

論文96-33B-10-5

수리형태론에 기반한 고속 계층적 영상분할

(Fast Hierarchical Image Segmentation based on Mathematical Morphology)

金海龍*, 洪元學**, 金南哲***

(Hae Ryong Kim, Won Hak Hong, and Nam Chul Kim)

요 약

본 논문에서는 수리형태론을 이용한 고속 계층적 영상분할법을 제안하였다. 제안된 분할법은 다중역치화, 복원성 열림-닫힘, 모우드 연산, 마커추출 및 영역결정의 5단계로 구성된다. 다중역치화 단계에서는 입력영상이 Lloyd 군집화 알고리즘에 의하여 단순화된다. 다음, 복원성 열림-닫힘 과정과 모우드 연산에 의해 다중역치화된 영상이 더욱 단순화된다. 마커추출 단계에서는 영역의 크기가 주어진 문턱값 이상인 영역들의 화소들은 마커로 추출하고, 그렇지 않은 소영역의 화소들은 불확실 화소로 남겨 둔다. 마지막 단계인 영역결정 단계에서는 마커로 추출되지 않은 불확실 화소에 대해서 분수계 알고리즘에 의하여 소속 영역을 결정한다. 실험결과, 제안한 방식에 의하여 얻은 분할결과의 품질이 기존의 것에 비해 떨어지지 않으면서 수행시간은 3배정도 감소됨을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a fast hierarchical image segmentation using mathematical morphology. The proposed segmentation method is composed of five basic steps; multi-thresholding, open-close by reconstruction, mode operation, marker extraction, and region decision. In the multi-thresholding, an input image is simplified by Lloyd clustering algorithm. The multi-thresholded image then is more simplified by open-close by reconstruction and mode operation. In the marker extraction, if the pixels whose regions are larger than a threshold then they are labeled, otherwise they are left as uncertainty pixels. In the region decision, to which region each uncertainty pixel belongs finally is decided by a watershed algorithm. Experimental results show that the quality of the segmentation results by the proposed method is not inferior to that by the conventional method and the average times elapsed by the proposed method can be reduced by one third of those elapsed by the conventional method.

I. 서 론

영상분할이란 영상을 동질성(homogeneity)과 연결

* 正會員, LG電子 龜尾TV研究所

(Kumi TV Lab., LG Electronics Co.)

** 正會員, 蔚山專門大學 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Ulsan Junior College)

*** 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日字:1996年7月25日, 수정완료일:1996年9月30日

성(connectivity)을 동시에 만족하는 영역별로 나누는 것으로서 컴퓨터 비전 및 영역기반(region-based) 영상 부호화 등에 필수적인 과정이다. 기존의 영상분할 기법으로는 분할법(split-and-merge)^[1], CLRG(centeroid linkage region growing)^[2], 그래프 이론을 이용한 기법^[3,4], 신경망을 이용한 기법^[5,6], 그리고 수리형태론(mathematical morphology)을 이용한 기법^[7-12] 등이 있다. 분할법, CLRG 및 그래프 이론을 이용한 기법들은 비교적 양호한 분할 결과를 얻을 수 있으나 순차적인 반복적 구조로 인하여 병렬처리적 구현이 어려운 단점이 있다. 반면에 신경망을 이용한 기

법들은 병렬처리적 구현이 용이하지만 분할되는 영역 수를 조절하기 힘들고 분할 성능이 떨어지는 단점이 있다.

최근에 유럽의 RACE-MORPHECO 프로젝트에서 영역기반 부호화를 위해 활발히 연구되고 있는 수리형태론을 이용한 기법^[8-12]은 계층적인 영상분할이 가능하고 하드웨어 구현이 용이한 형태론 필터들의 조합으로 분할을 수행하며 분할 결과의 품질도 비교적 양호한 장점을 가진다. 수리형태론이란 영상 내의 물체나 형태를 집합체로 보고 집합 이론에 근거하여 연산을 행하는 이론^[13]으로, 수리형태론에 기반한 필터들은 영상 내의 물체에 대해 모양이나 크기, 밝기, 대비, 연결성 등의 특징들을 잘 추출하는 성질이 있어 형태 분석, 물체 인식, 영상분할 등의 다양한 분야에 이용된다.

수리형태론을 이용한 계층적 영상분할 알고리즘^[8-12]은 분할될 영역의 수를 가변할 수 있도록 여러 계층으로 구성된다. 그리고 각 계층은 단순화(simplification) 단계, 마커추출(marker extraction) 단계, 영역결정(region decision) 단계, 화질추정(quality estimation) 단계의 네 단계로 이루어진다. 단순화 단계에서는 형태론 필터를 이용하여 에지는 잘 보존하면서 에지로 둘러싸인 내부의 질감 성분이나 잡음 성분은 잘 제거하여 영상을 단순화시킨다. 마커추출 단계에서는 단순화된 영상으로부터 형태론적 기울기와 대비를 구한 후, 기울기와 대비가 큰 화소들로 둘러 쌓여 있으면서 그 내부는 기울기와 대비가 작은 화소들로 이루어진 영역들은 각각 라벨링하여 마커로 추출하고, 기울기와 대비가 큰 화소들은 소속이 불확실한 불확실 화소(uncertainty pixel)로 남겨 둔다. 그리고 영역결정 단계에서는 마커로 추출되지 않아 아직 라벨이 할당되지 않은 불확실 화소들의 영역을 결정한다. 마지막으로 화질추정 단계에서는 현재 계층에서 분할된 영역들을 다항식 근사화한 후 원영상과의 차영상을 구하여 그 차영상의 전력이 기준 이하가 되는지를 판단한다. 만약 차영상의 전력이 기준이상이면 다음 계층으로 내려가 이 차영상에 대하여 이전 계층의 분할 결과를 토대로 다시 더욱 세밀하게 분할을 수행한다. 그런데 이러한 방식의 경우 각 계층마다 복잡한 과정으로 수행되는 마커추출 단계를 거쳐야 하고, 또한 마커추출 과정 중에서 기울기 및 대비가 큰 화소들이 불확실 화소로 많이 남기 때문에 영역결정 단계에서 처리되는 화소들이 과도하게 많이 발생한다. 이로써 각 계층의 분

할 결과를 얻는데 걸리는 수행시간이 길어지게 되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 수리형태론을 이용한 기존의 계층적 분할 방식에서 단순화 단계를 대폭 수정함으로써 마커추출 단계 및 영역결정 단계를 고속으로 수행할 수 있고, 또한 각 계층의 단순화 단계를 동시에 수행할 수 있어서 기존의 방식보다 수행시간이 대폭 감소되는 고속 분할법을 제안한다.

