

論文98-35S-11-12

형태론적 영상 분할을 위한 마커 배양기를 이용한 마커의 추출

(Marker extraction for morphological image segmentation using marker incubator)

朴賢相*, 羅鍾範*

(Hyun Sang Park and Jong Beom Ra)

요 약

형태론적 영상 분할의 성능은 적절한 마커의 선택에 전적으로 의존한다. 본 논문에서는 경사영상의 국소 최저점으로부터 성장한 담수지역들이 충분한 크기를 가질 때, 마커로 등록하는 마커 배양기를 제안한다. 마커 배양기는 범람 과정이 진행되는 동안, 정의된 마커 영역의 성장, 새로운 마커 영역의 추출, 부적절한 영역에 대한 처리 연기 등을 수행한다. 마커로서의 타당성 진단은 형태론적 필터의 형태소 크기에 의존하는 다중 기준에 의해서 이루어진다. 제안한 마커 배양기는 기존의 방법에 비해서 영역 병합 과정 없이도, 적은 수의 영역으로 동등한 화질을 실현하고, 전송 정보량과 화질 관점에서 우수한 성능을 가지기 때문에, 영역 기반 부호화를 위한 영상 분할에 적합하다.

Abstract

The performance of morphological image segmentation heavily depends on a proper selection of markers. In this paper, we propose a marker incubator where only a catchment basin that has grown sufficiently large through flooding simulation is registered as a marker. Marker incubator does following things at each flooding level: growing defined marker regions, finding new marker regions, and postponing irrelevant regions to be examined at the next level. The examination for a region to be a valid marker is performed by two size-oriented criteria that are derived from the structuring element size of a morphological filter. The simulation result shows that the image segmentation with the proposed marker incubator achieves the comparable image quality to Wang's method in a less number of markers even without region merging. Additionally, since the proposed method also performs better in terms of image quality and information for transmission, it is well suited for region-based image coding.

I. 서 론

지금까지 확정된 표준 영상 압축방식에서는 영상을 겹치지 않는 작은 크기의 블록으로 균일하게 분할한 후, 각 블록을 독립적으로 압축하는 방식을 채택하고 있다. 이러한 방식은 낮은 압축률에서 고품질을 지향

하기 때문에, 높은 압축률에서는 블록 간의 경계에서 주관적 화질이 급격히 저하되는 블록화 현상을 야기하는 단점이 있다. 현재 표준화 과정 중에 있는 MPEG-4^[1]는 이러한 블록화 현상 없이 초저전송률에서 영상을 전송하기 위해서 제안되고 있는 영상 압축방식이며, 여러 개의 의미 있는 영상 객체를 독립적으로 처리하기 위해서 VOP (Video Object Plane)라는 개념을 도입했다. 일반적인 형태를 가지는 객체 혹은 영역을 기반으로 영상을 압축할 경우에는, 인간의

* 正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科

(Dept. of Electrical Engineering, KAIST)

接受日字: 1998年5月7日, 수정완료일: 1998年8月7日

시각에 민감한 영역 간의 경계선을 자연스럽게 표현하기 때문에, 고압축률에서도 높은 주관적 화질을 유지하는 것이 가능하다.

영상 분할은 영역 기반 부호화기에서 가장 중요한 역할을 담당하고 있다. 영역 기반 부호화기는 영상을 의미 있는 영역 별로 분할한 후에, 분할된 각 영역에 대한 윤곽선과 질감 정보를 전송한다. 영역에 대한 질감 정보는 영역의 수에 정비례하고, 윤곽선에 대한 정보량 역시 영역의 수에 비례하는 관계를 가지기 때문에, 고압축을 실현하기 위해서는 영역을 줄이는 일은 필수적이다. 그러나 지나친 저분할은 화질의 저하를 야기하기 때문에, 전송해야 할 정보량과 복원된 영상의 화질을 고려하여 적절한 수의 영역을 결정해야 한다.

영상 분할은 주어진 영상을 균질한 특성을 가지는 연결된 영역 (connected region) 별로 구분하는 것으로 정의된다. 이를 위해서 많은 방법들^[2,3]이 제안되어 왔으며, 이들은 전처리 (preprocessing), 특징추출 (feature extraction), 경계결정 (boundary decision) 등과 같은 3단계로 구성되어 있다. 전처리란 잡음이나 작은 상세영역 같이 다루기 힘든 부분을 영상에서 제거함으로써, 분할하고자 하는 영상의 균질성을 향상시키는 과정이다. 특징추출 과정에서는 영상 내의 균질한 영역들을 대표할 수 있는 매개를 찾으며, 이러한 특징을 기반으로 하여 각 균질 영역 간의 경계를 결정하는 과정을 경계결정이라고 한다.

수리형태론^[4,5]을 이용한 영상 분할 알고리즘도 앞에서 언급한 3단계를 따르고 있다. 전처리 단계에서는 형태론적 필터 (morphological filter)^[6]를 이용해서 영상을 단순화한다. 특징추출 단계에서는 균질한 영역에 대한 특징으로 마커를 추출한다. 마커란 균질한 영역의 내부에 위치한 연결된 영역으로 정의된다. 영역 간의 경계는 마커로 정의된 기초 영역 (seed region)을 watershed 알고리즘^[6,7,8]에 의해서 성장시키면서 결정한다. 마커는 최종적으로 분할된 영역을 대표하기 때문에, 분할된 영상의 성능은 마커에 수와 질에 전적으로 의존한다.

