

## 극단화소를 이용한 Hyperion 데이터의 노이즈 밴드제거

한동엽 · 김대성 · 김용일<sup>†</sup>  
서울대학교 대학원 지구환경시스템공학부

### The Removal of Noisy Bands for Hyperion Data using Extrema

Han, Dong Yeob, Kim, Dae Sung, and Kim, Yong Il<sup>†</sup>

School of Civil, Urban & Geo-System Engineering, Seoul National University

**Abstract :** The noise sources of a Hyperion image are mainly due to the atmospheric effects, the sensor's instrumental errors, and A/D conversion. Though uncalibrated, overlapping, and all deep water absorption bands generally are removed, there still exist noisy bands. The visual inspection for selecting clean and stable processing bands is a simple practice, but is a manual, inefficient, and subjective process. In this paper, we propose that the extrema ratio be used for noise estimation and unsupervised band selection. The extrema ratio was compared with existing SNR and entropy measures. First, Gaussian, salt and pepper, and Speckle noises were added to ALI (Advanced Land Imager) images with relatively low noises, and the relation of noise level and those measures was explored. Second, the unsupervised band selection was performed through the EM (Expectation-Maximization) algorithm of the measures which were extracted from a Hyperion images. The Hyperion data were classified into 5 categories according to the image quality by visual inspection, and used as the reference data. The experimental result showed that the extrema ratio could be used effectively for band selection of Hyperion images.

**Key Words :** Hyperion, Band Selection, Extrema Ratio, Noise Estimation, EM Algorithm.

**요약 :** Hyperion 영상의 노이즈는 주로 대기 효과와 센서의 기계오류, 신호변환 때문이다. 보정되지 않은 밴드, 중복 밴드, 모든 대기흡수에 영향을 많이 받는 밴드가 모두 제거되어도, 여전히 노이즈 밴드가 존재한다. 영상처리에 사용할 선명하고 안정된 밴드를 선택하기 위해 육안으로 영상을 간단하게 검사할 수 있지만, 이는 수동으로 이루어지는 비효율적이고 주관적인 방법이다. 본 논문에서 우리는 노이즈 추정과 자동 밴드 선택을 위해 극단화소비 사용을 제안한다. 이를 위해 기존에 사용되던 SNR, 엔트로피와 극단화소비를 비교하였다. 첫째, 상대적으로 노이즈가 적은 ALI 영상에 Gaussian 노이즈, salt & pepper 노이즈, Speckle 노이즈를 추가하여 노이즈량과 각 통계량 사이의 관계를 살펴보았다. 둘째, Hyperion 영상에서 추출된 세 개 통계량에 대해 기대최대화 분석을 수행하여 자동으로 밴드를 선택하였다. Hyperion 데이터는 시각적 평가에 의해 5단계로 구분되어 평가 자료로 사용되었다. 실험 결과에서 극단화소비가 Hyperion 영상의 밴드 선택에 효과적으로 사용될 수 있었다.

## 1. 서론

하이퍼스펙트럴 원격탐사(hyperspectral remote sensing)는 10~20nm 파장폭의 연속적인 수백 개의 밴드 데이터로 지상의 정보를 취득하고 분석하는 분야이다(Freeman and Steven, 2001). 취득된 하이퍼스펙트럴 데이터는 기존의 다중분광 데이터(multispectral data) 보다 높은 분광해상도로 인해 지상의 많은 정보를 포함하고 있기 때문에, 목표물 탐지(target detection), 영상 분류(classification), 분광혼합 분석(spectral mixture analysis)과 같은 분야에서 연구가 많이 이루어지고 있다(Pramoid and Manoj, 2004). 하지만, 높은 분광 및 방사해상도가 데이터 분석에 항상 효과적으로 작용하지는 않는다. 데이터의 크기가 증가하여 분석에 필요한 계산량이 기하급수적으로 늘어나며, 이는 다중분광 데이터에 효과적으로 적용되던 MLC(Maximum Likelihood Classifier)와 같은 다변량 분석이 더 이상 유효하지 않을 수도 있다. 또한 인접 밴드간 높은 상관관계로 인하여 정보가 발생하고 노이즈 밴드가 존재하여 불필요한 정보를 제공하기도 한다(Groves and Bajcsy, 2004). 특히 위성 하이퍼스펙트럴 데이터는 공간, 방사, 분광해상도의 상대적 제약으로 인하여 기존 다중분광 영상에 비해 낮은 SNR(signal-to-noise ratio), 즉 많은 노이즈를 포함하고 있다(David A. L., 2003).

따라서, 취득되는 밴드를 모두 사용하는 것은 분석의 신뢰도를 떨어트리고 계산량을 증가시키므로, 실제 데이터 분석에 필요한 밴드들만을 선별하는 전처리 과정이 무엇보다 중요하다. 이런 전처리 과정에는 시각적으로 모든 밴드를 검사하거나 상관계수, 엔트로피와 같은 간단한 통계량을 이용하는 방법, 센서에 따라 나타나는 고유한 속성을 이용하는 방법, 영상 변환에 의한 유효 밴드선택 방법 등이 있다. 첫째, 수백 개의 밴드를 수작업을 통해 추출하는 것은 일반적으로 많이 사용되고 정확도가 다른 방법에 비해 상대적으로 높지만, 많은 시간이 소요되고, 일관된 평가가 이루어지지 않을 수 있다. 둘째, 통계량을 이용하는 방법은 모든 데이터에 일관된 효과적인 결과를 생성하지 못한다. 통계량을 이용하는 방법 중에서 많이 사용되는 방법으로 SNR과 엔트로피가 있다. SNR은 노이즈 추정을 위해 일반적으로 가장 많이 사용되고 있지만, 기준영상이 필요하며, 화소값 범

위(range)에 영향을 받는 단점을 지닌다. 근래에 많이 사용되는 엔트로피는 단영상으로부터 통계량을 측정할 수 있지만, 영상의 노이즈를 유효정보로 포함시켜 노이즈 변화와 다르게 값이 생성될 수 있다(Groves and Bajcsy, 2004; Christophe *et al.*, 2005). 셋째, PCA (Principal Component Analysis), MNF (Minimum Noise Fraction), ICA (Independent Component Analysis)와 같은 영상 변환에 의한 밴드 선택기법은 밴드의 파장정보를 이용할 수 없고, 화소값을 변화시키거나, 노이즈 화소에 대한 제거여부가 불명확하다(Hubbard and Crowley, 2005; Datt *et al.*, 2003). 넷째, 센서의 고유한 특성 정보에 따라 노이즈 밴드를 제거할 수 있지만, 남아 있는 밴드 중에는 여전히 노이즈가 존재할 수 있다.

