

초점거리 정보를 이용한 디지털 사진 분류 알고리즘

주영호⁰ 조환규

부산대학교 컴퓨터공학과

{yhju, hgcho}@pearl.cs.pusan.ac.kr

A Smart Image Classification Algorithm for Digital Camera by Exploiting Focal Length Information

Young-Ho Ju⁰ Hwan-Gue Cho

Department of Computer Engineering, Pusan National University

요 약

최근 들어 디지털 카메라의 대중화로 인하여 많은 사람들이 손쉽게 다량의 사진을 촬영할 수 있게 되었다. 수백 장의 사진을 수작업으로 분류, 관리하는 것은 매우 힘든 일이며, 따라서 이를 자동으로 수행해주는 시스템의 필요성이 증대되었다. 디지털 이미지를 분류하는 이전 연구들은 대부분 일반적인 사진에 중점을 두고 있기 때문에 디지털 사진을 분류하기 위해서는 사용하기 힘들다. 최근에는 특정 조건 내에서 디지털 이미지를 분류하는 연구들이 많이 진행되고 있다. 이 알고리즘들은 대부분 시간차를 이용하여 사진을 분류하며 대부분 좋은 결과를 보이고 있지만 개선해야 할 여지가 많이 남아있다. 예를 들면 초점거리와 같은 정보들은 사진을 분류할 때 전혀 사용하지 않는다. 따라서 본 논문에서는 EXIF의 초점거리 정보를 이용한 사진 분류 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 매칭 벡터 분석방법을 이용하여 사진을 분류한다. 제안한 방법으로 실험한 결과, 95%의 사진 분류 성공률을 보였다.

Abstract

In recent years, since the digital camera has been popularized, so users can easily collect hundreds of photos in a single usage. Thus the managing of hundreds of digital photos is not a simple job comparing to the keeping paper photos. We know that managing and classifying a number of digital photo files are burdensome and annoying sometimes. So people hope to use an automated system for managing digital photos especially for their own purposes. The previous studies, e.g. content-based image retrieval, were focused on the clustering of general images, which it is not to be applied on digital photo clustering and classification. Recently, some specialized clustering algorithms for images clustering digital camera images were proposed. These algorithms exploit mainly the statistics of time gap between sequent photos. Though they showed a quite good result in image clustering for digital cameras, still lots of improvements are remained and unsolved. For example the current tools ignore completely the image transformation with the different focal lengths. In this paper, we present a photo considering focal length information recorded in EXIF. We propose an algorithms based on MVA(Matching Vector Analysis) for classification of digital images taken in the every day activity. Our experiment shows that our algorithm gives more than 95% success rates, which is competitive among all available methods in terms of sensitivity, specificity and flexibility.

키워드(국문) : 디지털 사진 군집화, 내용기반 영상검색

Keywords(English) : Digital Photo organization, Content-based image retrieval

1. 서론

디지털 카메라의 대중화로 인하여 많은 사람들이 사진을 손쉽게 찍고 컴퓨터에 저장하여 관리할 수 있게 되었다. 최근에는 메모리의 가격하락과 고용량화로 인하여 한 번에 많은 양의 사진을 찍을 수 있게 되었으며, 디지털 사진은 필름 사진과는 달리 편집 및 재촬영이 용이하여 같은 장면을 여러 번 찍는 일이 발생하게 되었다. 이로 인해 개인이 관리해야 하는 사진의 양은 많아지게 되었고, 이를 자동으로 관리하기 위한 도구들도 디지털 카메라의 보급시기에 맞추어 다양하게 개발되어 왔다. 하지만 대부분의 시스템들은 사진을 수동으로 분류해야 하거나 단순히 시간 순으로 정렬하는 기능들로만 구성되어 있어 능동적인 사진 분류를 수행할 수 없었다.

사람들이 자신의 사진을 관리할 때에는 보통 이벤트 단위로 사진을 모으거나 인물 단위로 사진들을 분류한다 [1]. 따라서 인물 단위로 사진을 모을 때는 배경에 상관없이 인물에 중점을 두고 사진을 분류해야 하며 동일한 배경이 들어간 사진이라도 인물이 다르다면 다른 사진으로 분류해야 한다. 또한 확대나 축소 촬영의 경우 사진의 히스토그램이 변화하기 때문에 여기에 민감하게 반응하지 않고 인물을 기준으로 사진을 분류해야 한다.

이미지의 내용을 바탕으로 유사한 이미지들을 찾는 알고리즘들은 이미지 검색 분야에서 활발히 연구되어왔다. 이러한 알고리즘들을 이용하여 사진들 간의 유사도를 비교한다면 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 고수준(high-level)방법이 있지만 계산 량이 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 분류하기 힘들다.