형태론적 필터는 마커를 추출하는 데 중요한 역할을 한다. 즉, 형태론적 필터는 영상을 평탄한 영역으로 단순화하기 때문에, 경사영상에서 '0'인 경사값을 가지는 화소들로 구성된 연결된 영역을 마커로 사용하는 것이 가능하다. 그러나, 일반적인 형태론적 경사 연산

자 (morphological gradient operator)는 양자화 등에 의한 잡음이 균질한 영역 내에 많은 최저점을 양산하며, 이는 과분할로 이어지게 된다. 이 문제에 대한 직접적인 방안은 임의의 문턱치를 기준으로 경사영상의 각 화소들을 이진화하는 것이다. P. Salembier^[6]는 평탄한 영역에 대한 마커를 추출하기 위해서, 문턱치 보다 낮은 경사값을 가진 화소로 구성된 연결된 영역을 마커로 사용하였다. 다른 방안으로, D. Wang^[9]은 다중경사 연산자 (multiscale gradient operator)를 통해서 경사영상 자체를 단순화하는 방법을 제안했다. 그리고 단순화된 경사영상에서 잡음에 의한 최저점을 제거한 후, 문턱치 보다 높은 대조 (contrast)를 가지는 모든 최저점을 마커로 사용하였다.

위의 방법들처럼 전송해야 할 정보량 혹은 영역의 수를 조절하기 위해서 문턱치를 사용하는 것은 일반적인 접근방식이다. 그러나, 영상의 복잡도에 따라서 최적의 문턱치가 달라지기 때문에, 모든 영상에 일률적인 문턱치를 사용하는 것은 바람직하지 않은 일이다. 또한 영상에 따라서 적용적으로 문턱치를 결정할 경우에도, 최적의 문턱치를 결정하기 위해서는 많은 계산량을 필요로 한다는 문제를 노출하게 된다. 본 논문에서는 이러한 문턱치의 개입 없이 영상을 분할하기 위해서, 마커 배양기^[10]를 이용한 영상 분할 방법을 제안한다. 제안한 방법은 정보량과 화질 관점에서 기존의 방법에 비해서 우수한 성능을 가지며, 영상의 복잡도가 증가하더라도 과분할을 야기하지 않기 때문에 영역 기반 부호화기에 적합한 특성을 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저, II 장에서 마커 배양기의 기본 구조를 기술하고, 마커로서의 타당성을 진단하기 위해서 필요한 크기 기준을 결정한다. III 장에서는 제안한 방법과, 기존의 방법에 의한 영상 분할 성능을 비교한다. 결론은 IV 장에서 다루어진다.

II. 마커 배양기를 이용한 마커의 추출

1. 수리형태론의 도구

수리형태론^[4, 5, 6]은 형태, 크기, 대조, 연결성 등과 같은 객체 지향적인 성질을 다루기 때문에, 영역 기반 영상 압축에 있어서 아주 유용하다. 게다가, 수리형태론 알고리즘의 구현 용이성은 기존의 영상 분할 알고리즘에서 많은 계산량을 요구했던 것에 비해서 큰 장점이 된다. 이 절에서는 영상 분할에서 사용되는 형

태론적 도구에 대해서 살펴보겠다.

수리형태론에서는 dilation과 erosion을 가장 기본적인 연산자로 사용하며, 다른 형태론적 연산자들은 이들의 결합으로 구성된다. $f(x)$ 가 D 차원 신호, M_N 이 크기 N 인 평면 형태소라고 할 때, dilation과 erosion은 각각 식 (1)과 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\delta_N(f)(x) = \max\{f(x-y), y \in M_N\} \quad (1)$$

$$\varepsilon_N(f)(x) = \min\{f(x+y), y \in M_N\} \quad (2)$$

여기서 M_N 으로 정의된 형태소 영역의 크기는 $(2N+1)^D$ 이 된다. 따라서, 크기가 N 인 2차원 평면형태소는 원점을 중심으로 수평, 수직 각 방향으로 N 개의 화소를 포함하는 영역으로 정의되며, 이의 면적은 $(2N+1)^2$ 이다. 2차원 신호를 다룰 때, M_N 는 $M_{(2N+1)(2N+1)}$ 로 표기할 수 있다.

크기 1의 geodesic dilation은 $f(x)$ 에 대한 크기 1의 dilation과 기준신호 $r(x)$ 사이의 최소값으로 정의되며, 크기 1의 geodesic erosion은 $f(x)$ 에 대한 크기 1의 erosion과 기준신호 $r(x)$ 사이의 최대값으로 정의된다. 이들은 각각 식 (3)과 식 (4)와 같다.

$$\delta^{(1)}(f, r) = \min(\delta_1(f), r) \quad (3)$$

$$\varepsilon^{(1)}(f, r) = \max(\varepsilon_1(f), r) \quad (4)$$

위의 식들은 반복적인 연산에 의해서 1보다 큰 크기로 확장된다. 크기가 무한대인 경우에는 무한대의 반복 연산을 수행하며, 이를 dilation by reconstruction이나 erosion by reconstruction으로 명명한다. 이들은 식 (5)와 식 (6)과 같이 정의된다.

$$\gamma^{(rec)}(f, r) = \delta^{(\infty)}(f, r) = \delta^{(1)}(\dots \delta^{(1)}(f, r), \dots, r) \quad (5)$$

$$\phi^{(rec)}(f, r) = \varepsilon^{(\infty)}(f, r) = \varepsilon^{(1)}(\dots \varepsilon^{(1)}(f, r), \dots, r) \quad (6)$$

2. 마커의 기준

마커란 균질한 영역을 대표할 수 있도록, 균질한 영역 내부에서 정의되는 기준 영역이다. 경사영상을 지형 모형으로 생각했을 때, 경사영상에서 발생하는 모든 국소 최저 영역(local minima)은 인근에서 가장 균질한 지점을 대표하기 때문에 마커가 될 수 있으나, 과분할을 막기 위해서 일정한 조건을 만족하는 국소 최저 영역만을 마커로 결정해야 한다. 알려진 객체를

추출하는 경우에는 대상 객체들의 형태, 색, 크기, 텍스처 등 다양한 정보를 토대로 마커를 추출할 수 있지만, 일반적인 영상을 다루는 경우에는 사전지식이 없기 때문에 국소 최저 영역의 크기와 국소 최저 영역이 발생한 경사 높이 등을 기준으로 마커를 추출하게 된다. 이러한 기준들은 전처리 단계인 영상 단순화 과정과 밀접하게 연관되어 있기 때문에 영상 단순화에 사용하는 형태론적 필터의 특징을 토대로 마커의 크기에 관한 기준을 제시하고자 한다.

