논문 2005-42SP-6-5

크기 및 대조 기반의 Connected Operator를 이용한 효과적인 수리형태학적 영상분할

(An Efficient Morphological Segmentation Using a Connected Operator Based on Size and Contrast)

김 태 현*, 문 영 식**

(Tae Hyeon Kim and Young Shik Moon)

요 약

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 수리형태학 연산자를 이용한 영역 분할 알고리즘을 제안한다. 수리형태학을 이용한 영상 분할은 단순화, 마커 추출, 영역 결정의 세 단계로 구성된다[1-4]. 단순화 단계는 분할을 용이하게 하기 위하여 영상의 복잡한 부분들을 제거하는 단계이고, 마커 추출단계는 단순화 과정을 거친 영상으로부터 각 영역의 초기 기준 영역을 찾는 과정이다. 영역 결정단계는 추출된 마커로부터 각 영역의 경계를 결정하는 단계이다. 단순화를 위해 기존 평탄면 필터를 효과적으로 개선한 크기와 대조를 고려한 효과적인 Connected Operator를 사용한다[5]. 마커 추출 과정에서 원영상으로 복원된 영역은 제외시키고 나머지 부분에서 크기와 대조가 일정값 이상인 영역을 마커로 결정한다. 생성된 모든 마커와 Hierarchical Watershed algorithm을 이용하여 초기 영상 분할을 하고 영역 병합과정에서는 영역 수에 대한 화질의 저하를 최소로 하는 영역 병합 알고리즘을 제안한다. 동시에, 시각적 특성을 고려하여 일정 대조 이상인 영역 쌍은 병합에서 제외시킨다. 실험 결과에서 제안된 마커 추출 방법이 화질을 많이 저하시키지 않는 범위 내에서 적은 수의 마커를 추출하며, 영역 병합과정을 통해 많은 불필요한 영역들을 병합할 수 있음을 보인다.

Abstract

In this paper, we propose an efficient segmentation algorithm using morphological grayscale reconstruction for region-based coding. Each segmentation stage consists of simplification, marker extraction and decision. The simplification removes unnecessary components to make an easier segmentation. The marker extraction finds the flat zones which are the seed points from the simplified image. The decision is to locate the contours of regions detected by the marker extraction. For the simplification, we use a new connected operator based on the size and contrast. In the marker extraction stage, the regions reconstructed to original values are excluded from the candidate marker. For the other regions, the regions which are larger than structuring elements or have higher contrast than a threshold value are selected as markers. For the initial segmentation, the conventional hierarchical watershed algorithm and the extracted markers are used. Finally in the region merging stage, we propose an efficient region merging algorithm which preserves a high quality in terms of the number of regions. At the same time, the pairs which have higher contrast than a threshold are excluded from the region merging stage. Experimental results show that the proposed marker extraction method produces a small number of markers, while maintaining high quality and that the proposed region merging algorithm achieves a good performance in terms of the image quality and the number of regions.

Keywords : Morphology, Connected operator, Image segmentation.

I. 서 론

영상 분할에 관한 연구는 컴퓨터 비전 분야에서 해결해야 할 오랜 과제로써 매우 많은 연구가 진행되어 왔다. 영역 기반 부호화를 위한 영상 분할의 경우 여러 해

* 정회원, LG전자기술원
(LG Electronics)
** 정회원, 한양대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Science and Engineering, Hanyang University)
접수일자: 2005년4월7일, 수정완료일: 2005년9월22일

동안 현재까지 많은 연구 결과가 발표되었다. 영역 기반 부호화를 위한 영상 분할을 위해 현재까지 진행된 관련 연구들은 수리형태학적 연산자를 이용한 단순화 방법, 단순화된 영상으로부터 초기 분할 영상을 얻기 위한 마커 추출 방법, 초기 분할 영상으로부터 최종 영상을 얻기 위한 영역 결정 등으로 나눌 수 있다.

