

논문 2009-46SP-5-7

## 효율적인 실내외 영상 분류 기법

### (An Efficient Indoor-Outdoor Scene Classification Method)

김원준\*, 김창익\*\*

(Wonjun Kim and Changick Kim)

#### 요약

실내외 영상 분류에 대한 연구는 밝기나 에지 정보와 같이 하위 레벨(low-level) 정보의 단순 결합을 이용하여 수행되어 왔다. 그러나 기존의 하위 레벨 영상 정보만을 기반으로 하는 실내외 영상 분류 방법은 다양한 콘텐츠를 극복하는데 한계가 있기 때문에 상위 레벨(high-level) 영상 정보를 함께 이용하는 방법에 대한 연구가 많이 진행되어 왔다. 이러한 연구의 대부분은 영상 내 하늘이나 수풀과 같은 영역을 검출하기 위해 별도의 알고리즘을 수행하기 때문에 특징 벡터의 차원을 증가시키거나 수행 속도를 저하시키는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해 효율적인 실내외 영상 분류 기법을 제안한다. 먼저 효과적인 특징 벡터를 생성하기 위해 영상을 5개의 하위 블록으로 나눈다. 각각의 블록에 대하여, 제안하는 에지·색상 방향 히스토그램(edge and color orientation histogram, ECOH) 기술자(descriptor)를 이용하여 해당 블록을 표현하고 모든 블록의 값을 연결하여 최종적으로 특징 벡터를 생성한다. 제안하는 알고리즘의 효율성과 강건함을 보이기 위해 1200개 이상의 다양한 실내외 영상을 사용하였으며, 학습을 통해 각 영역의 가중치를 결정하여 분류 성능을 향상 시켰다.

#### Abstract

Prior research works in indoor-outdoor classification have been conducted based on a simple combination of low-level features. However, since there are many challenging problems due to the extreme variability of the scene contents, most methods proposed recently tend to combine the low-level features with high-level information such as the presence of trees and sky. To extract these regions from videos, we need to conduct additional tasks, which may yield the increasing number of feature dimensions or computational burden. Therefore, an efficient indoor-outdoor scene classification method is proposed in this paper. First, the video is divided into the five same-sized blocks. Then we define and use the edge and color orientation histogram (ECO) descriptors to represent each sub-block efficiently. Finally, all ECO values are simply concatenated to generate the feature vector. To justify the efficiency and robustness of the proposed method, a diverse database of over 1200 videos is evaluated. Moreover, we improve the classification performance by using different weight values determined through the learning process.

**Keywords:** indoor-outdoor classification, low-level features, semantic information, ECOH

#### I. 서론

디지털 카메라 보급의 급격한 증가로 매일 수많은 영상이 획득되고 있는 가운데 실내외 영상 분류 기법은 다양한 영상을 효율적으로 다루기 위해 꼭 필요한 기술이라고 할 수 있다. 실내외 영상 분류 기술은 기본적으로는 이미지나 영상 검색을 위해 유용하게 사용될 수

있으며 개인 사진 앨범을 이벤트 별로 분류하기 위해 사용되기도 한다<sup>[1~2]</sup>. 예를 들어, 피아노 연주와 축구 경기와 같이 실내나 실외에서 발생하는 이벤트의 특징이 서로 다르기 때문에 이를 분류하기 위한 전 처리로 응용이 가능하다. 그 밖에 로봇을 이용한 내비게이션 시스템이나 일반적인 장면 분석에도 사용된다<sup>[3]</sup>. 특히, 실내와 실외 환경의 조명 조건이 다르기 때문에 획득한 영상에 대해 효율적으로 색상의 일관성을 유지하기 위해 실내외 영상 분류가 사용되기도 한다<sup>[4]</sup>.

Szumner<sup>[5]</sup> 등은 영상을 같은 크기의 블록으로 나누

\* 학생회원, \*\* 정회원, 한국과학기술원 전기및전자 공학과

(Dept. of Electrical Engineering, KAIST)

