

## EXIF정보를 이용한 디지털 사진 클러스터링 알고리즘

장철진<sup>○</sup> 주영호 조환규

부산대학교 컴퓨터공학과

{cijang<sup>○</sup>, yhju, hgcho}@pearl.cs.pusan.ac.kr

### Digital Photo Clustering Algorithm Using EXIF

ChulJin Jang<sup>○</sup> YoungHo Ju HwanGue Cho

Department of Computer Engineering, Pusan National University

#### 요 약

디지털 카메라의 대중화와 고용량 저장매체의 보편화로 인해 대중들은 손쉽게 디지털 사진 촬영이 가능하게 되었다. 디지털 사진은 필름 사진과 달리 촬영을 하는데 있어 비용이 들지 않을 뿐만 아니라 플래시 메모리의 증가로 인해 다수의 사진들을 촬영할 수 있게 되었으나 그만큼 많은 사진들을 관리하고 분류하는 것은 쉽지 않은 일이 되었다. 따라서 디지털 사진을 자동으로 분류하고 관리하는 기능은 중요한 과제가 되었지만, 현재까지 나온 방법들은 사진 내의 객체가 확대, 축소 및 이동하거나 배경이 바뀌는 영상에 있어서 정확한 유사도를 측정하여 분류하는데 어려움이 있었다. 본 논문에서는 이와 같은 어려움을 보완한 디지털 사진의 클러스터링 알고리즘을 제안한다. 입력영상을 그리드 형태로 나누어 각 블록별로 측정된 유사도 값을 바탕으로 클러스터링하며, 이때 디지털 사진 내에 포함되어 있는 촬영정보인 EXIF를 이용하여 입력 영상에 따라 적응적(adaptive)으로 그리드를 나누어 비교한다. 또한, 영상에 따라 각기 다른 색상의 분포 정도를 고려해 색상 가중치를 고려하여 사진을 비교함으로써, 영상의 고수준(high-level) 분석에서처럼 객체와 배경을 추출하여 따로 분리하지 않고도 객체의 배경이 다른 사진들을 저수준(low-level)에서 분석이 가능토록 하였다. 제안한 방법으로 실험한 결과 객체의 크기 및 이동이나 배경에 큰 영향을 받지 않으면서 입력영상들을 클러스터링 할 수 있었다.

#### 1. 서 론

디지털 카메라의 보급으로 인하여 많은 사람들이 손쉽게 사진을 찍고 컴퓨터에 저장하여 관리할 수 있게 되었다. 최근에는 메모리의 고용량화로 인하여 많은 양의 사진들을 찍을 수 있게 되었고, 이를 자동으로 관리하기 위한 도구의 필요성이 증대되었다. 이러한 요구에 의해 사진을 관리해주는 많은 시스템들이 개발되어왔다. 하지만 대부분의 시스템은 사람이 사진을 수동으로 분류해야 하거나 단순히 시간 순으로 정렬하는 기능들로만 구성되어 있어 능동적인 사진 클러스터링을 수행할 수 없었다.

사람들이 자신의 사진을 관리할 때에는 보통 이벤트 단위로 사진을 클러스터링하거나 인물 단위로 사진들을 클러스터링 한다. 특히 동일 인물이 들어간 사진을 찾기 위해서는 사진의 배경부분이 다르더라도 인물이 동일하다면 같은 그룹으로 묶어야 한다. 그리고 사진을 확대, 또는 축소 촬영을 하더라도 동일 인물의 사진을 찾아 낼 수 있는 것이 유용하다.

이미지의 내용을 바탕으로 유사한 이미지들을 클러스터링하는 알고리즘들은 이미지 검색 분야에서 활발히 연구되어왔다. 이러한 알고리즘을 사진 클러스터링에 적용한다면 자동으로 사진을 분류할 수 있을 것이다. 하지만 대부분의 연구들이 이미지의 히스토그램이나 텍스처(texture), 또는 모양과 같은 저수준(low-level)의 특징을 이용하여 이미지를 분석하기 때문에, 배경은 다르면서 동일 인물이 들어간 사진을 분류하기 힘들다. 사진에서 배경과 객체를 분리하여 객체들만 비교하는 방법이 있지

만 계산량이 많으며 아직까지 일반적인 사진에서 객체와 배경을 완벽하게 분리해주는 알고리즘은 개발되지 않았다. 또한 사진을 확대 또는 축소 촬영할 경우 사진의 히스토그램과 텍스처 같은 정보들이 달라지기 때문에 동일 인물이 들어간 사진이라도 기존의 이미지 검색 분야에서 사용하던 알고리즘들을 사용하면 같은 이미지로 분류가 되지 않는다.

