

무감독 SAM 기법을 이용한 하이퍼스펙트럴 영상 분류

The Hyperspectral Image Classification with the Unsupervised SAM

김대성¹⁾ · 김진곤²⁾ · 변영기³⁾ · 김용일⁴⁾

Kim, Dae Sung · Kim, Jin Gon · Young Ki · Kim, Yong Il

¹⁾ 서울대학교 대학원 지구환경시스템공학부 박사과정(E-mail: mutul94@empal.com)

²⁾ 서울대학교 대학원 지구환경시스템공학부 석사과정(E-mail: jamgon27@hanmail.net)

³⁾ 서울대학교 대학원 지구환경시스템공학부 박사과정(E-mail: 071-kkokko@hotmail.com)

⁴⁾ 서울대학교 공과대학 지구환경시스템공학부 부교수(E-mail: yik@plaza.snu.ac.kr)

Abstract

SAM(Spectral Angle Mapper) is the method using the similarity of the angle between pairs of signatures instead of the spectral distance(MDC, MLC etc.) for classification or clustering. In this paper, we applied unsupervised techniques(Unsupervised SAM and ISODATA) to the Hyperspectral Image(Hyperion) which has innumerable, narrow and contiguous spectral bands and Multispectral Image(ETM+) for the clustering of signatures. The overall measured accuracies of the USAM and ISODATA of multispectral image were 76.52%, 53.91% and the USAM and ISODATA of hyperspectral image were 63.04%, 53.91%. From the results of our test, we report that the Unsupervised SAM is better classification technique than ISODATA. Also we believe that the "Spectral Angle" can potentially be one of the most accurate classifier not only multispectral images but hyperspectral images.

1. 서 론

디지털 영상분류는 각 화소에 클래스를 할당하는 과정으로, 트레이닝 또는 클러스터링을 통해 얻은 이미 알고 있는 클래스의 정보를 이용하여 다른 미지의 화소를 비교함으로써, 원격탐사 데이터의 비슷한 특성을 가지는 화소들을 그룹화 하는 것이다(Campbell, 1996). 분류를 수행하는 기법들은 여러 가지가 있으나 기존의 분류 기법들은 주로 분광차원 상에서 거리를 이용하여 클래스들을 구분하였다. 또한 감독자의 개입 여부에 따라 감독분류와 무감독분류로 크게 나눌 수 있는데, 감독분류의 경우 테스트 지역의 사전정보를 통해 트레이닝을 실시함으로써 높은 결과 정확도를 보인다. 하지만 트레이닝에 많은 시간과 노력이 들어가며, 트레이닝 과정에서 육안식별이 불가능 하거나 트레이닝 개수의 한정¹⁾으로 인해 상대적으로 밴드가 많은 하이퍼스펙트럴 영상의 경우 좋은 트레이닝을 수행하지 못하는 단점이 있다.

본 연구에서는 이러한 단점들을 인지하여 우선적으로 최소한의 조작을 통한 클러스터링 기법으로 각의 개념을 사용하는 USAM 기법을 잘 알려진 무감독 분류기법인 ISODATA와 함께 다중분광 영상(Multispectral Image)과 하이퍼스펙트럴 영상(Hyperspectral Image)에 각각 적용하여, 분광차원 상에서 사용되는 "Spectral Angle" 개념이 "Spectral Distance"를 이용하는 ISODATA보다 높은 분류정확도를 나타내는 알고리즘임을 나타내었다.