접수일자: 2009년3월16일, 수정완료일: 2009년8월27일

어 각 블록의 색상 정보와 텍스처(texture) 정보를 이용한다. 색상 정보를 위해서 Ohta 색상 모델<sup>[6]</sup>을 사용하였으며, 텍스처 정보를 위해 MASR(multiresolution simultaneous autoregressive model)을 사용하였다. [5]의 저자는 각 블록에 대하여 색상 정보와 텍스처 정보를 이용하여 따로 분류를 수행하고 그 결과를 조합하여 최종 결과를 도출한다. Serrano<sup>[2]</sup> 등은 [5]의 방법과 비슷하나 MASR 대신 웨이블릿을 이용하여 분류 성능은 유지하면서 텍스처 정보의 차원을 효율적으로 감소시켰다. 이들은 선형 SVM 분류기를 이용하여 색상 정보와 텍스처 정보에 대해 따로 학습하고 이를 통해 획득한 신뢰값(confidence value)을 이용하여 최종적으로 실내외 영상 분류를 수행한다. [7]의 저자는 하늘과 수풀 영역을 검출하여 분류에 이용한다. 검출된 하늘과 수풀 영역을 하위 레벨 특징과 혼합하기 위해 베이시안 네트워크(Bayesian network)를 사용하였다. 더 나아가 [8]에서는 카메라를 통해 영상이 획득되는 순간 저장되는 메타 데이터(metadata)를 하위 레벨 특징과 결합하여 실내외 영상 분류에 사용한다. 카메라 메타데이터는 플래쉬, 장면 밝기, 객체와의 거리 등 매우 유용한 정보를 포함하고 있기 때문에 분류의 성능을 크게 향상시킨다. 예를 들어, 실내에서 카메라와 객체 사이의 거리는 일정 거리 이상 멀어질 수 없으며 플래쉬는 실내에서 사용될 가능성이 높다. Payne<sup>[9]</sup> 등은 실내 환경에서 에지의 직선성이 두드러진다는 관찰 결과를 바탕으로 에지의 직선성을 정의하여 분류를 수행한다. 그러나 도심의 빌딩과 같이 실외 환경에서도 직선성이 두드러지게 나타날 수 있으므로 이러한 문제를 해결할 필요가 있다. 최근 Gupta<sup>[3]</sup> 등은 영상을 단순히 같은 크기의 블록으로 나누지 않고 퍼지 군집화(fuzzy clustering)를 이용하여 영상을 하위 영역으로 나눈다. 각 영역에 대하여 색상, 텍스처, 모양 정보를 추출하여 특징벡터를 생성하고 확률적 신경 회로망(Probabilistic Neural Network, PNN)을 이용하여 실내외 영상 분류를 수행한다.

본 논문에서는 에지-색상 방향 기반의 특징 벡터를 이용한 효율적인 실내외 영상 분류 기법을 제안한다. 영상을 4x4 개의 같은 크기의 블록으로 나누어 분류를 수행하는 대부분의 기존 연구와 달리 제안하는 방법은 영상을 중앙 영역과 경계 영역을 이용하여 5개의 블록으로 나눈다. 또한 제안하는 ECOH 기술자를 통해 각 블록의 에지와 색상 정보를 효율적으로 표현함으로써

특징 벡터의 차원을 줄일 수 있다. 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서는 중앙 영역과 경계 영역을 바탕으로 영상을 5개의 하위 블록으로 나누는 과정을 설명한다. 각 하위 블록에 대하여 에지와 색상의 방향 정보를 바탕으로 ECOH 기술자를 정의한다. III장에서는 학습 영상을 이용하여 각 하위 블록의 가중치를 결정하고 다양한 실험 영상을 통해 제안하는 알고리즘의 강건함과 효율성을 보이고 IV장에서 결론 및 향후 과제를 논의한다.

## II. 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘은 영상 분할 및 ECOH 기술자를 이용한 특징 벡터 생성의 두 단계로 나눌 수 있다. 중앙 영역과 경계 영역 기반의 영상 분할로 기존의 연구에 비해 상대적으로 적은 수의 블록을 사용하며 에지와 색상의 방향을 이용한 새로운 지역 기술자를 정의함으로써 효율적인 실내외 영상 분류를 가능하게 하였다. 그림 1은 제안하는 알고리즘의 흐름도를 보여주고 있다.

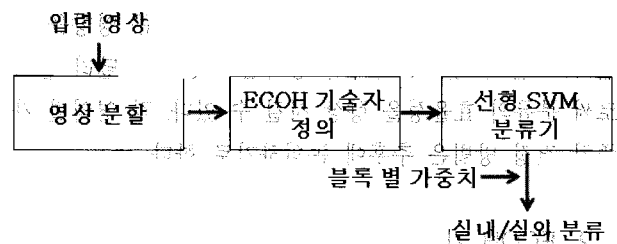


그림 1. 제안하는 알고리즘 전체적 수행 과정  
Fig. 1. Overall procedure of the proposed algorithm

### 1. 영상 분할

사람은 객체 보다는 주변 환경에 대한 정보를 바탕으로 실내외 영상 분류를 수행한다. 예를 들어, 똑같은 의자가 방안에 놓여 있는 경우와 마당에 놓여 있는 경우, 사람은 의자보다는 주변 환경 정보를 바탕으로 실내인지 실외인지를 구분한다. 이와 같이 실내외 환경을 구분할 수 있는 유용한 주변 환경 정보로 하늘이나 수풀의 존재 등이 있다. 이러한 주변 환경 정보는 일반적으로 영상 내에서 경계 영역에 나타나기 때문에 우리는 입력 영상을 경계 영역(boundary region)과 중앙 영역(center region)으로 분할한다. 그림 2는 분할된 각 영역을 보여주고 있다. 영상 내 지역적 특징을 효율적으로 반영하기 위해 경계 영역은 다시 3개의 블록으로 나누