먼저 수리형태학적 연산자를 이용한 단순화를 위해 Luc Vincent는 수리형태학적 그레이스케일 재구성에 관한 방법을 제안하였다[6]. 제안한 그레이스케일 영상 재구성 방법은 참조 영상과 geodesic 연산자를 이용하여 원 영상을 단순화 시키는 방법으로 connected operator에 대한 기본 이론으로 자리잡고 있다. 그러나 이 방법은 전파과정에 있어 지역적인 최대/최소 영역은 단순화 되어 평탄면을 생성하지만 이와 인접한 다른 영역들은 거의 원 영상에 가깝게 단순화되어 그 효과가 적게 나타나는 문제점이 있다. P.Salembier 등은 평탄면 필터링, connected operator, 영상 재구성에 의한 단순화 필터 등의 개념을 소개하였고 이진 영상의 connected operator를 그레이스케일 영상으로 확장하는 방법을 제안하였다[7]. 이를 기반으로 일반화된 connected operator를 제안하였고 영상 압축을 위한 다양한 수리형태학적 연산자를 제안하였다[8],[9]. 일반화된 connected operator를 제안하기위해 새로운 연결성과 watershed 변환을 이용하여 거리함수를 정의하였고 이를 이용하여 각 개체들을 분리하였다. 이는 영상 분할을 위한 전처리 과정에 영상분할과정을 포함하였다는 처리과정상의 약점을 갖고 있으며 많은 계산시간을 요구한다. 또한 P.Salembier등은 정지영상과 동영상 부호화를 위한 다양한 수리형태학적 도구를 제안하였다[10]. 이러한 수리형태학은 형태에 기반한 접근방법을 고려하였는데 connected operator, watershed알고리즘의 영역 확장판, geodesic 세선화, 수리형태학적 보간법 등을 제안하였다. Connected operator는 물체의 윤곽선 정보를 보존하면서 영상 단순화의 문제를 해결할 수 있는데 윤곽선을 보존하는 connected operator의 속성은 기존의 선형 필터, 중간값 필터, 기존 수리형태학적 필터보다 우수하다. 이들은 여러 부호화 정책 등의 목적에 사용될 수 있지만 특별히 영상 분할의 문제에서 유용하게 사용될 수 있다. 이러한 수리형태학적 연산자는 동질 영역인 평탄면을 얻기 위한 것인데 이를 위한 그레이스케일 connected operator에는 여러 종류가 있으며 각 기준별로 크기 기반 (size-oriented), 대조 기반 (contrast-oriented), 복잡도 기반 (complexity-oriented), 엔트로피 기반 (entropy-oriented) connected operator 등으로 나눌 수 있다[5],[8],[10]. 크기 기반의 필터는 미리 정한 임의의 값보다 큰 연결 영역을 보존하는 연산자인데 지정된 구조 요소보다 작은 영역을 제거하면서 그 경계는 그대로 보존하는 특징이 있다. 대조 기반의 필터는 임의의 대조값보다 작은 영역은 제거하는 기법이다. 이 방법은 그레이 레벨의 변화가 적은 넓은 영역을 단순화 할 때 적용하기 좋은 방법이다. 그러나 이 두 가지 방법은 각 기준보다 작은 영역들은 시각적으로 중요하더라도 무조건 제거하는 단점이 있다. 복잡도 기반 필터는 그레이스케일 영상을 threshold decomposition을 이용하여 각 그레이레벨로 분해한 후 각 영역의 복잡도를 계산하여 필터링 한 후 영상을 재구성하는 방법이다. 이 필터는 복잡한 형태의 영역을 제거할 수 있는 형태학적인 범주로 분류할 수 있다. 그러나 복잡도에 기반한 connected operator는 threshold decomposition 과정 등의 이진 연산을 거쳐야만 구할 수 있기 때문에 많은 계산시간이 요구된다[5]. 엔트로피에 기반한 필터는 그레이스케일 영상을 threshold decomposition 을 이용하여 각 그레이레벨로 분해한 후 각 영역의 엔트로피를 계산하여 필터링 한 후 영상을 재구성하는 방법이다. 이 필터는 질감성분이 일정값 이상인 영역을 제거할 수 있으나 복잡도에 기반한 connected operator와 마찬가지로 threshold decomposition 과정을 거쳐야만 구할 수 있기 때문에 참조영상 형성과정에 많은 계산시간이 요구된다.

Connected operator를 이용한 단순화 과정을 거친 후 마커 추출 과정을 거치게 된다. 마커는 각 영역의 초기점을 나타내는데 시각적으로 분리하고자 하는 영역 당 하나의 마커가 존재하는 것이 가장 바람직하다. 일반적으로 마커 추출 후 초기 분할 영상을 얻은 후 영역 병합 과정을 거쳐 최종결과를 얻게 된다. P. Salembier 등은 마커를 추출하기 위해 문턱치 보다 큰 평탄 영역과 일정 대조 이상의 영역을 마커로 사용하였다[1]. 마커의 추출은 선택한 단순화 필터의 종류에 따라 결정되는데 크기와 대조의 기준으로 정할 수 있다. 그러나 이러한 방법은 단순화 과정이 적절히 수행되었을 때 좋은 성능을 보이는데 시각적으로 중요한 영역이 여러 영역으로 나누어졌을 경우에는 선택되지 못하거나 여러 영역으로

과분할 되는 문제점이 있다. J.G.Choi 등은 시공간적 영상 분할을 위해 움직임 및 크기를 고려한 혼합된 마커를 제안하였다[4]. 선정된 마커는 크기에 의존적이어서 마커의 크기보다 작은 영역은 무조건 제거하게 된다. 이는 시각적으로 중요한 영역인 대조가 큰 영역이라도 마커보다 작으면 무조건 제거하게 되어 적절한 분할에 방해가 되며 전체 화질의 저하를 가져온다.

