

하이퍼스펙트럴 영상의 무감독 변화탐지를 위한 SSS 알고리즘과 기대최대화 기법의 적용

The Application of the Spectral Similarity Scale Algorithm and Expectation–Maximization for Unsupervised Change Detection using Hyperspectral Image

김용현*¹⁾ 김대성²⁾ 김용일³⁾ 유기윤⁴⁾

Yong-Hyun Kim*, Dae-Sung Kim, Yong-Il Kim, Ki-Yun Yu

- 1) 서울대학교 공과대학 건설환경공학부 대학원 석사과정 (E-mail: kimyh@snu.ac.kr)
- 2) 서울대학교 공과대학 건설환경공학부 대학원 박사과정 (E-mail: mutul94@empal.com)
- 3) 서울대학교 공과대학 건설환경공학부 교수 (E-mail: yik@snu.ac.kr)
- 4) 서울대학교 공과대학 건설환경공학부 부교수 (E-mail: kiyun@plaza.snu.ac.kr)

Abstract

Recording data in hundreds of narrow contiguous spectral intervals, hyperspectral images have provided the opportunity to detect small differences in material composition. But a limitation of a hyperspectral image is the signal to noise ratio (SNR) lower than that of a multispectral image. This paper presents the efficiency of Spectral Similarity Scale (SSS) in change detection of hyperspectral image and the experiment was performed with Hyperion data. SSS is an algorithm that objectively quantifies differences between reflectance spectra in both magnitude and direction dimensions. The thresholds for detecting the change area were determined through Expectation–Maximization (EM) algorithm. The experimental result shows that the SSS algorithm and EM algorithm are efficient enough to be applied to the unsupervised change detection of hyperspectral images.

1. 서론

변화탐지(Change Detection)는 대상물이나 현상을 각기 다른 시기에 관측함으로써 그 변화의 과정과 정도를 구분하는 것이며(Singh et al., 1989), 시간의 경과에 따른 지표면의 정확한 변화탐지는 인간과 자연현상과의 상호관계를 이해하고 그것을 활용하는 것에 대한 기초를 제공

한다. 따라서 원격탐사 및 GIS에서 높은 관심 분야로 인식되고 있다.

본 연구는 하이퍼스펙트럴 영상을 이용하여 지상의 변화를 탐지하는데 그 목적이 있다. 하이퍼스펙트럴 영상은 물체의 고유한 반사특성을 구분할 수 있는 10nm~20nm의 연속적인 밴드로 대상물을 촬영하며, 광물탐지(Swayze et al., 1992), 수질(Koponen et al., 200

2) 및 농작물 관리(Staenz et al., 1998), 식생(Sandmeier and Deening., 1999) 등의 분야에 주로 연구되고 있다. 하지만, 다중분광영상에 비해 처리할 데이터가 많고 상대적으로 낮은 신호대잡음비(SNR)를 갖는 단점이 있다. 이러한 단점을 해결하기 위해 본 논문에서는 기존의 단밴드만을 이용한 변화탐지가 아닌 하이퍼스펙트럴 영상의 모든 밴드를 이용하는 방법을 제안하고 있다. 두 시기 영상의 화소간 유사도 측정 기법, 특히, SSS(Spectral Similarity Scale) 기법과 기대최대화(EM) 알고리즘을 이용하여 무감독 변화탐지를 수행하였다.

D. Lu 등(2004)은 변화탐지 방법을 1) 대수적 방법(Algebra) 2) 변환(Transformation) 3) 분류(Classification) 4) 발전 모델(Advanced Model) 5) 지리정보시스템의 접근(GIS Approach) 6) 시각적 분석(Visual Analysis) 7) 기타의 7개 분야로 나누었다. 대수적 방법으로는 영상차, 영상비, CVA(Change Vector Analysis) 등을 많이 사용하며, 주성분 분석(Principal Component Analysis), Tasselled Cap 등의 변환 기법은 데이터의 차원을 줄이고 특정 정보들을 강조할 수 있다. 본 논문에서 수행한 무감독 변화탐지의 경우 데이터의 전처리가 필요하지만 알고리즘 적용이 간편하고 자동화된 변화탐지를 수행할 수 있는 장점이 있다(D. Lu et al., 2004).

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 변화탐지 기법에 적용되는 유사도 측정 기법들에 대해 설명하였고, 임계값 설정을 위한 기대최대화 알고리즘을 3장에 정리하였다. 마지막으로, 제안된 방법의 성능을 확인하기 위해 두 가지 경우에 대해 실험을 수행하여 그 결과를 평가하였다.