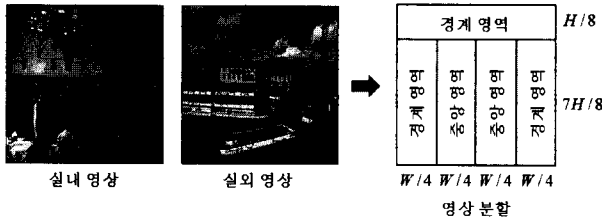


그림 2. 의미론적 영상 분할

Fig. 2. Semantic video segmentation.

고 중앙 영역은 2개의 블록으로 나눈다 (그림 2 참조). 분할된 각 영역을 효율적으로 표현하기 위해 집합 이론을 이용하여 정의하면 다음과 같다. 먼저 픽셀의 집합  $R$ 을 정의하면  $R = \{(x, y) | 1 \leq x \leq W, 1 \leq y \leq H\}$  이고, 여기서 영상의 크기는  $W \times H$ 이다. 제안하는 영상 분할은  $R$ 을 경계 영역과 중앙 영역으로 분할한다.  $P$ 를  $R$ 의 분할된 한 형태로 정의하면  $P = \{BR, CR\}$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $BR$ 은 경계 영역,  $CR$ 은 중앙 영역을 각각 의미한다. 각 영역에 속하는 하위 블록들은  $BR_i, i = 1, 2, 3$ 과  $CR_j, j = 1, 2$ 로 나타내기로 한다.

일반적으로 객체는 영상 내 중앙 영역에 존재하는 경우가 많기 때문에, 실내, 실외 영상의 구분에 있어서는 중앙 영역에 비해 경계 영역이 분류에 더 큰 영향을 미친다고 할 수 있다. 따라서 영역별 가중치를 달리 함으로써 분류의 효율성을 향상시킬 수 있다. 각 영역별 가중치 결정 방법은 추후에 논의하기로 한다.

## 2. ECOH 기술자 정의

에지와 색상 정보는 실내외 환경의 차이를 나타낼 수 있는 가장 기본적인 하위 레벨 영상 특징이다. 특히 에지의 방향 정보는 영상 내 객체 검출에서 이미 뛰어난 성능을 보이고 있음을 확인할 수 있다<sup>[10]</sup>. 따라서 본 절에서는 에지와 색상의 방향성을 함께 이용하여 효율적으로 분할된 블록을 표현할 수 있는 기술자를 새롭게 정의한다.

먼저 에지 방향 히스토그램을 생성하는 과정은 다음과 같다. 분할된 각 블록  $P_i (i=1, \dots, 5)$  내부의 모든 픽셀에 대하여 에지 방향을 구하고  $0^\circ - 180^\circ$  범위에서  $K$ 개의 각도로 양자화 한다. 에지 방향의 부호는 무시해도 무방하므로  $180^\circ - 360^\circ$  값은  $0^\circ - 180^\circ$  값과 같다고 간주한다. 다음으로 픽셀의 에지 크기를 해당 에지 방향에 축적하여  $K$ -bin 히스토그램을 생성한다. 분할된 각 블록에 대한 에지 방향 히스토그램(EOH)은 조명 조건에 강건하도록 L2-norm 방식<sup>[11]</sup>을 이용하여 다음과 같이 정

규화된 형태로 표현 할 수 있다.

$$F_{i,n}^{EOH} = \frac{E_{i,n}}{\sqrt{\sum_{j=1}^K (E_{i,j})^2 + \epsilon}}, \text{ where } E_{i,n} = \sum_{\substack{(x,y) \in P_i \\ \theta(x,y) \in n}} m(x,y) \quad (1)$$

여기서  $m(x, y)$ 와  $\theta(x, y)$ 는 각각  $(x, y)$ 에서의 에지 크기와 양자화 된 방향을 의미하며,  $n(n=1, \dots, K)$ 은 히스토그램의 인덱스를 의미한다.

