

개선된 Watershed 영상분할방법

The Watershed Image Segmentation Iteration Method

권기홍(Kwon Kee Hong)¹⁾

요약

잡음의 혼입, 추가적인 데이터의 삽입에 의해 많은 catchments basins 이 보다 더 부분 분할되어 local minima 가 증가하는 경우 훼손된 Watershed 영상은 관련된 객체 윤곽들이 소실되는 over segmentation 이 발생한다. 제안된 Watershed 영상 분할 알고리즘은 반복적으로 유사 gray level 분포를 지니는 인접 영역을 병합, 영상 복원하여 기존의 알고리즘보다 우수한 효과를 나타낼 것으로 기대된다.

Abstract

A severe drawback to the calculation of watershed images is over segmentation. Relevant object contours are lost in a sea of irrelevant ones. This is partly caused by random noise, inherent to a data, which gives rise to additional local minima, such that many catchments basins are further subdivided. Proposed watershed image segmentation algorithm is iteratively merging neighboring regions that have similar gray level distributions, to restore image.

1) 정회원 : 대구산업정보대학 정보통신과 교수

1. 서론

영상분할은 해체된 영역, 임의의 특성에 대해 동일한 영역으로 영상을 나눈다. 명암 값, 직물 영상에 대한 분할은 배경에서 물체를 고립화시키는 과정이다. watershed transform 은 영역 기반의 분할 접근으로서 분류될 수 있다. 이 방법의 기초는 지리학으로부터 생긴 것이다. 물에 의해 범람되는 지형, 영역위로 떨어지는 비의 영향으로 분할된 선분이 watershed 이다. 대안적인 접근은 지역적 최소로써 호수에 담가지는 경치를 상상하는 것이다. 집수지역은 지역적 최소에서 시작하여 물로 채워진다. 그리고 다른 집수지역으로부터 오는 물이 만날 지점에 둑이 건설된다. 수위가 지형의 가장 높은 부위에 다다를 때, 과정이 멈추어진다. 결과적으로 지형은 영역 안에 분할되거나 집수지역은 둑에 의해 분리된 watershed lines 가 발생한다. 첫 집수지역, 집합의 일부를 취하거나 집수지역 내에서 영상분할 하고, 경계 탐색에 의해 부분적으로 watersheds를 발견한다. 영상의 labeling 을 표시하기 위한 watershed transform 은 주어진 집수지역의 모든 지점과 같은 유일한 라벨과 watersheds를 지닌 것이다. watershed transform 의 간단한 일례는 도표 1과 같다.

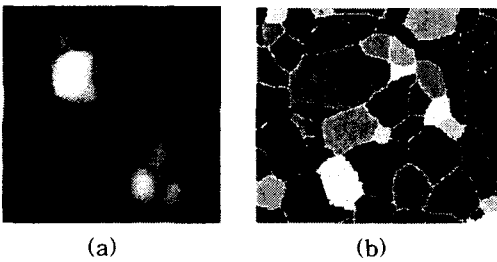


도표 1. 억압된 최소 영상에 대한 watershed 분할 예제.

(a) 원 영상 (b) (a) 에 대한 watershed 변환 영상

Fig. 1 The Watershed Segmentation example of the imposed minima image

(a) original image (b) watershed transform of (a)

1.1 연속 watershed 변환

연속 watershed 변환의 정의는 거리 함수에 기반을 둔다. 사용된 거리 함수에 의존하여 다른 정의에 도달할 수 있다. 영상 f 는 고립된 지점들을 지닌 영역 D 의 서로 다른 연속된 두 함수의 공간 $C(D)$ 의 원소와 같다. 이 때 D 의 지점 p 와 q 간의 지형학적 거리는

$$T_f(p, q) = \inf_{\gamma} \int \|\nabla f(\gamma(s))\| ds$$

로 정의된다. 여기서 $\gamma(0) = p, \gamma(1) = q$ 에 대해 D 내부에서 infimum 은 모든 경로(평탄 곡선들)상에 존재한다. 지점 $p \in D$ 와 집합 $A \subseteq D$ 간의 지형학적 거리는 $T_f(p, A) = \text{MIN}_{a \in A} T_f(p, a)$ 로 정의된다.