2. 유사도 측정기법

하이퍼스펙트럴 영상의 각 화소에 대한 분광정보의 유사도 측정 기법을 이용하여 계산된 값은 시간에 따른 변화 정도를 나타낸다고 가정할 수 있다. 유사도 측정 방법에는 유클리드 거리(ED; Euclidean Distance), 분광각(SA; Spectral Angle), 상관계수(CC; Correlation Coefficient), SSS, SID (Spectral Information Divergence) 등이 있다(Emmanuel Christopher et al., 2005). 각각의 유사도 측정 기법과 관련한 식은 아래와 같다.

- 유클리드 거리:

$$ED = \left[\sum_{k=1}^{Nb} (A_k - B_k)^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

여기서, A, B는 n 차원의 벡터, Nb는 밴드 수

- 분광각:

$$SA = \cos^{-1} \left(\frac{A^T B}{\|A\| \|B\|} \right) \quad (2)$$

여기서, \|A\|는 A의 크기

- 상관계수:

$$CC = \left(\frac{\sum_{i=1}^{Nb} (A_i - \mu_A)(B_i - \mu_B)}{(Nb-1)\sigma_A\sigma_B} \right) \quad (3)$$

여기서, μ_A 와 σ_A 는 각각 A의 평균과 표준편차

SSS는 거리와 각이 갖는 문제점을 해결하기 위해 각각을 통합한 알고리즘으로(Sweet J. N., 2004), 동일한 벡터는 방향과 크기가 같아야 한다는 가정을 통하여 제안되었다. 식(4)에서 DAED와 DiCorr은 각각 최대 1로 정규화 되어 최대 $\sqrt{2}$ 의 값을 갖는다.

$$SSS = \sqrt{DAED^2 + DiCorr^2} \quad (4)$$

여기서, $DAED = \left[Nb^{-1} \sum_{k=1}^{Nb} (A_k - B_k)^2 \right]^{1/2}$

$$DiCorr = \left(\frac{\sum_{i=1}^{Nb} (A_i - \mu_A)(B_i - \mu_B)}{(Nb-1)\sigma_A\sigma_B} \right)$$

3. 기대최대화 기법

변화지역과 무변화지역을 결정하는 임계값 결정 방법은 크게 1) 수동적인 방법 (Trial and Error Procedure)과 2) 통계적 분석 방법(Statistical Measures)의 두 가지로 구분할 수 있다(D. Lu et al., 2004). 본 논문에서는 무감독 변화탐지를 위한 객관적 임계값 결정을 위해 통계적 분석 방법의 하인 기대최대화 기법을 사용하였다.

기대최대화 기법은 관측되지 않은 변수의 확률모델의 파라미터를 최대우도를 갖는 값으로 반복연산을 통해 찾아내는 통계적 기법이다(박노욱 et al., 2003). 기대최대화 기법은 Expectation(E) step과 Maximization(M) step의 두 단계로 구성된다. E step은 혼합 가우시안 확률모델을 가정하여 각 파라미터의 기대값을 결정하는 과정을 말하며, M step에서는 E step에서 계산된 파라미터를 통해 모수를 추정하고 추정된 모수들을 이용하여 E step에서 새로운 기대값을 계산하는 반복과정을 통해서 기대값을 최대로 하는 파라미터를 계산하며, 두 확률밀도 함수가 갖는 확률이 동일한 지점이 임계값이 된다. 임계값은 식(5)에 의해서 계산할 수 있다.

$$(\sigma_A^2 - \sigma_B^2)\hat{T}^2 + 2(\mu_A\sigma_B^2 - \mu_B\sigma_A^2)\hat{T} + \mu_B^2\sigma_A^2 - \mu_A^2\sigma_B^2 + 2\sigma_A^2\sigma_B^2 \ln\left(\frac{\sigma_B P(w_A)}{\sigma_A P(w_B)}\right) = 0 \quad (5)$$

여기서, A, B는 n차원의 벡터, μ_A 와 σ_A 는 각각 A의 평균과 표준편차, T는 임계값, $P(w_A)$ 는 A의 사전확률

4. 알고리즘의 적용

하이퍼스펙트럴 영상의 변화탐지를 위해 본 연구는 두 가지 실험을 수행하였다. 먼저, 신호대 잡음비가 낮은 하이퍼스펙트럴 영상에 대한 유사도 측정 기법의 적용이 유효한지를 확인하기 위해 하나의 영

상을 기준으로 변화지역을 첨가하고, 일정한 노이즈를 발생시켜 변화정도를 파악해 보았다(실험 I). 실험 I의 결과를 기반으로 유사도 측정 기법 중 하나인 SSS 기법을 실제 1년 차이 Hyperion 영상에 적용하였다(실험 II). 연구 흐름도는 그림 1에서 확인할 수 있다.

