

Linear Spectral Unmixing 기법을 이용한 하이퍼스펙트럴 영상의 Sub-Pixel Detection에 관한 연구

A Study of Sub-Pixel Detection for Hyperspectral Image Using Linear Spectral Unmixing Algorithm

김대성¹⁾, Dae-Sung Kim · 조영욱¹⁾, Young-Wook Cho · 한동엽²⁾, Dong-Yeob Han · 김용일³⁾, Yong-Il Kim

¹⁾ 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 석사과정

²⁾ 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 박사과정

³⁾ 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 부교수

School of Civil, Urban & Geosystem Engineering, Seoul National University

SYNOPSIS : Hyperspectral imagery have high spectral resolution and provide the potential for more accurate and detailed information extraction than any other type of remotely sensed data. In this paper, the "Linear Spectral Unmixing" model which is one solution to overcome the limit of spatial resolution for remote sensing data was introduced and we applied the algorithm to hyperspectral image. The result was not good because of some problems such as image calibration and used endmembers. Therefore, we analyzed the cause and had a search for a solution.

Key words : Hyperspectral Remote Sensing, Sub-Pixel Detection, Linear Spectral Unmixing

1. 서 론

1.1 하이퍼스펙트럴 원격탐사(Hyperspectral Remote Sensing)

하이퍼스펙트럴 원격탐사는 10~20nm 폭을 가지는 수십 개의 밴드를 연속적으로 취득하는 것으로서, "Imaging Spectrometry", "Imaging Spectroscopy" 등과 같은 용어로도 사용되고 있다. 특히 하이퍼스펙트럴 영상은 밴드의 수가 많고(약 200 밴드 내외), 폭이 좁으며, 스펙트럴 범위 내에서 연속적인 밴드를 가지는 특성이 있는데, 이러한 영상을 취득하는 대표적인 센서로는 AVIRIS(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer), HYDICE(Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment), HyMap(Hyperspectral Mapping System), Hyperion(EO-1 위성) 등을 예로 들 수 있다.

하이퍼스펙트럴 영상을 이용한 분류 기법으로는, 분광영역에서 백터와 각을 이용하는 SAM(Spectral Angle Mapping, Kruse *et al*, 1990)과 많은 정보량을 단순화하기 위해 임계값을 이용하여 각 화소를 2진수의 형태로 만들어 분류를 하는 Binary Encoding(Goetz *et al*, 1985) 기법이 있으며, 순수한 물체가 가지는 스펙트럴 라이브러리를 이용하여 정규화를 시행(Continuum Removal)한 후 가장 유사한 클래스로 결정하는 Spectral Feature Fitting(Crowley *et al*, 1989; Clark *et al*, 1990) 등이 있다.

그림 1은 하나의 화소에 대한 정보들을 수백 개의 밴드로 나타내고 있는 하이퍼스펙트럴 원격탐사의 개념도를 설명한 것이다.

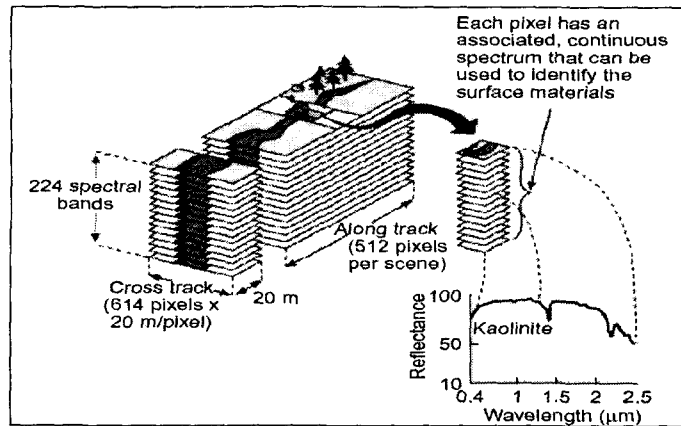


그림 1. 하이퍼스펙트럴 원격탐사 개념도(Freek, 2001)

