

ATMF를 이용한 영상의 과분할 방지에 관한 연구

A Study of Resolving the Over Segmentation in Image using ATMF

박형근(Hyoung-Keun Park)¹⁾

요 약

경사 영상을 사용하는 워터셰드에서는 영상 내의 잡음이 직접 국부적 최소 점들로 표현되어 영상의 과분할을 초래하게 된다. 특히 분할되어야 할 영역들의 경계에 대한 기울기 크기는 영역 분할의 정확성에 영향을 주어 전체 분할 성능을 좌우할 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 기울기 크기를 결정하기 전에 영역들에 대한 경계의 선명도를 보존하면서 잡음을 제거함으로써 영상의 과분할을 줄일 수 있는 ATMF(Adaptive Trimmed Mean Filter)의 적용을 제안하였다.

ABSTRACT

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 proposes that adaptive trimmed mean filter for resolving the over segmentation of image.

논문접수 : 2005. 11. 30.

심사완료 : 2005. 12. 22.

1) 남서울대학교 전자정보통신공학부

이 논문은 2005년도 남서울대학교 교내연구비 지원에 의해 연구되었음

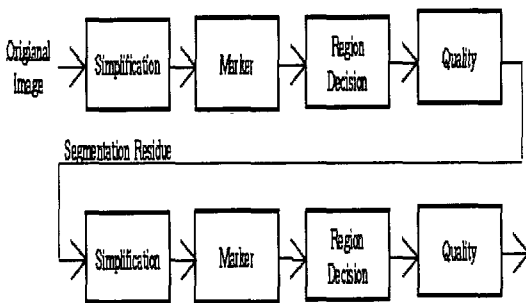
1. 서론

영상 분할 알고리즘은 명암도(luminance)의 불연속성에 근거를 둔 에지기반(edge-based), 명암도의 균질성에 근거를 둔 영역기반(region-based), 움직임 벡터에 근거를 둔 움직임 기반 방법으로 분류하며, 일반적으로 적용되는 알고리즘은 영역 기반 영상 분할 방법 중의 하나인 수리 형태론을 이용하는 방법이다.[1]

영역 기반 기법이란 화소 값의 유사성을 전체로 한 기법으로 특정 화소를 이웃하는 화소들과 비교하여 동질성 기준을 만족하면 비교한 화소들과 같은 영역으로 분류하는 기법이다.

수리 형태론은 형태, 크기, 연결성 등과 같은 객체 지향적인 특성을 다루므로 기하학적인 신호처리 도구로 사용되고 있다. 수리 형태론을 이용한 영상 분할은 다음과 같이 4단계로 구성된다.[2][3]

1단계에서는 영상을 단순화(simplification)하고 2단계에서는 단순화된 영상으로부터 경사 영상(gradient image)을 추출한다. 3단계에서는 경사 영상에 워터셰드(watershed) 알고리즘을 적용하여 균질한 특성을 가지는 영역 별로 경계를 추출한다. 마지막 단계에서는 분할된 영역의 수를 줄이기 위해서 유사한 특성을 가지는 인접 영역들을 하나의 영역으로 병합한다.



[그림 1] 수리 형태론을 이용한 영상 분할
[Fig. 1] Image segmentation using Mathematical Morphology

영역 경계 결정 후에는 유사한 영역들을 병합하는 과정이 필요하지만 병합될 대상 영역의 수가 많아질수록 병합하는 과정에 필요한 계산량이 지수적으로 증가할 뿐만 아니라, 각 영역의 절대적인 크기가 줄어들므로 영역 병합을 위한 신뢰성 있는 척도를 추출하는 것이 어려워진다. 본문내용 특히 경사 영상을 사용하는 워터셰드에서 영상 내의 잡음이 직접 국부적 최소 점들로 표현되어 영상의 과분할을 초래하게 된다. 이때, 분할되어야 할 영역들의 경계에 대한 기울기 크기는 영역 분할의 정확성에 영향을 주어 전체 분할 성능을 좌우할 수 있다. 따라서 기울기 크기를 결정하기 전에 영역들에 대한 경계의 선명도를 보존하면서 잡음을 제거하여 영상의 과분할을 줄일 수 있도록 ATMF(Adaptive Trimmed Mean Filter)를 적용한 후 모의실험을 통해 Opening-closing 필터나 Median 필터와 비교하였다.