제안된 분할법에서 단순화 단계는 다중역치화(multi-thresholding) 과정과 복원성 열림-닫힘(open-close by reconstruction) 과정 및 모우드(mode) 연산 과정으로 구성된다. 첫번째 과정인 다중역치화 과정에서는 입력영상의 히스토그램을 군집화(clustering)한 후 이에 근거하여 입력영상을 다중역치화한다. 이렇게 함으로써 입력영상이 밝기값이 유사한 영역들로 군집화된다. 복원성 열림-닫힘 과정에서는 다중역치화된 영상을 각 해상도별로 단순화시킨다. 그리고 모우드 연산 과정에서는 분할될 영역들의 윤곽선을 단순화시킬 목적으로 기울기가 큰 경계 부분을 더 단순화시킨다. 마커추출 단계에서는 단순화된 영상에 대해 동일한 밝기값을 가지는 영역별로 라벨링한 후 영역의 크기가 주어진 문턱값 이상인 영역들을 마커로 추출하고, 그렇지 않은 소영역들은 불확실 화소로 남겨 둔다. 제안된 분할법에서는 미리 밝기값이 유사한 영역들로 군집화된 영상으로부터 마커를 추출하므로 기존의 방식에서 마커추출을 위해 사용된 복잡한 연산들의 사용 없이 간단한 라벨링만으로 마커를 추출할 수 있다. 따라서 기존의 방식보다 마커추출 단계의 수행시간이 매우 감축된다. 마지막 단계인 영역결정 단계에서는 마커로 추출되지 않은 불확실 화소에 대해서 영역을 결정하여 최종적으로 분할된 결과를 얻는다. 이때 제안된 분할법에 의해 단순화된 영상에는 밝기값이 유사한 영역들로 많이 군집화되어 있어 소영역들이 적으므로, 마커로 추출되지 않은 불확실 화소의 수가 적어서 영역결정 단계에 소요되는 시간도 많이 감축된다. 그리고 제안된 방식은 기존의 방식에서처럼 화질추정 단계를 통해 얻은 차영상을 다음 계층에서 분할하는 방식이 아니고, 각 계층의 단순화 단계를 동시에 수행하는 구조이므로 전체 수행시간을 더욱 감축시킬 수 있다.

제안된 분할법의 성능을 검토하고자 Lena 영상과 Camera Man 영상에 대해 실험하였으며, 수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식과 제안된 방

식으로 Lena 영상과 Camera Man 영상을 분할하는데 소요되는 수행시간과 분할 결과를 비교하였다.

II. 수리형태론을 이용한 계층적 영상분할

그림 1은 수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식의 블록도로서 각 계층은 단순화 단계, 마커 추출 단계, 영역결정 단계, 화질추정 단계의 네 단계로 구성된다^[8-12].

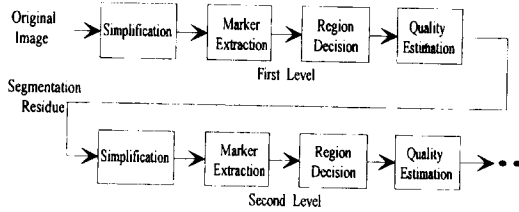


그림 1. 수리형태론을 이용한 계층적 영상분할의 블록도

Fig. 1. Block diagram of hierarchical morphological segmentation.

첫 번째 계층에서는 단순화 단계에서 이용되는 형태론 필터의 형태소 크기를 가장 크게 하여 입력영상을 가장 많이 단순화시킨 후 분할한다. 따라서 첫 번째 계층에서 분할되는 영역의 수는 매우 적으며 분할된 영역들을 0차 혹은 1차 다항식 근사화했을 때의 화질은 원영상에 비해서 대단히 떨어진다. 이렇게 근사화한 영상의 화질이 만족할 만한 수준이 아니라고 판단되면, 근사화한 영상과 원영상과의 차인 분할 차영상(segmentation residue)에 대하여 두 번째 계층에서 형태소의 크기를 보다 더 작게하여 첫 번째 계층에서와 동일한 과정으로 분할을 수행한다. 그리고 이 계층에서의 분할 결과에 만족하지 못하면 다시 다음 계층으로 내려가 이를 반복 수행한다.

1. 영상의 단순화

영상분할의 첫 번째 단계는 입력영상에 대하여 추후 영역들의 경계가 될 에지는 보존하면서 영역내부의 질감 성분이나 국부입상, 잡음 등을 제거하여 입력영상을 단순화시키는 단계이다. 형태론 필터 중에서 에지는 잘 보존하면서도 단순화된 영상을 얻을 수 있는 필터로는 복원성 열림-닫힘 필터, ASF(alternating sequential filter) 등의 connected 필터가 있다^[14]. 이러한 다양한 형태론 필터들은 기본 연산자인 불림(dilation)과

삭힘(erosion)의 조합으로 이루어진다.

불림과 삭힘 연산은 x_i 와 y_i 가 각각 N 차원의 입력 신호와 출력 신호이고, b_n 이 크기가 n인 평탄한 형태소일 때 다음과 같이 정의된다.

불림 :

$$y_i = \delta_n(x_i) = \text{Max}\{x_{i-k}, k \in b_n\} \quad (1)$$

삭힘 :

$$y_i = \epsilon_n(x_i) = \text{Min}\{x_{i+k}, k \in b_n\} \quad (2)$$

불림 연산은 형태소 내의 최대값을 출력하는 연산이고 삭힘 연산은 형태소 내의 최소값을 출력하는 연산이다. 2차원 영상에 대해 $n \times n$ 의 2차원 형태소를 이용하여 위의 연산을 수행할 때 형태소가 큰 경우에는 수행시간이 매우 많이 걸린다. $n \times n$ 의 2차원 형태소대신에 $1 \times n$ 의 형태소로 불림이나 삭힘을 수행한 다음 그 결과에 대해 다시 $n \times 1$ 의 형태소로 수행하면 동일한 결과를 얻으면서 고속으로 처리할 수 있다^[15].

