

## 모바일 플랫폼에서 개선된 SURF와 DCD를 이용한 효율적인 영상 검색

이 용 환<sup>†</sup>

<sup>†</sup>극동대학교 스마트모바일학과

### Efficient Image Search using Advanced SURF and DCD on Mobile Platform

Yong-Hwan Lee<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Department of Smart Mobile, Far East University

#### Abstract

Since the amount of digital image continues to grow in usage, users feel increased difficulty in finding specific images from the image collection. This paper proposes a novel image searching scheme that extracts the image feature using combination of Advanced SURF (Speed-Up Robust Feature) and DCD (Dominant Color Descriptor). The key point of this research is to provide a new feature extraction algorithm to improve the existing SURF method with removal of unnecessary feature in image retrieval, which can be adaptable to mobile system and efficiently run on the mobile environments. To evaluate the proposed scheme, we assessed the performance of simulation in term of average precision and F-score on two databases, commonly used in the field of image retrieval. The experimental results revealed that the proposed algorithm exhibited a significant improvement of over 14.4% in retrieval effectiveness, compared to OpenSURF. The main contribution of this paper is that the proposed approach achieves high accuracy and stability by using ASURF and DCD in searching for natural image on mobile platform.

**Key Words** : Image Retrieval, Mobile Image Search, Advanced SURF (Speed-Up Robust Feature), DCD (Dominant Color Descriptor)

#### 1. 서 론

컴퓨터, 디지털 기기와 통신 기술의 발달로 인하여, 영상 생성과 유통이 활발하게 이뤄지고 있으며, 대용량, 다량의 영상들이 꾸준히 증가하고 있다. 다량의 영상을 효율적으로 관리하고 검색하는 높은 수준의 멀티미디어 검색 기술들이 연구되고 있으며, 대용량 영상 데이터베이스에서 사용자 요구에 따라 보다 효율적이고 빠르게 검색하는 영상 검색 기술은 여러 응용 분야에서 핵심 요소기술로 부각되고 있다[1]. 또한 IT 기술과 관련하여 많은 연구기관, 대학, 산업체들이 스마트폰을 활용한 기술에 높은 관심을 가지고 있으며, 스마트폰 시장이 급성장함에 따라, 모바일 애플리케이션 수요가 확산되고 있다. 이 중에서도 검색 서비스는 모바일 플랫폼 상에서 정보를 찾기 위한 중요한 수단이 되고 있다[2].

영상 검색은 사용자가 원하는 질의를 입력 받고, 이를 분석하여 사용자가 원하는 적절한 영상을 제공하는 기술이다[3]. 영상 검색 서비스를 제공하는 검색 엔진의 역할은 유/무선 환경을 막론하고 수행하는 기능이나 역할은 동일하다. 그러나 모바일 영상 검색에서는 순수하게 검색 결과를 그대로 사용하는 것이 아니라, 모바일 환경에 맞게 제어하는 모듈이 반드시 필요하다[4]. 또한 제한적인 상황에서 사용자의 질의 입력을 보다 편리하게 처리하는 사용자 인터페이스가 필수적이다[5].

본 논문에서는 모바일 콘텐츠들 중에서 가장 일반적이고 사용자층이 많은 정지영상(Still image)를 대상으로 한 영상 검색 기술을 연구 개발하는 것이 목표이다. 모바일 디바이스 적용성을 고려하여, 검색 과정에서의 메모리 효율성을 주요 검증요소로 설정하고 영상에서 추출하는 특징 벡터의 차원수를 감소시키는 것이 핵심 연구대상이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 영상 검색에

<sup>†</sup>E-mail : hwany1458@empal.com

대한 기존의 연구 방법을 살펴보고, 3장에서 제안하는 영상 검색 기술자 알고리즘을 설명한다. 4장에서 연구 개발한 프로토타입 시스템을 실험적으로 분석하고, 5장에서 결론과 향후 연구방향으로 마무리한다.

