

# 칼라 영상 분할을 위한 모폴로지 재구성과 비선형 확산

김창근, 유재명, 이귀상  
전남대학교 전자계산학과  
e-mail:kcgroot@dreamwiz.com

## Morphology Reconstruction and Non-Linear Diffusion for Color Image Segmentation

Chang-Geun Kim, Jaem-Yeong Yoo, Guee-Sang Lee  
Dept of Computer Science, Chonnam National University

### 요 약

본 논문에서는 모폴로지(Morphology) 재구성(Reconstruction)과 비선형 확산(Non-Linear Diffusion)을 이용하여 칼라 영상을 유사한 영역으로 분할하는 방법을 제안한다. 초기에 RGB 영상을 LUV 색상 공간으로 전환하고, 그 색상공간에 모폴로지를 응용한 재구성(Reconstruction)에 의한 닫힘(Closing) 연산과 비선형 확산(Non-Linear Diffusion)을 적용하여 잡음을 제거한 실험 영상을 획득한다. 이 영상에서 워터셰드 알고리즘을 위한 칼라 영상의 기울기(Gradient) 정보를 획득하고, 그 영상에 마커(Marker) 정보를 이용한 워터셰드(Watershed) 알고리즘을 적용하여 영상을 효과적으로 분할한다. 칼라 영상을 대상으로 한 실험에서 제안 방법이 영상을 효과적으로 분할함을 확인 하였다.

### 1. 서론

영상 분할(Image Segmentation)이란 영상 분석에 가장 기본이 되는 기법으로 영상을 밝기, 색상, 텍스처, 모션 등과 같은 유사한 특성을 갖는 영역 단위로 분할 하는 작업이다. 영상 분할은 객체 인식, 컴퓨터 비전, 영상 압축을 위한 전처리 과정으로 매우 중요하기 때문에 지금까지도 이에 대한 많은 연구가 진행되고 있다.[1]

영상 분할을 위한 방법으로는 윤곽선을 이용한 분할 방법, 영역을 이용한 분할 방법, 히스토그램을 이용한 분할 방법 등 다양한 방법이 있다. 그 중 영역을 이용한 분할 방법으로는 워터셰드(Watershed) 알고리즘이 널리 사용되고 있다. 워터셰드 알고리즘은 공간 정보를 효율적으로 사용한다는 이점이 있지만, 약간의 잡음이나 지역적인 텍스처에 의해 영역이 과다 분할 될 수 있다는 단점이 있다.[2] 이러한 영상의 과다 분할을 감소시키기 위해 가우시안(Gaussian)과 같은 선형 확산 필터의 단점을 보완한 비선형 확산(Non-Linear

Diffusion) 필터를 사용하는데, 기울기 값이 큰 밝은 잡음의 경우에는 부드럽어지지 않고 비선형 확산 후에도 존재하게 된다.

본 논문에서는 모폴로지(Morphology)를 응용한 재구성(Reconstruction) 연산을 비선형 확산 전에 적용하여 이러한 문제점을 제거하는 새로운 영상 분할 방법을 제안한다. 칼라 영상 분할을 위해 영상을 LUV 색상공간으로 변환 시키고, 그 각각의 색상공간에 모폴로지를 응용한 재구성(Reconstruction)에 의한 연산을 수행하여 1차 잡음을 제거한다. 그 영상에 비선형 확산을 하여 2차 잡음을 제거 함으로써 워터셰드를 위한 초기영상을 획득하고, 이 각각의 색상공간에 유클리드 연(Euclidean) 거리를 적용한 칼라 기울기값을 획득한다. 마지막으로 마커 정보를 이용한 워터셰드를 재적용함으로써 영상의 영역을 분할한다.

### 2. 모폴로지 재구성 연산

모폴로지 변환을 응용한 재구성(Reconstruction)

연산은 두개의 영상을 사용한다. 하나의 영상은 재구성 연산을 위한 시작점인 마커(Marker) 영상이고, 나머지 하나의 영상은 재구성 연산을 제한하는 마스크(Mask) 영상이다. 그림 1은 모폴로지 재구성 연산을 그림으로 표현한 것이다. 모폴로지의 열림(Opening) 연산과 같은 기능을 하지만, 영상의 모양을 유지한다는 장점이 있다.