본 연구에서는 데이터를 변환하지 않고, 효과적인 유효밴드의 선택을 위해 밴드별 노이즈 추정량을 이용하여, 영상의 노이즈를 추정하기 위해 극단화소를 사용하였다. 극단화소는 단영상에서도 측정될 수 있고, 노이즈 화소수에 비례하여 늘어나며, 이웃화소간 화소값 차이를 반영하므로 노이즈 화소 위치와 노이즈량 모두 추정된다. 본문에서 노이즈 추정을 위한 극단화소 방법의 유의성을 평가하기 위해 노이즈 변화에 따라 SNR, 엔트로피, 극단화소비의 변화를 비교하였다. 그리고 Hyperion 영상의 노이즈를 세 개의 방법으로 측정하여 기대최대화(Expectation-Maximization) 기법으로 유효 밴드를 자동 선택하였다. 시각적으로 판단한 유효밴드와 자동 선택된 밴드를 비교하여 극단화소비를 통한 밴드 선택의 유의성을 나타내었다.

## 2. 밴드 선택 알고리즘

### 1) 밴드 순위 기법(Band Ranking Method)

영상에 존재하는 노이즈를 제거하는 방법은 크게 세 가지로 나눌 수 있다(Gretchen, 2005). 첫째, 영상 데이터의 변환에 의해 계산된 가중값이 가장 큰 순서대로 일정한 수의 밴드를 선택하는 방법으로 PCA, MNF, ICA 등이 있다. 둘째, 필터링 기법을 적용할 수 있는데, 템플릿(template)을 사용한 중앙값 필터(median filter)나 평균값 필터(mean filter)가 있다. 셋째, 노이즈가 존재

하는 밴드를 제거하는 것이며, 직관적이고 쉬운 방법이지만 하나 노이즈의 존재 여부를 판단하는 기준에 있어 객관성을 확보할 수 없다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 영상의 질(quality)에 대한 통계량 분석을 통해 정보를 많이 포함하고 있는 순으로 영상을 재배열하고 일정한 한계값(threshold)을 적용하여 노이즈 밴드를 제거하는 "밴드 순위 기법"이 주로 사용되고 있다.

영상의 질을 평가하기 위해서 영상을 취득할 때 발생하는 기계적인 노이즈의 양을 나타내는 SNR 통계량이 많이 사용된다. Hyperion의 SNR은 파장에 따라 190~40dB 정도로 알려져 있지만(Folkman *et al*, 2000), 실제 신호를 알 수 없기 때문에 취득된 영상의 SNR을 추정하기는 쉽지 않다. 취득한 영상에 대한 SNR 계산식은 여러 가지가 제시되어 있으나 영상의 평균값과 분산을 이용한 방법이 일반적이다(Emmanuel *et al*, 2005; 식 1 참고).

$$SNR_{dB} = 10 \cdot \log \frac{\sigma^2_I}{MSE} \quad (1)$$

$$MSE = \frac{1}{n_x n_y n_\lambda} \sum_{x, y, \lambda} (I(x, y, \lambda) - \bar{I}(x, y, \lambda))^2$$

여기서,  $I$ 는 원영상,  $\bar{I}$ 는 평균값 필터가 적용된 영상,  $x, y, \lambda$ 는 영상의 행, 열, 분광밴드,  $n_x, n_y, n_\lambda$ 는 행, 열, 밴드의 개수를 의미한다.

엔트로피(information entropy)는 어떤 현상에 대한 무질서의 정도를 값으로 표현한 것으로 영상에 적용하게 되면 식 2와 같이 표현될 수 있다(Groves and Bajcsy, 2004). 일반적으로 노이즈가 없는 정상 영상에서 화소 변화가 크면 엔트로피가 높고, 많은 정보를 포함하며, 화소 변화가 작으면 엔트로피도 낮고, 더 적은 정보를 포함하고 알려져 있다. 그러나, 노이즈가 부가된 영상에서도 화소 변화가 다양하게 나타나기 때문에 영상의 노이즈 추정에 엔트로피가 사용되기도 한다.

$$H(\lambda_i) = - \sum_{k=1}^m p(\phi_k) \ln p(\phi_k) \quad (2)$$

여기서,  $\lambda_i$ 는 밴드,  $p(\phi_k)$ 는 화소값  $\phi_k$ 가 가지는 확률,  $m$ 은 화소 개수 또는 bin 수이다. 확률은 특정 화소 개수를 영상의 전체화소로 나눈 값을 사용할 수 있다.

