

클러스터링 알고리즘의 후처리 방안과 분할된 영역들의 분류에 대한 연구

오 준 택* · 김 보 램** · 김 옥 현***

요 약

클러스터링 알고리즘은 영역들간의 공간정보를 고려하지 않고 사전에 정의된 수만큼의 군집들로 분할하기 때문에 영상의 과분할을 유발하며, 이에 실제적인 응용분야에 적용하기에는 어려움이 존재한다. 본 논문에서는 클러스터링 알고리즘에 의해 획득한 군집들을 대상으로 보다 나은 분할결과를 획득하기 위한 후처리 방안으로, 비동질적인 군집의 재분류와 베이지안 알고리즘에 의한 유사영역의 합병알고리즘을 제안한다. 먼저, 클러스터링 알고리즘에 의해 분할된 영상의 군집들에 대해서 가장 비동질적인 군집을 선택하여 이를 나머지 군집들 중 하나로 재분류하며, 최소평균내부거리값에 의해 결정된 군집수만큼 반복적으로 수행된다. 그리고 여전히 존재하는 유사한 인접영역들을 제거하기 위해서 영역간의 Kullbeck-Leibler 거리값을 기반으로 베이지안 알고리즘을 이용한 영역 합병을 수행한다. 마지막으로, 제안한 방법의 유효함을 검증하기 위한 목적으로, 분할된 영역들의 우세컬러와 텍스처 정보를 기반으로 하는 SVM(support vector machine) 기반 영역분류시스템을 설계한다. 실험결과, 제안한 방법은 다양한 실험영상들에 대해서 단계별 더 나은 성능을 보였으며, 분할된 영역들의 분류에서도 효과적인 결과를 보여 제안 방법의 유효함을 확인하였다.

키워드 : 클러스터링 알고리즘, 영상분할, EWFCM, 영역분류

A Study of Post-processing Methods of Clustering Algorithm and Classification of the Segmented Regions

Jun-Taek Oh* · Bo-Ram Kim** · Wook-Hyun Kim***

ABSTRACT

Some clustering algorithms have a problem that an image is over-segmented since both the spatial information between the segmented regions is not considered and the number of the clusters is defined in advance. Therefore, they are difficult to be applied to the applicable fields. This paper proposes the new post-processing methods, a reclassification of the inhomogeneous clusters and a region merging using Bayesian algorithm, that improve the segmentation results of the clustering algorithms. The inhomogeneous cluster is firstly selected based on variance and between-class distance and it is then reclassified into the other clusters in the reclassification step. This reclassification is repeated until the optimal number determined by the minimum average within-class distance. And the similar regions are merged using Bayesian algorithm based on Kullbeck-Leibler distance between the adjacent regions. So we can effectively solve the over-segmentation problem and the result can be applied to the applicable fields. Finally, we design a classification system for the segmented regions to validate the proposed method. The segmented regions are classified by SVM(Support Vector Machine) using the principal colors and the texture information of the segmented regions. In experiment, the proposed method showed the validity for various real-images and was effectively applied to the designed classification system.

Keywords : Clustering Algorithm, Image Segmentation, EWFCM, Region Classification

1. 서 론

클러스터링 기반의 분할알고리즘은 화소들의 유사성이나

근접성을 이용하여 동질적인 특성을 가지는 화소들이 하나의 군집으로 무리지어 나가는 방안으로, 대표적인 알고리즘으로 히스토그램 기반의 N. Otsu의 방법과 퍼지 클러스터링 기반의 FCM(Fuzzy C-Means) 알고리즘 등이 있다^[1]. N. Otsu의 방법^[6]은 임의로 주어진 하나의 임계치를 이용하여 영상을 전경과 배경부분으로 분할한 후 각 부분의 밝기값에 대한 분산이나 전경과 배경부분간의 평균밝기값에 대한 거리값을 이용하여 최적의 임계치를 찾고, 이를 기반으로 영

* 이 연구는 2008년도 영남대학교 학술연구조성비에 의한 것임.(This research was supported by the Yeungnam University research grants in 2008.)

† 준 회 원 : 영남대학교 컴퓨터공학과 박사

†† 준 회 원 : 영남대학교 컴퓨터공학과 박사과정

††† 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수

논문접수 : 2008년 7월 7일

수정일 : 1차 2008년 11월 3일, 2차 2008년 12월 4일

심사완료 : 2008년 12월 4일

상을 분할하는 방법이다. 이는 간단하면서 구현이 용이하다는 장점에 의해 많은 분야에서 이용된다. 그러나 실영상에 대한 히스토그램 분포는 애매모호하고 복잡하기 때문에 분별기준을 결정하는 것이 어렵다는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하고자 현재에는 히스토그램보다는 퍼지 클러스터링이 영상분할을 위한 방안으로 많이 이용되고 있다^[1,5]. 대표적인 클러스터링 방안인 K-Means 알고리즘^[1]은 하나의 화소들에 대해서 군집들과의 유사도를 측정한 후 화소를 가장 유사한 군집에 할당하는 방법이다. 이 때, 화소는 하나의 군집에 완전히 소속되며, 다른 군집에 대한 소속정도를 가지지 않는다. 반면에 FCM 알고리즘^[1,2]은 하나의 화소가 모든 군집들에 대한 소속정도를 가지며, 가장 큰 소속정도를 가지는 군집으로 할당된다. K-Means 알고리즘은 FCM 알고리즘에서 퍼지의 정도를 나타내는 매개변수가 1인 알고리즘이며, 반면에 FCM은 1 이상의 값을 가짐으로써 목적함수의 수렴성을 결정할 수 있다. 이러한 FCM 알고리즘은 복잡한 색상분포를 가지는 실영상에 대해서도 화소와 군집들간의 소속정도에 의해 비교적 정확한 분류가 가능하다는 장점을 가진다. 그러나 N. Otsu의 방법, K-Means 알고리즘 등과 같이 FCM 알고리즘은 영상 내 화소들의 군집화 과정에서 화소들간의 공간 정보를 가지지 않기 때문에 잡음과 같은 불순물들을 제거하지 못하는 문제점을 가진다. 이러한 문제점은 영상분할을 목적으로 클러스터링 알고리즘을 이용할 때 분할성능을 떨어뜨리는 오인으로 작용한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 현재 많은 방법들^[3-5]이 제안되었으며, 그 중에서 EWFCM 알고리즘^[5]은 군집화 반복과정에서 현재 분류되어질 화소와 그것의 인접 화소들에 대해서 이전 반복과정에서 획득한 군집정보를 이용하여 계산된 엔트로피를 가중치로 적용한 방안으로, 화소들간의 공간정보를 추가한 개선된 FCM 알고리즘이 있다. 즉, EWFCM 알고리즘은 영상의 경우 화소들은 인접화소들과 유사한 색상을 가지기 때문에 같은 군집으로 분류될 확률이 높다는 사실에 근거한 것이다. 그러나 대부분의 클러스터링 알고리즘과 마찬가지로 EWFCM 알고리즘은 영역간의 관계를 고려하지 않기 때문에 영상이 과분할되어지는 문제점이 발생하며, 이에 실제적인 응용분야로의 적용에는 어려움이 따른다. 클러스터링 알고리즘에 의한 영상과분할을 해결하기 위해서 Y. Du^[7]는 히스토그램을 이용하여 색상별 성분을 두 개의 군집으로 분류한 후 군집단위의 재분류에 의한 분할방법을 제안하였다. 그리고 현재 많이 이용되는 그래프 이론을 기반으로 하여 W. Yang^[8]과 W. Tao^[9]는 각각 워터셰드 알고리즘과 mean shift 분할알고리즘에 normalized cut 알고리즘을 적용한 방법을 제안하였다. 이러한 방법들은 기존의 방법들보다 나은 분할결과를 획득하였으나 여전히 동일한 영역으로 고려되어지는 부분에 대해서 과분할되어지는 결과를 보였다.

