

적응적 베이즈 영상분할을 이용한 경계추출

Boundary Detection using Adaptive Bayesian Approach to Image Segmentation

김기태¹⁾ · 최윤수²⁾ · 김기홍³⁾

Kim, Kee Tae · Choi, Yoon Su · Kim, Gi Hong

Abstract

In this paper, an adaptive Bayesian approach to image segmentation was developed for boundary detection. Both image intensities and texture information were used for obtaining better quality of the image segmentation by using the C programming language. Fuzzy c-mean clustering was applied for the conditional probability density function, and Gibbs random field model was used for the prior probability density function. To simply test the algorithm, a synthetic image (256×256) with a set of four gray values (50, 100, 150 and 200) was created and normalized between 0 and 1 in double precision. Results have been presented that demonstrate the effectiveness of the algorithm in segmenting the synthetic image, resulting in more than 99% accuracy when noise characteristics are correctly modeled. The algorithm was applied to the Antarctic mosaic that was generated using 1963 Declassified Intelligence Satellite Photographs. The accuracy of the resulting vector map was estimated about 300-m.

Keywords : Bayesian approach to image segmentation, Fuzzy c-mean clustering, Gibbs random field, Antarctic coastline

요 지

영상의 밝기값과 텍스처 모두를 사용하여 대상물의 경계를 보다 정확하게 추출할 수 있는 적응적 베이즈 영상 분할기법을 C 프로그래밍 언어로 개발하였다. 사전확률밀도함수를 추정하기 위하여 깁스 분포 모델을 적용하였고, 조건확률밀도함수를 추정하기 위하여 퍼지 C-군집화 기법을 도입하였다. 추정된 두 확률밀도함수로부터 최대 사후변화율이 산출되었고, 이를 시뮬레이션영상에 적용하여 99% 이상의 신뢰도를 획득하였다. 또한 개발된 알고리즘을 1963년 미 정찰위성사진을 이용하여 제작한 남극 정사영상에 적용하여 남극 전체 해안선에 대하여 최대 300미터 정확도를 갖는 벡터지도를 제작하였다.

핵심용어 : 베이즈 영상분할, 퍼지 C-군집화, 깁스 분포 모델, 남극해안선

1. 서 론

영상분할이란 센서들로부터 관측된 영상을 개개의 동일한 영역들(homogenous regions)로 분류하는 과정으로, 관측된 영상으로부터 개개의 영상소가 어느 영역에 속하여 있는지 분류하여 개개의 영상소에 일정한 분류값(class)을 부여하는 과정이다(Li, 1995 and Tso et al., 2001).

이러한 영상분할은 두 가지로 대별할 수 있다. 첫째는 관측된 영상의 밝기값(intensity)에 기반한 방법이고, 둘째는 관측된 영상의 질감정보(texture)에 기반한 방법이다. 그러나 분할된 영상의 정확도는 사용된 정보에 의존한다. 예를 들어, 밝기값-만을 사용하는 얻어진 결과와 질감정보-만을 사용하여 얻어진 결과는, 두 가지 정보를 모두 사용하여 얻은 결과에 비해 상대적으로 부정확 할 수 밖에 없다.

1) 연결저자 · Vexcel Corporation, 소프트웨어 엔지니어, 공학박사(Email:kim@vexcel.com)

2) 서울시립대학교, 지적정보공학과, 교수, 공학박사(Email:choiys@uos.ac.kr)

3) 연세대학교, 산업기술연구소, Post-Doc, 공학박사(Email:sfnacho@yonsei.ac.kr)

2. 퍼지 C-군집화

베이즈우도함수(Bayesian likelihood function)는 이러한 영상소의 밝기값 질감정보 그리고 분류값의 관계를 모두 사용할 수 있는 방법을 다음과 같이 제시하고 있다. 예를 들어, 관측된 밝기값의 임의변수를 y , 그에 해당하는 분류값의 임의변수를 x 로 갖는 하나의 영상을 가정하면, 밝기값 y 가 주어질 때 그에 해당하는 분류값 x 에 대한 사후확률밀도함수(posterior probability density function)는 식 (1)과 같다.