## 2) 극단화소비

원영상의 주변 화소값간 차이보다 영상에 추가되는

노이즈가 작으면, 노이즈가 영상의 판독이나 처리에 크게 영향을 미치지 않고, 간단한 smoothing 기법으로 노이즈를 처리할 수 있다. 반면에, 추가되는 노이즈가 크면, 노이즈 화소는 지역적 극대화소 또는 극소화소로 나타나고, 영상의 질을 떨어뜨리며, 분석결과를 크게 변화시킨다. 따라서 영상에 추가되는 노이즈 중에서 영상의 질에 영향을 미치는 노이즈는 극단화소로 나타났다고 가정하고, 전체화소수에 대한 극단화소수의 비를 영상의 노이즈 추정통계량으로 사용하였다. 극단화소비를 구하기 위해 영상에 존재하는 극소값 화소와 극대값 화소를 포괄하는 극단화소를 찾아야 한다. 극단화소는 Breen *et al*. (1996)에 의해 소개된 수리형태학적 연산(morphological opening, thinning, granulometries)을 이용하여 영상에서 빠르게 검색될 수 있다. 영상  $f$ 의 모든 극단화소 집합은 dilation 연산( $R_g(f)$ )에 의한 극대화소( $RMAX$ )와 erosion 연산( $R_g^*(f)$ )에 의한 극소화소( $RMIN$ )의 합집합이다(식 4 참고).

$$\text{극단화소비} = 100 \times \frac{\text{극단화소수}}{\text{전체화소수}} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} AX(f) &= f - R_g(f - 1) \\ \in(f) &= R_g^*(f + 1) - f \end{aligned} \quad (4)$$

## 3) 기대 최대화 기법(Expectation-Maximization Algorithm)

기대최대화 기법은 입력 자료로부터 반복적인 연산을 통해 확률 밀도 함수의 인자(평균, 분산, 사전확률)를 결정하는 방법이다(Dempster *et al*, 1977). 일반적으로 가우시안 확률분포를 가정하며, 인자들의 기대값을 계산하는 기대화 과정(E-step)과 최대우도를 가지는 새로운 추정값을 계산하는 최대화 과정(M-step)으로 나누어진다. 이전 단계의 추정값과 새로운 추정값의 차이가 거의 없을 때 반복 계산은 멈추게 되고, 각 밀도 함수가 가지는 확률이 동일한 지점이 한계값이 된다. 추출된 한계값은 유효밴드와 노이즈밴드를 자동으로 구분할 수 있다. 이와 같은 밴드 선택기법은 밴드간 상관관계를 고려하지 않으며 일련의 데이터 처리 과정에서 가장 기본적인 양질의 데이터를 확보하는 차원에서 이루어지는 밴드 순위 기법이다(Groves and Bajcsy, 2004). 한계값은 식 5의 2차 방정식을 통해 계산된다.

$$(\sigma_n^2 - \sigma_c^2)\hat{T}_o^2 + 2(\mu_n\sigma_c^2 - \mu_c\sigma_n^2)\hat{T}_o + \mu_c^2\sigma_n^2 - \mu_n^2\sigma_c^2 + 2\sigma_n^2\sigma_c^2 \ln\left[\frac{\sigma_c P(w_n)}{\sigma_n P(w_c)}\right] = 0 \quad (5)$$

여기서,  $\hat{T}_o$ 는 한계값,  $\sigma_n, \sigma_c$ 는 표준편차,  $\mu_n, \mu_c$ 는 평균,  $P(w_n), P(w_c)$ 는 사전확률을 나타낸다.

### 3. 알고리즘 적용 및 결과

#### 1) 연구 방법 및 사용 데이터

영상의 노이즈를 추정하여 유효밴드를 선택하기 위해 우선 실험에 사용하고자 하는 알고리즘의 통계적 유의성을 검증하는 작업을 선행하였다(Test I). 본 실험에서는 Hyperion 영상과 동시에 취득된 ALI 영상이 Hyperion 영상에 비해 상대적으로 노이즈가 없다고 가정하고 노이즈 추정 실험에서 사용하였다. ALI 영상은 밴드의 폭이 넓고, 대기 흡수구역에 속해있지 않아 Hyperion에 비해 SNR이 높기 때문이다. 2002년 4월 3일에 촬영된 ALI 전정색 영상과 다중분광 영상에 Gaussian, salt & pepper, Speckle 노이즈를 단계적으로 부가하여, SNR, 엔트로피, 극단화소비값을 비교하였다. Fig. 1(a)는 ALI 영상에 부가된 노이즈를 이용한 노이즈 추정 연구 흐름도이다.

첫 번째 수행한 결과를 토대로 각 알고리즘을 실제 Hyperion 데이터에 적용하여 유효밴드를 선택하였다

(Test II). 두 가지 경우, 즉 같은 지역의 다른 시간에 촬영한 데이터와 다른 지역의 같은 시간에 촬영한 데이터를 비교하여, 시간이나 지역에 대해 SNR 순위, 엔트로피, 극단화소비를 산출하였다. 산출값에 기대최대화 기법을 적용하여 자동화된 밴드 선택을 수행함으로써 자동으로 유효 밴드를 선택하였다(Fig. 1(b) 참고). 두 가지 경우에 대해 실험한 이유는 동일 시간에 촬영한 영상의 경우 지역이 다르더라도 노이즈의 형태가 유사하지만, 촬영시간이 다른 데이터의 경우에는 동일지역이라 하더라도 노이즈 형태가 일부 밴드에 대해 다른 양상으로 나타나는 경향을 보이기 때문이다. 결과의 평가를 위한 참조 자료는 시각적으로 판단한 노이즈의 정도에 따라 5단계로 구분하여 양호밴드와 노이즈밴드로 나누어 실제 결과와 비교하였다(Fig. 4 참고).

연구에 사용된 영상은 EO-1 위성에 탑재된 ALI와 Hyperion 데이터이다. ALI 영상은 10m 해상도의 전정색 영상과 30m 해상도의 9밴드 다중분광 영상으로 구성되어 있고, Hyperion은 30m 공간해상도와 242개의 밴드로 구성되어 있다. Test I 실험에 사용된 ALI는 특별한 전처리 과정을 거치지 않았으며, Test II 실험에 사용된 Hyperion 영상은 242개의 밴드 중 대기흡수 파장영역에 포함되어 방사보정되지 않은 밴드(1-7, 58-76, 225-242번 밴드, 44개 밴드)와 방사보정은 되었으나 파장이 중복되는 밴드(56-57, 77-78번 밴드 중 하나씩)를 제거하여 196개 밴드의 데이터를 생성하였다.

