

## 경계 중요도 맵 및 영역 병합에 기반한 칼라 영상 분할

김 성 영\*

# Color Image Segmentation Based on Edge Saliency Map and Region Merging

Sung-Young Kim \*

### 요 약

본 논문에서는 경계 중요도 맵과 영역 병합에 의한 영상 분할 방법을 제안한다. 경계 중요도 맵은 텍스처 경계 강도와 칼라 경계 강도의 조합에 의해 생성한다. 텍스처 경계 강도는 가버 필터 뱅크를 사용하여 다중 스케일과 방향에 따른 필터링 결과를 병합하여 생성하며 칼라 경계 강도는 HSI 칼라 모델의 H 성분에 대해 계산한다. 경계 중요도 맵 영상에 대해서는 Watershed 변환을 통해 사전 영상 분할을 수행한다. Watershed 변환에 의한 영상 분할은 영역들이 과잉 분할되는 현상이 나타나므로 이를 개선하여 최종 영상 분할 결과를 생성한다. 이를 위해 우선 모폴로지 연산을 사용하여 경계 중요도 맵 영상에 대한 컨트라스트 향상과 마커 영역을 생성한다. 모폴로지 연산으로 과잉 분할 영역은 줄어들지만 여전히 상당수 존재하게 되므로 이를 극복하기 위해 영역 병합 과정을 수행한다. 영역 병합 단계에서는 영역 내부의 평균 칼라 및 가버 텍스처 벡터를 함께 사용함으로써 효과적으로 과잉 분할된 영역을 병합할 수 있도록 하였다. 제안한 방법은 다양한 자연 영상에 대해 실험하였으며 기존 방법과 결과를 비교하여 성능의 우수성을 확인하였다.

### Abstract

In this paper, an image segmentation method which is based on edge saliency map and region merging is presented. The edge saliency map is calculated by combining a texture edge map with a color edge map. The texture edge map is computed over multiple spatial orientations and frequencies by using Gabor filter. A color edge is computed over the H component of the HSI color model. Then the Watershed transformation technique is applied to the edge saliency map to find homogeneous regions where the dissimilarity of color and texture distribution is relatively low. The Watershed transformation tends to over-segment images. To merge the over-segmented regions, first of all, morphological operation is applied to the edge saliency map to enhance a contrast of it and also to find the mark regions. Then the region characteristics, a Gabor texture vector and a mean color, in the segmented regions is defined and regions that have the similar characteristics, are merged. Experimental results have demonstrated the superiority in segmentation results for various images.

▶ Keyword : 칼라 영상 분할(Color Image Segmentation), 가버 필터(Gabor Filter), 경계 중요도 맵(Edge Saliency Map)

• 제1저자 : 김성영

• 접수일 : 2007.4.17, 심사일 : 2007.4.24, 심사완료일 : 2007. 5.14.

\*금오공과대학교 컴퓨터공학부 조교수

※ 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문임.

## I. 서론

영상 분할은 영상을 입력으로 사용하는 다양한 분야의 전처리 단계에서 최종 목적을 보다 쉽게 해결하기 위한 핵심적인 과정으로 활용된다. 예를 들어, 최근 활발하게 연구되고 있는 분야 중의 하나인 내용기반 영상검색(content-based image retrieval) 분야[1]에서 영역 기반의 영상 검색을 위해 사용되는 영상 분할된 결과를 바탕으로 영상으로부터 관심 있는 영역이나 객체를 선택하여 영상 검색의 질의로 지정하여 사용할 수 있다. 이외에도 영상 분할은 얼굴 인식(face recognition), 영상 분석(image analysis) 및 영상 주석(image annotation) 등의 다양한 분야에서 활용되고 있다. 또한 MPEG-4의 경우 객체를 기반으로 부호화가 이루어지므로 동영상 처리와 관련해서도 영상 분할은 중요한 역할을 차지하고 있다. 영상 분할은 지역적으로 계산된 영상의 특징 벡터(feature vector)의 공간적인 연속성 혹은 불연속성을 기반으로 수행한다. 따라서 영상 분할의 성공 여부는 사용된 특징 정보의 종류와 특징 정보 추출을 위한 신뢰성 및 이들 특징 정보의 병합을 위한 기준 등에 달려 있다[2].

자연 영상은 풍부한 칼라 및 텍스처로 구성되므로 효과적인 영상 분할을 위해서는 칼라와 함께 영역 내부의 텍스처 정보를 효과적으로 표현할 수 있는 방법이 요구된다. 텍스처 기반 영상 분할 방법들은 영상 내부의 텍스처 균일성을 갖는 영역들을 구분함으로써 영상을 분할한다. 그런데 텍스처는 정확하게 정의하기 어려운 개념으로 효과적인 텍스처 처리를 위해서는 다양한 크기의 텍스처에 대한 고려가 이루어져야 된다. 따라서 일반적으로 텍스처의 균일성을 계산하기 위해 다양한 스케일에서 연산이 수행된다. JSEG 영상 분할 방법[3]에서는 영역 내부의 텍스처 균일성을 계산하기 위해  $J$ -value를 정의하였고 다중 스케일을 고려하기 위해서 영상의 크기에 따라 윈도우의 크기를 여러 가지로 정의하였다. 하지만 텍스처의 다중 스케일을 보다 효과적으로 고려하기 위해서는 다중 채널 분석이 가능한 웨이블릿 변환(Wavelet transform)이나 가버 필터(Gabor filter)의 사용이 요구된다. 가버 필터는 동영상으로부터 움직임 벡터를 추출(motion tracking)[4]하거나 텍스처 기반 영상 분류 및 검색[5] 그리고 영상 인식[6]을 위해 오랜 기간 동안 사용되었으며 최근에는 내용 기반 영상 검색 및 MPEG-7을 위한 텍스처 특징 표현[7,8]을 위해 활발하게 사용되고 있다. 가버 필터를 활용하여 텍스처 영상이 아닌 자연 영상으로부터 영역을 분할하기 위한 방법들도

