Korean Journal of Remote Sensing, Vol.18, No.2, 2002, pp.107~116

Hybrid 알고리듬을 이용한 원격탐사영상의 분할

예철수 · 이쾌희
서강대학교 전자공학과

Remote Sensing Image Segmentation by a Hybrid Algorithm

Chul-Soo Ye and Kwae-Hi Lee
Dept. of Electronic Engineering, Sogang University

Abstract : A hybrid image segmentation algorithm is proposed which integrates edge-based and region-based techniques through the watershed algorithm. First, by using mean curvature diffusion coupled to min/max flow, noise is eliminated and thin edges are preserved. After images are segmented by watershed algorithm, the segmented regions are combined with neighbor regions. Region adjacency graph (RAG) is employed to analyze the relationship among the segmented regions. The graph nodes and edge costs in RAG correspond to segmented regions and dissimilarities between two adjacent regions respectively. After the most similar pair of regions is determined by searching minimum cost RAG edge, regions are merged and the RAG is updated. The proposed method efficiently reduces noise and provides one-pixel wide, closed contours.

Key Words : Image Segmentation, Watershed Algorithm, Mean Curvature Diffusion, Region Adjacency Graph.

요약 : Watershed 알고리듬을 통해 에지 기반과 영역 기반 기법을 결합한 하이브리드 영상 분할 알고리듬을 제안하였다. 먼저 min/max flow와 결합된 평균 곡률 확산을 이용하여 에지를 보존하면서 잡음을 제거를 수행한다. 영상을 watershed 알고리듬을 이용하여 분할한 후에 RAG (Region Adjacency Graph)을 사용하여 분할된 영역들간의 관계를 분석한다. RAG의 그래프 노드와 에지 비용은 분할된 영역과 두 인접한 영역사이의 상이함을 나타낸다. 최소 비용의 RAG의 에지를 찾아 가장 유사한 영역 쌍이 결정되면 두 영역은 서로 합치고 RAG은 갱신된다. 제안한 방법을 통해서 잡음을 효과적으로 감소시키고 한 화소 두께의, 닫힌 경계선을 획득할 수 있었다.

2002년 3월 5일 접수 : 2002년 4월 2일 수리.

1. 개 요

스테레오 영상을 이용하여 건물을 추출하는 연구는 최근에 고해상도 위성 영상의 획득이 가능해지면서 그 중요성이 더욱 커지고 있다. 스테레오 영상으로부터 건물의 3차원 정보를 추출하기 위해서는 카메라에 대한 정확한 모델링, 스테레오 정합을 통해 획득된 3차원 선소들을 동일 건물 혹은 동일 지붕 단위로 그룹화하는 과정이 필수적이다. 현재까지 많은 연구들은 에지를 추출하고 선소로 근사화한 후에 이를 그룹화하는 과정을 수행한다. 에지 정보에 기초한 건물 복원 기법은 에지 추출 결과로 연속적인 에지가 끊어지는 문제점과 추출된 에지들을 그룹화하는 추가적인 과정을 필요로 하는 단점을 가진다. 반면에 영역기반의 영상 분할을 수행하면 에지가 끊어지는 현상을 피할 수 있으며 동시에 영역과 영역의 경계선과의 인접 관계를 이용할 수 있는 장점이 있다. 따라서 영상 분할 결과를 통해서 영역의 경계선에 속하는 선소들은 경계선의 다른 선소들과 자동으로 그룹화 된다.

에지의 위치를 보존하고 영상을 유사한 밝기값을 가지는 영역으로 분할하는 watershed 분석은 영상의 그레디언트를 조사하여 높은 그레디언트 화소(watershed pixel)와 낮은 그레디언트 화소들의 그룹(catchment basins)으로 영상을 분할하는 유용한 방법이다(Vincent and Soille, 1991). Gauch가 제안한 watershed에 기반한 영상 분할 기법은 Vincent와 Soille가 제안한 기법과 유사한 결과를 보이며 동시에 watershed를 간단하게 계산할 수 있는 장점을 가지고 있다(Gauch, 1999). 그러나 watershed 기반의 영상 분할 알고리즘을 적용한 영상은 매우 많은 수의 작은 영역들로 이루어지기 때문에 이들 작은 영역들을 합쳐서 보다 큰 영역을 얻는 과정을 필요로 한다. 이와 같은 과도한 영상 분할 문제를 해결하기 위해 가우시안 필터와 morphology를 이용한 방법이 제안되었다(Gauch, 1999; Haris *et al*, 1998; Beaulieu and Goldberg, 1989).

본 논문에서는 Gauch가 제안한 방법으로 watershed를 계산하였으며 과도한 영상 분할 문제를 해결하기 위해 영상의 전처리 단계로 anisotropic diffusion의 일종인 평균 곡률 확산(mean curvature diffusion)(Ye and Lee, 2001)을 이용하여 잡음을 제거하였고 의미있는 분할 결과를 얻기 위해 RAG(region adjacency graph)을 이용하여 유사한 영역들을 합치는 과정을 적용하였다.