본 논문에서는 이와 비슷한 방법으로 HSI 색상 모델<sup>[12]</sup>을 이용하여 색상 방향 히스토그램(COH)를 정의한다. HSI 모델에서 hue는 각 색상을 각도로 표현해주기 때문에 방향 히스토그램의 인덱스로 사용하기에 적합하다. 해당 색상의 크기는 그 색상의 순수함으로 표현할 수 있다. 예를 들어, hue 값이 녹색에 해당한다면 그 크기는 순수한 녹색일수록 즉, saturation 값이 클수록 크다고 할 수 있다. 따라서 각 픽셀의 saturation 값을 해당 hue에 축적하여 COH를 생성한다. 에지 방향과 달리 hue는  $0^\circ - 360^\circ$  범위에서 모두 값이 다르기 때문에 이 범위를  $K$ 개의 각도로 양자화 한다. COH 생성과정을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$F_{i,n}^{COH} = \frac{C_{i,n}}{\sqrt{\sum_{j=1}^K (C_{i,j})^2 + \epsilon}}, \text{ where } C_{i,n} = \sum_{\substack{(x,y) \in P_i \\ h(x,y) \in n}} s(x,y) \quad (2)$$

여기서  $s(x, y)$ 와  $h(x, y)$ 는 각각  $(x, y)$ 에서의 saturation 값과 양자화 된 hue 값을 의미한다. 지금까지 분할된 각 블록에서 구한 EOH와 COH 값을 연결하여 ECOH 기술자를 정의한다. ECOH 기술자에 블록별 가중치를 곱하여 최종적으로 영상을 표현하는 특징 벡터를 아래와 같이 생성한다.

$$\mathbf{F} = (\omega_1 \mathbf{F}_1^{ECOH}, \omega_2 \mathbf{F}_2^{ECOH}, \dots, \omega_5 \mathbf{F}_5^{ECOH}), \\ \text{where } \mathbf{F}_i^{ECOH} = (F_{i1}^{EOH}, F_{i1}^{COH}, F_{i2}^{EOH}, F_{i2}^{COH}, \dots, \\ F_{iK}^{EOH}, F_{iK}^{COH}) \quad (3)$$

앞에서 언급했듯이 블록별로 다른 가중치가 적용되기 때문에 ECOH 기술자를 통해 생성된 특징 벡터는 효율적인 실내외 영상 분류를 가능하게 한다. 가중치를 결정하는 방법은 다음 장에서 자세히 살펴보도록 한다 (3.1절 참조). 그림 3은 블록별 ECOH 기술자를 생성하는 과정을 보여주고 있다.