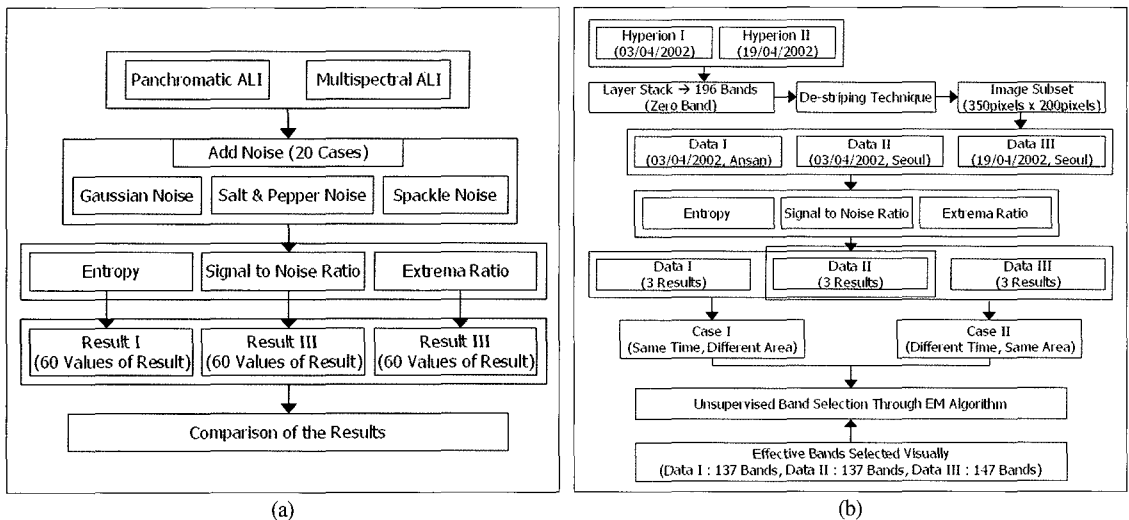


Fig. 1. Flow chart for Test I and Test II.

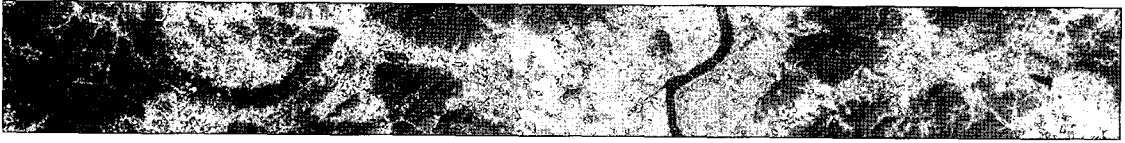


Fig. 2. ALI image for Test I (panchromatic image).

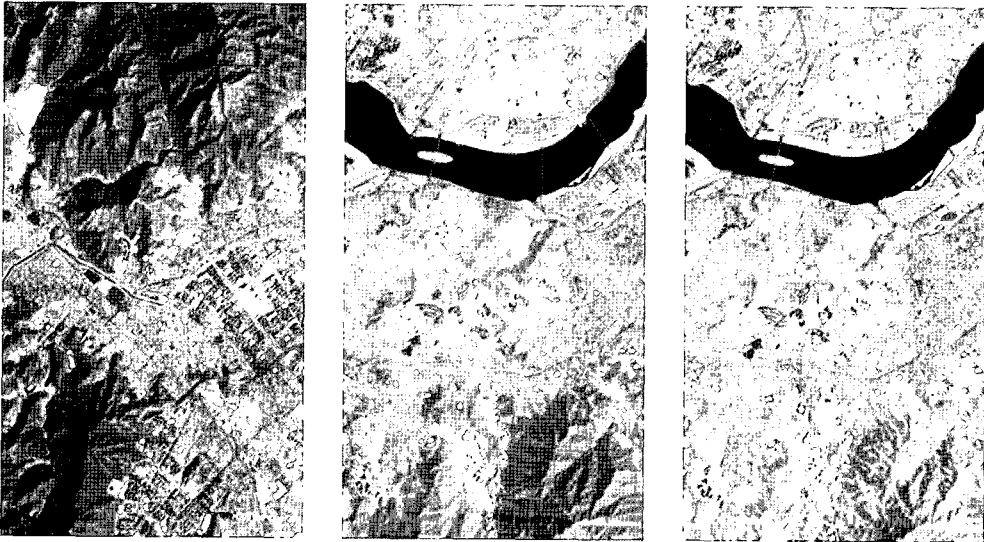


Fig. 3. Hyperion images for Test II (from left, Data I, Data II, Data III).

Fig. 2는 노이즈 추정에 사용한 ALI 영상이며(왼쪽이 북쪽을 의미함), Fig. 3에서 Data I(안산시)과 II(서울 남부)는 2002년 4월 3일 Hyperion 영상이고, Data III(서울 남부)은 4월 19일 영상이다.

Fig. 4는 Hyperion 데이터에 존재하는 노이즈의 형태 (화소값이 0인 밴드-zero band, 수직 노이즈-streaking noise, 랜덤 노이즈 형태-random noise)를 보여준다. 화소값이 0인 밴드는 특정 흡수 파장(absorption band)에서 지상의 정보를 감지할 수 없기 때문에 나타

나는 밴드이며, 랜덤 노이즈는 흡수 파장 및 그 경계에서 나타나는 현상으로 지상의 형태를 알아볼 수 있는 것과 그렇지 못한 밴드가 존재한다. 수직 노이즈는 감지기의 일부 소자가 역할을 하지 못할 때 발생하는데 pushbroom 센서에서 주로 발생하는 특징이다. 본 연구에서 화소값이 0인 밴드는 단순 제거하는 방법을 택하였으며, 수직노이즈를 제거하기 위하여 지역적 destriping 기법을 적용하였다(Datt *et al.*, 2003). 따라서 노이즈 추정을 통한 밴드 선택은 랜덤 노이즈 형태의

노이즈 유형	Zero Band	Streaking Band	노이즈 많음	노이즈 적음	모호함	양호	매우 양호
영상 예							
비 고	직접 제거	Destriping 기법 적용	노이즈 밴드로 취급		양호한 밴드로 취급		

Fig. 4. The cases of noise in Hyperion data.