단순화 단계에서는 에지는 잘 보존하면서도 에지로 둘러싸인 내부의 질감 성분이나 국부입상들을 제거하여 평탄하게 만드는 복원성 연산이 필요하다. 이러한 복원성 필터들은 측지불림(geodesic dilation)과 측지삭힘(geodesic erosion)의 조합으로 이루어지는데 입력영상 x_i 와 기준 영상 r_i 를 비교하면서 연산을 수행하는 복원성 필터들의 연산식은 다음과 같다^[8, 10].

크기 1의 측지불림 :

$$y_i = \delta^{(1)}(x_i, r_i) = \text{Min}\{\delta_i(x_i), r_i\} \quad (3)$$

크기 1의 측지삭힘 :

$$y_i = \epsilon^{(1)}(x_i, r_i) = \text{Max}\{\epsilon_i(x_i), r_i\} \quad (4)$$

불림복원(reconstruction by dilation) :

$$y_i = \gamma^{(rec)}(x_i, r_i) = \dots \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(x_i, r_i) \dots, r_i) \quad (5)$$

삭힘복원(reconstruction by erosion) :

$$y_i = \varphi^{(rec)}(x_i, r_i) = \dots \epsilon^{(1)}(\dots \epsilon^{(1)}(x_i, r_i) \dots, r_i) \quad (6)$$

여기서, 크기 1의 측지불림은 최소 크기의 기본 형태소로 먼저 불림을 한 후 그 결과와 기준 신호를 비교해서 작은 값을 취하는 연산이다. 본 논문에서 기본 형태소로는 4방향 연결성을 갖는 5화소의 십자형 형태소를 사용하였다. 또한, 크기 1의 측지삭힘은 최소 크기의

기본 형태소로 먼저 삭힘을 한 후 그 결과와 기준 신호를 비교해서 큰 값을 취하는 연산이다. 임의의 크기의 축지 연산은 크기 1의 축지 연산을 임의의 크기값만큼 반복함으로써 얻는다. 그리고, 무한히 반복하는 무한대 크기의 축지불림 연산과 축지삭힘 연산을 각각 불림복원, 삭힘복원이라고 한다. 실제에 있어서는 크기 1의 축지 연산을 반복 수행할 때 출력 신호가 더이상 변화가 없는 수렴점에 도달할 때까지만 수행을 하면 된다.

불림복원 또는 삭힘복원 연산에서 원영상을 기준영상으로 하고 각각 $n \times n$ 의 형태소로 삭힘 또는 불림된 영상을 입력으로 하여 수행하는 연산을 각각 복원성 열림(opening by reconstruction)과 복원성 닫힘(closing by reconstruction)이라 한다.

복원성 열림 :

$$\gamma^{(rec)}(\varepsilon_n(x_i), x_i) \quad (7)$$

복원성 닫힘 :

$$\varphi^{(rec)}(\delta_n(x_i), x_i) \quad (8)$$

위의 두 연산을 조합하면 다음과 같은 복원성 열림-닫힘 필터와 ASF의 연산이 가능하다.

복원성 열림-닫힘 :

$$y_i = \varphi^{(rec)} \gamma^{(rec)} \quad (9)$$

ASF :

$$\Psi_n = \varphi_n^{(rec)} \gamma_n^{(rec)} \cdot \cdot \cdot \varphi_p^{(rec)} \gamma_p^{(rec)} \cdot \cdot \cdot \varphi_1^{(rec)} \gamma_1^{(rec)} \quad (10)$$

복원성 열림-닫힘 연산은 복원성 열림을 수행한 후에 그 결과에 대해서 복원성 닫힘을 수행하는 구조이며, ASF는 형태소 크기를 가변하면서 복원성 열림-닫힘을 반복적으로 수행하는 구조이다. connected 필터 중에서는 ASF의 성능이 가장 우수하지만 구조가 복잡하고 수행시간이 많이 걸리므로 실제 구현시에는 성능이 유사하면서 구조가 간단한 복원성 열림-닫힘 필터가 흔히 사용된다. 복원성 열림-닫힘 필터의 구현시 (7) 및 (8)식 그대로 구현한다면 변화가 없을 때까지 반복하는 횟수가 수백 번이어서 수행시간이 매우 많이 걸린다. 그러나, 반복 과정없이 삭힘이나 불림된 영상으로부터 바로 원하는 결과를 얻을 수 있는 고속 알고리즘^[16]을 사용하면 수행시간을 크게 단축시킬 수 있

다. connected 필터들은 형태소의 크기를 가변함으로써 영상의 단순화 정도를 조절할 수 있다. 그리고 다른 크기의 형태소로 단순화된 영상간에는 영역의 포함 관계(inclusion relationship)가 성립되며 영역의 경계는 유지된다^[14].

2. 마커추출

마커추출 단계에서는 단순화된 영상에서 형태론적 기울기 및 대비를 구한 다음, 기울기와 대비가 큰 화소들로 둘러 쌓여 있으면서 그 내부는 기울기와 대비가 작은 화소들로 이루어진 영역들을 추출한 후 연결성을 만족하는 영역별로 라벨링하여 소속이 확실한 영역임을 표시하는 마커를 추출한다. 이때, 기울기와 대비가 큰 부분의 화소들은 소속이 불확실한 불확실 화소로 남겨 두어 영역결정 단계에서 처리되도록 한다. 그림 2는 이러한 마커추출 과정의 전체 블록도이다.