본 논문에서는 컬러 빈도수와 EXIF(EXchangeable Image File)[2] 정보를 이용한 격자 기반 이미지 분석 방

법을 제안한다. 디지털 카메라는 사진을 저장할 때 시간과 초점거리 등 부수적인 정보들을 같이 저장하는데, 이러한 표준 이미지 헤더를 EXIF라고 한다. EXIF에는 촬영시간과 조리개, 노출시간, 초점거리 등 다양한 태그들이 존재하며 이들을 활용하면 단순히 사진 내용만을 가지고 사진을 비교하는 것에 비해 더 좋은 결과를 얻을 수 있다.

EXIF는 일본 카메라 회사들이 일본전자정보기술산업 협회를 통해 만든 표준이다. 1995년 11월 최초 제정되었으며, 2003년 09월에 만들어진 버전 2.21 개정안이 최신이다. 일반 사용자들이 쉽게 사용할 수 있는 디지털 정지영상 카메라용 정보 교환 체제 구축을 목표로 제정되었으며, 협회 표준으로서 법률적인 구속력을 가지고 있지는 않지만, 일본에 있는 거의 모든 디지털 카메라 업체가 참가해 제정한 표준이고 매우 간단한 기술이므로 현재 판매되고 있는 카메라는 거의 모두 EXIF를 탑재하고 있다[3]. EXIF에 들어있는 정보들은 다음과 같다.

No.	EXIF 정보	값
1	Image Description	테스트 이미지
2	Make	SONY
3	Model	CYBERSHOT
4	Orientation	top/left
5	Date Time	2006-08-24 15:39:10
6	Exposure Time	1/30"
7	F Number	F2
8	Exposure Program	Normal program
9	ISO Speed Ratings	320
10	Exif Version	Version 2.1
11	Date Time Original	2006-08-24 15:39:10
12	Date Time Digitized	2006-08-24 15:39:10
13	Exposure Bias Value	±0EV
14	Max Aperture Value	F2.04
15	Metering Mode	Pattern
16	Light Source	unknown
17	Flash	Off
18	Focal Length	9.7mm
19	Maker Note	54 Byte
20	Flashpix Version	Version 1.0
21	Color Space	sRGB
22	Exif Image Width	1280
23	Exif Image Height	960

표 1. EXIF에 포함되어 있는 정보의 예

2. 관련연구

2.1. 내용기반 영상검색

비슷한 영상을 검색하는 연구는 CBIR(Content-based image retrieval)분야에서 활발히 진행되고 있으며, 영상의 색상 값이나 분포 등을 히스토그램이나 텍스처 분석, 웨이블릿 등을 통하여 계산하는 저수준 영상분석에서부터, 영상 내에 존재하는 객체의 모양이나 패턴 등을 계산하는 고수준 분석에 이르기까지 다양하게 연구되고 있다. 기본적으로 저수준 분석에서는 공간적인 정보가 포함되지 않아 공간 정보의 변화량이 심한 영상을 검색하는데 어려움이 있다. 이를 보완하기 위해 다양한 방법들이 제기되어 왔다[4]. 그 보완책으로, 히스토그램에 색상 요소들 간의 거리나 분포 정보를 추가한 방법들이 있으며[5], 영상 내에서 대표되는 소수의 색상 값만을 사용하는 방법 또한 제기되었다[6]. 이와는 달리 영상을 블록 단위로 분할하여 각각에 대해 특징을 분석하여 공간적인 정보를 반영하도록 하는 연구도 진행되어 왔으며[7], 이를 블록으로 나누어 처리하더라도 사용자가 원하는 객체에 대한 검색이 용이하지 않은 경우가 있어, 사용자로부터 원하는 객체 영역(ROI)을 입력받아 블록단위로 검색하는 연구도 진행되었다[8]. 한편, 영상이 가지는 텍스처의 유사도를 기반으로 비슷한 이미지를 검색하는 방법[9]에 대한 연구도 많이 진행되고 있으며, 대표되는 몇 개 영역으로 영상을 분할하여 각 영역의 텍스처 값을 계산, 공간적인 구도를 반영하는 방법도 제기되었다[10]. 일반적으로 고수준 분석으로 갈수록 영상에 존재하는 객체에 대한 고려도가 높아지며 그에 따른 계산량 또한 많아진다.

2.2. 디지털 사진 분류

본 논문에서 다루는 디지털 사진은 일반적인 디지털 사진이 가지는 특징 외에도, 여러 가지 다른 특징들을 지닌다. 일반적인 디지털 사진을 다룰 때에는 보통 이미지의 저수준 특징만을 고려하는 반면, 개인들이 관리하는 디지털 사진은 이벤트 단위로 분류하거나 같은 인물 단위로 분류하여 관리한다[1]. 그리고 디지털 사진에는 EXIF[2]정보가 있어 사진이 촬영된 시간이나 다른 여러 정보들을 활용하여 사진을 이벤트별로 분류하는 연구가 활발히 진행되고 있다[11]. 대부분의 이벤트별 분류 연

구에서는 영상의 내용보다 촬영된 시간에 중점을 둔다. 한편, 디지털 카메라의 대중화와 저장장치의 가격하락으로 인하여 사람들이 손쉽게 다량의 사진을 촬영하고 관리하므로 인해 이를 관리해주는 시스템에 대한 연구도 활발히 진행되고 있으며, 대부분은 분류 혹은 검색 기능이 포함되어 있다[12].