$f \in C(D)$ 는 임의의 색인집합 I 에 대해서 minima $\{m_k\}_{k \in I}$ 를 지닌다고 하자. 최소값 m_i 에 대한 집수지역 $CB(m_i)$ 은 지형학적으로 m_i 와 가까운 $x \in D$ 인 지점들의 집합으로 정의된다. 이때 어떤 다른 관련 최소값 m_j 는 $CB(m_i) = \{x \in D | \forall j \in I \setminus \{i\}: f(m_i) + T_f(x, m_i) < f(m_j) + T_f(x, m_j)\}$ f 에 대한 watershed 는 임의의 집수지역들이 될 수 없는 지점들의 집합이다.

$$Wshed(f) = D \cap \left(\bigcup_{i \in I} CB(m_i) \right) \tag{1}$$

W 는 임의의 라벨이고, $W \notin I$. f 에 대한 watershed transform 은 $\lambda : D \rightarrow I \cup \{W\}$ 로 사상된다. $p \in CB(m_i)$ 이면 $\lambda(p) = i$ 와 같다. $p \in Wshed(f)$ 이면 $\lambda(p) = W$ 와 같다.

그래서 f 에 대한 watershed transform 은 D 에 대한 지점과 라벨이 연결되고, 서로 다

큰 집수지역은 유일하게 라벨로 나타내고, 특별한 라벨 W 는 f 의 watershed 에 대한 모든 지점에서 연결된다.

2. 이산 watershed 변환

디지털 영상신호에서 발생하는 문제는 고원의 발생이다. 상수 명암 값의 영역들은 영상의 범위를 넘어 확장될 수 있다. 그런 고원은 이산 영상신호에 대한 지형학적 거리에 기반을 둔 연속 watershed 정의를 확장할 때 문제점을 발생한다. 이러한 비지역적 영향은 watershed 알고리즘의 병렬 구현을 위한 장으로써 작용한다. 다음 알고리즘적 정의는 레벨에 의한 watershed 변환을 레벨 별로 계산하기 때문에 자동적으로 고원을 보존한다. 각각의 레벨은 SKIZ가 계산되는 이진 이미지를 구성한다.

7	6	5	4
8	5	4	3
9	4	3	2
0	3	2	1

(a) original

B	B	B	B
B	B	B	B
W	B	B	B
A	W	B	B

(b) 4-conn

B	B	B	B
B	B	B	B
W	W	B	B
A	W	B	B

(c) 8-conn

W	W	B	B
W	W	B	B
A	W	B	B
A	A	B	B

(d) 4-conn

B	B	B	B
A	B	B	B
A	A	B	B
A	A	B	B

(e) 8-conn

도표 2. 서로 다른 연결성에 대한 네모 격자의 watershed 변환

- (a) 원 영상 (굵게 표시된 minima)
- (b-c) 침식에 따른 결과영상
- (d-e) 지형학적 거리에 따른 결과영상

Fig. 2 Watershed transform on the square

grid, for different connectivity

(a) original image (minima indicated in bold)

(b-c) results according to immersion

(d-e) results according to topographical distance

II. 기존 신호처리방법의 분석

1. Gabor 필터에 의한 특징추출

이차원 Gabor 함수 $g(x, y)$ 의 Fourier 변환

$G(u, v)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W x \right] \quad (2)$$

$$G(u, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \quad (3)$$

여기서 $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$ 이고 $\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$

이다. Gabor 함수는 비 직교 기저집합이다.

제한된 주파수를 제공하는 기저(basis)를 사용하여 신호를 확장시킨다. 입력 영상신호에

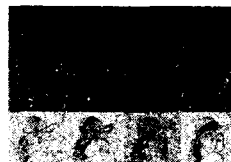
잡음이 혼입된 경우 Gabor 필터는 임의의 특징에 따른 신호추출이 불가능하다.