1) 분류를 위한 트레이닝 개수는 최소 N+1(N은 밴드수) 이어야 하며, 보통 트레이닝 개수는 10N~100N 정도가 좋다.(Swain and Davis, 1978)

2. Unsupervised Spectral Angle Mapper(USAM)

분광차원에서 거리개념을 사용하는 MDC(Minimum Distance Classification), MLC(Maximum Likelihood Classification)²⁾와는 달리 USAM은 ISODATA 기법을 사용한 최소분광각거리(Minimum Spectral Angle Distance) 법칙에 기본을 두고 있다(Sohn *et al*, 2002). 아래의 그림 1은 밴드 1과 밴드 2로 만들어지는 2차원 상에서 이미 알고 있는 클러스터의 중심 스펙트럼(Cluster Spectrum)과 구하고자 하는 테스트 스펙트럼(Test Spectrum)과의 각을 계산하는 USAM의 개념도를 나타내는 것이다.

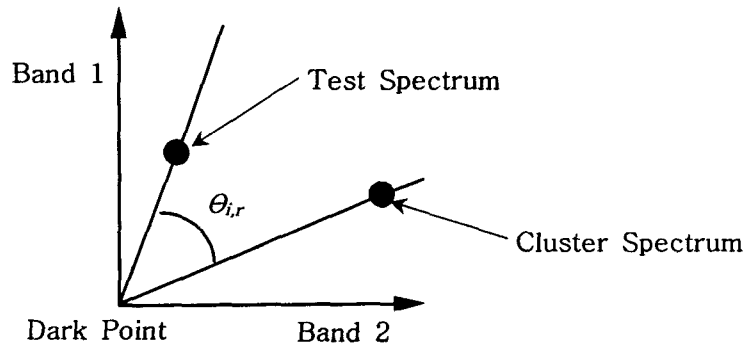


그림 1. SAM 개념도(Kruse *et al*, 1993)

클러스터 중심 스펙트럼과 분류하고자 하는 미지의 화소 스펙트럼 간의 각은 벡터의 내적으로 계산된다(식 1). 초기 n 개의 클러스터를 지정한 후 식 2와 같이 각 밴드별 평균을 계산하여 클러스터의 중심 스펙트럼을 정한다. 미지의 화소는 각각의 클러스터 중심 스펙트럼들 간의 각이 가장 작은 클래스로 배정된다.

$$\theta_{i,c} = \cos^{-1} \left[\frac{\sum_{k=1}^m x_{i,k} \mu_{c,k}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{i,k}^2 \sum_{k=1}^m \mu_{c,k}^2}} \right] \quad (1)$$

$$\mu_{c,k} = \frac{1}{N_c} \sum_{i=0}^{N_c} x_{i,k,c} \quad (2)$$

여기서, $\theta_{i,c}$ 는 클러스터 중심 스펙트럼과 테스트 스펙트럼 사이의 값을 말하며, m 은 밴드 수, $x_{i,k}$ 는 임의의 k 밴드에서의 테스트 스펙트럼 화소값, $\mu_{c,k}$ 는 k 밴드에서의 클러스터 중심 스펙트럼 화소값, N_c 은 클러스터의 개수이다. 만약 다른 클러스터 스펙트럼이 초기 클러스터보다 각이 작다면 다른 클러스터로 편입되어지고 크다면 초기 클러스터로 남게 되며, 각 클러스터의 중심 스펙트럼을 식 2를 통해 다시 계산하게 된다. 이렇게 반복적으로 계산되어지는 과정에서 초기 클러스터에 정해진 화소의 이동이 1% 이내일 때 연산을 멈추도록 설계하였다.

3. 알고리즘 적용 및 결과

3.1 사용데이터

EO-1 위성에 탑재된 Hyperion은 Pushbroom 방식 센서로서 30m 공간해상도와 약 7.7km 관측폭, 242

2) MDC는 Euclidean 거리를 사용하며, MLC는 Weighted 거리 개념 사용.

개의 밴드로 구성되어 있다. ETM' 영상은 Hyperion 영상과 동일한 공간해상도를 가지며, 촬영폭은 185km 이다. 전정색(Panchromatic)과 열적외선(Thermal Infrared) 밴드를 제외한 6개의 밴드 조합을 하였고, 242개 밴드로 이루어진 Hyperion 영상 중 ETM' 6개 밴드와 같은 밴드폭을 가진 80개의 밴드를 추출하여 영상을 구성하였다. 두 영상 모두 가을에 촬영되었으며, 서울 관악산 남부인 안양지역을 포함한다. 아래는 각각 사용된 영상과 데이터를 보여주고 있다.