1.2 연구 배경 및 목적

원격탐사 영상에 있어서 인식(Detection)은 공간적·분광적 특성을 이용하거나 두 방법을 모두 이용하여 처리할 수 있다(Chein-I Chang *et al*, 2000). 공간해상도가 높을 경우 일반적으로 인식하고자 하는 물체는 하나의 화소크기 이상을 차지하게 되므로, 분류와 같은 기법을 이용하여 자동적으로 정보들을 추출해낼 수 있지만, 인식 물체가 하나의 화소크기 이하일 경우 공간 해상도를 이용하는데 한계가 있으므로, 분광 해상도를 이용하여 Sub-Pixel Detection 기법을 이용하여야 한다.

최근에는 고해상도 영상의 취득이 가능해짐으로써 낮은 공간해상도를 가진 영상 데이터들과의 합성을 통해 이러한 공간해상도의 한계를 해결하려는 연구들이 이루어지고 있으나, 영상 가격이 매우 고가이므로 사용이 제한적이고 두 가지 이상의 데이터 취득이 용이할 경우에만 사용할 수 있다는 단점이 있다.

본 연구에서는 매우 높은 분광해상도를 가진 하나의 하이퍼스펙트럴 데이터를 이용하여 공간해상도의 한계를 해결해 보는데 그 목적이 있다. 이러한 기법으로 가장 많이 연구가 이루어지고 있는 “Linear Spectral Unmixing” 모델에 대해서 알아보고 실제 하이퍼스펙트럴 영상에 적용해 봄으로써 그 결과를 고찰하고자 한다.

1.3 연구 동향

하이퍼스펙트럴 영상의 연구로는, Chein-I(1995) 등이 하이퍼스펙트럴 영상 분류를 수행하여 필요한 정보들을 나타내는 밴드들의 추출 기법에 대한 연구를 수행하였고, Sub-Pixel Detection 기법인 Linear Spectral Unmixing 알고리즘을 언급하였으며, Gregory P. Asner(1997) 등은 NOAA AVHRR 영상에 Spectral Unmixing 기법을 적용하여 Sub-Pixel Landcover 분류를 수행하였다. 최근에 Linear Spectral Unmixing 모델에 대한 많은 연구들이 이루어지고 있으며(Chein-I *et al*, 2000; Martin Brown *et al*, 2000; Dimitris Manolakis *et al*, 2001 등), Derivative 분석 기법 (F. Tsai *et al*, 1998)이나 웨이블릿 (Wavelet) 기법 (Lori Mann Bruce *et al*, 2001)을 이용한 새로운 Sub-Pixel Detection 알고리즘에 대한 연구들도 이루어지고 있다.

2. Linear Spectral Unmixing Model

“Linear Spectral Unmixing” 모델의 개념은 ‘하나의 밝기 값은 여러 가지 순수한 물질의 밝기 값이 혼합되어 나타난다’는 기본가정에서 시작한다.

다음 그림에서, 만약 임의의 파장대를 가진 영상에서 하나의 화소에서 순수한 물체(Endmember) A가 25%, B는 25%, C가 50%를 차지한다고 할 때, 하나의 화소를 이루게 되는 각 물체들에 대한 가중치는 A가 0.25, B가 0.25, 그리고 C를 0.5로 부여하게 되고, 각 Endmember의 밝기 값에 가중치를 곱한 최종

적인 밝기값이 하나의 화소값으로 기록될 수 있다. 하나의 밴드에서 화소 하나의 밝기값은 선택된 Endmember의 밝기값들의 합으로 표시된다고 가정하여 만족해야하는 조건을 일반식으로 나타내면,

$$x = \sum_{k=1}^M s_k a_k + w = Sa + w, a_k \geq 0 \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^M a_k = 1 \quad (2)$$