본 논문에서는 컬러 빈도수와 EXIF(EXchangeable Image File)[1]정보를 이용한 격자 기반 이미지 클러스터링 시스템을 제안한다. 디지털 카메라는 사진을 저장할 때 시간과 초점거리 등과 같은 메타데이터를 같이 저장하는데 이러한 표준 이미지 헤더를 EXIF라고 한다. EXIF에는 촬영시간과 조리개, 노출시간, 초점거리(중정보) 등 다양한 태그들이 존재하며 이들을 활용하면 단순히 사진 내용만을 가지고 사진을 클러스터링 하는 것에 비해 정확한 결과를 도출하도록 도움을 줄 수 있다.

#### 2. 관련연구

최근 들어 디지털 사진을 자동으로 분류해주는 시스템에 대한 관심이 증가하고 있다[2]. 시간간격에 따른 이벤트 기반 클러스터링 시스템에 관한 연구는 다음과 같다. 코닥의 연구원들이 개발한 시스템은 사진을 시간간격으로 나누어 시간 이벤트 단위로 나눈 후, 해당 그룹 내에서 이미지들의 내용을 바탕으로 세부 이벤트로 다시 클러스터링을 수행한다[3]. STELLA 시스템[4]은 사진이 촬영된 시간이 아닌 순서를 바탕으로 이미지 내용기반의 클러스터링을 수행한다. Cooper et al.[1]에서 제안한

방법도 STELLA 시스템과 마찬가지로 시간간격으로 클러스터링을 수행한 후 DFT를 이용하여 내용기반 이미지 클러스터링을 수행한다[2]. AT&T에서 개발한 Shoebox[5]도 시간간격으로 이미지를 분류해주고 내용기반 이미지 검색 기능을 제공한다. 대부분의 사진 분류 시스템에는 시간단위의 클러스터링과 내용기반 이미지 클러스터링을 제공한다. 내용기반 이미지 클러스터링을 수행하기 위해서는 먼저 이미지의 특징을 표현할 수 있는 모델이 필요하며, 앞서 언급한 시스템들은 모두 히스토그램이나 DFT와 같은 방법으로 이미지를 클러스터링 한다. 하지만 같은 인물의 사진이 확대 촬영되거나 축소 촬영될 경우 같은 사진으로 분류하지 못하며 인물이 같지만 배경이 다를 경우에도 같은 사진으로 분류하지 못한다.

본 논문에서 제안하는 방법은 확대, 축소에 민감하게 반응하지 않고 사진 전체의 특징이 아닌 객체에 중점을 둔 클러스터링을 수행하는 것이 특징이다.

### 3. 디지털 사진의 블록단위 그리드 유사도 분석

이전 연구들은 대부분 저수준의 이미지 특성을 기반으로 클러스터링을 수행하였기 때문에, 사물을 확대/축소하거나 이동하였을 경우, 저수준 특성들이 상당부분 달라져 정확한 클러스터링을 수행하는데 어려움이 있었다.

관련연구에서 언급한 시스템들은 사진파일의 메타데이터인 EXIF의 정보를 중 시간만 고려했지만, 본 논문에서는 초점 거리 정보를 이용하여 이미지 그리드를 적응적으로 변화시킨다. 사진이 확대 또는 축소 촬영이 되면 초점 거리가 변하며 이를 바탕으로, 유사도 비교 대상인 두 사진의 그리드 비율을 조절하여 그리드의 크기를 동적으로 변화시켜 타일간의 유사도 비교를 수행한다. 또한, 배경이 많이 포함된 타일들 간의 비교에 대해서는 유사도가 높게 나타나지 않도록 하기 위해 색 빈도수를 고려한 타일 유사도 분석 방법을 제안한다. 즉, 객체가 포함된 타일들 간의 유사도가 높게 나타나도록 하고 배경이 포함된 타일들 간의 유사도는 낮게 나타나도록 가중치를 조절하는 것이다.

#### 3-1. 디지털 사진의 특성

디지털 사진을 클러스터링 함에 있어 얻게 되는 이점 중 하나는 사진에 포함된 EXIF 데이터에서 사진의 내용 외적인 부가정보를 얻을 수 있다는 것이다. EXIF에는 카메라의 정보를 비롯하여, 사진의 촬영시각, 초점거리, 조리개, 플래시, 화이트 밸런싱 등의 부가적인 정보를 얻을 수가 있다. 관련연구에서 살펴본 시스템들은 이 중에서 사진이 촬영된 시간만을 중점적으로 활용하고 있으며, 기타 정보와 사진의 내용정보는 중요하게 고려되지 않고 있다.

