Korean Journal of Remote Sensing, Vol.19, No.6, 2003, pp.465~478

다중시기 원격탐사 화상의 변화탐지를 위한 임계치 자동 추정

박노욱* · 지광훈* · 이광재** · 권병두***

한국지질자원연구원 지질자원정보센터*, 한국항공우주연구원 위성정보처리그룹**,

서울대학교 지구과학교육과***

Automatic Estimation of Threshold Values for Change Detection of Multi-temporal Remote Sensing Images

No-Wook Park*, Kwang-Hoon Chi*, Kwang-Jae Lee, and Byung-Doo Kwon*****

Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources*,

Satellite Data Information Department, Korea Aerospace Research Institute**,

Department of Earth Sciences, Seoul National University***

Abstract : This paper presents two methods for automatic estimation of threshold values in unsupervised change detection of multi-temporal remote sensing images. The proposed methods consist of two analytical steps. The first step is to compute the parameters of a 3-component Gaussian mixture model from difference or ratio images. The second step is to determine a threshold value using Bayesian rule for minimum error. The first method which is an extended version of Bruzzone and Prieto' method (2000) is to apply an Expectation-Maximization algorithm for estimation of the parameters of the Gaussian mixture model. The second method is based on an iterative thresholding algorithm that successively employs thresholding and estimation of the model parameters. The effectiveness and applicability of the methods proposed here were illustrated by two experiments and one case study including the synthetic data sets and KOMPSAT-1 EOC images. The experiments demonstrate that the proposed methods can effectively estimate the model parameters and the threshold value determined shows the minimum overall error.

Key Words : Change Detection, Minimum Error, Multi-temporal Images.

요약 : 이 논문은 다중시기 원격탐사 화상의 무감독 변화탐지를 위해 자동으로 임계치를 결정하는 두가지 방법을 제안하였다. 두 방법 모두 3성분 가우시안 혼합 확률 모델의 파라미터 추정과 베이지안 최소 오차 이론을 이용한 임계치 결정의 두 단계로 이루어져 있다. 첫 번째 방법은 Bruzzone and Prieto (2000)의 방법을 확장 적용한 것으로, 혼합 확률 모델의 파라미터 추정에 기대최대화 기법을 적용한다. 두 번째 제안 방법은 연속적으로 임계치 결정과 혼합 확률 모델의 파라미터 추정을 수행한다. 모의 화상과 KOMPSAT-1 EOC 화상에 적용한 결과, 제안한 두 기법 모두 효율적으로 모델 파라미터를 추정할 수 있었으며, 최소 오차를 보이는 임계치에 근사한 값을 추출할 수 있었다.

2003년 7월 25일 접수 ; 2003년 10월 20일 수리.

1. 서 론

인공위성 자료는 비교적 짧은 주기로 지구의 전역을 탐사하여 일관된 질의 화상을 공급하기 때문에 변화탐지에 많이 이용되고 있다. 변화탐지는 토지이용, 지형, 온도, 환경 등의 여러 분야에서 이루어지고 있는데, 지표의 모든 변화를 포함하는 토지 피복 즉, 지표환경 변화 추출은 국토 환경 분석의 가장 기본적인 연구가 되고 있다. 또한 변화 정보는 국지적, 광역적, 전지구적인 환경 모니터링에 점점 더 중요하게 간주되고 있다(Singh, 1989; Fung, 1990).

이러한 위성영상을 이용한 변화탐지는 크게 변화강조(change enhancement) 기법과 변화속성탐지(change nature detection)의 2가지 분야로 나눌 수 있다(Chan *et al.*, 2001). 변화강조는 다중시기 원격탐사 화상에 연산을 수행하여 변화지역을 탐지하는 방법이다. 이 방법은 지표의 변화가 위성의 센서가 받아들이는 복사량의 변화를 유발한다는 원리에 근거하는데, 이는 복사량의 변화가 대기 조건이나 태양의 각도, 토양의 수분 함량과 같은 다른 요인에 의한 복사량의 변화보다 지배적이라는 기본적인 가정에 의한다(Jensen, 1996). 이 방법을 통해서 변화된 위치와 양을 알 수 있으나, 변화의 특성 즉 속성의 변화는 알 수 없다. 변화강조 기법으로는 차연산(image differencing), 비연산(image ratio), 변화벡터분석(change vector analysis), 주성분분석(principal component analysis) 등이 많이 사용되고 있다. 반면 변화속성탐지는 변화속성에 대한 정보를 얻기 위한 방법으로, 예를 들어 농경지에서 도심지로 변화되었다는 것과 같은 정보를 얻기 위한 방법에 해당된다. 변화강조기법으로는 변화의 위치와 양만을 알 수 있으나 변화속성탐지를 통해 화소 대 화소의 비교가 가능해 변화속성 정보의 파악이 가능하다. 변화속성탐지 기법으로는 분류후 비교법(post-classification comparison), 다중시기 직접 분류법(direct multi-date classification) 등이 있다.

기존 변화탐지와 관련된 연구는 앞에서 설명한 변화강조 기법(Fung and LeDrew, 1988; Coppin and Bauer, 1994; Lee *et al.*, 1996; Johnson and Kasischke, 1998)과 변화속성탐지 기법(Bruzzone and Serpico, 1997; Chan *et al.*, 2001)이 개별적 혹은 종합적으로 진행되어 왔다.

특히 변화강조 기법의 경우에는 대기보정을 위한 영상 정규화, 임계치 설정, 다중 센서 영상을 이용한 탐지 등에 관한 연구가 강조되어 왔다(Bruzzone and Prieto, 2000; Yamamoto *et al.*, 2001). 이 기법은 화소값의 직접적인 비교를 수행하기 때문에, 전처리 과정으로 대기보정 및 정확한 기하보정이 요구되며, 특히 변화된 화소와 변화되지 않은 화소를 구분해 주는 임계치(threshold)의 설정이 필요하다. 그동안 일반적으로 차연산이나 비연산을 통해 얻어진 화상(이후 연산화상)에 대해서 임계치는 경험적으로 설정되어 왔다. 연산 화상에서 변화가 발생한 화소의 수는 상대적으로 적다는 가정 하에, 화상의 확률밀도 분포에서 $\pm n \times$표준편차를 임계치로 설정하였다. 여기서 n은 고려하고 있는 화상이나 연구지역에 따라 다른 값을 나타내기 때문에 n을 적절히 변화시켜 가면서 화상에서의 변화를 살펴봄으로써 임계치를 설정하게 된다(Jensen, 1996). 이와 관련하여 Morisette and Khorram(2000)은 n의 변화에 따른 변화지역의 탐지 정확도에 대해서 연구를 수행하였다. 그러나 이 경우 지표상의 변화지역에 대한 정보를 미리 알고 있는 상태에서 이루어진다고 볼 수 있기 때문에 변화지역에 대한 정보가 없는 경우 경험적으로 결정할 수밖에 없으며, 많은 시행착오를 거쳐야 하는 단점이 있다.