## 2. 관련연구

영상 검색 기술은 크게 2가지로 구분된다. 구글, 네이버 등 기존의 웹-기반 영상 검색은 키워드 검색으로, 해당 영상에 키워드와 주석을 부여함으로써 질의 텍스트를 중심으로 검색이 이뤄지고 있다. 이러한 텍스트 기반 영상 검색(Text-based Image Retrieval)은 대용량의 영상 데이터베이스에서 키워드 생성하는데 있어, 과다한 작업량이 필요하게 되며, 키워드 작성자의 주관적 해석에 따라 검색 결과가 달라질 수 있는 문제점이 있다[6]. 또한 언어에 종속적인 검색이 수행되는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위한 방법으로 내용 기반 영상 검색(Content-based Image Retrieval)이 연구되고 있으며[7], IBM QBIC을 시작으로, Stanford Univ., Univ. of Washington, Univ. of California Santa Barbara 등에서 학술적인 연구가 시도되었다.

검색 기술 활용 및 동향을 살펴보면, PC 환경에서 활용되는 내용-기반 영상 검색 기술에는 대표적으로 MPEG-7 Visual Descriptor [8]와 SIFT(Shift Invariant Feature Transform) [9], SURF (Speeded-Up Robust Features) [10] 등 포인트-기반 알고리즘이 있으며, 많은 응용 프로그램에서 이러한 기술들이 활용되고 있다. MPEG-7 검색 기술자는 기본적으로 전역 특징을 사용하여 콘텐츠의 부분적 기술이 불가능하며, 최근 발표되는 대표적인 지역 특징인 SIFT, SURF가 많이 활용되고 있다[20]. 관심점(Interest point)을 검출하여 검색 기술자로 활용하는 SURF 알고리즘은 높은 반복성(Repeatability)과 차별성(Distinctiveness)을 갖는다[3].

본 논문에서 중점으로 다루는 SURF 알고리즘은 회전-불변성(Rotation-invariant)을 갖는 관심점을 추출하며, 실행 속도를 높이기 위해 적분(Integral) 영상을 활용한다. SURF 알고리즘을 확장 연구한 다수의 논문들이 있으며, Kumar은 특징 검출을 위해 크기 조절, 회전 및 변환에 강인한 알고리즘을 제안하였다[12]. Evans는 객체 인식, 동영상 감시, 영상 검색과 증강현실 애플리케이션에서 쉽게 적용하도록 OpenSURF 오픈 소스 라이브러리를 개발하여 제공한다[13]. Thomee는 시각적 단어를 관심점에 결합한 영상 검색 기술자인 TOP-SURF를 제안하였으며[14], 기술자 크기를 변형할 수 있는 유연성을 부여하였다. Velmurugan은 SURF와

칼라 모멘트를 결합한 내용-기반 검색 기술자를 제안하였으며[15]. Kalantidis는 Bag-of-words 모델을 기반하여 SURF 특징을 추출하고 시각적 어휘(Visual vocabulary)를 생성하여 검색에 활용하는 기법을 제안하였다[16]. 그러나 SIFT와 SURF는 계산량이 많고 환경 변화에 취약하여 제한적인 조건이 아닐 경우에는 모바일 환경에서 검색 기술자로 활용하기가 어렵다. 모바일 검색을 지원하기 위해 디바이스의 센서 정보를 처리하는 기술도 함께 연구되고 있다[11]. 최근에 부각되고 있는 MPEG-7 CDVS (Compact Descriptor for Visual Search)는 SIFT를 적용한 검색을 수행하지만[17], SIFT는 지적재산권 문제에 따라 산업적으로 상용화하는데 제한성을 가지는 단점이 있다.

산업에 적용되고 있는 영상 검색 기술은 대표적으로 구글(Google)의 비주얼 검색(Visual Search)과 다음(Daum)의 사물 검색 서비스가 있다. 구글 비주얼 검색은 건물/사물/책 등으로 범주(Category)를 분류하여 검색 서비스를 지원한다[18]. 모바일 단말기에서 사진을 촬영한 후에 검색을 수행하며, 사진 정보가 검출되면 구글 페이지를 이용한 상세 정보를 제공한다.

## 3. 제안 알고리즘

본 논문의 주된 목적은 컴퓨터 비전 분야에서 많이 활용되는 기존의 특징 추출 방법인 SURF 알고리즘에서 불필요한 특징을 제거하여 특징 벡터 크기를 줄임으로써, 모바일 환경에서 보다 효율적으로 적용할 수 있는 개선된 SURF 알고리즘을 연구한다. 이러한 목표를 달성하기 위해, SURF 알고리즘을 통해 추출된 특징의 손실을 최소한으로 유지하면서, 영상이 가지는 의미적 요소를 보존해야 하며, 특징 검출을 통한 영상 검색에서도 검색율의 저하를 방지할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 SURF 알고리즘의 개선과 함께 대표 칼라 기술자(Dominant Color Descriptor)를 결합하여 적용함으로써, 흑백영상(Grey-scale image)을 기반한 SURF의 검색율을 향상시킨다. 본 논문에서 제안하는 영상 검색 방법을 도식화하면 Fig. 1과 같다.