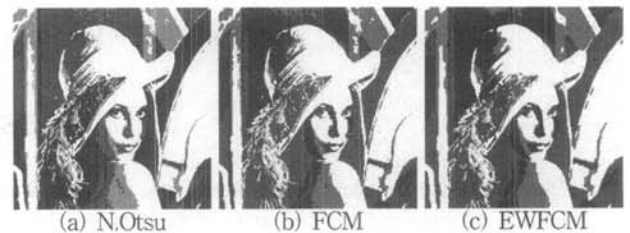
본 논문은 기존의 클러스터링 알고리즘에 의해 획득한 분할결과를 향상시키기 위한 후처리 방안으로, 영상에 여전히 존재하는 비동질적인 군집들에 대한 영역단위의 재분류와

함께 유사한 인접영역들간의 상대적 거리값을 이용한 영역 합병알고리즘을 제안한다. 이는 영역단위의 재분류와 합병을 수행하기 때문에 영상 내 주요 영역을 보다 명확하게 분할할 수 있으며, 비동질적인 군집의 감소에 의해 영상을 보다 적은 색상으로 표현할 수 있다. 그리고 본 논문에서는 제안방법의 유효성을 확인하기 위해서 분할된 영역들의 우세컬러와 텍스처 정보를 기반으로 SVM(support vector machine)를 이용한 영역분류시스템을 설계하고 분석한다.

2. 클러스터링 기반 영상분할의 후처리 방안

본 장에서는 클러스터링 알고리즘에 의해 획득한 색상별 분할결과를 대상으로 여전히 영상에 존재하는 비동질적인 군집의 감소와 베이스안 알고리즘을 이용한 유사한 인접영역들의 합병방법에 대해서 설명한다.

(그림 1)은 RGB 색상별 성분에 대해 클러스터링 알고리즘을 이용하여 분류한 후 이를 통합한 영상으로, 각 색상별 성분에 대해서 2개의 군집으로 분류한 후 8개의 군집으로 통합된 분할영상을 보여준다. 제안방법은 다양한 클러스터링 알고리즘의 후처리 방안으로 적용할 수 있으나 (그림 1)에서 알 수 있듯이 EWFCM 알고리즘이 보다 나은 분할결과를 보였으며, 이에 본 논문에서는 EWFCM 알고리즘을 색상별 화소들에 대한 분할 알고리즘으로 이용한다.



(그림 1) 클러스터링 방법(N.Otsu, FCM, EWFCM)에 의한 분할영상

2.1 비동질적인 군집의 재분류

클러스터링 알고리즘에 의한 색상별 성분의 분할영상에서 비동질적인 군집을 제거하기 위한 과정은 다음과 같다.

① 재분류될 군집은 군집수의 사전 결정으로 인하여 적절히 분류되지 않은 비동질적인 군집으로서, 영상을 이루는 모든 군집에 대해서 군집의 크기에 비해서 분산값이 크고 나머지 군집들과의 외부거리가 작은 군집이 선택된다. 이때, 외부거리는 군집들간의 색상별 평균 밝기값에 대한 유클리디언 거리값으로 정의되며, 외부거리가 작다는 것은 나머지 다른 군집들과 유사하다는 것을 의미한다.

② 비동질적인 군집은 나머지 군집들 중에 가장 유사한 군집으로 재분류되며, 재분류 단위로는 군집, 영역, 그리고 화소 등이 가능하다. 비동질적인 군집 내의 재분류 단위에 대해서 나머지 군집들 중 가장 유사한 군집의 선택은 재분류 단위와 군집을 결합하기 이전의 각 분산값의 합에 비해

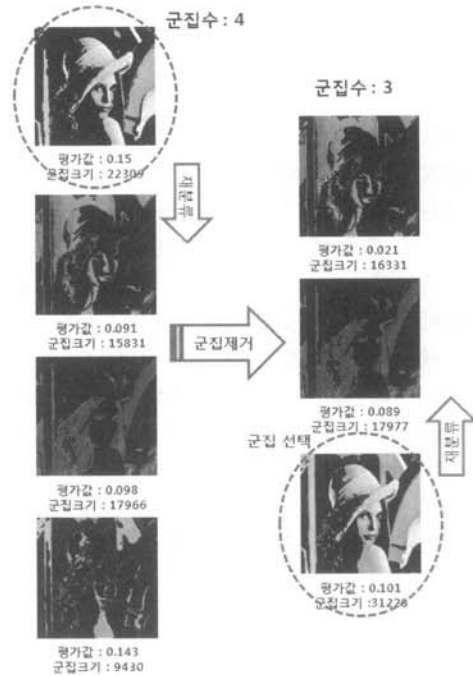
서 결합한 후의 분산값이 가장 작은 것을 유사 군집으로 선택한다. (그림 2)는 영상을 구성하는 군집들이 4개에서 3개로 재분류될 때 각 군집의 평가값과 크기를 보여준다. 가장 큰 평가값을 가지는 비동질적인 군집을 선택한 후 비동질적인 군집에 존재하는 영역들은 나머지 군집들과의 유사도 측정에 의해 가장 유사한 군집으로 재분류된다.