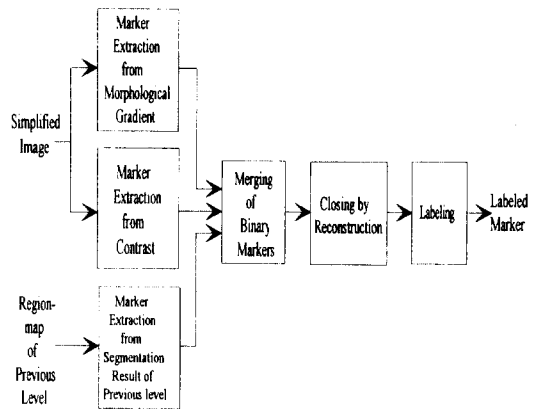


그림 2. 마커 추출 단계의 블록도

Fig. 2. Block diagram of marker extraction.

형태론적 기울기는 기본 형태소로 입력영상을 불림의 결과와 삭힘의 결과와의 차이로 정의된다.

형태론적 기울기 :

$$g(f) = \delta_1(f) - \varepsilon_1(f) \quad (11)$$

형태론적 기울기 영상에서 문턱값 이하인 부분을 0으로 하고, 문턱값보다 큰 값들을 255로 하여 이진 영상을 만들 때 0에 해당하는 화소들은 마커에 해당하고 255에 해당하는 화소들은 영역의 경계 부분에 해당하는 불확실 화소들이다. 이때의 문턱값으로는 형태론적 기울기 영상의 표준편차를 사용한다. 그런데, 형태론적

기울기만으로 마커를 추출하면 기울기가 서서히 변하는 부분에서는 서로 다른 영역이 동일한 마커로 추출될 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 대비 영상으로부터 마커를 추출하는 과정도 추가로 필요하다.

대비 영상은 원영상에서 주위보다 밝기값 차가 큰 부분이 강조되도록 다음과 같은 연산식으로 주어진다.

대비 영상 :

$$|f - \text{Min}\{\gamma_n \varphi_n, \text{Max}\{\varphi_n \gamma_n, f\}\}| \quad (12)$$

이렇게 구해진 대비 영상에 대해서도 형태론적 기울기 영상을 구하여 마커를 추출한다. 또한, 현재 계층에서 분할될 임의의 영역 내의 두 화소가 이전 계층에서도 반드시 동일한 영역에 속하기 위해서 이전 계층의 분할 결과인 영역맵(region-map)도 마커로 이용한다.

다음, 각기 다르게 추출된 이진 마커 신호들을 병합하여 이진 영상을 만든다. 그런 후 이 이진 영상에서 0의 값을 가지는 영역들 중 소영역들은 마커로 추출되지 않도록 하기 위해 복원성 닫힘 필터를 이용해 255의 값들로 채운다. 이어서, 255의 값으로 둘러 쌓여 있으면서 0의 값을 가지는 영역별로 라벨링을 하여 최종적인 마커를 얻는다. 이때, 255의 값을 가지는 화소들은 불확실 화소로 남겨 둔다. 그림 3은 추출된 이진 마커를 병합한 후 라벨을 할당하는 과정을 나타낸 그림이다.

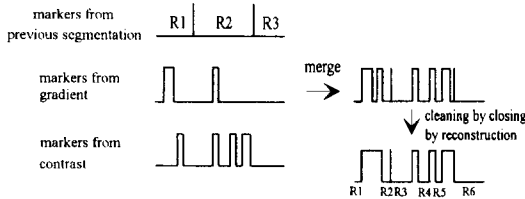


그림 3. 이진 마커들의 병합 및 라벨링

Fig. 3. Merging of binary markers and labeling.

3. 영역결정

영역결정 단계에서는 분수계(watershed) 알고리즘^{7,10,17]}을 이용하여 소속이 불확실한 불확실 화소들의 영역을 결정한다. 기존의 분수계 알고리즘으로는 크게 두가지 방식이 있는데, 첫번째 방식은 형태론적 기울기 영상을 이용해 영역을 결정하는 방식^{7,17]}이고 두번째 방식은 단순화된 영상 자체에서 계층적 큐(hierarchical queue)를 이용하여 영역을 결정하는 방식^{10]}이다.

형태론적 기울기 영상에 적용하는 분수계 알고리즘은 불확실 화소들 중 형태론적 기울기 값이 작고, 이미 라벨링이 된 영역과 거리가 가까운 화소부터 먼저 인접 영역과 동일한 라벨을 갖도록 하는 알고리즘이다. 그런데 형태론적 기울기로 영역을 결정하면 분할 결과의 품질이 떨어지는 문제점을 가지고 있다^{10]}. 이 방식의 문제점을 개선하고자 제안된 방식이 영상 자체에 적용하는 분수계 알고리즘이다.

영상 자체에 적용하는 분수계 알고리즘은 계층적 큐를 이용하여 불확실 화소들의 영역을 결정한다. 이 방식의 전체 알고리즘은 다음과 같다.

- 이미 라벨링이 된 마커 영역에 4방향으로 인접한 모든 불확실 화소들을 우선순위 측도에 따라 해당되는 큐에 삽입한다. 이때 우선순위의 측도로는 불확실화소의 밝기값과 인접 영역들과의 평균값(반올림된 것)과의 차이를 구한 후, 그 차이가 가장 작은 것으로 한다.
- 큐에서 우선순위가 가장 높은 화소를 뽑는다. 이 화소가 아직 라벨링이 되지 않은 화소라면 이 화소의 밝기값과 인접 영역들의 평균값과의 차를 구해서 차의 값이 가장 작은 인접 영역의 라벨을 이 화소에 할당한다.
- 큐에서 뽑은 화소에 라벨링이 되면 그 라벨에 해당하는 영역의 평균값을 갱신한다.
- 그런 후 현재 라벨링된 화소의 인접 화소들을 조사해서 아직 라벨링이 되지 않은 화소가 있다면 우선순위를 구한 후 해당하는 큐에 삽입한다. 이때 인접 화소들이 이미 큐에 삽입되어 있을 경우에는 이전에 삽입될 때의 우선순위와 현재의 우선순위를 비교해서 현재의 우선순위가 더 높을 경우에만 큐에 삽입한다.
- 만일 큐에서 뽑은 화소가 이미 라벨링이 된 화소라면 그 화소의 인접 화소들 중 아직 라벨링이 되지 않은 화소들을 d와 동일한 과정으로 큐에 삽입한다.
- 큐가 빌 때까지 위의 과정 b-d를 반복한다.