앞서 살펴본 이전 연구들은 디지털 사진이 제공하는 EXIF 정보들 중에서도 시간정보만을 주로 활용하고 있다. 이 밖에 EXIF정보에 있는 GPS(Global Positioning System)정보를 활용하는 연구도 진행되었으나[13], 지리정보는 아직까지 대다수의 디지털카메라에서 제공하고 있지 않아 적용하기가 어렵다.

본 논문에서는 EXIF의 시간 정보뿐만 아니라 초점 거리 정보를 사용하여 이미지를 분류한다. 사람들은 이벤트 단위로 사진을 분류하여 관리하기도 하지만 내용이나 객체(인물) 별로도 분류한다[1]. 지금처럼 디지털 카메라가 대중화되고 저장장치가 저렴해진 상황에서는 하나의 이벤트라 할지라도 많은 사진이 촬영되며 중복되는 사진 또한 많다. 따라서 하나의 이벤트 안에서, 또는 여러 이벤트들 중에서 사진을 객체별로 분류해 준다면 매우 유용할 것이다. 그리고 사진을 촬영할 때에 확대/축소가 빈번히 발생하지만 동일 객체에 대하여 확대/축소가 발생하였을 경우 저수준 접근 방식으로는 같은 이미지로 분류하기 힘들며, 이 또한 같은 이미지로 분류할 수 있다면 유용할 것이다. 이는 객체의 이동이나 크기변화, 혹은 동일한 배경에서 촬영된 다른 객체들을 구분할 수 있어야 가능하다. 일반적으로 같은 이벤트 시간대에 촬영된 사진이라 하더라도 그 내용에 있어서는 변화량이 매우 크기 때문에 이 같은 분석이 쉽지가 않다. 따라서 본 논문에서는 EXIF의 초점거리 정보를 활용하여 사진을 적용적 그리드로 나누고 각 블록간의 유사도를 제안된 방법을 통하여 구한 다음 이 정보를 바탕으로 벡터분산을 이용한 영상 유사도 분석 알고리즘을 제안한다.

3. 제안하는 알고리즘

이전 연구들은 대부분 저수준의 이미지 특성을 기반으로 사진 분류를 수행하였기 때문에, 사진 내에서 객체의 위치가 변경되거나, 사진이 확대/축소 촬영되었을 경우 저수준 특성들이 상당부분 달라져 정확한 사진 분류를

수행하는데 어려움이 있었다. 또한 같은 배경에 다른 객체가 있는 사진의 경우 배경이 사진에서 차지하는 부분이 대부분이어서 히스토그램과 같은 저수준 특징으로는 이러한 사진들을 다른 사진으로 분류할 수 없었다.

관련연구에서 언급한 시스템들은 EXIF 정보들 중 시간만 고려했지만, 본 논문에서는 초점 거리 정보를 이용하여 이미지 그리드를 적응적으로 변화시켜 두 사진의 유사도를 분석한다. 사진이 확대 또는 축소 촬영이 되면 초점 거리가 변하며 이를 바탕으로 두 사진의 그리드 비율을 동적으로 변화시켜 타일간의 유사도 비교를 수행한다. 또한, 배경 색이 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 유사도는 높게 나타나도록 하고 배경이 포함된 타일들 간의 유사도는 낮게 나타나도록 가중치를 조절하는 것이다. 이러한 방법은 히스토그램과 같은 저수준 특징을 이용한 방법보다 이미지 유사도 판단을 더 정확하게 수행하고, 고수준 특징보다 특징을 추출하는데 걸리는 시간이 적게 소요되는 것이 특징이다.

3.1. 시스템의 개요

그림 1은 본 논문에서 활용되는 사진 분류 시스템의 개요를 나타내고 있다.

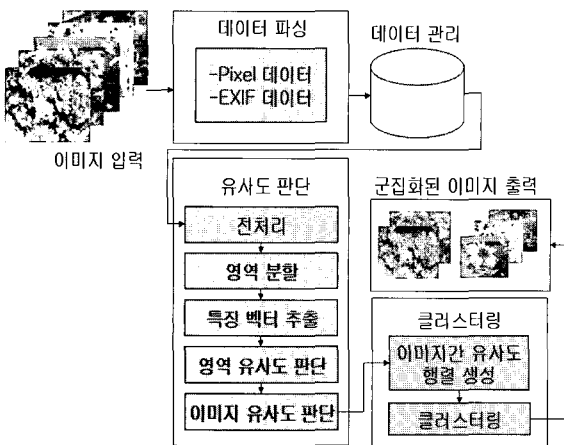


그림 1. 제안하는 방법이 적용된 시스템의 개요

먼저 클러스터링 할 이미지들이 시스템의 입력으로 들어오면 모든 이미지 데이터를 색상과 EXIF 정보로 분리한다. 그리고 이미지들의 크기를 모두 동일한 크기로 변환한다.