③ 클러스터링 알고리즘에 의해 획득한 분할영상에 대해서 비동질적인 군집들의 감소과정을 반복적으로 수행한다. 이러한 과정에서 자동영상분할을 위하여 최소평균내부거리에 의해 최적의 군집들을 결정한다.

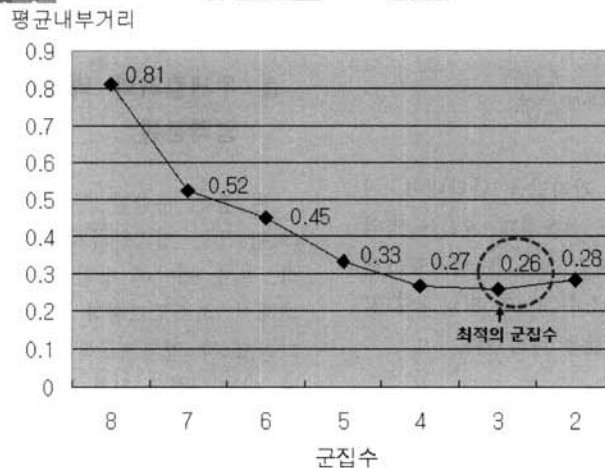
$$opt_{value} = \min_{all_cluster} \left(\frac{\sum_{i=1}^{s_{all_cluster}} wd_i}{s_{all_cluster}} \right) \quad (1)$$

$$wd_i = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{s_i} ((r_{i,j} - m_{r_i})^2 + (g_{i,j} - m_{g_i})^2 + (b_{i,j} - m_{b_i})^2)}}{s_i}$$

opt_{value} 는 최소평균내부거리이며, $s_{all_cluster}$ 는 군집수를 나



(그림 2) 영역 단위의 재분류에 의한 비동질적인 군집의 감소



(그림 3) 비동질적인 군집의 감소에 따른 분할 영상과 군집들에 대한 평균내부거리

타낸다. 군집들의 집합인 *all_duster*은 재분류 과정에 의해 감소한다. ud_i 와 s_i 는 군집 i 에 대한 내부거리와 크기를 나타낸다. $(r_{i,j}, g_{i,j}, b_{i,j})$ 는 군집 i 에 존재하는 화소 j 의 RGB 색상별 밝기값이며, $(m_{r_i}, m_{g_i}, m_{b_i})$ 는 군집 i 의 RGB 색상별 평균밝기값을 나타낸다.

(그림 3)은 (그림 1)(C)의 8개 군집들을 대상으로 영역단위의 재분류에 의해 비동질적인 군집들을 감소하였을 때 분할영상과 평균내부거리를 보여준다. 군집들이 많을수록 영상을 자세히 표현할 수 있으나 영상이 과분할되는 문제점이 발생하기 때문에 실제적인 응용에는 어려움이 따른다. 반면에 너무 많은 군집들이 감소하면 영상은 적은 수의 영역들로 분할되어지지만 분할된 각 영역의 밝기값에 대한 오류가 커지며, 이는 잘못된 분할결과를 초래한다. 본 논문에서는 평균내부거리에 의해 3개의 군집들을 최적으로 결정하였으며, 시각적인 분할결과에서도 가장 좋은 분할결과를 보였다.

2.2 유사한 인접영역간의 합병

비동질적인 군집들의 감소과정을 수행하였지만 영상에는 여전히 작은 영역이나 유사한 영역들이 존재한다. 이러한 영역들을 제거하기 위해서 인접영역과의 거리값을 기반으로 베이시안 알고리즘을 이용한 영역합병을 제안한다.

① 모든 분할 영역들 중에서 가장 큰 분산값과 크기를 가지는 영역을 선택한다.

$$\max_{r \in all_region} \left(v_r \times \frac{s_r}{s_{image}} \right) \quad (2)$$

v_r 와 s_r 는 영역 r 에 대한 분산값과 크기이며, s_{image} 는 영상에 대한 크기를 나타낸다.

② 합병될 영역과 인접 영역들간의 Kullback-Leibler 거리값을 측정한다.

$$h_c(v) = \frac{N_v}{N} \quad (3)$$

$$d(h_c, h_j) = \sum_{v=0}^{255} (h_c(v) - h_j(v)) \log \frac{h_c(v)}{h_j(v)}$$

$d(h_c, h_j)$ 는 영역 j 과 영역 c 간의 거리값을 나타내며, 이때 영역들에 대한 색상 히스토그램을 이용한다. $h_c()$ 는 영역 c 의 히스토그램이며, 히스토그램 분포값 $h_c(v)$ 은 히스토그램 밝기 인덱스 v 를 가지는 영역 내 화소수(N_v)와 영역 c 의 전체 화소수(N)에 따른 정규화된 분포값을 나타낸다.

③ 베이시안 알고리즘을 이용하여 가장 유사한 인접영역을 선택한 후 유사도가 기준치(0.7)보다 클 경우에 선택된 분할영역은 인접영역에 합병된다.

$$\max_{j \in nr} P(r_j|r_c) = \max_{j \in nr} \frac{P(r_j)P(r_c|r_j)}{\sum_{i=1}^{nr} P(r_i)P(r_c|r_i)} \quad (4)$$

$$P(r_j) = 0.5, P(r_c|r_j) = \frac{dis_{c,j}}{\sum_{j=1}^{nr} dis_{c,j}}$$

$$dis_{c,j} = \frac{1.0}{1.0 + d(h_c, h_j)}$$

$P(r_j)$ 는 동일하며, $P(r_c|r_j)$ 는 단계 1에서 선택된 영역 r_c 와 인접영역들(nr) 중에 하나인 영역 r_j 와의 유사도($dis_{j,c}$)를 이용한 확률값으로 계산된다. $dis_{j,c}$ 는 두 영역의 히스토그램 분포들에 대한 거리값인 $d(h_c, h_j)$ 이 적을수록 큰 값을 가진다.