여기서, x 는 각 밴드별 화소 밝기 값, s_1, s_2, \dots, s_M 은 선택된 순수한 화소의 밴드별 밝기 값(Endmember Spectra), a_1, a_2, \dots, a_M 은 각 순수한 물체의 화소에서 차지하는 양(Abundance)으로써 가중치 개념, w 는 각 밴드별 에러 값, M 은 사용된 순수한 물체의 수를 나타낸다. 이것을 사용된 모든 밴드에 대해서 행렬 식으로 표시하면,

$$NX_I = N S M M A_I + N W_I \quad (3)$$

여기서, N 은 밴드수이다. 구하고자 하는 값은 A 행렬의 a_1, a_2, \dots, a_M 이고, 오차가 가우시안 분포를 따른다고 가정하면, 최소제곱법 적용이 가능하므로,

$$A = (S^T S)^{-1} S^T X \quad (4)$$

식 (4)로 계산이 가능하고, 구하고자 하는 Endmember의 개수는 사용되는 영상 밴드 수보다 적어야($M < N$)한다. 그림 2의 왼쪽은 한 화소에 두개의 물체가 포함되어 있는 경우를 가정한 것이고, 오른쪽은 위에서 설명한 Linear Spectral Unmixing 개념을 나타낸 것이다.

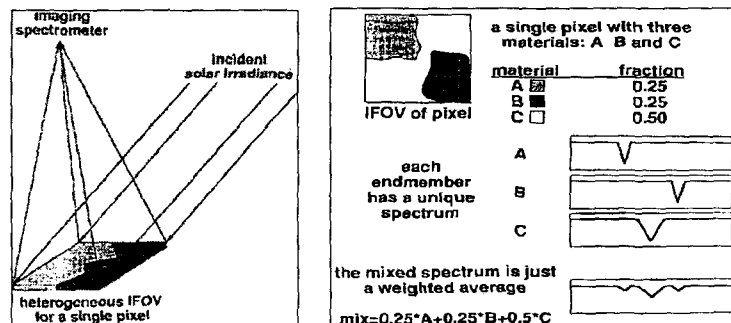


그림 2. Linear Spectral Unmixing(Freek, 2001)

3. 실험 및 적용

3.1 사용 데이터

실험에 사용한 데이터는 EO-1 위성에 탑재된 Hyperion 센서로 촬영된 영상이다. EO-1 위성은 Landsat 위성과 동일한 궤도를 1분 이내의 거리에서 같이 돌고 있는 위성으로서 Hyperion 센서와 ALI(Advanced Land Imager), LAC(LEISA Atmospheric Corrector) 센서를 탑재하고 있다. 이중 Hyperion 센서 영상은 Pushbroom 촬영 방식의 하이퍼스펙트럴 센서(Hyperspectral Sensor)로서 30m의 공간해상도를 가지고 있고, 촬영 관측 폭은 약 7.7km이다.

영상은 2002년 10월에 취득된 것으로 256pixels × 3129pixels × 242밴드로 이루어졌으며, 안양 일대의 200pixels × 250pixels을 연구 대상지역으로 사용하였다.

총 242개의 밴드 중 영상의 밝기값 평균이 0인 밴드는 분광 정보들을 가지고 있지 않은 것으로 간주하여 제거하였고, 또한 시각적인 판단에 근거하여 많은 노이즈를 가지고 있는 것을 제외한 153개의 밴드를 구성하였다. 1/25,000 지형도에서 16점의 지상기준점을 독취하여 1화소 이하의 정확도로 기하보정을 실시하였으며, Nearest Neighbor 기법으로 화소를 재배열하였다.

아래의 그림은 연구에 사용된 Hyperion 센서 영상과 Hyperion 센서를 탑재한 EO-1 위성이다.