2. Watershed 알고리듬

에지 기반의 영상 분할 알고리즘은 영상의 그레디언트 크기를 이용하여 에지를 검출한 후에 검출된 에지 화소들을 그룹화하여 에지 화소와 비에지 화소로 분류한다. 이와 같은 분류 방법은 국부적으로 수행되기 때문에 비에지 화소를 에지 화소로 분류하거나 에지 화소를 비에지 화소로 분류할 수 있는 가능성이 존재한다. 이와 같은 오류는 연속적인 경계선의 일부 에지 화소가 끊기게 되고 다음의 상위 단계에서의 분석이 어렵게 되는 문제를 발생시킨다. 에지 검출의 오류와 연속적인 경계선의 일부 에지가 끊어지는 문제를 해결하기 위해서 그레디언트 크기 영상에 watershed를 적용하는 방법이 제안되었다(Gauch, 1999). 이 기법은 영상을 여러 개의 영역으로 분할하여 한 화소 두께의 closed contour를 생성하게 된다. 그러나 watershed 기반의 영상 분할 알고리즘을 적용한 영상은 매우 많은 수의 작은 영역들로 이루어지기 때문에 전처리 과정에서 잡음을 효과적으로 제거하는 과정과 watershed를 이용하여 초기 분할을 수행한 후에 유사한 영역을 합치는 과정이 필요하다.

1) 평균 곡률 확산을 이용한 잡음 제거

충분한 잡음 제거가 이루어지면 watershed를 이용한 초기 영상 분할 과정에서 분할된 영역의 수를 효과적으로 감소시킬 수 있다. 본 논문에서 사

용한 방법은 얇은 두께의 에지를 보존하면서 잡음을 효과적으로 제거할 수 있는 평균 곡률 확산 기법을 사용하였다(Ye and Lee, 2001). 이 방법은 2차원 영상의 밝기 값을 3차원 공간상에서 z 축의 좌표 값에 대응시켜 영상의 밝기 값에 대응하는 공간 상의 곡면을 구성하고 이 곡면을 평균 곡률에 비례하는 속도로 확산시킨다. 확산이 진행되면서 평균 곡률이 영이 되는 에지에서는 확산이 거의 발생하지 않고 잡음 등의 영향이 많은 에지 이외의 영역에서는 확산이 빠른 속도로 진행되면서 잡음이 제거된다. 얇은 두께의 에지를 고려하여 곡면의 2차 변화량을 사용하고 동시에 min/max flow 방법을 결합하여 성능을 보다 향상시킨 기법이다. 잡음이 첨가된 스텝 에지에 평균 곡률 확산을 적용하면 에지를 보존하면서 잡음이 제거되는 결과를 얻을 수 있다(Fig. 1).

2) 영역 라벨링

본 논문에서는 평균 곡률 확산을 적용하여 식 (1)과 같이 잡음이 제거된 영상 에 대해 가우시안 필터 를 적용하여 영상의 화소 밝기 값을 실수로 표현하였다. 이 과정을 통해 watershed 영역 라벨링을 수행할 때에 같은 밝기 값을 가지는 화소들이 인접하여 나타나는 현상을 감소시킬 수 있다.

$$f(x, y) = I(x, y) * g_{\sigma}(x, y) \tag{1}$$

여기서 σ는 표준 편차이다.

가우시안 필터를 적용한 후에 얻어진 영상 $f(x, y)$의 그레디언트 크기 영상 $G_M(x, y)$을 다음과 같이 구한다.

$$G_M(x, y) = \|\nabla f(x, y)\| \tag{2}$$

밝기 값이 일정하고 그레디언트가 임계 값보다 작은 경우에는 아래 식 (3)과 같이 그레디언트 크기를 영으로 놓고 같은 영역으로 라벨링이 되게 한다. 임계값 T_1은 영상의 그레디언트를 조사하여 비교적 작은 값으로 설정한다.

$$G_T(x, y) = \begin{cases} G_M(x, y), & \text{if } G_M(x, y) > T_1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

영상 $G_T(x, y)$의 각 화소에 대해 4-이웃 화소들보다 작은 값을 가지는 최소 그레디언트 크기 화소들을 검출하여 watershed 영역 라벨링을 수행한다. Fig. 2(a)의 그레디언트 크기 영상에 대해 Fig. 2(b)의 A, B, C 화소들은 4-이웃 화소들보다 작은 크기를 가지며 서로 다른 영역으로 라벨링이 된다. 라벨이 할당되지 않은 나머지 화소들에 대해서는 먼저 4-이웃 화소들 가운데 가장 작은 그레디언트 크기를 가지는 방향을 정의한다(Fig.2(b)). 좌측 상단의 화소에서 부터 우측으로 한 화소 간격으로 스캔하면서 라벨이 할당되지 않은 화소 P에 대해 그레디언트 방향을 따라 이동하면서 최소 그레디언트 크기 화소 B에 도달하게 되면 화소 B의 라벨을 할당한다(Fig. 2(c)). 라벨링 수행 시간