시도되었다[9-11]. 이들 중 일부 방법[9,10]은 영상 분할이라기보다는 영상에 존재하는 주요 객체를 분할하여 추출하는 방법이다. 가버 필터를 자연 영상 분할에 적용한 방법[11]은 가버 필터링된 영상을 Watershed 변환으로 사전 분할하고 경계 강도에 기반하여 영역 병합을 수행한다. 하지만 Watershed 변환을 위해 사용된 경계 강도에 기반을 두고 다시 영역 병합을 수행함으로써 영상 분할의 정확도가 크게 높지 않은 문제점을 가지고 있다. 또한 칼라 영상을 대상으로 하지만 칼라 성분내 대한 고려가 전혀 이루어지지 않고 있다.

이에, 본 논문에서는 경계 중요도 맵 및 Watershed 변환에 의해 영상을 사전 분할하고 분할된 영역 내부의 특징 정보를 활용하여 영역을 병합함으로써 영상을 최종 분할하는 방법론을 제안한다. 경계 중요도 맵은 가버 필터링 결과 및 칼라 경계 강도를 병합하여 생성함으로써 칼라 영상 내부의 텍스처 성분을 효과적으로 반영할 수 있도록 한다. 가버 필터링 영상은 객체의 경계 부근은 큰 값으로 표현되고 반면 영역 내부 및 텍스처 영역과 같이 균일한 영역은 작은 값으로 표현되므로 경계 강도 영상과 유사하게 표현된다. 하지만 일반 에지 검출 연산자와는 달리 객체 경계와 텍스처 경계에 대한 구분이 가능하게 된다. 경계 중요도 맵을 대상으로 Watershed 변환된 결과에는 대부분 불필요하게 많고 작은 크기의 영역들이 존재한다. 이에, 이들 영역들을 병합하여 보다 의미 있는 영역을 생성할 수 있도록 한다. 이때 사전 분할된 영역별로 영역 내부의 텍스처 벡터 및 칼라 특징 정보를 생성하고 이를 기반으로 유사 영역을 병합하여 최종 영상 분할된 결과를 생성하도록 한다. 텍스처 벡터는 경계 중요도 맵의 생성 과정에서 계산되는 가버 텍스처 벡터를 사용하며 칼라 정보는 영역 내부에 포함된 픽셀들의 평균 칼라를 사용한다.

본 논문의 II장에서는 가버 함수에 대한 특징과 가버 필터링 과정 및 이를 통한 경계 중요도 맵 영상의 생성 과정을 설명한다. III장에서는 Watershed 변환에 의한 사전 영상분할 과정과 영역 병합 방법을 설명하며 IV장에서는 실험 결과를 제시하며 V장에서는 제안한 방법에 대한 결론을 맺는다.

## II. 가버 필터 영상

가버 함수의 특징에 대해 살펴보고 가버 함수에 의한 필터링 과정을 통해 생성되는 가버 필터 영상의 생성 과정을 살펴본다.

### 2.1 가버 함수 및 필터링

2차원 가버 함수  $g(x, y)$ 는 수식 (1)과 같이 표현되며 이것의 Fourier 변환된 형태는 수식 (2)와 같다.  $\alpha_x$ 와  $\alpha_y$ 는 필터의 공간 상수(space constant)를 나타내고  $\alpha_x = 1/2\pi\sigma_x$ 이고  $\alpha_y = 1/2\pi\sigma_y$ 이다. 수식 (2)로 정의되는 주파수 도메인에서의 표현식은 필터 파라미터에 따라 입력 영상의 각 주파수 성분을 수정하거나 조절할 수 있는 정도를 지정할 수 있다. 즉 가버 필터를 사용하여 입력 영상을 필터링함으로써 주파수 영역에서 특정 주파수 성분만을 추출할 수 있다. <그림 1>은 256×256 크기의 가버 필터를 나타낸다.

$$g(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W x \right] \quad (1)$$

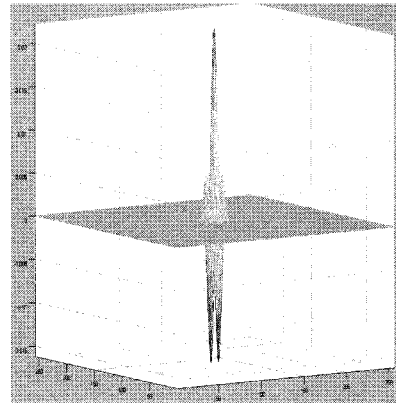
$$G(u, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \quad (2)$$

주파수 도메인에서 가버 필터 사전(gabor filter dictionary)을 설계하기 위해서는  $\alpha_x$  및  $\alpha_y$ 의 값에 대한 설정이 요구된다. 가버 필터 사전은 입력 영상의 거의 모든 정보가 유지될 수 있도록 - 입력 영상의 주파수 대역을 거의 균일하게 포함할 수 있도록 - 설계된다.  $U_h$ 과  $U_l$ 를 각각 가버 필터 사전의 최하위 및 최상위 중심 주파수라고 가정하고  $K$ 와  $S$ 를 각각 다해상도 분해(multi-resolution decomposition)를 위한 방향(orientation) 및 스케일(scale)의 단계 수라고 하면 각 필터의 주파수 스펙트럼이 <그림 2>와 같이 경계에서 상호 접하는 형태로 가버 필터 사전을 설계하면 된다. 이로부터 수식 (3)과 같은 필터 파라미터 계산을 위한 수식을 유도할 수 있다[12,7].

