AISA 초분광 영상에 대한 Endmember 추출 알고리즘의 적용성 분석

송아람* · 장안진*[†] · 김용일* · 최재완**

*서울대학교 건설환경공학부, **충북대학교 토목공학과

Applicability Evaluation of Endmember Extraction Algorithms on the AISA Hyperspectral Images

Ahram Song*, Anjin Chang*[†], Yong-Il Kim* and Jaewan Choi**

*Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National University

**School of Civil Engineering, Chungbuk National University

Abstract : Extraction of correct endmembers is prerequisite to successful spectral unmixing analysis. Various endmember extraction algorithms have been proposed and most experiments based on endmember extraction have used synthetic image and AVIRIS image data. However, these data can present different characteristics comparing with hyperspectral images acquired from real domestic environment. For this study, a test-bed was constructed for analysing the difference on diverse substances and sizes in domestic areas, and AISA hyperspectral imagery acquired from the test-bed was tested with two well-known endmember extraction algorithms: IEA, and N-FINDR. The results indicated that two different algorithms depended on the number of endmembers and material types in the test-bed. Therefore, optimized number of endmembers and characteristics of materials in test-bed site should be considered for the effective application of endmember extraction algorithms.

Key Words : Endmember, Spectral Unmixing, IEA, N-FINDR, SID

요약 : 분광혼합분석을 효과적으로 수행하기 위한 정확한 endmember의 추출은 반드시 선행되어야 할 조건이며, 이를 위한 다양한 endmember 추출 알고리즘들이 개발되었다. 이러한 endmember 추출 알고리즘의 개발 및 적용성을 평가하기 위한 기존의 연구는 대부분 모의 초분광 영상 또는 AVIRIS 영상을 대상으로 진행되었다. 그러나 이러한 영상 자료는 실제 국내에서 획득되고 활용할 수 있는 초분광 영상과 차이를 보일 수 있다. 따라서 본 연구에서는 국내에서 취득된 AISA 초분광 영상에 대하여 대표적인 endmember추출 알고리즘을 사용하고, 그 적용성을 평가하였다. 물질의 종류 및 크기에 따른 차이를 분석하기 위하여 인공적으로 설계한 테스트베드를 구축하고, AISA 초분광 영상을 취득하여 실험 자료로 이용하였다. 실험결과, 테스트베드 내 물질과 초기 입력값에 따라 알고리즘별로 endmember 추출결과가 다르게 나타났다. 따라서 효과

접수일(2013년 9월 5일), 수정일(1차 : 2013년 10월 10일, 2차 : 10월 16일), 게재확정일(2013년 10월 18일).

[†] 교신저자: 장안진(chvictor82@gmail.com)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited

적인 endmember 추출 알고리즘을 적용하기 위해서는 영상을 구성하는 테스트베드 내 물질의 특성 및 최적의 endmember의 개수를 고려해야 할 것이다.

1. 서론

초분광(hyperspectral) 영상은 불연속적인 영역에서 분광정보를 제공하는 다중분광(multispectral) 영상에 비해 좁고 연속적인 밴드에서 넓은 파장영역의 분광곡선을 획득할 수 있지만, 다중분광 영상에 비하여 상대적으로 낮은 공간해상도를 갖는다(Chang *et al.*, 2013; Goetz *et al.*, 1985). 공간해상도가 낮을 경우 하나의 화소가 표현 가능한 지상면적 내에서 여러 가지 물질이 혼합되어 나타날 수 있는데, 이 때 화소값은 여러 물질의 분광특성이 혼합된 형태로 취득된다(Shin *et al.*, 2006). 이러한 혼합화소 내부의 순수한 물질의 구성 정보를 추출하기 위한 기법을 분광혼합분석(spectral mixture analysis)이라 하고, 순수한 물질의 분광정보를 endmember, 순수한 물질이 각 화소 내부에서 차지하는 비율을 abundance라고 정의한다(Jeong *et al.*, 2006).