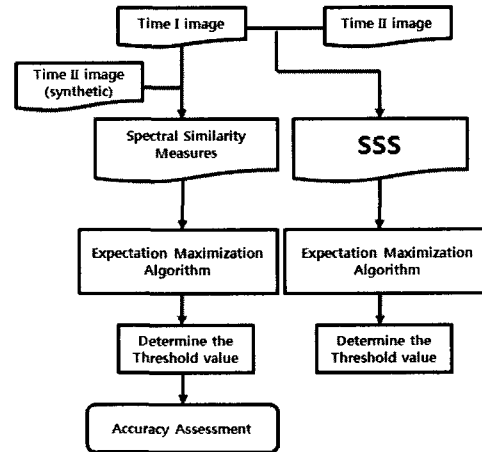


그림 1. Flowchart

4.1 실험 I의 방법 및 결과

실험 I에서는 2002년 9월 2일에 촬영된 전라남도 남원 지역의 Hyperion 영상을 시기 I 영상으로 선정하였으며, 영상에서 168개의 유효밴드를 추출해 Layer Stack을 수행하고, 400×200화소 크기의 영상을 구성하였다(그림 2 참고). 시기 I 영상의 20×20 화소크기의 400화소씩 두 곳, 총 800화소를 이동하여 변화영상 시기 II를 만들었다. 시기 I, 시기 II 영상 각각에 평균 0, 분산 0.01의 가우시안 노이즈, 분산이 0.004인 스펙클 노이즈, 포아송 노이즈를 부과하였다. 변화탐지에 사용된 유사도 측정 기법은 각각 SSS, ED, SA이며, 결과의 비교를 위해 기존에 많이 사용되는 단밴드 영상차(Image Differencing) 방법을 함께 적용하였다. 그림 2는 실험 I의 영상으로 (a)가 시기 I 영상, (b)가 시기 II 영상 (c)가 시기 II 영상의 가우시안 노이즈 추가 영상이다.

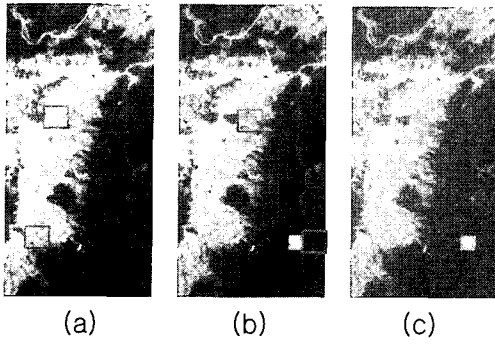


그림 2. 실험 I 영상

정확도 평가를 위해 Richard 등(2005)이 제안한 PCC(Percentage Correct Classification), JC(Jaccard Coefficient), YC(Yule Coefficient) 값을 이용하였다. 각각은 다음 식과 같다 (TP , TN , FP , FN 은 표. 1을 참고).

$$PCC = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (6)$$

$$JC = TP / (TP + FP + FN) \quad (7)$$

$$YC = |TP / (TP + FP) + TN / (TN + FN) - 1| \quad (8)$$

표 1. TP , TN , FP , FN

		참조 영상	
		변화	무변화
결과 영상	변화	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	무변화	FN (False Negative)	TN (True Negative)

그림 3은 가우시안 노이즈를 부과한 영상의 유사도 측정 기법을 적용한 결과이며 그림 5는 기대최대화 알고리즘을 적용하여 변화지역이 도출된 결과를 보여주고 있다. 그림 4는 SSS의 임계값 결정을 위해 EM 알고리즘이 적용된 실험 II의 예이다. 유사도 측정 기법의 적용결과, 가우시안 노이즈의 경우 유클리드 거리가 가장 좋은 결과가 나타났다. 이는 가우시안 노이즈의 형태가 크기(Magnitude)와 관련이 있기 때문으로 판단된다. 스펙클 분포 노이즈와 포아송 분포의 노이즈의 경우는 SSS가 가장 좋은 결과를 나타내었다. 반면, 가우시안

분포의 노이즈를 추가한 단밴드 영상차의 경우, JC가 0.376, YC=0.253으로 유사도 측정 기법을 이용한 결과와 비교해 현저히 떨어지는 결과 값을 나타내었으며 실제 변화지역 대부분을 추출해 내지 못하였다. 결과를 통해, 영상에 노이즈가 존재할 경우(특히, 낮은 SNR 특성을 보이는 하이퍼스펙트럴 영상의 경우) 화소간 유사도 측정기법을 이용한 변화탐지 기법이 효과적임을 알 수 있었으며, 무감독 변화탐지의 객관적인 임계값 결정에 기대최대화 기법이 효과적으로 적용될 수 있음을 알 수 있다. 표 2는 실험 I의 결과를 정량적으로 표시한 것이다.