디지털 사진에 대해 살펴봐야 할 다른 사항은 디지털 카메라로 촬영할 때의 사람의 습성이다. 이에 관해 Rodden[6]은 디지털 카메라 보급 초기에 필름 사진과 디지털 사진을 관리하는 행태에 대해서 언급하고 있다. 최근 들어 디지털 카메라의 대중화와 플래시 메모리 가격의 하락 및 용량증가에 따라 디지털 사진 촬영은 일상

화 되었고, 또한 필름과 달리 셔터를 누를 때 추가 비용이 거의 들지 않음으로 인해 같은 객체라도 다수 사진이 줄이나 위치를 약간씩 달리하여 중복되게 촬영되는 빈도가 높아졌다. 이와 더불어 사진의 수는 많아지고 각 사진 한 장이 가지는 중요도는 떨어지게 되어, 이를 효과적으로 분류 및 관리할 수 있는 시스템의 필요성이 커지게 됐다.

#### 3-2. 적응적 그리드 기반의 유사도 비교 알고리즘

그림 1은 본 논문에 활용되는 클러스터링 시스템의 개요를 나타내고 있다. 해당 시스템에서는 입력으로 디지털 사진을 받아들여 EXIF정보와 사진의 화소 정보들을 바탕으로 사진의 특성을 분석하고 클러스터링하며, 각 클러스터 내에서는 중요도 순으로 사용자에게 부가기능을 제공하는 것을 목적으로 하고 있다. 이 중에서도 특히 본 논문에서 중점적으로 다루고자 하는 것은 객체가 확대/축소되는 등 위치가 달라지거나 다른 객체들 사이에 놓이게 되었을 때 이의 유사도를 판별하여 같은 부류의 영상으로 인식하는 것이다.

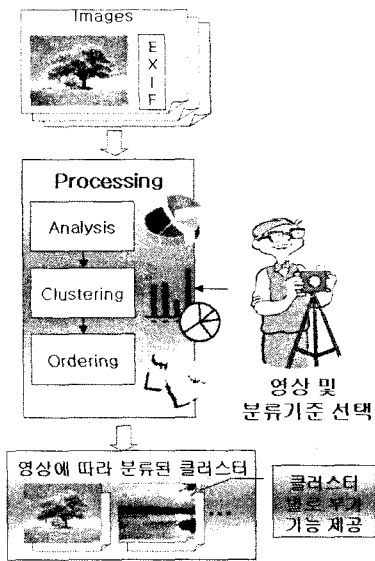


그림 1. 제안하는 방법이 적용되는 시스템의 개요

본 논문에서는 줌이 조정된 사진의 비율을 대략적으로 유추하기 위해서 EXIF의 초점거리 정보를 이용한다. 특정 영상이 가까운 시간 이내에 초점거리를 달리하여 촬영된 경우 촬영자가 줌을 조정하여 객체를 촬영했음을 가정한다. 디지털 카메라의 초점거리는 센서와 렌즈사이의 거리를 나타내는 것으로 카메라의 줌이 조정된 정도가 수치적으로 표시된다.

최근의 디지털 사진은 카메라에 따라 수백만 화소에 달하는 영상을 결과로 가지는데 이 같은 경우 유사도 비

교에 도움이 되기보다 필요 이상의 큰 사이즈로 인해 연산에 어려움을 주므로 보간법을 이용하여 특정 크기로 줄이는 것이 유용하다.

다음으로 입력 영상에 따라 평활화 필터 처리를 해준다. 이는 영상을 줌인하거나 촬영공간이 어두울 경우 렌즈의 감도와 필름(센서)에 따라서 노이즈가 다수 발생하기 때문으로, 이 같은 노이즈는 저수준 특성을 중심으로 이미지 유사도를 측정하고자 할 때는 영향을 미치지 때문에 촬영정보(조리개, 초점거리, 플래시)를 통해 판별하여 선택적으로 적용시킨다.

디지털 사진은 주로 광원 D65의 sRGB모델을 사용하고 있다. 영상 분석을 위한 컬러 모델은 다수가 있으며, 논문에서 사용하는 시스템에서는 여러 모델 중에서 원하는 것을 선택할 수 있으나, 색상에 기반을 두는 정보의 유사도를 비교하는 경우에는 HSV 모델이 뛰어난 성능을 보이므로[7] 본 논문에서는 이를 주로 이용한다.