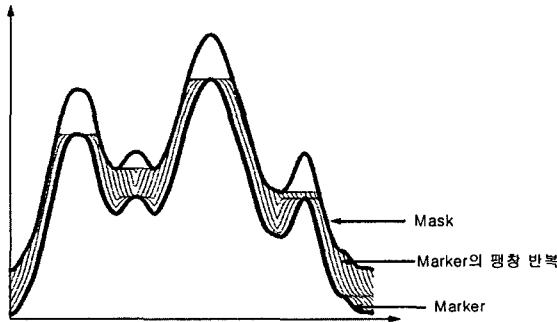


그림 1. 모폴로지 재구성

모폴로지를 응용한 재구성 연산은 그림 1과 같이 마커(Marker) 영상을 마스크(Mask)의 제한 점까지 팽창을 반복하여 영상의 밝은 부분의 잡음을 1차적으로 제거하고, 이 영상에 역을 취해 다시한번 위와 같은 연산을 수행하여 어두운 부분의 잡음을 제거한다. 그리고 다시 이 영상에 역을 취함으로써, 최종적으로 영상의 과분할의 요인인 밝은 잡음과 어두운 부분의 잡음을 1차적으로 제거하게 된다. 그림 2의 (a)는 원영상의 그레이 영상이고 (b)는 그레이 영상의 기울기 값이다.

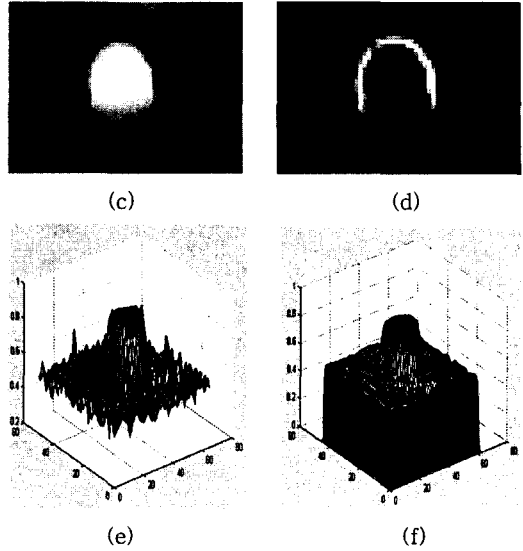
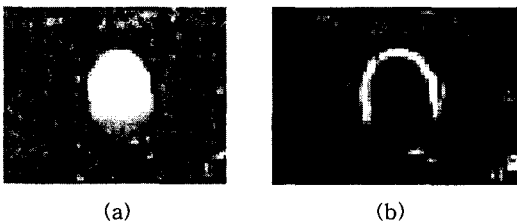


그림 2. 모폴로지 재구성 연산

그림 2의 (c)는 원영상 (a)에 모폴로지를 재구성한 영상이고, (d)는 (c)영상의 기울기 값이다. (e)는 원영상의 기울기값을 지형학적으로 나타낸것이고 (f)는 모폴로지를 재구성한 후의 영상을 나타낸것이다. 배경의 밝은 부분의 잡음이 많이 제거된 것을 확인할 수 있다.

### 3. 비선형 확산

영상의 기울기값에는 잡음과 영역 내 모호한 기울기 값들이 존재하여 위터웨드 알고리즘을 바로 적용하면 수많은 영역으로 나뉘게 된다. 이런 과분할을 억제하고 잡음의 효과를 줄이기 위해, 영상을 부드럽게 하는 전처리 과정이 필요하다. 대표적인 전처리 과정으로 사용되는 가우시안 필터는 영상을 부드럽게 하여 잡음의 효과를 줄일 수 있지만, 기울기값도 부드럽게 하여 기울기값이 사라지거나 위치가 변화게 된다. 이러한 단점을 해결하기 위해 Perona & Malik 가 제안한 비선형 확산 필터를 사용한다. [3] 확산 함수는 [3]에 의해 식 1과 같다.  $g(\nabla)$ 는 확산계수이고,  $k$ 는 확산의 영향을 결정하는 상수이다.

$$g(\nabla) = \exp(-(\|\nabla\|/k)^2) \quad (1)$$

그러나 비선형 확산은 기울기 값을 최대한 유지하면서 어두운 부분의 잡음을 제거한다는 장점이 있지만, 밝은 부분의 잡음을 제거하지 못하는 단점이 있다. 그래서 이러한 문제점을 제거하기 위해, 1차적으

로 그림 1과 같이 모폴로지를 재구성한 연산을 적용하여 밝은 부분과 어두운 부분의 잡음을 제거한후, 이 영상에 비선형 확산을 적용한다.