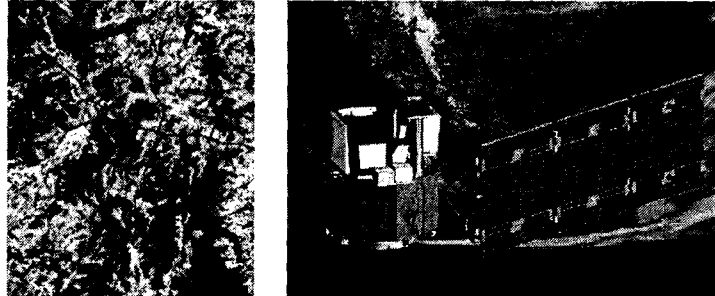


그림 3. 하이퍼리온 데이터(좌)와 EO-1 위성(우)

3.2 스펙트럴 라이브러리(Spectral Libraries)

스펙트럴 라이브러리(Spectral Library)는 분광계(Image Spectrometer)를 통해 측정되는 순수한 물체의 분광 반사값을 기록하여 각 파장대 별로 밝기값을 나타낸 것으로, USGS(U.S. Geological Survey), JPL(NASA Jet Propulsion Laboratory), JHU(Johns Hopkins University) 등에서 순수한 수백 개의 물체들에 대한 스펙트럴 라이브러리를 제공한다. 본 연구에서는 JHU에서 제공하는 스펙트럴 라이브러리를 사용하였는데, 광물과 식생, 물, 토양, 인공 구조물, 눈 등으로 구분하여 약 500개 정도의 Endmember에 대한 정보를 제공하고 있다.

153개의 밴드로 이루어진 Hyperion 영상 데이터에 적용하기 위한 스펙트럴 라이브러리의 각 순수한 물체에 대한 구성을 수행하였는데, JHU 스펙트럴 라이브러리의 약 500개의 Endmember 중 광물과 운석, 달 표면 광물을 제외한 라이브러리의 Endmember 50개에 대해서 리샘플링(Resampling) 작업을 하였다. 그림 4는 각각의 리샘플링된 라이브러리를 나타낸다.

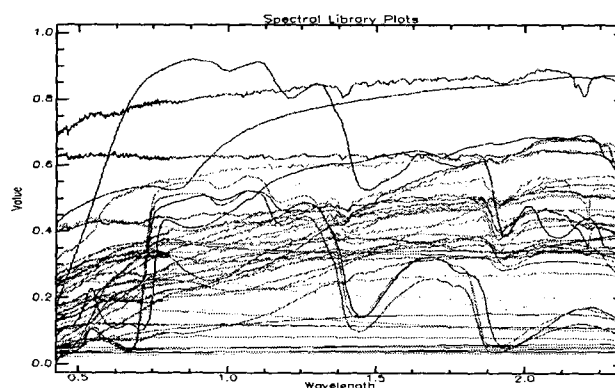


그림 4. Spectral Library(50개 Endmember)

3.3 Linear Spectral Unmixing 기법 적용

3.3.1 Hyperion 결과 영상과 가중치를 부여한 결과 영상

하나의 영상에 모든 클래스들이 나타나는 분류(Classification)와는 달리 Linear Spectral Unmixing의 결과는 사용된 스펙트럴 라이브러리의 Endmember 마다 각 화소에 포함되는 Endmember의 Abundance

값의 차이를 나타내는 Gray Level 형태로 영상이 생성된다.

영상 화소가 밝을수록 각 물체의 양(Abundance, a_k)이 많이 존재함을 나타내며, 흰색일때는 a_k 가 1의 값을 갖고, 검은 색일때는 0의 값을 나타내며, 회색일때는 그 사이의 값을 가진다. 또한 부가적으로 영상 전체에서 생기는 Endmember와 실제 영상간의 RMSE 영상이 생성되는데, 빠지거나 틀린 Endmember의 지역을 결정하는데 도움을 준다.

식 (1)과 (2)에서, 이상적인 계산 과정에서는 $\sum_{k=1}^M a_k = 1$ 와 $a_k \geq 0$ 의 조건을 만족하지만, 실제 영상에서는 그렇지 않은 경우가 발생한다. 만약, 실제 영상에 적용된 계산 결과 값이 $\sum_{k=1}^M a_k \neq 1$ 이거나 $a_k \leq 0$ 이 나온다면, 가중치를 부여하지 않을 때 각 결과 값들까지도 영상으로 표시하게 되는데, 이것을 가중치를 부여하여 $\sum_{k=1}^M a_k = 1$ 와 $a_k \geq 0$ 의 조건으로 강제로 할당하게 된다. 하지만, 일정한 수 이상의 가중치가 부여될 경우에는 각 가중치에 대한 같은 Endmember의 결과 영상과 RMSE 영상은 동일한 영상으로 나타나게 되므로 가중치의 결정은 사용자가 임의로 지정해주어야 한다.