(a) original image



(b) degraded image



(c) gabor filter image of (a)



(d) gabor filter image of (b)

도표 3. 훼손영상에 적용된 gabor 필터

- (a) 원 영상
- (b) 훼손영상
- (c) (a) 의 gabor 필터 영상
- (d) (b) 의 gabor 필터 영상

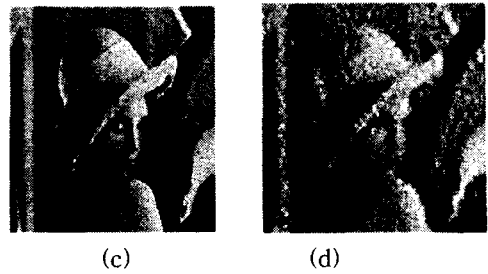


Fig. 3 gabor filter to applied degraded image

2. Wavelet 변환에 의한 영상합성

Wavelet 변환에 의한 영상합성 과정은 다음과 같다.

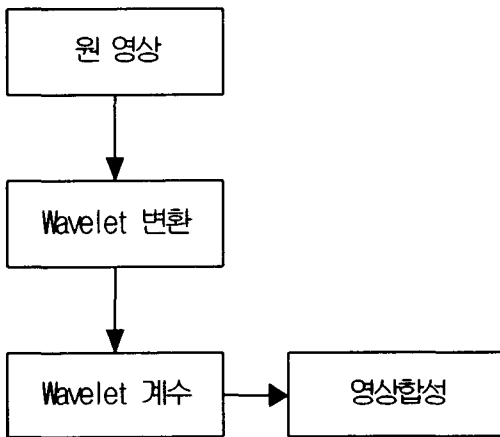


도표 4. Wavelet 변환에 의한 영상분류 과정

Fig. 4 image synthesis progresses of the wavelet transform.

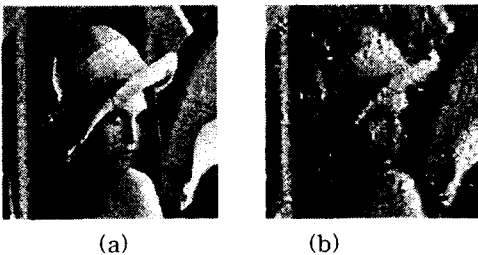


도표 5. Wavelet 기반의 영상합성

- (a) 원 영상에 대한 2 단계 Wavelet decomposition
- (b) 원 영상에 대한 4 단계 Wavelet decomposition
- (c) 훼손 영상에 대한 2 단계 Wavelet decomposition
- (d) 훼손 영상에 대한 4 단계 Wavelet decomposition

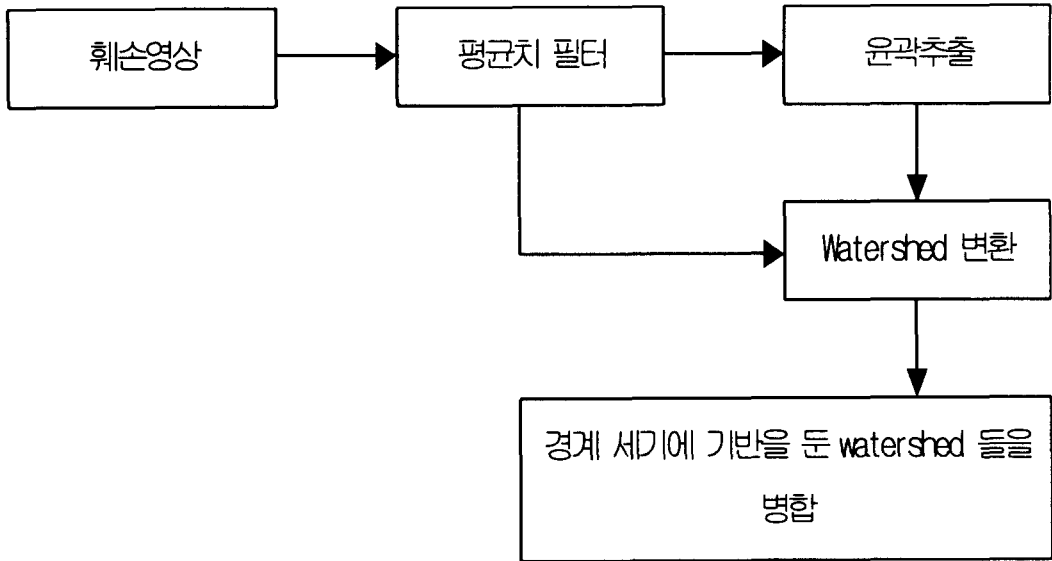
Fig. 5 Wavelet-based texture synthesis

- (a) Wavelet 2 level decomposition of original image
- (b) Wavelet 4 level decomposition of original image
- (c) Wavelet 2 level decomposition of degraded image
- (d) Wavelet 4 level decomposition of degraded image

일반적인 특징추출, 영상합성 알고리즘들은 가산 잡음이 포함된 훼손신호를 적용하였을 경우 오류를 발생하여 올바른 결과영상을 구할 수 없음을 알 수 있었다.