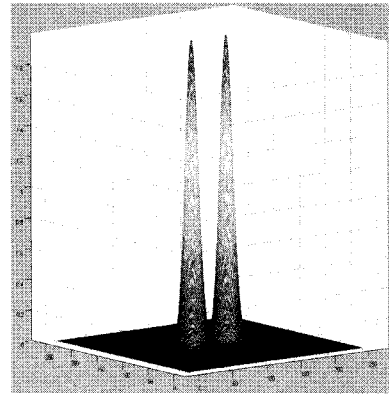
$$a = (U_h / U_l)^{\frac{1}{S-1}},$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)U_h}{(a+1)\sqrt{2 \ln 2}},$$

$$\sigma_v = \tan \left( \frac{\pi}{2k} \right) \left[ U_h - 2 \ln \left( \frac{2\sigma_u^2}{U_h} \right) \right] \times \left[ 2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{U_h^2} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$



(a) 이미지 공간에서의 가버 필터



(b) (a)에 대응하는 주파수 공간에서의 가버 필터

그림 1. 가버 필터

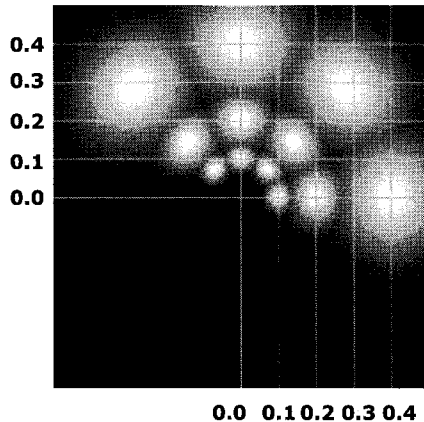


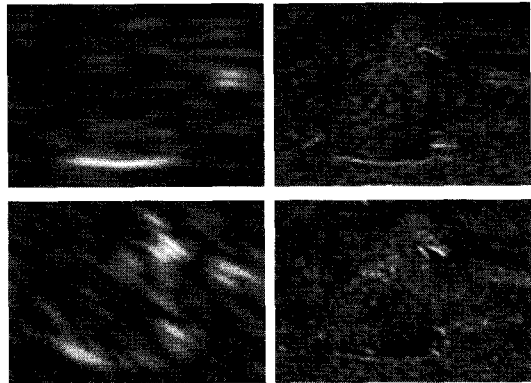
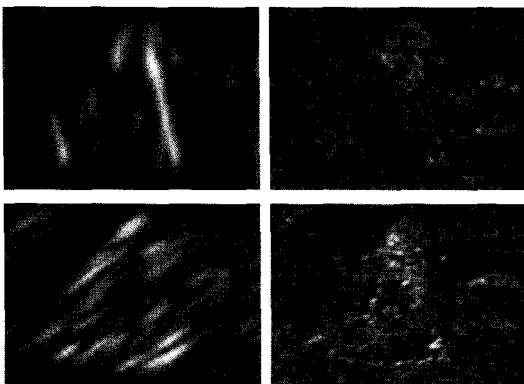
그림 2.  $U_l=0.1, U_h=0.4, K=4$  및  $S=3$ 로 필터 파라미터를 설정한 가버 필터 사전  
Fig 2. Gabor filter dictionary with filter parameters  $U_l=0.1, U_h=0.4, K=4$  and  $S=3$

2.2 경계 중요도 맵 생성

가버 필터 사전에 정의된 각 주파수 대역의 필터를 사용하여 입력 영상을 필터링함으로써 가버 필터링된 영상을 획득할 수 있다. 가버 필터링된 영상은 특정 방향과 스케일의 주파수 성분만을 포함하는 영상으로써 영상의 텍스처 성분을 분해시켜 놓은 형태로 취급할 수 있다. <그림 3>은  $U_l=0.05$ ,  $U_h=0.4$ ,  $K=4$  및  $S=2$ 로 필터 파라미터를 설정한 경우 각 필터의 필터링 결과에 해당하는 영상들을 나타낸다. <그림 3(b)>의 각 열은  $S$ 가 각각 1, 2로 설정된 경우이다. 그리고 각 행은 위쪽으로부터  $K$ 가 각각 1, 2, 3, 4로 지정된 결과이다. 필터링된 결과에서 볼 수 있듯이 필터의 방향과 스케일에 따라 텍스처 성분이 다르게 표현되고 있다. 각 영상에서 텍스처가 존재하는 영역에서는 큰 값(밝은 색)이 나타나고 텍스처가 존재하지 않는 영역에서는 작은 값(어두운 색)이 나타난다. 그런데 텍스처 영역 내부보다는 텍스처 경계 혹은 객체의 경계에서 보다 큰 값으로 나타나고 있는 것을 알 수 있다. 따라서 이들 영상들을 병합함으로써 <그림 4>와 같이 객체 영역 내부는 비교적 작은 값으로 표현되고 반면 객체 경계는 큰 값으로 구성되는 영상을 생성할 수 있다. 본 논문에서는 이렇게 각 필터링된 영상을 병합하여 생성한 영상을 가버 텍스처 경계 영상( $E_T$ )이라고 명명한다.