마커 추출과정이 끝나면 결정되지 않은 영역들을 각 마커에 할당하는 영역 결정과정을 거친다. 수리형태학 연산자를 이용한 영상 분할 방법에서는 주로 watershed 알고리즘을 이용하여 영역 병합을 수행한다. Watershed알고리즘은 영상 분할을 위한 고전적인 수리형태학적 도구이며 최초에 경사 영상에 적용되었다[11]. 그러나 경사 정보는 동영상의 부호화에 부적절한 성능을 나타내어 이를 영역 확장에 적용할 수 있도록 개선한 watershed알고리즘으로 이러한 문제를 해결하였다[1]. P. Salembier등은 영역 병합을 위해 계층적 큐와 watershed알고리즘을 이용하였다. 먼저 크기와 대조에 기반하여 마커를 추출하고 마커 선정이 되지 않은 비결정 영역에 대해 계층적 watershed알고리즘을 적용하여 빠른 분할 결과를 얻었다. 또한 오차영상을 이용하여 각 영상을 더 상세히 분할하는 계층적 분할 알고리즘을 제안하였다[1]. J.G.Choi등은 밝기 정보의 동질성과 움직임 정보의 동질성을 고려한 새로운 유사척도를 제안하였다[4]. 이를 이용하여 움직임 및 크기 기반의 마커를 추출하였고, 기존 watershed 알고리즘을 사용하여 영역 결정을 하였다. 그러나 마커 추출 시 크기에 의존하여 대조가 큰 영역이 제거될 가능성이 높고 데이터 율이나 왜곡 지수에 대한 고려가 없다. 또한 마커를 선택하는 외부 인자의 선정이 어렵고 이에 민감하다는 문제점이 있다. 송근원 등은 수리형태학적 연산자를 이용한 계층적 영상 분할 알고리즘을 제안하였다[12]. 필터의 크기를 가변적으로 적용하여 하위 수준으로 갈수록 더 상세한 분할을 수행한다. 네 단계를 거쳐 영상분할을 하는데 3단계와 4단계에서는 대조를 이용하여 영역 병합을 수행하게 된다. 그러나 이러한 방법은 대조가 낮은 두 영역을 분리하는데 어려움이 있고 분할 결과가 인간 시각체계에는 잘 일치하지 않는다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 수리형태학 연산자를 이용한 영역 분할 알고리즘을 제안한다. 수리형태학을 이용한 영상 분할은 단순화, 마커 추출, 영역 결정의 세 단계로 구성된다[1-4]. 단순화를 위해 기존 평탄면 필터를 효과적으로 개선한 크기와 대조를 고려한 효과적인 Connected Operator를 사용한다[5]. 마커 추출 과정에서 원영상으로 복원된 영역은 제외시키고 나머지 부분에서 크기와 대조가 일정값 이상인 영역을 마커로 결정한다. 생성된 모든 마커와 Hierarchical Watershed algorithm을 이용하여 초기 영상 분할을 하고 영역 병합과정에서는 영역 수에 대한 화질의 저하를 최소로 하는 영역 병합 알고리즘을 제안한다. 동시에, 시각적 특성을 고려하여 일정 대조 이상인 영역 쌍은 병합에서 제외시킨다. 실험 결과에서 제안된 마커 추출 방법이 화질을 많이 저하시키지 않는 범위내에서 적은 수의 마커를 추출하며, 영역 병합과정을 통해 많은 불필요한 영역들을 병합할 수 있음을 보인다.

Ⅱ. 제안하는 영상분할 알고리즘

1. 크기와 대조에 기반한 Connected Operator를 이용한 영상단순화

가. 참조 영상의 선정

수리형태학을 이용한 영상단순화의 과정은 참조영상의 결정 과정과 이를 이용한 영상 재구성 과정으로 나눌 수 있는데 각 과정은 단순화 결과에 많은 영향을 미치게 된다. 먼저 참조 영상의 결정에 따라 결과 영상이 달라지게 되는데 이에 따라 여러 종류의 연산자가 제안되었다[10].

크기에 기반한 필터는 시각적으로 중요한 영역인 대조가 큰 영역이라도 구조 요소의 크기보다 작으면 무조건 제거하는 문제점이 있는데 질감 영역이 많은 복잡한 영상에 대해 이를 적용했을 때 시각적으로 보존되어야 하는 요소들도 모두 제거하여 원 영상과 결과 영상이 시각적으로 많은 차이가 나게 된다. 대조에 기반을 둔 단순화 방법은 영역간의 대조가 큰 경우 크기가 아무리 작은 영역이라 하더라도 그대로 보존하여 많은 수의 평탄영역을 생성하게 되고 반대로 서로 다른 넓은 영역이라 하더라도 대조차이가 적을 경우 하나로 병합되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 기존 참조영상이 가지고 있는 문제점을 해결하기 위해 식(1)과 같은 참조영상을 제안한다.

$$J = Max\ \{\varepsilon_n(I),\ I(x) - h\} \quad (1)$$

식(1)은 크기와 대조를 동시에 고려한 참조 영상을 만들기 위한 것인데, 여기서 x는 영상내 위치를 나타내는 위치 벡터이며 I는 원영상, J는 참조영상을 의미한다. 이는 원 영상 I를 erosion 연산한 값과 대조값 h를 뺀 값 중 큰 값을 선택하는 연산이며 밝고 작은 요소를 제거할 때 대조의 제한을 두어 시각적으로 중요한 대조 영역은 그대로 남겨두는 작용을 한다. 즉 크기가 nxn 이하이고 대조가 h이하인 영역을 제거하기 위한 참조영상이다. 제안하는 방법은 기존의 크기와 대조를 개별적으로 고려한 필터에 비해 시각적으로 중요한 영역은 보존하면서 적은 수의 영역으로 단순화시킬 수 있는 장점이 있다. 쌍대성에 따라 어둡고 작은 요소를 제거할 수 있는 참조영상을 같은 방법으로 정의할 수 있다.