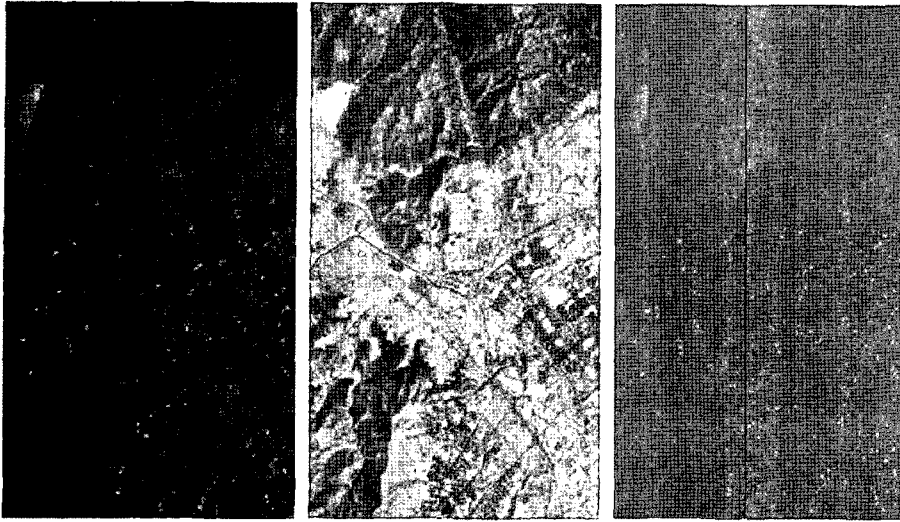


Fig. 5. Streaking noise removal (from left, original image, destriped image, difference image).

밴드에 국한하여 알고리즘을 적용하였다. Fig. 4에서 오른쪽으로부터 5개의 영상은 차례로 매우 양호, 양호, 모호, 노이즈 적음, 노이즈 많음 밴드를 의미한다. Fig. 5는 Data I의 185번 밴드에 적용된 지역적 destriping의 전영상, 후영상, 전후영상의 차이영상의 예이다.

## 2) 노이즈 추정

각 알고리즘의 노이즈 추정 통계량을 계산하기 위해 ALI 영상에 Gaussian, salt & pepper, Speckle 노이즈를 원영상 화소값의 범위를 기준으로 20단계로 영상에 추가하여, 각각의 경향성을 파악해 보았다. Fig. 6은 ALI 전정색 영상에 추가된 노이즈의 크기에 따라 500배 SNR, 3배 엔트로피, 극단화소비를 나타낸 것으로, x축은 원영상의 화소값과 노이즈가 추가된 영상의 최대

차이 화소값이며, y축은 각각의 노이즈 추정 통계량이다. Fig. 7은 ALI의 9개 다중분광 영상 중에서 1~3 밴드에 노이즈를 추가하여 200배 SNR, 3배 엔트로피, 극단화소비를 비교한 것이다. 노이즈 형태에 관계없이 SNR과 극단화소비가 유사한 증감 경향을 보이며, salt & pepper 노이즈의 경우에는 노이즈의 크기에 비례하여 극단화소비도 증가하는 것으로 나타났다. 상대적으로 노이즈 변화가 작게 적용된 Speckle 노이즈에서 SNR과 극단화소비가 노이즈 변화를 잘 나타냈다. Table 1에서 각 통계량간의 상관관계를 살펴보았다. Gaussian 노이즈에 대해 SNR과 극단화소비가 0.85~0.93으로 높게 나타났으며, salt & pepper 노이즈와 Speckle 노이즈는 대체로 모두 높게 나타났다. SNR과 극단화소비의 상관계수는 Gaussian 노이즈와

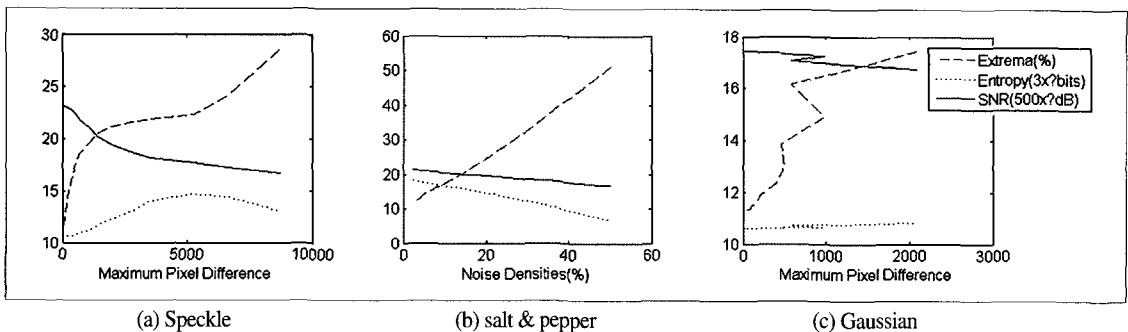


Fig. 6. 500×SNR, 3×Entropy and Extrema Ratio of panchromatic ALI image with noise added.

