

論文2000-37SP-2-6

# 분수계 기반 영상 분할의 속도 개선을 위한 새로운 전처리 방법

## (A New Preprocessing Method for the Speedup of the Watershed-based Image Segmentation)

曹相鉉\*, 崔興文\*

(Sang-Hyun Cho and Heung-Moon Choi)

### 요 약

본 논문에서는 분수계 기반 영상 분할의 속도 개선을 위한 새로운 전처리 방법을 제안하였다. 영상 분할을 위한 분수계 변환에 있어서, 단순히 단일척도 또는 다중척도의 형태학적 기울기 연산자를 사용하여 만드는 기존의 기준 영상과는 달리, 제안한 방법에서는 원 영상에 라플라시안 연산을 수행해 램프 에지의 위치와 에지 폭을 구한후 이로부터 램프 에지 기울기 보정값을 구하였다. 그후, 단일척도 기울기 연산자를 사용한 영상에 이들 램프 에지의 위치에만 보정값을 더하여 기준 영상을 만들었다. 여기에 마커 영상을 만들어 부식에 의해 재구성하여 얻은 영상을 분수계 변환함으로써, 단일 또는 다중 척도 기울기 연산에 의한 기준 영상을 사용한 경우보다 과분할을 방지할 수 있어서, 분수계 기반 영상 분할 처리 시간의 대부분을 차지하는 영역 병합을 대폭 줄여 총 영상 분할 시간을 단축하였다. 기존의 방법들과의 비교 실험을 통하여 제안한 방법은 램프 에지나 에지 밀집 지역의 주요 에지들의 소실 없이 과분할을 줄여 전체 영상 분할 속도를 약 2배 가까이 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

### Abstract

In this paper, a new preprocessing method is proposed to speedup the watershed-based image segmentation. In the proposed method, the gradient correction values of ramp edges are calculated from the positions and width of the ramp edges using Laplacian operator, and then, unlike the conventional method in which the monoscale or multiscale gradient image is directly used as a reference image, the reference image is obtained by adding the threshold value to each position of the ramp edges in the monoscale gradient image. And the marker image is reconstructed on the reference image by erosion. By preprocessing the image for the watershed transformation in such a manner, we can reduce the oversegmentations far more than those of applying the conventional morphological filter to the simple monoscale or multiscale gradient-based reference image. Thus, we can reduce the total image segmentation time by reducing the time of postprocessing of region merging, which consumes most of the processing time in the watershed-based image segmentation. Experimental results indicate that the proposed method can speedup the total image segmentation about twice than those of the conventional methods, without the loss of ramp edges and principal edges around the dense-edge region.

### I. 서 론

\* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering,  
Kyungpook National University)

接受日字: 1999年11月11日, 수정완료일: 2000年2月10日

컴퓨터 비전, 물체 인식 및 MPEG-4 등에서 채택하고 있는 객체 기반(object-oriented) 부호화 와 같이 영상을 객체 단위로 처리하고자 하는 응용분야에서는 영

상 분할이 널리 활용되고 있다<sup>[1]</sup>. 영상 분할에서는 영상을 연결성(connectivity)과 동질성(homogeneity)을 만족하는 영역들로 분할한 뒤, 각 영역의 경계를 표현하는 윤곽선(contour)를 찾는 것이 주목적이며 이를 위해 많은 기술과 알고리즘들이 제안되었고<sup>[1, 2]</sup>, 최근에는 기울기 영상으로부터 폐곡선으로 분할된 영역들을 얻을 수 있는 분수계 변환(watershed transform)이 많이 이용되고 있다<sup>[3]</sup>.

분수계 변환에서는 영상을 그 기울기 값들을 높이로 하는 3차원 표면으로 간주하여, 기울기 값이 큰 에지들로 분수계(watershed)를 나타내며, 분수계로 둘러싸인 각 영역의 내부는 보다 낮은 기울기 값들의 3차원 표면으로서 집수 지역(catchment basins)으로 나타난다. 즉, 분수계 변환에서는 기울기 영상에서 연결성과 동질성을 만족하는 영역들에 해당하는 각각의 다른 집수 지역을 분리하는 분수계들을 찾는다. 일반적인 기울기 영상에서 연결성과 동질성을 만족하는 하나의 부분 영역 내에서는 잡음이나 양자화 오차로 인한 많은 지역 최소값들(local minima)이 발생한다. 따라서 이들 지역 최소값들은 분수계 변환시 각각 하나의 부분 영역으로 나타나 과분할을 초래하며, 이를 줄이기 위한 전처리나 후처리에 대해 많이 연구 되어왔다<sup>[4-8]</sup>.

분수계 변환을 위한 기울기 영상을 얻기 위해 가우시안 필터의 일차 편미분<sup>[9]</sup>이나 단일척도 형태학적 기울기 연산자<sup>[10]</sup>와 같은 기존의 기울기 연산자들을 사용하면 영역사이의 계단 에지(step edge)에서는 높은 기울기 값을 얻을 수 있으나, 화면 캡처나 양자화 과정에서 이들이 램프 에지(ramp edge)로 바뀌어 낮은 기울기 값으로 나타난다<sup>[10]</sup>. 따라서, 이와 같이 기울기 연산자들을 사용해 얻은 영상을 그대로 기준영상으로 하고, 기울기 영상 전체에 문턱치를 더한 마커 영상을 만들어 기준 영상에 대해 마커 영상을 부식에 의해 재구성하는 기존 형태학적 필터링 방법에서는, 과분할을 줄이려고 하면 낮은 문턱치에서도 램프 에지 및 그 주위의 주요 에지들이 소실되고, 반대로 에지 소실을 줄이려고 하면 영상이 과분할 된다. 이렇게 과분할 된 영상을 정상화 하기 위한 후처리로서의 영역 병합(region merging) 과정은 분수계 기반 총 영상 분할 시간의 대부분을 차지한다. 램프 에지로 인한 이런 문제를 해결하기 위해 Wang 등<sup>[11]</sup>은 램프 에지에 대해서도 큰 기울기 값을 가지도록 다중척도 형태학적 기울기 연산자를 제안하였다. 이를 사용하여 얻은 기울기 영상을 기준 영