$$\Pr(x|y) = \frac{\Pr(y|x)\Pr(x)}{\Pr(y)} \quad (1)$$

여기서, $\Pr(x)$ 은 분류값 x 의 사전확률밀도함수(prior probability density function)이고, $\Pr(y|x)$ 는 분류값 x 가 주어질 때의 밝기값 y 의 조건확률밀도함수(conditional probability density function)이며, $\Pr(y)$ 는 밝기값 y 의 확률밀도함수(probability density function)이다. 결론적으로, 방정식 (1)의 $\Pr(y)$ 는 상수값이므로 분류값 x 가 주어질 때의 밝기값 y 의 조건확률밀도함수 $\Pr(x|y)$ 는 식 (2)와 같은 결합확률밀도함수(joint probability density function)에 비례한다.

$$\Pr(x|y) \propto \Pr(x, y) = \Pr(y|x)\Pr(x) \quad (2)$$

그러나 현실적으로, 관측된 영상에 관한 정보가 항상 이용 가능한 것이 아니기 때문에, 관측된 영상으로부터 직접 두 확률밀도함수를 추정하기는 어렵다. 이러한 어려움을 극복하기 위하여 많은 영상분할에 관한 연구들이 감독영상분할(supervised segmentation)을 사용하고 있으나, 이는 표본(training sets)을 추출하여 이로부터 필요한 매개변수들을 추정하기 때문에 번거로움을 피할 수 없을 뿐만 아니라, 사용자마다 서로 상이한 표본이 추출될 가능성을 배제할 수 없기 때문에 서로 상이한 결과를 초래할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 표본추출의 번거로움과 서로 다른 사용자의 주관이 배제된 무감독영상분할(unsupervised segmentation)을 위하여, 퍼지C-군집화(fuzzy c-mean clustering)를 도입하여 조건확률밀도함수를 추정하였고, 깁스 분포(Gibbs distribution)를 도입하여 질감정보(texture)에 관한 사전확률밀도함수를 추정하였다.

군집화(clustering)란 흩어져 있는 데이터 군을 몇 개의 영역으로 분할하는 방법이다. 이때 동일한 영역내의 데이터는 유사한 성질을 가지며, 또한 영역간의 평균적 성질은 되도록 다르게 분할한다.

퍼지 C-군집화 알고리즘(Bezdek, 1984)은 각 데이터의 점과 군집간의 중심거리를 염두에 두고 유사도 측정을 기반으로 하는 식 (3)과 같은 목적함수의 최적화 방식이다.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m (y_k - v_i)^2, \quad \text{for } 1 \leq m < \infty \quad (3)$$

여기에서, i 와 k 는 각각 군집 수와 전체 영상소의 수를 의미하고, U 는 $(i \times k)$ 개의 요소들을 갖는 분할행렬이며, $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$ 는 k 개 군집의 평균값들이다. 또한 m 은 자유로이 조정이 가능한 퍼지 C-군집화 매개변수이다. 식 (3)으로부터 식 (4)와 같은 분할행렬을 구하고,

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{|y_k - v_i|}{|y_k - v_j|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad \text{for all } k \quad (4)$$

식 (5)같은 군집의 평균값들을 구한다.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m y_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad \text{for all } i \quad (5)$$

그러나, 식 (4)와 (5)를 통하여 알 수 있듯이, 식 (4)의 분할행렬의 요소들은 식 (4)와 (5)를 반복적으로 수행하여 계산된다. 이러한 이유로 식 (4)를 계산하기 위해서는 군집의 평균값들에 대한 초기값이 필요하다. Bezdek은 이를 위하여 임의의 초기값을 설정하여 분할행렬을 구하였으나, 이는 알고리즘이 수렴할 때마다 상이한 결과를 초래할 수 있다는 단점과 알고리즘 수렴시간 또한 오래 걸리는 단점이 있다.