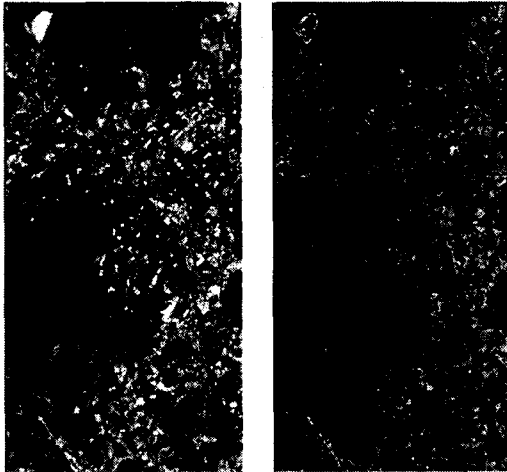


그림 3. 사용 영상(좌: Hyperion, 우: ETM')

표 1. 사용데이터

위성	EO-1	Landsat-7
센서	Hyperion	ETM'
공간해상도	30m	30m
영상크기	250×500pixels	250×500pixels
밴드수	242(최종 80밴드)	8(최종 6밴드)
촬영지역	서울, 경기	서울, 경기
데이터 취득일	2002년 9월	2001년 9월

3.2 알고리즘 적용

본 연구에서 USAM 기법을 서로 다른 영상(Hyperion 영상과 ETM' 영상)에 적용하여 보았고, 잘 알려진 무감독 분류기법인 ISODATA의 적용을 통해 그 차이를 비교해 보았다. 영상의 전처리 과정으로 IAR(Internal Average Relative) Reflectance³⁾(Kruse, 1988) 기법으로 대기보정을 실시하였고, 동일한 지역을 분류하기 위해 상대적으로 밴드가 적은 ETM' 영상을 Hyperion 영상에 "Image to Image"로 기하보정을 실시하였다.

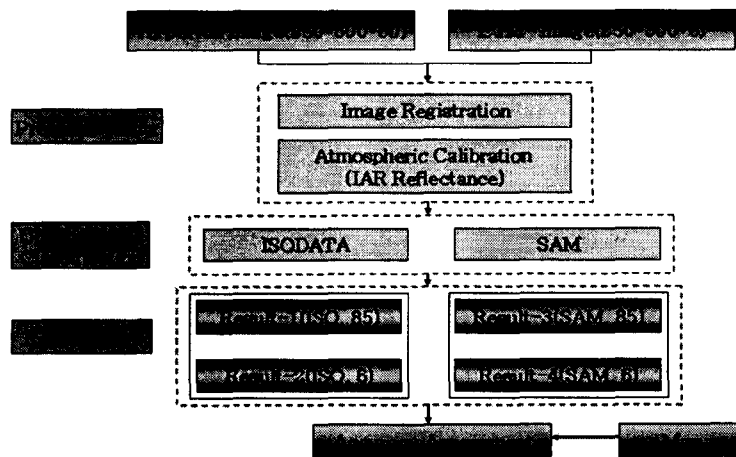


그림 2. 연구 흐름도

사용된 영상과 알고리즘에 같은 조건을 적용하기 위해, 10개의 초기 클러스터 중심을 임의로 지정하였고, 모든 반복계산 도중 초기 클러스터 개수의 1% 이내의 화소가 이동 할 때 계산을 멈추도록 설계하였다. ERDAS와 ENVI 프로그램을 이용하여 영상 전처리를 수행하였고, 모든 계산은 Matlab 프로그램을

3) 각 화소값을 밴드 화소 평균값으로 나누어 새로운 영상을 생성. 스펙트럴 라이브러리와 같은 형태의 분광특성곡선이 만들어짐.

