

## Hyperion 영상의 제약선형분광혼합분석 기반 무감독 Endmember 추출 최적화 기법

### Unsupervised Endmember Selection Optimization Process based on Constrained Linear Spectral Unmixing of Hyperion Image

최재완<sup>1)</sup> · 김용일<sup>2)</sup> · 유기윤<sup>3)</sup>

Choi, Jae Wan · Kim, Yong Il · Yu, Ki Yun

<sup>1)</sup> 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 박사과정(E-mail:choijw11@snu.ac.kr)

<sup>2)</sup> 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 부교수(E-mail:yik@snu.ac.kr)

<sup>3)</sup> 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 조교수(E-mail:kiyun@snu.ac.kr)

#### Abstract

The Constrained Linear Spectral Unmixing(CLSU) is investigated for sub-pixel image processing, Its result is the abundance map which mean fractions of endmember existing in a mixed pixel. Compared to the Linear Spectral Unmixing using least square method, CLSU uses the NNLS(Non-Negative Least Square) algorithm to guarantee that the estimated fractions are constrained. But, CLSU gets into difficulty in image processing due to select endmember at a user's disposition. In this study, endmember selection optimization method using entropy in the error-image analysis is proposed. In experiments which is used hyperion image, it is shown that our method can select endmember number than CLSU based on unsupervised endmember selection..

Key word : Constrained Linear Spectral Unmixing(CLSU), Endmember Selection Optimization  
Hyperion Image, Entropy.

## 1. 서 론

기존의 영상처리 기법은 한 화소를 단일의 지표물로 가정하여 처리하고 있으나 실제 영상 내의 한 화소의 값은 다양한 지표물의 반사에너지가 혼합된 결과로 볼 수 있으므로 원격탐사 데이터의 효과적인 분석과정으로 볼 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 분광혼합기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다(Kazuo et al., 2002; Chein-I, 2000; D. S. Kim, 2004). 이와 더불어 분광혼합기법의 정확한 수학적 해석을 위한 다양한 시도 또한 활발히 진행되고 있는데, ANOVA 통계분석을 이용한 방법(Harry, 2000), 제한된 총최소제곱법(Jerry, 2000), NNLS을 이용한 방법(Chein-I, 2000)등이 있다. 이러한 방법들은 모두 분광혼합기법에 제약조건을 가함으로써 더욱 정확한 abundance 값을 구해낼 수 있으며, 이를 제약선형분광혼합분석이라고 한다.

본 연구는 제약선형분광혼합모델기법을 실제 Hyperion 영상에 적용하였으며, 특히 대부분의 연구에서 수동적으로 이루어져왔던 endmember 추출과정을 모델 내에 첨가하여 자동으로 실험을 수행해 보고, 분광오차영상의 정보함유비율을 나타내는 엔트로피 값을 이용하여 영상 내에 존재하는 endmember의 개수를 최적화시키고자 하였다.

## 2. 무감독 Endmember 추출의 최적화

### 2.1 제약선형분광혼합모델

일반적인 선형혼합분광모델의 관측식은 식 1과 같으며, 식 2를 통해서 결과를 도출할 수 있다.

$$x = Ma + w \quad (1)$$

$$a = (M^T M)^{-1} M^T x \quad (2)$$

여기서,

$x$  : 하이퍼스펙트럴 영상의 분광정보 벡터

$M$  : Endmember의 분광정보 행렬

$a$  : 하이퍼스펙트럴 영상의  $x$  화소의 abundance 벡터

$w$  : 분광오차 벡터

식 2에서 계산되는 abundance는 비율을 의미하기 때문에 화소 내에 존재하는 abundance의 합은 1이 되어야 하며(Sum-To-One Constraint), abundance는 모두 0이상의 값을 가져야 한다(Non-Negative Constraint)는 두 가지 제약조건을 만족하여야 한다.