입력영상은  $n \times m$ 개의 그리드로 분할하여 각 블록별로 특성을 추출하게 된다. 하지만 블록의 수가 충분치 않거나 그림 2와 같이 객체의 중요 부위가 서로 다르게 분할되는 경우엔 블록이 서로 교차되게  $(n-1) \times (m-1)$ 개의 교차 블록을 추가한 중첩 그리드를 활용하여 처리할 수도 있다.

그리드를 정할 때 그 블록의 수는 입력 영상의 EXIF 초점거리 정보에 따라 가변적으로 적용시킨다. 예를 들어 첫 번째 사진의 초점거리가 9mm이고 두 번째 사진이 18mm라고 가정하면 두 번째 사진이 가로와 세로가 2배씩 확대된 사진이므로, 초점거리가 9mm인 사진의 블록수를  $2n \times 2m$  개로 늘려서 계산한다.

$$Block.Number \propto \frac{1}{FocalLength^2} \quad (1)$$

위와 같이 초점거리 정보를 사용하면 두 사진의 각 블록에 동일한 객체 면적이 포함되도록 조정할 수 있다.

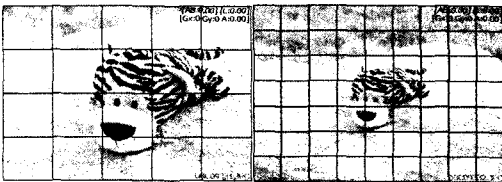


그림 2. 초점거리에 따른 블록 그리드 분할

위와 같이 그리드를 설정한 후 각 블록별로 영상의 저수준 속성들을 분석한다. 블록  $x, y$  간의 히스토그램을 평가하는데 있어서는 상관관계(correlation) 분석을 사용한다.

$$r_{x,y} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (2)$$

이때  $r_{x,y}$ 가 1에 가까울수록 블록간의 유사도가 높다.

### 3-3 적응적(adaptive) 색상분포 가중치의 적용

유사도 분석에 있어 단순히 블록들 간의 히스토그램을

비교하여 유사도가 높은 순으로 나타내면 그림4와 같이 배경 부분의 블록들이 대부분을 차지하게 된다. 이는 영상에서 배경부분이 상당한 면적을 차지하고 있을 뿐만 아니라 블록 분할에 따른 색상의 변화량도 적기 때문이다.

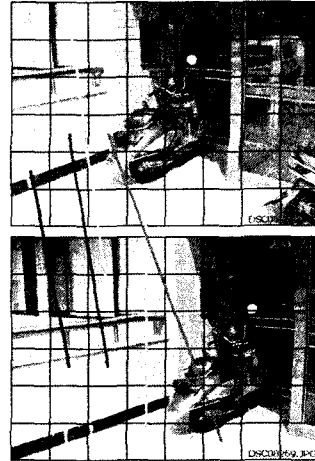


그림 3. 상위 5개의 유사 블록 쌍이 모두 배경에 매치되고 있다.

이를 해결하기 위한 한 가지 방법은 사진에서 중앙에 있는 객체일수록 중요도가 높은 것으로 가정하고 중앙으로부터 멀어질수록 가중치를 조정하는 것이다[8]. 하지만 이것만으로는 객체의 위치 변화나 구도(두 객체가 촬영될 경우 중심점은 오히려 배경이 됨)에 영향을 받는다. 객체에 높은 가중치를 주기 위해서 색상 비중에 따라서 가중치를 달리하는 방법을 적용한다. 일반적으로 배경이 전체 영상에서 다수 색상을 차지하며, 원거리 배경의 경우 카메라의 초점이 객체가 있는 전경에 맞춰지면 배경은 포커스가 맞지 않아(out focusing) 흐릿한 형태로 유사한 색상을 띄게 되는 경우가 많다.