이용했다. 1:25,000 축척의 지형도를 이용하여 분류 정확도를 정량적으로 평가하였으며, 영상과 알고리즘을 기준으로 비교 분석하였다.

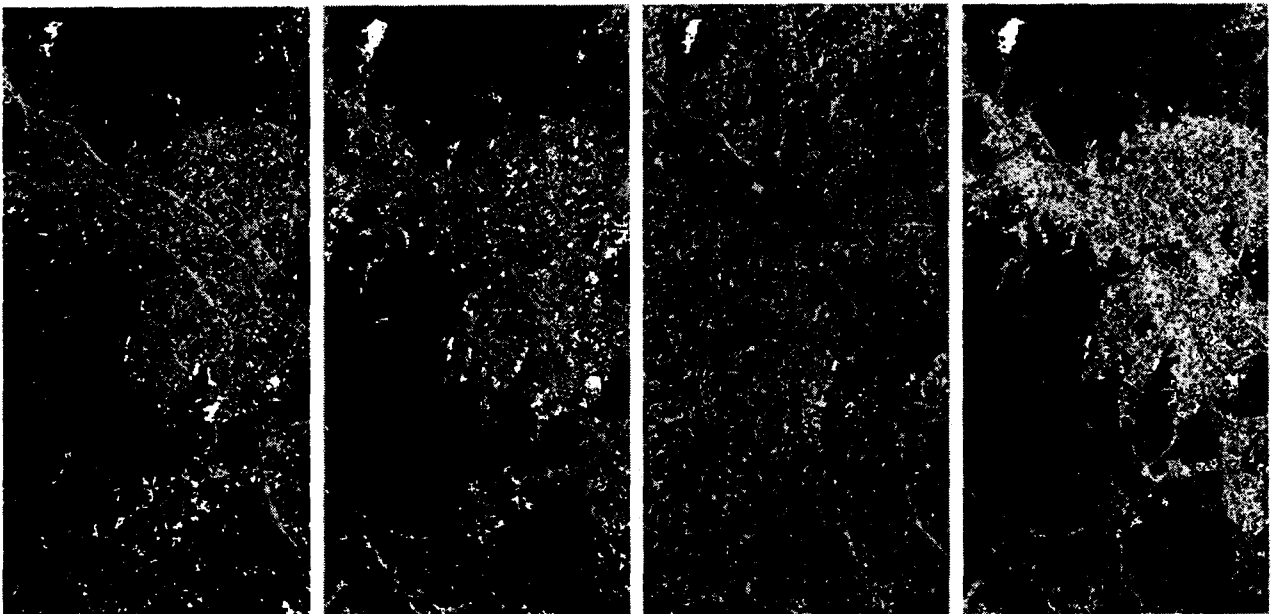
3.3 결과 및 정확도 평가

3.3.1 시각적 평가

결과 정확도 평가는 두 가지의 형태로 분석하였다. 우선 각 클러스터링의 클래스 배정을 통해 같은 클래스들을 동일한 색깔로 표시하여 시각적으로 전체적인 분류 결과를 분석해 보았고, 실제 지도상에 나타나는 클래스들과 직접적인 비교를 통하여 정량적 분석을 수행하였다.

알고리즘 간 결과 비교에서, USAM의 경우 도심지(Urban Area)와 산림지(Forest), 물(Waterbody)의 분류가 잘 구분되어 나타났다. 실제 각 클래스 별 영상을 만들어 보았을 때, 도로 및 주거지, 밝은 토양 등의 클래스들의 구분이 잘된 것을 알 수 있었으나, 초지(Grass)로 지정된 클래스의 경우 산림지와 혼동되는 부분이 나타남을 확인할 수 있었다. ISODATA 기법은 명확히 물이라고 지정되어지는 클래스의 분류에 있어서 좋지 못한 결과를 아래의 그림에서 볼 수 있다. 또한 도로와 도심의 구분이 뚜렷하지 못하고 몇몇 클러스터들에 있어서 클래스를 정의하는데 어려움이 있었다. 하지만, Hyperion 영상에서 밝은 지역과 어두운 산림지는 잘 구분되어짐을 알 수 있었다.

