

기하학적 기법을 이용한 하이퍼스펙트럴 영상의 Linear Spectral Mixing 모델에 관한 연구

A Study on Linear Spectral Mixing Model
for Hyperspectral Imagery with Geometric Method

장은석 · 김대성 · 김용일

서울대학교 지구환경시스템공학부 공간정보연구실·02-880-7371

Jang, Eun Suk·Kim, Dae Sung·Kim, Young Il

ABSTRACT

Detection in remotely sensed images can be conducted spatially, spectrally or both [2]. If the images have high spatial resolution, materials can be detected by using spatial and spectral information, unless we can't see the object embedded in a pixel. In this paper, we intend to solve the limit of spatial resolution by using the hyperspectral image which has high spectral resolution. Therefore, the Linear Spectral Mixing(LSM) Model which is sub-pixel detection algorithm¹⁾ is used to solve this problem. To find class Endmembers, we applied Geometric Model with MNF(Minimum Noise Fraction) transformation.

From the result of sub-pixel detection algorithm, we can see the detection of water is satisfied and the object shape cannot be extracted but the possibility of material existence can be identified.

1. 서 론

영상의 분류(Image Classification)와는 달리 물체의 인식은 군사적인 측면이나 환경적인 측면에서 그 중요성을 지닌다. 광학 영상을 이용한 인식에 관한 연구는 일반적으로 영상의 공간 정보와 분광정보를 이용하게 되는데, 공간정보를 이용하는 고해상도 위성영상이나 항공사진을 통한 물체의 인식은 비용이 많이 들고, 물체가 화소 크기보다 작을 경우에는 판독이 불가능하다는 단점이 발생한다. 따라서 본 연구에서는 화소 이하의 크기를 가지는 물체에 대한 정보의

1) 하나의 화소를 여러 개의 화소로 나누는 개념이 아닌 하나의 화소에 존재하는 물체를 여러 개로 나누어 화소 이내의 정보들을 알아낸다는 의미로 쓰임.

추출에 분광해상도를 이용하여 공간해상도가 가지는 한계를 해결해 보고자 하였다.

II. Linear Spectral Mixing(LSM) 모델

2.1 MNF(Minimum Noise Fraction) 변환

MNF 변환은 두 번의 주성분변환을 통해 영상의 고유 밴드가 갖는 차원을 결정하고 노이즈를 분리하는 기법이다(Boardman and Kruse, 1994). 우선 계산된 노이즈 공분산 행렬에 의해 데이터 내 노이즈의 관계를 구하고 그 노이즈에 대한 스케일을 재조정한다. 두 번째로 노이즈 제거 데이터의 표준 PC 변환이 이루어지는데, 이 때 데이터의 고유 차원은 최종 고유값과 관계된 영상에 의해 결정된다(Green 외, 1988). MNF 변환으로 얻은 결과는 주성분이 포함된 정도에 따라서 MNF 밴드가 배열되고, 밴드 번호가 뒤로 갈수록 노이즈 값이 크게 나타난다.

2.2 LSM 모델과 Abundance²⁾ 계산

하나의 화소에 혼합된 각 물체의 밝기값은 선형적인 형태로 나타난다(Singer and McCord, 1979)고 가정하여 하나의 화소에서 각 물체의 정보를 추출해 내는 것이 LSM 모델의 개념이다. 하나의 밴드에서 화소 하나의 밝기값은 선택된 Endmember 밝기값들의 합으로 표시되므로 이것을 일반적인 식의 형태로 나타내면 다음 식 (1)과 같다.

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

$$\text{모델 적용 조건: } a_k \geq 0, \quad \sum_{k=1}^M a_k = 1$$

여기서, a_k : 각 순수한 물체의 Abundance

s_k : 각 순수한 물체의 밝기값

M : 사용된 Endmember의 수

이것을 사용된 모든 밴드에 대해서 확장하여 행렬식으로 표시하면 아래 식 (2)와 같다.

$${}_N X_1 = {}_N S_{M \times M} A_1 + {}_N W_1 \quad (2)$$

여기서, N : 밴드수 ($> M$)