나. 개체를 고려한 Geodesic 연산자를 이용한 영상 재구성

참조 영상을 결정한 후 이를 이용하여 영상 재구성을 수행하는 과정은 전체 영역을 그 대상으로 처리하기 때문에 영역간 간섭을 일으키는 문제점을 가지고 있다. 제거하고자 하는 요소들에 대해서는 좋은 결과를 보이지만 정의된 크기보다 크고 천천히 변화하는 영역에 대해서는 단순화의 효과가 상당히 떨어지게 된다는 점이다. 원 영상이 넓은 영역에서 천천히 변하는 경우 지역적인 최대값(Regional Maximum)영역은 평탄면을 잘 형성하지만 또 다른 평탄면을 형성해야 하는 이보다 대조가 낮은 인접한 영역의 경우는 원 영상에 거의 유사하게 복원된다는 문제점이 있다. 이는 참조 영상 선정의 문제는 아니며 Geodesic dilation을 이용한 전파(Propagation)방법 자체의 문제점이다. 이와 같은 현상은 하나의 평탄면이기를 기대하는 영역에서 많은 수의 평탄면을 만들어내게 된다. 즉 기대하는 평탄면을 만들기 위해 참조영상을 만들고 적용하였지만 인접 영역의 간섭으로 인해 필터링의 효과가 거의 나타나지 않게 된 경우이다.

본 논문에서는 두 영역의 경계 부분에 가상의 불연속점을 삽입하는 방법을 제안한다. 기본 개념은 천천히 변하는 두 영역이 분리되어 있다면 동일한 참조영상을 이용하여 각각 평탄면 필터링을 수행하여도 두개의 커다란 평탄면을 만들 수 있다는 사실에 기초한다. 즉, 각 개체의 영역 내에서만 전파과정을 적용하고자 하는 것이다. 이를 위해 인접 영역의 Geodesic dilation에 의한 영향을 막기 위해서는 이웃 영역사이에 삽입할 불연속점을 정해야 하고 불연속점의 유무에 따라 Geodesic dilation을 선택적으로 수행하여야 한다. 본 논문에서는 참조영상이 재구성 과정을 거치면서 원 영상과 동일한 값으로 복원된 위치를 불연속점으로 정하였다. 이러한 부분은 인접한 두 영역사이에서 급격한 곡률의 변화가 생기는 부분으로 Geodesic dilation과정이 이웃 영역에 영향을 주기 시작하는 위치이다. 이 불연속 지점에서 재구성한 결과가 원 영상으로 복원되면 이 지점의 값이 인접영역에 순차적으로 영향을 주어 인접영역은 원 영상의 값과 유사하게 복원이 되는 것이다. 따라서 본 논문에서는 Geodesic dilation과정을 개체 영역을 고려하여 식(2)와 같이 수정하였다.

개체 영역을 고려한 Geodesic dilation :

$$\delta'^{(1)}(I,J) = (J \oplus' B) \wedge I \quad (2)$$

$$J \oplus' B = Max\{J_T(x-y), y \in B_n\}$$

$$J_T(x) = \begin{cases} J(x) & if\ (J < I) \\ -\infty & otherwise \end{cases}$$

여기서, J_T은 참조영상 J를 원영상의 값과 비교하여 작으면 J로 그렇지 않으면 $-\infty$로 할당된 값이고 $J \oplus' B$는 J 대신 J_T을 이용한 dilation 연산이다. $\delta'^{(1)}(I,J)$은 $J \oplus' B$와 원영상 I를 비교하여 작은값으로 선택한다.

본 논문에서는 영상 재구성 과정 중에 분할의 효과를 주기위해 원 영상으로 복원된 값이 dilation연산에 포함되지 않도록 하였으며 이를 위해 위해 3x3 구조요소를 이용한 Dilation과정을 적응적으로 수정하였다. 참조영상 J와 3x3 구조요소 B의 Dilation 과정에서 J가 I의 값으로 복원되는 경우는 연산에서 제외시켰으며 이를 위해 $-\infty$ 값으로 할당하였다. 이를 그림 1의 (b)에 나타내었는데 참조영상에서 반복적으로 Geodesic dilation을 수행한 후 원 영상에 접하게 되면 J=I가 되고 이 지점부터 복원된 부분의 값은 Dilation과정에 포함되지 않는다. 이로 인해 먼저 생성된 평탄영역으로부터 인접영역이 영향을 받지 않게 된다.

기존 방법과의 비교를 그림 1에 나타내었다.