④ 더 이상 영역의 수가 감소하지 않을 때까지 ①~③번 단계를 반복 수행한다.

(그림 4)는 비동질적 군집의 감소와 유사영역의 합병에 따른 분할영상이다. (그림 4)(a)는 비동질적인 군집의 감소에 의한 분할영상이며, (그림 4)(b)는 (그림 4)(a)에 대해서 영역합병을 수행한 분할영상이다. 영역합병을 수행함으로써 작거나 유사한 영역들이 제거되었으며, 입력영상이 유사한 색상으로 이루어져 있음에도 불구하고 인접영역들과의 거리값을 기반으로 한 상대적인 유사도 측정에 의해 좋은 분할결과를 가짐을 알 수 있다.

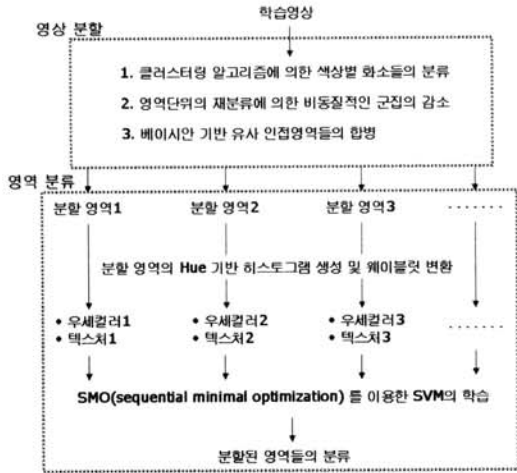


(a) 영역단위의 재분류에 의한 (b) 영역합병에 의한 분할 분할

(그림 4) 유사한 인접영역들의 합병에 의한 분할영상

3. 우세컬러와 텍스처 정보를 이용한 SVM 기반 영역분류

본 장은 분할된 영역들에 대한 분류시스템을 설계한다. (그림 5)는 영역분류시스템의 전체적인 처리과정을 보여준다. 먼저, 제안한 방법에 의해 영상을 분할한 후 각 영역에 대해서 히스토그램과 웨이블릿(wavelet) 변환을 수행한다. 그리고 각 영역으로부터 우세컬러와 텍스처 정보가 추출되며, 이는 분류를 위한 특징정보로 이용된다. 분류기로는 SVM을 이용하며, QP(Quadratic Programming) 문제를 해결하기 위한 방안으로 SMO(Sequential Minimal Optimization) 알고리즘^[10,11]을 이용한다.



(그림 5) SVM 기반의 영역분류시스템

3.1 분할 영역의 우세컬러 추출

분할영역의 컬러정보로는 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 컬러공간에서의 Hue 정보를 이용한다. 그리고 미세한 색조 변화에 대해서는 사람이 인식하지 못할 뿐 아니라 계산도 복잡하기 때문에 균일양자화에 의해 색조를 감소한 후 가장 많이 나타나는 색조를 우세컬러로 이용한다. 히스토그램을 이용한 우세컬러의 추출은 식 (5)에 의해서 수행된다.

$$h_{r,i} = \frac{n_{r,i}}{N_r} \quad 0 \leq i \leq V, 0 \leq j \leq N_r \quad (5)$$

if $i = x_j$, then $n_{r,i} = n_{r,i} + 1$

i 는 양자화된 범위 내에서의 색조값이며, x_j 는 분할된 영역 r 에 존재하는 화소 j 의 색조값이다. $n_{r,i}$ 는 영역 r 에서 색조 i 를 가지는 화소의 개수이며, N_r 과 V 는 영역 r 의 크기와 최대 색조값을 나타낸다. $h_{r,i}$ 는 영역 r 에서 색조 i 에 대한 정규화된 분포를 나타낸다.

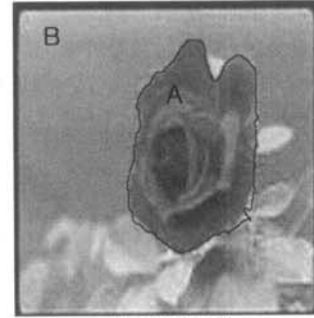
$$c_p = \max(h_{r,i}) \quad 0 \leq i \leq V \quad (6)$$

c_p 는 우세컬러로써 정규화된 히스토그램 분포에서 가장 큰 분포를 가지는 색조이다.

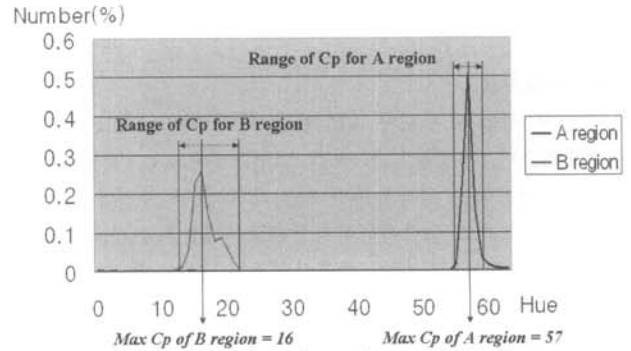
(그림 6)은 분할된 영역의 히스토그램 분포를 보여준다. (그림 6)(a)는 제안한 방법에 의해 A와 B 영역으로 분할된 영상이다. (그림 6)(b)는 A와 B 영역에 대해서 64개로 양자화된 색조 히스토그램을 보여준다. 이 때, A와 B 영역에 대해서 최대분포값을 가지는 색조는 각각 57과 16이었다. 그리고 히스토그램 분포를 살펴보면, 영역은 최대분포값에 따른 색조와 유사한 색조들로 이루어짐을 알 수 있다. 그러므로 A, B 영역과 같이 동질적인 색상을 가지는 영역들에 대해서 여러 개의 우세컬러를 선택할 경우에는 최대분포값을 가지는 색조를 중심으로 이웃하는 색조가 선택된다.