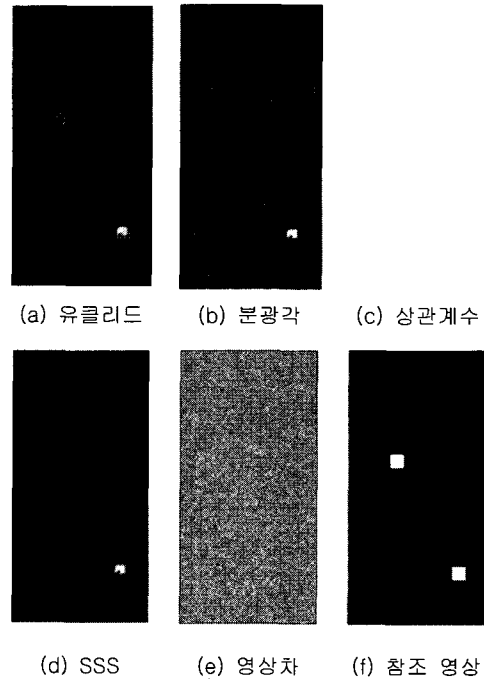


그림 3. 실험 II의 유사도 측정 결과 영상

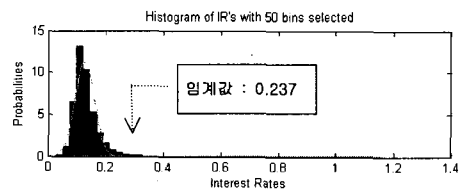


그림 4. SSS의 기대최대화 적용

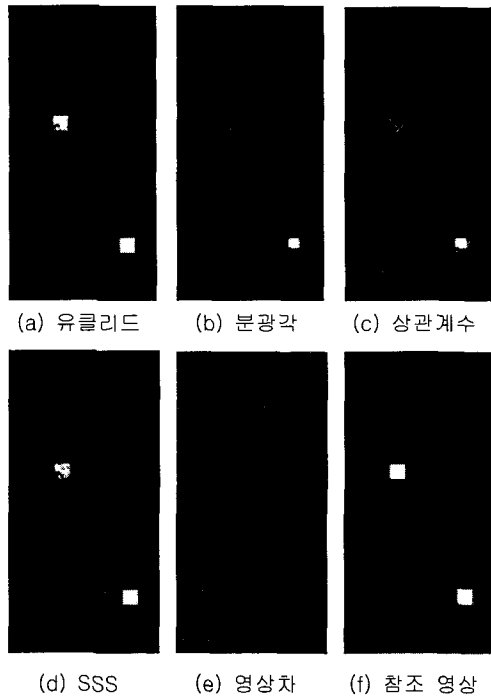


그림 5. 실험 I의 변화탐지 결과 영상

표 2. 실험 I의 정확도 평가

알고리즘		SSS	Eucli Dist.	Angle	단밴드 영상차
정확도 평가					
Gaussian	PCC	99.69	99.90	99.26	98.016
	JC	72.41	89.98	25.75	0.376
	YC	85.91	98.82	99.26	0.253
Spec kle	PCC	99.91	99.90	99.86	98.016
	JC	90.66	90.54	85.77	0.376
	YC	99.50	99.50	99.71	0.253
Poiss on	PCC	99.86	99.84	99.39	90.025
	JC	85.76	84.33	38.98	0.629
	YC	98.59	99.26	98.44	0.253

4.2 실험 II의 방법 및 결과

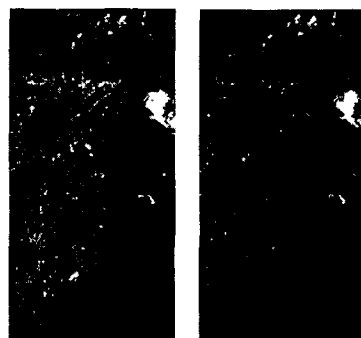
실험II에서는 2002년 9월 2일 영상과 2003년 9월 22일 영상을 각각 시기 I과 시기 II 영상으로 실험하였다. 0.5화소 이내의

영상간 기하보정을 수행하였으며, 실험 I에서와 동일한 크기의 영상을 사용하였다.