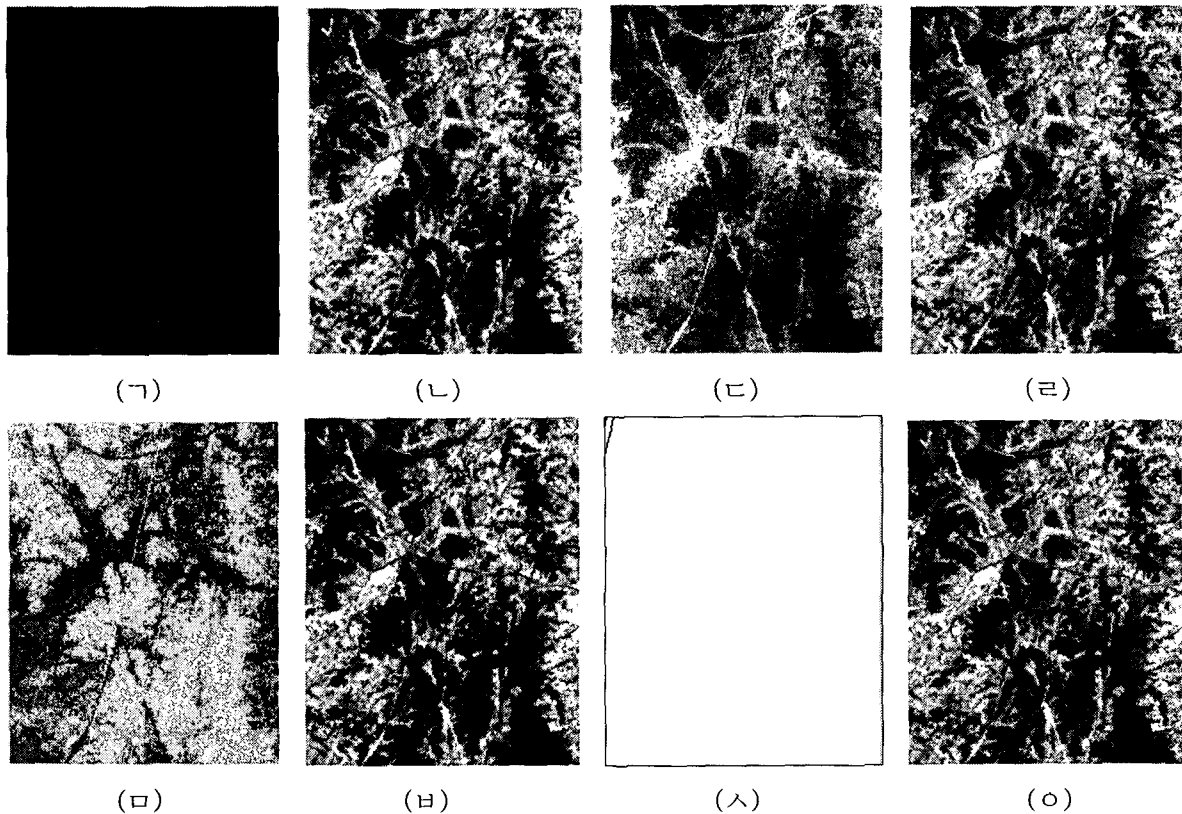


그림 5. 결과 영상(왼쪽으로부터 가중치 1인 (ㄱ) Grass, (ㄴ) RMSE, 가중치 3인 (ㄷ) Grass, (ㄹ) RMSE, 가중치 50인 (ㅁ) Grass, (ㅂ) RMSE, 가중치 500인 (ㅇ) Grass, (ㅇ) RMSE)

하지만, 실제 영상에 적용해 본 결과 그림 5의 (ㄱ)처럼 가중치가 1일 경우 모든 영상에서 0의 값을 가졌으며, 3~10의 가중치에서 괜찮은 결과를 보여주었으나(그림 5 (ㄷ) 참고) 실제 지형도와 정확도 비교를 해보았을 때 전혀 다른 인식 결과를 보여주었다. 또한 그림 5의 (ㅇ)처럼 가중치가 매우 높을 경우 a_k 가 모두 1인 흰색의 영상이 생성되었고, 계산된 RMSE 영상은 모든 가중치에 대해서 동일한 값을 가졌다.