3.2 분할 영역의 텍스처 정보 추출

분할된 영역에 대해서 웨이블릿(wavelet) 변환을 수행한 후



(a) 분할영상



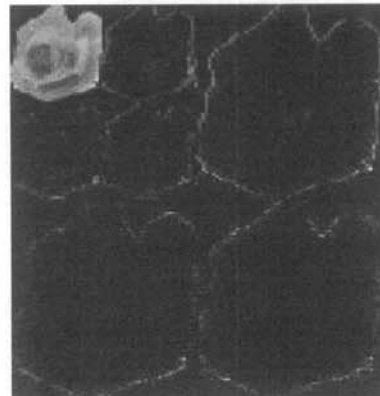
(b) 분할영역의 색조 히스토그램 분포

(그림 6) 분할된 영역의 우세컬러 추출

다해상도에서 텍스처 정보를 추출한다. 텍스처 정보로는 에너지(energy), 동질성(homogeneity), 모멘트(moment) 등을 이용한다. (그림 7)(a)는 2 level로 분해된 부대역들을 보여주며,

LL2	HL2	HL1 (Resol.=1)
(Resol.=2)		
LH2	HH2	
LH1 (Resol.=1)		HH1 (Resol.=1)

(a) 부대역 분해도(2 level)



(b) 부대역 분해영상(2 level)

(그림 7) 분할된 영역의 부대역 분해영상

(그림 7)(b)는 (그림 6)(a)의 A 영역에 대해서 Daubechies 4-tap 필터를 이용하여 분해한 영상이다. 텍스처 정보는 분할된 영역을 회색조로 변환한 후 웨이블릿 변환을 수행하여 얻은 계수를 기반으로 추출된다.

4. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 다양한 실험영상을 대상으로 제안한 방법과 분할된 영역의 우세컬러와 텍스처 정보를 기반으로 한 분류 시스템의 실험결과에 대해서 분석한다.

4.1 실험환경

제안한 방법은 윈도우 XP 환경 하에 자바 SDK 1.4.1로 구현되었으며, 영상분할을 위한 실험영상으로는 영상처리에서 많이 이용되는 영상들뿐만 아니라 다양한 자연영상을 이용하였다. 그리고 분할성능평가함수로는 M. Borsotti에 의해 제안된 성능평가함수^[12]를 이용하였으며, 이는 잘 분할된 영상일수록 작은 값을 가진다. 그리고 분할된 영역들의 분류 시스템에서는 다양한 크기의 꽃 영상들과 그 외 다양한 영상들을 이용하였다. SVM의 학습을 위해서 196개의 꽃 영역, 261개의 꽃 영역을 제외한 영역, 그리고 379개의 그 외 영상들을 이용하였으며, 실험을 위해서 423개의 꽃 영역, 722개의 꽃 영역을 제외한 영역, 그리고 2425개의 그 외 영상들을 이용하였다. 그리고 특징정보로는 한개에서 다섯개의 우세컬러와 에너지, 모멘트, 그리고 동질성 등의 텍스처 정보를 이용하였다. (그림 8)은 학습과 실험을 위해 이용된 대표적인 꽃 영역, 꽃이 아닌 영역, 그리고 그 이외의 영역으로 이용된 다양한 분할영상들을 보여준다. 그리고 분할된 영역들의 분류에 대한 성능평가는 식 (7)에 정의된 분류정확도를 이용하였으며, “Number of all regions”은 3개의 데이터 집합(꽃 영역, 꽃이 아닌 영역, 그리고 그 외)에 속하

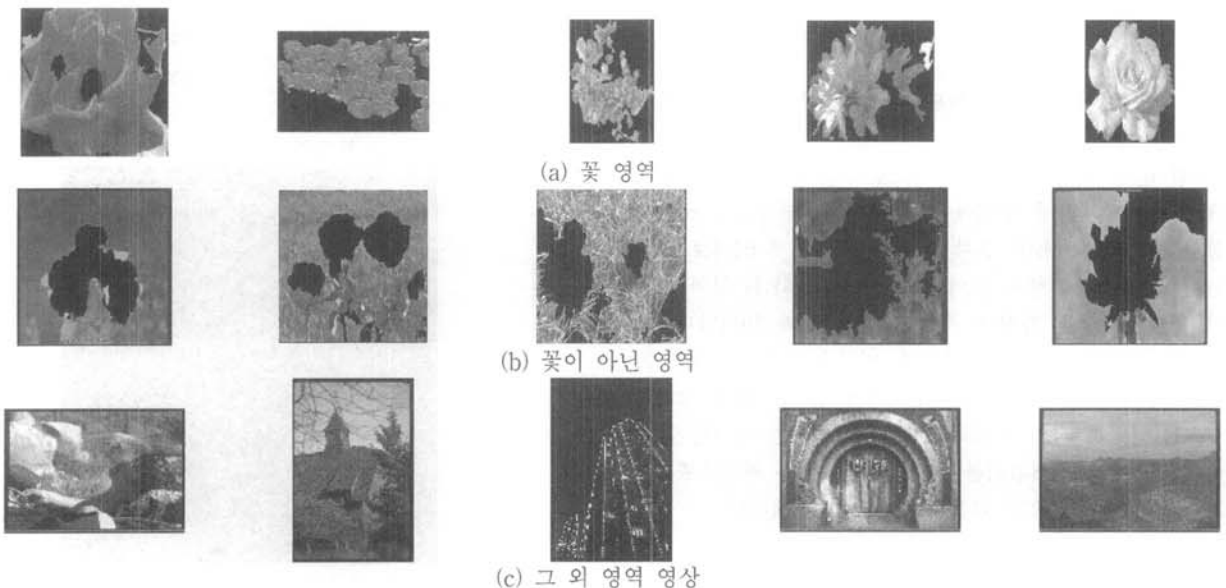
는 모든 영역들의 개수이며, “Number of relevant regions classified”는 해당하는 데이터 집합으로 적절히 분류된 영역의 개수를 나타낸다.

$$Classification\ Accuracy = \frac{Number\ of\ relevant\ regions\ classified}{Number\ of\ all\ regions} \quad (7)$$