그리고 입력 영상에 대하여 블러링(blurring)필터 처리를 한다. 이는 영상을 확대하여 촬영하거나 어두운 곳에서 촬영하였을 경우 감소나 센서에 따라서 노이즈가 발생할 수 있기 때문에 이를 감소시키기 위한 전처리이다. 노이즈는 저수준 특성에 영향을 줄 수 있다.

그 후 영상 분할 및 유사도 판단을 수행한다. 본 논문에서는 사진을 얼마나 확대 촬영하였는지를 판단하기 위하여 EXIF의 초점거리 정보를 이용한다. 디지털 카메라의 초점거리는 센서와 렌즈사이의 거리를 나타내는 것으로 카메라의 줌(zoom)이 조정된 정도가 수치적으로 표시된다. 이를 기반으로 사진을 각각 다른 크기의 그리드로 나누게 된다.

3.2. 적응적 영역 분할

영상 분석을 위한 컬러 모델은 여러 종류가 있으나 색상에 기반을 둔 이미지 유사도를 비교하는 경우에는 HSV 모델이 뛰어난 성능을 보이므로[14] 본 논문에서는 HSV 컬러 모델을 사용한다.

그리드의 크기를 정할 때 블록의 수는 입력 영상의 EXIF에 있는 초점거리 정보에 따라 가변적으로 변한다. 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.

$$BlockNumber \propto \frac{1}{FocalLength^2} \quad (1)$$

위와 같이 초점거리 정보를 사용하면 두 사진의 각 블록에 객체의 동일한 면적이 포함되도록 조절할 수 있다.

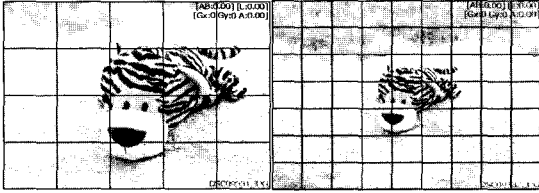


그림 2. 초점거리에 따른 블록 그리드 분할

위와 같이 그리드를 설정한 후 각 블록별로 영상의 히스토그램을 계산한다. 블록 x, y 간의 히스토그램 유사도를 평가하는데 있어서는 상관관계(correlation) 분석을 사용한다. 여기서 d 는 두 히스토그램 H_1, H_2 의 유사도를 나타내며, N 은 히스토그램 bin수를 나타낸다.

$$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_{i=1}^N (H_1(i)H_2(i))}{\sqrt{\sum_{i=1}^N H_1(i)^2 \sum_{i=1}^N H_2(i)^2}} \quad (2)$$

$$H'_k(i) = H_k(i) - \frac{1}{N \sum_{j=1}^N H_k(j)^2} \quad (3)$$

이때 $d(H_1, H_2)$ 가 1에 가까울수록 블록간의 유사도가 높다.

3.3. 적응적인 색상분포 가중치 적용

블록들 간의 히스토그램 유사도 중 유사도가 높은 상위 5개의 블록 쌍을 나타내면 그림 3과 같이 배경 부분의 블록들이 대부분을 차지하게 된다. 이는 영상에서 배경부분이 상당한 면적을 차지하고 있으며 배경 타일들은 대부분 단색이고 색상 또한 동일하기 때문이다.

이를 해결하기 위한 한 가지 방법은 사진에서 중앙에 있는 타일일수록 중요도가 높은 것으로 가정하고 중앙으로부터 멀어질수록 가중치를 낮추는 것이다[7]. 하지만 이 방법은 객체의 위치 변화나 구도에 따른 영향을 받는다.

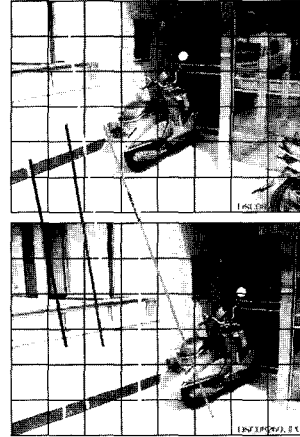


그림 3. 상위 5개의 유사 블록 쌍이 모두 배경에 매치되고 있다.