영상  $I$ 의 히스토그램을  $H(I)$ 라 했을 때 색상 가중치가 적용된  $H'(I)$ 는 다음과 같이 구한다.  $a$ 는 가중치 적용 정도를 나타내며,  $cw$ 는 색상 가중치이다.

$$H(I) = \{h_1(I), h_2(I), \dots, h_N(I)\} \quad (3)$$

$$scale = \sum_{i=0}^N h_i / 100, \quad percent(h_i) = \frac{h_i}{\sum_{j=0}^N h_j} \cdot 100 \quad (4)$$

$$h_i'(I) = \log_w(percent(h_i) + 1) \cdot scale \quad (5)$$

영상이 블록  $I_r, I_u$ 로 나누어져 있을 경우 블록간의 유사도  $s$ 는 다음과 같이 구한다.

$$h_i''(I_r) = h_i(I_r) \cdot \frac{h_i'(I)}{h_i(I)} \quad (6)$$

$$cw(I_r) = \frac{\sum h_i''(I_r)}{\sum h_i(I_r)} \quad (7)$$

$$s(I_r, I_u) = r_{H(I_r), H(I_u)} \cdot cw(I_r) \cdot cw(I_u) \quad (8)$$

위의 방법들을 사용하면 각 블록들 간의 유사도를 구할 수 있으며 이를 기반으로 두 사진의 유사도를 평가할 수 있다.

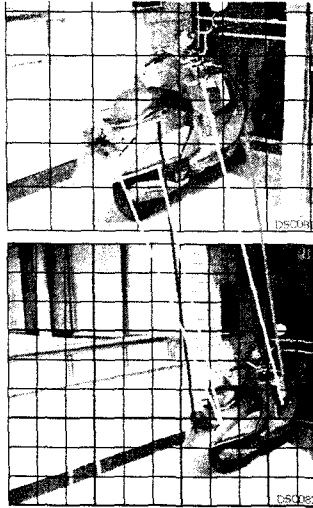


그림 4. 유사도가 높은 상위 5개의 블록쌍

#### 4. 제안하는 알고리즘

관련연구에서 살펴보았듯이 디지털 사진의 EXIF 정보에서 제공하는 촬영 시간정보를 이용한 클러스터링 방법들이 제안되었다[1, 2, 3, 4]. 여기서 알 수 있듯이 디지털 사진은 촬영시간 순으로 정렬할 수 있다. 따라서 선행적으로 나열된 사진 중에서, 전후 사진들의 시간정보와 사진의 내용을 고려하여 서로 다른 클러스터로 분류할지를 판단해야 한다.

사진을 클러스터별로 분류하는 방법은[2, 10]에서 제안한 바와 같이 사진이 촬영된 시간과 촬영 빈도수를 바탕으로 대략적인 클러스터를 구할 수 있다. 본 연구에서는 이와 같이 시간 순으로 분류된 클러스터 내부에 속하는 영상들과 이전 클러스터의 마지막 N개의 영상과 다음 클러스터의 처음 N개의 영상을 제안하는 유사도 분석방법을 사용하여 단순히 시간만을 고려하는 클러스터링의 단점을 보완하고, 같은 클러스터 내부에 있어서도 시간 순으로 촬영되지 않은 동일 객체의 경우 클러스터 내에서 객체 순으로 표현할 수 있도록 한다.

##### 4-1. 블록 확장을 이용한 디지털 사진 유사 영역 계산

블록 확장방법(2D block alignment)에서는 각 블록별로 유사도를 구하고 이를 정렬하여 유사도가 높은 상위 k개의 블록 쌍을 구한다. 이들 블록을 시드(seed)값으로 활용하여 인접블록 값들을 비교해나가며, 만약 인접블록들이 기준값 이상의 유사도를 가지면 이들을 유사영역에 포함시켜 나간다. k개까지의 각각의 상위 블록 쌍들에 대하여 블록 확장을 적용시켜서 가장 높은 영역유사도

( $S_{region}$ )가 나온 것을 최종 결과 값으로 사용한다.

두 사진  $I, J$ 가 있을 때, 유사 영역이  $R$ 이고 이에 포함되는 블록을  $r$ 이며 유사 블록의 수가  $M$ 일 경우 사진내용 기반의 클러스터 구분 여부는 다음 수식이 기준값  $t$ 를 만족하는지를 기준으로 판별한다.

$$k \propto \sqrt{NumBlock} \quad (9)$$

$$S_{region} = \sum_{r=1}^M s(r_{I,r}, r_{J,r}) / M, \quad S_{region} > t \quad (10)$$

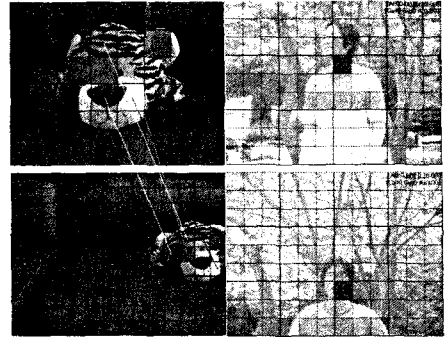


그림 5. 블록 확장의 결과 영상 (반투명한 붉은색이 진할수록 블록의 유사도 높음)

##### 4-2. 벡터 분산을 이용한 디지털 사진 유사 영역 계산

벡터 분산방법에서도 블록 확장방법과 마찬가지로 유사도가 높은 상위 k개의 시드 블록 쌍을 구한다. 두 사진이 유사하다면 각 사진을  $I, J$ 라고 했을 때,  $I$ 와  $J$ 의 시드 블록들의 상대적인 위치관계가 유사하게 나올 것이다. 이는 시드 블록 쌍을 잇는 벡터들이 발산하거나 수렴하지 않고 평행을 유지하는 것을 의미하며, 이때 벡터들의 분산값은 0에 가까워진다.