입력된 질의 영상  $I_Q$ 에 대해, 전처리 과정으로 칼라 모델(Color Space) 변환과 채널 분리(Channel Separation)를 수행한다. 본 연구에서 제안하는 개선된 SURF (Advanced SURF)에서는 흑백영상을 기반으로 관심 특징점을 추출하며, DCD를 통한 칼라 특징 추출 단계에서는 변환된 HSV 영상을 활용한다. 각각의 추출 단계에서 검출한 특징 벡터를 결합하여 특징 데이터베이스를 구축한다. 사용자 질의에 응대하기 위해, 질의 백

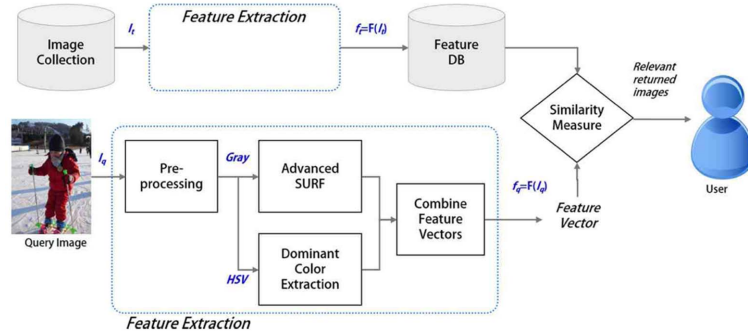


Fig. 1. Diagram of the proposed mobile image retrieval

터  $f_q$ 와 데이터베이스 내에 저장된 대상 벡터  $f_t$ 간의 유사도(Similarity)를 측정하고, 유사도 랭킹(Ranking) 순위에 따라 적절한 검색 영상들을 반환한다. 제안 알고리즘의 특징 추출 과정은 다음과 같다.

3.1. 개선된 SURF특징 추출

특징 추출 과정에서 가장 중요한 요소는 적절한 특징을 정확하고 빠르게 검출하는 것이다. 일반적으로, 의미 있는 특징은 영상 내에서 인접한 지역에서 분포도가 많다는 특징을 가진다. 다시 말해, 저밀도 영역(Sparse region)에 위치한 특징은 영상 검색에서 큰 의미를 부여하지 않으며, 필요성이 높지 않다는 것을 뜻한다. 본 연구에서는 이러한 특성을 반영하여 저밀도 영역에 분포한 특징을 불필요한 요소로 제거함으로써 계산 시간과 저장공간을 감소시키는 효과를 얻는다. 제안 알고리즘은 효율적 영상 특징점 추출을 위해, 고밀도 특징 검출 이전에 클러스터링 필터(Clustering filter)를 적용한다.

SURF을 개선하여 빠르게 특징을 검출하기 위해, SURF에서 적용하는 가우시안 필터(Gaussian Filter) 행렬을 대신하여 헤시안(Hessian) 행렬을 사용한다. 또한 전처리 과정에서 영상 크기 조절을 수행하지 않고 필터 블록 크기를 조정하여, 다양한 해상도의 영상을 대상으로 효과적 검색을 지원한다. 헤시안 행렬은 필터와 영상에 대한 2차 미분의 컨볼루션(Convolution) 연산을 통해 얻으며, 수식은 다음과 같다[19].

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X, \sigma) & L_{xy}(X, \sigma) \\ L_{yx}(X, \sigma) & L_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$L_{xx}(X, \sigma) = I(x, y) \cdot \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma) \quad (2)$$

$X = I(x, y)$ 는 입력 영상을,  $L_{xx}(X, \sigma)$ 는 스케일  $\sigma$ 를

갖는 입력영상  $X$ 와 필터의 이차 미분 컨볼루션을 나타낸다.  $L_{xy}(X, \sigma)$ 와  $L_{yy}(X, \sigma)$ 는  $xy$  방향(대각선)과  $y$  방향(수직)에 대한 컨볼루션을 의미한다.