본 연구에서는 Non-Negative Constraint의 경우 Rasmus(1997)가 제안한 NNLS 알고리즘을 이용하여 모든 해가 음의 값을 갖지 않도록 최적화하였으며(Rasmus, 1997; 최재완, 2005), Sum-to-One Constraint의 경우에는 선형분광혼합모델을 구성할 때, 식 3과 같은 행렬 변환을 이용하여 안정적인 해를 도출하였다.

$$s_M = \begin{bmatrix} s_M \\ 1 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

### 2.2 무감독 Endmember 추출 최적화 방법

#### 2.2.1 분광오차 영상

분광오차 영상은 실제 하이퍼스펙트럴 영상과 제약선형분광혼합모델의 결과로 얻은 abundance값과 endmember의 곱에 의해서 생성된 영상의 차이를 말하며 식 4와 같다.

$$r_i = \left( \sum_{j=1}^l (x_j - \sum_{k=1}^m M_k a_{k,j}) \right) \quad (4)$$

여기서,

$i$  :  $i$ 번째 밴드,  $l$  : 영상의 총 화소 수  $m$  : Endmember의 개수

#### 2.2.2 분광오차 영상의 엔트로피(Entropy)를 통한 최적화

본 연구에서는 Chein-I(2000)가 적용하였던 경험적인 임계치를 통해서 endmember의 수를 찾는 방법을 사용하지 않고, 분광오차 영상의 엔트로피를 이용하여 최적화시키는 방법을 사용하였다. 엔트로피는 데이터 내에 함유된 정보의 양을 산술적으로 나타내는 척도로써, 데이터에 함유된 정보가 많을수록 높은 값을 가지며, 데이터에 정보가 존재하지 않을수록 작은 값을 가지게 된다. 벡터  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 의 확률 오차 벡터  $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ 이 존재한다고 할 때, 엔트로피  $H$ 는 식 5와 같이 계산된다.

$$H(X) = - \sum_{i=1}^l p_i \log p_i \quad (5)$$

2.2.1의 분광오차 영상을 열벡터  $R = [r_1, r_2, \dots, r_l]$ 라고 하자( $r_l$ 은  $l$ 번째 밴드의 분광오차 영상).

endmember를 최적화시키기 위해 각 반복 단계마다 endmember를 이용한 abundance 영상과 분광오차

영상을 생성하고, 분광오차 영상의 엔트로피를 계산한다.

$i$ 번째 반복단계의 분광오차 영상의 엔트로피 평균을  $E_i$ 라 한다면, 반복연산은 식 6을 만족할 경우에 종료한다.

$$|E_{i+1} - E_i| < \epsilon, \quad \epsilon = \frac{(E_2 - E_1)}{Band_{Number}} \quad (6)$$

### 3. 알고리즘의 적용

#### 3.1 실험 영상

실험에 사용한 데이터는 EO-1 위성에 탑재된 Hyperion 센서로 촬영한 영상이다. 총 3개의 영상에 대해서 실험을 하였으며, 그림 1(a)의 영상은 2002년 4월 3일, 그림 2(b), (c)의 영상은 2003년 9월 21일에 취득된 영상이다. 영상의 크기는  $200 \times 300$  pixel이고 보정된 198개의 밴드만을 사용하였다.

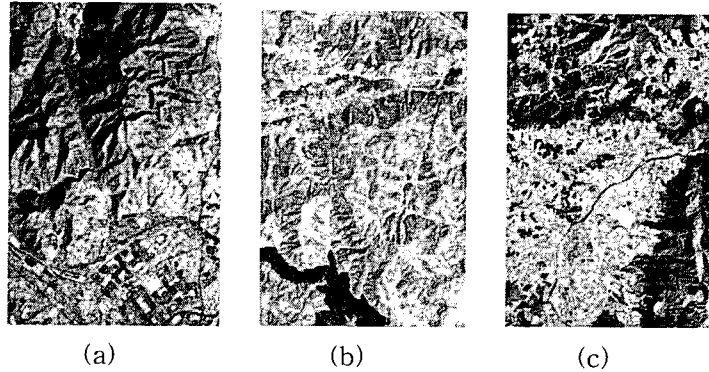


그림 1. 실험 영상( (a) : 영상 1, (b) : 영상 2, (c) : 영상 1)

선형분광혼합모델의 기본적인 가정은 물질의 분광반사특성의 혼합비율을 전제로 하였기 때문에, 화소값으로 되어 있는 Hyperion 영상을 전처리 과정으로써 분광반사율로 변환하여 사용하였다. 변환 식은 식 7과 같다.

