 특징 벡터를 추출한다[4,10]. 색상 히스토그램에

대한 최대 bin의 수 K 는 거친 양자화 레벨인 경우에는 32가 되며, 미세한 양자화 레벨의 경우에는 162가 된 다. 색상 특징 벡터의 추출은 식은 (1)과 같다.

$$h_c[k] = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} a, \quad a = \begin{cases} 1 & \text{if } Q_c(T_c[x, y]) = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 X, Y 는 색상 특징 벡터를 추출하고자 하는 공간 즉, 최저주파수 대역의 가로 픽셀 수와 세로 의 픽셀 수를 의미한다. 그리고, $T_c[x, y]$ 는 HSI 모델 의 웨이브릿 변환 영역에서 최저주파대역의 x, y 좌 표에 있는 픽셀값을 의미하며, Q_c 는 각 공간을 정해진 양자화 레벨에 따라 $T_c[x, y]$ 값을 양자화하여 생성한 bin의 값을 의미한다. 여기서, 생성된 bin의 값 k 는 $0 \leq k \leq K-1$ 이다. $h_c[k]$ 는 양자화 결과 bin의 값이 k 인 경우의 빈도수를 의미하는 것으로, 이것이 색상 특 징 벡터로 사용된다.

3.2 텍스처 특징 벡터 추출

텍스처 특징 벡터는 웨이브릿 변환 영역에서 각 부 대역 계수값의 평균 μ_m 과 표준편차 σ_m 을 이용한다. 미세한 레벨의 텍스처 특징 벡터는 HSI 모델 영상에 대해 3레벨로 웨이브릿 분해한 후, 모든 부대역에 대한 평균과 표준편차를 이용하여 구성한다[4]. 즉, 텍스처 특징 벡터의 최대 수는 $10 \times 2 \times 3 = 60$ 개이다. 텍스처 특 징 벡터의 각 부대역별 평균 및 표준편차는 식 (2) 및 식 (3)과 같다.

$$\mu_m^i = \iint |W_m^i(x, y)| dx dy \quad (2)$$

$$\sigma_m^i = \left[\iint (|W_m^i(x, y)| dx dy - \mu_m^i)^2 dx dy \right]^{1/2} \quad (3)$$

식 (2) 및 (3)에서 i 는 색상 모델인 h, s, i 를 나타내 며, m 은 부대역의 위치값을 의미한다. 따라서, $1 \leq m \leq M, M = 10$ 이다. $W_m^i(x, y)$ 는 m 번째 부대역 에서 x, y 위치의 DWT 계수를 의미하며, 따라서 텍스 처 특징 벡터는 식 (4)과 같이 구성된다.

$$f = [\mu_1^h, \sigma_1^h, \mu_1^s, \sigma_1^s, \mu_1^i, \sigma_1^i, \dots, \mu_M^s, \sigma_M^s, \mu_M^i, \sigma_M^i] \quad (4)$$

거친 레벨의 특징 벡터는 미세한 레벨의 특징 벡터 와 동일한 방법으로 구하지만, 특징 벡터 수를 감소시 키기 위해 최상위 레벨의 3개 고주파 대역에 대해서만 특징 벡터를 구한다.

3.3 유사도 측정

내용 기반 영상 검색에서 유사도는 질의 영상과 저장 영상간의 특징 벡터 차이 값을 의미한다. 일반적으로 L^p 공간의 특징 벡터 q, r 의 유사도는 식 (5)와 같이 나타낸다.

$$a_{L^p}(q, r) = \sum |q - r|^p \quad (5)$$

본 논문에서는 거친 레벨 특징 벡터와 미세한 레벨 특징 벡터를 이용하여 2단계 유사도 측정을 한다. 유사도 측정방법은 거친 레벨 특징 벡터를 이용하여 유사도가 임계값 보다 작은 영상은 선택을 하고 초과하는 영상은 선택하지 않는다. 그리고 선택된 영상에 한정하여 미세한 레벨 특징 벡터를 이용한 유사도 측정을 한다. 따라서 유사도 측정에 적용되는 비교영상의 수가 감소되므로 필요한 계산량을 감소시킨다. 거친 레벨 특징 벡터에 대한 유사도 측정은 고속 계산을 위해 식 (6)과 같이 설정하였으며, 미세한 레벨 특징 벡터에 대한 유사도 측정은 검색 효율의 향상을 위해 식 (7)과 같이 설정하였다[7].

