

워터셰드 변환과 영역 병합을 이용한 이미지 분할¹⁾

이기정*, 황보택근*

*경원대학교 전자계산학과

e-mail:jcm5758@empas.com

Image Segmentation using Watershed Transformation and Region Merging

Ki-Jung Lee*, Taeg-Keun Whangbo*

*Dept of Computer Science, Kyungwon University

요 약

워터셰드 변환은 영역 분할 속도가 빠르고, 유연하여 이미지 분할 분야에서 많이 사용되고 있다. 그러나 워터셰드 변환은 지역적 최소점을 이용하기 때문에 잡음에 민감하고 과분할되는 단점을 가지고 있다. 또한, 기존 연구들은 그레이 스케일 이미지에 대해서만 워터셰드를 적용하였다.

본 논문에서는 지역적 최소점에 민감한 워터셰드 변환에 칼라 기울기 이미지와 모폴로지 기법을 적용하였다. 워터셰드 변환 후의 분할된 영역은 영역 인접 그래프로 구성하였고, 인접 영역에 대하여 칼라 색상 유사도와 텍스처 유사도를 이용하여 영역 병합을 수행하였다.

실험 결과 본 논문에서 제안한 알고리즘을 이용할 경우 효과적인 이미지 분할이 가능함을 확인할 수 있었다.

1. 서론

이미지 분할은 이미지 프로세싱에서 중요한 분야이며, 이미지를 분석하고 이해하는데 자주 사용되는 기술이다.

워터셰드 변환은 영역 기반 방법의 하나로서, 많이 사용되는 알고리즘이다. 워터셰드 변환은 영역 분할 속도가 빠르고, 유연하며, 파라미터를 별도로 설정할 필요가 없다. 더불어 기울기 정보를 이용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 반면에 워터셰드 변환은 지역적 최소점을 이용하기 때문에 잡음에 민감하고 과분할되는 단점을 가지고 있다[1-6].

워터셰드 변환을 통해 과분할된 영역들은 영역 병합을 통해서 그 수를 줄일 수 있다. 영역 인접 그래프(Region Adjacency Graph)를 이용하여 영역간의 관계를 생성할 수 있다. 그래프의 각 노드들은 영역으로 구성되며, 에지는 영역들간의 유사도를 의

미한다. 구성된 그래프를 기반으로 인접 영역들간의 병합을 수행한다.

기존의 연구들은 영역 병합시 색상 유사도만을 이용하였으며, 이 경우 텍스처의 정보를 이용할 수 없기 때문에 명확한 구분이 불가능한 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 색상과 텍스처 유사도를 이용하여 영역을 분할하는 방법을 사용하였다. 색상 유사도는 $L^*a^*b^*$ 색상 공간에서 두 영역간의 차이를 이용하였다. $L^*a^*b^*$ 색상 공간은 사람의 색상 지각 능력을 반영하여 영역 분할에 효과적이다[7]. 영역의 텍스처 유사도는 영역을 부드러운 영역과 복잡한 영역으로 구분하여 생성한다. 가버 변환(Garbor Transformation)을 통하여 획득한 4가지 방향(수평, 수직, $+45^\circ$, -45°)에 대한 크기값을 계산하여 각 영역을 부드러운 영역과 복잡한 영역으로 구분하였다 [8].

본 논문에서 제안한 알고리즘을 자연 영상에 적용한 결과 과다 분할된 영역들이 효과적으로 병합되

1) 본 연구는 제 2단계 BK21사업에 의하여 지원 받았음

었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안한 워터셰드 변환 방법을 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 사용한 유사도 측정 함수에 대하여 설명한다. 4장에서는 영역 이웃 그래프를 이용한 영역 병합 과정과 실험 결과를 설명하고, 마지막으로 5장에서 결론과 향후 연구에 대해서 언급한다.

2. 워터셰드를 이용한 영역 분할

본 논문에서 사용한 워터셰드 알고리즘은 Vincent and Soille[1]가 제안한 침수 모의실험을 기반으로 하였다. 침수 모의실험은 가장 낮은 수면으로부터 수면 높이를 점차로 증가시키면서 지역적 최소점을 높여가는 과정이다. 수면이 계속 높아지면서 서로 다른 담수지역에 접하게 되며, 접선의 경계면에 분수령 라인을 쌓아서 담수 지역을 구분한다.