SURF 알고리즘에서는 처리 시간의 감소를 위해 가우시안 2차 미분 컨볼루션의 박스 필터 적용 근사치(Aproximation)를 사용한다. 제안 알고리즘에서는 헤시안 행렬과 필터의 컨볼루션 2차 미분의 근사치를 계산하기 위해 수식(3)과 (4)를 각각 적용한다.

$$H(X, \sigma) = \begin{bmatrix} D_{xx}(X, \sigma) & D_{xy}(X, \sigma) \\ D_{yx}(X, \sigma) & D_{yy}(X, \sigma) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$L(x, \sigma) = I(x, y) \otimes \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma) \\ \equiv I(x, y) \otimes B_f(xx) = D(x, \sigma) \quad (4)$$

$D_{xx}$ 는  $L_{xx}$ 에 대한 근사치를,  $B_f(xx)$ 는  $x$  방향의 박스 필터를 의미하며, 수식(4)는 박스 필터를 사용한 컨볼루션 연산이다.  $B_f(xx)$ 는 동일 크기의 필터 처리 과정에서 계산량을 줄임으로써, 보다 우수한 성능을 보여준다. 클러스터링 필터를 적용한 특징 검출은 헤시안 행렬을 통해 고밀도 영역에서의 의미 있는 정보를 추출한다. 의미 있는 중요 특징을 추출하기 위해, 클러스터링 필터 내에서 특징 차원과 밀도 수를 선행적으로 계산하고 검색을 위한 특징 기술자를 수행한다. 수식 (5)와 (6)은 필터에서 의미 있는 특징 검출을 분류하기 위해 사용된다.

$$s^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (X_i - \bar{X})^2 \quad (5)$$

$$G = \begin{cases} 1 & \text{for } (N > T_N) \text{ and } (s > T_s) \\ 0 & \text{for otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$s$ 는 클러스터링된 특징의 밀도(Density)를,  $N$ 은 클러스터링 필터 내의 특징 차원을,  $X_i$ 는  $(x_i, y_i)$ 로 표시되는 특징의 좌표를,  $X$ 는 클러스터링 필터의 중심점을 의미한다.  $T_N$ 은 필터내의 특징 벡터의 임계값(Threshold)을,  $T_S$ 는 필터 내의 특징들 간의 밀도를,  $G$ 는 필터를 통해 의미 있는 값으로 선택할 것인지를 결정하는 조건을 나타낸다. 본 연구에서는 필터 크기, 특징 벡터의 양과 밀도의 임계값을 설정하는 요소는 여러 실험을 통한 값으로 설정하였다. 특징 벡터 차원과 밀도 임계치는 영상의 모든 픽셀을 기반으로 클러스터링 필터를 변경하면서 계산을 하였으며, 이러한 과정에서 콘볼루션 연산에 따른 계산시간이 증가될 수도 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 선택된 특징점을 클러스터링의 중심점으로 결정하여, 콘볼루션 연산에 따른 특징 차원과 임계치를 동적으로 계산한다. 이러한 동적 계산을 영상 특징 추출 단계에서 적용한다. 이에 따라, 콘볼루션 연산이 모든 픽셀에 적용되지 않기 때문에 처리시간에서의 단축 효과를 얻는다.

### 3.2. DCD를 이용한 칼라 특징 추출

SURF알고리즘은 흑백영상에서 수행되기 때문에, 기존에 알려진 영상의 칼라 특징 추출 방법인 대표 칼라 기술자(Dominant Color Descriptor)을 적용한다. DCD 방법은 관심점 영역에서의 대표적인 칼라 특징을 검출하며, 대용량 데이터베이스에서 효율적인 인덱싱이 가능하다[9]. 대표 칼라를 추출하는 과정에서 SURF 관심점 주위의 픽셀 칼라 값을 분류하기 위해, 일반화된 로이드(Generalized Lloyd) 알고리즘을 사용한다. 앞에서 언급한 대로, 전처리 과정에서 HSV(Hue, Saturation and Value) 칼라 모델로 변환하고, DCD특징 벡터를 구성하는 칼라 인덱스  $c_i$ , 백분율  $p_i$ , 칼라 분산  $v_i$ 와 특정 일관성(Special coherency)  $sc$ 는 수식(7)을 통해 계산된다[21].