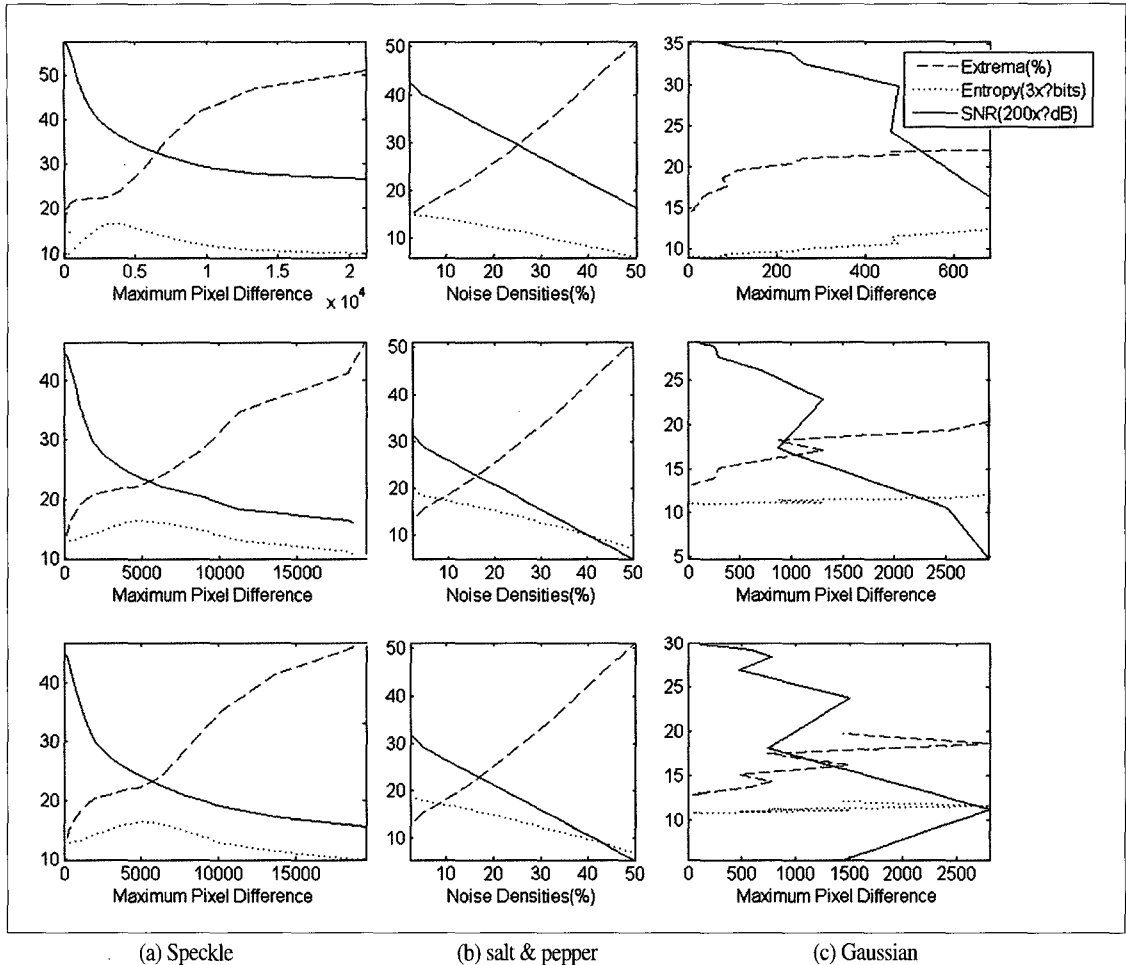


Fig. 7. 500 × SNR, 3 × Entropy and Extrema Ratio of multispectral ALI images with noise added.

Table 1. Correlation coefficient of SNR-Entropy, SNR-Extrema and Entropy-Extrema.

밴드	원영상 화소값		Gaussian 노이즈			salt & pepper 노이즈			Speckle 노이즈		
	최소값	최대값	S-E	S-X	E-X	S-E	S-X	E-X	S-E	S-X	E-X
전정색 영상	1409	32767	0.94	0.93	0.82	0.99	0.99	0.99	0.99	0.92	0.94
다중분광 밴드 1	1434	5762	0.58	0.85	0.09	0.99	0.99	0.99	0.97	0.7	0.82
다중분광 밴드 2	1343	8268	0.44	0.87	0.01	0.99	0.99	0.99	0.98	0.75	0.85
다중분광 밴드 3	1	7650	0.26	0.9	0.16	0.99	0.99	0.99	0.99	0.85	0.9
다중분광 밴드 4	1435	32767	0.13	0.89	0.31	0.99	0.99	0.99	0.99	0.95	0.92
다중분광 밴드 5	2004	32767	0.66	0.89	0.31	0.99	0.99	0.99	0.94	0.99	0.92
다중분광 밴드 6	1879	32767	0.67	0.89	0.35	0.99	0.99	0.99	0.93	0.99	0.92
다중분광 밴드 7	888	32767	0.19	0.89	0.25	0.99	0.99	0.99	0.98	0.96	0.93
다중분광 밴드 8	1069	32767	0.13	0.88	0.29	0.99	0.99	0.99	0.94	0.99	0.95
다중분광 밴드 9	882	32767	0.18	0.89	0.59	0.99	0.99	0.99	0.96	0.99	0.96

Speckle 노이즈가 추가된 다중분광 영상의 blue 밴드에서는 다른 밴드에 비해 다소 낮지만(0.7~0.85), 다른 조합의 상관관계수에 비해 높음을 알 수 있다. 따라서 노이즈 추정 통계량으로 SNR과 극단화소비가 사용될 수 있음을 알 수 있다.

### 3) 밴드 선택

Hyperion 세 개의 데이터에 대해 엔트로피와 SNR 순위 기법, 극단화소비를 각각 적용하여 9가지 결과를 도출하였다(Fig. 8 참고). SNR 순위 기법, 극단화소비는 결과값이 높을수록, 엔트로피 값은 낮을수록 상대적으로 노이즈가 많은 밴드임을 의미한다. SNR의 기준영상은 5×5화소 평균필터로 생성되었다.