수리형태론을 기반으로 하는 영상 분할 알고리즘에서는 형태론적 필터를 사용해서 영상을 단순화한다. 일반적으로 형태론적 필터는 형태소(structuring element)보다 작은 상세 영역을 제거하며, 형태소보다 큰 객체의 형태는 보존하는 특성을 가지기 때문에, 형태소의 크기와 형태는 형태론적 필터에 의해서 단순화된 영상에 영향을 주는 변수가 된다. 특정한 형태와 방향성을 가진 형태소는 특정한 형태나 방향을 강조하거나 배제할 때 유용하지만, 격자구조를 가지는 일반적인 영상을 다루는 경우에는 구형 용이성과 객관성을 고려하여, 정사각형의 평면형태소를 사용한다. 따라서, 실제로 단순화에 영향을 주는 변수는 형태소의 크기가 된다.

형태론적 필터로 단순화된 영상을 f_s 라고 할 때, 형태론적 경사 연산자(morphological gradient)에 의한 f_s 의 경사영상 g 는 식 (7)과 같이 정의된다.

$$g = \delta_1(f_s) - \varepsilon_1(f_s) \quad (7)$$

식 (7)의 정의에 의해서, 서로 다른 밝기값 I_1 과 I_2 을 가지는 2개의 평탄한 영역이 접할 경우에는, 평탄 영역 내부의 화소들은 '0'인 경사값을, 8방향 연결성^[11]에 의해서 다른 영역에 접하는 화소들은 $|I_1 - I_2|$ 의 경사값을 가진다. 즉, 두 영역의 경계선을 중심으로 높은 경사값을 가지는 2화소 두께의 경계영역이 발생하게 된다. 크기 N 의 형태론적 필터에 의해서 보존되는 가장 작은 영역은 평면 형태소와 동일한 형태를 가지므로, $(2N+1)^2$ 의 면적을 가진다. $(2N+1)^2$ 의 면적을 가지는 균질한 정사각형 영역에 대한 경사영상에서, 경사값이 '0'인 부분의 면적은 영역 내에서 최외각에 위치한 화소들이 배제된 $(2N-1)^2$ 이 된다. 따라서, 크기 N 인 형태소를 가진 형태론적 필터에 의해서 보존되는 영역들에 대한 마커를 경사영상에서 추출하고자

할 때, 마커로 사용하기 위한 크기 기준 SC_N 은 식 (8)와 같이 결정할 수 있다.

$$SC_N = (2N-1)^2 \quad (8)$$

그러나, 경사영상에서 이러한 크기 기준을 만족시키는 국소 최저 영역의 수는 완전한 영역 경계와 경사영상에서의 잡음 때문에 상당히 적다. 다음 절의 마커 배양기는 이러한 문제를 극복하기 위해서 제안되었다.

3. 마커 배양기를 이용한 마커의 추출^[10]

그림 1은 마커 배양기의 개념을 설명하기 위한 것이다. 주어진 일차원 경사영상에서 국소 최저 영역 M1, M2는 높이 '0'에서는 같은 크기를 가지지만, M1, M2에 가상의 구멍을 뚫고서, 경사영상을 서서히 물에 담금으로써, 수직방향으로 배양 높이 h_i 까지 순차적으로 범람 (flooding)을 진행함에 따라, M1으로부터 시작한 담수지역의 크기는 순차적으로 2, 4, 5, 6으로 3배의 넓이로, M2는 2에서 3으로 1.5배의 넓이를 가지는 담수지역으로 성장한다. 따라서, 기저 높이에서는 마커로 등록되기에는 작은 크기를 가지더라도 일정한 수준까지 범람이 진행된 후에는, 식 (8)의 크기 조건을 만족시킬 만큼 충분히 성장한 담수지역이 발생하게 된다. 마커 배양기는 이렇게 충분히 성장한 담수지역을 마커로 사용한다. 그림에서 크기 기준을 3이라고 할 때, M1에서 시작된 담수지역은 $h=4$ 에서 마커로 등록되며, M2에서 시작된 담수지역은 $h=7$ 에서 마커로 등록된다. 마커 배양기는 경사영상의 기저 높이로부터 지정된 배양 높이 까지 순차적으로 범람 실험을 수행하면서 다음과 같은 일을 수행한다.

- 이미 결정된 마커 영역을 성장시킨다.
- 현재 배양 높이에서 새롭게 발생한 국소 최저 영역 중에서 크기 조건을 만족시키는 영역을 새로운 마커로 등록한다.
- 그렇지 않은 국소 최저 영역들은 다음 경사 높이에서도 국소 최저 영역이 되거나, 이미 결정된 마커와 병합되도록 다음 경사 높이로 처리를 미룬다.

그림 2는 마커 배양기의 처리도를 나타낸다. 경사영상은 배양이 진행됨에 따라 갱신되며, 기저 높이에서의 경사영상 g_0 는 식 (7)과 동일하다. 경사 높이 h 에서는 경사 높이 $h-1$ 에서 생성된 경사영상 g_h 를 사용하며, 다음 경사 높이에서 사용될 경사영상 g_{h+1} 을 준

비한다. g_{h+1} 의 초기값은 g_h 와 같으며, 마커에 대한 타당성 진단 과정에서 갱신된다. p 가 영상 내의 임의의 화소를 나타낼 때, 경사 높이 h 에서는 화소 집합 $P(h)=\{p|g_h(p)=h\}$ 만을 고려한다. 마커 배양기는 경사 높이 h 에서 다음과 같은 작업을 수행한다.