같은 알고리즘 상에서 ETM⁺ 영상과 Hyperion 영상의 분류 결과를 시각적으로 판단하기에는 그 차이가 미미하였다. 우선 주목할 부분은 USAM에서 Hyperion 영상이 도심지의 도로를 분류하는데 좀더 나은 결과를 보인 반면 산림지 또는 초지의 과분류 현상이 나타난다는 것이다. ISODATA 기법의 경우 위에서 언급한바와 같이 상당히 많은 오분류 지역이 많이 나타남을 알 수 있었고, Hyperion 영상에서도 도심의 주거지역과 도로의 경계를 구분하지 못하였고, 도로의 과분류가 나타난 것을 ETM⁺ 영상에서 확인할 수 있다. 아래 그림 4는 각 영상에 적용한 Hyperion 영상과 ETM⁺ 영상의 결과를 나타낸 것이다.



(a) USAM Hyperion (b) USAM ETM+ (c) ISODATA Hyperion (d) ISODATA ETM+

그림 4. 결과 영상

3.3.2 정량적 분석

결과 영상의 정량적인 분석을 위해 참조자료인 1:25,000 축척의 지형도를 이용하여 격자형태로 추출한 230개의 샘플을 통해 정확도를 평가하였다. 그 결과 실제 USAM 알고리즘을 적용한 ETM⁺ 영상이 가장 좋은 정확도(76.52%)를 보인 반면 Hyperion 영상에 USAM 기법을 사용한 결과는 시각적으로 분석

한 결과와는 달리 정량적인 분석의 경우 ETM⁺ 영상보다 좋지 못한 결과(63.04%)가 나왔다. 이것의 원인을 알아보기 위해 각 클러스터 별로 영상을 나타내서 분석해 보았는데, 도시지역의 분류는 잘 된 반면 산림지의 분류 결과가 좋지 못해 전체적인 정확도를 낮춘 것으로 판단된다. ISODATA 기법을 적용한 영상에서는 시각적인 분석과 마찬가지로 낮은 결과 정확도(Hyperion: 53.91%, ETM⁺: 54.11%)를 보였다. 아래의 표는 각 기법과 영상에 적용한 4가지 경우의 분류 결과이다.

표 2. USAM ETM⁺

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5	Class 6	Class 7	Class 8	Class 9	Class 10
Reference Total	2	3	23	24	42	8	18	38	47	25
Classified Total	0	10	22	25	28	13	27	38	45	22
Number Correct	0	3	22	14	24	5	18	38	37	15
Produce Accuracy	-	100.00%	95.65%	58.33%	57.14%	62.50%	100.00%	100.00%	78.72%	60.00%
Users Accuracy	-	30.00%	100.00%	56.00%	85.71%	38.46%	66.67%	100.00%	82.22%	68.18%
Total Accuracy	76.52 % (= {(176/230)×100})									

표 3. USAM Hyperion

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5	Class 6	Class 7	Class 8	Class 9	Class 10
Produce Accuracy	50.00%	66.67%	76.47%	45.83%	100.00%	57.14%	13.95%	92.50%	85.71%	37.50%
Users Accuracy	50.00%	11.76%	100.00%	40.74%	85.71%	82.76%	54.55%	71.15%	50.00%	37.50%
Total Accuracy	63.04 % (= {(145/230)×100})									