2. 입력 영상의 단순화

단순화는 입력 영상에 대하여 영역들의 경계는 보존하면서 영역 내부의 질감 성분이나 잡음 등을 제거하여 입력 영상을 단순화시키는 단계이다.

2.1 Opening-closing 필터

형태학 필터(Morphological filter)는 윤곽선 정보를 약화시키지 않고 단순화시키는 장점을 가지며 기본 연산자인 dilation과 erosion의 조합으로 이루어진다. dilation과 erosion연산은 x_i 와 y_i 가 각각 N차원의 입력 신호와 출력 신호이고, b_n 이 크기가 n인 평탄한 형태소일 때 다음과 같이 정의된다.[4][5]

dilation

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

$$y_i = \varepsilon_n(x_i) = \min \{x_{i+k}, k \in b_n\} \quad (2)$$

dilation 또는 erosion 연산에서 원 영상을 기준 영상으로 하고 각각 $n \times n$ 의 형태소로 dilation 또는 erosion된 영상을 입력으로 수행하는 연산을 각각 열림(opening)과 닫힘(closing)이라 한다.

opening :

$$\gamma^{(rec)} \{ \varepsilon_n(x_i), x_i \} \quad (3)$$

closing :

$$\phi^{(rec)} \{ \delta_n(x_i), x_i \} \quad (4)$$

위의 두 연산을 조합하면 Opening-closing 필터의 연산이 가능해진다.

$$y_i = \phi^{(rec)} \gamma^{(rec)} \quad (5)$$

Opening-closing(OC)은 opening을 수행한 후 결과에 대하여 closing을 수행하는 구조이다. 이러한 Opening-closing 필터는 식 (3) 및 식 (4)에 의해 변화가 없을 때까지 반복하는 반복횟수가 많아져 수행 시간이 매우 길어진다는 단점을 가지고 있다.

2.2 Median 필터

n 개의 데이터 $x_i (i = 1, \dots, n)$ 의 메디안 $med(x_i)$ 는 식 (6)과 같이 정의된다.

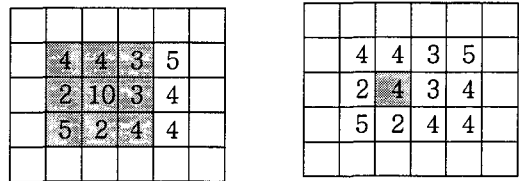
$$med(x_i) = \begin{cases} x_{(v+1)} & , n = 2v + 1 \\ \frac{1}{2(x_{(v)} + x_{(v+1)})} & , n = 2v \end{cases} \quad (6)$$

$n = 2v + 1$ 일 경우 1차원 메디안 필터는 식 (7)과 같다.

$$y_i = med(x_{i-v}, \dots, x_i, \dots, x_{i+v}), \quad i \in z \quad (7)$$

식 (7)은 고정된 윈도우를 움직이면서 윈도우

내의 데이터 중간 값을 출력으로 취하는 동작을 수행한다. 사용한 중간값 필터는 2차원 입력 $x(i, j)$ 를 중심으로 하는 윈도우의 크기를 3×3 이라고 할 때 9개 화소의 밝기 값을 조사한 후 그것을 작은 순서로 나열하여 가운데에 있는 화소값을 새로운 화소 값으로 바꾸는 방법으로 그 과정은 그림 2와 같다.[4][5]



(a)원영상

(b)필터링 영상

[그림 2] Median filtering 예

[Fig. 2] Example of Median filtering

각 화소의 명암도가 그 화소의 주변점들 내에서 명암도의 중간값으로 대체되며, 화소의 원래 값은 중간값 계산에 포함된다. 이러한 Median 필터는 윈도우내 잡음밀도가 0.2 이상이면 성능이 저하된다는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 잡음밀도가 0.2 이상에서도 우수한 잡음제거 성능을 가지는 ATMF(Adaptive Trimmed Mean Filter)를 제안하였다.