상으로 하여 기존의 형태학적 필터링을 하면 과분할을 줄일 수 있어서 후처리 영역 병합 시간을 포함한 총 영상 분할 시간을 약간 단축시킬 수 있다. 그러나, 다중척도 형태학적 기울기 연산자를 사용할 경우, 여러 형태소의 적정 크기의 결정이 어려울 뿐만 아니라, 에지가 밀집되어 있는 복잡한 영상 영역에서는 최대 형태소(maximum structure element) 크기에 따른 에지들간의 간섭으로 문턱치를 낮추어도 전경(foreground)과 배경(background)이 병합되는 경우가 발생하여 과분할을 줄이는 데 한계가 있다.

본 논문에서는 분수계 기반 영상 분할의 속도 개선을 위한 새로운 전처리 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 먼저, 열림-닫힘 형태학적 필터를 이용해 영상을 단순화한 후, 라플라시안 연산자를 사용해 램프 에지 위치와 폭을 구한후 이로부터 램프 에지 기울기 보정값을 구하였다. 그런 후 형태소 크기 3×3의 단일척도 형태학적 기울기 연산을 한 영상에 램프 에지 위치에만 보정값을 더한 기준 영상과 기존 마커 영상을 부식에 의해 재구성하는 새로운 전처리 방법을 제안하고, 이를 이용하여 분수계 변환을 위한 영상을 만듦으로써 과분할을 줄였고, 따라서 영역 병합 시간을 단축하여 전체 영상 분할 속도를 개선하였다. 실험을 통해, 단일척도 또는 다중척도 형태학적 기울기 연산자에 의한 기준 영상을 사용하는 기존의 방법들과 비교 분석하고 제안한 방법의 타당성과 처리 속도 개선을 확인하였다.

## II. 기존의 분수계 기반 영상 분할 방법들

분수계 기반 영상분할에서 먼저, 영상 분할에서 영역의 에지를 유지하면서 영역 내부의 질감성분을 평탄화하고 잡음 성분을 제거하여 분할하기에 용이하도록 영상을 단순화할 필요가 있다. 입력 영상을  $f$ , 형태소를  $k$ 라고 할 때 수리 형태학적(mathematical morphological) 연산에서는

$$f \oplus k(x) = \max_{x-z \in F, z \in K} \{f(x-z) + k(z)\} \quad (1)$$

$$f \ominus k(x) = \min_{x+z \in F, z \in K} \{f(x+z) - k(z)\} \quad (2)$$

와 같은 팽창(dilation)과 부식(erosion)의 두 연산을 기본으로 한다. 여기서  $\oplus$ 과  $\ominus$ 는 팽창과 부식을 나타내

며,  $F$ 와  $K$ 는 각각 입력영상과 형태소의 영역이다. 형태소의 명도가 0이고 면적만 있는 경우에  $f(x)$ 는 입력영상이고  $M_n$ 이 크기  $n$ 인 형태소일 때, 팽창  $\delta_n$ 과 부식  $\varepsilon_n$ 은 각각

$$\delta_n(f)(x) = \max \{f(x-y), y \in M_n\} \quad (3)$$

$$\varepsilon_n(f)(x) = \min \{f(x+y), y \in M_n\} \quad (4)$$

로 정의되고, 열림  $\gamma_n$ 과 닫힘  $\phi_n$ 은 각각

$$\gamma_n(f)(x) = \delta_n(\varepsilon_n(f)(x)) \quad (5)$$

$$\phi_n(f)(x) = \varepsilon_n(\delta_n(f)(x)) \quad (6)$$

로 정의되어진다. 열림이나 닫힘에 의해 완전히 제거되지 않은 영역의 윤곽선을 복원하기 위해 재구성 필터인 측지학적(geodesic) 팽창과 부식이 사용된다. 형태소 크기가 1인 측지학적 팽창  $\delta^{(1)}$ 은 원 영상  $f(x)$ 의 크기 1의 팽창과 기준영상  $\gamma(x)$  사이의 최소값

$$\delta^{(1)}(f, \gamma) = \min \{ \delta_1(f), \gamma \} \quad (7)$$

로 정의되고, 크기 1의 측지학적 부식  $\varepsilon^{(1)}$ 은 원 영상  $f(x)$ 의 크기 1의 부식과 기준영상  $\gamma(x)$  중 최대값

$$\varepsilon^{(1)} = \max \{ \varepsilon_1(f), \gamma \} \quad (8)$$

로 정의된다. 측지학적 팽창과 측지학적 부식을 변화가 없을 때까지 수행하는 팽창에 의한 재구성(reconstruction-by-dilation)은

$$\gamma^{(rec)}(f, \gamma) = \delta^{(\infty)}(f, \gamma) = \dots \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(f, \gamma) \dots, \gamma) \quad (9)$$

부식에 의한 재구성은

$$\phi^{(rec)}(f, \gamma) = \varepsilon^{(\infty)}(f, \gamma) = \dots \varepsilon^{(1)}(\dots \varepsilon^{(1)}(f, \gamma) \dots, \gamma) \quad (10)$$

로 정의된다. 형태학적 영상 처리를 할 때 복원될 원 영상의 밝거나 어두운 중요한 영역 요소를 마커라 부른다. 마커는 원하는 요소의 존재를 확인하는 이진 영역이며, 원 윤곽선의 복원을 위한 이 영역의 처리가 재구성 필터에 의해 이루어진다. 윤곽선 보존을 위해 사용되는 재구성에 의한 열림(open-by-reconstruction)은

$$\gamma^{(rec)}(\varepsilon_n(f), f) \quad (11)$$

재구성에 의한 닫힘(close by reconstruction)은

$$\phi^{(rec)}(\delta_n(f), f) \quad (12)$$

로 정의된다. 본 논문에서는 에지의 소실없이 영역의 내부를 평탄화함으로써 분할이 용이하도록 식 (11)의 재구성에 의한 열림과 식 (12)의 재구성에 의한 닫힘을 이용한

$$\gamma^{(rec)}(\varepsilon_n(\phi^{(rec)}(\delta_n(f), f)), \phi^{(rec)}(\delta_n(f), f)), \phi^{(rec)}(\delta_n(f), f) \quad (13)$$