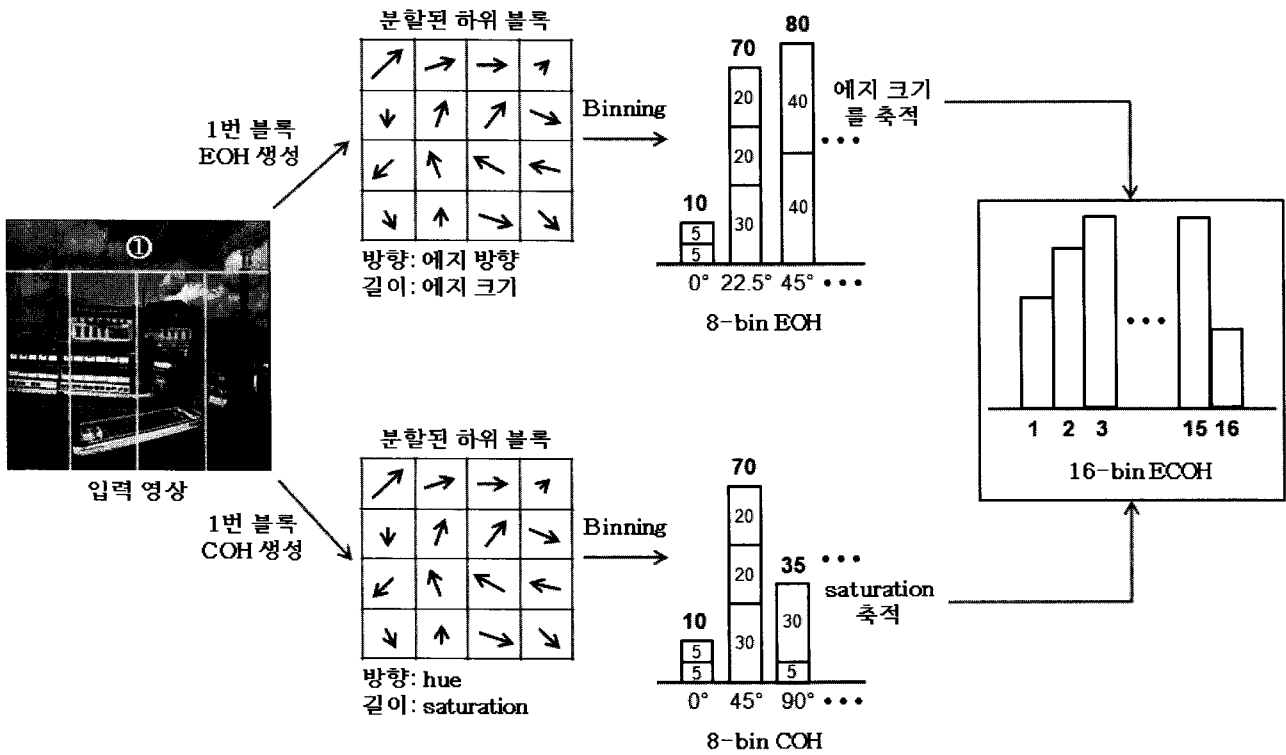


그림 3. 16-bin ECOH 기술자 생성 과정  
Fig. 3. 16-bin ECOH descriptor generation.

3. 선형 SVM 분류기를 이용한 실내외 영상 분류  
 생성된 특징 벡터는 다양한 영상을 이용하여 학습된 선형 SVM 분류기에 입력되어 실내외 영상 분류를 수행하게 된다. 학습에 사용된 영상은 총 650개이며, 실내 영상 320개와 실외 영상 330개로 구성되어 있다. 영상 데이터 셋의 신뢰도를 고려하여 코렐 영상 데이터와 웹 상의 다양한 영상 데이터를 사용하였으며, 256×256 크기로 정규화 하여 사용하였다. 그림 4는 학습 영상의 예를 보여주고 있다.

선형 SVM은 입력 벡터의 차원에 관계없이 이진 분

류에 좋은 성능을 보이며 학습 후 라그랑제 상수 (Lagrange multiplier)  $\alpha$ , 바이어스 상수  $b$ , 서포트 벡터 (support vector)  $s$ 를 얻을 수 있다<sup>[13]</sup>. 실내 영상에 대해서는 +1 라벨을 할당하고 실외 영상에 대해서는 -1 라벨을 할당하여 학습을 수행한다. 학습된 분류기를 이용하여 테스트 벡터  $x$ 가 입력으로 들어오면 아래와 같이 정의되는 신뢰도 값(confidence value)의 부호를 이용하여 실내외 영상을 판별하게 된다.

$$f(x) = x \cdot w + b, \text{ where } w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i s_i \quad (4)$$

여기서  $N$ 과  $y$ 는 각각 서포트 벡터의 개수와 서포트 벡터의 라벨(+1 또는 -1)을 의미한다.  $f(x)$  값이 0보다 크면 해당 샘플은 실내 영상으로 판별되고 0보다 작으면 실외 영상으로 판별된다.  $f(x)$  값은 특징 벡터 공간에서의 두 클래스 간의 경계 곡면과의 거리를 의미하기 때문에 절대값이 클수록 판별된 클래스에 대한 신뢰도가 높음을 의미한다.

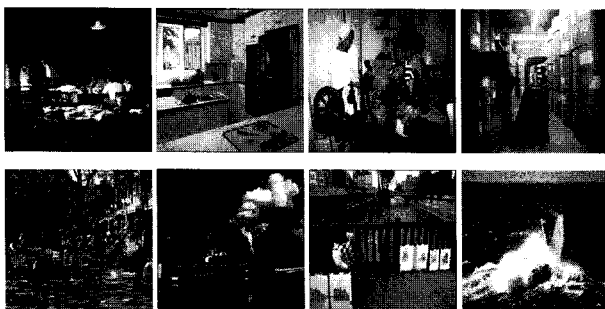


그림 4. 실내 학습 영상의 예(위) 실외 학습 영상의 예(아래)  
Fig. 4. Indoor training examples(top) Outdoor training examples(bottom).

### III. 실험

#### 1. 블록별 가중치 결정

제안하는 알고리즘은 중앙 영역과 경계 영역을 이용하여 분할된 블록(BR 과 CR)에 서로 다른 가중치를 적용함으로써 효율적인 실내외 영상 분류가 수행되는 것을 목표로 한다. 이를 위해 본 절에서는 먼저 각각의 블록  $P_i$ 의 ECOH 기술자만을 이용하여 학습 영상에 대한 분류를 수행한 후 얻어지는 신뢰도  $f(x)$ 의 평균값을 아래와 같이 구한다.

$$d_i = \frac{1}{I} \sum_{j=1}^I f_j^i(x_j^i) + \frac{1}{O} \left| \sum_{j=1}^O f_j^i(x_j^i) \right|, 1 \leq i \leq 5 \quad (5)$$