분광혼합분석을 위해서는 영상 내에 존재하는 정확한 endmember의 종류와 개수를 아는 것이 매우 중요하며, 분광혼합분석은 영상의 화소값을 이용하여 직접적으로 추출하는 방법(image endmember)과 실험실 또는 현장에서 물질의 분광반사도(spectral reflectance)를 측정하여 구축한 분광라이브러리(spectral library)를 이용하는 방법으로 나눌 수 있다(Lee and Lee, 2006; Kim, 2011). 분광라이브러리를 이용하는 방법은 영상획득 당시의 환경과 실험실의 환경의 상이하다는 것과 영상 내부에 존재하는 정확한 피복물질을 사전에 알고 있어야 한다는 한계점이 있기 때문에, 영상에서 직접적으로 endmember를 추출하기 위한 다양한 알고리즘들이 개발되어 왔다(Kim, 2012; Li and Zhang, 2011; Plaza and Chang, 2006). 또한 영상 내 endmember 추출 알고리즘의 효율성을 비교·평가하고자 하는 다양한 시도가 있었다. Plaza *et al.* (2004)는 모의(simulated) 초분광 영상과 Airborne Visible/infrared Imaging Spectrometer(AVIRIS) 초분광 영상에 Pixel Purity Index(PPI), N-FINDR, Iterative Error Analysis(IEA), Optcal Real-time Adaptive Spectral Identification System(ORASIS) 등의 endmember 추출 알고리즘을 적

용하여 결과를 분석하였고, Li and Zhang(2011)은 IEA와 Orthogonal Subspace Projection(OSP)의 장점을 혼합한 Hybrid Endmember Extraction Algorithm(HEEA)를 개발하여 기존의 endmember 추출알고리즘과의 비교를 통해 HEEA의 우수성을 증명하였다.

기존에 발표된 연구들은 대부분 지구측된 분광 라이브러리를 기반으로 생성한 모의 초분광 영상 또는 AVIRIS 초분광 영상을 활용하였다(Kim *et al.*, 2005; Li and Zhang, 2011; Plaza and Chang, 2006). 비록 인공적으로 잡음(noise)을 추가하여 모의 초분광 영상을 생성하더라도(Van der Meer, 2006), 모의 영상은 분광 라이브러리를 기반으로 생성되기 때문에, 토지피복, 대기효과, 촬영 시간 등 자료 취득 환경이 다른 실제 초분광 영상과 상이한 특성을 가질 수 있다. 한편, AVIRIS 초분광 영상은 미국 지역을 중심으로 취득되는 자료로서 낮은 공간해상도(20m)를 가지기 때문에, 영상 내에 존재하는 순수한 화소들을 확보하기 어려운 문제를 지닌다. 특히, 국내에서는 다양한 활용을 위한 Airborne Imaging Spectrometer for Applications(AISA)와 Compact Airborne Spectrographic Imager(CASI) 등의 센서를 통한 초분광 영상의 취득이 증가하고 있기 때문에, 초분광 영상의 주요한 분석 기법 중 하나인 endmember 추출 알고리즘을 국내에서 취득되는 실제 초분광 영상에 적용하고, 그 특징 및 적용성을 분석하는 연구가 필요한 실정이다.

따라서, 본 연구에서는 실제 초분광 영상에 대한 endmember 추출 알고리즘의 적용성을 분석하고자 하였다. 먼저 초분광 영상 촬영 지역에 인공적으로 테스트베드를 구축하고, AISA 센서를 이용하여 자료를 취득하였다. 실제 초분광 영상에 대표적인 endmember 추출알고리즘 2가지(IEA, N-FIDNR)를 적용하고, 추출된 endmember 간의 분리도를 이용하여 추출 결과를 분석하였다. 분리도를 판단하는 척도로는 Spectral Information Divergence (SID)를 이용하였다. 알고리즘의 적용성은 정확한 endmember 추출 결과 및 혼합물질의 추출 여부 등을 중심으로 분석하였다.