그림 4는 이러한 계층적 큐를 이용하는 분수계 알고리즘의 예를 나타낸 것이다.

4. 화질추정

이 단계에서는 분할된 영역을 0차 (평균값) 혹은 1차

의 다항식으로 근사화한다. 이때, 각 영역마다 근사화 계수들은 근사화된 영상과 원영상과의 차인 분할 차영상의 전력을 최소화하는 식으로부터 구한다. 다음, 분할 차영상의 전력이 기준 이하이면 화질이 만족스러운 것으로 판단하여 분할과정을 끝낸다. 그렇지 않으면 다음 계층에서 분할 차영상을 입력으로 하여 분할과정을 계속 수행한다.

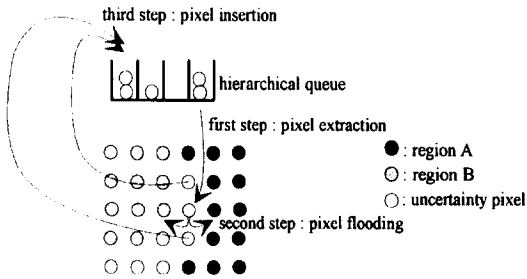


그림 4. 계층적 큐를 이용하는 분수계 알고리즘의 예
Fig. 4. Example of watershed algorithm using hierarchical queue.

III. 제안된 고속 계층적 영상분할

수리형태론을 이용한 제안된 고속 계층적 영상분할 방식은 다중역치화 과정과 복원성 열림-닫힘 과정 및 모우드 연산 과정으로 구성된 단순화 단계와, 마커추출 단계, 그리고 분수계 알고리즘에 의한 영역결정 단계로 구성된다. 그림 5는 제안된 계층적 영상분할 방식의 블록도이다.

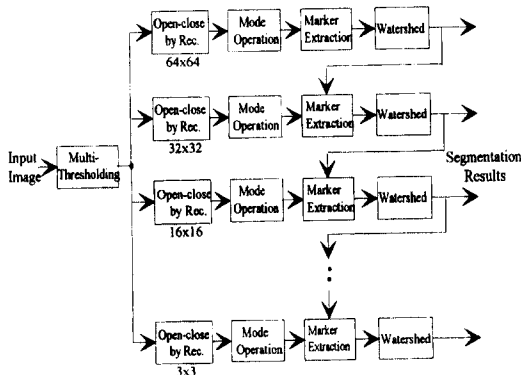


그림 5. 제안된 고속 계층적 영상분할의 블록도
Fig. 5. Block diagram of the proposed hierarchical segmentation.

단순화 단계의 첫번째 과정인 다중역치화 과정에서

는 입력영상의 히스토그램을 균집화한 후 이에 근거하여 입력영상을 다중역치화한다. 복원성 열림-닫힘 과정에서는 다중역치화된 영상을 각 해상도별로 단순화시키며, 모우드 연산 과정에서는 분할될 영역들의 윤곽선을 단순화시킬 목적으로 기울기값이 큰 경계 부분을 더욱 단순화시킨다. 그리고 마커추출 단계에서는 단순화된 영상 자체를 라벨링함으로써 간단히 마커를 얻는다. 마지막으로 영역결정 단계에서는 불확실 화소들에 대해서 분수계 알고리즘을 이용하여 영역들을 결정한다.

1) 다중역치화

이 단계에서는 Lloyd 알고리즘을 이용해 입력영상의 히스토그램을 균집화하여 다중역치화한다. 이 Lloyd 알고리즘은 벡터 양자화시 부호책 훈련 방법의 하나로 사용되는 LBG 알고리즘^[18]에서 입력벡터가 스칼라인 경우와 동일하다. 제안된 분할법에서는 입력영상의 히스토그램을 8레벨로 균집화하며 균집화의 초기 대표값으로는 입력영상의 히스토그램 분포를 균등확률로 만드는 위치의 값으로 한다. 이렇게 함으로써 10번 내외의 반복으로 균집화된 영상을 얻을 수 있다.

2) 복원성 열림-닫힘

이 단계에서는 다중역치화된 영상에 대하여 복원성 열림-닫힘 필터를 이용하여 각 해상도별로 단순화시킨다. 제안된 계층적 영상분할 알고리즘은 여섯 계층으로 구성되는데 첫번째 계층의 복원성 열림-닫힘시 이용되는 형태소 크기는 64x64이고, 다음 계층의 형태소는 이전 계층의 형태소보다 네배 작은 크기의 형태소이며, 마지막 계층인 여섯번째 계층의 형태소 크기는 3x3이다.

3) 모우드 연산

모우드 연산이란 형태소 내의 밝기값의 히스토그램에서 분포값이 가장 많은 밝기값을 출력시키는 연산으로서 majority 연산이라고도 한다. 이 연산은 영역의 윤곽 부호화시 윤곽 화소를 단순화시키는 데에 이용된다^[19] 있으며, 여기서는 복원성 열림-닫힘에 의해 단순해진 영상의 영역 경계 부분을 부드럽게 하기 위해 이용된다. 모우드 연산식은 다음과 같다.

$$M_B(x) = \begin{cases} L_i, & N_i > N_j, 1 \leq j \leq k, j \neq i \\ origin(x), & otherwise \end{cases} \quad (13)$$

여기서, x 는 화소 위치이고, L_i 는 형태소 B 내에 존재하는 임의의 밝기값이며, N_i 는 형태소 B 내에서의 L_i

밝기값의 갯수이다. 이때 형태소 B 가 클수록 영상을 더 많이 단순화시키며 십자형 형태소 혹은 3×3 의 형태소를 주로 이용한다. 본 논문에서는 단순화의 효과를 높이기 위하여 더 이상 변화가 없을 때까지 모우드 연산을 반복 적용하였는데, 일반적으로 10번 이하의 반복으로 수렴점에 도달한다.

4) 마커추출

그림 6은 제안된 분할법에서 마커추출 단계의 블록도이다. 이 마커추출 단계는 라벨링 과정과 라벨링된 영역들 중 소영역들을 불확실 화소로 바꾸는 과정으로 구성된다.