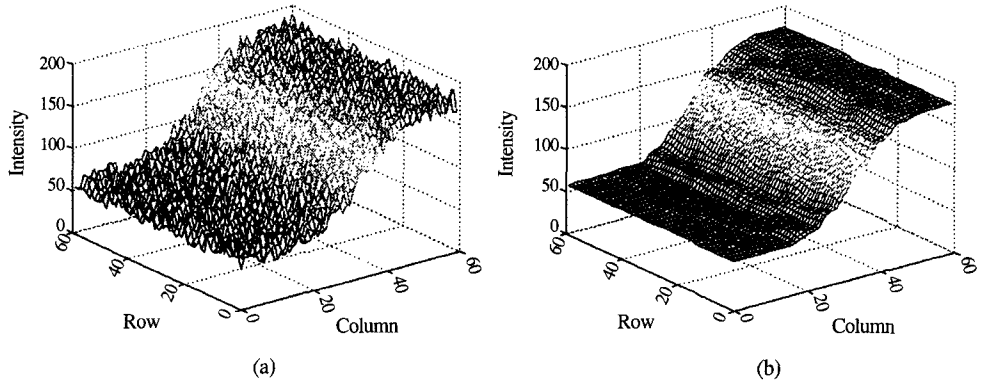


Fig. 1. The result of applying mean curvature diffusion to the noisy edge surface (a) noisy edge surface (b) restoration of noisy edge surface.

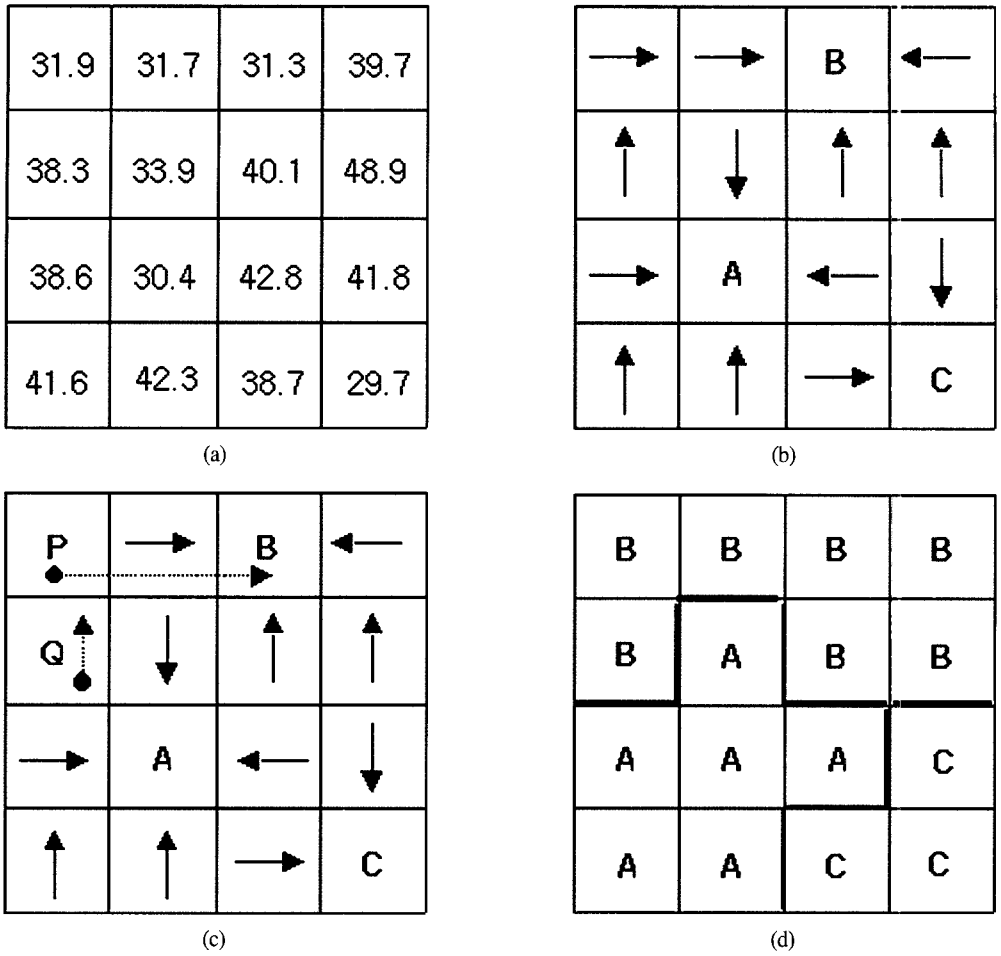


Fig. 2. Region labeling (a) gradient magnitude represented by floating point (b) minimum gradient magnitude pixels(A, B, C) and minimum gradient direction (c) labeling the pixels P and Q with the label of pixel B (d) region labeling results.