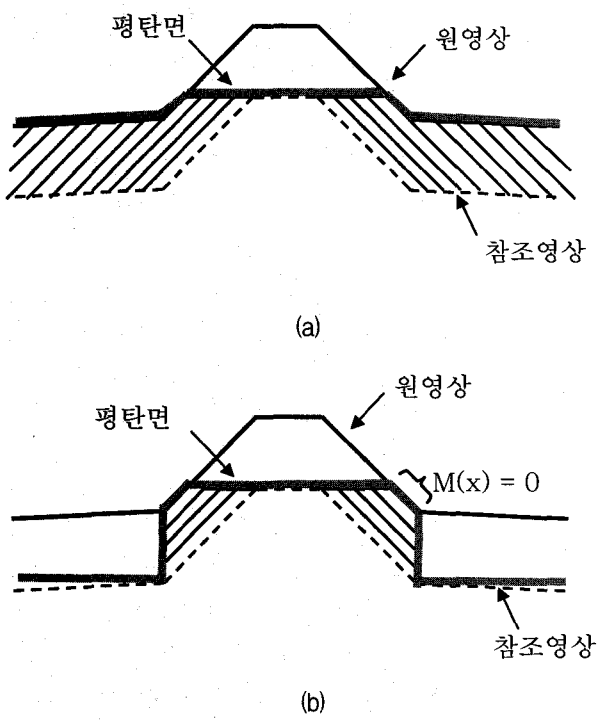


그림 1. 그레이스케일 영상 재구성 (a)기존 영상 재구성 (b)제안된 영상 재구성

Fig. 1. Grayscale reconstruction (a)Convetional grayscale reconstruction (b)Proposed grayscale reconstruction.

다. 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Connected Operator

본 논문에서는 위의 제안하는 방법을 기초로 크기와 대조를 고려한 새로운 Connected Operator를 제안한다. 이는 기존의 크기에 기반한 연산자와 대조에 기반한 연산자를 보완하여 시각적으로 중요한 요소는 보존하면서 영상을 단순화 시킨다. 또한 기존 영상 재구성이 가지고 있는 문제점을 보완하여 참조영상의 재구성 과정 중에 분할의 효과를 주어 각 개체별로 필터링의 효과를 높인다. 이를 위해 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Opening by reconstruction 을 제안한다. 이는 참조영상으로 크기와 대조를 동시에 고려한 영상을 이용하고 재구성 과정은 개체 영역을 고려한 Geodesic dilation을 사용한다. 이는 식 (3)으로 표현할 수 있다.

$$\gamma'^{(rec)}(I,J)=\delta'^{(\infty)}(I,J)=...\delta'^{(1)}(...\delta'^{(1)}(I,J)...,J) \quad (3)$$

$$J=Max\{\varepsilon_n(I), I(x)-h\}$$

쌍대성으로 크기와 대조 기반의 개체 영역을 고려한 Closing by reconstruction을 같은 방법으로 정의할 수 있다.

2. 마커 추출

위의 제안된 필터링을 수행한 결과로부터 마커를 추출한다. 마커는 영역 결정과정의 초기점이므로 이의 선택에 따라 분할 결과가 달라지게 된다. 본 논문에서는 원영상으로 복원된 영역은 제외시키고 나머지 부분에서 크기와 대조가 일정값 이상인 평탄 영역으로 마커를 결정하는 두 가지 단계를 제안한다. 원래의 값으로 복원된 영역은 마커에서 제외되도록 한다[13]. 이는 그림 2에서 보는 바와 같이 원래의 값으로 복원된 영역은 증가 또는 감소 하는 영역일 가능성이 높으며 이러한 부분은 영역 결정과정에서 인접 영역으로 포함되어야 하는 영역으로 마커로서의 가치가 적기 때문이다. 두번째 단계는 크기와 대조를 동시에 고려하여 일정값 이상의 영역을 선택한다. 각 영역의 크기는 기존 Labeling 기법을 이용하면 계산할 수 있고, 대조값은 나 절에서 제안한 새로운 필터링 기법을 적용하여 계산할 수 있다.

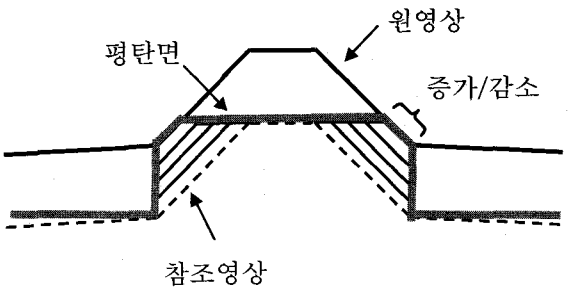


그림 2. 마커 추출

Fig. 2. Marker Extraction.

3. Hierarchical Watersheds 알고리즘을 이용한 초기 영상 분할

초기 분할 단계에서는 추출된 마커와 기존의 Hierarchical Watersheds 알고리즘을 이용하여 마커에서 제외된 나머지 영역에 대한 영역 결정을 수행한다[1].