본 논문에서는 객체가 포함된 타일에 높은 가중치를 주기 위하여 색상 비중에 따라서 가중치를 달리하는 방법을 적용한다. 일반적으로 배경색은 이미지 내에서 색상비중이 높으며, 원거리 배경의 경우 카메라의 초점이 객체가 있는 전경에 맞춰지면 배경은 포커스가 맞지 않아(out focusing) 흐릿한 형태로 나타나게 되어 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 가중치, N 은 히스토그램 bin수를 나타낸다.

$$H(I) = \{h_1(I), h_2(I), \dots, h_N(I)\} \quad (4)$$

$$scale = \sum_{i=1}^N h_i / 100, \quad percent(h_i) = \frac{h_i}{\sum_{j=1}^N h_j} \cdot 100 \quad (5)$$

$$h'_i(I) = \log_a(percent(h_i) + 1) \cdot scale \quad (6)$$

먼저 각 색상의 빈도수에 대하여 백분율을 구한다. 그리고 각 빈도수의 백분율에 대한 로그 값을 취하게 되는데, 이때 색상의 빈도수가 일정치 이상이라면 로그 값을 취한 값은 취하기 전의 값보다 더 작아지게 되며 그만큼 가중치를 낮추는 것이다. 그 반대의 경우에는 가중치를

높인다. 이렇게 하여 두 히스토그램간의 유사도에 곱할 가중치를 구하게 된다. 즉, 빈도수가 높은 색상이 많이 들어간 블록일수록 그 블록의 히스토그램은 다른 블록의 히스토그램과의 유사도 비교시 색상가중치인 cw 값을 낮게 하여 유사도를 낮추는 것이다.

두 영상 I, J의 임의의 블록 i 를 각각 I_x, I_y 로 나타내면 블록간의 유사도 $s(I_x, I_y)$ 는 다음과 같이 구한다.

$$h_i''(I_x) = h_i(I_x) \cdot \frac{h_i'(J)}{h_i(I)} \quad (7)$$

$$cw(I_x) = \frac{\sum h_i''(I_x)}{\sum h_i(I_x)} \quad (8)$$

$$s(I_x, I_y) = r_{H(I_x), H(I_y)} \cdot cw(I_x) \cdot cw(I_y) \quad (9)$$

이 식을 바탕으로 블록들 간의 유사도를 구한 결과는 다음과 같다. 앞의 결과와는 달리 객체가 포함된 타일들 간에 매칭이 되는 것을 확인할 수 있다.

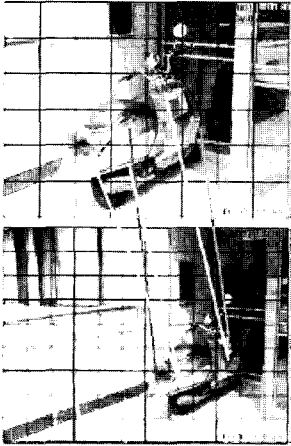


그림 4. 유사도가 높은 상위 5개의 블록쌍

3.4. 벡터 분산을 이용한 디지털 사진 유사도 계산

벡터 분산을 이용한 디지털 사진 유사도 측정 방법은 다음과 같다. 먼저 유사도가 높은 상위 k 개의 시드 블록 쌍을 구한다. 만약 두 사진이 유사하다면 각 사진을 I, J라고 했을 때, I와 J에 매칭된 블록 쌍들의 상대적인 위치관계가 유사하게 나올 것이다. 이는 유사도가 높은 블록 쌍을 잇는 벡터들이 발산하거나 수렴하지 않고 평행을 유지하는 것을 의미하며, 이때 벡터들의 분산값은 0에 가까워진다.

블록 쌍을 잇는 벡터들의 평균을 A라 하고, $P(I_i), P(J_i)$ 를 각 이미지 I, J에 대한 i 번째 블록 쌍의 위치라고 하면, 분산값 d 를 구하는 식은 다음과 같다. d 값이 낮을수록 두 이미지의 유사도는 높은 것을 의미한다.

$$d = \left\| \sum_{i=2}^k A - (P(I_i) - P(I_1)) - (P(J_i) - P(J_1)) \right\| / k \quad (10)$$

4. 실험 결과

4.1. 실험 데이터

본 논문에서 제안한 방법을 실험하기 위해 사용한 데이터는 표 2와 같다.

In/Out	Object	Foral Len.	Obj. Pos.	Background
Indoor	doll	변경	고정	sofa1,2,3
Indoor	doll	고정	이동	sofa1,2,3
Indoor	doll	변경	이동	sofa1,2,3
Outdoor	doll	변경	이동	바위
Outdoor	person	변경	이동	등나무,가로수,길

표 2. 실험 데이터의 분류

실내에서는 배경이 다른sofa에서 객체의 위치를 이동시키거나 객체의 수, 초점거리를 다르게 하여 촬영하였다. 실외에서는 사람위주로 초점거리와 위치를 조정하면서 촬영하였다.

4.2. 결과 분석

실험 결과 본 논문에서 제안한 방법은 모두 객체가 포함된 블록들 간에 매칭 되는 것을 확인할 수 있었다. 이는 색상 비중에 따라서 가중치를 달리하는 방법을 적용한 결과이다.