워터셰드 알고리즘은 지역적 최소점과 담수지역을 통해 이웃하는 분수령의 경계면을 쉽게 찾을 수 있다는 장점이 있지만, 잡음 혹은 복잡한 영상의 경우 지역적 최소점이 너무 많이 존재하기 때문에 과다 분할되는 단점을 갖게 된다[1-6].

본 논문에서는 다음의 4단계를 거쳐서 워터셰드 변환을 수행한다. 먼저, RGB 색상 공간을 $L^*a^*b^*$ 색상 공간으로 변환한다. $L^*a^*b^*$ 를 이용한 칼라 기울기 이미지를 생성한다. 기울기 이미지에 모폴로지를 적용한다. 마지막으로 워터셰드 변환을 수행한다.

워터셰드 변환을 적용하기 전에 RGB 색상 공간을 $L^*a^*b^*$ 색상 공간으로 변환한다. 기존의 연구들은 그레이 스케일 이미지를 사용하기 때문에 엄밀한 의미의 칼라 이미지 분할은 아니다.

$L^*a^*b^*$ 색상 공간은 사람이 색상을 지각하는 감성적 접근에 의하여 개발되었으며, 조색이나 색채의 오차, 변환방향 등을 쉽게 얻을 수 있다[7].

다음으로 워터셰드 변환의 경계면으로 사용하기 위해서 칼라 기울기를 구한다. 기존의 워터셰드 변환 알고리즘은 그레이 스케일 이미지의 기울기 크기를 이용하여 지역적 최소점과 경계면을 추출하였지만 본 논문에서는 $L^*a^*b^*$ 색상 공간에서 기울기 크기를 계산함으로 원 정보의 손실을 최소화할 수 있다.

$$I_{grad} = \|\nabla(g(I))\| \quad (1)$$

$g(\cdot)$ 와 $\nabla(\cdot)$ 는 가우시안 필터링과 기울기 크기 연산을 의미한다. 가우시안 필터링은 잡음을 제거하기 위한 요소이다.

지역적 최소점을 줄이기 위한 또 하나의 방법으로 본 논문에서는 모폴로지(Morphology)를 이용하였다. 식 (2)와 같이 기울기 이미지에 대해서 팽창과 침식을 수행하여 나온 결과 이미지들간의 차를 구하여 워터셰드 변환의 경계면으로 사용하였다. 이 두 영상간의 차이는 약한 기울기는 제거하고 강한 기울기는 더욱 강하게 만드는 장점을 가지고 있다.

$$g(x,y) = f(x,y) \oplus B(x,y) - f(x,y) \ominus B(x,y) \quad (2)$$

\oplus 와 \ominus 는 모폴로지 팽창과 침식을 의미하며, $B(x,y)$ 는 디스크 형태의 구조 요소를 의미한다. $L^*a^*b^*$ 색상 공간의 명도 이미지에 모폴로지를 적용하였다.

마지막으로 워터셰드 변환을 적용한다.

3. 유사도 함수

인접 영역간의 유사도는 유사도 함수를 이용하여 평가하고, 평가 결과에 의하여 영역을 병합한다. 본 논문에서 사용한 유사도는 색상 유사도와 텍스처 유사도이다.

3.1 색상 유사도

색상 유사도는 $L^*a^*b^*$ 공간에서 각 요소간의 차이를 식 (3)과 같은 방법으로 계산하였다. 식 (3)은 Haris[3]가 사용한 방법으로 그레이 영상의 색상 값을 이용한 것을 칼라 공간으로 확장하여 사용하였다.

색상 유사도는 각 픽셀의 색상뿐만 아니라 영역의 크기에도 관련이 있다. 색상 차이가 작으면서 영역의 큰 영역들이 유사도가 높은 값을 갖게 된다.

$$D_c(f_c^1, f_c^2) = \frac{N_{f^1} N_{f^2}}{N_{f^1} + N_{f^2}} (\mu(f_c^1) - \mu(f_c^2))^2 \quad (3)$$

N_{f^1} 과 N_{f^2} 는 f^1 영역과 f^2 영역의 픽셀 수를 의미하며, $\mu(f_c^1)$, $\mu(f_c^2)$ 는 f^1 영역과 f^2 영역의 평균 색상을 의미한다.

3.2 텍스처 유사도

이미지의 각 영역들은 서로 다른 형태의 텍스처

를 가지고 있다. 특히, 자연 영상의 경우 다양한 종류의 텍스처 특성을 가지기 때문에 색상 유사도만 사용하게 되면, 효율적인 영역 분할을 수행할 수 없게 된다.