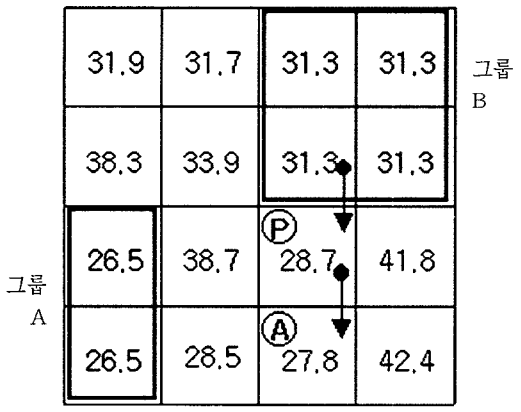


Fig. 3. Region labeling for adjacent pixels of same gradient magnitude.

을 줄이기 위해 이미 라벨이 할당된 화소 P를 만나면 라벨을 할당하고자 하는 화소 Q에 화소 P의 라벨을 할당한다. Fig. 2(d)는 최종적으로 라벨링된 영역을 보여준다.

그레디언트 크기 영상을 실수로 표현하더라도 Fig. 3과 같이 크기가 같은 그레디언트 화소들이 두 화소 이상 서로 인접하는 두 가지 경우가 존재한다.

(1) 그레디언트 크기가 4-이웃 화소들의 그레디언트의 최소값보다 작은 경우(그룹 A).

(2) 그레디언트 크기가 4-이웃 화소들의 그레디언트의 최소값보다 크거나 같은 경우(그룹 B).

그룹 A에 속하는 화소들은 새로운 라벨을 할당하고 그룹 B에 속하는 화소들은 그레디언트가 최소가 되는 화소의 라벨을 할당한다. 즉, Fig. 3에서 그룹 B의 화소들은 인접한 네 화소 중 그레디언트 크기가 제일 작은 화소 P를 시작점으로 하여 최소 그레디언트 방향을 따라 이동하며 최소 그레디언트 크기 화소 A에 도달하게 된다. 그룹 B의 화소들은 화소 A의 라벨이 할당된다.

3. Region Adjacency Graph

RAG(region adjacency graph)을 사용하여 영역과 영역 사이의 관계를 표현할 수 있다.

RAG에서 그래프 노드(graph node)는 영역에 해당하고 그래프 에지(graph edge)에는 인접한 두 영역 사이의 상이함을 나타내는 비용이 할당된다. Fig. 4(a)는 분할된 영상을 나타내며 Fig. 4(b)는 분할된 영상에 대응하는 RAG을 보여준다. RAG이 구성된 후에는 가장 작은 비용을 가지는 그래프 에지에 인접한 영역들을 반복적으로 합쳐서 전체 영역의 수를 줄여나간다. RAG을 생성하는 방법과 RAG을 이용하여 영역과 영역을 결합시키는 방법은 다음과 같다.

1) RAG 생성

RAG을 생성하는 방법은 다음과 같다.

(1) 영상을 스캔하면서 각 화소에 대해 다음의 과정을 수행한다.

(2) 현재 화소 p의 영역 라벨을 $R(p)$, p의 4-이웃 화소들을 $q_i(i=1, 2, 3, 4)$라 하고 각각의 영역 라벨 $R(q_i)(i=1, 2, 3, 4)$라 한다. 각 영역에 대해 영역 안의 화소의 개수, 각 화소들의 밝기 값들의 합 그리고 화소의 평균 밝기 값을 계산한다.

(3) $R(p)$와 다음 조건을 만족하는 $R(q_i)$ 사이에 에지를 첨가한다.

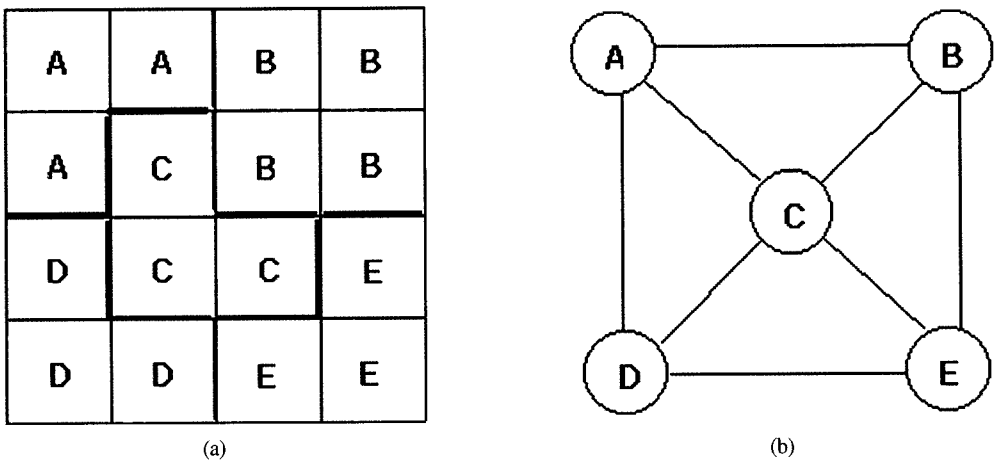
$$R(p) \neq R(q_i)(i=1,2,3,4) \tag{4}$$

(4) 인접한 두 영역 사이의 상이함을 나타내는 비용을 다음 식을 사용하여 계산하고 그 값을 에지에 할당한다(Beaulieu and Goldberg, 1989).