로 정의되는 재구성에 의한 열림\_닫힘(open\_close\_by\_reconstruction) 형태학적 필터를 이용하여 영상을 단순화한다. 이로부터 기울기 영상을 얻기 위해 기존에는

$$G(f) = (f \oplus B_i) - (f \ominus B_i) \quad (14)$$

로 정의되는 단일척도 형태학적 기울기 연산자를 사용하였다<sup>[5]</sup>. 여기서,  $B_i$ 는  $(2i+1) \times (2i+1)$  크기의 정사각형 형태소(square structure element)를 나타낸다. 즉,  $B_0$ 는 단일 화소이고,  $B_1$ 은  $3 \times 3$  크기의 정사각형 형태소이다. 그림 1은 두 개의 동질성을 가지는 영역들 사이의 에지가 램프인 경우 형태소 크기에 따른 단일척도 형태학적 기울기 연산결과와 다중척도 형태학적 기울기 연산결과를 각각 도시한 것이다.

그림 1에서 보는 바와 같이 두 개의 동질성을 가지는 영역 사이의 에지가 그림 1(a)와 같은 램프 에지인 경우,  $i < (w+2)/4$ 일 때에는 기울기 연산후 에지 폭은  $w_1 \cong w+2$ 로서 원래의 에지 폭과 크게 다르지 않으나, 에지 높이는  $h_1 < h$ 로서 낮은 값을 나타낸다. 반면에,  $i \geq (w+2)/4$ 일 때에는 에지 높이는  $h_2 \cong h$ 로 원래 에지의 높이와 비슷한 값을 얻을 수 있으나, 에지 폭이  $w_2 > w$ 로 넓어져 에지 위치에 왜곡이 생길 수 있다. 램프 에지로 인한 이런 문제를 해결하기 위해

$$MG(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)] \ominus B_{i-1} \quad (15)$$

로 정의되는 다중척도 형태학적 기울기 연산자가 제안되었다<sup>[11]</sup>. 이 경우에는 크기가 다른 형태소를 이용하여

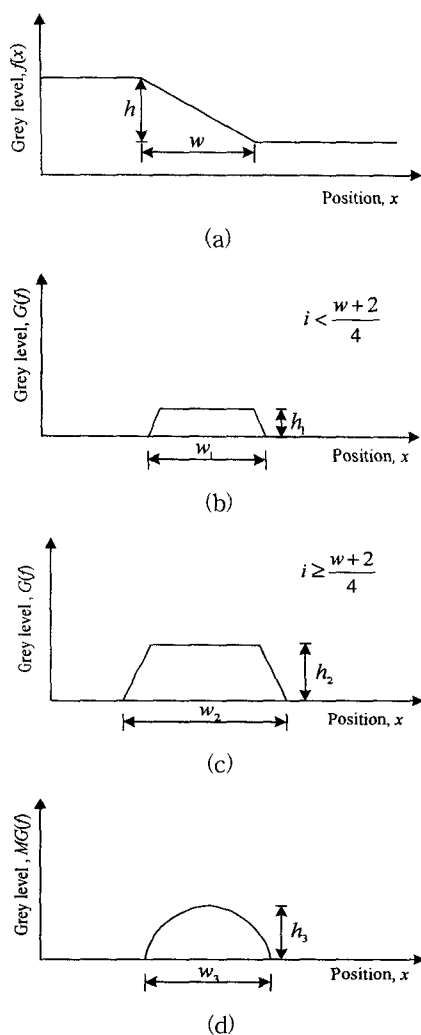


그림 1. 형태학적 기울기 연산의 결과  
 (a) 두 영역사이의 변화는 화소값 프로파일  
 (b)(c) 형태소 크기에 따른 단일척도 형태학적 기울기 연산결과 (d) 다중척도 형태학적 기울기 연산결과

Fig. 1. Results of morphological gradient operation  
 (a) Profile of the grey level along the transition between two regions (b)(c) result of the gray monoscale morphological gradient operation for varying structure element size, and (d) result of the multiscale gradient operation.

연산한 후, 그 결과들에 대한 평균을 취하는 연산자로 그림 1(d)에서와 같이, 램프 에지에서  $h_3 \cong h$ 와 같은 높은 값을 얻을 수 있으면서 에지 폭도  $w_3 \cong w + 2$ 인 결과를 얻을 수 있다. 그러나, 다중척도의 여러 최대 형태

소 크기를 결정하기가 어렵고, 여러 개의 형태소에 대해 연산을 수행함으로써 수행시간도 길어진다. 또한, 에지들이 밀집된 복잡한 영상 영역에서의 연산결과, 그림 2에서 보는 바와 같이 집수 지역의 바닥이 알아지게 된다. 그림 2는 두 쌍의 계단 에지가 있는 예로서, 최대 형태소 크기, 즉  $n$ 의 값이 증가함에 따라 집수 지역의 바닥이  $h_1, h_2$ 에서  $\Delta h_1, \Delta h_2$ 만큼 각각 알아짐을 알 수 있다.