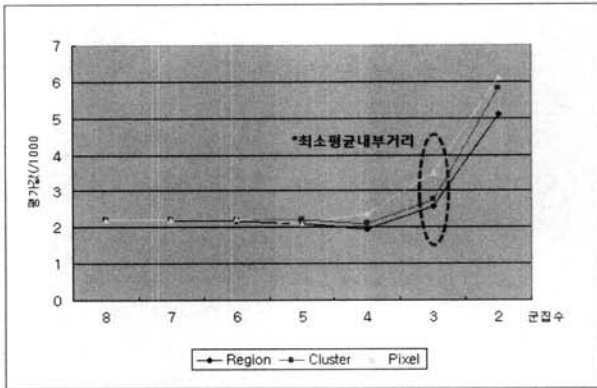
4.2 실험결과 분석

(그림 9)는 Lena 실험영상에 대해서 클러스터링 알고리즘인 EWFCM 알고리즘에 의해 색상별 화소들을 2개의 군집으로 분류하고 통합한 후 영역, 군집, 그리고 화소 단위로 비동질적인 군집을 감소하였을 때의 성능평가와 분할된 영역의 개수를 보여준다. 영상을 구성하는 군집들을 너무 많이 감소할 경우에는 분할된 영역의 밝기값 오류로 인하여 분할성능이 좋지 않음을 알 수 있었으며, 이에 최소평균내부거리에 의해 결정된 3개의 군집들이 가장 좋은 결과를 보임을 알 수 있었다. 또한, 재분류 단위에 따른 성능평가를 비교하였을 때 영역 단위의 재분류가 가장 좋은 성능을 보였지만 분할된 영역의 라벨링 작업으로 인하여 비교적 많은 처리시간을 보였다. 그러므로 재분류 단위는 적용하는 응용 분야에 따라 적절히 선택되어야 한다.

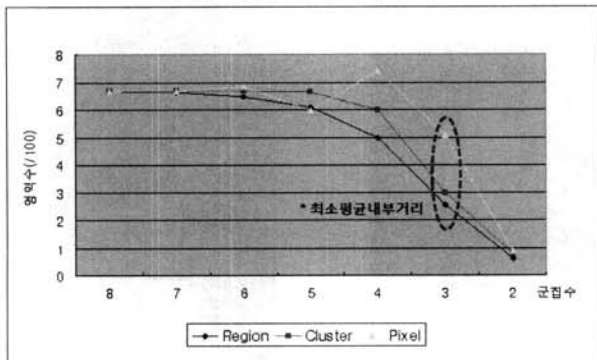
(그림 10)은 비동질적인 군집의 재분류와 유사한 영역들 간의 합병에 의한 분할성능을 보여준다. (그림 10)(a)는 EWFCM 알고리즘을 이용하여 색상별 화소를 분류한 후 통합한 분할영상이며, (그림 10)(b)는 (그림 10)(a)에 대해서 최소평균내부거리에 의해 결정된 최적의 군집들로 구성된 분할영상으로, 비동질적인 군집들은 군집 내 영역 단위로 재분류하였다. 그리고 (그림 10)(c)는 (그림 10)(b)에 대해서 유사한 인접영역들의 합병에 의한 분할영상을 나타낸다. 클러스터링 알고리즘을 이용하였을 경우 영상은 과분할되어지는 문제점이 발생하였으며, 이에 비동질적인 군집들을 재분



(그림 8) 영역분류시스템의 SVM 학습 및 실험영상



(a) M. Borsotti의 성능평가^[9]



(b) 분할영역의 개수

(그림 9) Lena 영상에 대한 M. Borsotti의 성능평가와 분할영역의 개수

류함으로써 더 나은 결과를 얻었을 뿐만 아니라 유사한 인접영역들간의 합병에 의해 실제적인 응용분야에서도 적용 가능한 결과를 획득하였다. 그리고 분할성능평가값과 시각적인 분할결과에서도 더 나은 결과를 보여 제안방법들의 유효함을 확인할 수 있다.

(그림 11)은 다양한 실험영상들의 분할결과를 보여준다. 유사한 밝기값으로 이루어진 영상에 대해서도 좋은 분할결과를 가졌으며, 영역들의 경계정보가 잘 유지됨을 알 수 있다. 이는 비순차적으로 영상 내 가장 비동질적인 영역을 선택한 후 인접영역들간의 상대적인 거리값에 의해 합병이 수행되어졌기 때문이며, Weili Yang^[8]과 Wenbing Tao^[9]의 방법에 비해 보다 나은 분할결과라 고려된다. 그러나 여전히 몇몇 영역들에 대해서는 분할 또는 합병이 요구되며, 이에 추가적인 연구가 필요하다.

(그림 12)는 꽃 영역과 꽃이 아닌 영역에 대해서 우세컬러의 개수를 한개에서 다섯개로 하였을 때의 분류정확도를 보여준다. 꽃 영역의 경우 우세컬러의 개수가 증가할수록 정확도는 감소하였다. 실험을 위해서 이용된 꽃 영역들은 거의 단일색상으로 되어있기 때문에 꽃 영역에 대한 색상정보의 증가는 분류결과에 더욱 민감하게 작용하여 오히려 꽃이 아닌 영역으로 분류되었다. 꽃이 아닌 영역에 대해서는 우세컬러의 개수가 증가하여도 비슷한 분류정확도를 가졌다. 그리고 (그림 12)에서 알 수 있듯이 색상정보로 우세컬러를 두 개 정도로 이용하였을 때 가장 좋은 분류정확도를 가짐을 알 수 있다.



(668, 2212.94)



(427, 313.51)



(607, 1218.44)



(1234, 3024.97)

(a) 클러스터링 알고리즘(EWFCM 알고리즘)에 의해 분할한 결과



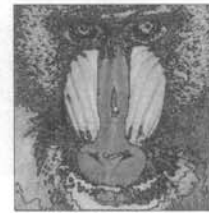
(254, 2578.95)



(198, 245.31)



(286, 1005.71)



(749, 3365.51)

(b) (a)에 대해서 비동질적인 군집들의 감소에 따른 결과



(10, 820.72)



(13, 182.07)