4. 화질과 대조에 기반한 영역 병합

본 논문에서는 영역 병합을 위한 기준으로 영역의

수, 화질 그리고 대조를 고려한다. 미리 정한 목표 화질을 얻으면서 최소의 영역을 갖도록 식을 유도한다. 화질을 결정하면 이에 필요한 전체 평균 제곱 오차(MSE)를 계산할 수 있다. 이 MSE로 부터 하나의 영역을 줄일 때마다 발생하는 전체 화질의 변화식을 유도한 후 이 식의 값을 최소로 하는 두 인접한 영역을 찾아 병합하도록 한다. 이때 병합하고자 하는 두 영역의 대조값이 일정값 이상이면 이 쌍은 병합후보에서 제외된다. 이를 아래의 식으로 표현하였는데 화질은 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)로 지정할 수 있도록 하였으며, 먼저 PSNR의 원 식으로부터 전체 영상에 대한 평균 제곱 오차(MSE)를 구한다. 이를 식(4)에 나타내었다.

$$MSE = \frac{255^2}{10^{\frac{PSNR}{10}}} \tag{4}$$

전체 평균 제곱 오차 MSE는 식 (5)와 같이 각 영역의 평균 제곱 오차 MSE_i를 이용하여 구할 수 있다.

$$MSE = \frac{1}{\sum_{x\in R} 1}\sum_{i=1}^{N} n_i \cdot MSE_i \tag{5}$$

$$MSE_i = \frac{1}{n_i}\sum_{x\in R_i}(I(x)-\mu_i)^2$$

여기서 R은 전체 영역, R_i는 i번째 영역, n_i는 R_i의 화소수 그리고 μ_i는 R_i의 평균 밝기값을 나타낸다. 각 영역의 화질은 각 영역의 평균값으로부터 계산한다.

인접한 두 영역 R_i 와 R_j를 병합할 때 발생하는 전체 왜곡은 식(6)을 이용하여 식(7)과 같이 전개할 수 있다.

$$MSE^{(k+1)} = MSE^{(k)} - \frac{1}{\sum_{x\in R} 1}\left[n_i \cdot MSE_i^{(k)} + n_j \cdot MSE_j^{(k)} - (n_i+n_j)MSE_{ij}^{(k+1)}\right] \tag{6}$$

여기서 좌우를 정리하면, 영역 수에 대한 MSE의 변화량인 $\Delta MSE/\Delta n\ (\Delta n = 1)$를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}\Delta MSE/\Delta n &= MSE^{(k+1)} - MSE^{(k)} \\ &= \frac{1}{\sum_{x\in R} 1}\left[(n_i+n_j)MSE_{ij}^{(k+1)} - (n_i \cdot MSE_i^{(k)} + n_j \cdot MSE_j^{(k)})\right] \\ &= \frac{1}{\sum_{x\in R} 1}\left[SE_{ij}^{(k+1)} - (SE_i^{(k)} + SE_j^{(k)})\right]\end{aligned} \tag{7}$$

여기서 $(n_i+n_j)MSE_{ij}$ 은 두 영역을 합쳤을 때의 전체 제곱 오차 SE(Squared Error) 인데 이는 식 (8)과 같이 정리할 수 있으며 영역 병합시 발생하는 제곱오차의 증가는 식 (9)와 같이 병합하고자 하는 두 영역의 면적과 평균 밝기를 이용하여 정리할 수 있다[14].

$$SE_i = \sum_{x\in R_i}(I(x,y)-\mu_i)^2 \tag{8}$$

$$SE_{ij}^{(k+1)} - (SE_i^{(k)} + SE_j^{(k)}) = \frac{n_i \cdot n_j}{n_i+n_j}(\mu_i-\mu_j)^2 \tag{9}$$

여기서, MSE_{ij}는 두 영역이 합쳐졌을 때 통합된 영역에 대한 MSE이고 μ_i는 통합된 영역의 평균이다. 병합했을 때 최소의 화질 변화를 나타내는 쌍은 식(7)을 최소로 하는 쌍이다. 식(7)을 이용하여 하나의 영역을 줄일 때, 전체 왜곡의 변화를 최소화하는 영역 병합 알고리즘은 다음과 같다.

영역 병합 알고리즘

단계 1. 목표 MSE를 설정한다.

단계 2. 초기 RAG(Region Adjacency Graph)를 설정한다.

단계 3. 초기 MSE_i를 설정한다.

단계 4. 초기 MSE_{ij}를 설정한다.

단계 5. While (1)

{

최소 ΔMSE 와 대조값이 보다 작은 (Contrast(R_i,R_j)<σ) 쌍(R_i,R_j)을 찾는다.

위의 쌍이 발견되지 않으면

{

σ=σ+1

단계 5를 반복한다.

}

$MSE = MSE + \Delta MSE_{ij}$

만약 (MSE < 목표 MSE) 이면

{

최소 ΔMSE_{ij} 쌍을 병합한다.

$MSE_i = MSE_{ij}$.

RAG를 갱신한다.

MSE_{ij} 를 갱신한다.

}

그렇지 않으면

알고리즘을 정지한다.