$$DCD = \{ \{c_i, p_i, v_i\}sc \}, \quad i=1,2,\dots,N \quad (7)$$

$N$ 은 대표 칼라의 수를,  $c_i$ 는 칼라 모델 성분 값에 대응하는 특징 벡터를,  $p_i$ 는 영상 또는 부분영상에서 칼라  $c_i$ 에 대응하는 픽셀의 비율을,  $v_i$ 는 클러스터 주변에서 대표 칼라에 대응하는 칼라 값의 변화량을,  $sc$ 는 영상에서 대표 칼라의 전체 공간적 균질성(Spatial homogeneity)을 표현하는 수를 의미한다.  $i$ 번째 클러스터에서 왜곡(Distortion)  $D_i$ 는 수식 (8)로 계산한다.

$$D_i = \sum_n h(n) \|x(n) - c_i\|^2, \quad x(n) \in C_i \quad (8)$$

$c_i$ 는 클러스터  $C_i$ 의 중심점을,  $x(n)$ 은 픽셀  $n$ 에서 칼라 벡터를,  $h(n)$ 은 픽셀  $n$ 에 대한 시각적 가중치를 나타낸다. 사람의 시각적 인식은 텍스처 영역에서 보다는 부드러운 영역에서의 변화에 보다 민감하다는 점을 고려하여, 시각적 가중치는 지역 픽셀 영역 픽셀 통계로부터 계산된다. 이를 반영하는 왜곡 행렬에 대해, 수식(9)을 통해 유도한다.

$$c_i = \frac{\sum h(x)x(n)}{\sum h(x)}, \quad x(n) \in C_i \quad (9)$$

### 3.3. 유사도 평가

영상 특징을 추출한 다음, 사용자 질의에 대한 검색 결과는 질의 영상의 특징과 사전에 추출하여 데이터베이스에 저장하고 있는 대상 영상들의 특징간의 유사도를 측정하여 얻는다. 이러한 과정은 두 특징 벡터간에 얼마나 유사한가를 결정하기 때문에 매칭 프로세스는 검색에서 매우 중요한 요소가 된다. 이러한 유사도 평가는 질의 영상의 특징 벡터와 데이터베이스 내에 저장되어 있는 대상 특징 벡터간의 거리를 계산하여 측정한다. 많은 실험 연구에서 유사도 측정에 따른 비교 분류에서 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance) 계산이 우수한 성능을 보이기 때문에[22], 본 연구에서도 유사도 매칭 계산식으로 마할라노이스 측정 계산 방법을 활용하며, 계산식은 수식(10)과 같다.

$$D(f^q, f^t) = \left( \sum_{i=0}^{N-1} \left| \frac{f_i^q - f_i^t}{\sigma_i} \right|^m \right)^{\frac{1}{m}} \quad (10)$$

$f_i^q$ 와  $f_i^t$ 는 질의 영상 특징벡터  $f_q$ 와 대상 특징 벡터  $f_t$ 에서의  $i$ 번째 구성요소를 각각 나타내며,  $m$ 은 행렬 순서를,  $n$ 은 특징 차원을,  $\sigma_i$ 는 대상 데이터베이스 내의 특징벡터에 대한  $i$ 번째 구성요소의 표준편차를 의미한다.

## 4. 실험 평가

### 4.1. 영상 데이터셋

제안하는 검색 기술자의 성능을 평가하기 위해, 2개의 데이터셋을 사용한다. 본 연구에서는 검색 분야에서 많이 사용되는 MPEG-7 CCD[23]와 Ualberta 영상 데이터베이스[24]를 사용하였다. 각 영상은 JPEG 포맷으로 다양한 해상도( $320 \times 240$ ,  $384 \times 256$ ,  $640 \times 420$ ,  $768 \times 512$ ,  $1,600 \times 1,200$  등)를 가지며, 제공되는 GTS



Fig. 2. Sample images from MPEG-7 CCD.

(Ground Truth Sets)에 따라 사람, 꽃, 차량, 구조물, 과일 등 다양한 종류의 영상을 포함한다. 검색 실험에 적용된 영상은 해당 데이터셋에서 1,137개 영상을 선택적으로 선별하였고, 71개 카테고리 분류되었다. 카테고리는 GTS에서 제공되는 정보를 그대로 사용하였으며, 검색에 활용되지는 않고 검색 효율성 평가에만 활용되었다. 검색 결과에서 질의 영상과 동일한 카테고리에 속한 검색 결과 영상은 적절하게 검색된 것으로 판정하며, 카테고리가 서로 다른 경우에는 검색에 적절하지 않은 것으로 판정한다. Fig. 2은 50개 카테고리 분류된 MPEG-7 CCD의 샘플 영상들이다.