산출된 통계량에 기대최대화 기법을 적용하여 노이즈 밴드를 자동으로 구분하는 한계값을 계산하였다. Fig. 9는 극단화소비에 기대최대화 기법을 적용한 결과를 보여주고 있다. Fig. 9에서 보이는 히스토그램은 산출값을 40개의 구간(bin)으로 생성한 것이며, 노이즈 밴드의 확률 밀도 곡선은 빨간색(오른쪽 확률 밀도 곡선)으로 표시되어 있다. 알고리즘을 통해 추출된 한계값과 노이즈 밴드가 제거된 유효 밴드는 Table 2와 3에 정리하였다.

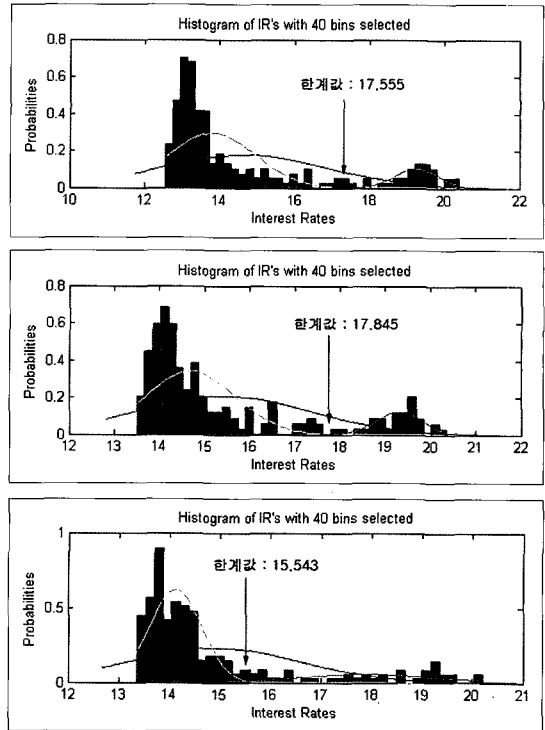


Fig. 9. Results of applying the EM algorithm to Extrema Ratio (from left, Data I, II, III).

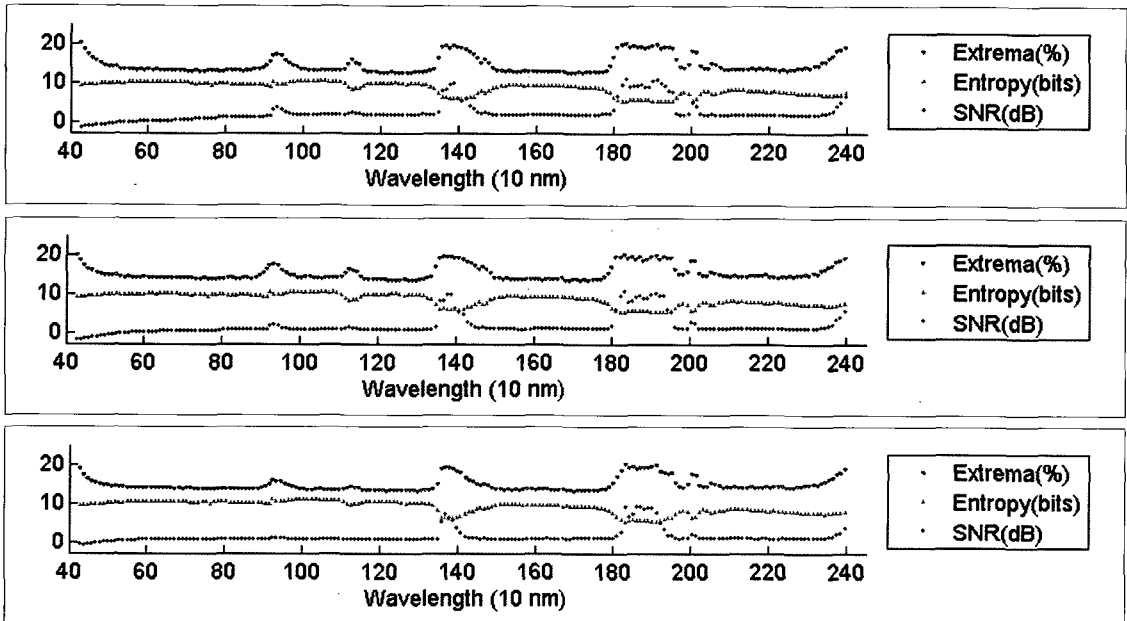


Fig. 8. SNR, Entropy and Extrema Ratio of each band (top-Data I, middle-Data II, bottom-Data III).



Table 2. Thresholds extracted with EM algorithm.

	SNR			Entropy			극단화소비		
	Data I	Data II	Data III	Data I	Data II	Data III	Data I	Data I	Data III
설정 한계값	4.633	3.222	1.429	8.903	8.781	9.220	17.555	17.845	15.543

Table 3. Effective bands selected with EM algorithm.

사용 Data	사용 알고리즘	VNIR(1-48번 밴드)	SWIR (48-196번 밴드)	총 개수
Data I	SNR	1-48	49-92, 100-137, 153-156, 158-194	171
	Entropy	1-48	49-69, 73-90, 107-132	113
	극단화소비	3-48	49-92, 101-137, 153-156, 159-193	166
	양호밴드	5-48	57-69, 73-91, 106-136, 159-161, 163-189	137
Data II	SNR	1-48	49-92, 100-137, 153-193	171
	Entropy	1-48	49-69, 71-91, 107-133	117
	극단화소비	3-48	49-92, 102-137, 153-156, 159-193	165
	양호밴드	5-48	57-69, 73-91, 106-136, 159-161, 163-189	137
Data III	SNR	1-48	49-92, 100-137, 153-156, 159-191	167
	Entropy	1-48	49-91, 106-132	118
	극단화소비	5-48	49, 53-92, 102-137, 153-156, 159-189	156
	양호밴드	5-48	57-92, 102-136, 155, 156, 159-161, 163-189	147
공 통		5-48	57-69, 73-91, 107-136, 155-156, 159-161, 163-189	133

Table 4. Accuracy assessment of band selection.

