

수리 형태학의 선택적 구조요소 적용에 의한 영상 분할의 성능 개선

오재현, 김성곤, 김종협, 신홍규, 김환용
원광대학교 2.전자공학과

1

전화 : 063-850-6740 / 핸드폰 : 016-658-8996

Image Segmentation Improvement by Selective Application Structuring Element of Mathematical Morphology

Oh Jae-Hyun, Kim Sung-gon, Kim Jong-hyup, Shin Hong-kyu, Kim Hwan-Yong
Dept. of Electronics, Wonkwang University
E-mail : yass100@hanmail.net

Abstract

있는 특징을 가진다. 수리 형태학을 이용한 영상분할은 그림 1과 같다.

Video segmentation is an essential part in region-based video coding and any other fields of the video processing. Among lots of methods proposed so far, the watershed method in which the region growing is performed for the gradient image can produce well-partitioned regions globally without any influence on local noise and extracts accurate boundaries. But, it generates a great number of small regions, which we call over segmentation problem. Therefore we propose image segmentation improvement by selective application structuring element of mathematical morphology.

I. 서론

영상을 압축하기 위해서는 우선 영상을 의미 있는 객체들로 분할할 필요가 있는데, 현재 영상 내 객체분할을 위해 많이 사용되고 있는 영상분할 방법은 수리 형태학(Mathematical Morphology)을 이용하는 기법이다. 수학적 형태학을 이용한 영상분할은 영상 내 물체의 형태, 크기, 대비 및 연결성 등을 이용하여 동질성과 연속성을 만족하는 영역들로 영상을 분리할 수

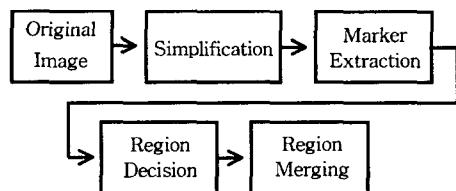


그림 1. 수리 형태학을 이용한 영상분할의 구조

이 방법은 영상분할을 용이하게 하기 위해 영상내 잡음 등을 제거하는 단순화(Simplification) 과정을 거친 후, 단순화된 영상으로부터 동일한 영역 안의 화소임을 나타내는 마커추출(Marker Extraction)을 한다. 그 다음 마커를 중심으로 아직 영역이 확정되지 않은 화소들에 대해서 워터쉐드(Watershed) 알고리즘을 사용하여 균질한 특성을 가지는 영역별로 추출한다. 마지막으로 영상을 상관성 있는 객체단위로 분할하기 위해 유사한 특성을 가지는 인접 영역들을 하나의 영역으로 병합(Region Merging)하는 후처리 과정을 거친다. 영역 경계 결정 후에는 유사한 영역들을 병합하는 과정이 필요하지만 병합될 대상 영역의 수가 많아 질수록 병합하는 과정에 필요한 계산량이 지수적으로 증가할 뿐만 아니라, 각 영역의 절대적인 크기가 줄어들므로 영역 병합을 위한 신뢰성 있는 척도를 추출하

는 것이 어려워진다.

따라서 본 논문에서는 마커추출에 사용되는 수리 형태학적 구조요소(Structuring Element : SE)의 크기를 일정한 조건에 따라 선택적으로 적용함으로써 영상의 분할 성능을 개선하였다.

II. Edge Gradient

Ramamurthi와 Gersho는 영상의 인식특성을 보존하기 위하여 블록의 에지 방향, 위치, 극성에 근거하여 공간적 영역에서 인접 두 화소의 밝기 변화를 계산하여 임계값 초과 여부를 누적한 값으로 각 방향에 대한 변화를 측정했다. 이 알고리즘이 실행되는 과정은 다음과 같다.

i) 카운터 H_p , H_n , V_p , V_n , S_h , S_v 를 0으로 초기화 한다.

ii) 8×8 블록내의 모든 화소의 수평 방향의 변화에 대하여 각각 식 (1)을 적용한다.

$$d_h = \frac{\text{두 화소의 밝기 차}}{\text{두 화소의 밝기 평균}} = \frac{2(x_{i+1,j} - x_{i,j})}{x_{i+1,j} + x_{i,j}} \quad (1)$$

$d_h > T_e$ 이면 H_p 를 1 증가

$d_h < -T_e$ 이면 H_n 을 1증가

$|d_h| > T_s$ 이면 S_h 를 1증가하여

위 과정을 블록내 모든 화소에 적용, $8 \times (8-1)$ 회 실시하여 H_p , H_n , S_h 를 구한다. 이때 사용된 임계값 T_e , T_s 은 식 (2)와 같으며 d_h 는 블록내 (i,j) 위치에서의 영상 데이터 값이다.

$$T_e = \begin{cases} \frac{0.8}{d_{av}}, & d_{av} < 30.0 \\ 0.2, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$T_s = \begin{cases} 0.1, & d_{av} < 30.0 \text{ or } d_{av} > 255.0 \\ 0.2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$d_{av} = \frac{x_{i+1,j} + x_{i,j}}{2}$$

iii) (ii)와 동일한 방법으로 세로 방향의 변화 V_p 와 V_n 에 대하여 $8 \times (8-1)$ 회 실시하여 V_p , V_n 및 S_v 를 구한다.

iv) 블록의 크기에서 결정되는 J_e 와 J_s 를 사용하여 표 1과 같이 영역을 분류한다.