여기서  $I$ 와  $O$ 는 각각 학습에 사용된 실내 영상 개수와 실외 영상 개수를 의미한다. 실외 영상에 대한 분류 결과는 신뢰도가 높을수록 더 큰 음수 값을 갖기 때문에 절대값을 취하여 더한다. 신뢰도에 대한 평균값이 클수록 분류에 더 큰 영향을 준다고 볼 수 있기 때문에 이를 가중치로 사용하는 것은 합리적이다. 그러나 모든 가중치를 더해서 1이 되어야 하기 때문에 (5)에서 정의된 각 블록 별 평균 신뢰도 값의 비율을 이용하여 5개의 가중치를 구하면 그 차이가 크지 않아 가중치 효과가 감소된다. 따라서 본 절에서는 블록별 가중치가 아닌 영역별 가중치를 적용한다. 즉, 같은 영역에 속하는 블록에 대하여 같은 가중치를 할당한다. 이를 위해 같은 영역에 속하는 블록의 평균 신뢰도 값을 더하여 아래와 같이 가중치를 정의한다.

$$\omega_T = \sum_{i \in T} d_i / \sum_{j=1}^5 d_j, 1 \leq i \leq 5 \quad (6)$$

여기서  $T$ 는  $BR$ 이나  $CR$ 을 의미한다. 최종적으로 앞 장에서 언급한 650개의 학습 영상을 이용하여 가중치를 구하면  $\omega_{BR} = 0.67$ ,  $\omega_{CR} = 0.33$  과 같다. 그림 5는 각 영역별 가중치를 구하는 과정을 보여주고 있다.

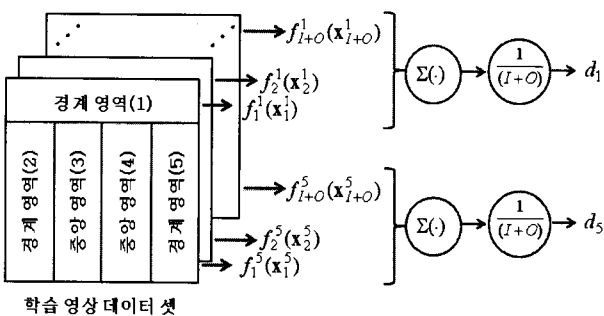


그림 5. 가중치 결정 과정  
Fig. 5. Weight determination.

## 2. 제안하는 알고리즘의 분류 성능 평가

제안하는 알고리즘은 기존의 알고리즘과 비교하였을 때 특징 벡터 차원이 낮기 때문에 효율적인 실내외 영상 분류가 가능하다. 분류 성능 테스트를 위해 총 626개의 영상을 사용하였으며, 실내 영상 310개와 실외 영상 316개로 구성되어 있다. 테스트 영상은 학습 영상과 마찬가지로 256×256 크기로 정규화 하였으며 다양한 콘텐츠를 포함하고 있다. II장에서 정의된 양자화 개수를 위해 K=8을 사용하였으며 따라서 제안하는 알고리즘의 특징 벡터 차원은 2K(ECOH 기술자)×5(블록개수)=80차원이 된다. 이는 기존에 연구에서 색상 정보 추출을 위해 주로 사용하는 Ohta 색상 모델의 경우 색상에 관한 특징 벡터만 96차원이 생성되는 것과 비교하여 매우 효율적이다. 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위해 먼저 EOH와 COH 각각 하나만을 사용하여 분류한 경우와 ECOH를 모두 사용하여 분류한 경우에 대한 실험 결과를 표 1에 나타내었다. 또한 COH와 Ohta 모델의 성능을 비교하여 표 1에 나타내었다.

표에서 알 수 있듯이 제안하는 COH가 낮은 차원임에도 불구하고 Ohta 색상 모델보다 성능이 우수하다. 또한 제안하는 ECOH 기술자를 이용한 특징 벡터를 통해 90% 이상의 실내외 영상 분류 성능을 보이고 있음을 확인 할 수 있다. 그림 6은 해당 클래스로 정확히 분류된 영상의 예를 보여주고 있으며 그림 7은 잘못 분류된 영상의 예를 보여주고 있다.

그림에서 알 수 있듯이 에지의 직선성은 실내 영상뿐만 아니라 빌딩이나 거리 풍경을 통해 실외 영상에서도 쉽게 검출이 되기 때문에 실내외 영상 분류를 위한 특징으로 적합하지 않다. 이에 반해 제안하는 ECOH 기술자는 양자화 된 방향의 정보를 모두 사용하기 때문에 해당 클래스의 특징을 잘 표현할 수 있다. 또한 기존 연구에 사용되는 실외 영상 데이터 셋은 자연 경관 위주로 구성되어 있기 때문에 하늘 영역에 해당하는 정보에 민감하게 동작할 수 있으나 본 논문에서 사용한 실외 영상 데이터 셋은 자연 경관 이외에 도심 풍경 등 다양

표 1. 제안하는 알고리즘의 성능 평가  
Table 1. Performance evaluation of the proposed method.