X : 각 밴드별 알고 있는 하나의 화소값 행렬

S : 사용된 Endmember의 화소값 행렬

A : 구하고자 하는 Abundance 행렬

구하고자 하는 값은 A행렬(a_1, a_2, \dots, a_M)이고, 오차는 가우시안 분포를 따른다고 가정하면, 잔차의 제곱의 합이 최소가 되는 해가 최확치라는 최소제곱 조정의 원리를 이용할 수 있으므로

2) 여러 물체로 혼합된 하나의 화소에서 차지하는 면적비

다음과 같은 식을 유도할 수 있게 된다.

$$\therefore A = (S^T S)^{-1} S^T X \quad (3)$$

2.3 RMSE 영상

계산에 사용된 화소의 밝기값(x)과 실제 계산을 통해서 나온 화소의 밝기값(\hat{x})의 차이를 각 밴드에 대한 제곱합의 제곱근을 하게 되면 하나의 화소의 RMSE 값을 가진 영상이 생성되는데, 이렇게 계산되어진 RMSE 영상을 통해 사용되어지는 Endmember를 빼거나 더함으로써 각 화소의 RMSE가 최소가 되도록 반복적인 작업을 수행한다.

III. 적용 및 평가

3.1 사용 데이터

실험에 사용된 데이터는 Pushbroom 방식의 30m×30m 공간해상도와 220개의 밴드를 가진 Hyperion 영상(2002년 10월, 안양 및 군포지역)이다. 최초 영상에서 노이즈로 판단되는 영상들을 화소평균과 시각적인 판단으로 제거하여 125밴드영상으로 조정하였고, 영상 내의 노이즈 제거를 위해 MNF 변환을 수행하여 6개의 밴드를 추출, 이것을 다시 역변환 하여 125개의 밴드로 복귀시켰다. 본 연구에서는 2가지의 유형에 따른 부분적인 분석을 수행하였고 그 유형은 아래와 같다.

- 유형 1 : 도시지역의 수계 추출 가능성
- 유형 2 : 저수지를 가로지르는 도로의 추출 가능성

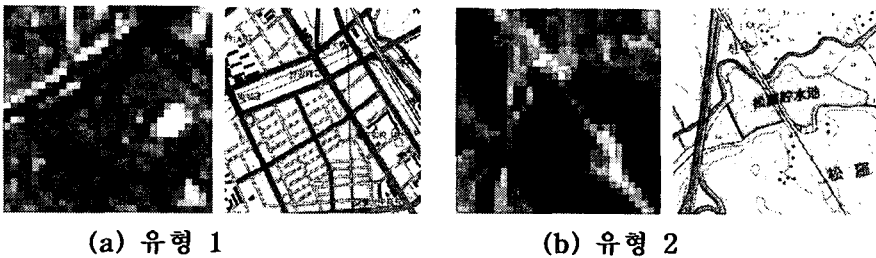


그림 1. 사용된 유형별 Subset 영상 (40pixels × 40pixels)

3.2 Endmember 추출

본 연구에서는 2D 스캐터 플롯(Scatter-Plot) 기법을 이용(기하학적 기법)하여 3개의 Endmember 스펙트럼 정보를 생성, LSM 모델을 적용하였다. 125개의 밴드 중 10번 밴드를 기본으로 하여 각 밴드를 플롯 하여 삼각형에 가까운 형태를 가지는 밴드를 선택하였고, Subset 영상 내에 있는 총 1,600개의 화소 중 각 Endmember 당 2~5개 내외의 화소를 선택하여 스펙트럼 정보를 저장하였다.

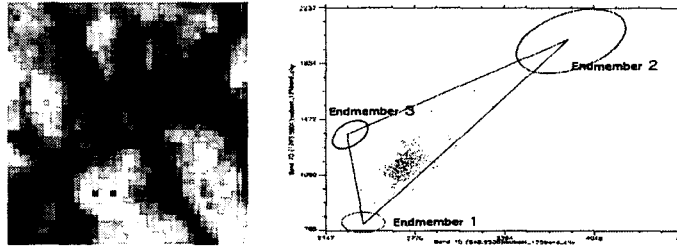


그림 2. 기하학적인 모델을 이용한 Endmember 결정

3.3 Linear Spectral Mixing 적용 및 결과

LSM 모델의 결과, 사용된 Endmember의 Abundance를 나타내는 영상과 RMSE 영상이 Gray Level 형태로 생성된다. 화소가 흰색에 가까울수록 화소 내에 높은 비율로 Endmember가 존재함(또는 RMSE가 높음)을 나타내며, 어두울수록 Endmember의 존재 가능성이 낮은 것(또는 RMSE가 낮음)을 의미한다. 결과 영상은 시각적인 판단을 위해 2% Linear Stretch 처리를 하였고, 유형별 RMSE 영상에서 최소값과 최대값을 통해 Endmember의 신뢰도를 알아보았다.