4.2. 실험 평가

성능 평가 요소로, 정보검색에서 많이 사용되는 정확도(precision)과 재현도(recall)을 활용한다. 정확도는 적절한 영상을 검색하는 비율을, 재현도는 검색 결과에서 적절한 영상의 비율을 의미한다[25]. 집합A를 적절한 영상들의 집합으로, 집합B를 검색된 결과 영상들의 집합으로 가정하면, 정확도와 재현도는 수식 (11)로 계산된다.

$$Precision = \frac{no. \ of \ relevant \ image \ retrieved}{no. \ of \ relevant \ images \ in \ collection} = \frac{a}{a + b}$$

$$recall = \frac{no. \ of \ relevant \ images \ retrieved}{no. \ of \ images \ retrieved} = \frac{a}{a + c} \quad (11)$$

a는 검색된 적절한 영상을, b는 검색된 적절하지 않은 영상, c는 검색되지 않은 적절한 영상을 의미하며, 적절성 여부는 같은 카테고리에 포함되는지의 여부로 판단한다. 영상 검색의 성능 평가에서 정확도와 재현도가 항상 적절하지 못할 경우가 발생하기 때문에, 본 연

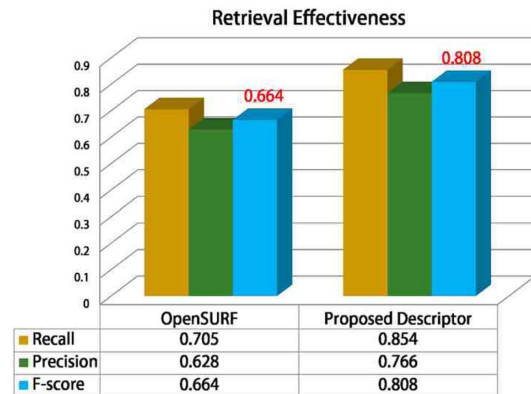


Fig. 3. Comparisons of retrieval effective using F-score.

구에서는 정확도와 재현도를 결합시킨 F-점수(F-score)로 적용하여 검색 효율성을 평가하였다[26]. 정확도와 재현도가 높을수록 보다 높은 F-점수를 가지며, 수식 (12)로 계산한다.

$$Fscore = \frac{2 \times precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

실험 과정에서, 실험적 정량화와 신뢰성을 높이기 위해, Leave-one-out Cross Validation 방식을 적용하였으며, 영상 데이터베이스 내의 모든 영상을 차례로 하나씩 선택하여, 검색 질의 영상으로 입력 받고 나머지 영상들을 대상 영상으로 검색을 수행하였다.

제안 알고리즘을 실험하기 위해, OS X Yosemite가 구동하는 MacAir의 Xcode 5.1.1 통합 개발환경에서 Objective-C와 C++을 이용하여 구현하였다. 실험 결과를 비교 평가하기 위해, 오픈 라이브러리로 제공되는 OpenSURF를 Objective-C++로 구현하였으며, Fig. 3은 실험에 따른 영상 검색 효율성 평가 결과이다. 정확도와 재현도를 계산하기 위해 순위 검색을 수행하여 상위 25개의 영상을 검색 효율성을 계산하였다. 실험에 적용된 모든 질의로부터 평균 F-점수는 제안 알고리즘에서 80.8%를 보였으며, 이는 OpenSURF를 적용한 검색(66.4%)에 비해 14.4%의 성능적 향상을 보였다. 실험 결과는 제안 방법에 의한 검색 효율성이 다른 방법을 적용한 검색보다 높은 검색율을 나타냈으며, 실험 영상들이 서로 다른 해상도와 크기를 가질 때, 보다 좋은 성능적 우위를 보였다.