(a) 원본 영상



(b) 가버 필터링 영상

그림 3. 필터 파라미터에 따른 가버 필터링 결과 영상  
Fig 3. Gabor filtered images with filter parameters  $U_l=0.05$ ,  $U_h=0.4$ ,  $K=4$  and  $S=2$



그림 4. 뱅크별 에너지를 병합한 결과 영상  
Fig 4. A merged energy map of each filter bank

본 논문에서는 칼라 영상을 회색 톤 영상으로 변환하여 가버 필터링을 적용하고 가버 필터 뱅크별 에너지에 대해서는 공간 상수  $\sigma=0.5N_c/u_0$ 를 갖는 가우시안 함수를 사용하여 블러링을 수행한다.  $N_c$ 는 영상의 열의 개수이다. 가우시안 블러링된 필터 뱅크별 에너지를 수식 (4)와 같이 제곱하여 모두 더함으로써 가버 텍스처 경계 영상을 생성한다.

$$E_T = \sum_i E_i^2 \dots\dots\dots (4)$$

가버 필터링 영상은 칼라 영상을 그레이 스케일 영상으로 변환하여 생성하므로 칼라에 대한 정보가 손실된다. 칼라 변화에 따른 경계 정보를 활용하기 위하여 RGB 영상을 HSI 영상으로 변환하고 Hue 성분에 대한 에지 검출을 수행하여 가버 필터링된 영상과 병합(수식 5)함으로써 최종 경계 중요도 맵(edge salience map)을 생성한다(<그림 5>).  $E_T$ 는 가버 텍스처 경계 영상이고  $E_C$ 는 칼라 경계 영상이다.

$$ESM = \alpha E_T + (1 - \alpha) E_C \dots\dots\dots (5)$$

본 논문에서는 경계 중요도 맵을 *ESM* 영상(*ESM-image*)으로 명명하고 *ESM* 영상을 구성하는 각 픽셀의 중요도(salience)를 *ESM* 값(*ESM-value*)으로 명명한다. *ESM* 영상은 에지 검출 필터를 사용하여 에지의 강도를 추출한 결과와 유사하게 영역의 경계가 큰 값으로 표현되지만 기존 에지 검출 필터들은 텍스처 영역에서도 강한 에지 강도를 나타낸다. 반면 *ESM* 영상에서는 객체의 경계 부근에서는 *ESM* 값이 큰 값이 나타나지만 텍스처 영역이나 균일한 영역 내부에서는 이에 비해 *ESM* 값이 낮은 값으로 구성되므로 텍스처 경계와 객체의 경계에 대한 구분이 가능하다.



그림 5. 경계 중요도 맵 영상  
Fig 5. The edge salience map(ESM) image

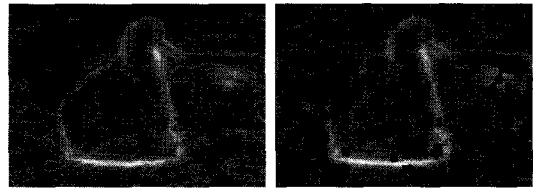
### III. 사전 영상분할 및 영역 병합

Watershed 변환에 의한 사전 영상분할 과정과 영역 병합 방법을 살펴본다. Watershed 변환에 의한 영상 분할은 영역 내부와 배경 영역을 구분함으로써 보다 정확하게 수행될 수 있다. 이를 위해 모폴로지(morphology) 연산에 의해 마커 영역을 선정할 수 있도록 한다.

#### 3.1 모폴로지 연산에 의한 마커 영역 설정

우선 *ESM* 영상의 콘트라스트를 향상시키기 위해 모폴로지의 top-hat 필터링 및 bottom-hat 필터링 연산을 *ESM* 영상을 대상으로 각각 수행한다. Top-hat 필터링은 배경이 어둡고 불균일한 조명을 보정하기 위해 사용된다. Top-hat 필터링 결과를 원 *ESM* 영상과 더한 결과와 bottom-hat 필터링 결과의 차 영상을 계산하여 콘트라스트가 향상된 *ESM* 영상을 생성한다(그림 6(a)).

콘트라스트가 향상된 *ESM* 영상을 대상으로 extended-minima transform[16]을 수행한다. 이 변환을 수행함으로써 주어진 최소 밝기 이하의 연결 요소(connected component)들을 생성한다. 이렇게 생성된 연결 요소를 콘트라스트가 향상된 *ESM* 영상과 중첩하여 모폴로지의 reconstruction을 수행함으로써 영역 내부를 나타내는 마커 영역을 생성한다(그림 6(b)).