$$\rho_P = \frac{\pi \times L_\lambda \times d^2}{ESUN_\lambda \times \cos \theta_s} \quad (7)$$

여기서,

$\rho_P$ : 영상의 반사율(reflectance)

$L_\lambda$ : 영상의 분광 복사휘도(spectral radiance)

$d$ : 지구와 태양사이의 거리 (단위 : 천문학적 날짜)

$ESUN_\lambda$ : 센서의 태양 방사도(solar irradiance)

$\theta_s$ : 태양 천정 각(solar zenith angle)

#### 3.2 실험 방법

실험 방법은 그림2와 같다. 실험 방법 중, 초기 endmember의 설정은 영상의 화소 내에서 화소의 벡터크기가 큰 화소와 벡터크기가 가장 작은 화소로 설정하며, 오차 영상의 최적여부를 판단하여 endmember를 추가할 경우, 분광오차가 가장 큰 화소를 새로운 endmember로 가정하여 추가한다.

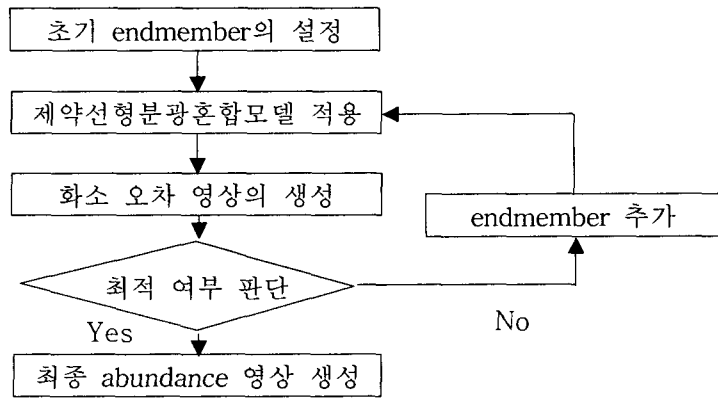


그림 2. 실험 방법의 순서도

### 3.3 실험 결과

총 3개의 영상에 대해서 25개의 endmember 추출까지 반복 연산을 수행한 결과, 최적화한 endmember의 개수 및 엔트로피의 결과 값은 다음과 같다.