이 방법은 인접 화소와의 밝기 변화량을 Weber의 인간 시각 특성을 이용하여 임계치를 설정하였고 임계치를 넘는 횟수를 사용하여 블록을 분류한다. 이 방

법은 특별한 연산 없이 간단하게 구현될 수 있는 장점이 있다. 그러나 영상내 상대적인 밝기의 세기만 고려하므로 성능 저하가 발생할 수 있다.

표 1. Edge Gradients 방법에서 영역 분류 방법

$V_p \geq J_e$	$V_n \geq J_e$	$H_p \geq J_e$	$H_n \geq J_e$	$S_h \geq J_s$ $S_v \geq J_s$	영역
D	D	D	D	1	단순영역
0	0	0	0	0	
0	1	0	0	0	수평애지
1	0	0	0	0	
0	0	1	0	0	
0	0	0	1	0	수직애지
1	0	1	0	0	
0	1	0	1	0	대각애지1
1	0	0	1	0	
0	1	1	0	0	대각애지2
otherwise					질감영역

(0 : False, 1 : True, D : don't care)

III. Averaged Local Variance

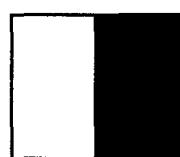
주어진 레이블의 각 블록에 대해 평탄 정도를 측정하는 방법으로 블록내 분산값을 이용하는 방법이 자주 이용된다. 그러나 블록내 분산값을 이용한 방법은 블록내 화소값의 분포특성을 고려하지는 못한다. 따라서 하나의 애지를 가지는 단순 영역과 질감 영역을 구별하기 위해 블록내 화소값 분포 특성을 고려해야 하는데 그러한 방법으로 ALV(Averaged Local Variance)를 이용한 방법이 제안되었다.

$$ALV = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N^2} (x'(i,j) - x(i,j))^2 \quad (3)$$

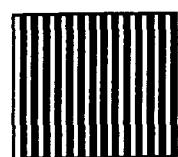
여기서,

$$x'(i,j) = \frac{1}{4} [x(i+1,j) + x(i-1,j) + x(i,j+1) + x(i,j-1)]$$

이 때, 그림 2와 같이 분류된 두 개의 이진 영상을 가지고 있다고 가정하면,



(a) Vertical Edge



(b) Texture block
그림 2. 같은 분산값을 가지는 2개의 이진 영상

(a)는 종방향 에지블록에 해당하고 (b)는 질감 영역에 해당한다. 그러나 두 블록은 같은 분산값을 가지고 있기 때문에 분산값만을 가지고는 두 블록을 구별해 낼 수 없다. 반면 ALV는 (a)와 (b)에 다른 값을 산출해낸다. 한 예로 두 영상이 50, 200의 밝기값으로 구성되어 있다면, (a)영상의 ALV 결과는 93.75, (b)영상은 5624이다. 만일 두 밝기 값이 100과 150이면 각각 10.4와 625의 결과치를 갖는다.

IV. 구조요소의 선택적 적용 기법

일반적으로 영상 내에서 한 물체에 속하는 화소들은 공간적으로 서로 인접해 있으며 이 화소들의 명암 값은 매우 유사하다고 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 그림 3의 흐름도에서와 같이 주어진 영상을 작은 크기(8×8)의 겹치지 않는 블록으로 나눈 후 각 블록의 평탄도를 ALV를 이용하여 블록내 분산값의 평균을 측정한다. 그 값을 임계분산값 (V_{Th})과 비교하여 임계값보다 클 경우 질감영역으로 간주하여 15×15 구조요소를 적용한다. 그리고 임계분산값 보다 작을 경우 Edge Gradient를 구하여 임계값 (G_{Th})보다 작을 경우 단순영역으로 간주하여 3×3 구조요소를 적용하고, 임계값 보다 클 경우에는 에지영역으로 간주하여 5×5 구조요소를 적용한다.

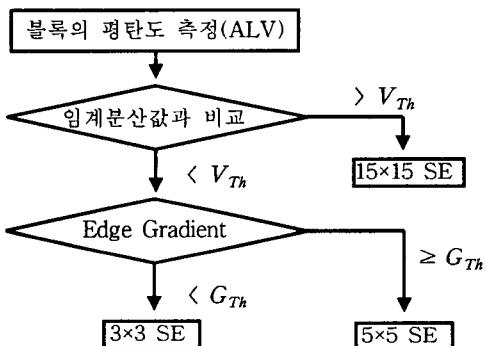


그림 3. 선택적 구조요소 적용의 흐름도

블록내 영역 k 가 평균밝기의 세기 r_k 의 δ^2_k 의 분산값을 갖는 IID(Independent Identical Distributed) Gaussian 모델을 갖는다고 하면 해당 영역의 조인트 확률분포 $P(X_k)$ 는 다음 식(4)과 같이 주어진다.