본 논문에서는 워터셰드 변환으로 분할된 각 영역의 텍스처 특성을 이용하여 부드러운 영역과 복잡한 영역으로 구분하였다. 부드러운 영역은 텍스처 특성의 변화가 작은 영역을 의미하며, 복잡한 영역은 다양한 텍스처 특성이 공존하는 영역을 의미한다.

텍스처 특성을 판단하기 위해서 본 논문에서는 가버 변환을 사용하였다. 가버 변환은 가우시안 함수에 의해 변조된 사인 함수로 정의되어 지며, 공간 영역에서 특정방향 정보를 추출할 수 있다. 이 특성을 이용하여 필터 뱅크를 형성할 수 있으며, 이는 곧 주파수 영역에서 특정 주파수 대역을 통과하는 필터들의 집합을 나타낸다. 본 논문에서 사용한 가버 변환은 식 (4)와 같다.

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \times \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp(2\pi ju_0x) \quad (4)$$

u_0 는 라디얼 주파수(radial frequency)를 의미하며, σ_x , σ_y 는 x축과 y축에 대한 가우시안 윈도우 폭을 정의한다.

가버 변환은 정수부와 허수부를 가지며, 가버 변환이 적용된 이미지의 크기 $I_{pq}(x,y)$ 는 원본 이미지 $I(x,y)$ 에 가버 변환에 의해서 얻어진 $g_{pq}(x,y)$ 에 이해서 얻어진다.

$$I_{pq}(x,y) = \left\{ \begin{aligned} & [g_{pq}(x,y)_e * I(x,y)]^2 \\ & + [g_{pq}(x,y)_o * I(x,y)]^2 \end{aligned} \right\}^{1/2} \quad (5)$$

가버 변환의 적용시 수평, 수직, +45°, -45°의 4 방향을 사용하였다. 일반적으로 6방향을 사용하지만 Chen[]은 그녀의 실험에서 4방향을 적용하여도 큰 차이가 없음을 증명하였다.

가버 변환을 통해서 각 픽셀의 4 방향에 대한 크기가 계산되고, 그중에서 최대값을 갖는 방향으로 해당 픽셀의 방향성을 설정한다.

워터셰드 변환을 통해서 분할된 각 영역은 부드러운 영역과 복잡한 영역으로 결정된다. 각 영역내

의 각 픽셀들의 방향성을 히스토그램으로 계산하여 한 방향에 대한 크기가 월등히 크면, 부드러운 영역이 되고, 각 방향에 대한 크기가 균등히 발생되면 복잡한 영역으로 판별한다.

텍스처 유사도는 식 (6)과 같이 두 인접 영역이 같은 종류의 영역인지를 비교하여 같으면 0, 다르면 텍스처 상수 $t_{ij}(0.25)$ 를 부여한다.

$$D_t(f_t^1, f_t^2) = \begin{cases} 0 & \text{if } f_t^1 = f_t^2 \\ t_{i,j} & \text{if } f_t^1 = i \neq f_t^2 = j \end{cases} \quad (6)$$

3.3 혼합 유사도 함수

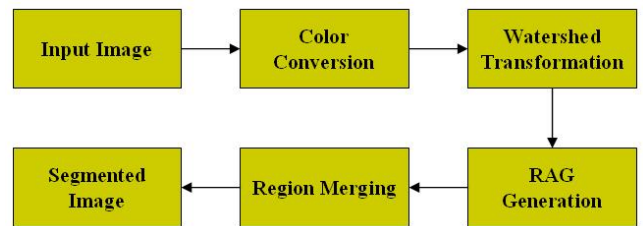
영역 병합을 위해서는 색상 유사도와 텍스처 유사도를 혼합하여 식 (7)을 사용한다.

$$D(f^1, f^2) = D_c(f^1, f^2) + D_t(f^1, f^2) \quad (6)$$

4. 영역 인접 그래프를 이용한 영역 병합

이미지 영역 분할은 2장에서 설명한 워터셰드 변환과 3장에서 설명한 유사도 함수를 이용하여 영역 병합을 수행한다. 워터셰드 변환에 의해 분할된 영역들은 영역 인접 그래프(Region Adjacency Graph)로 구성된다. 영역 인접 그래프와 유사도 함수를 이용하여 영역 병합을 수행한다.

본 논문에서 제안한 알고리즘의 흐름도를 그림 (1)에 나타내었다.