(a) 콘트라스트 향상 영상 (b) 마커 영상  
그림 6. 모폴로지 연산 결과 영상

Fig 6. Results images of morphology operations

#### 3.2 Watershed를 이용한 영상 분할

*ESM* 영상은 객체의 경계 부근에는 높은 값을 갖고 텍스처 경계 혹은 영역 내부에는 상대적으로 낮은 값을 갖게 된다. *ESM* 영상으로부터 최종 영상분할 결과를 얻기 위해서는 최종 경계 위치를 결정 과정이 필요하다. 그런데 *ESM* 영상은 경계 영역이 비교적 넓게 퍼져 나타나는 특성으로 인해 경계 위치 결정이 쉽지 않다. 객체에 해당되는 영역을 연결된 형태로 구성하는 것도 역시 쉬운 문제가 아니다. 본 논문에서는 Watershed 변환을 이용하여 이 문제를 해결할 수 있도록 하였다.

Watershed 변환을 이용한 영상분할 방법은 칼라 영상에는 직접 적용할 수 없고 그레이 스케일 이미지 또는 경계 강도로 표현된 영상에 사용되는 영역기반 영상분할 방법 중의 하나이다. Watershed 변환 방법은 다음과 같이 크게 3가지 방법으로 세분할 수 있다.

Immersion 방법은 Vincent & Soille[13]에 의해 제안된 방법으로 정렬단계와 범람단계로 수행된다. 정렬단계에서는 픽셀 값의 밝기에 따라 픽셀들을 정렬한다. 범람 단계에서는 가장 어두운 픽셀 값부터 단계적으로 미리 정의된 연결성을 기준으로 영역을 확장하면서 레이블링한다. 이때 이웃 픽셀이 이미 다른 레이블링된 값을 가지거나 Watershed로 할당된 픽셀이 하나 존재하면 확장을 멈추고 그 위치를 Watershed로 표시한다. 모든 픽셀들이 레이블링 되거나 Watershed로 할당 받을 때까지 범람단계를 반복 한다. Rain falling 방법은 Smet & Pires[14]에 의해 제안된 방법으로 Immersion방법과 유사하나 과잉 분할된 영역의 수를 줄이기 위해 범람 임계값을 정의하는 것이 다르다. 수행단계는 크게 두 단계로 나눌 수 있다. Step1에서는 범람 임계값을 정의하여 이보다 낮은 밝기 값을 갖는 픽셀들은 모두 하나의 영역으로 간주한다. Step2에서는 임계값 이상의 나머지 픽셀들에 대해서 이웃 픽셀 중에서 가장 크게 방향으로 영역을 확장하면서 더 이상을 확장을 할 수 없거나 주변 픽셀이 이미 다른 레이블로 설정된 경우 Watershed를 할당한다. Hill climbing 방법은 Roerdink & Meijster[15]에 의해 제안된 방법으로 우선 각 픽셀에 대해서 밝기 값이 가장 크게 하락하는

방향으로 진행하며 directed acyclic graph(DAG)을 만든다. 생성된 DAG을 기준으로 가장 어두운 밝기를 갖는 픽셀부터 이웃 픽셀의 밝기가 가장 크게 상승하는 방향에 있는 모든 이웃 픽셀들(steepest upper neighbours)에 대해서 영역이 확장되면서 레이블링 되거나 레이블을 전파해 나가다가 이미 다른 레이블로 할당된 픽셀이 존재하면 그 픽셀에 Watershed를 할당한다.

본 논문에서는 가장 많이 사용되는 Immersion 방법을 이용하여 ESM 영상에 적용하였다. 비교적 넓게 퍼져 나타나는 경계에 대해서도 Watershed 변환을 적용함으로써 임계값에 대한 설정 없이 영역의 경계 위치에 한 픽셀 두께의 경계 추출이 가능하다. 그런데 ESM 영상의 텍스처 경계 부근에서는 객체의 영역 경계 부근에 비해 낮은 값을 가져 경계가 될 확률이 낮지만 칼라가 균일하게 분포되어있는 부분에 비해서는 상대적으로 높은 값을 가지게 되어 경계일 확률이 높아진다. 이로 인해, Watershed 변환을 적용함으로써 텍스처 경계로 인한 과잉 분할 결과가 <그림 7>과 같이 나타나게 된다. 따라서 후처리 과정을 통해 과잉 분할된 영역에 대한 효과적인 영역병합 방법이 필요하다.

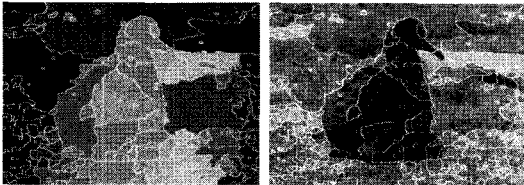


그림 7. Watershed 변환을 적용하여 사전 분할된 결과 영상  
Fig 7. A pre-segmentation result using the Watershed Transform

### 3.3 가버텍스처 및 평균칼라에 기반한 영역병합

과잉 분할된 영역을 병합하기 위해 본 논문에서는 영역 내부의 텍스처 및 칼라 특징 정보를 활용한다. 텍스처 특징은 영역별 가버 텍스처로 표현하며 칼라 특징은 평균 칼라를 사용한다.