2003년 9월 6일 발생하여 14일에 소멸한 태풍 매미로 인하여 남원지역에는 7일부터 14일까지 매일 강수가 있었다. 시기 I과 시기 II의 영상을 시각적으로 판단하여 보면 시기 II에서는 강수로 인하여 흙탕물로 인한 저수지일대 변화와 수계지역의 확장으로 인한 변화가 있었다. SSS 유사도 측정 기법을 적용한 결과 수계지역의 확장과 저수지 일대의 변화를 비교적 잘 탐지하였고 전체 화소중 약 4%의 화소를 변화화소로 탐지하였다. 반면, 단밴드 영상차의 경우 약 2%의 변화화소를 탐지하였고, 저수지 지역의 변화와 수계지역의 확장을 비교적 적게 탐지하였다(그림 6 참고). 2003년 영상의 우측 상단의 구름으로 인하여 구름지역의 변화가 두 기법 모두 잘 탐지 되었다고 판단되며 참조 자료 취득의 어려움으로 정량적인 평가는 수행하지 못하였다. 향후 참조 자료를 통한 정량적인 평가를 진행할 계획이다.

표 3. 실험 II의 유사도 측정 결과

결과	유사도 측정		임계값 적용 결과		
	최소값	최대값	임계값	변화 화소	변화 비율
SSS	0.007	1.156	0.237	3227	4.033
영상차	-82.619	56.053	18.780	1547	1.933



(a) SSS (b) 영상차

그림 6. 실험 II의 변화탐지 결과 영상

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 분광 유사도 측정기법을 이용하여 하이퍼스펙트럴 영상의 무감독 변화탐지를 수행하여 그 효율성을 평가해 보았다. 실험 I에서는 노이즈가 추가된 하이퍼스펙트럴 영상의 변화탐지에 기존에 사용하는 단밴드 영상차를 이용한 방법에 비해 유사도 측정기법이 효과적임을 알 수 있었다. 또한 실험 II에서 실제 두 시기 영상에 적용함으로써, 유사도 측정 기법을 이용한 변화탐지의 실제 적용 가능성을 알아보았고 임계값을 결정함에 있어 기대최대화 기법이 효과적으로 적용될 수 있음을 알 수 있었다. 향후 연구에서는 객관적인 밴드 추출과 방사 정규화가 선행된다면 더 좋은 결과를 도출할 수 있을 것이라 판단되며 참조자료의 취득 후 정확도 평가를 진행할 계획에 있다.

References

- [1] 박노옥, 지광훈, 이광재, 권병두 (2003), 다중시기 원격탐사 화상의 변화탐지를 위한 임계값 자동 추정, Korean Journal of Remote Sensing, Vol. 19, No. 6, pp. 465-478.
- [2] D. Lu, P. Mausel, E. Brondizio and E. Moran (2004), Change Detection techniques, International Journal of Remote Sensing, Vol. 25, No. 12, pp. 2365-2407.
- [3] Emmanuel Christophe, Dominique Leger and Corinne Mailhes (2005), Comparison and Evaluation of Quality Criteria for Hyperspectral Imagery, Proceedings of SPIE, Vol. 5668, pp. 204-213.
- [4] Koponen, S., J. Pullianinen, K. Kallio, and M. Hallikainen, (2002). Lake water quality classification with airborne hyperspectral spectrometer and simulated MERIS data, Remote Sensing of Environment, 79(1): 51-59.
- [5] Richard J. R., Srinivas A., Omar A. and Radrinath R. (2005), Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 14, No. 3, pp. 294-307.
- [6] Sandmeier, S. and D. W. Deering, (1999), Structure Analysis and Classification of Boreal Forests using Airborne Hyperspectral BRDF Data from ASAS, Remote Sensing of Environment, 69(3), 281-295.
- [7] Singh, A. (1989). Digital Change Detection Techniques Using Remotely Sensed Data. Int. J. of Remote Sensing, Vol. 10(6): 989-1003.
- [8] Staenz K., J. C. Deguise, J. Chen, H. McNairn, T. Szeredi, and M. McGovern, (1998). The Use of Hyperspectral Data for Precision Farming; ISPRS Commission VII symposium, Budapest, Hungary, Sep. 1-4, pp, 38-42.
- [9] Swayze, G. A., R. N. Clark, S. Sutley, and A. Gallagher, (1992). Ground-Truthing AVIRIS Mineral Mapping at Cuprite, Nevada, Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, Volume 1: AVIRIS Workshop. JPL Publication 92-14, pp. 47-49.
- [10] Sweet J. N. (2003), The Spectral Similarity Scale and its Application to the Classification of Hyperspectral Remote Sensing Data, IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remote Sensed Data, pp. 92-99.