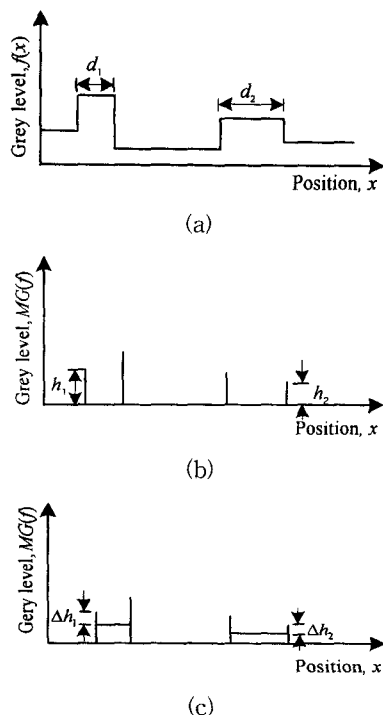


그림 2. 최대 형태소 크기에 따른 다중척도 기울기 연산 결과들  
 (a) 원 신호, (b)  $i < d_1/2$ , (c)  $i > d_2/2$ 의 최대 형태소 크기로 각각 연산한 결과

Fig. 2. Results of multiscale morphological gradient operation with varying maximum structure element size :  
 (a) Original signal, and the results of operations when the maximum structure element size (b)  $i < d_1/2$ , and (c)  $i > d_2/2$ , respectively.

따라서, 단일 또는 다중척도 기울기 연산 결과를 기준 영상으로 하는 기존의 형태학적 필터를 이용할 때, 램프 에지들 및 에지 밀집 지역의 주요 에지들의 소실 없이 과분할을 줄이려고 낮은 문턱치를 적용하면 오히

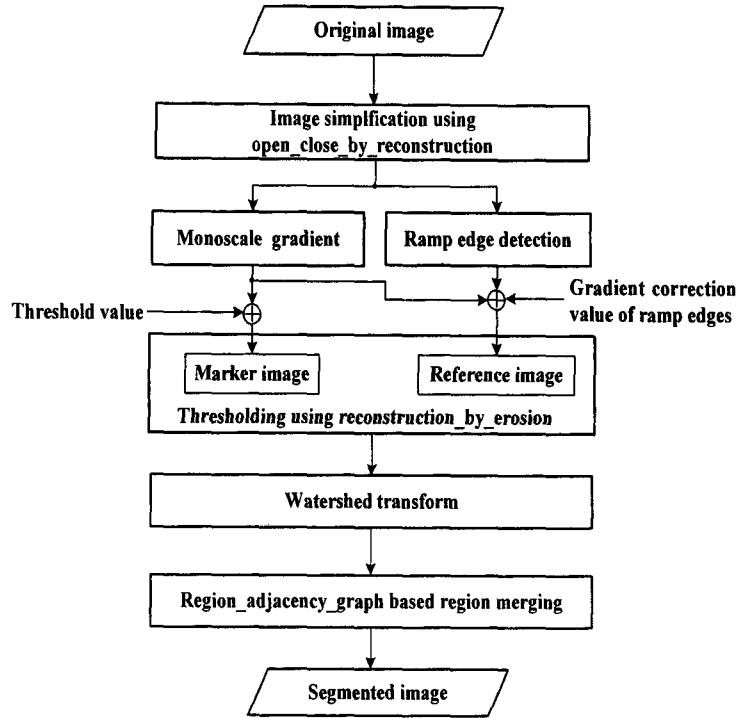


그림 3. 제안한 영상 분할 방법의 흐름도  
Fig. 3. Flow-chart for the proposed image

려 과분할을 초래하며, 따라서 분수계 기반 영상 분할 처리 시간의 대부분을 차지하는 영역 병합 시간이 늘어나 총 영상 분할 시간이 길어진다. 따라서, 램프 에지 및 에지 밀집지역의 주요 에지들의 소실 없이 과분할을 대폭 줄일 수 있는 전처리 방법의 연구가 필요하다.

### III. 분수계 기반 영상 분할의 속도 개선을 위한 새로운 전처리 방법

본 논문에서는 그림 3에서와 같이, 영상을 단순화하고 램프 에지들의 위치와 폭을 구한후 이로부터 램프 에지 기울기 보정값을 구하였다. 그런 후 이를 기준 영상에 반영하여 부식에 의해 재구성하는 형태학적 필터를 적용하였다. 이와 같이 전처리를 거친 영상을 분수계 변환함으로써 과분할을 대폭 줄여 영역 병합 시간을 단축시킴으로써 전체 영상 분할 속도를 개선하였다.

본 논문에서는 먼저, 램프 에지를 찾기 위해 라플라시안 연산자를 사용하였다. 라플라시안 연산자는 2차 편미분 연산자(second derivative operator)<sup>[12]</sup>로서, 연산 수행결과 에지에 대해 밝은 부분은 음의 값이, 어두운

부분은 양의 값이 나타난다. 먼저 2차원의 연속적인 공간 영역 내의 위치가  $(x, y)$ 인 원 영상  $f(x, y)$ 의 라플라시안은

$$L[f(x, y)] = \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y) \quad (16)$$

로 정의된다<sup>[3]</sup>. 이는 연속적인 라플라시안 2차원 이산 영역으로

$$\begin{aligned} L[f(x, y)] &= L[fx(x, y)] + L[fy(x, y)] \\ &= 8f(x, y) - f(x-1, y-1) + f(x, y-1) \\ &\quad + f(x+1, y-1) + f(x+1, y) + f(x+1, y+1) \\ &\quad + f(x, y+1) + f(x-1, y+1) + f(x-1, y) \\ &= 9[f(x, y) - 1/9 f(x-1, y-1) + f(x, y-1) \\ &\quad + f(x+1, y-1) + f(x+1, y) + f(x, y+1) \\ &\quad + f(x+1, y+1) + f(x-1, y+1) + f(x-1, y)] \\ &= Sf(x, y) - A(x, y). \end{aligned} \quad (17)$$