영역별 평균 칼라를 계산하기 위해 RGB 칼라공간을 LAB 칼라공간으로 변환한 후 영역 내부에 포함된 픽셀들의 평균 칼라 값( $\bar{C}$ )을 사용한다. 영역별 텍스처 벡터는 수식 (6)과 같이 영역  $i$  내부에 포함된 픽셀들의 필터 벡크널 에너지를 합을 수식 (7)의 벡터로 표현하여 정의한다.  $W_{i,mn}(x,y)$ 는  $K=m, S=n$ 인 경우 영역  $i$ 의  $(x, y)$ 에서의 에너지 값이다.

$$\mu_{mn} = \sum_x \sum_y |W_{i,mn}(x,y)| \dots\dots\dots (6)$$

$$\bar{f} = [\mu_{00} \mu_{01} \mu_{02} \dots \mu_{KS}] \dots\dots\dots (7)$$

영역 병합을 위해 다음의 과정으로 진행한다.

1. 영역 인접 그래프(region adjacency graph, RAG)를 생성
2. 영역별 텍스처 특징 벡터 생성
3. 영역별 평균 칼라 계산
4. 영역별 구성 픽셀 개수 계산
5. RAG를 사용하여 영역  $R_i$ 의 모든 인접 영역 선택
6. 다음 조건과 같이 텍스처 및 평균 칼라 차이에 의한 영역  $R_i$ 과 인접 영역  $R_j$  사이의 병합 여부 결정

$$Diff_T(|\bar{f}_{R_i} - \bar{f}_{R_j}|) < TH1 \text{ and}$$

$$Diff_C(|\bar{C}_{R_i} - \bar{C}_{R_j}|) < TH2$$

7.  $R_i$ 과 병합되는 영역( $R_j$ )이 존재할 경우 다음의 영역 정보를 갱신
  - $R_i$ 의 인접 영역 정보를  $R_j$ 의 인접 영역 정보에 추가
  - $R_i$  및  $R_j$ 의 텍스처 특징 벡터를 평균하여  $R_i$ 의 텍스처 특징 벡터 갱신 (각 영역의 픽셀 개수를 고려)
  - $R_i$  및  $R_j$ 의 평균 칼라를 평균하여  $R_i$ 의 텍스처 평균 칼라 갱신 (각 영역의 픽셀 개수를 고려)
  - $R_i$  및  $R_j$ 의 픽셀 개수를 더하여  $R_i$ 의 픽셀 개수 갱신
8.  $R_i$ 의 인접 영역을 삭제
9. 모든 영역에 대해 5~8과정을 반복
10. 영역 병합이 더 이상 발생하지 않을 때까지 5~9과정을 반복
11. 일정 크기 이하의 영역에 대해서는 칼라 유사도가 가장 높은 영역으로 강제 병합 수행

영역 병합 과정을 수행하여 유사 특징을 갖는 영역들을 병합함으로써 <그림 8>과 같이 불필요하게 과잉 분할된 영역을 흡수하고 객체를 보다 적은 수의 영역으로 표현하여 효과적으로 영상 분할 결과를 활용할 수 있다.

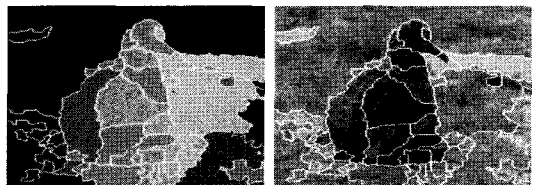


그림 8. 영역 병합 결과  
Fig 8. A result image after region merging process

### IV. 실험결과

본 논문에서 제안한 방법은 다양한 객체를 포함하는 객체 영상과 객체가 포함되지 않은 풍경 영상에 대해 실험을 수행하였다. 실험 영상의 대부분은 Corel Gallery CD에서 선택되었으며 일부는 인터넷으로부터 수집되었다. <그림 9>는 실험 영상에 대한 영상 분할 결과이다. <그림 9>의 첫 번째 행은 입력 영상, 두 번째 행은 Watershed 변환에 의한 사전 영상 분할 결과, 세 번째 행은 영역 병합된 영역 맵, 네 번째 행은 영역 병합에 의한 최종 영상 분할 결과, 그리고 마지막 열은 기존 방법[11]으로 영상 분할한 결과이다. 영상 분할된 결과에 대한 정확도 검증에 위해 사용할 수 있는 객관화된 정량적인 분석 방법은 찾기 힘들기 때문에 본 논문에서는 분할 결과를 직접 확인하면서 결과의 타당성을 확인하였으며 기존 방법과의 결과를 비교하였다. <그림 9>에서 볼 수 있듯이 Watershed 변환에서 과잉 생성된 영역들(<그림 9(b)>)이 영역 병합 과정을 통해 주변 영역에 효과적으로 병합(<그림 9(c)>)되어 비교적 객체 단위의 영상 분할이 이루어진 것을 확인할 수 있다. 기존 방법[11]에서도 가버 텍스처 경계 강도에 대한 정보를 활용하고 영역 병합을 통해 최종 영상 분할 결과를 생성한다. 하지만 영역 병합을 위해 영역간의 경계 강도만을 활용함으로써 병합과정에서 영역의 내부 특성이 제대로 반영되지 못해 과잉 병합이 발생하거나 병합이 요구되는 위치에서 병합이 되지 못하는 현상이 발생한다. 예를 들어, 첫 번째 열의 나비 영상을 살펴보면 나비 내부의 영역은 비교적 비슷하게 분할되었지만 배경 영역에서 기존 방법의 색상의 변화를 구분하지 못하고 과잉 병합된 결과를 나타내고 있다. 반면 제안된 방법에서는 중요한 색상 변화 지점에서 경계를 정확하게 구분하고 있다. 두 번째 열의 앵무새 영상을 살펴보면 제안한 방법에서는 앵무새 내부의 색상 및 밝기 차이가 발생하는 영역이 구분되고 있지만 기존 방법에서는 이를 구분하지 못하고 단일 영역으로 분할되어 있다. 객체 추출이라는 관점에서는 기존 방법의 결과도 유용할 수 있지만 영상 분할이라는 관점에서는 다른 특징을 가지고 있는 영역들은 구분되는 것이 타당하다. 그리고 앵무새 머리 부근의 오른쪽 나뭇잎은 단일 영역으로 취급하는 것이 타당하지만 기존 방법에서는 여러 영역으로 분할되어 있다. 세 번째 열의 풍경 영상에서는 산봉우리 영역에서 기존 방법이 오히려 과잉 분할된 결과를 나타내고 있다.