이 논문에서는 변화된 화소와 변화되지 않은 화소를 구분하는 임계치를 연산 화상의 확률밀도로부터 자동으로 추출하는 방법을 제안하고자 한다. 우선 연산 화상의 확률밀도를 여러 개의 가우시안 확률밀도가 혼합된 것으로 가정하고, 이와 관련된 파라미터를 계산하고 구해진 혼합 확률모델로부터 베이지안 최소 오차 이론(Bayesian decision rule for minimum error)을 이용하여 임계치를 결정하고자 하였다. 혼합 확률밀도의 파라미

터 결정과 임계치 결정을 위해 각각 다른 2가지 방법을 제안하였다(Fig. 1). 첫 번째 방법은 가우시안 확률밀도의 사전 확률(prior probability), 평균, 분산과 같은 파라미터의 결정에 기대최대화(EM: Expectation-Maximization) 기법을 사용하였다. 이 방법은 변화벡터 화상을 대상으로 한 기존 Bruzzone and Prieto (2000)의 연구를 차연산이나 비연산 등에 적용이 가능하도록 확장 적용한 것이다. 두 번째 방법은 임의로 설정한 초기 임계치에 의해 계산되는 연산 화상의 확률밀도로부터 반복적으로 임계치를 결정하여 이전 단계의 임계치와 비교하는 방법에 해당한다. 두 방법 모두 초기 파라미터 설정에만 사용자가 개입하는 무감독 변화탐지 방법에 해당된다.

제안한 방법의 적용 가능성을 평가하기 위하여 변화정보를 알고 있는 모의 화상과 KOMPSAT-1 EOC 화상을 대상으로 실험을 수행하였으며, 강원도 강릉지역의 하천 주변 환경 변화탐지를 위한 사례연구를 수행하였다.

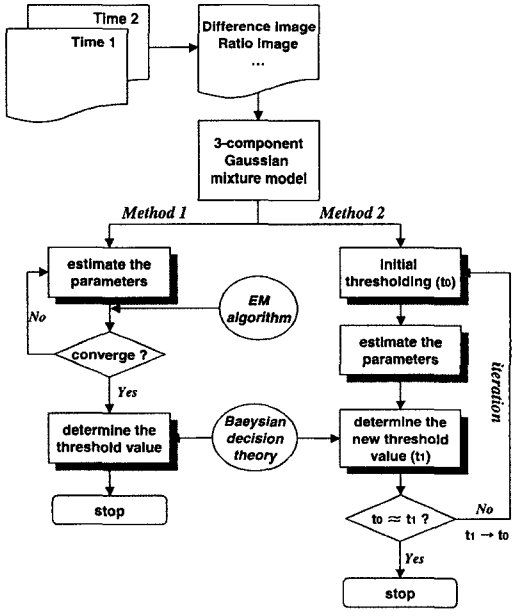

Fig. 1. Two procedures for determination of the threshold value proposed in this study.

2. 제안 기법

1) 가우시안 혼합 밀도 모델(Gaussian Mixture Density Model)

이 연구에서는 연산 화상의 밀도분포는 여러 개의 확률밀도함수가 혼합되어 있다는 가정을 이용하였다. 차연산의 경우 화소값의 증가로 인한 변화지역, 화소값의 감소로 인한 변화지역, 무변화 지역으로 크게 3개의 확률밀도 분포를 나누어진다고 가정할 수 있다(Fig. 2). 그리고 변화벡터 화상의 경우 변화벡터값의 증가로 인한 변화지역, 무변화 지역의 2개의 확률밀도 분포로 나눌 수 있다. 모수적 방법으로 밀도함수의 형태의 결정에는 다양한 형태(Gaussian, exponential, Bernoulli)로의 표현이 가능한데, 이 연구에서는 광학 화상의 분석에 주로 이용되어온 가우시안 형태의 밀도함수를 이용하였다.

연산 화상의 특정 화소 X에서의 확률 밀도분포는 화소값의 증가로 인한 변화지역($\omega_{(+)\,change}$), 화소값의 감소로 인한 변화지역($\omega_{(-)\,change}$), 무변화 지역($\omega_{no\ change}$)의 3개의 클래스에 대한 가우시안 분포의 합으로 표현된다.

$$\begin{aligned} Pr(X) &= Pr(\omega_{(-)\,change})Pr(X|\omega_{(-)\,change}) \\ &\quad + Pr(\omega_{no\ change})Pr(X|\omega_{no\ change}) \\ &\quad + Pr(\omega_{(+)\,change})Pr(X|\omega_{(+)\,change}) \\ &= \sum_{i=1}^{n} Pr(\omega_i)Pr(X|\omega_i),\ n=3 \end{aligned} \tag{1}$$

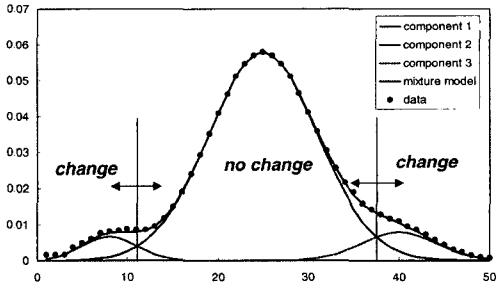

Fig. 2. Example of three-component Gaussian mixture model.

$$\Pr(X|\omega_i) = \frac{1}{\sigma_i\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(X-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right]$$

여기서 n은 고려하는 확률밀도함수의 개수로 화소값의 감소로 인한 변화지역, 무변화지역, 화소값의 증가로 인한 변화지역을, $\Pr(\omega_i)$는 ω_i클래스의 사전 확률, μ_i와 σ_i는 각각 ω_i클래스에서 X의 평균과 표준편차를 나타낸다.

2) 베이지안 결정 이론

일단 가우시안 혼합 밀도함수의 파라미터들이 결정되면 이로부터 변화지역에 대한 임계치를 설정해야 하는데, 이를 위해 이 연구에서는 베이지안 최소 오차 이론을 적용하였다.

이론 설명의 간략화를 위해 2개의 클래스 즉 변화지역 ω_c, 무변화지역 ω_n으로의 분류 문제를 이용하고자 한다. 그러나 본 연구에서 다루는 3개의 클래스로 분류하는 경우에도 일반화가 가능하다.

베이지안 규칙에 의해 각 클래스의 사후 확률(posteriori probability) $\Pr(\omega_i|X)$은 혼합 밀도 $\Pr(X)$, 사전 확률 $\Pr(\omega_i)$, 가우시안 분포로 표현되는 조건부 확률 $\Pr(X|\omega_i)$의 결합으로 다음과 같이 결정된다:

$$\Pr(\omega_i|X) = \frac{\Pr(\omega_i)\Pr(X|\omega_i)}{\Pr(X)}, \; i = 1, 2. \qquad (2)$$

사전 확률과 조건부 확률로부터 식 (2)를 이용하여 사후 확률을 얻으면, 보통 사후확률 최대화의 규칙(MAP: maximum a posteriori)에 따라 특정 클래스의 사후 확률이 다른 클래스보다 클 경우 특정 클래스로 할당하게 된다:

$$\text{Decide } \omega_n \text{ if } \Pr(\omega_n|X) > \Pr(\omega_c|X); \text{ otherwise decide } \omega_c. \quad (3)$$

이때 특정 클래스를 선택할 때 발생하는 조건부 오차(conditional error) $r(X)$와 이의 기대값에 해당하는 전체 오차 ε는 다음과 같이 정의할 수 있다 (Fukunaga, 1990; Duda *et al.*, 2000):

$$\begin{aligned} r(X) &= \min\left[\Pr(\omega_n|X), \Pr(\omega_c|X)\right] \\ \varepsilon &= E[r(X)] = \int r(X)\Pr(X)\,dX \\ &= \int \min\left[\Pr(\omega_n)\Pr(X|\omega_n), \Pr(\omega_c)\Pr(X|\omega_c)\right] dX \qquad (4) \\ &= \Pr(\omega_n)\int_{R2}\Pr(X|\omega_n)\,dX + \Pr(\omega_c)\int_{R1}\Pr(X|\omega_c)\,dX \\ &= \Pr(\omega_n)\,\varepsilon_n + \Pr(\omega_c)\,\varepsilon_c. \end{aligned}$$

식 (4)의 적분항에서 R1과 R2는 각각 ω_n과 ω_c로 분류된 지역을 나타낸다.