3. 제안된 ATMF

Median 필터는 순차적으로 나열된 화소값들 중 가운데 값을 선택하는 방법이고, Mean 필터는 순차적으로 나열된 화소값을 전부 합한 후, 화소의 수만큼으로 나누는 동작을 한다. 본 논문에서 제안한 ATMF는 α -trimmed mean 필터의 기본구조에 Adaptive를 적용시킨 것으로서 $m \times n$ rectangular인 S_{xy} 윈도우로 정의된 영역이 필터 내부의 통계적 특성을 기반으로 동작한다.

S_{xy} 윈도우 내에서 $g(s, t)$ 는 그레이레벨 값이 큰 부분과 작은 부분의 일정비율을 잡음에

대한 outlier로 가정하여 이를 제거하면 나머지 $g(s, t)$ 에 의해 그레이레벨 값이 결정되고 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{mn(1-2d)} \sum_{(s, t) \in S_{xy}} g(s, t) \quad (8)$$

여기서 d 는 S_{xy} 내에서 그레이레벨이 큰 부분과 작은 부분을 제거하기 위해 사용되는 파라미터로 범위는 $0 \sim 0.5$ 이다. 제안된 ATMF(Adaptive trimmed mean Filter)는 S_{xy} 윈도우 내에서 순차적으로 나열된 오차값들의 양끝을 d 의 비율만큼 제거시킨 후 나머지 오차를 최소화시키는 방법이다. $d = 0$ 일 때는 거리 값 전체를 평균내는 형태가 되므로 Arithmetic mean 필터로 동작하고 $d = 0.5$ 일 때는 Median 필터로 동작한다. 그리고 d 가 위의 경우를 제외한 나머지 경우일 때, 즉 salt-and-pepper & Gaussian noise의 결합과 같이 다양한 타입의 잡음을 포함할 때도 적용된다. 이러한 ATMF의 알고리즘은 다음과 같이 2단계로 수행된다.

```

Stage 1 : A1 =  $z_{med} - z_{min}$ 
          A2 =  $z_{med} - z_{max}$ 
          If A1 > 0 AND A2 < 0,
            Go to Stage 2
          Else increase the window size
          If window size  $\leq S_{max}$ 
            repeat stage 1
          Else output  $z_{xy}$ 

Stage 2 : B1 =  $z_{xy} - z_{min}$ 
          B2 =  $z_{xy} - z_{max}$ 
          If B1 > 0 AND B2 < 0,
            output  $z_{xy}$ 
          Else output  $z_{med}$ 
    
```

여기서, z_{min} , z_{max} , z_{med} 는 각각 윈도우 S_{xy} 내의 최소와 최대, 중간 그레이 레벨값이

며, 영상내의 impulse noise를 의미한다. 또한, z_{xy} 는 좌표 (x, y) 의 그레이 레벨값이며, S_{max} 는 윈도우 S_{xy} 의 최대 허용크기를 나타낸다.

이러한 Adaptive 동작은 잡음의 밀도에 따라 윈도우 size를 확장하므로 잡음밀도 0.2 이상에서도 영상의 선명도를 유지하게 된다.

4. 모의실험

본 논문에서는 α -trimmed mean 필터의 기본 구조에 Adaptive를 적용시켜 영상의 잡음을 제거하였다. 그리고 MSE와 SNR을 MATLAB을 이용한 컴퓨터 모의실험을 통하여 기존 Opening-closing 필터나 Median 필터보다 제안된 ATMF가 우수함을 확인하였다.