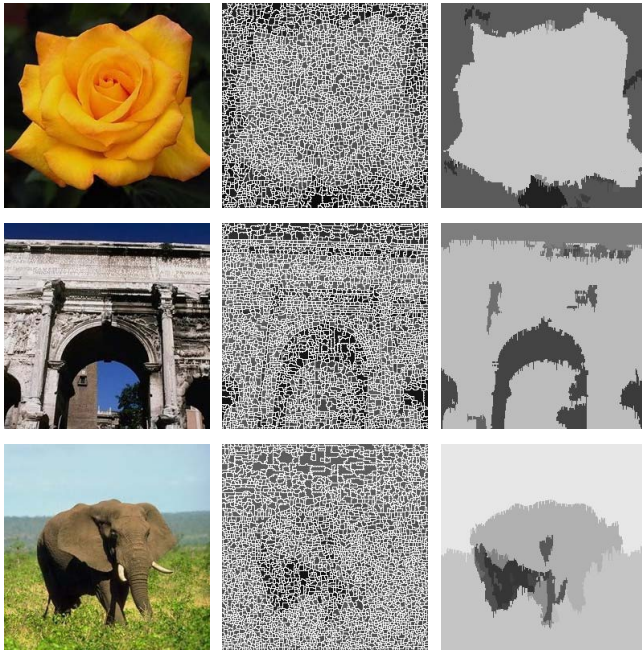


(그림 1) 제안한 알고리즘의 흐름도

영역 이웃 그래프는 인접한 영역간의 관계를 이용하여 그래프 형태로 만든 구조이다. 그래프의 각 노드는 각 영역을 의미하며, 각 노드간의 에지는 각 노드간의 유사도를 의미한다.

영역 병합은 유사도 함수의 값이 최소가 되는 영역들간에 병합이 발생되도록 하였으며, 그림 (2)는 본 논문에서 제안한 알고리즘의 적용 결과를 나타내고 있다.

참고문헌



(a) 원 영상 (b) 워터셰드 변환 결과 (c) 결과 영상
(그림 2) 제안한 알고리즘의 적용 결과

그림 (2)의 왼쪽 이미지는 원영상이고, 가운데 이미지는 워터셰드 적용 결과이며, 오른쪽 이미지는 영역 병합 결과를 나타내고 있다.

각 영상에 워터셰드 변환을 적용한 후의 영역 수는 각각 3,324, 3,339, 3,368개 이며, 영역 병합 후의 영역 수는 12, 18, 15개 이다.

5. 결론

워터셰드 변환은 이미지 분할 분야에서 자주 사용되는 알고리즘이지만, 잡음에 민감하고 과분할되는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 워터셰드 변환의 단점을 보완하기 위하여 칼라 기울기 이미지와 모폴로지를 사용하였고, 영역 인접 그래프를 구성하여 인접 영역들간의 색상과 텍스처 유사도를 계산하여 영역 병합을 수행하였다.

본 논문에서 제안한 방법을 사용하였을 경우 워터셰드 변환 후의 과분할 영상을 최소의 영역으로 분할하는 결과를 확인할 수 있었다. 그러나 영역 병합의 과정은 많은 계산량을 필요로 함으로 향후 이를 개선하는 노력이 필요하다.

- [1] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 6, pp. 583-598, 1991.
- [2] Richard Beare, "A Locally Constrained Watershed Transform," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 7, pp.1063-1074, 2006.
- [3] K. Haris, S. N. Efstratiadis, N. Maglaveras and A. K. Katsaggelos, "Hybrid Image Segmentation using Watersheds and Fast Region Merging," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 07, No. 12, pp.1684-1699, 1998.
- [4] Y. H. Chai, L. Q. Gao, S. Lu and L. Tian, "Wavelet-based Watershed for Image Segmentation Algorithm," In *Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pp.9595-9599, 2006.
- [5] Y. Yuan and K. Barner, "Color Image Segmentation using Watersheds and Joint Homogeneity-edge Integrity Region Merging Criteria," In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, pp.1117-1120, 2006.
- [6] Y. C. Lin, Y. P. Tsai, Y. P. Hung, and Z. C. Shih, "Comparison Between Immersion-Based and Toboggan-Based Watershed Image Segmentation," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 15, No. 3, pp. 632-640, 2006.
- [7] J. Chen, T. N. Pappas, A. Mojsilovic and B. E. Rogowitz, "Adaptive Perceptual Color-Texture Image Segmentation," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 14, No. 10, pp.1524-1536, 2005.
- [8] Ajay Kumar and Grantham K. H. Pang, "Defect Detection in Textured Materials Using Gabor Filters," *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol. 38, No. 2, pp.425-440, 2002.