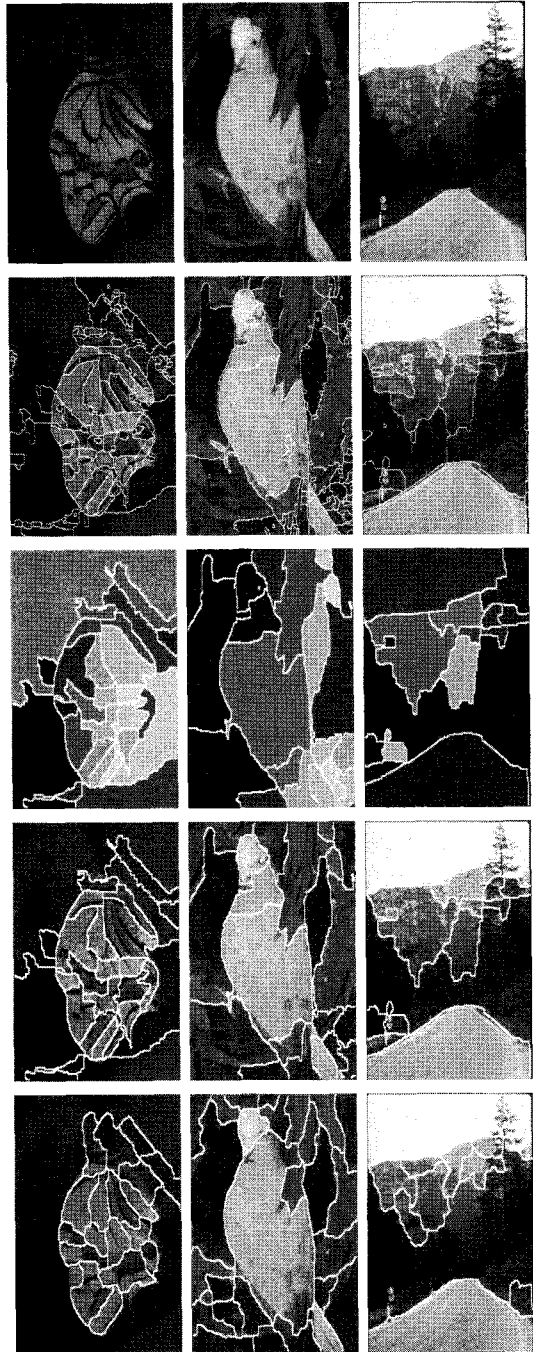


그림 9. 최종 영상 분할 결과  
Fig 9. The final results on image segmentation

<그림 9>에 표시된 영상 분할 결과를 생성하기 위해 실험에 사용한 임계값들은 모두 실험적으로 결정하였다. 우선 가버 필터링을 위한 파라미터는  $U_l=0.05$ ,  $U_h=0.4$ ,  $K=4$

그리고  $S=2$ 로 설정하였다. 텍스처 영상을 대상으로 영상 분할을 하거나 영상 검색을 수행할 때는  $U_i=0.1$ ,  $U_b=0.4$ ,  $K=4$  및  $S=3$ 의 가버 필터 사전이 주로 사용되지만 자연 영상을 대상으로 하는 경우에는 그렇게 유용하지 않았다. 이에 본 논문에서는 다양한 자연 영상을 통한 실험을 수행하여 파라미터를 결정하였다. 그리고 마커 영상을 생성하기 위한 임계값은 0.03으로 설정하였다. 이 임계값에 대한 조정은 초기 영상 분할 결과에 큰 영향을 미치게 된다. 값이 작을수록 과잉 분할되는 현상이 발생한다. <그림 10>은 마커 영상을 위한 임계값 변화에 따른 초기 영상 분할 결과(Watershed 변환)이다. 가버 텍스처 경계 영상과 칼라 경계 영상을 병합하기 위한 가중치  $\alpha$ 는 0.8로 설정하였으며 영역 내부의 텍스처 유사도 및 평균 칼라 유사도는 각각 40과 9로 설정하였다.