Table 1에서 특징 벡터 차원수와 계산 시간을 비교 하였다. 계산 시간은 특징벡터 추출시간과 검색 수행을 LOOCV 방식으로 일괄 배치작업을 수행하여 얻어진

**Table 1.** Comparison of computational time and dimensions of the feature vectors for descriptors.

Methods	Computing Tme	Feature Vector
OpenSURF	0.194	64
Proposed Algorithm	0.276	48

평균 검색시간을 합친 시간이다. 검색시간에는 유사도 측정시간과 랭킹에 따른 순위조정시간이 포함되었다.

iOS 기반 모바일 디바이스에서 개발하는 경우, 메모리와 CPU사용량을 측정할 필요가 있다. 본 연구에서는 Xcode통합환경에서 제공하는 분석도구인 Instruments를 사용하여 메모리와 CPU 사용량을 분석하였다. Activity Monitor를 구동하여 실행 테스트를 수행하면, 제안 알고리즘을 사용할 경우 38% CPU와 6.2MB 메모리를 사용하였다. 이에 반해, 비교 대상인 OpenSURF 알고리즘은 35% CPU와 8.9MB 메모리를 사용한 것으로 나타났다. 이는 유사한 CPU 활용을 보이면서 메모리 측면에서 보다 효율적인 알고리즘임을 알 수 있다.

## 5. 결 론

최근 저가의 디바이스 공급에 따라, 많은 양의 영상 데이터가 축적되고 있으며, 이러한 현상은 사용자로 하여금 효율적인 영상 검색 시스템이 필요하게 되었다. 이에 따라 내용-기반 영상 검색이 멀티미디어 기술 분야에서 매우 흥미롭고 빠르게 확산되는 연구 분야 중에 하나가 되었다.

본 논문에서는 개선된 SURF 와 DCD를 통해 영상의 특징을 추출하고 2개의 특징 벡터를 결합하여 보다 효과적인 영상 검색 기술자를 새롭게 제안하였다. 실험 결과, 제안하는 검색 알고리즘은 기존의 다른 검색 기술자에 비해, 평균 14% 정도의 검색을 향상을 보였다. 또한 제안 알고리즘은 SURF 특징 추출 과정을 개선하여 특징 벡터차원을 줄였다. 기존 SURF는 128차원을, OpenSURF는 64차원 벡터를 추출하는 반면에 제안 알고리즘은 개선된 SURF의 32차원과 DCD 12차원을 결합한 44차원 벡터로 저장공간의 효율성을 가진다. 그러나 제안 알고리즘에서 계산시간이 증가하는 단점도 존재하였으며, 이는 배터리 소모와 연관되는 문제이기 에 모바일 디바이스에 적용하기 위해서는 개선할 여지가 남아 있다.

본 논문의 주요 공헌은 컴퓨터 비전 분야에서 최근 많이 활용되는 SURF 알고리즘을 개선한 것이며, 제안 알고리즘의 활용성을 검증하기 위해 영상 검색에 적용

하였다. 메모리 측면에서는 모바일 환경에 적용 가능성을 검증하였으나, 배터리 소모 문제가 존재함을 확인할 수 있었다.

계산시간 단축을 위한 개선 연구는 향후 연구과제로 남긴다. 영상의 특징 추출과 유사도 측정에 할애되는 시간을 줄이기 위한 방안으로, 처리 대상을 줄이는 방법을 고려할 수 있으며, 관심영역(Region of Interest)을 자동으로 식별하여 처리시간을 단축하는 방법을 적용할 예정이다. 또한 영상의 텍스트 메타데이터 또는 지리적 위치 등의 컨텍스트 정보를 활용하여 검색 대상을 선행적으로 선별할 경우 측정시간을 단축할 수 있을 것으로 판단된다.

## 감사의 글

본 연구는 극동대학교 교내연구비 지원에 의해 수행되었음[과제번호: FEU20142R10].