본 연구에서는 가우스 혼합 분포 모델(Dempster et al., 1977)을 사용하여 초기값을 계산하였고, 이로 인하여 알고리즘 수행시간의 단축은 물론 보다 낫은 결과의 신뢰성을 확보하였다.

3. 깁스 분포 모델

깁스 분포 모델의 중심개념은 영상에 존재하는 서로 다른 영역들의 지역적 특징은 물론 전체적 특징을 고려하여 관측된 영상의 질감정보를 효율적으로 획득할 수 있다는 것이다. 예를 들면, 3×3 윈도우 영상소들의 4 방향에 대한 윈도우 함수(clique function)로부터 전체적인 최대의 사후 확률밀도함수를 가지는 질감정보를 획득할 수 있다.

이러한 깁스 분포 모델은 식 (6)과 같다.

$$\Pr(x) = \frac{1}{Z} \exp[-U(x)] \quad (6)$$

여기서

$$Z = \sum_{x \in X} \exp[-U(x)] \quad (7)$$

는 분할함수(partition function)라는 상수함수이고, $U(x)$ 는 식 (8)과 같은 형태를 갖는 에너지 함수이다.

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x) \quad (8)$$

$V_c(x)$ 는 3×3 윈도우 함수로서 식 (9)와 같은 지역적 특성을 나타내는 보다 간편한 식으로 표현할 수 있다.

$$U(x) = \sum_{c \in C} V(x, x') = \sum_{c \in C} \beta \delta(x, x') \quad (9)$$

여기서, c 는 4방향에 대한 4쌍의 영상소 군들을 나타내며, $\beta (> 0)$ 역시 4방향에 대한 4쌍의 깁스 매개변수를 의미한다. 또한 $\delta(a, b)$ 는 식 (10)으로 표현할 수 있는 계단함수(step function)이다. 즉, 4방향에 대한 1쌍의 영상소들이 동일한 값을 갖는다면 그에 대한 계단함수는 1이고, 그외의 경우는 0을 나타낸다.

$$\delta(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{if } a = b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

매개변수 β 의 올바른 선택은 깁스 분포 모델링 결과에 중대한 영향을 미친다. 그러나, 관측된 영상을 등방형(isotropic)으로 가정한다면 매개변수 β 는 동일한 값을 가질 수 있다.

4. 알고리즘의 실험 및 검증

개발된 알고리즘을 테스트하기 위하여 4개의 서로 다른 영역들로 구성된 테스트 영상(synthetic image)을 그림 1과 같이 제작하였다. 먼저 현실성을 고려하여 제작된 영상에 두 가지 서로 다른 노이즈를 발생시켰다. 그림 2(a)는 분산값 0.01을 갖는 가우스 노이즈가 발생된 영상과 노이즈 영상의 히스토그램이며, 그림 2(b)는 분산값 0.04를 갖는 스펙클(speckle) 노이즈가 발생된 영상과 노이즈 영상의 히스토그램을 나타낸다.

영상의 노이즈는 분할된 영상의 정확도에 중요한 요인으로 작용한다. 따라서 영상분할 전 반드시 노이즈 제거

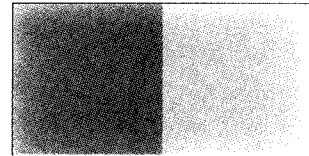
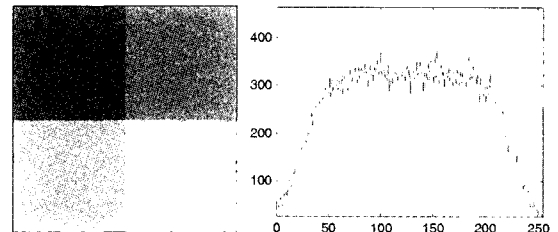
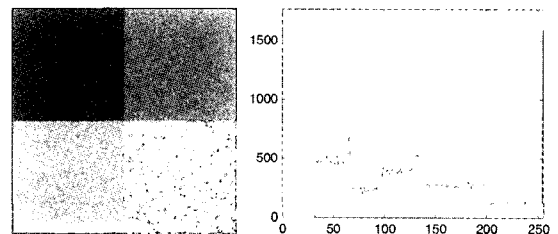