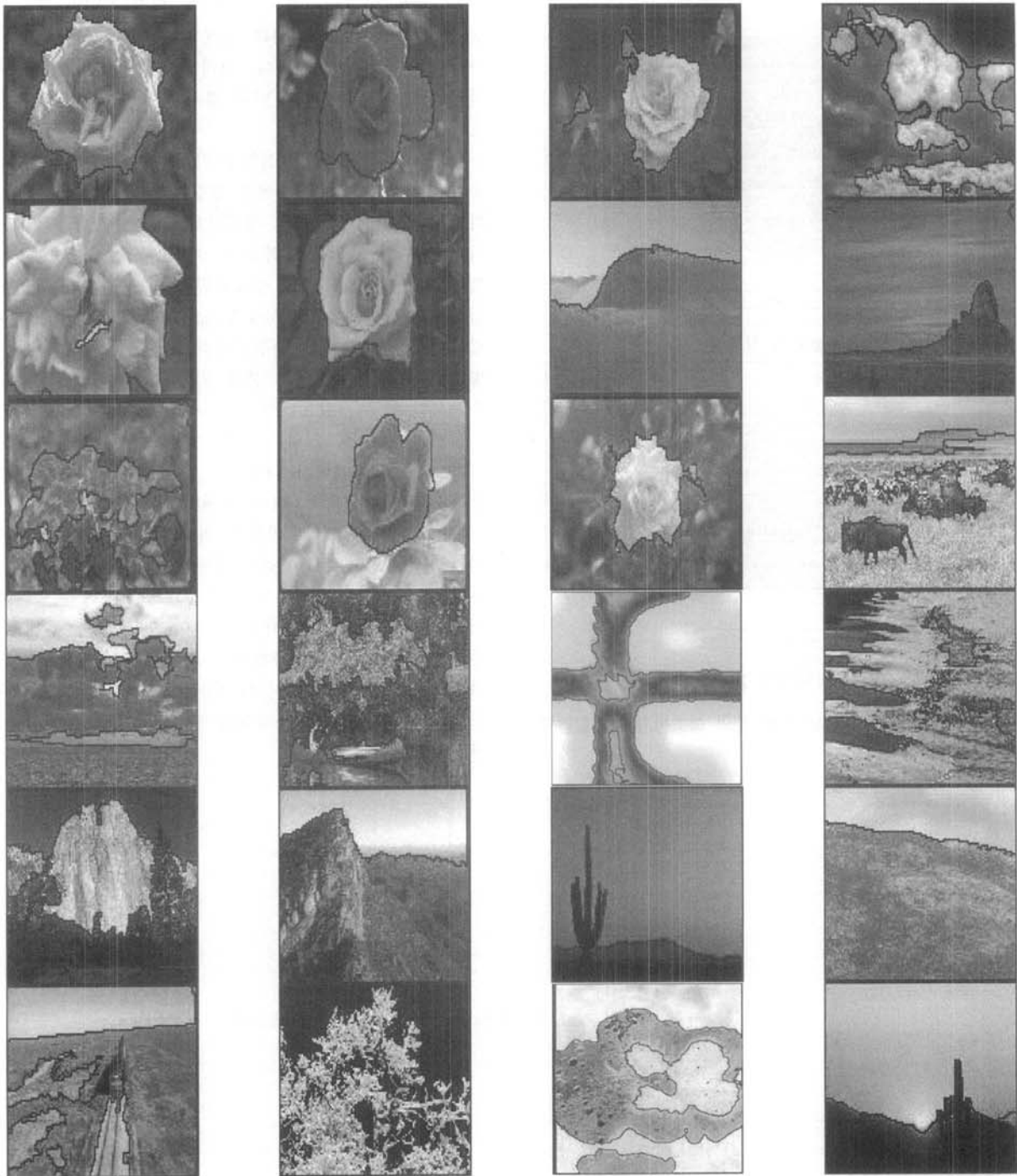
(13, 500.97)



(10, 667.28)

(c) (b)에 대해서 유사 영역간의 합병을 수행한 결과

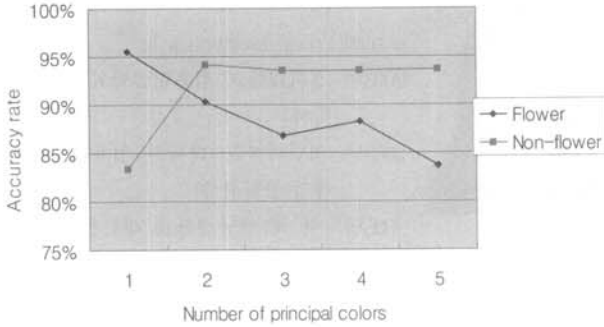
(그림 10) 비동질적인 군집의 재분류와 유사한 영역들의 합병에 의한 분할영상과 성능평가 (영역의 개수, 성능평가)



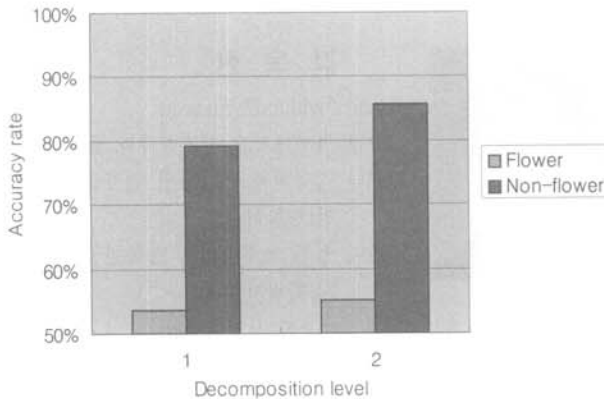
(그림 11) 다양한 실영상에 대한 분할영상

(그림 13)은 꽃 영역과 꽃이 아닌 영역에 대해서 웨이블릿 변환을 이용하여 2 level로 분해한 후 각 부대역에서의 계수를 기반으로 에너지, 모멘트, 그리고 동질성 등과 같은 텍스처 정보를 추출하고 이들을 적용한 분류정확도를 보여준다. (그림 13)에서 알 수 있듯이 1 level보다 2 level로 분해된 계수들을 이용하였을 때 더 나은 분류정확도를 가짐을 알 수 있다. (그림 14)는 꽃 영역과 꽃이 아닌 영역에 대해서 우세 컬러와 텍스처 정보를 이용한 분류정확도를 보여준다. 그림에서 'C2TIEMH'는 두 개의 우세컬러(C2)와 1 레벨