## 참고문헌

1. M.K. Leong, Wo Chang, "ISO/IEC PDTR 24800 -1: JPSearch - Part 1: Framework and System Components", ISO/IEC JTC1 SC29/WG1N4203, (2007).
2. Ifikhar Ahmad, Moncef Gabbouj, "A Generic Content-Based Image Retrieval Framework for Mobile Devices", Multimedia Tools Applications, 55(3), pp.423-442, (2011).
3. Arnold W.M. Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, Amarnath Gupta, Ramesh Jain, "Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(12), pp.1349-1380, (2000).
4. Sam S. Tsai, David Chen, Gabriel Takacs, Vilay Chandrasekhar, Jatinder P. Singh, Bernd Girod, "Location Coding for Mobile Image Retrieval", Proceeding of International ICST Mobile Multimedia Communications Conference, vol.8, pp.1-7, (2009).
5. Bin Li, Xiangwei Kong, Zhe Wang, Haiyan Fu, "SIFT-Based Image Retrieval Combining the Distance Measure of Global Image and Sub-Image", International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, pp.706-909, (2009).
6. Dharani T., Aroquiaraj I.L., "A Survey on Content Based Image Retrieval", International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Mobile Engineering(PRIME), pp.485-490, (2013).
7. Gareth Loy, Jan-Olof Eklundh, "A Review of Bench-

- marking Content-based Image Retrieval”, MUSCLE/ImageCLEF Workshop on Image and Video Retrieval Evaluation, pp.1-10, (2005).
8. Shih-Fu Chang, Thomas Sikora, Atul Puri, “Overview of the MPEG-7 Standard”, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 11(6), pp.688-695, (2001).
  9. Akio Yamada, Robert O’challaghan, S.K. Kim, “MPEG-7 Visual Part of Experimentation Model ver. 27.0”, ISO/IEC JTC1/SC29/WG11N7808, (2006).
  10. Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, “SURF: Speeded-Up Robust Features”, Computer Vision and Image Understanding, 110(3), pp.346-359, 2008.
  11. Yong-Hwan Lee, Heung-Jun Kim, “Photo Retrieval System using Combination of Smart Sensor and Visual Descriptor”, vol.13, no.2, pp.45-52, Journal of the Semiconductor and Display Technology, 2014..
  12. Kumar A, “Image Retrieval using SURF Features”, Master Thesis, Thapar University, (2011).
  13. Evans C, “Notes on the OpenSURF Library”, Technical Report on OpenSURF Computer Vision Library, pp.1-25, (2009).
  14. Bart Thomee, Erwin M. Bakker, Michael S. Lew, “TOP-SURF: a Visual Words Toolkit”, Proccding on International Conference Mulimedia, pp.1473-1476, (2010).
  15. Velmurugan K, Santhosh Baboo S, “Content-based Image Retrieval using SURF and Colour Moments”, Global Journal on Computing SCI Technology, 11(10), pp.1-4, (2011).
  16. Kalantidis Y, Tolias G, Spyrou E, Mylonas P, Avrithis Y, Kollias S, “ViRaL: Visual Image Retrieval and Location”, Multimedia Tools and Application, 434, (2011).
  17. Ling-Yu Duan, Jie Chen, Chunyu Wang, Rongrong Ji, Tiejun Huang, Web Gao, “Key Technologies in Mobile Visual Search and MPEG Standardization Activities”, ZTE Communications, 10(2), (2012).
  18. Website, <http://images.google.co.kr>
  19. Lakdashti A, Moin S, Badie K, “A Novel Semantic-based Image Retrieval Method”, International Conference on Advanced Communication Technology, pp.969-974, (2008).
  20. Yong-Hwan Lee, Je-Ho Park, Youngseop Kim, “Comparative Analysis of the Performance of SIFT and SURF”, Journal of the Semiconductor and Display Technology, 12(3), pp.59-64, (2013).
  21. Ranathunga L, Zainuddin R, Abdullah NA, “Compacted Dither Pattern Codes over MPEG-7 Dominant Color Descriptor in Video Visual Depiction”, Malaysian Journal of Computer Science, vol.23(2), 2010
  22. Dhires R. Surajpal, Tshilidzi Marwala, “An independent evaluation of subspace face recognition algorithms”, Computer Vision and Pattern Recognition, 705(952), (2007).
  23. Website, <http://www.ee.cityu.edu.hk/~mirror/>
  24. Website, <http://www.library.ualberta.ca/databases/>
  25. Vittorio Castelli, Lawrence D. Bergman, “Image Databases – Search and Retrieval of Digital Imagery”, Wiley Inter-Science, (2002).
  26. Fazal Malik, Baharum Baharudin, “Analysis of Distance Metrics in Content-Based Image Retrieval using Statistical Quantized Histogram Texture Features in the DCT Domain”, Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences, 25, pp.207-218, (2013).
- 
- 접수일: 2015년 6월 5일, 심사일: 2015년 6월 16일,  
 게재확정일: 2015년 6월 22일