$$d(q, r) = w_0 \sum_{j=0}^{M_c-1} |h_{q_j}^c - h_{r_j}^c|^1 + w_1 \sum_{j=0}^{N_c-1} |t_{q_j}^c - t_{r_j}^c|^1 \quad (6)$$

$$d(q, r) = w_0 \sum_{j=0}^{M_f-1} |h_{q_j}^f - h_{r_j}^f|^{0.5} + w_1 \sum_{j=0}^{N_f-1} |t_{q_j}^f - t_{r_j}^f|^{0.5} \quad (7)$$

식 (6) 및 (7)에서 q 는 질의 영상을, r 은 저장영상을 나타내고 w_0, w_1 은 색상 히스토그램과 텍스처 특징 벡터의 가중치를 나타내며, c 는 거친 레벨 유사도 측정, f 는 미세한 레벨 유사도 측정을 나타낸다. 그리고 $h_{q_j}^c$ 는 질의 영상의 거친 레벨 특징 벡터, $h_{r_j}^c$ 는 저장영상의 거친 레벨 특징 벡터, $h_{q_j}^f$ 는 질의 영상의 미세한 레벨 특징 벡터, $h_{r_j}^f$ 는 저장영상의 미세한 레벨 특징 벡터를 나타낸다. M_c 및 M_f 는 색상 특징 벡터 수를 나타내고, N_c 및 N_f 는 텍스처 특징 벡터의 수를 나타낸다

4. 제안한 방법을 이용한 영상 검색

기존의 영상 검색 방법은 웨이브릿 변환 영역의 최저주파대역 전체에서 특징 벡터를 추출하기 때문에 검색에 불필요한 배경 정보가 포함됨으로써 검색 효율 저하 및 검색 시간 증가를 초래하였다. 따라서 본 논문

에서는 웨이브릿 변환 영역에서 양방향 반올림 필터를 이용하여 객체 영역을 설정하고, 설정된 객체 영역 내에서 특징 벡터를 추출함으로써 검색 효율과 시간을 단축하는 내용 기반 고속 영상 검색 방법을 제안한다.

제안한 객체 영역 설정 방법은 3레벨로 분해된 웨이브릿 영상을 2진 영상으로 변환 한 후, 최고주파 대역인 HL_1, LH_1, HH_1 영역에 대하여 논리합을 적용한 후, 이 영역에 대해 양방향 반올림 필터를 적용하여 객체 영역을 설정한다. 양방향 반올림 필터는 우측 하단 방향과 좌측 상단 방향으로 2번에 걸쳐 필터링을 수행한다. 필터링 과정은 3×3 마스크 내의 픽셀 중 1의 값을 갖는 픽셀의 수가 5개 이상이면 반올림을 수행한 것과 같이 마스크 내의 모든 픽셀의 값을 1의 값으로 설정하고, 마스크내의 픽셀 중 1의 값을 갖는 픽셀의 수가 5개 미만이면 마스크 내의 모든 픽셀의 값을 0의 값으로 설정한다. 양방향 반올림 필터의 이동은 수평 방향과 수직 방향으로 2픽셀 씩 이동하면서 적용한다. 우측 하단 방향으로 수행되는 필터링에 의해 생성된 결과 영상은 대각선 방향으로 객체 영역이 채워지는 특징이 있으므로 좌측 상단 방향으로 수행되는 필터링의 결과 영상과 논리곱을 적용함으로써 원 객체에 근접하는 객체 영역을 설정한다. 그리고 최고주파 대역의 객체 영역을 다운 샘플링하여 최저주파 대역의 객체 영역과 논리합을 적용하여 객체 영역을 재구성하여 색상 특징 벡터를 추출한다. 따라서 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 색상 특징 벡터수가 감소하게 되므로 고속 검색을 가능하게 하며, 특징 벡터수가 감소하여도 일정한 검색 효율을 나타낸다. 제안한 양방향 반올림 필터를 이용한 객체 영역 설정 방법에 대한 흐름도는 그림 3과 같다.