	차원	실내 셋	실외 셋	전체 셋
EOH	40	70.65 %	80.51 %	77.00 %
COH	40	85.81 %	83.91 %	84.82 %
Ohta	96	66.61 %	64.84 %	68.35 %
ECOH	80	90.00 %	90.29 %	90.26 %



(a)



(b)

그림 6. (a) 정확히 분류된 실내 영상의 예 (b) 정확히 분류된 실외 영상의 예

Fig. 6. (a) Examples of correctly classified indoor videos (b) Examples of correctly classified outdoor videos.

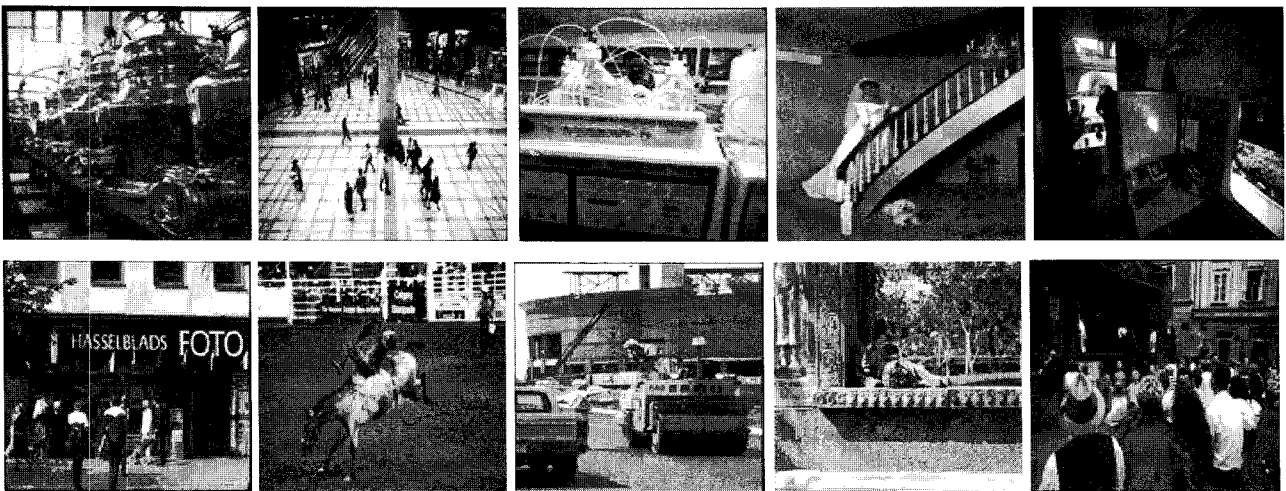


그림 7. 잘못 분류된 실내 영상의 예(위) 잘못 분류된 실외 영상의 예(아래)

Fig. 7. Examples of misclassified indoor videos(top) Examples of misclassified outdoor videos(bottom).

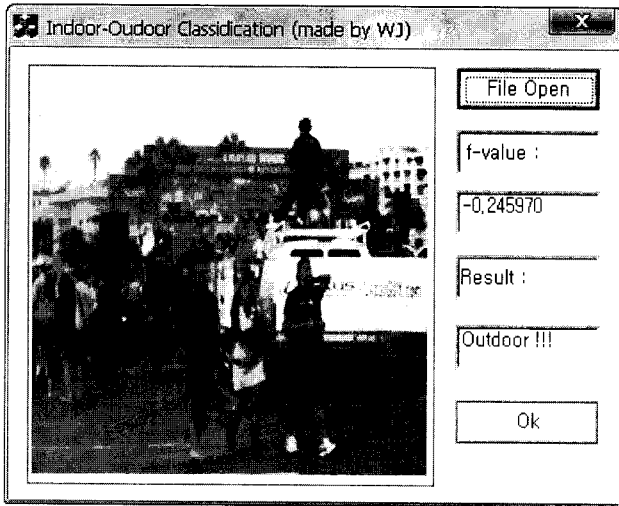


그림 8. 제안하는 시스템의 스크린 샷  
 Fig. 8. Screenshot of the proposed method.

표 2. 테스트 영상에 대한 분류 결과  
 Table 2. Classification results for the test samples.