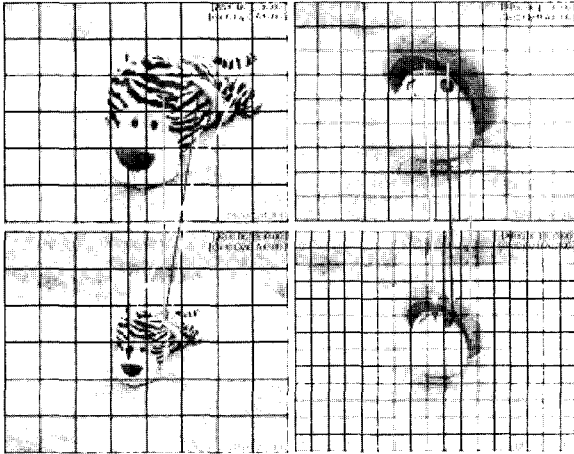


그림 5. 같은 배경에 초점거리를 다르게 하여 실험한 결과 : 두 실험 결과 모두 객체를 포함한 블록만 매칭이 되었다.

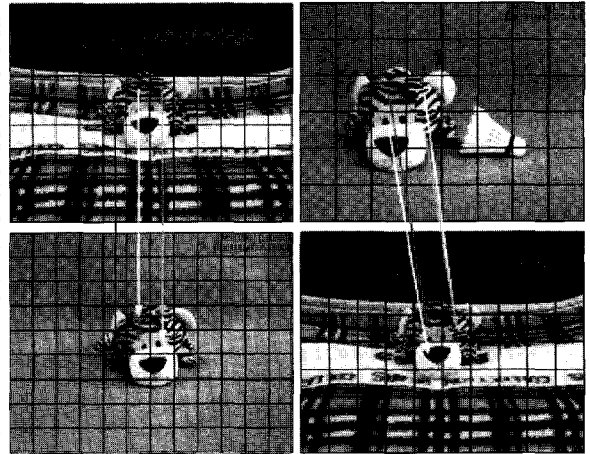


그림 7. 배경이 다른 이미지에 대한 실험 결과 : 두 실험 결과 모두 객체를 포함한 블록만 매칭이 되었다.

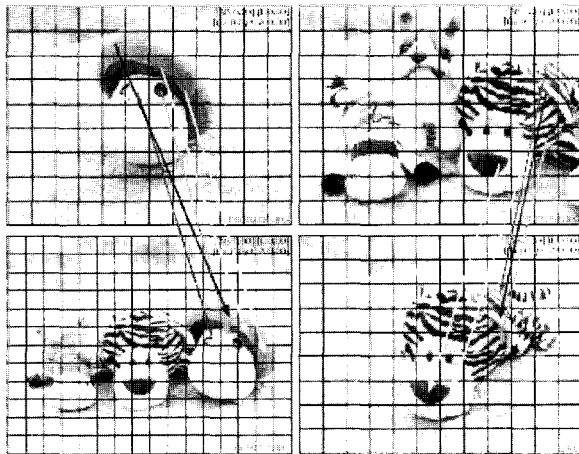


그림 6. 같은 배경에서 여러 객체에 대해 실험한 결과 : 두 실험 결과 모두 객체를 포함한 블록만 매칭이 되었다.

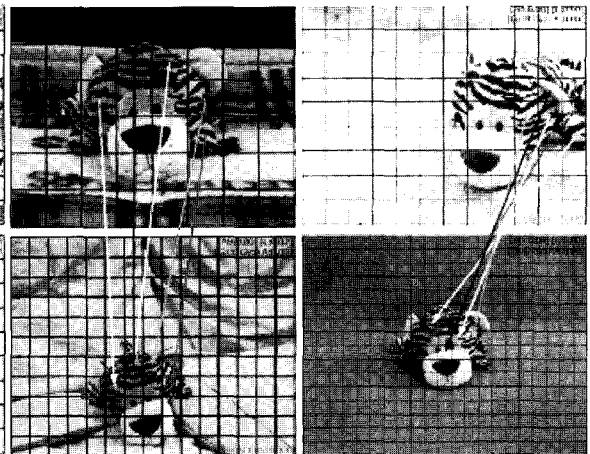


그림 8. 배경과 초점거리가 다른 이미지에 대한 실험 결과 : 두 실험 결과 모두 객체를 포함한 블록만 매칭이 되었다.

실험결과, 그림 5에서와 같이 같은 배경에 초점 거리가 변화하여도 같은 객체가 포함된 타일 간에 매칭이 되는 것을 확인하였다. 그리고 동일 배경에 여러 객체들이 섞여 있어도 동일 객체가 포함된 타일만 매칭되는 것을 그림 6에서 확인 할 수 있다. 또한 배경이 다를 경우에, 초점거리나 객체의 위치가 변경되더라도 객체가 포함된 타일 간에 매칭이 되는 것을 그림 7과 8에서 확인할 수 있다.