그림 3에서 B는 원 영상을 나타내고, B1은 좌측 상단에서 우측 하단으로 필터링한 결과 영상을 나타내며, B2는 우측 하단에서 좌측 상단으로 필터링한 결과 영상을 나타낸다. 양방향 반올림 필터에 의해 생성된 결과 영상 B1 및 B2는 논리곱에 의해 원 영상에 근접하는 객체 영역을 설정한다.

5. 실험결과 및 고찰

본 논문에서는 실험의 객관성을 유지하기 위해 웹 상에서 얻은 1000개의 영상을 23개의 그룹으로 분류하였으며, 웨이브릿 변환 필터는 9×7 쌍직교 필터를 사

```
// N×N크기의 원영상 B, 각 필터링 결과영상 B1, B2
// B(i, j) : 이미지 B의 (i, j) 픽셀 값
B1 = B2 = B // 영상 B의 내용을 B1, B2에 복사
// 좌측 상단에서 우측 하단으로 진행
for ( i=0 ; i<N; i+=2) for ( j=0 ; j<N ; j+=2)
num_one = 0; // num_one: filter window의 1의 수
for ( l=0 ; l<3 ; l++) for ( m=0 ; m<3 ; m++)
if (B1(i+l, j+m) == 1) num_one ++;
for ( l=0 ; l<3 ; l++) for ( m=0 ; m<3 ; m++)
if (num_one >= 5) B1(i+l, j+m) = 1
else B1(i+l, j+m) = 0

// 우측 하단에서 좌측 상단으로 진행
for ( i=N-1 ; i>=0; i-=2) for ( j=N-1 ; j>=0 ; j-=2)
num_one = 0; // num_one: filter window의 1의 수
for ( l=0 ; l<3 ; l++) for ( m=0 ; m<3 ; m++)
if (B2(i-l, j-m) == 1) num_one ++;
for ( l=0 ; l<3 ; l++) for ( m=0 ; m<3 ; m++)
if (num_one >= 5) B2(i-l, j-m) = 1
else B2(i-l, j-m) = 0
for ( i=0 ; i<N; i+=2) for ( j=0 ; j<N ; j+=2)
B(i, j) = B1(i, j) AND B2(i, j)
```

그림 3. 객체 영역의 설정 흐름도

용하였다. 유사도 측정은 거친 레벨 양자화를 이용한 1차 검색과 미세한 레벨 양자화를 이용한 2차 검색을 수행하였으며, 검색 효율은 결과 영상과 분류된 그룹과의 일치도를 계산하였다. 제안한 방법에 대한 실험 결과 양방향 반올림 필터를 이용하여 설정된 객체 영역은 그림 4와 같았다. 그림 4에서 객체 영역은 최외주파 대역의 객체 영역을 1/4로 다운 샘플링하고, 최저주파 대역의 객체 영역과 논리합을 적용하여 객체 영역을 재구성한 후, 색상 특징 벡터 추출에 이용되었다.