로 정의할 수 있다. 여기서,  $S$ 는 윈도우 내의 샘플수,  $f(x, y)$ 는 센터샘플, 그리고  $A(x, y)$ 는 윈도우 내에 있는 샘플의 평균이다. 램프 에지에 대해 라플라시안 연산을 수행하면  $[\dots, (k+, l0, m-), \dots]$  또는  $[\dots, (m-, l0, k+, m-)$ 로 나타난다<sup>[7]</sup>. 여기서,  $l0, k+, m-$ 는 각각 연속적으로 존재하는 0, +, -의 값을 나타낸다. 라플라시안 연산을 수행한 영상에서 수평 또는 수직 방향의 부호변화를 조사하여 램프 에지의 위치와 에지 폭  $l$ 을 구한후 이로부터 램프 에지 기울기 보정값

$$h_c = \sum_{w=1}^l \text{Ramp\_edge}(L(f)) \quad (18)$$

을 구하였다. 전술한 방법으로 찾은 램프 에지의 위치 정보와 보정값을 가지고 그림 4(b)에 나타낸 바와 같이, 단일척도 기울기 연산자를 이용한 기울기 영상  $G(f)$ 의 램프 에지가 위치한 곳에만  $h_c$ 를 더하여 기준영상

$$I_R = \begin{cases} G(f) + h_c, & \text{if ramp edge} \\ G(f), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

을 만든다. 작은 수의 화소로 이루어진 영역을  $2 \times 2$  크기의 정사각형 형태소로 팽창시키면, 그림 4(c)에 나타난 바와 같이 작은 수의 화소로 구성된 국부 최소점 LM3, LM5가 없어지게 된다. 이러한 결과에 국부 최소점 제거를 위한 문턱치  $h$ 를 더하여 마커영상

$$I_M = G(f) + B_s + h \quad (20)$$

을 만든다. 이들 두 영상을 가지고

$$\phi^{(rec)}(I_M, I_R) \quad (21)$$

로  $3 \times 3$  크기 형태소로 기준영상에 대해 마커영상을 변화가 없을 때까지 부식시킨다.

그림 4(a)는 기울기 영상으로, 국부 최소점 LM3와 LM5의 집수 지역들은 바닥이 깊으나, 적은 수의 화소로 구성되어 있고, LM2는 집수 지역의 바닥이 얇다. 그리고, LM1과 LM6은 집수 지역의 바닥이 깊으면서 많은 수의 화소로 구성되어 있으며, LM4와 LM5사이에는 램프 에지가 존재한다. 분수계 변환시 하나의 국부 최소점(local minimum: LM)이 하나의 영역으로 나타나므로 6개의 분할된 영역들이 나타날 수 있다. 여기서, 집수 지역의 바닥이 얇거나, 적은 수의 화소로 구성된 국부 최소점들은 제거되어야 한다.

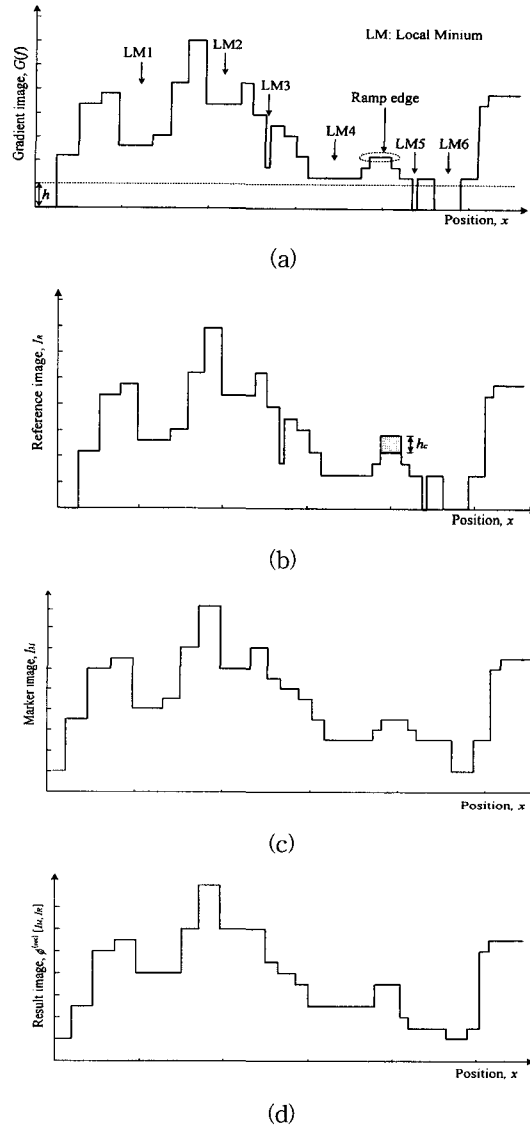


그림 4. 램프 에지의 위치 정보를 이용한 새로운 전처리 방법  
(a) 기울기 영상, (b) 기준 영상, (c) 마커 영상  
(d) 결과 영상

Fig. 4. A new preprocessing method using position information of ramp edge.  
(a) gradient image, (b) reference image, (c) marker image, and (d) result image.

제안한 방법에서는 그림 4(d)에서 보는 바와 같이 LM4와 LM5 사이의 램프 에지에서의 낮은 기울기 값에 램프 에지 보정값을 더하여 기울기 값을 증가시키므로써  $h$ 보다 높은 문턱치에서도 두 영역이 병합되지 않도록 하였다. 이렇게 하면, 집수 지역의 바닥 깊이가  $h$ 와 비슷한 국부 최소점 LM2에 따른 분할 영역도 제

거할 수 있다. 이렇게 얻어진 기울기 영상을 분수계 변환하면 국부 최소점 LM1, LM4, LM6등과 같이 전처리 후  $h$ 보다 큰 명확한 영역들만 남아 과분할을 방지하고 결국 3개의 분할된 영역을 얻을 수 있다. 기존 방법의 경우에는 램프 에지에서 기울기 값이 낮기 때문에 LM4와 LM5에 따른 두 영역이 병합되지 않도록 하기 위해서는  $h$ 보다 작은 문턱치를 적용해야 하며, 그러다 보면 LM1, LM2, LM4, LM6등 4개의 영역으로 분할된다.