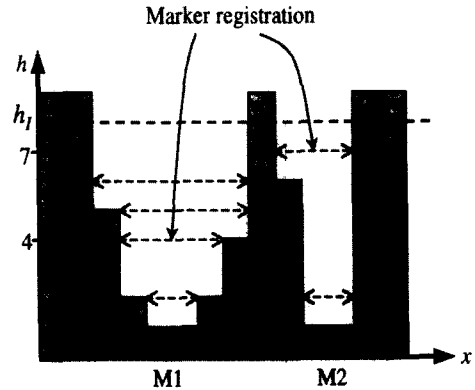


그림 1. 일차원 국소 최저 영역
Fig. 1. 1-dimensional local minima.

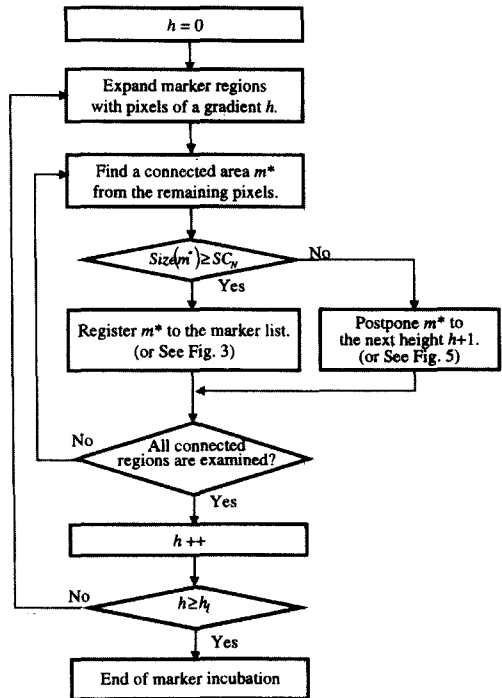


그림 2. 마커 배양기의 처리도
Fig. 2. Flowchart of marker incubator.

경사 높이 $h-1$ 까지 배양을 진행하면서 결정된 마커 영역을 성장시킨다. 먼저 $P(h)$ 의 화소 중에서 4방향

연결성^[11]에 의해서 기결정된 마커 영역과 인접한 화소들을, 가장 유사한 마커 영역으로 병합시킨다. 유사도는 화소의 밝기값과 마커 영역의 평균 밝기값의 차이에 대한 절대값으로 정의한다. 마커 영역이 성장하면서, $P(h)$ 내의 다른 화소들이 새롭게 마커 영역과 인접하게 되므로, 이들 또한 유사도 비교에 의해서 마커 영역으로 병합되게 된다. 마커 영역의 성장은 이렇게 연속적으로 이루어지며, 4방향 연결성에 의해서 마커 영역과 인접하는 $P(h)$ 내의 화소가 더 이상 존재하지 않을 때까지 지속한다. 이로써 마커 영역의 성장을 마치고, 새로운 마커 영역을 찾는 일을 시작한다.

병합되지 않은 $P(h)$ 의 화소들을 가지고 4방향 연결성에 의해서 연결된 영역을 구성한다. 이는 경사 높이 h 에서 새롭게 발생하는 국소 최저 영역이 되며, 각 영역들은 마커로서의 타당성을 진단받는다. 이렇게 구성된 임의의 영역을 m^* 라고 하자. 만약 m^* 의 면적이 주어진 크기 조건인 SC_N 보다 같거나 크다면, m^* 은 새로운 마커로 등록한다. 그렇지 않은 경우에는 m^* 에 대한 처리를 다음 경사 높이로 연기한다. 연기된 영역은 다음 경사 높이에서도 같은 형태의 국소 최저 영역이 되거나, $h+1$ 의 경사값을 가지는 주위의 다른 화소들과 결합해서 더 큰 국소 최저 영역을 형성할 수 있도록, $p \in m^*$ 인 화소들에 대해서 경사영상을 $g_{h+1}(p)=h$ 인 초기값에서 $g_{h+1}(p)=h+1$ 로 갱신한다. 이러한 과정은 모든 연결된 영역에 대해서 판정이 끝날 때까지 반복한다.

경사 높이 h 에서 배양이 끝난 후에, 마커 영역으로 정의되지 않은 화소들이 가지는 가장 작은 경사값은 $h+1$ 이 된다. 마커 배양은 배양 높이 h_u 에 도달할 때까지 수행한다.

4. 마커의 취소와 추가

앞 절에서는 유일한 기준에 의해서 마커의 타당성을 진단했다. 그러나, 하나의 기준에 의해서 영역들을 이진 분류하는 것은 영상의 지역적인 특성에 따라서, 저분할이나 과분할을 이끌어낼 가능성이 발생하기 때문에, 더 세분한 구분에 대한 필요성이 야기된다. 본 논문에서는 일차적인 이진 분류 후에, 크기 기준을 만족시킨 영역과 그렇지 않은 영역들에 대해서 서로 다른 규칙에 의해서 재검토를 수행한다. 이때, 전자의 경우에는 마커 등록을 취소하는 것을, 후자의 경우에는 마커로 재등록하는 것을 고려한다.