유형 1은 도시지역에 흐르는 시내를 인식할 수 있는가에 대한 실험으로, 물과 인공구조물, 토양으로 트레이닝을 수행하였다. 시각적으로 판단할 때, 물과 토양 부분 영상은 중복됨이 없이 두 가지 대상물을 분리시키는 것으로 보이고, 물 부분이 다른 지역에 비해 밝게 나타나 도시지역에 대한 시내의 인식 능력은 우수하다고 할 수 있으나 학교 운동장(토양)을 도시지역과 명확히 구분하지는 못하였다. 수치적으로 매우 낮은 RMSE 값을 지니는 것을 알 수 있다($10^{-3} \sim 10^{-5}$).

유형 2는 저수지 지역을 지나가는 도로의 인식 능력을 알아보기 위한 실험으로, 물과 도로, 산림지로 트레이닝을 수행하였다. 물의 경우 유형 1과 마찬가지로 좋은 인식 능력을 보여주었고, 도로의 인식 결과 영상에서 산림지를 도로로 잘못 인식하는 경향이 나타났다. 또한 산림지 인식에서 부분적으로 좋은 인식 결과가 나왔으나 실제 산림지에서는 오히려 낮은 Abundance 값을 보여 전체적으로 좋지 못한 인식 능력을 가지는 것을 볼 수 있었다. 전반적으로 고른 RMSE 수치를 나타냈고, 특히 물 지역에 대한 RMSE 값이 낮게 나타났다.

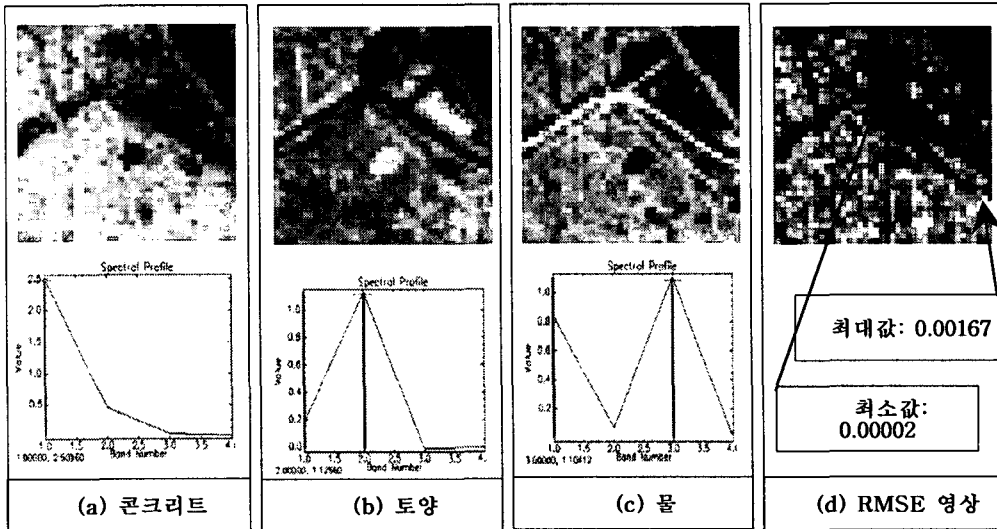


그림 3. 유형 1 결과 영상 및 Abundance 그래프

표 1. 각 물체의 가장 높은 Abundance 값과 RMSE (유형1)

	concrete	soil	water		RMSE
Abundance 값	2.51	1.13	1.10	최소값	0.00002
RMSE	0.00128	0.00033	0.00007	최대값	0.00167