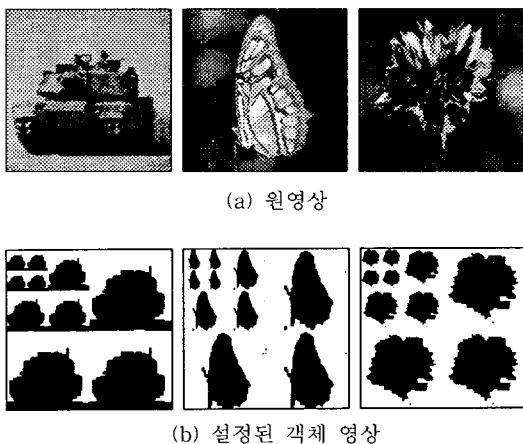


그림 4. 양방향 반올림 필터를 이용한 객체 영역 설정

객체 영역 기반 영상 검색에서 기존의 방법은 최저주파 대역의 모든 영역에 대해서 특징 벡터를 추출하였으나, 제안한 방법은 양방향 반올림 필터를 이용하여 객체 영역을 설정한 후, 설정된 객체 영역에 해당되는 최저주파 대역에 한하여 특징 벡터를 추출하였다. 1차 검색인 거친 레벨의 유사도 측정에서 색상 특징 벡터의 수는 32(=8×2×2)개로 설정하였으며, 텍스처 특징 벡터의 수는 18(=3×2×3)개로 설정하였다. 2차 검색인 미세한 레벨의 유사도 측정에서 색상 특징 벡터의 수는 162(=18×3×3)개로 설정하였으며, 텍스처 벡터의 수는 60(=10×2×3)개로 설정하였다. 제안한 방법의 검색 효율에 대한 실험 결과는 그림 5와 같았다.

그림 5에 나타난 바와 같이 양방향 반올림 필터를 이용하여 배경 정보가 제거된 객체 영역에 대해서 특징 벡터를 일정하게 추출함으로써 기존의 방법에 비해 비행기 영상과 꽃 영상은 약 0.5%, 차 영상은 2.8%, 동물 영상은 5.3%의 검색 효율이 향상됨을 알 수 있었다. 또한 색상 특징 벡터 수의 감소에 따른 검색 효율의 변화에 대한 실험 결과는 그림 6에서와 같았다.

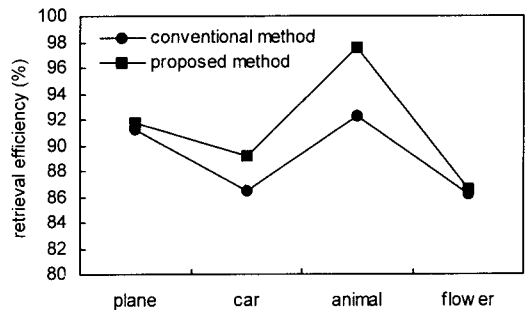


그림 5. 검색효율 비교(거친레벨: 50, 미세한레벨: 222)

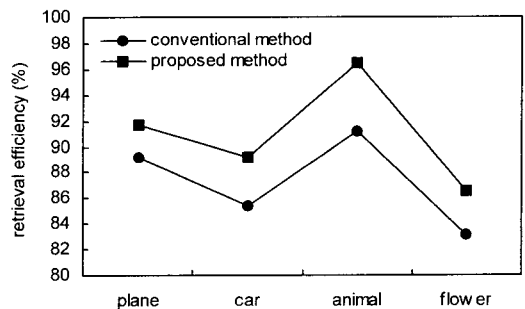


그림 6. 특징 벡터 수 감소에 따른 검색 효율 비교 (거친 레벨: 38, 미세한 레벨: 150)

그림 6에서 1차 검색인 거친 레벨의 유사도 측정에서는 H 색상 공간에 대한 양자화 단계를 8에서 5로 감소하여 색상 특징 벡터의 수를 $20(=5 \times 2 \times 2)$ 개로 설정하였으며, 텍스처 특징 벡터의 수는 $18(=3 \times 2 \times 3)$ 개로 설정하였다. 2차 검색인 미세한 레벨의 유사도 측정에서는 H 색상 공간에 대한 양자화 단계를 18단계에서 10단계로 감소하여 색상 특징 벡터의 수를 $90(=10 \times 3 \times 3)$ 개로 설정하였으며, 텍스처 벡터의 수는 $60(=10 \times 2 \times 3)$ 개로 설정하였다. 그림 6에 나타난 바와 같이 특징 벡터의 수가 감소하여도 검색 효율은 일정하게 유지하였으며, 기존의 방법에 비해 비행기 영상은 약 2.5%, 차 영상은 3.8%, 꽃 영상은 3.4%, 동물 영상은 5.3%의 검색 효율이 향상됨을 알 수 있었다. 따라서 제안한 방법은 색인에 필요한 특징 벡터의 수를 감소하여도 일정한 검색 효율을 유지할 뿐만 아니라, 배경 정보를 효과적으로 제거함으로써 검색 효율을 향상시키며, 검색에 소요되는 계산량을 줄임으로써 고속 검색을 가능하게 한다.

6. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영역에서 객체 영역을 설정하고, 설정된 객체 영역에 대해서만 특징 벡터를 추출하는 내용 기반 고속 영상 검색 방법을 제안한다. 제안한 방법은 양방향 반올림 필터를 이용하여 불필요한 배경 정보를 제거하여 유사도 측정에 필요한 계산량을 감소시킴으로써 고속 검색을 가능하게 하였다. 실험결과 객체에 따라 다소 차이는 있으나 기존의 방법에 비해 2.5%~5.3%의 검색 성능 개선 효과가 있음을 알 수 있었다. 따라서 제안한 방법은 영상 검색뿐 아니라 영상의 부분 압축이나 객체기반 압축 분야 등에 이용이 가능할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] J. R. Smith, S. F. Chang, "Automated binary texture feature sets for image retrieval," *Acoustics, Speech, and Signal Processing ICASSP-96. Conference Proceedings*, 1996, *IEEE International Conference*, vol. 4, pp. 2239-2242, Apr. 1996.
- [2] Hideyuki Takagi, Toshihiko Noda, "Evaluation of an IGA-based image retrieval system using wavelet coefficients," *IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings*, pp. 1775-1780, Aug. 1999.
- [3] Dan Yu, Ya Liu, Yan Mu, Shiqiang Yang, "Integrated system for image storage, retrieval and transmission using wavelet transform," *SPIE*, vol. 3656, pp. 448-457, Jan. 1999.
- [4] Changliang Wang, Kap Luk Chan, Stan Z Li, "Spatial-frequency analysis for color image indexing and retrieval," *The Fifth ICARCV*, pp. 1461-1465, Dec. 1998.
- [5] M. K. Mandal, T. Aboulnasr "Fast wavelet histogram techniques for image indexing," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 75, pp. 99-110, July 1999.
- [6] Guojun Lu, "An approach to image retrieval based on shape," *Journal of Information Science*, vol. 23, no. 2, pp. 119-127, Nov. 1995.
- [7] M. K. Mandal, T. Aboulnasr, "Image indexing using moments and wavelets," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 42, no. 3, pp. 557-565, June 1996.
- [8] J. Shapiro, "Embedded image coding using zerotree of wavelet coefficients," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 1, pp. 3445-3462, Dec. 1993.
- [9] J. R. Smith, S. F. Chang, "Integrated spatial and feature image query," Tech. Rep., Columbia University, 1996.
- [10] M. J. Swain, D. H. Ballard, "Color indexing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.



류 권 열

1982년 8월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1990년 8월 경북대학교 산업공학과 졸업(공학석사)
1998년 2월 부경대학교 전자공학과 졸업(공학박사)
1982년 7월 ~ 1986년 6월 삼성반

도체통신 시스템개발실 연구원

1986년 7월 ~ 1995년 4월 포항공과대학교 전자계산소
1995년 5월 ~ 현재 위덕대학교 멀티미디어공학과 조교수
관심분야: 영상처리, 멀티미디어 검색



강 경 원

1996년 2월 부경대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1998년 2월 부경대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
2002년 2월 부경대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
1998년 3월 ~ 1999년 8월 미국

Jackson State University 연구원

2002년 3월 ~ 현재 위덕대학교 멀티미디어공학과 강의전담교수

관심분야: 영상처리, 멀티미디어 통신

교신저자

류 권 열 780-713 경북 경주시 강동면 위덕대학교 컴퓨터멀티미디어공학부