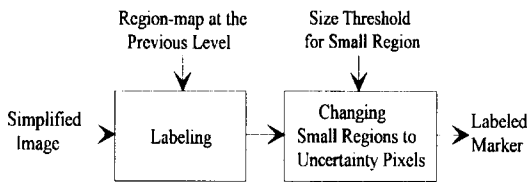


그림 6. 제안된 마커 추출 단계의 블록도
Fig. 6. Block diagram of the proposed marker extraction step.

라벨링 과정에서는 동일한 밝기값을 갖으면서 연결성 있는 영역별로 입력영상을 라벨링한다. 이때 이전 계층의 영역별 윤곽이 현재 계층에서도 유지되도록 하기 위해 이전 계층의 분할된 영역의 정보를 가지고 있는 영역맵을 이용하여 라벨링되는 영역의 윤곽 부분을 제어한다. 소영역들을 불확실 화소로 바꾸는 과정에서는 라벨링된 영역들 중에서 영역의 크기가 주어진 계층의 문턱값 이하인 소영역들을 불확실 화소로 남겨 두어 영역결정 단계에서 처리되도록 한다. 제안된 방식에서 소영역의 문턱값으로는 첫번째 계층에서는 256으로 하였고, 다음 계층에서는 이전 계층의 문턱값의 절반 크기로 하였으며 마지막 계층에서는 10으로 하였다.

제안된 마커추출 방식에서는 이미 밝기값이 다중역치화되어 있는 영상으로부터 마커를 추출하므로 기존의 마커추출 방식에서처럼 형태론적 기술기 및 대비로부터 마커를 추출하는 복잡한 과정이 필요 없어서 마커추출 과정에 소요되는 시간을 크게 감축시킬 수 있다. 또한 다중역치화된 후 복원성 열림-단힘으로 단순화된 영상에는 8개 이내의 밝기값만이 존재하고 소영역의 갯수가 매우 적으므로 대부분의 화소들이 마커로 추출된다. 따라서 라벨이 할당 안된 불확실 화소들의 수가 적어서 영역결정에 소요되는 시간도 감축시킬 수

있다.

5) 영역결정

이 단계에서는 단순화된 영상 자체에 적용하는 분수계 알고리즘을 이용해 아직 라벨이 할당 안된 불확실 화소들에 대해 영역을 결정한다. 분수계 알고리즘의 수행시 큐에 어떠한 값을 삽입하고 제거하는 데 걸리는 시간은 $O(1)$ 으로 일정하므로 전체 분수계 알고리즘의 수행시간은 처리해야할 불확실한 화소수에 비례한다. 따라서 영역결정 단계에 소요되는 수행시간은 다음과 같이 근사화할 수 있다.

$$t = N \cdot T_1 \quad (14)$$

여기서, N 는 불확실 화소의 수를 나타내며, T_1 은 한 화소당 영역이 결정되는데 걸리는 시간을 나타낸다. 또한, 제안된 분할법에서는 영역결정 단계에서 처리해야할 불확실 화소의 수가 기존의 방식에 비해 적기 때문에 기존의 방식보다 훨씬 고속으로 수행할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안된 분할 방식의 효율성을 검토하고 기존의 방식과의 성능을 비교하고자 486 DX2 66 PC 상에서 C 언어로 256×256 크기 및 256 명암도를 가지는 Lena 영상과 Camera Man 영상에 대해서 실험하였다. 그림 7은 실험에 사용된 Lena와 Camera Man 영상이다. 그리고, 기존의 방식이나 제안된 방식의 수행시, 모든 불림 및 삭힘연산, 복원성 열림-단힘연산 등은 모두 고속 알고리즘을 사용하였고 분수계 알고리즘은 모두 영상 자체에 적용하는 분수계 알고리즘을 사용하였다.



(a) Lena

(b) Camera Man

그림 7. 실험에 사용된 원영상들
Fig. 7. Original images used in simulation.

먼저 Lena 영상과 Camera Man 영상에 대해 수리

형태론을 이용한 기존의 분할 방식과 제안된 분할 방식으로 계층적 분할을 수행하는데 걸리는 시간을 비교하였다. 그리고 각 계층에서 분할된 영역수와 부호화시의 비트율 및 복원시의 PSNR 등을 비교하였다.

수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식과 제안된 계층적 영상분할 방식의 수행시간을 비교하면 다음과 같다. 먼저 표 1은 Lena 영상에 대하여 기존의 방식과 제안한 방식으로 분할할 때 각 계층의 영역결정 단계에서 처리해야 할 불확실 화소들의 갯수이다. 표 1에서 볼 수 있듯이 제안한 방식에서의 불확실한 화소들의 수가 기존의 방식에 비해 7~10배정도 적다. 이때 불확실한 화소수와 영역결정 단계의 수행시간은 비례 관계이므로 제안한 방식이 훨씬 고속으로 영역을 결정할 수 있음을 알 수 있다.

표 1. 각 계층에서 소속이 불확실한 화소수의 비교

Table 1. Comparison of the number of uncertainty pixels at each level.

Level	Conventional method	Proposed method
1	5716	261
2	10167	2096
3	12818	3675
4	21071	3194
5	24668	3230
6	31032	3072

표 2와 표 3은 Lena 영상에 대하여 수리형태론을 이용한 기존의 계층적 분할법과 제안된 계층적 분할법으로 영상을 분할할 때 한 계층에서의 평균 수행시간이다. 먼저 표 2는 기존의 방식에서 한 계층을 분할하는데 걸리는 평균 수행시간을 단계별로 나타낸 것이다. 기존의 방식에서 한 계층을 분할하는데에는 총 19.1초의 수행시간이 걸리는데, 마커추출 단계에 소요되는 시간이 전체 수행시간의 57%나 차지함을 볼 수 있다. 그리고 마커로 추출되지 않은 불확실한 화소수가 많아서 영역결정 단계의 수행시간도 많이 걸린다. 표 3은 제안된 방식의 각 단계를 수행하는데 걸리는 평균 수행시간이다. 제안된 방식의 경우 기존의 방식에 비해 단순화 단계의 수행시간은 1초 정도 더 걸리지만 마커추출 단계에 소요되는 시간과 영역결정 단계에 소요되는 시간을 많이 줄임으로써 한 계층의 평균 수행시간을 1/3 이하로 줄일 수 있었다.