}

초기에 목표 *MSE*, RAG, 각 영역의 왜곡 *MSEi*, 인접 영역간의 병합 왜곡 MSE_{ij}를 계산한 후 이들을 이용하여 왜곡이 최소가 되는 쌍을 찾아 병합한다. 병합된 쌍은 하나의 레이블을 할당한 후 MSE_i, RAG, MSE_{ij}를 각각 갱신하는데 이때 시각 특성을 고려하여 병합쌍간의 대조가 일정값 이상이면 이 쌍은 병합에서 제외한다. 대조값은 초기에 1로 두고 더 이상의 병합이 이루어 지지 않을 경우 1씩 증가시킨다. 종료 조건은 최대 *MSE*와 최대 영역수를 동시에 고려한다. 단순한 영상의 경우 최대 영역수의 조건에 먼저 도달하는데 최대 *MSE*에 도달하기위해 병합을 반복하여 적은 수의 영역을 얻게 되며, 복잡한 영상의 경우 최대 *MSE*에 도달하더라도 최대 영역수에 도달하기 위해 병합을 반복하여 적은 수의 영역을 얻는 장점이 있다.

Ⅲ. 실험결과

제안한 영상 분할 알고리즘을 이용하여 본 연구에서의 실험은 QCIF 형식의 영상을 사용하였다. Claire, Forman, Carphone을 사용하였는데, Claire는 배경이 천천히 변하는 특징이 있으며, Forman은 가늘고 긴 대조영역과 모자 영역이 배경과 대조가 낮은 영상이다. Carphone영상은 영상 전체에 대조 영역이 많으며 차의 천장 근처는 천천히 변하는 특징이 있다. 실험을 위해 사용한 구조요소의 크기는 23x23과 9x9, 대조값은 23과 9 각각에 대하여 실험을 하였다.

그림 3의 (a)는 원영상이며 (b)는 파라메터로 23을 적용한 결과이고 (c)는 파라메터로 9를 적용한 결과이다. (b)의 경우 최대 영역수는 80, (c)의 경우 140으로 정하였으며 최대 PSNR은 마커 추출결과 보다 0.5dB 작은 값(마커 추출결과 - 0.5dB)으로 하였다. Claire 영상의 경우 얼굴영역의 요소들이 유지되어 있으며 옷 등의 영역에서도 가능한 큰 영역으로 영상 분할이 되었다. Foreman 영상은 얼굴, 배경의 가늘고 긴 시각적으로 뚜렷한 영역 등이 잘 보존되고 있으며 모자 영역도 한 개의 큰 영역으로 분할되었음을 알 수 있다. Carphone의 경우 얼굴의 요소들은 잘 보존되었으며 배경과 좌우 창 부근의 시각적으로 중요한 요소들도 잘

(a)

(b)

(c)

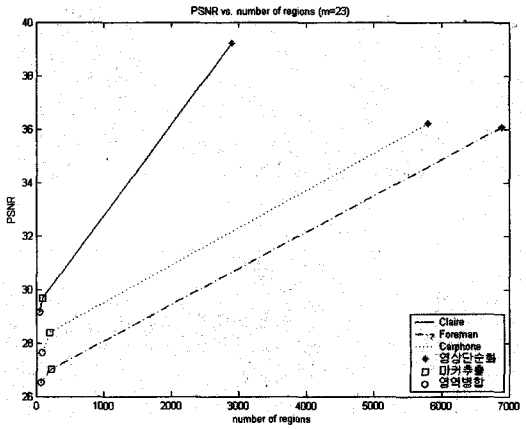
그림 3. 제안하는 알고리즘의 결과 (a) 원영상 (b)영상 분할 결과 (parameter = 23) (c)영상 분할 결과 (parameter = 9)

Fig. 3. Result of the proposed algorithm (a)Original Image (b)Result of image segmentation (parameter = 23) (c)Result of image segmentation (parameter = 9)

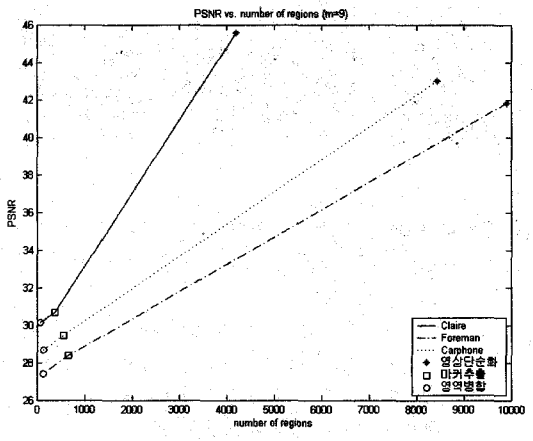
표 1. 각 단계별 성능 분석

Table 1. Performance evaluation.

m=23	영상단순화		마커추출		영역병합	
	PSNR	영역수	PSNR	영역수	PSNR	영역수
Claire	39.21	2894	29.67	101	29.16	47
Foreman	36.08	6888	27.02	222	26.52	74
Carphone	36.2	5800	28.39	196	27.65	80
m=9						
Claire	45.58	4199	30.67	382	30.16	80
Foreman	41.81	9915	28.4	676	27.4	140
Carphone	42.98	8443	29.45	564	28.69	140



(a)



(b)

그림 4. 각 단계별 성능 분석 (a)각 단계별 성능 분석 (parameter = 23) (b)각 단계별 성능 분석 (parameter = 9)

Fig. 4 Performance evaluation (a) Performance evaluation (parameter = 23) (b) Performance evaluation (parameter = 9)

나뉘어져 있음을 알 수 있고 천장 부위도 1-2개 영역으로 나뉘어져 있음을 알 수 있다.