$$C\{R(p), R(q_i)\} = \frac{\|R(p)\| \cdot \|R(q_i)\|}{\|R(p)\| + \|R(q_i)\|} \left[m\{R(p)\} - m\{R(q_i)\}\right]^2 \tag{5}$$

여기서 $m\{R(p)\}$, $m\{R(q_i)\}$는 각각 $R(p)$, $R(q_i)$ 영역의 평균 밝기 값이다.

(5) 위의 에지들을 우선순위 큐(priority queue)



(a) (b)

Fig. 4. (a) Example of segmented image (b) corresponding region adjacency graph.

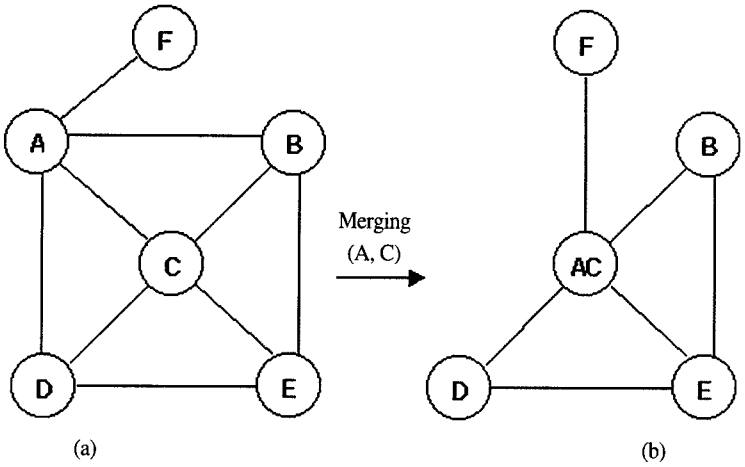


Fig. 5. Merging operation using the region adjacency graph.

에 비용을 기준으로 정렬한다. 이때 우선순위 큐는 heap을 이용하여 구현할 수 있으며 최상위의 위치에 최소의 비용을 갖는 에지가 위치한다.

2) RAG의 갱신

RAG이 생성된 후에는 RAG에서 가장 작은 비용을 가지는 에지를 삭제하고 대응되는 노드는 서로 합친다. 두 노드를 합치는 과정을 통해 유사한 밝기 값을 가지는 두 영역을 합칠 수 있으며 이 과정을 반복적으로 수행하여 영역의 수를 감소시켜 나갈 수 있다. 이때 최소 비용을 가지는 에지를 필요로 하며 우선순위 큐(priority queue)를 사용하여 RAG의 갱신을 효과적으로 구현할 수 있다. 큐는 한쪽 끝에서 데이터가 삽입되고 그 반대쪽에서 삭제가 일어나는 순서 리스트이다. 큐는 제일 먼저 삽입된 데이터가 제일 먼저 삭제되는 선입선출 리스트이나 우선 순위 큐에서는 우선순위가 가장 높은 데이터 혹은 가장 낮은 데이터를 먼저 삭제한다. 최소 비용을 가지는 에지를 삭제하기위해 최소 히프를 사용하여 우선순위 큐를 구현한다. 최소 히프는 각 노드의 데이터가 그 자식의 데이터 보다 크지 않은 최소 트리이면서 완전이진 트리이다. RAG의 두 노드 R_i와 R_j를 결합하는 알고리듬은 다음과 같다.

(1) RAG에서 노드 R_j와 연결된 노드 R_k를 찾는다.
(2) 노드 R_i에 이미 연결되어 있지 않은 노드를 노드 R_k에 연결한다.
(3) 노드 R_j에 연결된 모든 에지를 삭제한다.
(4) 결합된 노드와 연결된 모든 에지의 비용을 갱신한다.