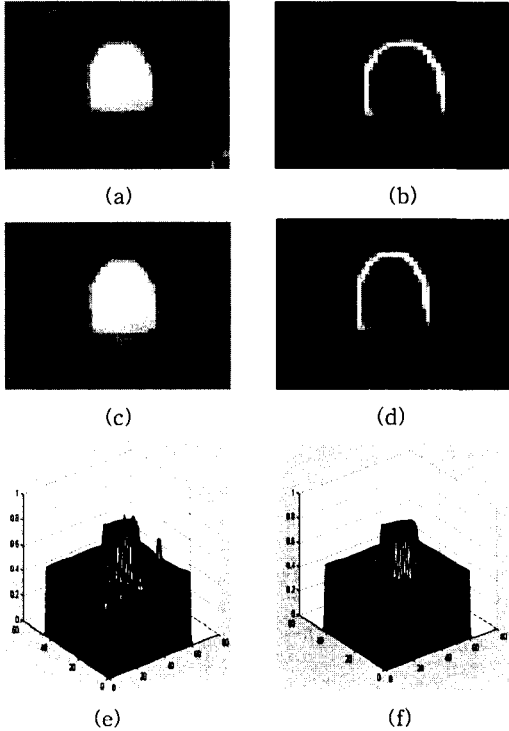


그림 3. 모폴로지 재구성 연산후 비선형 확산

그림 3의 (a)는 모폴로지를 재구성한 연산을 사용하지 않고 비선형 확산을 한 영상이고, (b)는 (a)에 대한 기울기 값이다. (c)는 모폴로지를 재구성한 연산을 사용한 후에 비선형 확산을 적용한 영상이고, (d)는 그에 대한 기울기 값이다. 그림 3의 (b)를 지형학적으로 나타낸 (e)와 (d)를 지형학적으로 나타낸 (f)를 보면 모폴로지를 재구성한 연산을 한 후에 비선형 확산을 적용한 경우가 잡음이 더 효과적으로 제거된 것을 확인할 수 있다.

#### 4. 유클리디언 색상 기울기

영상 분할을 위해 사용되는 워터셰드 알고리즘은 영상의 기울기 값을 기반으로 영역을 분할한다. 일반적인 기울기 값의 추출 방법은 영상의 밝기 성분만을 고려하여 계산되므로 칼라 영상에는 적합하지 않다. 그래서 유클리디언 거리를 이용하여 LUV 색상 공간에서 밝기 성분과 색상 성분의 거리를 계산하고 자연 영

상에 적합한 색상 기울기 값을 추출한다. 본 논문에서는 색상 기울기 값을 추출하기 위해 식 2와 같이 LUV 색상 공간에서 각 성분의 기울기 값을 계산하여 그 각 성분의 합을 색상 기울기 값으로 정의 하였다.

$$I_{color} = |l_v| + |l_u| + |l_v| \quad (2)$$

그림 4는 유클리디언 색상 기울기 값의 결과를 보여 주고 있다. 그림 4의 (a)는 그레이 원영상이고 (b)는 칼라 원영상이다. (c)는 그레이 원영상에 모폴로지 재구성 연산후 비선형 확산을 적용한 영상이고, (d)는 칼라 원영상에 모폴로지 재구성 연산후 비선형 확산을 적용한 영상이다. (c)와 (d)를 비교해보면 (d)는 붉은 색상과 초록 색상이 뚜렷하게 나타난다. 하지만 이 칼라 영상을 그레이 영상으로 전환하여 밝기 영역만 참조하는 경우에는 (c)와 같이 거의 구별하지 못하게 된다. (e)는 이러한 문제점을 가진 (c) 영상에 대한 유클리디언 기울기 값이다. 원하는 기울기 값을 정확히 찾아내지 못하는 것을 볼 수 있다. 반면에 (f) 영상은 LUV 색상공간을 사용하여 밝기 정보에서 놓쳐버린 기울기 정보를 효과적으로 찾아내는 것을 확인할 수 있다.