크기 조건을 만족시키는 마커 중에서는 성능에 큰 영향을 주지 않으면서 취소될 수 있는 마커가 있다. 경사 높이 h 에서 크기 조건을 만족시킨 최저 영역 m^* 는 마커의 자격이 있지만, 이 영역을 둘러싼 화소들의 경사값이 모두 $h+1$ 일 때, 마커로 등록하지 않더라도 다음 경사 높이에서는 동일한 형태의 마커를 재등록하는 것이 가능하다. 이러한 종류의 최저 영역들은 영상의 단순한 배경 등에서 발생하기 때문에 이들의 취소는 단순 배경에서 과분할을 억제하는 효과가 있다. 따라서 그림 2에서 크기 조건을 만족시킨 임의의 최저 영역 m^* 에 대해서 그림 3과 같이 마커 등록 가부를 결정한다.

```

/* Set Abort Flag */
Abort = TRUE;
For every pixel  $p \in m^*$  and  $N_4(p) \in m^*$  {
    if  $g_h(p) \neq h+1$  {
        Abort = FALSE;
        break;
    }
}

/* Marker Registration or Not */
if Abort == TRUE {
    For every pixel  $p \in m^*$  {
         $g_{h+1}(p)++$ ;
    }
} else {
    Add  $m^*$  to the marker list;
}

```

그림 3. 마커 취소 알고리즘

Fig. 3. Marker abortion algorithm.

그 반면에, 크기 조건을 만족시키지 않는 국소 최저 영역이라 하더라도, 영상 분할에 필요한 마커가 될 수 있다. 영상에는 SC_N 보다 작은 평탄한 영역 중에서 형태론적 필터로 제거되지 않는 영역들이 있다. 이들의 범주에는 평탄 영역 사이의 전이 영역과, 복잡한 영상 내에서 형성된 작은 평탄 영역들이 포함된다. 후자의 경우는 시각적으로 둔감하기 때문에 분할의 필요성이 낮지만, 전자의 경우에는 시각적으로 민감한 특성을 가지기 때문에 이들에 대한 마커를 추출할 필요성이 높아진다.

그림 4와 같이 평탄 영역 사이에 SC_N 보다 작은 크기를 가지는 직사각형의 객체가 있을 때, 세 영역 A, B, C가 가지는 밝기값이 $I(A) > I(B) > I(C)$ 나 $I(A) < I(B) < I(C)$ 인 관계를 가지면 영역 B가 평면형태 소보다 작더라도 형태론적 필터로 제거되지 않는다. 여기서 $I(A)$ 은 영역 A의 밝기값을 나타낸다. 그러나 영역 B의 밝기값이 주변에 비해서 최소값이거나 최대값일 경우에는 형태론적 필터로 제거되는데, 이러한 현상은 형태론적 필터를 구성하는 erosion, dilation등과 같은 기본 도구들이 국소적인 최소값이나 최대값을 찾는 비선형 필터라는 특성에서 기인한다. 즉, 이들은 단조증가나 단조감소의 형태를 가지는 신호 영역에서는 최소값이나 최대값을 찾더라도 신호의 크기에만 영향을 주고 신호 형태는 여전히 유지하지만, 상수 신호 영역에서 들출된 잡음은 최소값이나 최대값을 찾음으로 제거하게 되는 것이다.

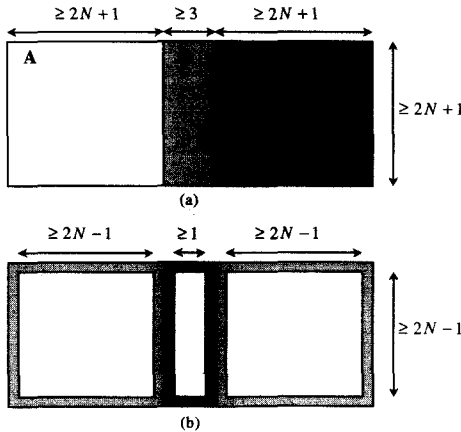


그림 4. (a) 밝기값 영상에서의 평탄 영역 사이의 경계 영역 (b) 경사영상에서의 평탄 영역 사이의 경계 영역
Fig. 4. Boundary region between flat regions. (a) in the intensity image (b) in the gradient image.

그림에서 평탄 영역 A, C가 단순화 후에도 반드시 보존되기 위해서는 각 변의 최소 길이는 $2N+1$ 이상이어야 한다. 그림 4 (b)는 이들에 대한 경사영상을 나타낸다. 경사영상에서 영역 A, C 내에서 경사값 '0'을 가지는 영역의 각 변의 길이는 $(2N+1)-2=2N-1$ 이상이 되므로, 보존된 전이 영역 B내부에는 경사값이 '0'인 화소가 항상 $2N-1$ 개 이상이 된다. 이러한 전이 영역을 구분하기 위해서, $Size(m^*) \geq 2N-1$ 인 국소 최저

영역 m^* 을 추가로 마커로 등록할 수 있다. 그러나, 과분할을 막기 위해서 m^* 을 둘러싼 화소들과 m^* 내부의 화소들 간의 경사값 차이가 2이상 되도록 제한을 한다. 따라서 크기 조건을 만족시키지 못한 최저 영역 m^* 에 대해서는 그림 5와 같은 알고리즘을 통해서 마커로 추가하거나, 다음 경사 높이로 처리를 연기한다.

```

/* Set Insert Flag */
Insert = TRUE;
if Size( $m^*$ )  $\geq 2N - 1$  {
    For every pixel  $p \in m^*$  and  $N_4(p) \in m^*$  {
        if  $g_h(p) \leq h + 1$  {
            Insert = FALSE;
            break;
        }
    }
} else {
    Insert = FALSE;
}

/* Marker Registration or Not */
if Insert == TRUE {
    Add  $m^*$  to the marker list;
} else {
    For every pixel  $p \in m^*$  {
         $g_{h+1}(p)++$ ;
    }
}
    
```

그림 5. 마커 추가 알고리즘
Fig. 5. Marker insertion algorithm.