Fig. 5는 노드 A와 C를 결합하는 과정을 보여준다. 노드 A에 연결된 노드 B, D, F를 찾은 후에

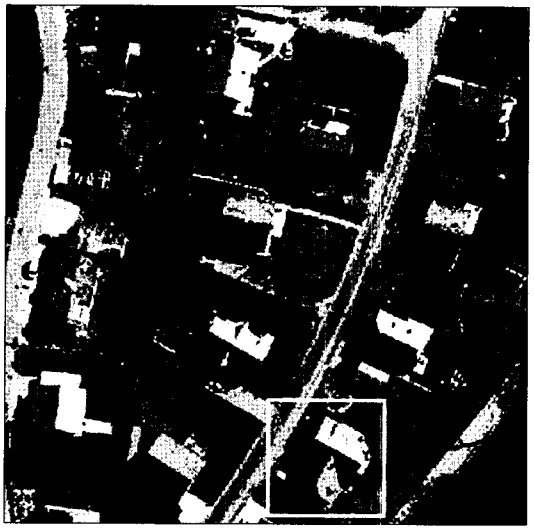
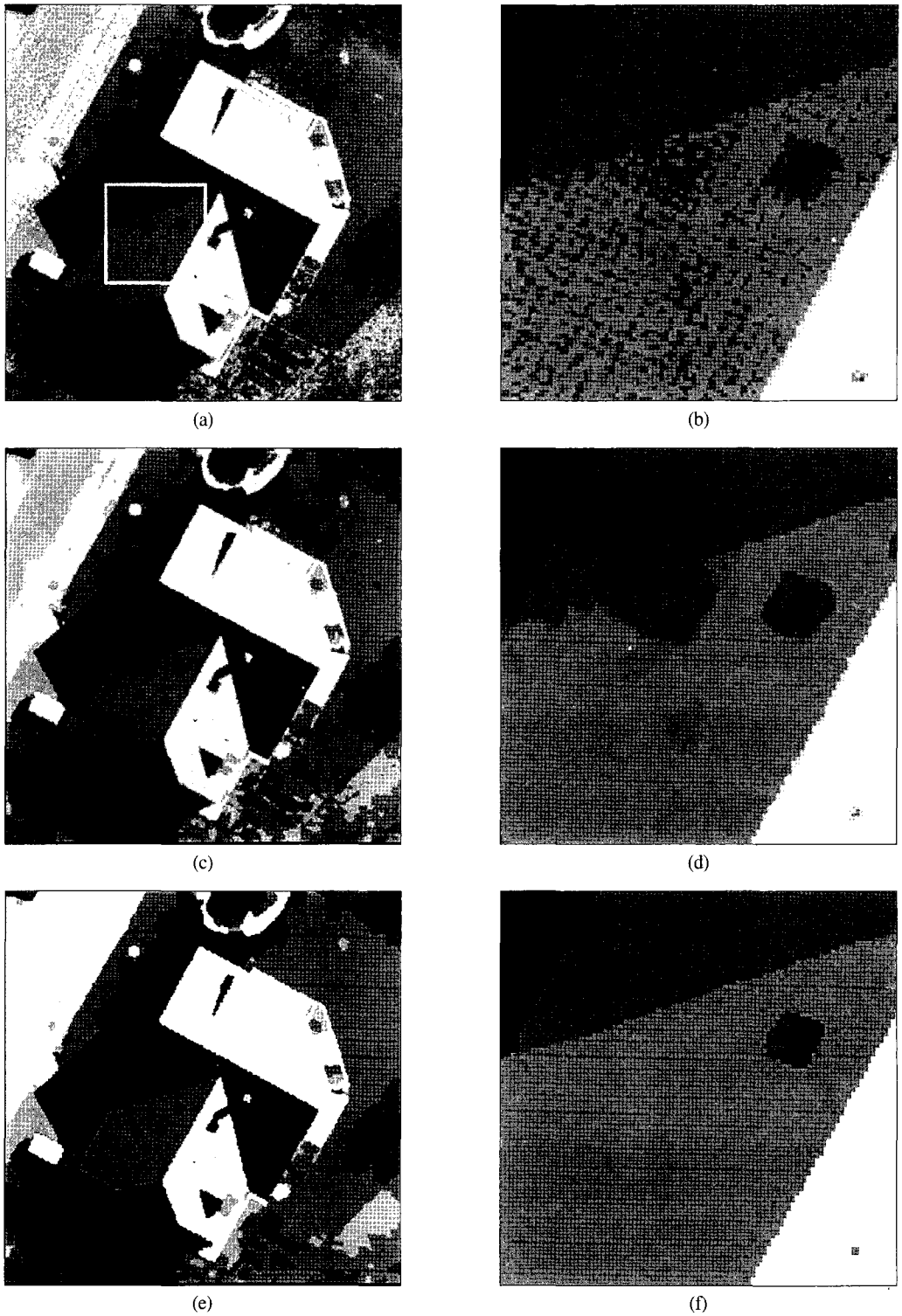


Fig. 6. Image from the Avenches data set.



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

Fig. 7. (a) and (b) – aerial images from the Avenches data set and zoomed region of Fig. 7(a) (surrounded by the white box), (c) and (d) – mean curvature diffusion filtered images, (e) and (f) – final segmentation results.