그림 1. 제작된 테스트 영상

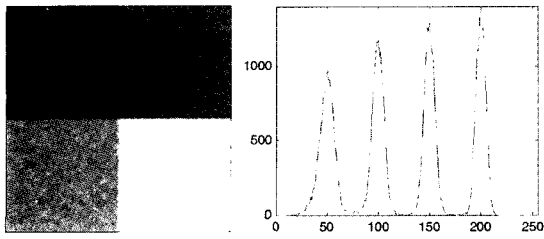


(a)

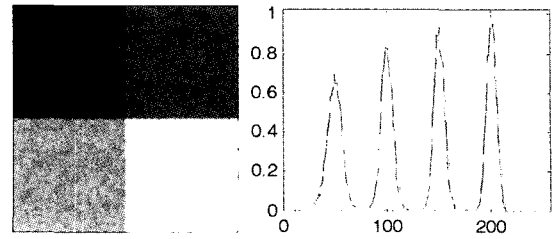


(b)

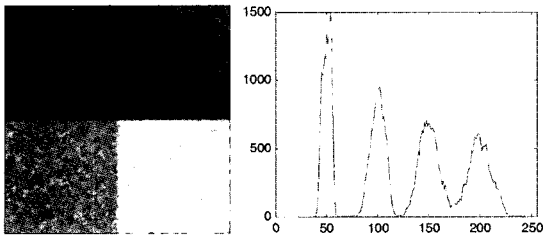
그림 2. 가우스 노이즈(a) 및 스펙클 노이즈(b) 영상과 히스토그램



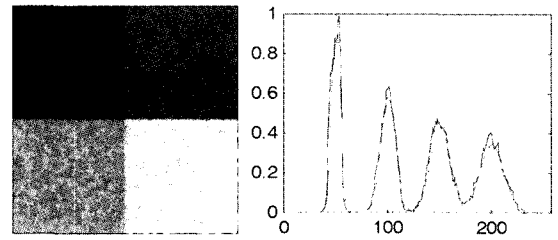
(a)



(a)



(b)



(c)

그림 3. 노이즈가 제거된 영상과 히스토그램

그림 4. 가우스 혼합 분포 모델과 노이즈 제거된 영상의 히스토그램

표 1. 노이즈의 평균제곱근오차(mean square error)

Images	Noise	Filtered	Filtered/Noise
Gaussian	637.5790	39.2391	6.15%
Speckle	732.3999	75.4480	10.3%

작업이 선행되어야 하며, 본 연구에서는 Rangayyan et al.(1998)의 영역확장 기법에 의한 노이즈 제거 방법을 사용하여 노이즈를 제거하였다. 그림 3은 Rangayyan et al.의 방법으로 노이즈를 제거한 영상과 히스토그램을 보여주고 있다.

그림 3의 히스토그램들은 많은 노이즈가 제거되었으며, 4개의 서로 다른 영역들이 분명히 드러나 있음을 보여주고 있다. 또한 표 1은 각각의 영상들로부터 계산한 노이즈의 평균제곱근오차(mean square error)를 보여주고 있다.

퍼지 C-군집화를 위한 초기값을 계산하기 위하여 노이

즈 제거된 영상(그림 3)에 가우스 혼합 분포 모델을 적용하였고, 그림 4의 두 히스토그램은 가우스 혼합 분포 모델이 노이즈 제거된 히스토그램과 거의 일치하고 있음을 보여주고 있다. 표 2 또한 4개의 가우스 혼합 분포 모델로부터 계산된 서로 다른 영역의 평균값, 분산값, 경중률값들을 보여주고 있다.