#### IV. 실험결과 및 고찰

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 여러 가지 영상에 대해 실험하였으며, 본 논문에서는 그 중에서  $480 \times 320$  크기의 탁구(table tennis)장면 영상에 대한 실험 결과를 도시하였다. 에지를 보호하면서 영상내 잡음을 제거하기 위해 우선 입력 영상을  $5 \times 5$  크기의 정사각형 형태소로 재구성에 의한 열림\_닫힘 필터를 이용하여 단순화하였다. 그리고 라플라시안 연산자를 사용하여 램프 에지의 위치를 찾을 때, III에서 언급한 부호변화 사이의 0의 개수  $n$ 은 2에서 5로 두었다. 제안한 방법과 기존의 방법들의 결과를 비교하기 위해 단순화된 영상에  $3 \times 3$  크기 형태소의 단일척도 형태학적 기울기 연산자를 사용한 기울기 영상들에는 기존의 형태학적 필터링 방법과 제안한 전처리 방법을 각각 적용하였고, 최대 형태소 크기 즉, 식 (15)에서  $n$ 의 값을 다르게 하여 다중척도 형태학적 기울기 연산자를 사용한 기울기 영상들에는 기존의 형태학적 필터를 적용하여 비교하였다.

그림 5에 탁구장면 영상에 대해 실험결과를 도시하였다. 그림 5(a)는 원 영상을, 그림 5(b)는  $[3 \times 3, 0]$ 으로 과분할 방지를 위한 형태학적 필터를 적용하지 않은 결과이다. 그리고, 그림 5(c), (d), (e)는 최대 형태소 크기와 문턱치를 각각  $[7 \times 7, 10]$ ,  $[9 \times 9, 10]$ ,  $[11 \times 11, 8]$ 로 하여 얻은 기울기 영상에 기존의 형태학적 필터링 방법을 적용한 결과이다. 그림 5(f)는 단일척도 형태학적 기울기 연산자를 이용한 기울기 영상에 문턱치가 13인 기존의 형태학적 필터를 적용한 결과이며, 그림 5(g)는 문턱치를 13으로 한 제안한 방법의 결과이다.

그림 5(c), (d), (e)의 다중척도의 경우를 보면 어깨 부분에 존재하는 램프 에지 및 그 주위의 분수계는 없

어지지 않았으나 에지가 밀집되어 있는 얼굴 부분의 눈, 코 부분과 손 부분에서는 분수계가 소실됨을 알 수 있다. 이를 자세히 관찰하기 위해 얼굴 부분만을 4배 확대하여 그림 6에 도시하였다.

그림 5(f)는 단일척도 형태학적 기울기 연산자를 사용하기 때문에 복잡한 영상 영역에서 에지 간섭으로 인한 집수 지역의 바닥이 알아지지 않으나, 어깨 부분에 있는 램프 에지에서의 낮은 기울기 값으로 인해 분수계가 없어지는 결과가 나타난다. 그림 5(g)는 제안한 방법의 결과로 에지가 밀집되어 있는 얼굴 부분에서의 에지 소실이 없으며 그림 5(f)와는 달리 어깨 부분에 존재하는 램프 에지 및 그 주위의 에지 소실없이 과분할을 줄일 수 있었다. 또한, 그림 5(c), (d), (e), (f)에서 얼굴 부분 또는 등 부분의 에지 소실을 없애려면 더 낮은 문턱치가 적용되어야 하며, 문턱치를 각각 4, 3, 2, 10으로 낮추면 되나, 그렇게 하면 분할 영역 수가 각각 485, 350, 388, 528개로서 제안한 방법의 분할 영역 수 157보다 훨씬 많은 영역으로 과분할됨을 확인하였다.

이를 확인하기 위해 그림 6(a)에서 흰선으로 표시된 부분의 최대 형태소 크기에 따른 결과들의 프로파일을 그림 7에 도시하였다. 그림 7에서 보면, 최대 형태소 크기가  $3 \times 3$ 에서  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$ ,  $11 \times 11$ 로 증가 ( $h_3 > h_7 > h_9 > h_{11}$ )함에 따라 에지들간의 상호간섭으로 인해 집수 지역의 바닥이 알아져 문턱치를 비슷하거나 좀 더 낮은 값으로 낮추어도 에지가 소실되어 배경과 같은 영역으로 분할됨을 알 수 있다.

한편, Pentium-III(450MHz)에서의 영상 분할 시간을 측정하여 비교하였다. 이 때 영역 병합 알고리즘으로는 Salembier<sup>[15]</sup> 등에 의해 제안된 영역 이웃 그래프(RAG: Region Adjacency Graph)에 기반한 알고리즘을 사용하였다. 여기서, 각 영역의 모델은 그 영역의 명도 값들의 평균값으로 하였고, 영역들간의 병합 순서는 두 영역의 평균값 차를 이용하였다. 영역 병합 후, 남은 영역 중 화소 개수가 30개(전체 화소 개수의 0.02%) 미만인 경우 가장 비슷한 이웃 영역에 포함 시켰다. 표 1은 세 가지의 영상 분할 방법 각각에 대해 문턱치를 각각 2, 10, 13로 하고 각각의 초기 분할 영역 수 388, 528, 157을 70개로 병합 분할하는데 소요되는 시간을 각각 기록한 것이다. 이 때, 다중척도 기울기 연산자의 최대 형태소 크기는  $11 \times 11$ 로 하였다. 기존 두 개 방법에 비해 제안한 방법은 램프 에지의 위치를 찾기 위한 추가적