Fig. 3은 베이지안 최소 오차 이론을 개념적으로 예시한 것이다. 만약 임계치를 $\Pr(\omega_n)\Pr(X|\omega_n) = \Pr(\omega_c)\Pr(X|\omega_c)$인 X로 설정하였을 경우, 오차는 각각 $R1$ 영역에서 ε_1, $R2$ 영역에서 $\varepsilon_2 + \varepsilon_3$이 되어 전체 오차 ε는 $\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3$이 된다. 그러나 임계치를 t'로 설정하였을 경우 $R'1$ 영역에서의 오차 ε'는 $\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_4$, $R'2$ 영역에서의 오차는 ε_3이 되어 전체 오차는 $\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3 + \varepsilon_4$로 ε보다 크게 된다. 만약 t'가 t보다 작은 경우에도 마찬가지로 전체 오차가 커지게 된다. 따라서 분류에 따른 오차를 최소로 하는 임계치 t는 $\Pr(\omega_n)\Pr(X|\omega_n) = \Pr(\omega_c)\Pr(X|\omega_c)$를 만족하는 X에 해당된다. 이는 식 (5)를 풀게 되면 얻을 수 있다.

$$\frac{(X-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2} - \frac{(X-\mu_n)^2}{2\sigma_n^2} + \ln\left[\frac{\sigma_c\Pr(\omega_n)}{\sigma_n\Pr(\omega_c)}\right] = 0 \qquad (5)$$

식 (5)를 보게되면 제안한 자동 임계치 설정은 가우시안 혼합 밀도 함수의 파라미터들에 의존하게 된다. 따라서 임계치 설정의 정확도는 결국 가우시안 혼합 밀도 함수의 파라미터를 얼마나 정확하게 추정할 수 있느냐에 의존한다고 볼 수 있다.

3) 기대최대화 기법

가우시안 혼합 밀도 모델로부터 임계치를 자동

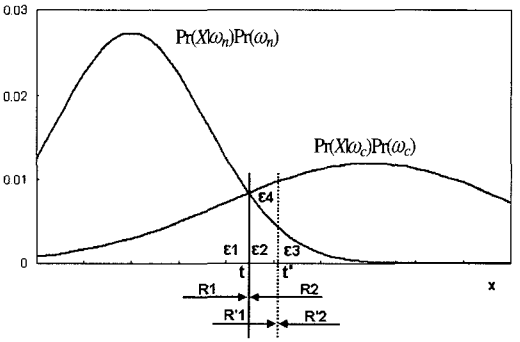

Fig. 3. Schematic plot of Bayesian decision rule for minimum error(after Fukunaga, 1990).

으로 설정하기 위해 첫 번째 방법으로 기대최대화 기법을 이용하였다. 이 방법은 반복적인 연산을 통해 가우시안 혼합 밀도 모델의 파라미터를 결정한 후에 최종적으로 임계치를 설정하게 된다. 기존에 Bruzzone and Prieto (2000)는 변화벡터 화상에 대해 기대최대화 기법을 적용하여 임계치를 결정하였는데, 이 연구에서는 차연산이나 비연산 등에도 적용이 가능하도록 3성분 가우시안 혼합 밀도 모델로 확장 적용하였다.

기대최대화 기법은 불완전한 자료로부터 반복적인 연산을 통해 확률 밀도 함수의 파라미터를 결정하는 방법이다(Dempster *et al.*, 1977). 이 방법을 통해 주어진 자료로부터 확률분포의 파라미터들의 최대우도 추정치를 찾아내게 된다. 기대최대화 기법의 일반적인 이론은 Moon(1986)을 참조할 수 있다.

이 논문에서 고려하고 있는 화소값의 감소로 인한 변화 지역, 화소값의 증가로 인한 변화지역, 무변화 지역의 3성분 가우시안 혼합 밀도 모델의 경우, Fig. 4의 과정을 통해 가우시안 혼합 밀도 모델의 파라미터를 계산하게 된다. 우선 파라미터를 초기화한 후에, 파라미터들의 기대값을 계산하는 기대화 과정(E-step)과 최대우도를 가지는 새로운 추정치를 계산하는 최대화 과정(M-step)의 반복적 연산과정을 통해 최대우도 추정치를 찾아내게 된다.

4) 반복적 임계치 설정 기법

반복적 임계치 설정 기법은 앞의 기대값 최대화 기법과 달리 가우시안 혼합 확률 모델의 파라미터와 임계치를 모두 반복적으로 계산하여 최종적으로 임계치를 결정한다(Fig. 1). 이 방법의 기본적인 개념은 다음과 같다. 만약 미리 설정되거나 혹은 전단계에서 설정된 임계치에 의해 계산되는 가우시안 혼합 확률 모델의 파라미터들이 자료의 특성을 충분히 반영할 경우 즉 성공적으로 가우시안 혼합 확률 모델을 구분할 수 있다면, 다음 단계에서 계산되는 임계치는 앞 단계의 임계치와 변화가 없다는 것이다.

Initialize : all parameters $\theta = [\Pr(\omega_i), \mu_i, \sigma_i^2]$, $i = 1, 2, 3$

do all pixels k=1, ⋯, N

E-step **do** i=1 to 3

$$\Pr(X_k|i, \theta) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(X_k - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right]$$

$$z_{ki} = \frac{\Pr(X_k|i, \theta)\Pr(\omega_i)}{\sum_{j=1}^{3} \Pr(X_k|j, \theta)\Pr(\omega_j)}, \sum_{i=1}^{3} z_{ki} = 1$$

M-step **do** i=1 to 3

$$\Pr(\omega_i) = \frac{\sum_{k=1}^{N} z_{ki}}{N}$$

$$\mu_i = \frac{\sum_{k=1}^{N} z_{ki} x_k}{\sum_{k=1}^{N} z_{ki}}$$

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^{N} z_{ki}(x_k - \mu_i)^2}{\sum_{k=1}^{N} z_{ki}}$$

Until model parameters converge

Fig. 4. Expectation-Maximization algorithm for estimating the parameters of the Gaussian mixture model.

이 방법의 실제 계산 과정은 다음과 같이 이루어지게 된다. 첫 단계에서는 초기에 임의로 설정한 임계치로부터 가우시안 혼합 밀도 모델의 파라미터의 초기값을 계산한다. 두 번째 단계에서는 계산된 초기 파라미터 값으로부터 가우시안 혼합 밀도 모델이 결정되며, 이로부터 식 (5)를 이용하여 새로운 임계치를 결정한다. 이렇게 결정된 임계치를 초기 임계치로 간주하여 앞의 두 과정을 반복적으로 수행한다. 반복적인 연산 수행 결과, 이전 단계에서 결정되는 임계치 값이 미리 정한 수준에서 변화가 없을 경우, 이를 최종적인 변화지역과 무변화 지역을 구분하는 임계치로 간주한다.