정 확 도		SNR			Entropy			극단화소비		
		Data I	Data II	Data III	Data I	Data II	Data III	Data I	Data I	Data III
전체정확도		82.563	82.563	89.796	75.510	75.510	72.959	85.204	85.714	95.408
사용자 정확도	양호밴드	100	100	100	73.723	75.182	72.109	100	100	100
	노이즈밴드	42.373	42.373	59.184	79.661	76.271	75.510	50.847	52.542	81.633
생산자 정확도	양호밴드	80.117	80.117	88.024	89.381	88.034	89.831	82.530	83.030	94.231
	노이즈밴드	100	100	100	56.627	56.962	47.436	100	100	100

결과의 정확도 평가를 위한 참고자료로 시각적으로 양호한 정도를 5단계의 영상 패턴으로 구분하여 밴드를 나누었다; 매우 양호, 양호, 모호, 노이즈 적음, 노이즈 많음(Fig. 4 참고). 이 중 매우 양호, 양호, 모호한 밴드만을 추출하여 실험 결과와 비교하였다. 정량적인 정확도 평가는 오차 행렬(error matrix)을 이용하였다. 시각적 평가를 통해 추출한 결과를 옆에 정리하고 실험 결과를 행에 정리하여 전체 정확도를 평가하였다. 극단화소비의 전체 정확도가 SNR이나 엔트로피에 비해 높게 나타났다으며, 시각적인 판단에 의해 추출한 밴드와 유사한 결과를 보였다(Table 4 참고). 따라서 기존의 기본적인 통계량을 통해 판단하던 노이즈의 양을 본 연구에서 제안하고 있는 극단화소비로 대체할 수 있을 것으로 판단된다. 또한, 극단화소비를 기대최대화 기법과 연동함으로써 자동화된 밴드 선택이 이루어질 수 있음을 확인할

수 있었다. 동일 시간의 다른 지역인 Data I과 Data II는 통계량에 관계없이 거의 동일한 밴드 선택이 이루어졌고, 동일 지역의 다른 시간 영상은 통계량별로 다른 결과를 나타내었다. 이것은 영상의 촬영 시기가 달라지면 노이즈 형태도 달라진다는 것을 보여준다.

#### 4. 결론

Hyperion 데이터의 유효 밴드 선택을 위하여 시각적인 판단에 의존하거나, 흡수밴드를 제외한 밴드를 일괄적으로 사용하는 것이 일반적이었다. 본 연구에서는 시각적 판단을 배제하고, 최대한 노이즈가 적은 밴드를 합리적으로 선택할 수 있는 자동화된 기법을 찾고자 하였다. 이를 위하여 극단화소비를 제안하였으며, ALI 영상

에 노이즈를 추가하여 수행된 실험에서 극단화소비가 기존에 사용되었던 SNR과 유사하게 노이즈 추정을 수행할 수 있음을 확인하였다. Hyperion 영상에서 추출된 SNR, 엔트로피, 극단화소비에 기대최대화 기법을 적용하여 자동으로 한계값을 결정하였다. 그 결과 극단화소비의 전체 정확도가 기존의 SNR 순위, 엔트로피보다 높게 나타났다. 따라서 1차적인 밴드의 선별 방법으로 극단화소비를 이용한 밴드 선택 방법이 사용될 수 있을 것으로 판단된다. 향후 각 밴드별 유효 정보량을 산출하기 위하여 노이즈 화소와 유효 화소의 구분에 대한 연구가 이루어져야 하고, Hyperion 데이터 분석에 사용할 수 있는 정형화된 밴드목록을 설정할 필요가 있다.

### 참고문헌

- 김선화, 이규성, 마정림, 국민정, 2005. 초분광 원격탐사의 특성, 처리기법 및 활용 현황, Korean Journal of Remote Sensing, 21(4): 341-369.
- 이지민, 이규성, 2003. 분광혼합분석 기법에 의한 산림 피복 정보의 특성 분석, Korean Journal of Remote Sensing, 19(6): 411-419.
- Breen, E. and R. Jones, 1996. Attribute openings, thinnings, and granulometries. Computer Vision and Image Understanding, 64(3): 377-389.
- Christophe, E., Léger, D., and C. Mailhes, 2005. Comparison and Evaluation of Quality Criteria for Hyperspectral Imagery, Proceedings of SPIE, 5668: 204-213.
- Datt, B. McVicar, T. R., Van Niel, T. G., Jupp, D. L. B., and J. S. Pearlman, 2003. Preprocessing EO-1 Hyperion hyperspectral data to support the application of agricultural indexes, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(6): 1246-1259.
- David A. L., 2003. Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing, Wiley-Interscience: 68-73.
- Dempster, A. P., Laird, N. M., 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.
- Folkman, M. A., Lee, P., Jarecke, P. J., Carman, S. L., and J. Pearlman, 2000. EO-1/Hyperion hyperspectral imager design, development, characterization, and calibration, Proceeding SPIE, Vol. 4151, Oct.: 9-12.
- Freek D. Van Der Meer, and Steven M. Dejong, 2001. Imaging Spectrometry - Basic Principles and Prospective Applications, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht: XXI-XXIII.
- Gretchen, M. S., 2005. Application of Phenology to Assist in Hyperspectral Species Classification of a Northern Hardwood Forest, Master thesis, Rochester Institute of Technology.
- Groves P. and P. Bajcsy, 2004. Methodology for Hyperspectral Band and Classification Model Selection, IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, Washington DC, October 27: 120-128.
- Hubbard, B. E. and J. K. Crowley, 2005. Mineral mapping on the Chilean-Bolivian Altiplano using co-orbital ALI, ASTER and Hyperion imagery: Data dimensionality issues and solutions, Remote Sensing of Environment, 99(1-2): 173-186.
- Pramoid K. V. and K. A. Manoj, 2004. Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data, Springer: 30-40.