2. 연구 방법

1) Endmember 추출 알고리즘

영상 내에서 순수한 분광정보를 갖는 화소가 존재한다고 가정하였을 때, endmember 추출 알고리즘은 크게 두 가지 범주로 나눌 수 있다. IEA나 Vertex Component Analysis(VCA)같이 미리 추출된 endmember를 기반으로 다음 endmember를 추출하는 Sequential Endmember Extraction Algorithm(SQEEA)와 추출하고자 하는 endmember 수에 따라 동시에 p 개의 endmember 조합을 찾는 Simultaneous Endmember Extraction Algorithm(SMEEA)가 있다. SMEEA의 대표적인 알고리즘으로는 N-FINDR, PPI, Convex Cone Analysis(CCA)가 있다. 알고리즘의 특성상 상대적으로 계산 시간이 긴 SQEEA보다 SMEEA가 더 효율적인 endmember 추출 알고리즘으로 평가되고 있으나, SMEEA의 경우 계산 과정이 복잡하기 때문에 경우에 따라 SQEEA가 더 효과적으로 endmember를 추출할 수 있다(Chang *et al.*, 2006). 따라서 본 연구에서는 SQEEA와 SMEEA의 대표적인 알고리즘인 IEA와 N-FINDR를 선택하여 실험에 적용하였으며, 이에 대한 세부사항은 다음과 같다.

(1) IEA(Iterative Error Analysis)

IEA 알고리즘은 영상 내부에 각 물질의 순수한 화소가 존재한다고 가정을 기반으로 하며, 입력변수로 추출될 endmember의 개수 N , 픽셀의 개수 R , 각의 크기 θ 를 설정한다. 일반적으로 화소의 평균 분광정보를 초기 벡터로 설정한다. 초기 벡터를 이용하여 제한적 선형 분광 혼합분석(constrained linear spectral mixture analysis)을 수행하고 혼합분석 수행 후에 각 화소에서 발생하는 오차 정보를 가진 오차 영상을 계산한다. 오차 영상에서 평균 분광정보와 가장 많은 차이를 가진 벡터가 가장 큰 오차를 나타낸다. 가장 큰 오차를 가진 화소의 분광 벡터를 구하고 θ 각 안에 들어있는 R 개의 화소를 선택하여 구한 평균값이 첫 번째 endmember가 된다. 구해진 첫 번째 endmember를 사용하여 제한적 선형 분광혼합분석을 다시 수행하고 오차 영상에서 첫 번째 endmember와 비교하여 가장 큰 오차를 가지는 벡터를 찾고 다시 θ 각 안에 들어있는 R 개의 화소의 평균값으로 두 번째 endmember를 구한다. 이러한 과정을 원하는 개수의

endmember를 구할 때까지 반복한다(Neville *et al.*, 1999).

본 연구에서는 IEA 알고리즘의 변수를 $R=1$, $\theta=0$ 으로 결정하였는데, 이는 θ 범위 내에 있는 R 개의 화소의 평균을 구하는 IEA의 특성상 이 값이 실제 영상에 존재하지 않을 수 있기 때문에 추출한 endmember를 실제 영상 내 화소로 추출하기 위하여 위와 같이 설정하였다(Plaza and Chang, 2005).

(2) N-FINDR(N-finder Algorithm)

N-FINDR기법은 Winter *et al.*(1999)에 의해 제안된 기법으로, IEA와 비롯해 최근에 가장 많이 연구되고 있는 기법 중 하나이다. 이 기법은 endmember들로 이루어진 simplex의 부피가 가장 크다고 가정한다. 따라서 임의로 추출된 p 개의 화소 조합을 시작으로 영상내의 모든 화소들을 대상으로 화소 조합을 구성해나가면서 가장 큰 부피의 단체를 나타내는 화소 조합의 구성 화소들을 최종 endmember로 추출한다(Kim, 2011). p 개의 endmember를 추출하기 위해서는 Principal Component Analysis(PCA)나 Minimum Noise Fraction(MNF)를 통하여 자료압축과정이 선행되기 때문에 자료 처리 시간이 IEA나 기타 알고리즘에 비해 빠르다. 또한 N-FINDR는 입력변수로 추출하고자 하는 endmember의 개수 외에도 다른 입력변수를 요구하지 않는다는 장점을 가지고 있다.

2) 분리도

화소간 분리도를 측정하는 기법으로는 두 분광곡선의 각도를 측정하는 Spectral Angle Mapper(SAM) 두 화소의 공간적 거리를 측정하는 Euclidean Distance(ED), 화소간 상관계수를 계산하는 Spectral Correlation Measure(SCM)등이 있다(Shin and Lee, 2012; Kim *et al.*, 2005).

본 연구에서는 이러한 전통적인 기법들 보다 화소간 분광특성의 유사성 및 분리도를 효과적으로 표현할 수 있다고 알려져 있는 Spectral Information Divergence(SID)를 사용하여 endmember간의 분리도를 평가하고자 하였다(Chang, 2000; Van der Meer, 2006).