그림 3은 Lena의 영상이며, 그림 4는 각각 10%, 20%, 30%의 salt-and pepper 잡음을 포함한 영상이다. 그림 5와 6은 각각 Opening-closing 필터와 Median 필터를 이용하여 잡음을 제거한 영상이다. 그리고 그림 7은 제안된 ATMF를 이용하여 잡음을 제거한 영상이다.

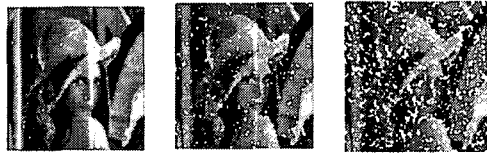


[그림 3] Lena의 원 영상
[Fig. 3] Lena original image



(a) 10% (b) 20% (c) 30%
 [그림 4] Salt-and-pepper noise가 포함된 영상

[Fig. 4] Salt-and-pepper noise included image



(a) 10% (b) 20% (c) 30%

[그림 5] Opening-closing 필터 적용 영상
 [Fig. 5] Opening-closing filter applied image



(a) 10% (b) 20% (c) 30%

[그림 6] Median 필터를 적용 영상
 [Fig. 6] Median filter applied image



(a) 10% (b) 20% (c) 30%

[그림 7] ATMF 적용 영상
 [Fig. 7] ATMF applied image

<표 1> 잡음에 의한 MSE와 SNR 변화
 <Table 1> MSE & SNR variation by noise

알고리즘		잡음비율		
		10%	20%	30%
Opening-closing	MSE	28.3512	31.1652	32.4238
	SNR	33.5589	33.1474	33.0016
Median	MSE	25.1284	25.3424	27.7579
	SNR	34.8284	34.7836	34.5253
Adaptive trimmed mean	MSE	19.4266	19.8867	20.2928
	SNR	35.2349	35.1110	35.0231

표 1은 원 영상에 10, 20, 30%의 salt-and-pepper 잡음이 포함되었을 때 각각 Opening-closing, Median, Adaptive trimmed mean filtering을 수행하여 얻은 원영상과 결과 영상에 대한 MSE(Mean square error)와 SNR의 수식을 거쳐 나온 결과치이다.

5. 결론

형태학적 영상분할에서는 영상을 단순화한 후 추출된 경사 영상을 가지고 영역 경계를 결정하는데, 병합될 대상 영역의 수가 많아질수록 병합하는 과정에 필요한 계산량이 지수적으로 증가한다. 또한, 각 영역의 절대적인 크기가 줄어들므로 영역 병합을 위한 신뢰성 있는 척도를 추출하는 것이 어려워진다. 특히 경사 영상 추출하는 워터셰드 알고리즘에서 영상 내의 잡음이 직접 국부적 최소 점들로 표현되어 영역들의 경계에 대한 기술기에 영향을 주어 과분할이 초래된다.

그러므로 본 논문에서는 이러한 잡음을 제거하기 위해 ATMF(Adaptive Trimmed Mean Filter)를 제안하였고, 모의실험 결과 표 1과 같이 영상내 잡음밀도가 증가할수록 제안한 ATMF가 Opening-closing 필터보다 MSE가 8.9246 ~ 12.131이 적고, Median 필터보다 5.7018 ~ 7.4651 적다는 것을 알 수 있었다.

따라서 제안된 ATMF가 전체적인 잡음제거의 향상과 함께 잡음비율이 20% 이상일 경우

의 영상의 선명도 훼손의 정도가 줄어들었음을 확인하였다. 따라서 잡음이 많은 영상의 형태학적 기울기 연산에서 잡음에 의한 과분할을 줄일 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1]Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing" 2nd ed., Prentice Hall, 2001
- [2]Gregory A. Bzses. "Digital Image Processing", Edtech, 2004
- [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.

박 형 근



1993년 2월 원광대학교
전자공학과(공학사)
1995년 2월 원광대학교 대학원
전자공학과(공학석사)
2000년 2월 원광대학교 대학원
전자공학과(공학박사)
2005년 3월~현재 남서울대학교
전자정보통신공학부 전임강사