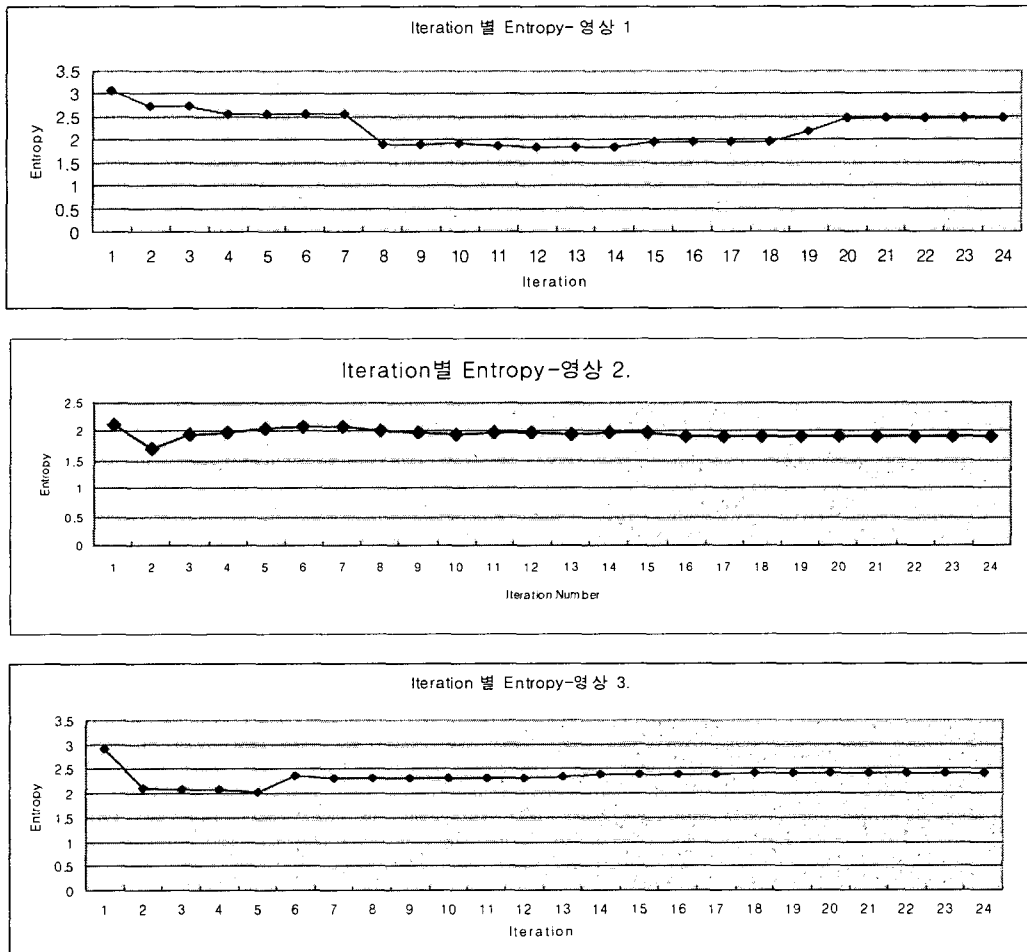


그림 3. 반복 연산에 따른 분광오차 영상의 엔트로피 값

표 1. 각 실험영상의 엔트로피 값 수렴 결과

	영상 1	영상 2	영상 3
endmember의 개수	6	18	8
수렴 엔트로피 값	2.565	1.9028	2.3109

그래프에서 확인할 수 있듯이, 엔트로피 값들은 반복 연산중에서 수렴한다. 영상 1의 경우 최소 엔트로피를 나타내는 지점보다 높은 위치의 수렴구간에서 반복연산이 종료되었다. 하지만 그림 4처럼 종료 구간에서 추출된 endmember가 영상의 지형, 지물 정보를 명확하게 표현하고 있었으며, 종료 구간 이후의 endmember들은 추출된 endmember들과 유사한 정보를 나타내고 있었다. 따라서 본 연구에서 사용한 endmember 추출 알고리즘은 유효하다는 것을 확인할 수 있었다.

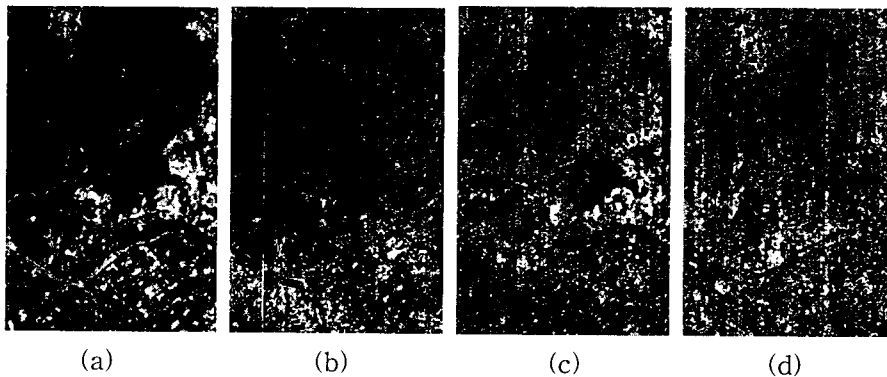


그림 4. 각 반복 연산 별 Abundance 영상 추출 결과

- (a) : 최적화 한 endmember 개수 내의 abundance 영상
- (b), (c), (d) : 최적화하지 않은 endmember 개수 내의 (a)와 동일한 abundance 영상