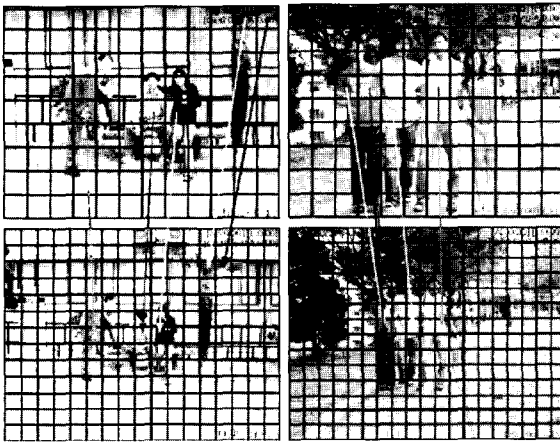


그림 9. 여러 사람이 포함된 사진에 대한 실험결과 : 각 사람의 옷에 대하여 타일 매칭이 되었다.

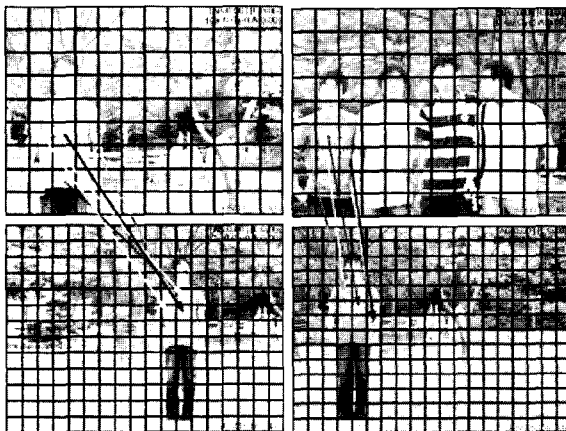


그림 10. 동일한 한 사람이 포함된 사진에 대한 실험결과 : 한명의 사람에 대해서만 타일 매칭이 되었다.

사람이 포함된 사진을 실험한 결과 동일한 사람에 대해서 매칭이 일어나는 것을 확인하였다. 얼굴만 촬영된 사진의 경우 동일한 사람을 분류할 수 없지만, 사람들은 대부분 각각 다른 옷을 입고 있으며 보통 상반신을 같이 찍기 때문에, 이러한 상황에서는 동일한 인물에 대한 분류가 가능하였다.

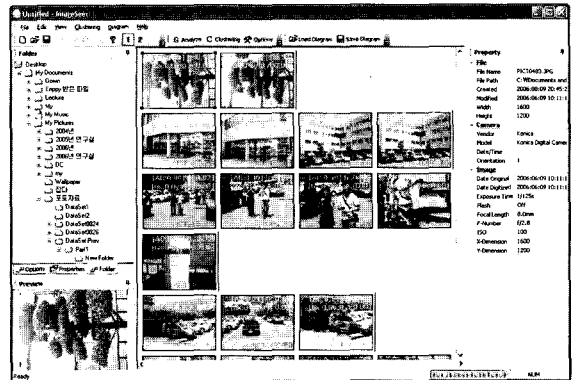


그림 11. 이미지 분류 시스템 결과화면 (가로축은 영상의 유사도, 세로축은 시간의 흐름)

그림 11은 본 논문에서 제안한 방법을 적용한 시스템의 사진 분류 결과이다. 가로축으로는 이미지의 유사도에 따라 사진을 분류하였고, 세로축으로는 시간에 따라 분류하였다.

사진 분류 성공률을 그래프로 나타낸 결과는 그림 12와 같다. 유사도가 높은 상위 k 개의 타일 쌍에 대하여 정답률을 측정한 결과이다. 타일의 크기는 12×9 로 하였다. 벡터 분산값이 1 이하일 경우, 두 이미지를 같은 이미지로 판단하였다. 서로 다른 이미지 쌍 438개와 서로 같은 이미지 쌍 206개, 총 642개의 이미지 쌍을 바탕으로 실험한 결과 k 값이 13일 때 정답률이 95.65%로 가장 높게 나왔다.

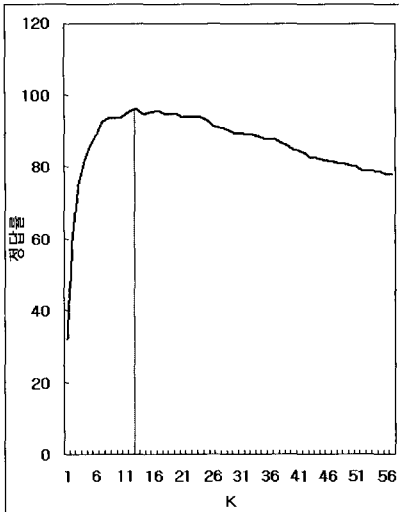


그림 12. k에 대한 분류 성공률 : 12×9로 타일을 나누어 실험한 결과이다. k가 13일 때 정답률이 95.65%로 가장 높게 나왔다.