III. 실험결과

모의 실험으로 4종류의 QCIF(176x144) 형식의 표준 비디오 시퀀스 최초100프레임에 대해서 영상 분할을 수행한다. 이들은 각각 "Claire", "Carphone", "Foreman", "Miss America" 등에 해당한다. 영상 분할 결과를 영역 기반 부호화기 관점에서 검토하기 위해서 다음의 2가지 척도를 사용한다.

- 영역 개수: 부호화기에서는 영역마다 질감 정보를 전송해야 하며, 질감 정보의 양은 영역 개수에 정비례한다. 경계선 정보와 영역 수는 함수 관계를 이루지는 않지만, 영역의 증가함에 따라 경계선 정보가 증가하는 경향이 있다.
- PSNR: 분할된 각 영역의 모든 화소에 대한 밝기

값으로, 분할된 영역의 평균 밝기값을 사용해서 복원 영상을 만들며, 복원 영상의 객관적인 화질을 평가하기 위해서 식 (9)의 PSNR을 사용한다. 식에서 $f(i, j)$ 는 화소 위치 (i, j) 에서의 원영상을, $g(i, j)$ 는 복원된 영상을, X 는 영상의 행의 길이, Y 는 열의 길이를 각각 나타낸다. 높은 PSNR은 분할된 영역에서 밝기값의 변화가 작다는 것을 나타내기 때문에, 균질한 영역 별로 구분한다는 영상 분할의 정의에 순응하는 척도가 된다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{XY} \sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y (f(i, j) - g(i, j))^2} \quad (9)$$

영상 분할의 첫 단계인 영상 단순화는 크기 2의 형태소를 가지는 open close by reconstruction 필터¹⁶⁾를 통해서 수행한다. 이 필터의 정의는 식 (10)과 같다.

$$\phi^{(rec)}(\delta_N(\gamma^{(rec)}(\epsilon_N(f), f))\gamma^{(rec)}(\epsilon_N(f), f)) \quad (10)$$

마커는 제안된 마커 배양기에 의해서 추출한다. 마커 배양기에서 사용하는 크기 기준 SC_N 은 식(4)에 의해서 $(2N-1)^2|_{n=2}=9$ 가 된다. 배양은 최대 경사 높이까지 수행하며, 주어진 마커로부터 영역 간의 경계를 결정하기 위해서 변형된 watershed 알고리즘¹⁶⁾을 사용한다.

제안한 방법과의 비교를 위하여 D. Wang⁹⁾에 의한 방법으로 마커를 추출한다. Wang의 방법에서는 먼저 식 (11)으로 정의된 다중 경사 연산자를 이용해서 일차적인 경사영상 $MG(f_s)$ 을 얻는다.

$$MG(f_s) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |\epsilon_{i-1}(\delta_i(f_s)) - \epsilon_i(f_s)| \quad (11)$$

그리고 잡음에 의한 작은 최저점들을 제거하기 위해서 2x2 형태소를 통해서 $MG(f_s)$ 를 dilation한 후에, dilation된 경사영상의 모든 화소에 c 로 정의된 파라미터를 더한다. 이렇게 구한 경사영상, $\delta_{2 \times 2}(MG(f_s)) + c$, 으로부터 reconstruction by erosion¹⁶⁾을 사용해서 $MG(f_s)$ 를 복원함으로써, 식 (12)과 같이 최종적인 경사영상 $G_w(f_s)$ 이 얻는다.

$$G_w(f_s) = \phi^{(rec)}[\delta_{2 \times 2}(MG(f_s)) + c, MG(f_s)] \quad (12)$$

이때, 파라미터 c 보다 낮은 높이 차이로 구분되어 있

는 최저점들은 서로 병합되기 때문에, c 가 증가할수록 과분할이 억제되는 효과를 낳는다. 영상 분할에 필요한 마커는 $G_w(f_s)$ 에서 발생하는 모든 국소 최저점들을 사용한다. 식 (11)에서 M 은 3을 사용한다.

Wang의 방법은 과분할을 막기 위한 파라미터로서 c 를 사용한다. 그러나 최적의 값은 영상에 의존적이기 때문에, 사전에 결정하는 것은 어려운 일이다. 따라서, 명확한 비교를 위해서 최적의 c 를 찾는 대신, $0 \leq c \leq 8$ 인 범위에서 다양한 종류의 마커를 추출하여 성능을 비교한다.

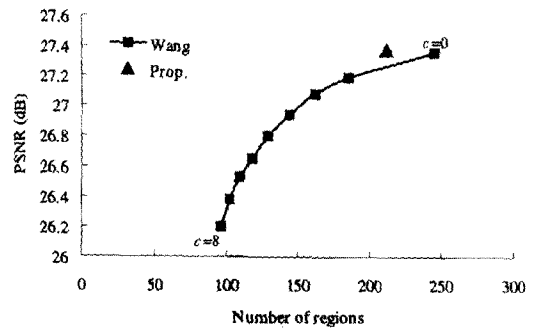


그림 6. Carphone 시퀀스에 대한 영상 분할 성능 곡선

Fig. 6. Image segmentation performance graph for Carphone sequence.

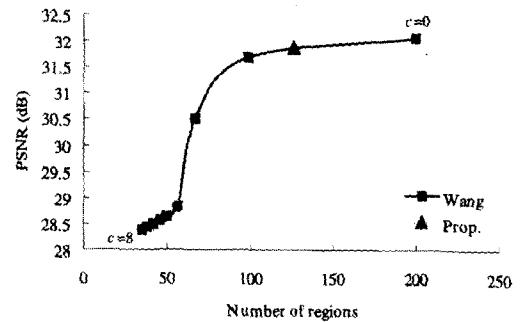


그림 7. Claire 시퀀스에 대한 영상 분할 성능 곡선

Fig. 7. Image segmentation performance graph for Claire sequence.