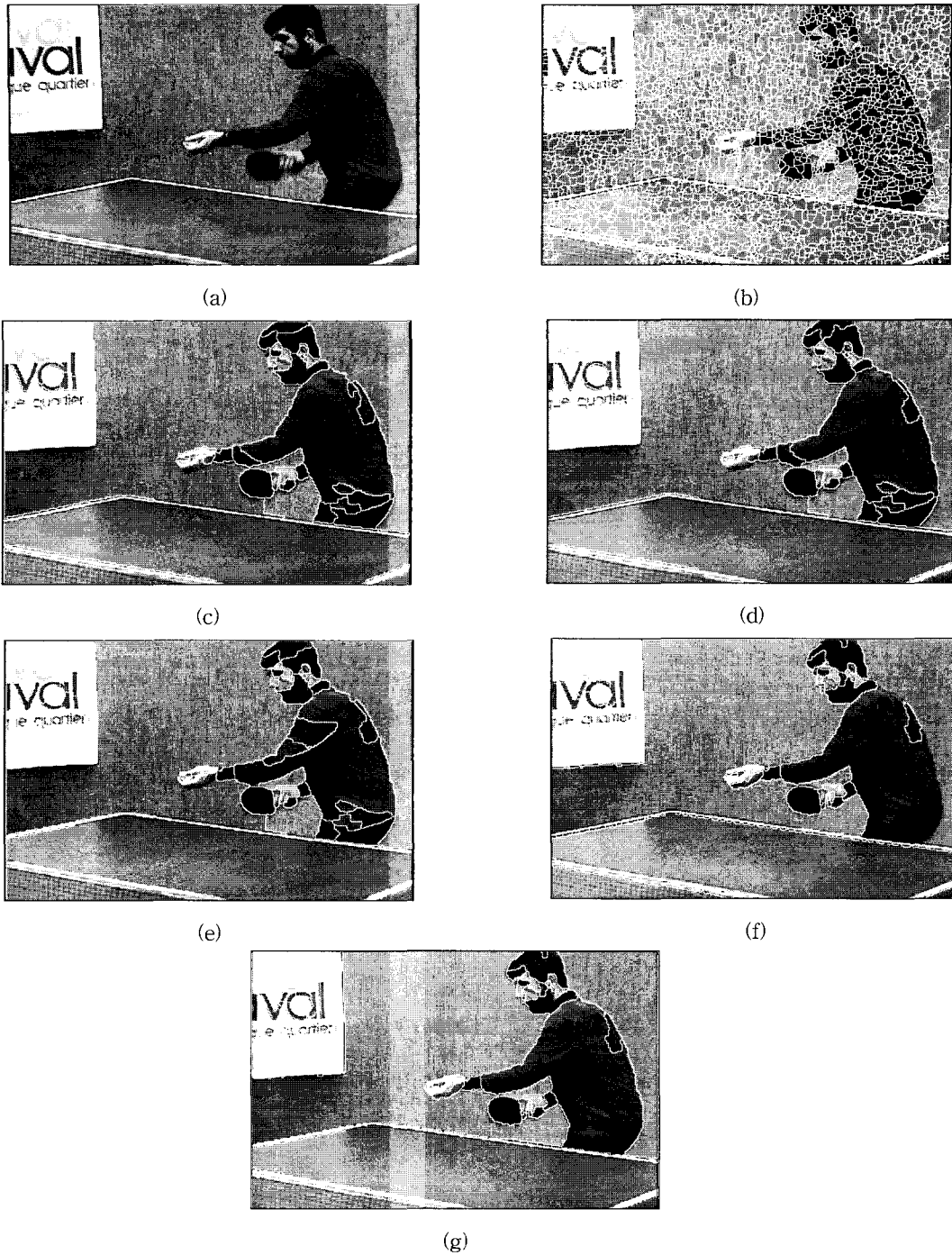


그림 5. 탁구 장면 영상에 대한 영상 분할 (a) 원 영상[최대 형태소 크기, 문턱치]가 각각 (b) [3×3, 0], (c) [7×7, 10], (d) [9×9, 10], (e) [11×11, 8]인 다중형태소의 결과, (f) 문턱치가 13인 단일형태소의 결과, (g) 제안한 방법의 결과(문턱치 13)

Fig. 5. Image segmentation of a Table tennis image: (a)Original image, and the result of using the multiscale gradient operator wher maximum structuring element size and threshold vale of (b) [3×3, 0], (c) [7×7, 10], (d) [9×9, 10], (e) [11×11, 8], respectively, (f) result of using the conventional monoscale gradient operator with threshold value 13, and (g) the result of the proposed method with threshold value 13.



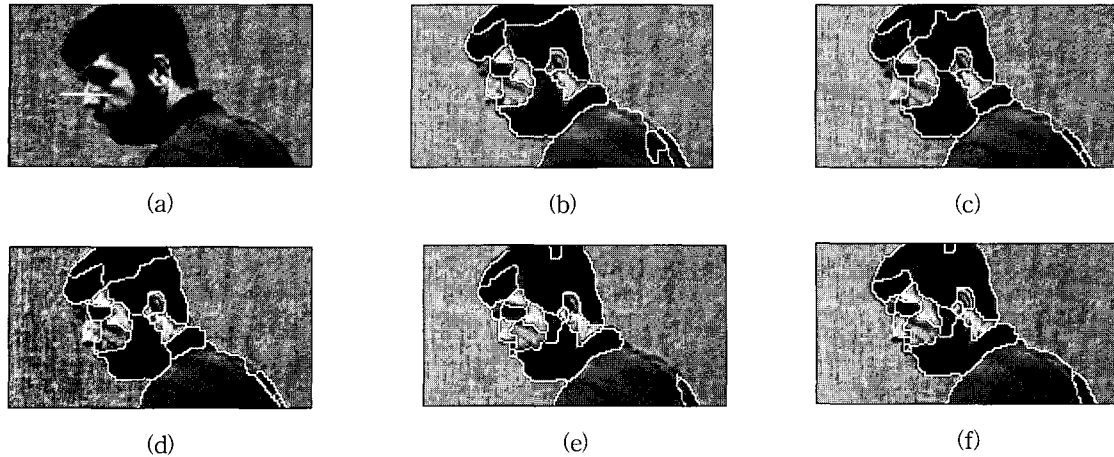


그림 6. 그림 5(a), (b), (c), (d), (e), (f), (g)의 영상들에 대해 얼굴부분만을 확대한 영상들  
 Fig. 6. Facial images enlarged from each of the Fig. 5(a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) images.