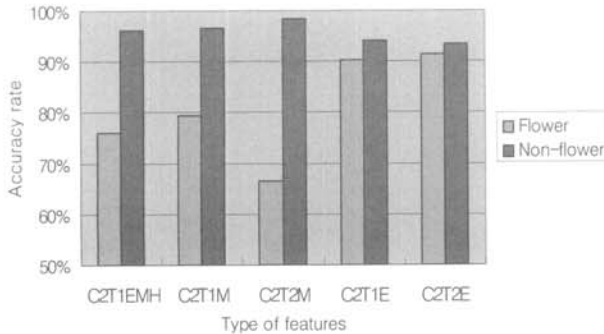
(T1)의 각 부대역에서 추출한 에너지(E), 모멘트(M), 그리고 동질성(H)를 이용함을 의미한다. 꽃 영역에 대한 분류는 2 level까지 분해된 부대역에서 추출한 에너지 정보를 이용하는 것이 가장 좋은 결과를 보였으며, 꽃이 아닌 영역의 분류는 유사한 결과를 보였다. (그림 15)는 꽃 영역과 그 외의 다양한 영역(영상)들에 대해서 두 개의 우세컬러와 분해도에 따른 각 부대역에서 추출된 에너지를 이용하였을 때의 분류정확도를 보여준다. 꽃 영역의 경우 평균 65.5%의 정확도를 보였으며, 그 외 영상들에 대한 분류는 평균 95.3%의



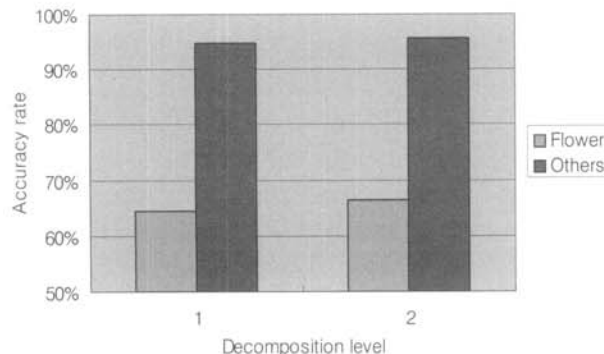
(그림 12) 우세컬러의 개수에 따른 분류정확도



텍스처 정보 : 에너지, 모멘트, 동질성
 텍스처 정보의 개수 : 9(1 level), 18(2 level)
 (그림 13) 분해도에 따른 분류정확도



C# : 우세 컬러의 개수 T# : 분해도의 level
 E : 에너지 M : 모멘트 H : 동질성
 (그림 14) 특징정보에 따른 분류정확도



(그림 15) 두 개의 우세컬러와 에너지를 이용한 분류정확도

정확도를 보였다.

5. 결 론

본 논문은 클러스터링 알고리즘에 의해 분할된 영상에 대한 후처리 방안으로, 비동질적인 군집의 재분류와 유사한 인접영역의 상대적인 거리값을 이용한 영역합병을 제안하였다. 또한, 실제적인 응용분야로의 적용을 위하여 분할된 영역의 분류시스템을 설계하였다.

최소평균내부거리값에 의해 결정된 최적 군집들의 수만큼 비동질적인 군집들의 재분류를 수행함으로써 영상을 이루는 최적의 색상수를 결정할 수 있으며, 영상의 과분할 문제를 해결할 수 있다. 또한, 영상에 여전히 남아있는 유사한 인접영역의 합병을 통하여 실제적인 응용분야에 적용 가능한 분할결과를 획득하였다. 본 논문에서 설계한 SVM 기반 분류 시스템에서는 특징정보로 분할된 영역의 우세컬러와 텍스처 정보를 이용하였으며, 특징정보에 따른 분류성능의 분석에 따라 응용분야로의 적용가능성을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," Journal of Electronic Imaging, Vol.13, No.1, pp.146-165, January 2004.
- [2] N. Pal and J. Bezdek, "On cluster validity for the fuzzy c-means model," IEEE Trans. Fuzzy Syst., Vol.3, No.3, pp.370-379, August 1995.
- [3] D. L. Pham, "Fuzzy clustering with spatial constraints," Proc. of IEEE Conf. on Image Process., Vol.2, pp.65-68, September 2002.
- [4] Y. Yang, C. Zheng and P. Lin, "Image thresholding based on spatially weighted fuzzy c-means clustering," Proc. of IEEE Conf. on Computer and Information Technology, pp.184-189, September 2004.
- [5] J. T. Oh, H. W. Kwak, Y. H. Sohn and W. H. Kim, "Multi-level thresholding using entropy-based weighted FCM algorithm in color image," LNCS 3804, pp.437-444, 2005.
- [6] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Vol.9, No.1, pp.62-66, 1979.
- [7] Y. Du, C. Chang and P. D. Thouin, "Unsupervised approach to color video thresholding," Opt. Eng. Vol.32, No.2, pp.282-289, 2004.
- [8] W. Yang, L. Guo, T. Zhao and G. Xiao, "Improving watershed image segmentation method with graph theory," IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, pp.2550-2553, 2007.
- [9] W. Tao, H. Jin and Y. Zhang, "Color image segmentation

based on mean shift and normalized cuts," IEEE Trans. Syst. Man Cybern.-Part B: Cybernetics, Vol.37, No.5, pp.1382-1389, October 2007.

- [10] J. C. Platt, "Sequential minimal optimization : A fast algorithm for training support vector machines," Microsoft Research Technical Report MSR-TR-98-14, 1998.
- [11] J. C. Platt, "Fast training of SVMs using sequential minimal optimization," Advances in Kernel Methods : Support Vector Learning, MIT Press, pp.185-208, 1999.
- [12] M. Borsotti, P. Campadelli and R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation results," Patt. Recogn. Lett. Vol.19, No.8, pp.741-747, June 1998.



오 준 택

e-mail : ohjuntaek@ynu.ac.kr
 1999년 영남대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사)
 2001년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
 2006년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

관심분야 : 영상분할, 패턴인식, 생체인식 등



김 보 람

e-mail : coupstar@ynu.ac.kr
 2003년 경희대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
 2005년 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)
 2005년~현 재 영남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야 : 문서영상처리, 생체인식, 의료영상처리 등



김 옥 현

e-mail : whkim@ynu.ac.kr
 1981년 경북대학교 전자공학과 졸업
 1983년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1993년 일본 쓰쿠바대학 공학연구과 졸업(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신연구원 선임연구원
 1994년~현 재 영남대학교 전자정보공학부 교수
 관심분야 : 시각정보처리, 영상처리, 패턴인식 등