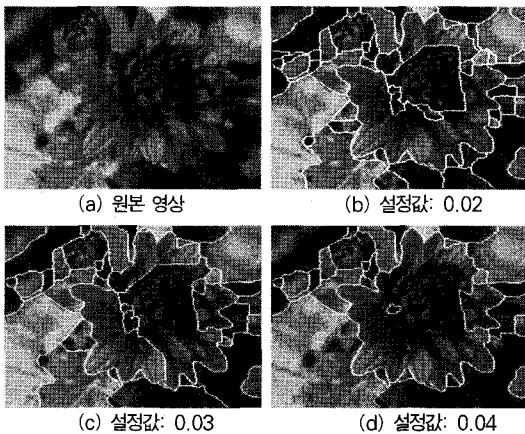


그림 10. 마커 영역 설정값에 따른 영상 분할 결과  
Fig 10. Segmentation results by changing threshold value for the marker regions

### V. 결론

본 논문에서는 경계 중요도 맵 및 영역 병합 과정에 의해 칼라 영상을 분할할 수 있는 방법에 대해 제안하였다. 경계 중요도 맵(ESM)은 텍스처 및 칼라 경계 강도를 조합하여 생성하였다. 특히 텍스처 경계 강도는 가버 필터를 사용하여 다중 해상도 분해가 가능하도록 하였다. 가버 필터는 텍스처를 분석하기 위해 많이 사용되는 방법으로써 영역 내부의 텍스처를 구분할 수 있다. 본 논문에서는 가버 필터의 방향과 스케일을 변경하며 가버 필터 사전을 생성하고 필터 사전에 포함된 각 필터를 적용하여 가버 필터링된 영상을 생성하였다. 이들 영상들의 에너지를 병합함으로써 객체의

경계에서는 높은 값으로 표현되지만 객체의 내부 및 텍스처의 경계에서는 비교적 낮은 값으로 표현되는 영상을 생성하였다. ESM 영상으로부터 사전 영상 분할 결과를 생성하기 위해 Watershed 변환을 적용하였는데 이때 일반적으로 과잉 분할된 결과가 나타나므로 이를 해결하기 위해 영역 내부의 텍스처 및 칼라 특징 벡터를 생성하고 이들의 유사도에 따라 인접 영역을 병합할 수 있도록 하였다. 텍스처 특징 벡터는 가버 텍스처를 사용하여 표현하며 칼라는 LAB 칼라 공간에서의 평균 칼라를 사용하였다. 본 논문에서 제안된 방법은 다양한 자연 영상을 대상으로 실험하여 그 타당성을 확인하였다. 제안된 방법은 객체 기반 영상 검색, 패턴 인식, 영상 주석 등의 다양한 영상 분석 분야에 적용될 수 있을 것이다.

제안한 방법은 사전 분할된 영역의 칼라 특징 표현을 위해 영역 내부의 평균 칼라를 사용하였지만 보다 효과적인 표현 방법을 사용함으로써 영상 분할의 정확도를 향상시킬 수 있을 것이다. 또한 제안된 방법을 기반으로 영상에 포함된 의미 있는 객체를 추출할 수 있도록 향후 연구할 예정이다.

### 참고문헌

- [1] 광길신, 주경수, "MPEG-7 기반의 영상정보 검색시스템 설계 및 구현", 컴퓨터정보학회 논문지 제10권 1호, pp. 73-84, 2005
- [2] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," Pattern Recognition 29, 1277-1294, 1993
- [3] Y. Deng, B. S. Manjunath, and H. Shin, "Color Image Segmentation," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 446-451, 1999
- [4] B. S. Manjunath, C. Shekhar, and R. Chellappa, "A New Approach to Image Feature Detection with Application," Pattern Recognition, 1996
- [5] A.C.Bovic, M.Clark, and W.S.Geisier, "Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters," IEEE Trans. PAMI, vol. 12, no. 1, pp. 55-73, 1990
- [6] J.G. Daugman, "High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence," IEEE Trans. PAMI, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993
- [7] B.S.Manjunath and W.Y.Ma, "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data," IEEE. Trans. PAMI, vol. 18, no. 8, pp. 837-842, 1996



- [8] B.S.Manjunath et al., "Introduction to MPEG-7," John Wiley & Sons, 2002
- [9] T.Shioyama, H. Wu and S. Mitani, "Segmentation and Object Detection with Gabor Filters and Cumulative Histogram.", Int'l Conf. Image Analysis and Processing, pp. 412-417, 1999
- [10] A.K.Jain, N.K.Ratha and S.Lakshmanan, "Object Detection using Gabor Filters.", Pattern Recognition, Vol. 30 No. 2, pp. 295-309, 1997
- [11] 김성영, "텍스처 경계 강도에 기반한 칼라 영상 분할", 금오공과대학교 논문집 제26권, pp. 159-168, 2005
- [12] A. K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised Texture Segmentation Using Gabor Filters," Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 14-19, 1990
- [13] L. Vincent and P.Soile, "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations", IEEE Trans. PAMI, pp. 583-597, 1991
- [14] P. De Smet, P. Pires, "On the Implementation of a highly optimized rainfalling watershed algorithm", Proceedings of the VLBV'99, pp. 101-104, 1999
- [15] Roerdink, J. B. T. M., and Meijster, "A Segmentation by watersheds: definition and parallel implementation", Advances in Computer Vision., pp. 21-30, 1997
- [16] Soille, P., "Morphological Image Analysis: Principles and Applications", Springer-Verlag, 1999, pp. 170-171

**저자 소개**



**김성영**

2003년 부산대학교 컴퓨터공학과  
공학박사

2004년 3월~현재 금오공과대학교  
컴퓨터공학부 조교수

〈관심 분야〉 칼라 영상 분할, 내용  
기반영상검색, 영상 분류