가우스 혼합 분포 모델로부터 계산된 평균값을 퍼지 C-군집화의 초기값으로 설정하여 조건확률밀도함수를 계산하였고, 동일한 깃스 매개변수 $\beta=0.5$ 를 사용하여 사전확률밀도함수를 계산하였다. 그림 6은 최대사후확률로부터 얻어진 분할영상들을 보여주고 있고, 표 3은 두 테스트 분할영상에 대한 통계학적 정확도(confusion matrices)를 나타내고 있다.

표 2. 가우스 혼합 분포 모델에 의한 평균값, 분산값, 경중률값

Regions	Gaussian			Speckle		
	Weight	Mean	Variance	Weight	Mean	Variance
1	0.251561	49.434998	59.762581	0.250363	49.950577	15.893703
2	0.249173	99.546959	34.284313	0.250571	99.929138	47.120289
3	0.250614	149.868866	28.458136	0.256316	149.845215	89.353882
4	0.248652	199.922546	23.641296	0.242748	199.403946	128.545135

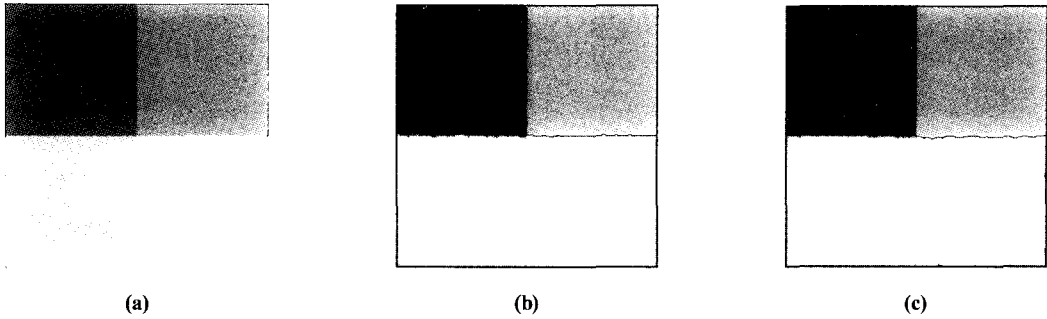


그림 5. 제작된 영상(a), 가우스 노이즈 영상으로부터 계산된 분할영상(b), 스펙클 노이즈 영상으로부터 계산된 분할영상(c)

표 3. 테스트 분할영상에 대한 통계학적 정확도(confusion matrices)

# classes	1	2	3	4	User %
[Image corrupted with Gaussian white noise]					
1	16359	0	20	0	99.88
2	9	16369	3	6	99.89
3	16	0	16359	0	99.90
4	0	15	2	16378	99.90
Producer %	99.85	99.91	99.85	99.96	65536
Accuracy	99.8916		Kappa	0.998556	
[Image corrupted with multiplicative speckle noise]					
1	16384	0	20	0	99.88
2	0	16382	0	127	99.23
3	0	2	16364	9	99.93
4	0	0	0	16248	100.00
Producer %	100.00	99.99	99.88	99.17	65536
Accuracy	99.7589		Kappa	0.996785	

5. 남극해안선 추출

남극의 해안가는 일반적인 대륙의 해안가와와는 달리 많은 부분이 바다 얼음(sea ice) 또는 빙하(glacier)로 구성되어 있다. 바다얼음은 바닷물이 수년 동안 결빙되면서 해안선에 고착된 형태(fast ice)로 존재하기도 한다. 하지만 이렇게 바닷물이 결빙되어 해안선에 고착된 바다얼음은 남극의 해안선에서 배제되어야 한다. 즉, 남극의 해안선은 암석 또는 빙하로만 구성된 남극의 경계선이다. 그러나 바다얼음과 빙하를 영상으로 구분하기란 그리 쉽지 않은 일이다. 왜냐하면 두 지역으로부터 영상화된 영상소의 밝기값이 거의 흡사하기 때문이다. 그러나 바다얼음과 빙하의 밀도 또는 두께 차이에서 발생하는 영상의 질감정보는 밝기값의 차이보다 뚜렷한 정보를 준다. 이러한 이유로 남극의

해안선을 추출하는 과정에서 두 가지 정보를 모두 사용하는 것은 보다 정확한 남극의 경계선을 추출하는데 많은 도움을 준다.