3.3.2 결과 및 고찰

정확도 평가 방법에 의한 객관적인 근거를 제시하지는 못했으나 결과 영상은 그다지 좋지 못하였다. 그 원인은 아래와 같이 들 수 있다.

첫째, 계산과정에서 $x = \sum_{k=1}^M s_k a_k + w = Sa + w$ 의 식에 사용된 w 를 Random Error로 간주했다. 사용된

데이터가 Level 1R 영상이기는 하나 완전한 Systematic Error를 제거했다고 볼 수 없기 때문에 이런 Systematic Error를 제거한 후 계산을 수행해야만 한다.

둘째, 사용된 Hyperion 영상의 경우 매우 복잡한 지형으로 구성되어 있다. 대상지역의 Endmember를 명확하게 조사하지 않고 대략적인 50개의 Endmember를 선택하여 사용하였기 때문에 사용된 Endmember의 값들이 계산 결과에 많은 영향을 주었다고 추정된다.

셋째, 영상의 기하보정 과정에서 각 밴드별로 조금씩 다르게 기하보정이 되었다는 것을 영상의 밴드 중첩을 통해서 확인할 수 있었다.

4. 결론

본 연구를 통해 우리는 높은 분광 해상도를 이용해 화소 단위 이하의 물체에 대한 인식 알고리즘인 “Linear Spectral Unmixing” 모델을 소개하고 실제 영상에 적용하여 그 결과를 평가하였다.

결과를 통해, 우선 영상의 전처리 과정을 통해 정확도를 높이는 연구가 이어져야 하고, 결과 영상의 정확도 평가 방법에 대한 고찰이 필요하며, 연구 대상지역의 Endmember에 대한 조사가 수행되어야 할 필요성을 인식하였다.

또한 Linear Spectral Unmixing 모델은 몇 가지 단점을 가지고 있는데, 계산 과정에서 각 Endmember의 밝기 값들이 사용되므로 Spectral Library 정보가 꼭 필요하다는 점이다. 또한 사용되는 스펙트럴 라이브러리의 Endmember에 따라 다른 결과를 보이고, 사용된 Endmember만을 이용하여 계산하므로 감독자의 경험이 많이 요구된다.

따라서, 최근 이러한 단점을 보완하기 위한 대안으로 제시되고 있는 “Derivative Analysis”나 “웨이블릿 기법”을 이용한 알고리즘을 적용해 볼 필요가 있을 것이다.

참고문헌

1. Freek D. Van Der Meer, and Steven M. De Jong (2001), *Imaging Spectrometry - Basic Principles and Prospective Applications*, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, pp. 47-55.
2. Chein-I Chang, Shao-Shan Chiang, James A. Smith, and Irving W. Ginsberg (2002), Linear Spectral Random Mixture Analysis for Hyperspectral Imagery, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, Vol. 40, No. 2, 375-392.
3. Dimitris Manolakis, Christina Siracusa, and Gary Shaw (2001), Hyperspectral Subpixel Target Detection Using the Linear Mixing Model, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, Vol. 39, No. 7, pp. 1392-1409.
4. Lori Mann Bruce, Cliff Morgan, and Sara Larsen (2001), Automated Detection of Subpixel Hyperspectral Targets with Continuous and Discrete Wavelet Transforms, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, Vol. 39, NO. 10, 2217-2226.
5. Martin Brown, Hugh G. Lewis, and Steve R. Guun (2000), Linear Spectral Mixture models and Support Vector Machines for Remote Sensing, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, Vol. 38, No. 5, 2346-2360.