그림 6, 7, 8, 9는 각각 "Carphone", "Claire", "Foreman", "Miss America"의 100 프레임에 대한 평균 영상 분할 성능을 그래프로 나타낸 것이다. 그림에서 수평축은 영역 개수를, 수직축은 PSNR을 각각 나타낸다. 영역 기반 부호화기는 높은 영상 화질과 적

은 전송량을 요구하므로, 바람직한 영상 분할은 그림에서 좌측 상단부를 지향하게 된다. Wang의 방법은 c 의 변화에 따라서 연결된 실선으로 도시되어 있다. 제안한 방법을 영역 개수와 PSNR을 동시에 고려한 관점에서, Wang의 방법과 비교할 때, "Carphone"과 "Miss America"의 경우에는 우수한 성능을, "Claire"의 경우에는 같은 성능 곡선에 위치하는 유사한 성능을 보여준다. "Foreman"의 경우에는 다소 열화된 성능을 보여주지만, 이 경우 평균 PSNR은 0.05 dB 떨어지고, 평균 영역 개수는 1.6 % 늘어나는 등 아주 미미한 성능 저하를 보여준다. 따라서, 제안한 방법은 영역 기반 부호화에 적합한 성능을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

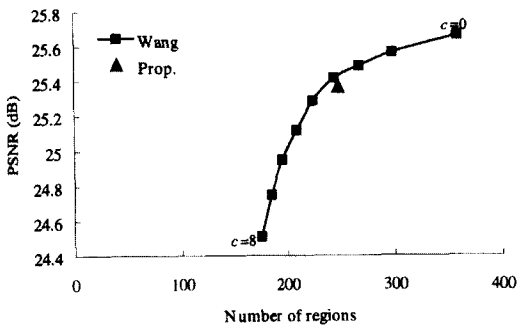


그림 8. Foreman 시퀀스에 대한 영상 분할 성능 곡선
Fig. 8. Image segmentation performance graph for Foreman sequence.

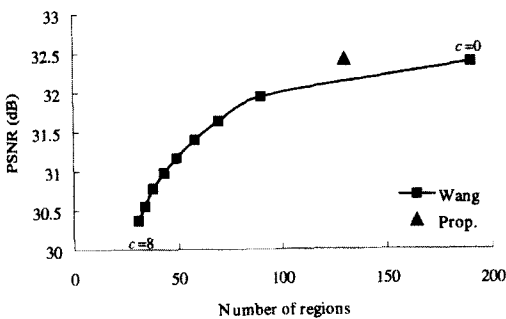


그림 9. Miss America 시퀀스에 대한 영상 분할 성능 곡선
Fig. 9. Image segmentation performance graph for Miss America sequence.

영상 분할 결과는 직접 부호화할 수 있으나, 정보량의 감축을 위해서 윤곽선 단순화나 영역 병합 등과 같은 후처리과정을 수반할 수 있다. 실제로, 어느 정도 과분할된 영상 분할 결과로부터 화질 저하를 최소화하

는 방향으로 영역 병합을 수행했을 때, 자동적으로 분할된 경우보다 같은 수의 영역으로도 우수한 성능을 유지하는 것으로 알려져 있다^[12]. 즉, 제한된 정보량을 맞추기 위해서 영상 분할 단계에서 다소를 조절하는 것은 계산량의 감소 측면에서 이득을 가져오더라도, 화질 측면에서는 손실을 야기한다는 것이다. 따라서, 영역 병합을 병행하는 관점에서는, 초기에 분할된 영역 개수는 중요한 비교 대상이 된다. 이는 최적의 영역 병합에 필요한 계산량이 영역 개수에 지수적으로 비례하기 때문이다. Wang의 방법에서는 $c=0$ 일 때, 가장 많은 수의 영역으로 분할되며, 높은 영상 화질을 나타낸다. 이때 최초 프레임에 대한 영상 분할 결과를 표 1에 정리했다.

표 1. 최초 프레임에 대한 분할 성능

Table 1. Segmentation performance for the first frames.

	Wang's method($c=0$)		Proposed method	
	PSNR(dB)	Number of regions	PSNR(dB)	Number of regions
Carphone	26.68	270	26.81	220
Claire	31.64	216	31.63	127
Foreman	25.89	345	25.82	255
Miss America	32.49	197	32.47	145



(a)



(b)

그림 10. Foreman 영상에 대한 영상 분할 결과. (a) 원영상 (b) Wang방법 ($c=0$): 345 영역, PSNR=25.89 dB (c) 제안한 방법: 255 영역, PSNR=25.82 dB

Fig. 10. Segmentation results for Foreman image. (a) original image (b) Wangs method ($c=0$): 345 regions, PSNR=25.89 dB (c) proposed method: 255 regions, PSNR=25.82 dB.

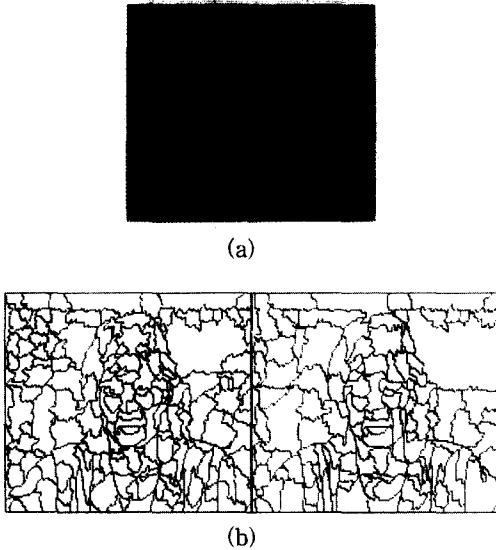


그림 11. Miss America 영상에 대한 영상 분할 결과. (a) 원영상 (b) Wang방법 (c=0): 197 영역, PSNR=32.49 dB (c) 제안한 방법: 145 영역, PSNR=32.47 dB

Fig. 11. Segmentation results for Miss America image. (a) original image (b) Wang's method (c=0): 197 regions, PSNR=32.49 dB (c) proposed method: 145 regions, PSNR=32.47 dB.