본 연구를 통하여 개발한 알고리즘을 1963년 미 정찰위성영상에 적용하여 남극의 해안선을 추출하였다. 그림 6은 1963년 미 정찰위성사진을 이용하여 제작한 남극 해안가의 정사영상(kim, 2004)을 보여주고 있다. 정사영상은 100-m 해상도를 가지고 있으며, 수평위치 정확도는 대략 200-m 이다(kim, 2004).

먼저 남극해안가 정사영상(그림 6)이 1024×1024 크기의 작은 영상으로 나누어 졌고, 개개의 작은 영상들로부터 제 4장과 동일한 방법으로 노이즈 제거, 가우스 혼합 분포 모델링, 퍼지 C-군집화, 깃스 분포 모델링을 거쳐 남극의 해안선을 추출되었다.

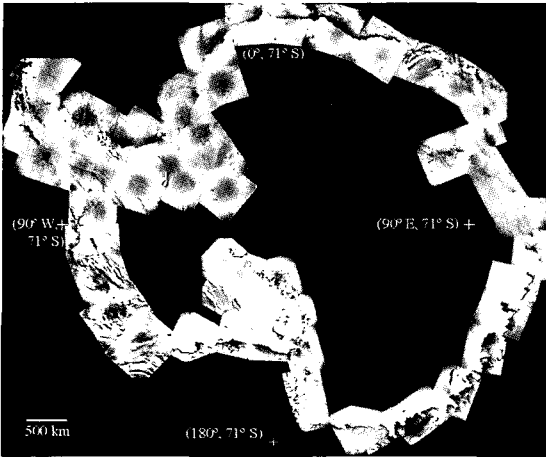


그림 6. 1963년 남극해안가 정사영상

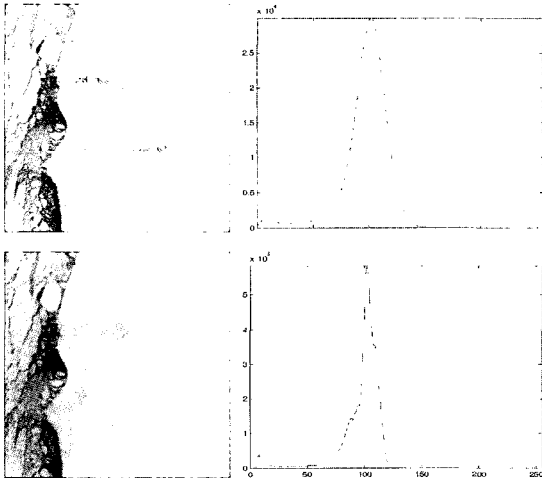


그림 7. 원영상과 그의 히스토그램(위쪽), 노이즈 제거된 영상과 그의 히스토그램

그림 7은 전형적인 남극 해안선의 모습을 보여주는 하나의 영상이다. 그림에서 보여지는 것과 마찬가지로, 바다얼음과 빙하의 경계선이 육안으로는 뚜렷하게 구별된다. 그러나 이것은 밝기값의 차이에 의해서라기 보다는 두 영역 간의 질감정보의 차이라고 볼 수 있다.