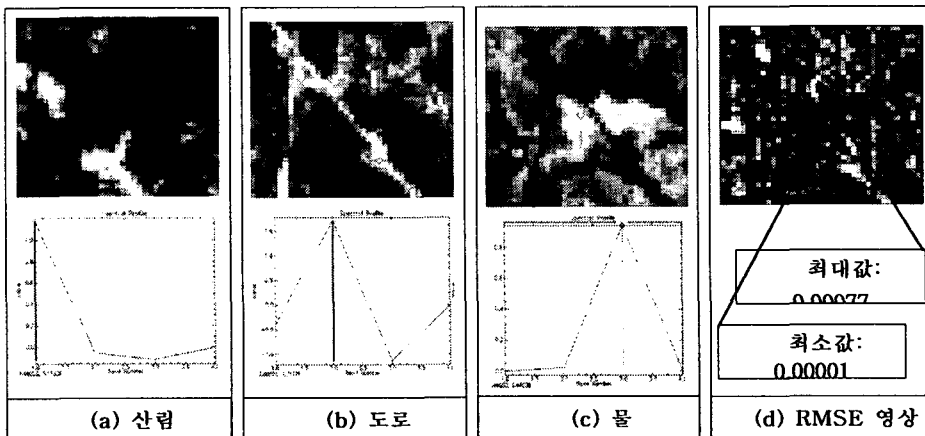


그림 4. 유형 2 결과 영상 및 Abundance 그래프

표 2. 각 물체의 가장 높은 Abundance 값과 RMSE (유형2)

	forest	road	water		RMSE
Abundance 값	1.17	1.72	0.94	최소값	0.00001
RMSE	0.00031	0.00066	0.00004	최대값	0.00077

IV. 결론

본 연구는 화소 이하의 크기를 가지는 물체 인식 알고리즘 적용의 그 초기 단계로서 의미를 가진다고 볼 수 있다. 알고리즘의 적용을 통해 화소 이하의 크기에서 물체의 형태는 알 수 없으나, 존재의 가능성에 대한 정보를 취득할 수 있었다. 다른 Endmember에 비해 물에 대한 인식능력이 좋은 것으로 나타났으며, 식 (1)의 조건과 같이 Abundance 값의 합은 1을 넘지 말아야 함에도 불구하고 유형 1의 콘크리트 인식 결과처럼 높은 Abundance 값(2.51)을 보이는 문제 점도 도출되었다.

분류의 경우 일반적으로 하나의 화소에 하나의 클래스들에 대한 정보만을 담고 있기 때문에 실제 지구 표면을 덮고 있는 하나의 화소 내에 존재하는 혼합된 물체의 정보들을 나타내는데 한계를 가지고 있었다. 또한 분류를 위해서는 보통 10N~100N(N: 밴드수) 정도의 트레이닝 화소 정보들을 필요로 하는데(Swain and Davis, 1978), 많은 밴드수를 가지거나 좁은 지역에 대한 분류에 있어서도 어느 정도 한계를 가지게 된다. 하지만, LSM 모델과 같은 Sub-Pixel 인식 알고리즘은 알고자 하는 대상물에 초점을 맞추으로써 혼합되어진 물체에 대한 정보들을 좀더 실질적으로 나타내게 된다. 무엇보다 적은 트레이닝 화소만으로 알고리즘에 필요한 사전 정보들을 제공하기 때문에 좁은 지역이나 많은 밴드수를 가지는 영상에 더욱더 적합할 것으로 판단된다.

본 연구에 사용된 알고리즘의 문제점들을 통해, 신뢰성 있는 Endmember의 선정에 관해 고찰해 보아야 할 것이고, 좀더 높은 공간해상도를 가진 하이퍼스펙트럴 영상을 이용하여 폭넓은 인식 알고리즘에 관한 연구가 필요할 것으로 보인다.

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] Andrew A. Green, Mark Berman, Paul Switzer, and Maurice D. Craig, 1988, "A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 26, No. 1, pp. 65-74.
- [3] Dimitris Manolakis and Gary Shaw, 2002, "Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 19, Issue 1, pp. 29-43.

- [4] Nirmal Keshava and John F. Mustard, 2002, "Spectral Unmixing", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 19, Issue 1, pp. 44-57.