표 4. ISODATA ETM⁺

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5	Class 6	Class 7	Class 8	Class 9	Class 10
Produce Accuracy	0.00%	80.00%	93.33%	100.00%	26.47%	29.17%	22.73%	100.00%	0.00%	25.00%
Users Accuracy	0.00%	94.12%	91.30%	9.09%	36.00%	24.14%	62.50%	66.67%	0.00%	40.00%
Total Accuracy	53.91 % (= {(124/230)×100})									

표 5. ISODATA Hyperion

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5	Class 6	Class 7	Class 8	Class 9	Class 10
Produce Accuracy	50.00%	58.18%	20.83%	64.15%	50.00%	64.00%	100.00%	25.00%	11.11%	-
Users Accuracy	9.09%	84.21%	11.90%	79.07%	55.26%	44.44%	80.00%	50.00%	33.33%	-
Total Accuracy	53.91 % (= {(124/230)×100})									

4. 결론

분광차원 상에서 거리를 이용하여 분류를 수행하는 기존의 기법들과는 달리 본 연구에서는 각을 이용하여 그 유사도를 측정하는 SAM 기법을 무감독 분류를 통해 위성영상에 적용하였다. 230개의 샘플 평가를 이용한 ETM⁺ 영상 USAM 76.52%, ISODATA 53.91%의 정확도와 Hyperion 영상 USAM, ISODATA 기법이 각각 63.04%, 53.91%의 정량적 분석을 통해 분광차원 상에서 사용되는 각의 개념이 분광거리를 이용하는 기존의 클러스터링 기법보다 높은 분류정확도를 나타내는 알고리즘임을 확인할 수 있었다. 하이퍼스펙트럴 영상의 경우 정량적인 분석에서 ETM⁺ 영상보다 낮은 정확도를 보였으나, 초지와 산림지의 분류를 제외한 도심지나 물의 분류에 있어서는 ETM⁺ 영상보다 오히려 시각적으로 좋은 분류 결과가 나타남을 알 수 있었다.

또한 육안의 판단을 통한 트레이닝의 화소를 잡거나 분류에 필요한 최소한의 트레이닝 화소수를 확보하는데 어려움이 발생하는 하이퍼스펙트럴 영상 감독분류의 문제점들을 본 연구에 사용된 USAM 기법을 통해 나온 결과를 이용하여 보조적인 트레이닝 정보로서 사용할 수 있을 것으로 사료된다.

하지만, USAM의 경우 이론적으로 원점(Dark Point)으로부터 거리에는 민감하지 않아 클러스터 중심 스펙트럼과 가까운 거리에 있게 되는 미지의 화소라도 더 작은 각을 가지면 그 클러스터로 편입되는 분류의 단점이 발생한다. 또한 유효 밴드의 선택이나 대기 효과의 보정과 같은 전처리 과정이 영상의 분류 결과에 많은 영향을 미치는 것으로 판단된다. 향후 연구를 통해, 발생하는 오분류의 가능성을 분석하여 그 해결책을 제시하고, 보완적인 영상의 전처리 과정이 필요 할 것으로 보인다.

참고문헌

- 한동엽, 김혜진, 김대성, 조영욱, 김용일 (2003), Hyperion 영상의 분류를 위한 밴드추출, 2003년 공동춘계학술대회 논문집, 한국지형공간정보학회, pp. 94-99.
- James B. Campbell (1996), Introduction to Remote Sensing, The Guilford Press, New York, pp. 313-343.
- ENVI (1999), Tutorials, Research Systems, Boulder, Colorado, pp. 323-333.
- F. A. Kruse, A. B. Lefkoff, J. W. Boardman, K. B. Heidebrecht, A. T. Shapiro, P. J. Barloon, and A. F. H. Goetz (1993), The Spectral Image Processing System(SIPS)-Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 44, pp. 145-163.
- John A. Richards (1994), Remote Sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag, New York, pp. 187 & 229-244.
- Youngsinn Sohn and N. Sanjay Rebello (2002), Supervised and Unsupervised Spectral Angle Classifiers, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, ASPRS, Vol. 68, No. 12, pp. 1271-1280.