원영상의 히스토그램은 모든 밝기값이 하나의 가우스 분포를 이루고 있어 대상물 구별이 어려우나, 노이즈 제거된 영상의 히스토그램은 3개의 서로 다른 영역이 존재함을 암시하고 있다. 가우스 혼합 분포 모델을 통하여 서로 다른 3개의 영역에 대한 평균값을 산출한 후, 퍼지 C-군집화와 깁스 분포 모델링을 수행하였다. 그림 8은 분할된 영상(a),

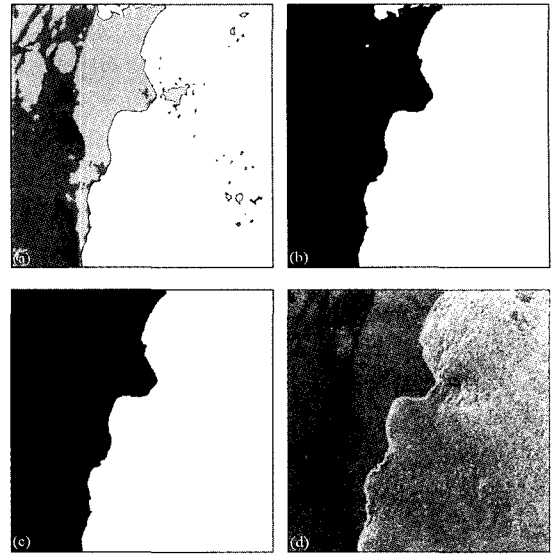


그림 8. 적응적 베이지 영상분할 기법에 의한 해안선 추출

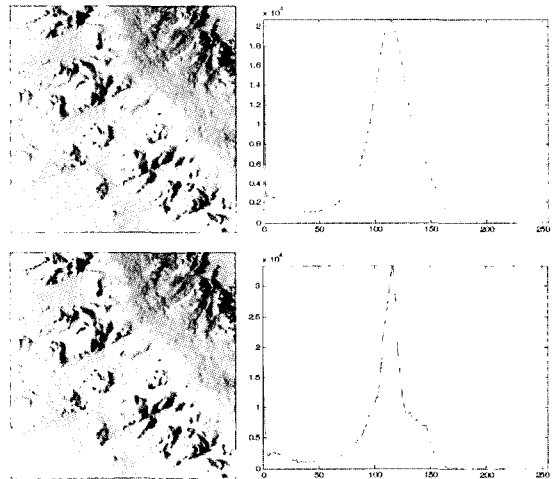


그림 9. 원영상과 히스토그램(위쪽), 노이즈 제거 후 영상과 히스토그램

영역 확장 기법에 빙하지역의 합병(b), 영역확장 기법에 의한 바다지역의 합병(c), 원영상 위에 중첩된 추출된 해안선(d)를 차례로 보여주고 있다.

그림 9는 또 다른 남극해안가의 모습과 영상의 히스토그램들을 보여주고 있다. 그림 7보다는 조금 더 복잡한 형태로서 약간의 암석과 빙하로 이루어진 형태를 보여주고 있다. 이 그림 역시 밝기값에 의한 구별보다는 질감정보에 의한 구별이 더욱 뚜렷하게 보여지고 있다. 히스토그램 역시 노이즈 제거 후 4개의 서로 다른 영역으로 구분되어짐을 알 수 있다.