3. 적용 결과

이 논문에서 제안한 자동 임계치 설정 방법의 적용가능성을 알아보기 위하여 우선 모의화상과 KOMPSAT-1 EOC 화상에 대해서 실험을 수행하

였다. 제안한 2가지 방법의 적용시 초기 파라미터의 설정에 따른 임계치의 변화를 살펴보았고, 기존의 임계치 설정 방법과의 결과를 비교 검토하였다. 우선 기대최대화 기법을 적용하여 얻어지는 가우시안 혼합 밀도 모델 파라미터의 추정치와 참값을 비교하였으며, 기대최대화 기법으로 얻어지는 변화 탐지 결과와 반복적 임계치 설정 기법을 통해 얻어지는 변화 탐지 결과의 정확성을 분석하였다. 최종적으로 강원도 강릉지역의 KOMPSAT-1 EOC 화상을 이용한 하천 주변 환경의 변화탐지를 목적으로 하는 사례연구를 수행하였다.

1) 모의 화상 실험

모의 화상에 임의의 변화지역을 설정하고, 가우시안 오차(SNR=2, 1 dB)를 추가하여 3시기의 모의 화상을 제작하였다(Fig. 5). 3시기의 모의 화상에 대해 차연산을 수행하여 2시기의 변화 탐지 결과를 얻고 이에 대해 최종 결과값의 정확도를 살펴보았다. 모의 화상의 크기는 256 × 256 (65,536) 화소이며, Time 1 - Time 2과 Time 2 - Time 3의 경우 화소값의 감소로 인한 변화지역은 각각 145화소, 214화소이며, 화소값의 증가로 인한 변화지역은 각각 101화소, 130화소이다.

기대최대화 기법의 적용시 연산 화상의 히스토그램을 분석한 후 초기 임계치를 설정한 후 이로부터 초기 파라미터를 설정하였다. 가우시안 혼합 확률 밀도 모델의 파라미터를 구한 후에 최종적으로 식 (5)를 이용하여 임계치를 계산하였다. 그리고 두 번째 방법으로 반복적 임계치 설정 기법을 동일 화상에 적용하여 최종적인 임계치와 가우시안 혼합 확률 밀도 모델의 파라미터를 계산하였다. 이 두 방법의 적용시 초기 임계치의 설정에 따라 반복 계산의 횟수에만 변화가 있었고 최종 결과는 동일하게 나타났다.

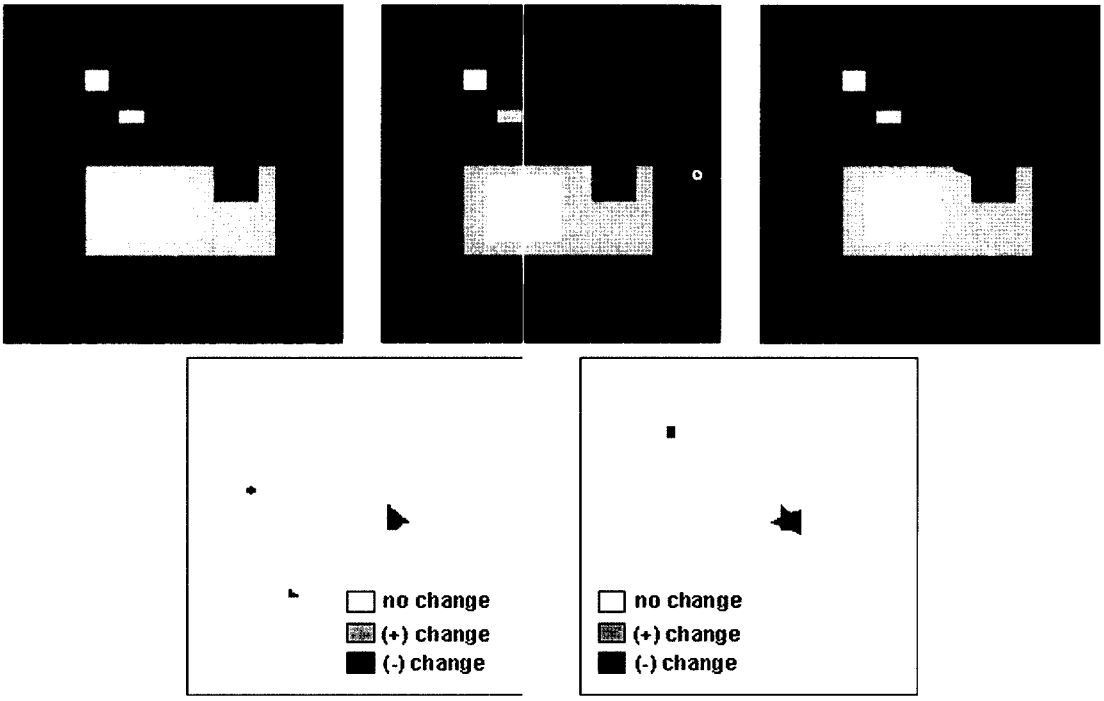

Fig. 5. Synthetic test image and change areas: (a) Time 1 image, (b) Time 2 image(SNR=2), (c) Time 3 image(SNR=2), (d) change areas from Time 1 to Time 2, (e) change areas from Time 2 to Time 3. Gray and black colors denote (+) change and (-) change areas, respectively.

Table 1. Comparison of true parameter values and estimates obtained by the EM algorithm and by the iterative threshold estimate method for different SNR levels. M1 and M2 denote the EM algorithm based method and the iterative threshold estimation method, respectively.

		Time 1 - Time 2						Time 2 - Time 3					
		SNR = 2			SNR = 1			SNR = 2			SNR =1		
		M1	M2	True	M1	M2	True	M1	M2	True	M1	M2	True
Mean	(-) change	-16.845	-18.194	-17.386	-18.734	-18.500	-17.345	-35.925	-35.953	-35.953	-35.213	-35.799	-35.799
	no change	0.507	0.506	0.508	0.504	0.502	0.508	-0.002	-0.002	-0.002	0.003	0.003	0.002
	(+) change	38.558	38.545	38.545	39.431	39.447	38.455	26.700	26.700	26.439	27.180	27.354	26.924
S. dev.	(-) change	6.337	6.222	6.616	6.822	6.824	7.272	7.777	7.734	7.734	9.637	9.030	9.030
	no change	2.128	2.130	2.128	3.183	3.190	3.171	3.009	3.009	3.009	4.486	4.489	4.487
	(+) change	19.294	19.228	19.228	19.510	18.300	18.878	3.392	3.392	3.968	4.101	3.895	4.422
Prior prob.	(-) change	0.0022	0.0021	0.0022	0.0024	0.0022	0.0022	0.0033	0.0033	0.0033	0.0033	0.0033	0.0033
	no change	0.9960	0.9964	0.9962	0.9961	0.9964	0.9962	0.9947	0.9947	0.9947	0.9947	0.9948	0.9947
	(+) change	0.0018	0.0015	0.0015	0.0015	0.0014	0.0015	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020	0.0019	0.0020
Threshold	(-) change ~ no change	-8.04	-8.29		-11.68	-11.74		-13.90	-13.93		-18.00	-18.28	
	no change ~ (+) change	10.90	9.93		14.12	14.28		15.34	14.95		18.40	18.63	