블록 쌍을 잇는 벡터들의 평균을  $A$ 라고 하고,  $P(I)$ 를 이미지  $I$ 의  $i$ 번째 시드 블록 위치라고 하면, 분산값  $d$ 를 구하는 식은 다음과 같다.  $i$ 값이 낮을수록 블록 쌍의 유사도는 높다.

$$d = \sum_{i=2}^k \| (\overline{A} - (\overline{P(I)} - \overline{P(J)} - \overline{P(J)} - \overline{P(I)})) \|^2 \quad (11)$$

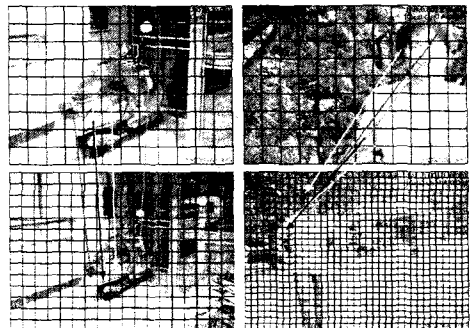


그림 6. 벡터 대칭 결과 영상

5. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위해 사용한 데이터는 표1과 같다.

표 1. 실험 데이터의 분류

| 실내/실외 | 객체 | 조정거리 | 객체이동 | 배경            |
|-------|----|------|------|---------------|
| 실내    | 인형 | 변경   | 고정   | 소파1, 소파2, 소파3 |
|       | 인형 | 고정   | 이동   | 소파1, 소파2, 소파3 |
|       | 인형 | 변경   | 이동   | 소파1, 소파2, 소파3 |
| 실외    | 인형 | 변경   | 이동   | 바위            |
|       | 사람 | 변경   | 이동   | 등나무, 가로수 길    |

실내에서는 배경이 다른 소파에서 객체의 위치를 이동시키거나 객체의 수, 조정거리를 다르게 하여 촬영하였다. 실외에서는 사람위주로 조정거리와 위치를 이동하면서 촬영하였다. 실험결과는 아래의 그림과 같다.

실험 결과, 기존의 히스토그램 매칭과 같은 방법으로 실험 데이터들의 배경에 유사도가 높은 블록들이 매칭되지만 본 논문에서 제안한 방법은 모두 객체에 매칭이 되는 것을 확인할 수 있다. 이는 색상 비중에 따라서 가중치를 달리하는 방법을 적용한 결과이다.

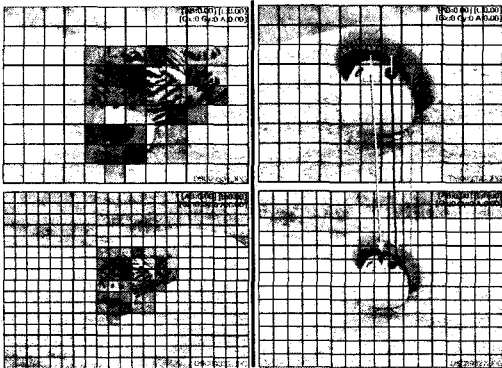


그림 8. (a) 블록 확장결과 (b) 블록 매칭결과 : 조정거리가 다른 이미지에 대한 실험 결과이다. (a)는 타일확장이 호랑이 객체에 한해서만 이루어졌으며 (b)는 버섯인형의 머리와 눈 부분에 블록매칭이 되었다.

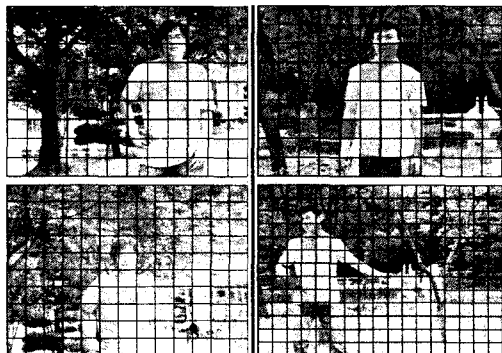


그림 9. (a)블록 확장결과 (b)블록 확장결과 : 사람의 위치가 달라도 영역에 대하여 블록이 확장되었다.