노드 C에 이미 연결되지 않은 노드 F를 찾아서 노드 C에 연결한다. 노드 A에 연결된 에지인(A, B), (A, C), (A, D), (A, F)를 삭제한다. 결합된 노드 AC와 연결된 에지인(AC, F), (AC, B), (AC, E), (AC, D)의 비용을 갱신한다.

4. 실험 결과

실험에 사용한 항공 영상은 Avenches 데이터(Mason, 1994)에서 건물 지역 영상의 일부분을 사용하였다(Fig. 6). 영상의 크기는 1800×1800화소이며 1화소 15μm당(실제 지상 영역은 7.5cm×7.5cm)의 정확도를 가지고 있다.

Fig. 7(a)와 (b)는 Fig 6에서 사각형으로 표시된 건물 영상과 Fig. 7(a)의 사각형 부분을 확대한 영상이다. 건물의 지붕 내부에 존재하는 작은 밝기 변화는 watershed를 이용하여 영상을 분할할 때에 분할된 영역의 수를 크게 증가시키는 요인으로 작용한다. 지붕 내부의 작은 밝기 변화를 제거하기 위해 평균 곡률 확산 필터를 적용하면 지붕의 내부에 존재하는 작은 밝기 변화는 제거되고 에지

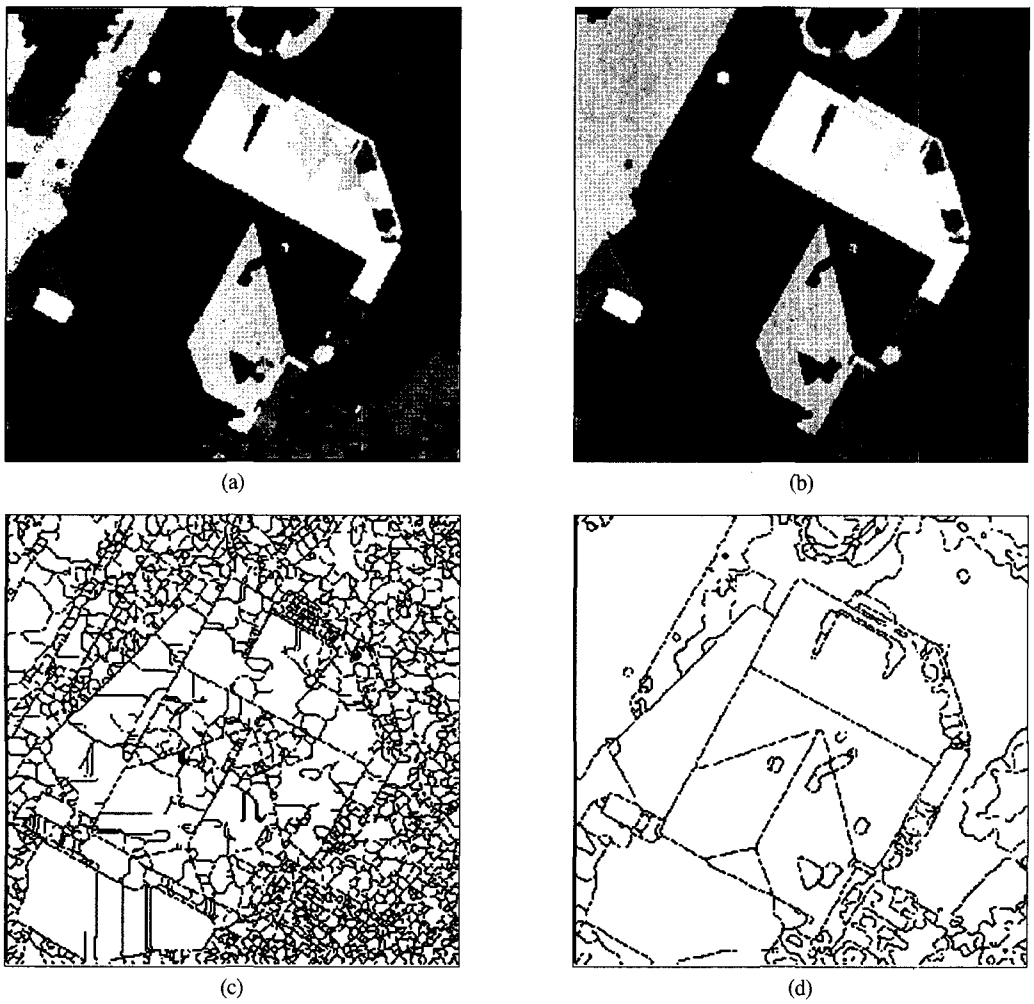


Fig. 8. Comparison of image segmentation results (a) before applying RAG to watershed segmentation (b) after applying RAG to watershed segmentation (c) and (d) edge detection results of the images in (a) and (b), respectively.

정보는 유지됨을 알 수 있다(Fig 7(c)(d)). 확산 속도는 그레디언트 크기가 임계 값 (T_2) 보다 작으면 평균 곡률의 속도로 확산하고 임계 값보다 크면 min/max flow의 속도로 확산한다(Ye and Lee, 2001). Fig. 7(c)와 (d)는 임계 값 T_2=50, 확산 반복 횟수가 50일 때의 결과이다.