표 2. 기존의 방식에서 한 계층의 평균 CPU 시간

Table 2. Average CPU time for one level by the conventional method.

Step	CPU time [sec]
Simplification	3.3
Marker extraction	10.9
Decision	4.2
Quality estimation	0.8
Total	19.2

표 3. 제안된 방식에서 한 계층의 평균 CPU 시간

Table 3. Average CPU time for one level by the proposed method.

Step	CPU time [sec]		
Simplification	Multi-thresholding	0.2	4.3
	open-close by reconstruction	2.2	
	Mode operation	1.9	
Marker extraction		1.6	
Decision		0.5	
Total		6.4	

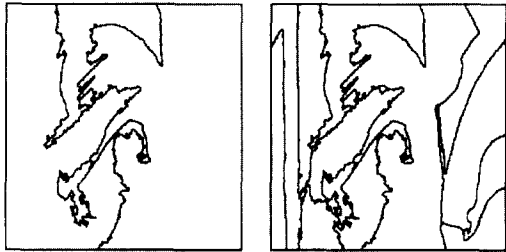
그리고 기존 방식의 하드웨어 구현시 계층별 수행이 순차적으로 이루어지는 반면에, 제안된 분할 방식의 하드웨어 구현시 수행시간이 많이 걸리는 복원성 열림-닫힘 단계와 모우드 연산 단계까지는 계층별로 병렬적으로 수행할 수 있도록 구현할 수 있다. 따라서, 이렇게 구현한다면 전체 계층의 분할 결과를 얻는데 걸리는 수행시간을 3배 이상으로 줄일 수 있다.

표 4. Lena 영상에 대한 분할 결과

Table 4. Segmentation results on Lena image.

Results Level	Conventional method			Proposed method		
	The number of regions	Bit rate [bits/pel]	PSNR of reconstructed image [dB]	The number of regions	Bit rate [bits/pel]	PSNR of reconstructed image [dB]
1	6	0.05	14.51	5	0.04	14.53
2	17	0.09	17.66	21	0.10	18.52
3	42	0.13	21.58	55	0.16	21.86
4	86	0.20	23.62	114	0.22	24.14
5	186	0.29	25.03	205	0.28	25.55
6	245	0.33	25.11	308	0.32	26.16

표 4는 Lena 영상에 대하여 기존의 방식과 제안된 방식으로 분할하였을 때 각 계층에서의 분할 영역의 수, 평균값만으로 부호화하였을 때의 비트율, 그리고 수신측에서 재생 후 평균 보존 평활 필터^[20]로 후처리하였을 때의 PSNR을 나타낸 것이다. 기존의 방식의 경우는 제안된 분할 방식에 비해 각 계층에서 분할된 영역의 수는 적지만 윤곽화소가 많아서 비트율은 유사하다. 그리고 비슷한 비트율에서 제안된 분할 방식이 기존의 방식에 비해 PSNR이 평균 0.5dB 이상 개선되었다.



(a) contour map of the 1st level (b) contour map of the 2nd level



(c) contour map of the 3rd level (d) contour map of the 4th level



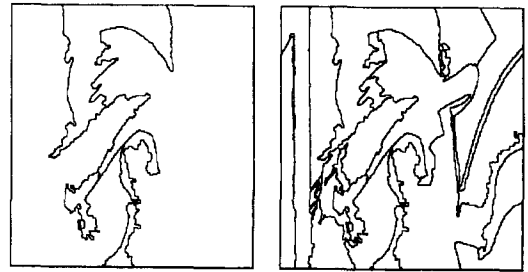
(e) contour map of the 5th level (f) contour map of the 6th level

그림 8. 기존의 방식에 의한 Lena 영상에 대한 분할의 윤곽영상

Fig. 8. Contour maps of segmentation for Lena image by the conventional method.

그림 8은 기존의 계층적 분할 방식으로 분할을 수행

하였을 때 각 계층에서의 윤곽선 영상들이고, 그림 9는 제안된 계층적 분할 방식으로 분할을 수행하였을 때 각 계층에서의 윤곽선 영상들이다.



(a) contour map of the 1st level (b) contour map of the 2nd level



(c) contour map of the 3rd level (d) contour map of the 4th level



(e) contour map of the 5th level (f) contour map of the 6th level

그림 9. 제안된 방식에 의한 Lena 영상에 대한 분할의 윤곽영상

Fig. 9. Contour maps of segmentation for Lena image by the proposed method.

두 그림에서 국부적인 윤곽선들의 모습을 비교해 보면, 제안된 방식의 윤곽선들이 기존의 방식에 의한 윤곽선들에 비해 상대적으로 단순함을 알 수 있다. 또한, 그림 8과 그림 9에서 볼 수 있듯이 계층적 영상분할을 수행하면 이전 계층의 윤곽선이 현재 계층에서도 유지되며 다해상도로 분할된 결과를 얻을 수 있다.

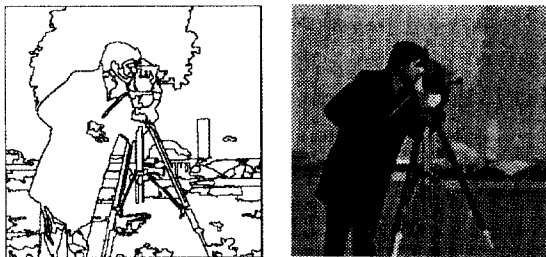
그림 10은 6번째 계층에서 기존의 방식과 제안된 방식으로 분할한 결과를 복원한 영상들이다. 그리고 그

림 11과 12는 Camera Man 영상에 대하여 기존의 방식과 제안된 방식으로 분할했을 때 마지막 계층의 윤곽선 영상과 복원 영상들이다. Camera Man 영상에 대해서도 Lena 영상에서와 유사한 결과를 얻게 됨을 알 수 있다.



(a) conventional method (b) proposed method

그림 10. 6번째 계층에서 복원된 영상
Fig. 10. Reconstructed images at the 6th level.