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 디지털 사진에서 제공하는 EXIF 정보를 활용하여 사진 간의 유사도를 측정하고 분류하는 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 통하면 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. 본 논문이 사진 분류에 기여한 사항을 정리하면 다음과 같다.

- 중간수준 특징 분석 방법 제시하였다. 이미지에서 객체를 찾아내기 위해서는 배경과 객체를 분리하는 고수준의 특징 분석 방법을 사용해야 한다. 하지만 이 방법은 비용이 많이 들며, 히스토그램과 같은 저수준 분석 방법으로는 이미지에서 객체만을 찾아낼 수 없다. 본 논문에서는 고수준 특징 분석 방법보다 비용은 적게 들고 이미지의 저수준 특징인 히스토그램을 이용하여 두 이미지간의 유사 객체를 찾아내는 방법을 제안하였다.
- 색상 분포를 고려한 객체 영역 추출 방법을 제시하였다. 배경의 색상이 객체의 색상보다 비교적 빈도가 높게 나타나는 것을 전제로 하여 고수준의 특징 분석 방법 없이 객체영역과 배경영역을 구분하는 방법을 제안하였다.
- 타일매칭과 벡터 분산 방법을 이용한 이미지 유사도 판단 방법을 제시하였다. 이미지를 타일로 나누어 저수준 특징인 히스토그램만을 이용하여 두 이미지에 포함되어 있는 객체의 유사도를 판단하는 방법을 제안하였다.

EXIF 정보 중에는 아직 본 논문에서 활용하지 않은 많은 정보들이 있다. 향후에는 이러한 정보들 중, 조리개 (F-Number)와 노출시간(exposure time, shutter speed), 화이트 밸런스 등을 고려하여 노출정도가 다른 실내/실외 사진을 구분하기 위한 방법을 연구하고, 서로 다른 조명 아래에서 촬영된 이미지의 컬러 보정 및 분석에 활용하는 방법을 연구할 것이다. 또한 시간 분류 방법과 조합하여 더욱더 지능적인 사진 분류가 가능하도록 할 것이다.

참고문헌

- [1] Kerry Rodden and Kenneth R. Wood. "How do people manage their digital photographs?," In CHI '03: Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in

- computing systems, pages 409-416, New York, NY, U SA, 2003. ACM Press.
- [2] Japan Electronic Industry Development Association JEIDA. Digital still camera image file format standard, 1998.
- [3] exif.net. <http://exif.net/entry/exif>, 2006.
- [4] Jing Huang, S. Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu, and Ramin Zabih. "Image indexing using color correlograms," In CVPR '97: Proceedings of the 1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97), page 762, Washington, DC, USA, 1997. IEEE Computer Society.
- [5] L. Cinque, S. Levialdi, A. Pellicano, and K.A. Olsen. "Color-based image retrieval using spatial-chromatic histograms," *icmcs*, 02:969, 1999.
- [6] Y. Deng, B. Manjunath, C. Kenney, M. Moore, and H. Shin. "An efficient color representation for image retrieval," *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(1):140-147, 2001.
- [7] Xuelong Li. "Image retrieval based on perceptive weighted color blocks," *Pattern Recogn. Lett.*, 24(12):1935-1941, 2003.
- [8] Khanh Vu, Kien A. Hua, and Wallapak Tavanapong. "Image retrieval based on regions of interest," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 15(4):1045-1049, 2003.
- [9] P. W. Huang and S. K. Dai. "Image retrieval by texture similarity," *Pattern Recognition*, 36(3):665-679, 2003.
- [10] Alireza Khotanzad and Orlando J. Hernandez. "Color image retrieval using multispectral random field texture model and color content features," *Pattern Recognition*, 36(8):1679-1694, 2003.
- [11] Matthew Cooper, Jonathan Foote, Andreas Girgensohn, and Lynn Wilcox. "Temporal event clustering for digital photo collections," *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.*, 1(3):269-288, 2005.
- [12] T. Mills, D. Pye, D. Sinclair, and K. Wood. *Shoobox: "A digital photo management system,"* Cambridge, UK, 2000. AT&T Laboratories Cambridge.
- [13] Mor Naaman, Yee Jiun Song, Andreas Paepcke, and Hector Garcia-Molina. "Automatic organization for digital photographs with geographic coordinates," *jcdl*, 00:53-62, 2004.
- [14] Wei-Ying Ma and Hong Jiang Zhang. "Benchmarking of image features for content-based retrieval," In Proceedings of the 32nd Asilomar Conference on Signal, volume 1, pages 253-257, 1998.