3. 제안된 알고리즘

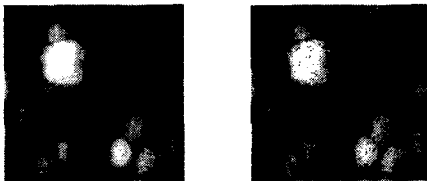
가산잡음이 포함된 훼손신호를 적용함에 있어서도 신호처리 정도를 대폭 개선할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안한다.



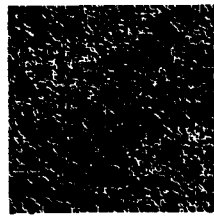
훼손된 영상을 평탄화한 후 평탄화된 영상의 윤곽을 추출한다. 윤곽 추출된 결과영상의 화소값을 최소값과 비교하여 색인정보와 watershed를 구한다. 윤곽 세기를 기준으로 watershed들을 반복적으로 결합한다.

4. 시물레이션결과및고찰

본 논문에서 제안한 알고리즘의 유효성을 확인하기 위하여 영상신호처리에 적용시켜 보았다. 사용된 영상은 199x199 해상도 및 256의 계조도를 갖는 영상과 512x512 해상도 및 256 계조도를 갖는 표준영상을 사용하였다. 영상을 처리할 경우 가산잡음에 의해 훼손되어 지는데 가산잡음은 영상의 형성, 전달, 저장과정에서 임의로 영상에 섞이게 된다. 본 논문에서는 가우스 분포를 갖는 백색 잡음을 가산하였다. 본 논문에 사용된 가산잡음은 20dB의 신호 대 잡음 비를 가지는 백색 잡음을 사용하였다.



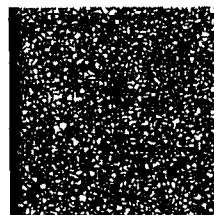
(a) original image (b) degraded image



(c) watershed merged image



(d) watershed transformed image



(e) wavelet segmentation image

도표 6. 제안된 방법을 사용한 결과영상

(a) 원 영상

(b) 훼손영상

(c) 제안된 알고리즘을 적용한 영상

- (d) 일반적인 watershed 변환을 적용한 영상
- (e) wavelet 분할된 영상

5. 결론

신호는 그 형성, 감지, 기록, 전송의 단계를 거치는 동안 여러 가지 원인에 의해 훼손되며, 훼손된 신호를 고려하지 않은 특징추출, 영상 합성 알고리즘은 처리과정에서 over segmentation 과 예측되지 않은 결과영상이 출력되는 오류가 발생한다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 가산잡음이 있는 실제의 신호를 처리함에 있어 가산잡음에 의한 훼손을 현저히 감소시켜 악조건이나 특이점에서도 지역적 최소의 증가와 over segmentation 없이 처리될 수 있음을 확인 할 수 있었다.



권기홍(Kwon Kee Hong)

1989년 영남대학교 전자과 공학사

1991년 영남대학교 전자공학과 공학석사

1995년 영남대학교 전자공학과 공학박사

1991년 ~ 현재 대구산업정보대학

정보통신과 교수

주관심분야 : 디지털신호처리, 영상신호처리

참고 문헌

1. Almuweiri, H. M., and Prasanna, V. K. Parallel architectures and algorithms for image component labeling. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 14, 10 (1992), 1014-1034
2. Bieniek, A. and Moga, A. A connected component approach to the watershed segmentation In Mathematical Morphology an its Applications to Image and Signal Processing, H.J.A.M Heijmans and J.B.T.M.Roerdink, Eds. Kluwer Acad. Publ.,Dordrecht, 1998, pp. 215-222.
3. H. V. Poor, An Introduction to Signal Estimation and Detection, 2nded. New York: Wiley, 1991
4. S.M Kay Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.