Table 1은 기대최대화 기법과 반복적 임계치 설정 기법을 적용하여 얻은 가우시안 혼합 확률 밀도 모델의 파라미터 추정치, 계산된 임계치와 참값을 비교한 것이다. 두 방법 모두 초기 확률의 추정치는 참값과 유사하게 나타내고 있다. 평균과 표준편차의 경우 무변화 지역에 대해서는 참값과 거의 유사하게 추정치를 얻을 수 있으나, 화소값의 감소나 증가로 인한 변화 지역에서는 다소 차이를 나타내고 있다. 그러나 대부분 소수점 첫째 자리에서 차이를 보이고 있기 때문에 참값을 근사한다고 판단된다. Time 2 - Time 3의 경우가 Time 1 - Time 2 보다 추정치 값이 참값에 더욱 더 가깝게 나타나고 있다. SNR의 변화에 따른 결과를 보게되면, SNR이 2dB인 경우가 상대적으로 참값에 근사하는 결과를 보이고 있지만 SNR이 1dB인 경우에도 그다지 차이를 나타내고 있지는 않다. 그러나 Time 1 - Time 2의 경우 Time 2 - Time 3에 비해 상대적으로 큰 차이를 나타내고 있다. SNR의 변화에 따라서는 논문에서 제시하지 않았지만 파라미터 추정시 반복 계산의 횟수에서만 조금 차이를 나타냈다. 기대최대화 기법과 반복적 임계치 설정 기법의 적용 결과의 차이는 각각의 이론적 배경에 따른 것으로 판단된다. 즉 기대최대화 방법은 일단 주어진 자료를 이용하여 근사적으로 파라미터를 구하게 되는 반면, 반복적 임계치 추정 기법은 임의로 나누어진 자료에 근거하여 파라미터를 구하고 다시 이로부터 임계치를 반복적으로 계산하기 때문인 것으로 판단된다. 그러나 최종적으로 얻어진 임계치 값을 보게 되면, 소수점 첫째 자리에서 차이를 나타내기 때문에 정수형으로 나타나는 연산 화상에의 직접 적용시에는 차이가 없이 똑같은 임계치 설정의 효과를 나타낸다고 볼 수 있다. Fig. 6은 기대최대화 기법을 적용하여 얻어진 파라미터들로 계산된 가우시안 혼합 밀도 모델과 연산 화상의 히스토그램을 나타낸 것으로, 히스토그램을 잘 근사함을 확인할 수 있다.

이렇게 얻어진 임계치로부터 최종적인 변화지역을 나타내면 Fig. 7과 같다. 계산된 임계치의 정

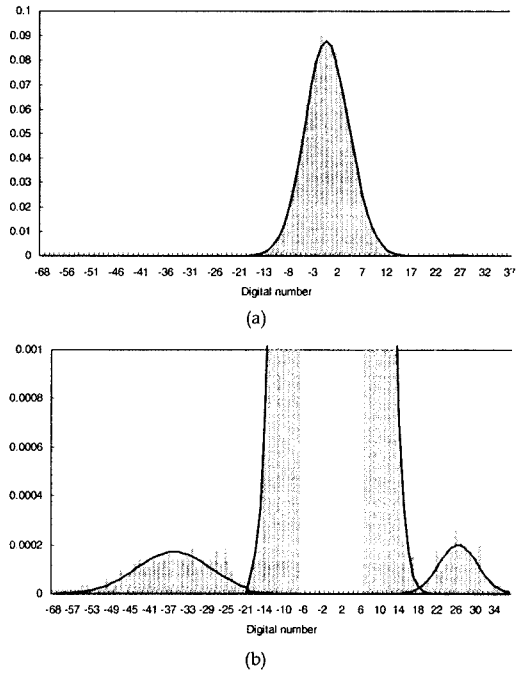

Fig. 6. Three-component Gaussian mixture model superimposed on the histogram of the Time 2 - Time 3 difference image(SNR=2dB). (b) is the enlarged image of (a) for comparison with the histogram.

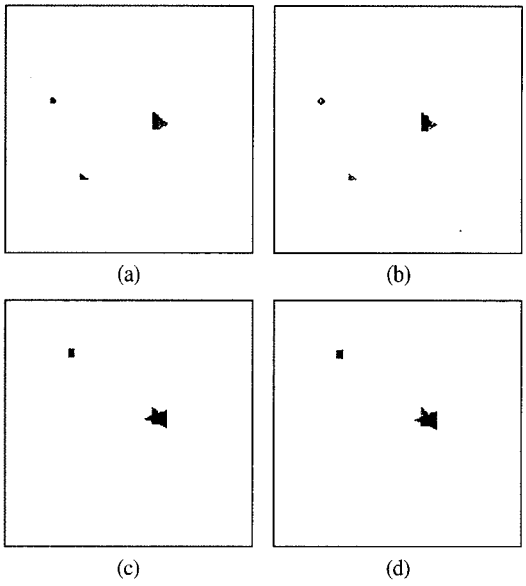

Fig. 7. Change detection results: (a) SNR = 2dB, Time 1 - Time 2, (b) SNR = 1dB, Time 1 - Time 2, (c) SNR = 2dB, Time 2 - Time 3, (d) SNR = 1dB, Time 2 - Time 3.

Table 2. Change detection accuracy resulting from two proposed methods in the synthetic data sets. M1 and M2 denote the EM algorithm based method and the iterative threshold estimation method, respectively.

		Time 1 - Time 2						Time 2 - Time 3					
		SNR = 2			SNR = 1			SNR =2			SNR =1		
		M1	M2	True	M1	M2	True	M1	M2	True	M1	M2	True
M1	(-) change	0	11	11	2	23	25	0	0	0	0	0	0
	(+) change	0	1	1	0	10	10	0	2	2	0	5	5
M2	(-) change	0	11	11	2	23	25	0	0	0	0	0	0
	(+) change	0	0	0	0	10	10	0	2	2	0	5	5

확도를 평가하기 위하여 실제 변화지역의 화소와 직접비교를 통해 전체 정확도를 추정하였다(Table 2). 우선 SNR이 높을수록 두시기 모두 정확도가 높게 나타났으며, 주로 변화지역을 무변화지역으로 탐지한 missed error가 발생하였다. 화소값의 감소와 증가로 인한 변화지역을 합쳐서 전체 변화지역으로 간주하고 이의 오차율을 계산하면 Time 1 - Time 2의 경우 SNR이 2dB, 1dB인 경우 대략 95.12%, 85.8%를 나타냈다. Time 2 - Time 3의 경우 SNR이 2dB, 1dB인 경우 대략 99.4%, 98.5%를 나타냈다. Time 1 - Time 2의 SNR이 1dB인 경우 상대적으로 오차가 크게 발생하였는데, 제안한 두 방법 모두 혼합 밀도 모델의 파라미터에 의존하게 되는데 표준편차 추정시 발생한 오차로 판단된다.

기존의 시행착오에 따른 전체 정확도의 차이를 보게 되면, 이 논문에서 제안한 방법에 의해 얻어진 임계치가 최소 오차를 가지는 임계치 값에 근사함을 확인할 수 있다(Fig. 8). Time 1 - Time 2의 SNR이 1dB인 경우를 제외하고 제안 기법들이 최소 오차를 가지는 화소값과 유사한 임계치를 나타냄은 자동화된 변화탐지 방법으로 제안 기법이 효율적임을 나타낸다고 볼 수 있다.