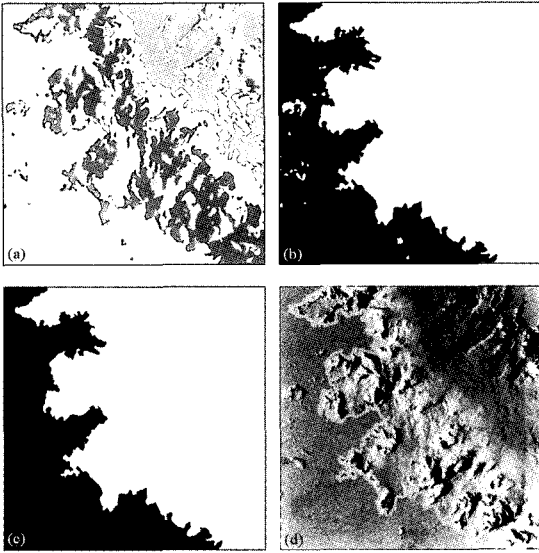


그림 10. 적응적 베이지 영상분할 기법에 의한 해안선 추출

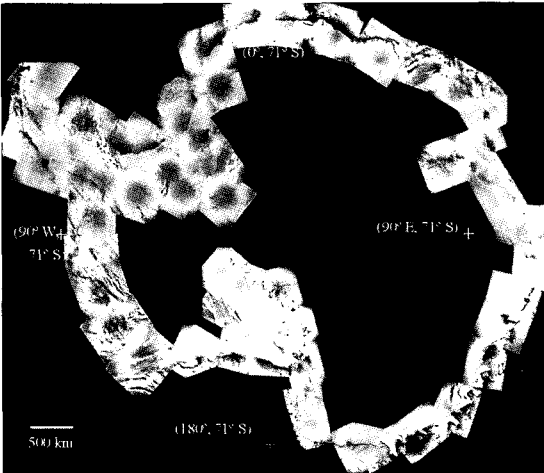


그림 11. 1963년 100-m 남극 정사영상으로부터 추출된 해안선

위와 같은 방법으로, 가우스 혼합 분포 모델을 통하여 서로 다른 4개의 영역에 대한 평균값을 산출한 후, 퍼지 C-군집화와 깃스 분포 모델링을 수행하였다. 그림 10은 분할된 영상(a), 영역 확장 기법에 빙하지역의 합병(b), 영역 확장 기법에 의한 바다지역의 합병(c), 원영상 위에 중첩된 추출된 해안선(d)를 차례로 보여주고 있다.

모두 156개의 작은 영상들이 위와 같은 방법으로 적응적 베이지 영상분할을 이용하여 해안선 추출이 수행되었고, 그림 11은 1963년 남극해안선이 정상영상과 중첩되어 나타나 있다. 구름이 많고 원영상의 질이 심각하게 손상되어 육안으로도 구별이 불가능한 곳은 제외되었다.

추출된 해안선의 정확도에 영향을 주는 요소는 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째는 정사영상의 원천적 오차(200미터)이며, 둘째는 경계추출 알고리즘의 오차이다. 특히 알고리즘에 의해 전파된 오차는 제 4장에서 증명된 바와 같이 1-영상소 보다 작다. 따라서 추출된 해안선의 전체 오차는 최대 300미터 이내로 추정되었다.

6. 결 론

본 연구에서 적응적 베이지 영상분할기법을 이용한 경계추출 알고리즘이 C 프로그래밍 언어로 개발되었다. 개발된 알고리즘을 테스트하기 위하여 시뮬레이션영상을 제작 적용한 결과 99% 이상의 신뢰도를 획득할 수 있었다. 또한 동일한 알고리즘을 1963년 미 정찰위성 사진을 이용하여 제작한 남극 정사영상에 적용하여 남극 전체의 해안선을 성공적으로 추출하였다.

참고문헌

- Li, S.Z (1995), Markov random field modeling in computer vision, *Springer-Verlag*, Tokyo, 263 p.
- Tso, B. and P.M. Mather (2001), Classification methods for remotely sensed data, *Taylor & Francis, London and New York*, 332 p.
- Bezdek, J., R. Ehrlich, and W. Full (1984), FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm, *Computers & Geosciences*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 191-203.
- Dempster, A.P., N.M. Laird, and D.B. Rubin (1977), Maximum likelihood from incomplete data via EM algorithm, *Journal of Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 39, No. 1, pp. 1-38.
- Rangayyan, R.M., M. Ciuc, and F. Faghieh (1998), Adaptive-neighborhood filtering of images corrupted by signal-dependent noise, *Applied Optics*, Vol. 37, No. 20, pp. 4477-4487.
- Kim, K.T. (2004), Satellite mapping and automated feature extraction: geographic information system-based change detection of the Antarctic coast, *Ph.D. Dissertation*, The Ohio State University, Columbus, 157 p.

(접수일 2004. 9. 10, 심사일 2004. 9. 17, 심사완료일 2004. 9. 25)