	신뢰도 $f$ 값	분류 결과
실내 1	0.676	실내
실내 2	1.313	실내
실내 3	1.007	실내
실외 1	-1.807	실외
실외 2	-0.342	실외
실외 3	-0.931	실외

한 콘텐츠를 포함하고 있기 때문에 하늘 영역이 존재하지 않는 테스트 영상도 잘 분류하고 있음을 알 수 있다 (그림 6(b) 참조). 그림 8은 제안하는 시스템의 스크린 샷을 보여주며 표 2는 제안하는 시스템을 이용하여 테스트 영상을 분류한 결과를 나타내고 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 에지·색상 방향 기반의 특징 벡터를 이용한 효율적인 실내의 영상 분류 기법을 제안하였다. 먼저, 입력 영상을 중앙 영역과 경계 영역을 바탕으로 5개의 영역으로 분할한다. 각 영역은 다시 하위 블록으로 분할되며 각 블록에 대하여 에지와 색상의 방향 정보를 이용한 ECOH 기술자를 정의한다. 각 블록에서 정의된 ECOH 기술자와 가중치를 곱한 값을 연결하여 최종적으로 특징 벡터를 생성한다. 가중치 효과를 증가시

키기 위해 블록 별 가중치 대신 영역 별 가중치를 사용하였으며 학습 영상에 대한 분류 신뢰도를 바탕으로 가중치 값이 결정된다. 생성된 특징 벡터는 선형 SVM 분류기를 통해 최종적으로 실내의 영상으로 분류된다. 데이터 셋은 코렐 영상 데이터 베이스와 웹상에서 획득한 영상 데이터를 이용하여 구성하였으며 데이터 셋의 신뢰도를 고려하여 다양한 콘텐츠를 포함하고 있다. 기존의 색상 모델과 비교를 통해 제안하는 ECOH 기술자의 효율성을 확인하였으며 다양한 실내의 영상에 대하여 높은 분류 성능을 보이고 있음을 알 수 있었다. 제안하는 알고리즘은 낮은 차원의 특징 벡터를 사용하기 때문에 효율적인 시스템 구축이 가능하다. 현재 학습된 분류기로 별도의 테스트 영상에 대해 잘못 분류된 영상들을 다시 학습 영상 셋에 추가하여 분류기의 성능을 향상시킬 수 있는 부스팅(boosting) 방식을 이용한 실내의 영상 분류 시스템을 개발 중에 있다.

#### 참 고 문 헌

[1] A. C. Loui and A. E. Savakis, "Automatic image event segmentation and quality screening for albuming applications," *International Conference on Multimedia and Expo*, vol. 2, pp. 1125-1128, Aug. 2000.

[2] N. Serrano, A. Savakis, and J. Luo, "A computationally efficient approach to indoor/outdoor scene classification," *International Conference on Pattern Recognition*, vol. 4, pp.

- 146-149, 2002
- [3] L. Gupta *et al.*, "Indoor versus outdoor scene classification using probabilistic neural network," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, no. 1, pp. 123-133, Jan. 2007.
- [4] S. Bianco, G. Ciocca, C. Cusano, and R. Schettini, "Improving color constancy using indoor-outdoor image classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 12, pp. 2381-2392, Dec. 2008.
- [5] M. Szummer and R. W. Picard, "Indoor-outdoor image classification," *IEEE International Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database*, pp. 42-51, Jan. 1998.
- [6] Y. I. Ohta, T. Kanade, and T. Sakai, "Color information for region segmentation," *Computer Graphics and Image Processing*, no. 13, pp. 222-241, 1980.
- [7] J. Luo and A. Savakis, "Indoor vs outdoor classification of consumer photographs using low-level and semantic features," *International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 745-748, Oct. 2001.
- [8] M. Boutell and J. Luo, "Bayesian fusion of camera metadata cues in semantic scene classification," *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 623-630, July 2004.
- [9] A. Payne and S. Singh, "Indoor vs. outdoor scene classification in digital photographs," *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 10, pp. 1533-1545, 2005.
- [10] Y-T Chen and C-S Chen, "Fast human detection using a novel boosted cascading structure with meta stages," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 8, pp. 1452-1464, Aug. 2008.
- [11] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 886-893, June 2005.
- [12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Second ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [13] C. J. C Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol.2, pp.121-167, 1998.

---

 저 자 소 개
 

---



김 원 준(학생회원)  
 2006년 서강대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2008년 한국정보통신대학교  
 공학부 석사 졸업.  
 2008년~현재 한국과학기술원  
 전기및전자공학과  
 박사 과정.

<주관심분야 : 객체추출, 패턴인식, 영상처리>



김 창 익(정회원)-교신저자  
 1989년 연세대학교 전기공학과  
 학사 졸업.  
 1991년 포항공과대학교 전기전자  
 공학과 석사 졸업.  
 2000년 워싱턴주립대학교  
 전기공학과 박사 졸업.

2000년~2005년 Epson Palo Alto Lab. 책임연구원  
 2005년~2009년 한국정보통신대학교 부교수.

2009년~현재 한국과학기술원 부교수

<주관심분야 : 3D 영상처리, 의료영상, 영상이해>