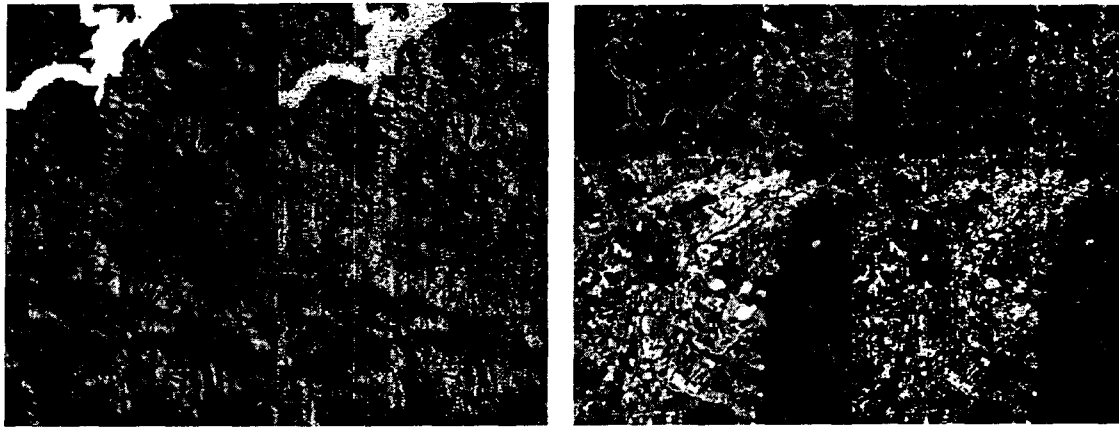
다음으로 최적화된 endmember 수에 의한 abundance 영상과 endmember의 수를 결정하지 않은 abundance 영상의 시각적인 결과차이를 확인해보았다(그림 5). (b), (d)에서 확인할 수 있듯이 endmember가 많아질수록, 동일한 abundance 영상에 노이즈가 크게 생겨나는 것을 확인할 수 있으며 엔트로피의 수렴 구간을 벗어나는 endmember들이일수록 이러한 현상이 두드러지게 나타났다. (a), (b)에서처럼 물과 같은 특정 지물을 표현하는 데에 있어서도 본 연구에서 제안한 방법이 지물을 명확하게 추출하는 것도 알 수 있다. 따라서 최적화한 endmember를 이용한 abundance 영상은 영상의 정보 함유비율이라는 측면에서도 우수한 결과를 보임을 확인할 수 있었다.

#### 4. 결론

제약선형분광혼합모델은 영상 내에 존재하는 다양한 물질들의 점유비율을 효과적으로 추출할 수 있다는 점에서 많은 장점을 가지고 있다. 하지만, endmember의 선택에 있어서 사용자의 많은 개입이 요구되며, 기존의 무감독 endmember 추출을 통한 제약선형분광혼합모델의 경우 적절한 수의 endmember를 추출하지 못하는 단점을 지닌다.

본 연구에서는 endmember 추출에 있어 엔트로피를 이용한 최적화 방법을 제시하였으며, 모든 실험영상에 대해서 endmember의 수를 줄이면서 효율적으로 endmember를 추출할 수 있는 가능성을 제시하였다.

향후, 본 방법을 이용한 Abundance 영상에 대한 분석이 더욱 행해져야 할 것이며, 본 연구를 바탕으로 하여 하이퍼스펙트럴 영상의 분류나 영상융합의 부분에서 다양한 응용에 대한 연구를 수행할 것이다.



(a) (b) (c) (d)

그림 5. 최적화여부에 따른 동일 endmember의 abundance 영상

(a), (c) : 최적화한 endmember 개수 내의 abundance 영상

(b), (d) : 최적화하지 않은 endmember 개수 내의 abundance 영상

### 참고문헌

- Chein-I Chang and D. Heinz (2000) Constrained sub-pixel detection for remotely sensed images, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 38, No. 3, pp. 1144-1159.
- D. S. Kim et al, (2004), Sub-Pixel Analysis of Hyperspectral Image Using Linear Spectral Mixing Model and Convex Geometry Concept, Korean Journal of Geomatics, Vol. 4, No. 1, 2004.
- Harry N. Gross and John R. Schott, (2000), Evaluation of Two Applications of Spectral Mixing Models to Image Fusion , Remote Sensing of Environment.
- Jerry Burman, Birsen Sirkeci, David Brady, (2000), Restricted total least squares solutions for hyperspectral imagery, International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP).
- Kaxuo O., H. Oguma, and M. Sugita, (2002), Subpixel Classification of Alder Trees Using Multitemporal Landsat Thematic Mapper Imagery, PE&RS, 68(1).
- Rasmus Bro, Sijmen De Tong, 1997, A fast non-negativity-constrained least squares algorithm, Journal of Chemometrics, Vol. 11, pp393-401.
- Chein-I Chang, Qian Du, 2004, Estimation of Number of Spectrally Distinct Signal Sources in Hyperspectral Imagery, IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 42, No. 3, pp. 608-619.