그림 10은 "Foreman" 시퀀스의 최초 영상에 대한 분할 결과를 도시한다. 제안한 방법은 Wang의 방법에 비해서 PSNR은 0.07 dB 떨어지지만, 영역의 수는 345개에서 255개로 26.1 %가 줄어든다. 그림 11은 "Miss America" 시퀀스의 최초 영상에 대한 분할 결과이다. 화질은 0.02 dB 떨어지지만, 영역의 수는 197개에서 145개로 26.4 % 줄어든다. "Carphone"과 "Claire"에서도, 제안한 방법에 의해서 영역의 수가 각각 18.5 %, 41.2 % 감소한다. 따라서, 제안한 방법은 영역 병합을 수반하더라도, 영역 수가 적기 때문에, Wang의 방법에 비해서 병합에 필요한 계산량을 크게 줄일 수 있다.

IV. 결 론

형태론적 영상 분할에서는 적합한 마커의 선택을 필요로 한다. 마커의 수의 다소에 따라서 영상 분할의 결과는 과분할(over-segmentation)이나 저분할(under-segmentation)로 양분되며, 이러한 극단의

경우는 바람직하지 않은 문제점들을 가지고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 일으키지 않고 영상에 적합한 마커를 추출하기 위해서 마커 배양기를 제안하였다.

단순화된 영상의 경사영상에서 발생하는 모든 국소 최저지역(minima)은 마커가 될 자격을 가지고 있으나, 그 중 일부만을 선택하는 일은 과분할을 피하기 위해서 필수적이다. 제안한 마커 배양기는 순차적인 범람 실험을 통해서 충분한 크기로 배양된 담수지역을 마커로 결정한다. 이러한 과정 중에 단순 영역의 과분할을 피하기 위해서 일정한 조건을 만족시키는 마커를 성능 손실 없이 취소하거나, 복잡한 영역에서의 저분할을 막기 위해서 추가적으로 마커로 추출하는 장치를 가진다.

다양한 영상에 대한 영상 분할을 수행한 결과 제안한 방법은 다음과 같은 장점을 가지고 있다. 첫째, 제안한 방법에 의한 영상 분할은, 정보량과 화질을 같이 고려했을 때, Wang의 방법에 비해서 대체로 우수한 성능을 가진다. 둘째, 제안한 방법은 파라미터를 사용하지 않기 때문에 영상의 종류에 상관없이 일관성 있는 성능을 가지는 것이 가능하다. 이는 영상에 적합한 파라미터 추출에 필요한 계산량을 제거하기 때문에, 부호화기의 부담을 줄이게 된다. 마지막으로, 제안한 방법은 영상에 따라 유사한 화질 하에서, 분할된 영역 수를 최대 41 %까지 줄일 수 있다. 영상 분할 후에는 주어진 압축률 조건을 충족시키기 위해서, 영역 병합이 수반될 수 있다. 이때, 영역 병합에 필요한 계산량은 지수적으로 비례하기 때문에, 분할된 영역 수의 감소는 병합에 필요한 계산량을 크게 줄이는 효과를 낸다. 이와 같은 결과로부터, 본 논문에서 제안한 마커 배양기를 이용한 영상 분할 방법은 일반적인 영상을 대상으로 하는 영역 기반 부호화에 효과적으로 적용 가능함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] "MPEG-4 video verification model V.5.0," ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 11/N1469, Nov. 1996.
- [2] R.M. Haralick and L.G. Shapiro, "Image segmentation techniques," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29, pp. 100-132, 1985.

- [3] N.R. Pal and S.K. Pal, "A review on image segmentation techniques," *Pattern Recognition*, vol. 26, pp. 1277-1294, 1993.
- [4] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, New York, 1982.
- [5] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology Vol. II: Theoretical Advances*, Academic Press, London, 1988.
- [6] P. Salembier, "Morphological multiscale segmentation for image coding," *Signal Processing*, vol. 38, pp. 359-386, 1994.
- [7] F. Meyer and S. Beucher, "Morphological segmentation," *J. Visual Commun. Image Representation*, vol. 1, no. 1, Sep. 1990.
- [8] L. Vincent and P. Soille, "Watershed in digital space: An efficient algorithm based on immersion simulation," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. 13, no. 6, pp. 538-598, June 1991.
- [9] D. Wang, "A multiscale gradient algorithm for image segmentation using watersheds," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 12, pp.2043-2052, 1997.
- [10] 박현상, 나중범, "영상 분할에 적합한 마커 배양기를 이용한 Watershed 기법", 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 제 10권, pp. 145-150, 1998년 1월.
- [11] A.K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*, Prentice-Hall, New Jersey, 1989.
- [12] 송근원, 김기석, 박영식, 이영호, 하영호, "초저속 부호화를 위한 계층적 구조와 대조를 이용한 영역 병합에 의한 영상 분할", 전자공학회논문지 S 편, 제 34권, 제 11호, pp. 102-113, 1997년 11월.

 저 자 소 개

朴 賢 相(學生會員)

1969년 2월 13일생. 1991년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학사). 1993년 8월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사). 1993년 8월 ~ 현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정. 주관심분야: 영상 분할, 영상 부호화, 영상 처리용 VLSI 구조

羅 鍾 範(正會員) 第 35卷 S編 第 2號 參照

현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 교수