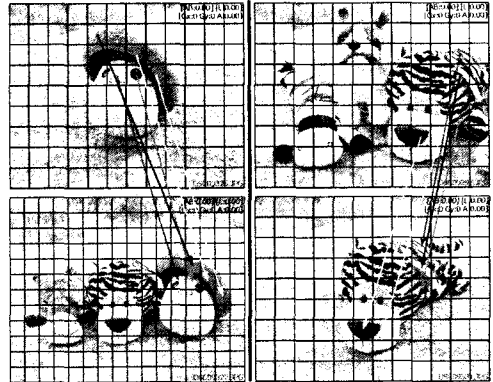


그림 10. (a)블록 매칭결과 (b)블록 매칭결과 : 여러 객체 내에서 해당 객체만 매칭된 결과이다. (a)는 버섯인형의 머리 부분이 매칭되었다. (b)는 호랑이인형의 머리부분이 매칭되었다.

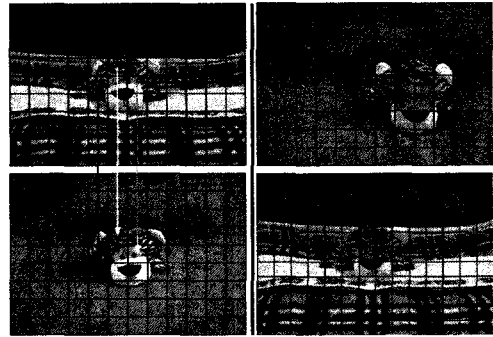


그림 11. (a) 블록 매칭결과 (b) 블록 확장결과 : 배경이 다른 이미지에 대한 실험 결과이다. (a)는 배경이 다른 두 사진에서 호랑이인형의 머리 부분이 매칭되었다. (b)는 배경이 다른 두 사진에서 호랑이 머리 부분에 대해서만 블록영역이 확장되었다.

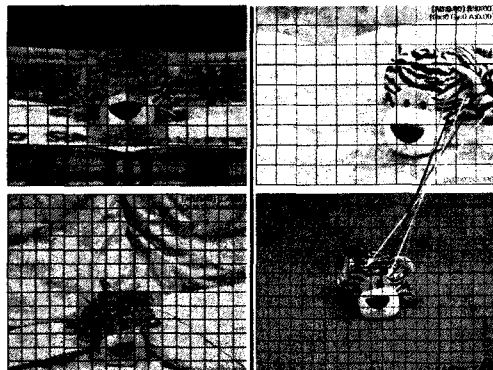


그림 12. (a) 블록 매칭결과 (b) 블록 확장결과 : 배경과 조정거리가 다른 이미지에 대한 실험 결과이다. (a)는 배경과 조정거리가 다르지만 호랑이 얼굴에 대해서만 블록 확장이 이루어졌다. (b)는 배경과 조정거리, 객체의 위치가 다르지만 호랑이 얼굴부분에 대해서만 블록 매칭이 이루어졌다.

그림 10에서 여러 객체가 섞여 있어도 같은 객체의 블록에 매칭되는 것을 확인할 수 있다. 그림 8과 9, 11, 12에서 배경이 다르거나 초점거리가 달라도 같은 객체의 블록에 매칭되는 것을 확인할 수 있다.

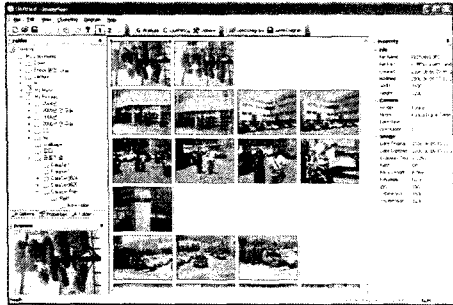


그림 13. 이미지 클러스터링 시스템 결과화면  
(가로축은 영상의 유사도, 세로축은 시간의 흐름)

그림 13은 본 논문에서 제안한 방법을 구현한 시스템을 실행하여 사진을 분류한 모습이다. 가로축으로는 이미지의 유사도에 따라 사진을 분류하였고, 세로축으로는 시간에 따라 분류하였다.