표 1. 분수계 기반 각 영상 분할 알고리즘의 총 처리 시간

Table 1. Total processing time of each image segmentation method of the watershed-based image segmentation. [sec]

Algorithms	Filtering for smoothing	Gradient operation	Ramp edge detection	Filtering for reducing of oversegmentation	Watershed transform	Region merging	Total
Monoscale-based	5.26	0.09	-	2.55	3.72	33.83	45.45
Multiscale-based	5.26	2.10	-	2.43	3.31	24.83	37.93
Proposed method	5.26	0.09	0.23	2.83	3.70	10.06	22.17

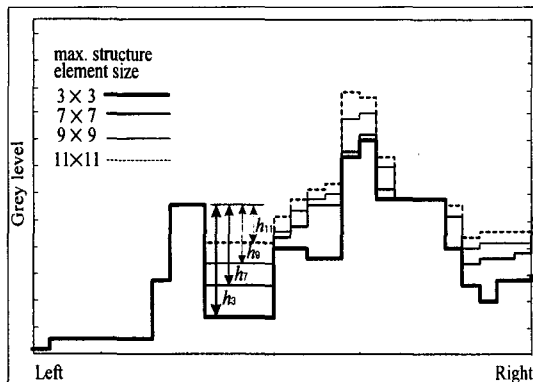


그림 7. 최대형태소 크기를 달리한 결과들에 대한 그림 6(a)의 흰선 부분의 화소값 프로파일

Fig. 7. Gradient image profile along the white line of the Fig. 6(a) for varying size of maximum structuring element.

인 라플라시안 연산을 필요로 하지만, 영역 병합이전에 램프 에지 및 에지 밀집 지역의 에지 소실 없이 훨씬 적은 수의 초기 분할 영상을 얻을 수 있으므로 영역 병합에 소요되는 시간을 대폭 줄여 전체적인 영상 분할 시간을 기존의 방법들에 비해 단축시킬 수 있었다.

## V. 결론

본 논문에서는 분수계 기반 영상 분할의 속도 개선을 위한 새로운 전처리 방법을 제안하였다. 영상 분할을 위한 분수계 변환에 있어서, 단순히 단일척도 또는 다중척도의 형태학적 기울기 연산자를 사용하여 만드는 기존의 기준 영상과는 달리, 제안한 방법에서는 원 영상에 라플라시안 연산을 수행해 램프 에지의 위치와 폭을 구한후 이로부터 램프 에지 기울기 보정값을 구

하였다. 그런 후 단일척도 기울기 연산자를 사용한 영상에 이들 램프 에지의 위치에만 보정값을 더하여 기준 영상을 만들었다. 기존대로의 마커 영상을 만들어 부식에 의해 재구성하는 새로운 전처리로 얻은 영상을 분수계 변환함으로써, 기존의 방법들보다 과분할을 방지할 수 있어서 분수계 기반 영상 분할 처리 시간의 대부분을 차지하는 영역 병합 시간을 대폭 줄여 총 영상 분할 속도를 약 2배 가까이 향상시킬 수 있었다.

### 참 고 문 헌

- [1] R. Pal and K. Pal, "A review on image segmentation technique," *Pattern Recognition*, vol. 26, pp. 1277-1294, 1993.
- [2] R. Haralick and L. Shapiro, "Survey: Image segmentation technique," *Computer Vision Graphic and Image Processing*, vol. 29, pp. 100-132, Jan. 1985.
- [3] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, vol. 13, no. 6, Jun. 1991.
- [4] P. Salembier and M. Paras, "Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 369-651, Sep. 1994.
- [5] J. and P. Soille, "Morphological gradients," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 2, no. 4, pp. 326-336, Oct. 1993.
- [6] J. Thiran, L. Vincent, and B. Macq, "A queue-based region growing algorithm for accurate segmentation of multi-dimensional digital images," *Signal Processing*, vol. 60, pp. 1-10, 1997.
- [7] L. Shafarenko and M. Petrou, "Automatic watershed segmentation of randomly textured color image," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 11, pp. 1530-1543, Nov. 1997.
- [8] 유한민, 이경무, "조건부 확장연산과 Watershed 알고리즘을 이용한 영상객체 분할기법," *신호처리합동학술대회 논문지*, vol. 11, no. 1, pp. 103-106, Oct. 1998
- [9] K. Haris, S. Efstratiadis, N. Maglaveras, and C. Pappas, "Hybrid image segmentation using watershed," *SPIE Proc. Visual Communications and Image Processing 96*, pp. 1140-1151, Orlando, Florida, U.S.A., March, 1996.
- [10] P. Salembier, "Morphological multiscale segmentation for image coding," *Signal Processing*, vol. 38, no. 3, pp. 359-386, July 1994.
- [11] D. Wang, "A multiscale gradient algorithm for image segmentation using watersheds," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 12, pp. 2043-2052, 1997.
- [12] L. Gupta and T. Sortrakul, "A gaussian-mixture image segmentation algorithm," *Pattern Recognition*, vol. 3, no. 3, pp. 315-325, 1998.
- [13] L. Vincent, "morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithm," *Signal Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 176-201, Apr. 1993.
- [14] P. Salembier and P. Brigger, "morphological operators for image and video compression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 881-898, June 1996.
- [15] P. Salembier, Luis Garrido, and David Garcia, "Image Sequence Analysis and Merging Algorithm", *European Signal Processing Conference*, Rhodes, Greece, vol. 3, pp. 1693-1696, Sep. 1998.

### 저 자 소 개

曹相鉉(正會員) 第 36卷 S編 第 12號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 박사과정중

崔興文(正會員) 第 36卷 B編 第 11號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수