(a) contour map of the 6th level (b) reconstructed image of the 6th level

그림 11. 기존의 방식에 의한 Camera Man 영상의 분할 결과
Fig. 11. Segmentation results for Camera Man image by the conventional method.



(a) contour map of the 6th level (b) reconstructed image of the 6th level

그림 12. 제안된 방식에 의한 Camera Man 영상의 분할 결과
Fig. 12. Segmentation results for Camera Man image by the proposed method.

V. 결론

본 논문에서는 수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식을 살펴보고, 이러한 방식에서 수행시간이 많이 걸리는 문제점을 개선한 고속 영상분할법을 제안하였다.

수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식의 경우 각 계층마다 복잡한 과정으로 수행되는 마커 추출 단계를 거쳐야 하고, 또한 마커추출 과정 중에서 형태론적 기울기 및 대비가 큰 화소들이 소속이 불확실한 화소로 많이 남기 때문에 영역결정 단계에서 처리되는 화소들이 과도하게 많게 된다. 따라서 각 계층의 분할 결과를 얻는데 걸리는 수행시간이 길어지게 되는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 제안된 분할법에서는 기존의 분할법의 단순화 단계에 다중역치화 과정을 추가하여 미리 입력영상을 밝기값이 유사한 영역들로 군집화해 놓음으로써 기존의 마커추출을 위해 사용된 복잡한 연산들의 사용 없이 간단한 라벨링만으로 마커를 추출할 수 있었다. 그리고 제안된 분할법에 의해 단순화된 영상에는 밝기값이 유사한 영역들로 많이 군집화되어 있어 마커로 추출되지 않는 불확실 화소의 수가 적으므로 영역결정 단계에 소요되는 시간도 많이 감축할 수 있었다. 그리고 제안된 방식은 기존의 방식에서처럼 화질추정 단계를 통해 얻은 차영상을 다음 계층에서 분할하는 방식이 아니고, 각 계층의 단순화를 동시에 수행하는 구조이므로 전체 수행시간을 더욱 감축시킬 수 있다.

수리형태론을 이용한 기존의 계층적 영상분할 방식과 제안된 분할 방식으로 한 계층을 분할하는데 소요되는 수행시간을 PC 상에서 실험을 통해 비교했을 때 제안된 방식이 기존의 방식에 비해 3배이상 감소됨을 알 수 있었다. 그리고 계층적 분할을 통해 얻은 다해상도의 분할 결과를 영역기반 부호화에 응용하여 수신측에서 다해상도의 재생 영상을 얻었을 때 동일 비트율에서 PSNR이 0.5dB정도 개선됨을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] S. Horowitz and T. Pavlidis, "Picture segmentation by a tree traversal algorithm," *J. of ACM*, vol. 23, pp. 368-388, Apr. 1976.
- [2] R. Haralick and L. Shapiro, "Survey :

- image segmentation technique," *CVGIP*, vol. 29, pp. 100-132, Jan. 1985.
- [3] O. Morris, M. D. Lee, and A. Constantinides, "Graph theory for image analysis : an approach based on the shortest spanning tree," *IEE Proc.*, vol. 133, no. 2, pp. 146-152, Apr. 1986.
- [4] M. S. Suk and T. H. Cho, "Segmentation of images using minimum spanning trees," *Proc. SPIE VCIP'83*, vol. 397, pp. 180-185, 1983.
- [5] N. C. Kim, W. H. Hong, M. S. Suk, and J. Koh, "Segmentation using a competitive learning neural network for image coding," *Proc. IJCNN'93*, Nagoya, vol. 3, pp. 2203-2206, 1993.
- [6] M. Suk and J. Koh, "Multi-layer Kohonen's self-organization feature map for image segmentation," *Progress in Neural Networks*, Alex Publishing Co., 1993.
- [7] F. Meyer and S. Beucher, "Morphological segmentation," *J. of Visual Commun. and Image Representation*, vol. 1, no. 1, pp. 21-46, Sep. 1990.
- [8] P. Salembier, "Morphological multiscale segmentation for image coding," *Signal Processing*, vol. 38, pp. 359-386, 1994.
- [9] MORPHECO, "Morphological segmentation-based coding of image sequences," *MPEG-4 meeting*, 1994.
- [10] P. Salembier and M. Pardas, "Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.
- [11] P. Salembier, L. Torres, F. Meyer, and C. Gu, "Region-based video coding using mathematical morphology," *Proc. IEEE*, vol. 83, No. 6, pp. 843-857, June 1995.
- [12] I. Corset, S. Jeannin, and L. Bouchard, "MPEG-4 : Very low bit rate coding for multimedia applications," *Proc. SPIE VCIP'94*, vol. 2308, pp. 1065-1073, 1994.
- [13] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology-Vol.II, Theoretical Advances*, Academic Press, London, 1988.
- [14] J. Crespo and J. Serra, "Morphological pyramids for image coding," *Proc. SPIE VCIP'93*, vol. 2094, pp. 159-170, 1993.
- [15] C. Gratin and H. Talbot, "Fast gray-level morphological transforms with any structuring element," *Proc. SPIE VCIP'93*, vol. 2094, pp. 1727-2094, Nov. 1993.
- [16] L. Vincent, "Morphological grayscale reconstruction in image analysis : applications and efficient algorithms," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 176-201, Apr. 1993.
- [17] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An Efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 13, no. 6, pp. 583-598, June 1991.
- [18] A. Gersho and R. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [19] C. Gu and M. Kunt, "Contour simplification by a new nonlinear filter for region-based coding," *Proc. SPIE VCIP'94*, vol. 2308, pp. 1180-1191, Sep. 1994.
- [20] 이상미, 김남철, "두 변화검출 마스크를 이용한 3차원 영상분할 초저속 동영상 부호화," *전자공학회 논문지*, 제27권 10호, 1990년 10월

— 저 자 소 개 —

金 海 龍(正會員)

1994년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1996년
경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 현재
LG전자 구미TV연구소 연구원. 관심분야는 영상처리
및 영상통신

洪 元 學(正會員) 第 30卷 第 B編 第 1號 參照

현재 울산전문대학 전자공학과 교수

金 南 哲(正會員) 第 30卷 第 B編 第 1號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부
교수