## 6. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 디지털 사진에서 제공하는 EXIF 정보를 활용하여 사진 간의 유사도를 측정하고 클러스터링 하는 방법을 제안하였다. 기존의 연구에서는 확대된 영상이나, 같은 객체일지라도 배경이 다른 영상일 경우 같은 클러스터로 인식하는데 어려움이 있었다. 본 논문에서는 초점거리에 따른 영상의 그리드 분할 방법을 사용하여 그리드의 각 블록간의 유사도를 제안된 방법을 통해 구하고 이 수치를 활용하여 블록 확장 방법과 벡터분산을 이용하여 영상의 유사도를 판별하였다. 이러한 방법들을 통해 객체의 이동과 확대/축소 등의 위치 변화 및 배경 변화에 큰 영향을 받지 않으면서, 고수준 특성분석에서 사용하는 객체 추출 및 전경, 배경의 분리 없이도 저수준 분석을 통해 영상들 사이의 유사도를 구할 수 있었다. 또한 지역 블록 비교를 통하여 각 영상에서 해당 블록과 유사한 블록이 있는지 확인함으로써 동일한 객체가 존재하는지를 파악할 수 있어, 여러 사진 중에서 동일 인물이나 객체별로 영상을 검색하는데 유용하게 활용될 수 있다.

EXIF 정보 중에는 아직 본 논문에서는 활용되지 않는 태그들을 포함하고 있으며, 심지어 그 규격에는 현재 사용되지 않고 있으나 촬영된 장소의 GPS 위치까지도 정의되어 있다. 향후 연구로는 촬영자의 이동으로 인한 초점거리의 변화에 따른 영향을 보완할 수 있는 방법을 모색하고, EXIF의 다른 태그 정보인 조리개(F-Number)와 노출시간(exposure time, shutter speed), 화이트 밸런스 등을 고려하여 노출정도가 다른 실내/실외 사진 구분과 상이한 조명 아래에서 촬영된 이미지의 컬러 보정 및 분석에 활용하는 방법을 연구하는 것 등이 있다. 이

와 더불어 시간정보와 적절히 조합하여 더욱 지능적인 클러스터링 방법을 개발할 수 있도록 해야 할 것이다. 또한, 유사도 비교 방법에 있어서 각 블록별 수치가 다양한 영상에 있어서 어떻게 분포하는지 확률모델을 만들어, 비교방법에 사용되는 여러 인자를 정교한 값으로 조정하여 새로운 영상과 비교시 유사 정도를 통계적으로 명확히 파악할 수 있어야 하겠다.

## 참고문헌

- [1] JEIDA, Digital Still Camera Image File Format Standard. Japan Electronic Industry Development Association, Tokyo, Japan, 1998
- [2] Matthew Cooper, Jonathan Foote, Andreas Girgensohn, and Lynn Wilcox, "Temporal Event Clustering for Digital Photo Collections." TOMCCAP, Vol.1, No.3, pp.269-288, 2005.
- [3] A. Loui and A. Savakis, "Automatic event clustering and quality screening of consumer pictures for digital albuming," IEEE Trans. Multimed., Vol.5, No.3, pp.390-402, 2003.
- [4] A. Jaimes, A. B. Benitez, S.-F. Chang, and A. C. Loui, "Discovering recurrent visual semantics in consumer," In IEEE International Conference on Image Processing, Vol.2, pp.528-531, 2000.
- [5] T. Mills, D. Pye, D. Sinclair, and K. Wood, "Shoebbox: A digital photo management system," In Technical Report, AT&T Laboratories Cambridge, Cambridge, U.K, 2000.
- [6] Kerry Rodden and Kenneth R. Wood, "How do people manage their digital photographs?," CHI, pp.409-416, 2003.
- [7] W.Y. Ma and Hong Jiang Zhang, "Benchmarking of image features for content-based retrieval," Proceedings of the 32nd Asilomar Conference on Signal, System & Computers, 1998.
- [8] Xuelong Li, "Image Retrieval based on perceptively weighted color blocks," Pattern Recognition Letters, Vol. 24, No.12, pp.1935-1941, 2003
- [9] M. Flickner, H. Sawhney, W. Niblack, J. Ashley, Qian Huang, B. Dom, M. Gorkani, J. Hafner, D. Lee, D. Petkovic, D. Steele, and P. Yanker, Query by image and video content: the qbic system. volume 28, pages 23-32. IEEE Computer, 1995.
- [10] Adrian Graham, Hector Garcia-Molina, Andreas Paepcke, and Terry Winograd, "Time as essence for photo browsing through personal digital libraries." Proceedings of the 2nd ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries table of contents, pp.326-335, 2002.