$$P(i, j) \in R_k \frac{1}{\sqrt{2\pi \delta^2_k}} \exp\left[-\frac{(x(i, j) - r_k)^2}{\delta^2_k}\right] \quad (4)$$

여기서 R_k 는 블록내 영역 k 가 차지하는 모든 화소의 집합을 나타낸다.

$$\text{산술평균} : \hat{r}_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} x(i, j)$$

$$\text{산술분산} : \delta^2_k = \frac{1}{|R_k|} \sum_{(i,j) \in R_k} (x(i, j) - \hat{r}_k)^2$$

여기서 $|R_k|$ 는 블록내 영역 k 의 총 화소의 수를 나타낸다.

V. 모의실험

본 논문의 모의 실험에는 MATLAB을 이용하였으며, 각각의 영상에 3×3 , 5×5 , 15×15 의 형태학적 구조요소(structuring element)를 적용하여 제안된 방법에 의한 결과 영상과의 비교영상으로 사용하였다.

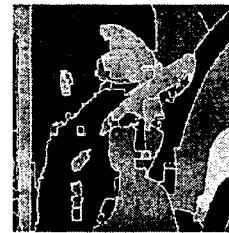
결과 영상의 성능 비교는 두 가지 방법으로 실행하였는데, 우선 깃털부분의 과분할 정도와 모자와 뒷 배경과의 분할을 시각적으로 검증한 후 각각의 방법에 의한 분할된 영역의 수를 비교하였다.



(a) 3×3 SE



(b) 5×5 SE



(c) 15×15 SE

그림 4. 수학적 형태학을 이용한 구조 요소의 크기별 분할된 Lena 영상(512×512)



그림 5. 제안된 방법에 의한 결과 영상

표 2. 결과 영상에 대한 영역 분할의 개수

	적용방법(SE/UR)	영역의 개수
그림 4-(a)	3x3 / 25미만	467
그림 4-(b)	5x5 / 81미만	179
그림 4-(c)	15x15 / 225미만	80
그림 5	• / 2 블록이하	66

SE(Structuring Element) : 구조 요소의 크기,
UR(Undecided Region) : 미결정영역의 화소단위 임계
치

VI. 결론

수리 형태학을 이용한 영상분할은 형태학적 기울기를 이용한 마커 추출 과정에서 너무 많은 영역으로 분할되는 경향이 있다. 이러한 문제들은 후처리 과정을 거쳐 유사한 영역들을 병합하는 방법과 마커추출에 사용되는 구조요소의 크기를 증가시킴으로써 커다란 영역으로 영상을 분할할 수 있다. 전자의 경우, 영상 분할 후 후처리 과정을 추가시킴으로써 하드웨어적인 부담을 가중시키며, 후자의 경우 구조요소의 크기가 너무 작으면 그림 4의 (a)와 같이 Lena의 깃털과 같은 질감 부분에서는 너무나 많은 영역으로 분할됨을 알 수 있고, 구조요소의 크기가 너무 크면 그림 4의 (b), (c), (d)에서 보는 바와 같이 Lena의 깃털부분을 하나의 커다란 영역으로 분리해낼 수 있는 반면, 화소의 밝기가 비슷한 Lena의 모자 부분과 뒷 배경을 분리해낼 수 없다는 단점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 마커 추출단계에 사용되는 구조요소의 크기를 질감 영역 및 에지 영역에서는 작은 구조요소를 적용하였고, 단순영역에서는 큰 구조요소를 적용하였다.

본 논문에서는 영상 내 화소의 통계적인 특성을 고려한 마커 추출을 하였기 때문에 화소의 밝기 값이 비슷한 영역에 대해서도 영상을 잘 분할함을 확인할 수 있었으며, Lena의 깃털 부분에 해당하는 질감영역을 하나의 큰 영역으로 분리하였고 영역의 개수도 표 2에

의해 기존의 수리 형태학적 영상 분할 기법에 비해 적게 생성됨을 알 수 있다.

따라서 본 논문에서 제안된 선택적 구조요소의 적용을 통해 기존 수리형태학적 영상분할에서 영역병합 후 후처리(Postprocess)시 over segmentation에 의한 연산량을 감소시켰다.

참고문헌

- [1] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing" 2nd ed., Prentice Hall, 2001
- [2] Gregory A. Bzkes, "Digital Image Processing" Edtech, 1994
- [3] P. Salembier, "Morphological multiscale segmentation for image coding", Signal Processing, Vol.38, pp.359-386, 1990
- [4] P. Salembier and M. Pardas, "Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding", IEEE Tran. on Image Processing, Vol.13, N.5, pp.639-651, 1994
- [5] F. Dufaux and F. Moscheni, "Motion estimation techniques for digital TV a review and a new contribution," Proc. IEEE, Vol. 83, No. 6, pp. 858-876, June 1995.
- [6] M.R.Sakka and M.S.Kamel, "A Segmentation criterion for digital image compression.", Proc. of ICASSP, vol.4, pp. 2554. May 1995