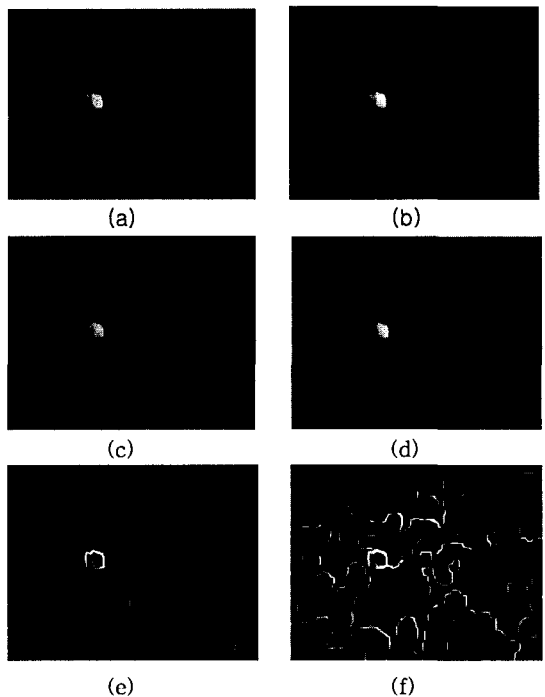


그림 4. 유클리디언 색상 기울기

5. 마커 정보를 이용한 워터셰드

워터셰드 알고리즘의 단점은 잡음에 의한 과다 분할이다. 앞의 연산과 같이 워터셰드 알고리즘을 위한 최적의 기울기값을 획득하였다더라도, 완전하게 이 단점을 보완하지는 못한다. 그래서 마커 정보를 이용하여 이웃하는 유사 영역을 병합함으로써 이러한 문제점을 해결한다. 마커 정보를 획득하는 과정은 기울기 정보 중 가장 적은 기울기 픽셀정보를 찾아 일정한 픽셀값을 더하게 함으로써 주위에 그 픽셀 정보 보다 적은 픽셀의 경우는 범람하게 하는 과정이다.[5]

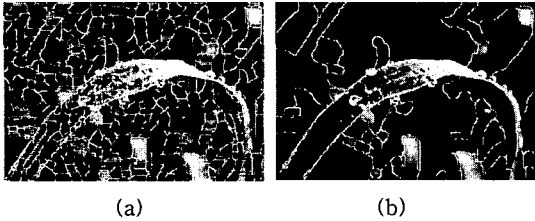


그림 5. 마커 정보를 이용한 워터셰드

그림 5의 (a)는 마커 정보를 사용하지 않고 워터셰드를 적용한 영상이고, (b)는 마커 정보를 사용하여 워터셰드를 적용한 영상이다.

6. 실험결과

제안한 방법을 칼라 영상에 각각 적용해보았다. 그림 6의 (a)와 (c)는 모폴로지 재구성 연산을 사용하지 않고 영상을 분할한 것이고, (b)와 (d)는 모폴로지 재구성 연산을 적용한 영상이다. (b)와 (d)가 더 효과적으로 분할된 것을 확인할 수 있다.

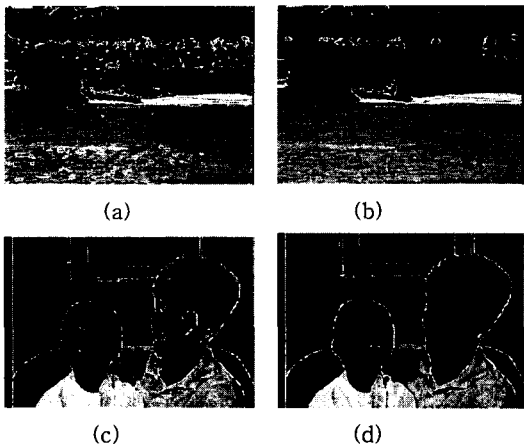


그림 6. 실험결과 비교

그림 7은 제안한 방법을 자연영상에 적용한 실험 결과이다.

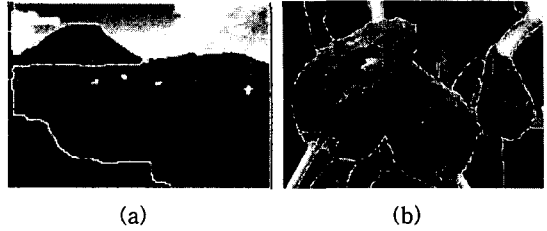


그림 7. 자연영상 실험결과

7. 결론

본 논문에서는 모폴로지 재구성에 의한 연산에 의해 1차적으로 밝고, 어두운 부분의 지역적 잡음을 제거하고, 비선형 확산을 통해 기울기는 살리면서, 주변 잡음은 부드럽게하여 2차적으로 잡음을 제거하였다. 색상 정보를 이용하여 기울기 값을 구하고, 최종적으로 그 영상에 마커를 이용한 워터셰드를 적용하여 영상을 분할 하였다. 제안된 방법은 여러 영상에서 만족할만한 영상 분할 결과를 나타내었다.

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(과제번호:R05-2003-000-11345-0 지원)으로 수행되었음)

참고문헌

[1] N. R. Pal and S. K. Pal, "A review on image segmentation techniques," Pattern Recognition, vol. 26, no. 9, pp. 1277-1294, Mar. 1993.  
 [2] K. Haris, SN. Efstratiadis, N. Maglaveras, and AK. Katsaggelos, "Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging", IEEE Trans Image Proc 7(12): 1684-1699, Dec 1998  
 [3] P. Perona and J. Malik, "Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," PAMI 12, no. 7, pp. 629-639, 1990.  
 [4] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, Image processing, analysis, and machine vision, 2<sup>nd</sup> ed. PWS publishing, 1998.  
 [5] 김창근, 유재명, 이귀상, "시간 정보와 공간 정보를 이용한 객체 추출", 한국정보과학회 춘계학술발표대회 논문집(B) 제31권 제1호, pp. 766~768, 2004년 4월 23일~24일,