2) KOMPSAT-1 EOC 화상 실험

두 번째 실험은 KOMPSAT-1 EOC 화상을 대상으로 수행하였다. 대상지역은 대전시의 일부분으로 2000년 3월 9일 화상과 2001년 5월 12일 화상을 이용하였다. 이 두 시기에 대한 ground truth 자료를 구할 수 없었기 때문에 변화탐지에 2001년 화상을 직접적으로 이용하지 않았다. 대신 2000년 화상과 비교하여 대규모 변화가 발생한 지역을 선정하여 이를 2000년 화상에 모자이크 처리 한 후에 이 자료의 히스토그램을 이동시키고 가우시안 오차를 추가하여 새로운 2001년 화상을 제작하였다(Fig. 9). 이 실험의 변화지역 탐지 목적은 개별적인 토지 피복의 다양한 변화 특성의 분석이라기보다는 대규모 변화 지역의 탐지에 있으며, 산불이나 홍수와 같은 단일 사건에 의한 피해 지역 탐지를 모사한다고 볼 수 있다. 사용 화상의 크기는 500*500 (250,000) 화소이며, 화소값의 증가 및 감소로 인한 변화지역은 각각 9,866화소와 647화소로 총 10,513화소이다. 앞의 모의 화상을 이용한 실험에서는 화소값의 증가 및 감소로 인한 변화지역을 구분하여 표시하였으나, 원격탐사 화상을 이용한 변화 탐지 연구가 대부분 변화지역과 무변화지역을 구분하는 것이기 때문에 이의 구분만을 하였다. 즉 제안기법의 적용과정에서는 화소값의 감소 및 증가로 인한 변화지역을 구분하지만, 최종 결과에서는 변화지역과 무변화지역으로 구분하였다.

첫 번째 실험과 마찬가지로 우선 차연산을 수행한 후에 기대최대화 기법과 반복적 임계치 설정 기법을 동시에 적용하였다. Table 3은 제안 기법으로 얻어진 파라미터로부터 결정되는 가우시안 혼합 확률 밀도 모델과 적용결과를 나타낸 것이다. 두 기법 모두 변화지역과 무변화지역에 대한 평균, 표준편차, 사전 확률에서 큰 차이를 보이지 않고 있으며, 이로 인해 최종적인 임계치 설정에서도 값의 차이가 나타나지 않고 있다. 따라서 최종적인 변화탐지 결과와 정확도 검증 모두 일치되

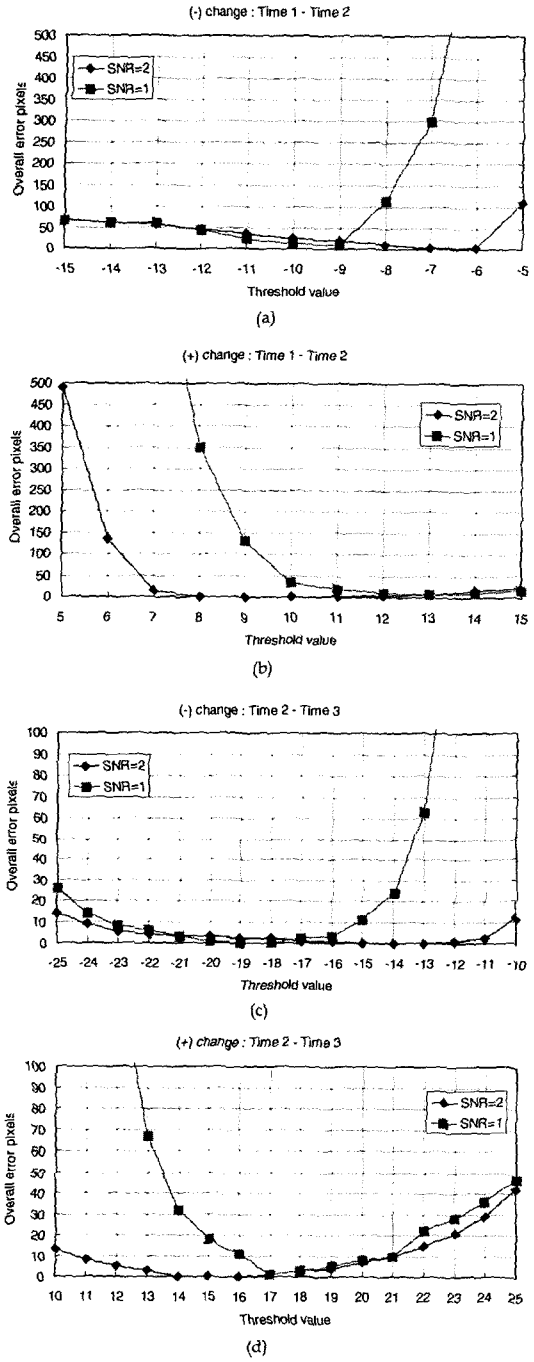

Fig. 8. Variation of overall errors with respect to the threshold values in the synthetic data sets.

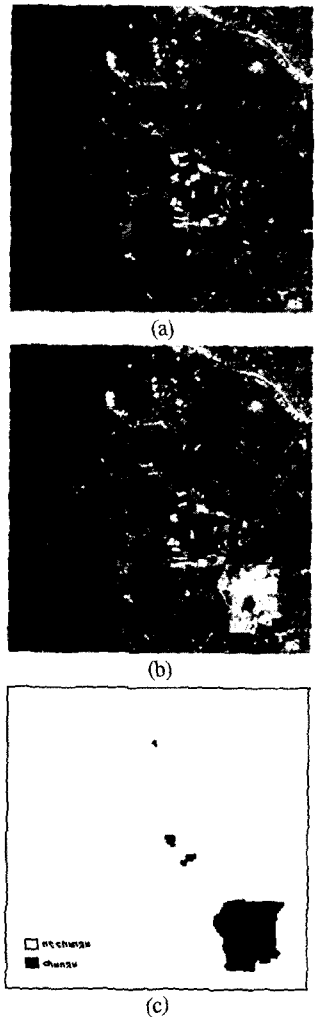

Fig. 9. KOMPSAT-1 EOC data sets at Daejeon area and change areas: (a) 2000. 3. 9. image, (b) 2001. 5. 12. synthetic image, (c) change areas.

게 나타났다. Fig. 10은 최종적인 변화탐지 결과를 나타내고 있는데, 대규모 공사를 위한 대상 화상의 우하단에 위치한 부분에서 일부 변화지역을 탐지하지 못하는 양상을 나타내고 있다. 이러한 양상을 정량적으로 살펴보기 위해 ground truth 자료와의 직접 비교를 통해 정확도를 계산하였다 (Table 4). 그 결과 실제로 변화지역이지만 변화지역으로 탐지하지 못한 일종의 missed error 화소수는 1,095개이며, 변화가 일어나지 않았지만 변화지역으로 탐지한 일종의 false error 화소는 43개로 나타나 전체 오류 화소수는 1,138개에 해당한다. 이렇게 커다란 변화지역의 내부를 탐지하지 못하

Table 3. Comparison of true parameter values and estimates obtained by the EM algorithm and by the iterative threshold estimate method for KOMPSAT-1 EOC images at Daejeon. M1 and M2 denote the EM algorithm based method and the iterative threshold estimation method, respectively.