RAG을 적용하여 두 영역을 합칠 때 식 (5)의 비용에 대한 임계 값이 작으면 두 영역의 밝기 차가 큰 경우에 두 영역이 합쳐지는 가능성이 낮아진다. 반면에 임계 값이 커지면 밝기 차가 큰 경우에도 두 영역이 합쳐지는 가능성은 높아지고 동시에 원래 서로 다른 두 영역을 하나의 영역으로 잘못 합치게 되는 가능성이 높아진다. 식 (5)를 사용하면 작은 두 영역들을 합치는 초기 단계에서는 올바르게 동작하지만 두 영역의 평균 밝기 값의 차가 작아도 영역의 크기가 크면 비용이 임계 값보다 커져서 두 영역이 합쳐지지 않는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 식 (5)의 비용 함수를 초기 단계에 사용하고 영역의 크기가 상대적으로 커진 후에는 두 영역의 평균 밝기 값의 차를 이용하는 식 (6)의 비용 함수를 사용하였다. Fig. 7(e)과 (f)의 분할 결과에서 임계 값 T_1=10이고 식 (5)의 상이함을 나타내는 비용 임계 값은 4000, 식 (6)의 비용 임계 값은 13을 사용하였다.

$$C\{R(p), R(q_i)\} = m\{R(p)\} - m\{R(q_i)\} \quad (6)$$

초기 watershed 분할에서 총 영역의 수는 3,290개이고 RAG의 초기 생성에서 9,295개의 그래프 에지가 검출 되었다. 1차 비용 함수를 사용하여 RAG을 갱신한 후에는 그래프 에지의 개수가 1,188개, 2차 비용 함수를 사용하여 RAG을 갱신한 후에는 519개의 그래프 에지가 얻어졌다.

평균 곡률 확산을 적용한 영상에 watershed를 이용하여 영상을 분할하면 유사한 밝기 값을 가지는 작은 영역들이 여전히 많이 존재하기 때문에 RAG을 이용하여 작은 영역들은 보다 큰 영역으로 합치는 과정이 필요하다. Fig. 8(a)와 (b)는 watershed 분할 결과에 RAG을 적용하기 전과 후의 결과를 보여준다. Fig. 8(c)를 보면 RAG을 적용하기 전의 분할 영상에서는 유사한 밝기 값을 가지면서 서로 다른 영역으로 분할된 영역이 상당히 많이 존재함을 알 수 있다. RAG을 적용한 영상에서는 유사한 밝기 값을 가지는 영역들이 이웃 영역들과 올바르게 합쳐진 것을 알 수 있다 (Fig. 8(d)).

5. 결 론

본 논문에서는 고해상도의 항공 영상을 분할하기 위해 에지를 보존하면서 유사한 밝기 값을 가지는 화소들을 동일한 영역으로 분할하는 watershed 방법을 제안하였다. 잡음을 제거하는 전처리 과정에서 평균 곡률 확산 필터를 적용하여 watershed의 초기 분할 영역의 수를 감소시키고 region adjacency graph를 사용하여 유사한 밝기 값을 가지는 영역들을 합쳐서 건물의 지붕을 복원하는데 효과적으로 이용될 수 있는 영상 분할 결과를 얻을 수 있었다. 고해상도 항공 영상에서 건물을 복원하는 과정에서는 일반적으로 건물의 지붕의 경계선을 이용하게 됨으로 제안한 영상 분할 결과에서 얻어진 지붕의 각 면을 구성하는 영역과 경계선에 대한 정보는 지붕의 각 면에 해당하는 평면을 구하는 3차원 복원 과정에 효과적으로 이용될 수 있으리라 판단된다.

References

Beaulieu, J. and M. Goldberg, 1989. Hierarchy in picture segmentation: A stepwise optimization approach, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 11(2): 150-163.

Gauch, J.M., 1999. Image segmentation and analysis via multiscale gradient watershed hierarchies, *IEEE Trans. Image Processing*, 8(1): 69-79.

Haris, K., S.N. Efstratiadis, N. Maglaveras, and A.K.

Katsaggelos, 1998. Hybrid image segmentation using watershed and fast region merging, *IEEE Trans. Image Processing*, 7(12): 1684-1699.

Mason S.,E. Baltsavias, D. Stallmann, 1994. High precision photogrammetric data set for building reconstruction and terrain modeling, Internal Report, Institute of Photogrammetry and Geodesy.

Vincent, L., and P. Soille, 1991. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 13(6): 583-598.

Ye, C.S. and K.H. Lee, 2001. Anisotropic diffusion for building segmentation from aerial imagery, Proc. of International Symposium on Remote Sensing, EMSEA and KSRS, Seogwipo, Korea, Oct. 31-Nov.2, 2001. 599-604.