표 1 및 그림 4는 각 단계별 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 영역의 수와 이를 이용한 영상 분할의 성능을 보인다. 분할 단계별 영역의 수와 PSNR을 보여준다. 마커 추출 단계에서는 이전 단순화 단계에서 보다 영역의 수를 상당수 줄였지만 이를 이용한 영상 분할 결과 화질의 저하는 그리 크지 않다. 또한 영역 병합과정을 거치면서 영역의 수가 줄어들었지만 화질의 저하 또한 크기 않으며 그림 3의 결과를 보더라도 시각적으로 중요한 요소들이 잘 보존됨을 알 수 있다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 영역 기반 부호화를 위해 수리형태학 연산자를 이용한 영역 분할 알고리즘을 제안하였다. 단순화를 위해 기존 Connected Operator를 효과적으로 개선한 크기와 대조를 고려한 효과적인 Connected Operator를 사용하였다. 마커 추출 과정과정에서 원 영상으로 복원된 영역은 제외시키고 나머지 부분에서 크기와 대조가 일정값 이상인 영역으로 마커를 결정하는 방안을 제안하였으며, 영역 병합과정에서는 영역 수에 대한 화질의 저하를 최소로 하고 시각적 특성을 고려한 영역 병합 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘은 경험적으로 제시하는 수치인 마스크 크기 등의 외부 인자에 덜 민감하며 크기가 큰 구조요소를 사용하더라도 시각적으로 중요한 정보들은 잘 보존하고 있다. 실험 결과에서 이러한 사실을 보였는데 제안된 마커 추출 방법이 화질을 많이 저하시키지 않는 범위내에서 적은 수의 마커를 추출하고, 영역 병합과정을 통해 많은 불필요한 영역들을 병합할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

[1] 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.

[2] P. Salembier, L. Torres, F. Meyer and C. Gu, "Region-Based Video Coding Using Mathematical Morphology," *Proc. of IEEE*, vol. 83, no. 6, pp. 843-857, Jun. 1995.

[3] P. Salembier, F. Marques, M. Pardas, J. R. Morros, I. Corset, S. Jeannin, L. Bouchard, F. Meyer and B. Marcotegui, "Segmentation-Based Video Coding System Allowing the Manipulation of Objects," *IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology*, vol. 7, no. 1, pp. 60-74, Feb. 1997.

[4] J. G. Choi, S. W. Lee, S. D. Kim, "Spatio-Temporal Video Segmentation Using a Joint Similarity Measure," *IEEE Trans. Circuit and System for Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 279-286, Apr. 1997.

[5] 김태현, 문영식 "영역 기반 부호화를 위한 새로운 수리형태학 기반의 Connected Operator," *전자공학회 논문지* S편, 제37권, 제1호, pp.37-48, 2000.

[6] 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.

[7] P. Salembier, J.Serra, "Flat Zones Filtering, Connected Operators, and Filters by Reconstruction," *IEEE Trans. Image Processing* , vol. 4, no. 8, pp. 1153-1160, Aug. 1995.

[8] A. Oliveras and P. Salembier, "Generalized Connected Operators," in *Proc.SPIE Visual Communication and Image Processing, VCIP '96*, vol. 2727, pp.761-773, 1996.

[9] P. Salembier, A. Oliveras, L. Garrido, "Anti-extensive Connected Operators for Image and Sequence Processing," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, no. 4, pp. 555-570, Apr. 1998.

[10] P. Salembier, P. Brigger, J. R. Casas and M.Pardas, "Morphological Operators for Image and Video Compression," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 881-898, Jun. 1996.

[11] 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, pp. 583-598, June, 1991.

[12] 송근원, 박영식, 한규필, 남재열, 하영호, "영역기반 초저속 부호화를 위한 인간 시각 체계에 기반한 계층적 영상 분할," *전자공학회논문지* S편, 제36권, 제1호, pp.70-79, 1999.

[13] 김태현, "MRF모델과 율-왜곡 이론을 이용한 수리형태학적 영상분할," *한양대학교 대학원 전자계산학과 박사논문*, 2000.

[14] J.M.Beaulieu and M.Goldberg, "Hierarchy in Picture Segmentation: A Stepwise Optimization Approach," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 2, pp.150-163, 1989.

저 자 소 개

김 태 현(정회원)

1994년 한양대학교 공학대학 전자계산학과 졸업 (학사)
1996년 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업 (석사)
2000년 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업 (박사)
2000년~2002년 (주)이노버텍 연구소 선임연구원
2002년~현 재 LG전자기술원 책임연구원
<주관심분야: 영상보안, 내용기반 영상분할, 멀티미디어 정보검색 등>

문 영 식(정회원)

1980년 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업 (학사)
1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업 (석사)
1990년 University of California at Irvine Dept. of Electrical and Computer Engineering. (박사)
1982년~1985년 한국전자통신연구소 연구원
1989년~1990년 Inno Vision Medical 선임연구원
1990년~1992년 생산기술연구원 선임연구원
1992년~현 재 한양대학교 컴퓨터공학과 정교수
<주관심분야: 영상보안, 영상검색, 패턴인식>