		M1	M2	True
Mean	(-) change	-30.669	-30.479	-30.728
	no change	-0.502	-0.502	-0.503
	(+) change	19.075	19.284	18.90
S. dev.	(-) change	22.311	22.231	22.701
	no change	1.099	1.105	1.101
	(+) change	11.902	11.969	11.823
Prior prob.	(-) change	0.003	0.003	0.003
	no change	0.959	0.962	0.958
	(+) change	0.038	0.035	0.039
Threshold	(-) change ~ no change	-4.28	-4.30	
	no change ~ (+) change	4.42	4.46	

Table 4. Error matrix of change detection results in the KOMPSAT-1 EOC images at Daejeon.

Result \ Reference	no change	change	sum
no change	239,444	1,095	240,539
change	43	9,418	9,461
sum	239,487	10,513	250,000

는 missed error가 큰 경우, 화소들의 공간적 상관성(spatial context)을 고려할 경우 오류를 줄일 수 있을 것으로 판단된다. 최종적으로 기존의 시행착오에 따른 전체 정확도의 차이와 비교를 수행하였다. 제안기법의 경우 화소값의 감소와 증가로 인한 변화지역를 구분하는 임계치의 절대값이 같기 때문에 T를 적용하여 오류 화소수를 계산하였다. 계산결과, 전체 오류 화소수가 가장 적은 T는 5로 나타나 적용기법을 통해 얻은 결과와 동일함을 확인할 수 있다(Fig. 11).

3) 하천 지역 변화지역 탐지 사례

세 번째 실험은 앞의 사례와 마찬가지로 KOMPSAT-1 EOC 화상을 대상으로 하였으나,

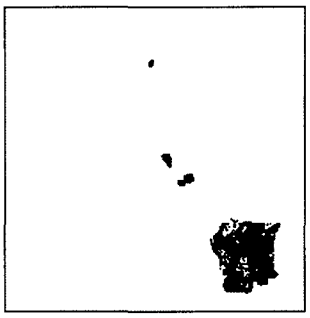

Fig. 10. Change detection result in the KOMPSAT-1 EOC images at Daejeon area.

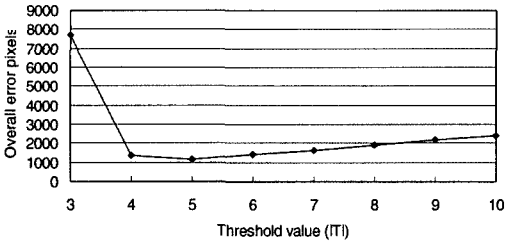

Fig. 11. Variation of overall errors with respect to the threshold values in the KOMPSAT-1 EOC images.

실제 ground truth 자료가 없는 경우에 해당된다. 사례연구 지역은 강원도 강릉시 사천천 일대로, 2002년 8월말과 9월초에 태풍 루사에 의해 하천 유역의 범람, 산사태 등이 발생한 지역이다. 사용된 화상은 2001년 12월 7일 화상과 2002년 9월 8일 화상이다(Fig. 12 (a), (b)). 우선 촬영시기 차이에 따른 효과를 보정하기 위해 다중 회귀분석에 기반한 영상 정규화(Yamamoto *et al.*, 2001)를 수행하였다. 변화탐지 기법으로는 차연산을 이용하였으며, 앞의 두가지 방법을 모두 적용하였다.

Table 5는 파라미터 추정값과 최종 결정된 임계치 값을 나타낸 것이다. 앞의 두실험과 마찬가지로 평균, 표준편차, 초기 확률이 두 방법에서 모두 거의 유사하게 나타났다. 그 결과 두 방법 모두 임계치값이 같게 나타났다. Fig. 12 (c)는 변화탐지 결과와 현장 조사 결과를 함께 나타낸 것이다. 변화 지역은 하천 주변의 범람과 공원묘지 부근의 산사태 발생에 의한 것임을 확인할 수 있었다. 집중호우로 인해 주로 하천이 범람하였으나, 집중호

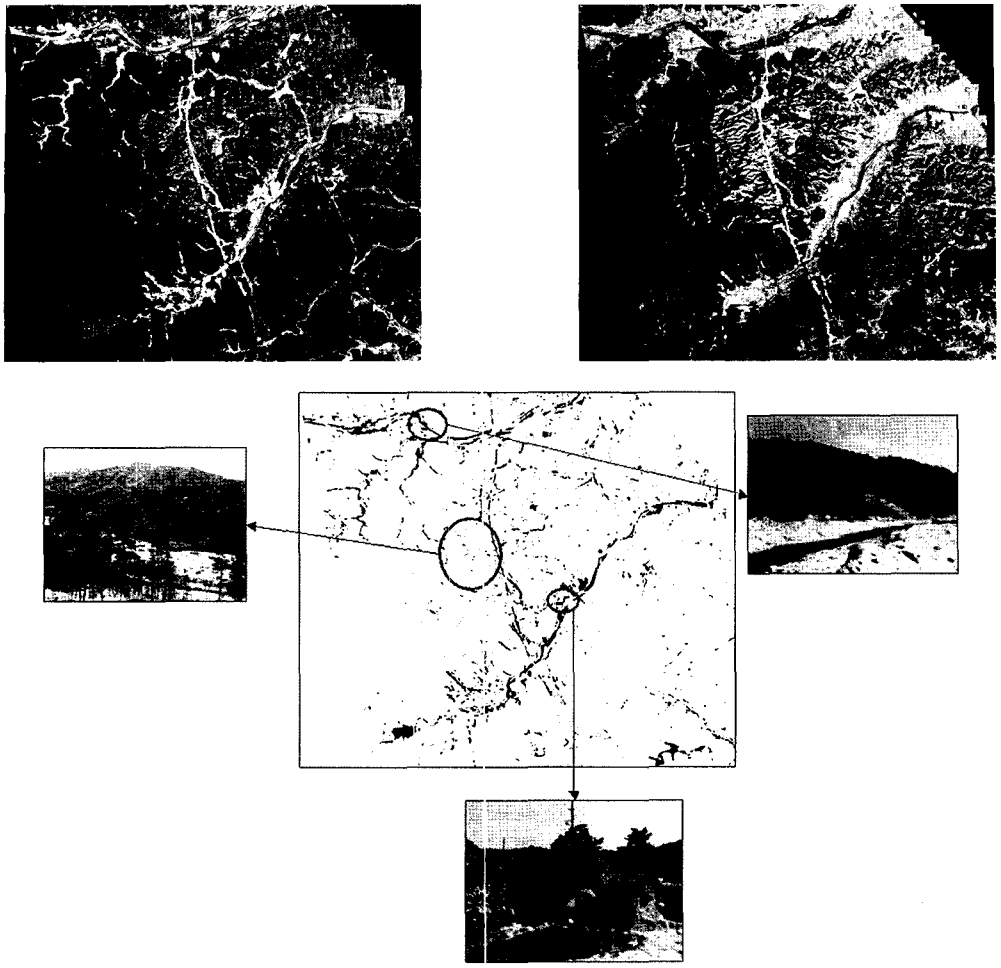

Fig. 12. KOMPSAT-1 EOC data sets at Gangneung area and change areas: (a) 2001. 12. 7. image, (b) 2002. 9. 8. image, (c) change areas with field photos.

우로 유발된 산사태로 인해 하천 주변이 범람하기도 하였다. 그러나 일부 그림자 지역, 정합 오차에 따른 지역이 나타나기도 하였다. 화상 전체에 대한 현장조사를 수행하지 못하여 정확도 검증은 수행하지 못하였으나, 추후 이에 대한 검증을 수행할 예정이다.

4. 결 론

이 논문에서는 기존 변화 강조 기법의 적용시 중요한 문제인 임계치 설정을 자동으로 결정하는 기법을 제안하였다. 첫 번째 방법은 Bruzzone and Prieto (2000)의 방법을 확장 적용한 것으로, 기대최대화 기법을 적용하여 가우시안 혼합 확률 모델의 파라미터를 추정하고 이로부터 임계치를 계산하게 된다. 두 번째 방법은 임의로 설정한 임계치로부터 혼합 확률 모델의 파라미터를 일차적으로 계산하고 이로부터 다음 단계의 임계치를 계산하는 과정을 반복하여 계산된 임계치의 변화가 없을 때 연산을 종료하게 된다. 두 방법의 차이는 첫 번째 방법은 일단 혼합 확률 모델의 파라미터를 계산하고 최종 단계로 베이지안 최소 오차 이론을 적용하여 임계치를 결정하는 반면, 두 번째 방법은 혼합 확률 모델 파라미터 추정과 임계치 계산을 반복적으로 계속 수행하게 된다는 점이다.

Table 5. Parameter estimates and threshold values obtained by the EM algorithm and by the iterative threshold estimate method for KOMPSAT-1 EOC images at Gangneung. M1 and M2 denote the EM algorithm *based method and the iterative threshold estimation* method, respectively.

		M1	M2
Mean	(-) change	-37.312	-37.691
	no change	-0.572	-0.721
	(+) change	34.074	34.614
S. dev.	(-) change	9.671	9.338
	no change	8.490	8.139
	(+) change	12.863	12.447
Prior	(-) change	0.006	0.006
	no change	0.926	0.924
	(+) change	0.068	0.070
Threshold	(-) change ~ no change	-28.97	-28.22
	no change ~ (+) change	21.82	21.11

모의 실험 화상과 KOMPST-1 EOC 화상에 제안 기법을 적용한 결과 두 방법 모두 가우시안 혼합 확률 모델의 파라미터값을 참값에 유사하게 추정할 수 있었으며, 임계치 또한 유사하게 나타났다. 또한 계산된 임계치는 기존 시행착오 방법(Jensen, 1996)으로 계산한 최소 오류를 가지는 임계치에 근사한 값을 나타내었다. 기존 방법은 연산 화상의 히스토그램이 비대칭적인 형태를 가지더라도 양끝단에 동일한 절대값의 임계치를 설정함으로써 오차가 발생할 수 있지만, 제안 방법은 이를 따로 고려하기 때문에 이로 인해 발생하는 오차를 줄일 수 있는 장점이 있다. Ground truth 자료가 없는 강릉시를 대상으로 하천지역 주변 환경 변화탐지를 목적으로 KOMPSAT-1 EOC 화상에 적용한 결과 변화지역을 자동으로 추출할 수 있었다. 비록 충분한 현장 조사 자료의 부족으로 인해 정확도 검증을 수행하지 못하였지만, 이 지역처럼 ground truth 자료가 없는 지역에 적용하여 자동으로 변화지역을 추출할 수 있다는 점은 제안 기법이 변화탐지를 위해 현지 조사를 수행하기 전에 사전 정보로 활용이 가능하다는 것을 의미한다.

앞으로의 연구는 제안 방법의 수렴 여부의 영향, 다양한 화상자료에의 적용을 통한 제안 방법의 검증을 포함할 예정이다. 이 논문의 실험에서는 나타나지 않았으나, 기대최대화 기법과 반복적 임계치 설정 기법에서의 수렴 여부에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다. 만약 안정적으로 수렴하지 못할 경우, 이로 인해 파라미터 추정의 불확실성이 야기되고 최종적으로는 임계치 설정의 오차를 유발할 수 있기 때문이다. 또한 이 연구에서는 광학 원격탐사 화상에 많이 적용해온 가우시안 혼합 확률 모델을 적용하였으나, 이러한 방법은 가우시안 확률 분포를 따르지 않는 SAR 자료에는 직접적인 적용이 곤란하다. 이 경우 모수적 방법으로 다른 형태의 확률 분포를 가정해야 할 것으로 판단된다. 마지막으로 이 연구에서는 전체 화상에 대한 단일 임계치를 설정하였는데, 일반적으로 원격탐사 화상에는 다양한 피복특성이 존재하고 그들의 변화특성도 다르게 나타난다. 이러한 부분은 고해상도 화상, 초다분광 화상에서 나타날 수 있는 현상으로, 개별적인 피복물에 적합한 다중 임계치 설정에 대한 연구가 앞으로 필요할 것으로 생각된다.

사 사

이 연구는 과학기술부 원격탐사기술개발사업 연구비 지원에 의해 수행되었으며 이에 감사드립니다. 첫 번째 실험에 사용한 모의 화상은 IEEE Geoscience and Remote Sensing Society Data Fusion Committee로부터 제공받은 grss_dfc_0001 자료를 변형한 것입니다.

참고문헌

Bruzzone, L. and S. B. Serpico 1997. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing

images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 858-867.

Bruzzone, L. and D. F. Prieto, 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3): 1171-1182.

Chan, J. C. W., K P. Chan, and A. G. O. Yeh, 2001. Detecting the nature of change in an urban environment : a comparison of machine learning algorithms, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67(2): 213-225.

Coppin, P. R. and M. E. Bauer, 1994. Processing of multitemporal Landsat TM imagery to optimize extraction of forest cover change features, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(4): 918-927.

Dempster, A. P., N. M. Laird, and D. B. Rubin, 1977. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of the Royal Statistical Society Series(B)*, 39(1): 1-38.

Duda, R. O., P. E. Hart, and D. G. Stork, 2000. *Pattern Classification*, Wiley-Interscience, New York, USA.

Fukunaga, K., 1990. *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press, London, U.K.

Fung, T., 1990. An assessment of TM imagery for land-cover change detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(12): 681-684.

Fung, T. and E. LeDrew, 1988. The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indices, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(10): 1449-1454.

Jensen, J. R., 1996. *Introductory Digital Image Processing: a Remote Sensing Perspective*, Prentice Hall, New Jersey, USA.

Johnson, R. D. and E. S. Kasischke, 1998. Change vector analysis: a technique for the multispectral monitoring of land cover condition, *International Journal of Remote Sensing*, 19(6): 1079-1099.

Lee, K., S. M. Park, and K. H. Chi, 1996. Applications of principal component analysis and fuzzy set operation to change detection of urban environment using Landsat data, *Korean Journal of Remote Sensing*, 12(3): 257-270.

Moon, T. K., 1996. The expectation-maximization algorithm, *Signal Processing Magazine*, 13(6): 47-60.

Morisette, J. T. and S. Khorram, 2000. Accuracy assessment curves for satellite-based change detection, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(7): 875-880.

Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, 10(6): 989-1003.

Yamamoto, T., H. Hanaizumi, and S. Chino, 2001. A change detection method for remotely sensed multispectral and multitemporal images using 3-D segmentation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(5): 976-985.