정보이론(information theory)에 기인하는 SID는 비교하고자 하는 화소를 임의의 확률 변수로 가정하여 확률론적 관점에서 분리도를 측정한다. 즉, 밴드간 분광패턴의 변화(spectral variability)의 차이를 상대 화소에 기인하

여 계산한다(Du *et al.*, 2004).

SID는 확률변수의 불확실성을 고려하기 때문에 많은 밴드에서 자료를 수집하여 잡음이 섞일 수 있는 초분광 영상에서 분광특성의 차이를 분석하기에 SAM이나 ED 보다 효과적이라고 알려져 있다(Chang, 1999). a , b 를 두 화소라고 할 때, 화소 a 에 대한 b 의 상대엔트로피 $D(a||b)$ 는 식 (1)와 같이 정의되는데, SID는 $D(a||b)$ 와 $D(b||a)$ 와 합으로 정의된다(식 (2)).

$$D(a||b) = \sum_{i=1}^L p_i D(a_i||b) = \sum_{i=1}^L p_i (I_i(b) - I_i(a))$$

$$= \sum_{i=1}^L p_i \ln\left(\frac{p_i}{q_i}\right) \quad (1)$$

$$SID(a||b) = D(a||b) + D(b||a) \quad (2)$$

이때 I 는 화소 a , b 의 자기정보(self information)를 나타내며(Fano, 1961), p_i 와 q_i 는 화소 a , b 의 밴드 i 에서의 확률 벡터를 나타낸다.

3. 실험 결과 및 분석

1) 테스트베드 구축 및 AISA 초분광 영상 자료 획득

Endmember 추출 알고리즘을 실제 초분광 영상에 적용시키고자 테스트베드를 구축하고 대상지역에 대한 영상을 획득하였다. 테스트베드는 천연잔디, 인공잔디, 부직포, 슬레이트, 백자갈, 흑자갈, 흙(배경) 등 총 7개의 순수한 물질로 구성되었고, 지상분광계를 통해 각각의 분광특성을 추출하였다(Fig. 1(c)). 물질별 위치 및 크기는 Fig. 1(a)와 같다. 구축된 테스트베드는 핀란드 Specim사의 초분광센서인 AISA 듀얼 센서로 촬영하였다. 본 실험에서는 400~1000 nm 파장대에서 데이터를 획득하는 Eagle센서에서 얻어진 영상을 사용하였으며, 해당 테스트베드 지역만 추출하여 endmember 추출 알고리즘을 적용하였다(Fig. 1(b)).

2) Endmember의 유사도 분석

Fig. 1. Information of Test-bed (a) Graphical layout of Test-bed, (b) Subset image of test-bed (R=band97, G=band65, B=band33), (c) Spectra of seven signatures (Chang *et al.*, 2013).

Table 1. SID values extracted from IEA algorithm for 6 materials

	Grass	Tartan Turf	Green Fabric	Slate	White Gravel	Background
Grass	0.000	0.456	0.219	1.062	0.694	0.532
Tartan Turf		0.000	0.190	0.806	0.594	0.510
Green Fabric			0.000	0.796	0.552	0.456
Slate				0.000	0.053	0.124
White Gravel					0.000	0.029
Background						0.000

Table 2. SID values extracted from N-FIDNR algorithm for 6 materials

	Grass	Tartan Turf	Green Fabric	Slate	White Gravel	Background
Grass	0.000	0.445	0.219	1.019	0.694	0.532
Tartan Turf		0.000	0.190	0.708	0.532	0.450
Green Fabric			0.000	0.761	0.552	0.456
Slate				0.000	0.045	0.111
White Gravel					0.000	0.029
Background						0.000

테스트베드 지역은 천연잔디, 인공잔디, 부직포, 슬레이트, 백자갈, 흑자갈, 흙(배경) 등 총 7개의 순수한 물질이 존재한다. 따라서 우선적으로, 7개($p=7$)의 endmember를 추출하여 분리도를 측정하였다. 본 연구에서 적용한 알고리즘들은 p 값(초기 endmember의 수)에 상관없이 흑자갈을 추출하지 못하였다. 흑자갈이 endmember로 추출되지 못한 이유는 테스트베드 내에서 흑자갈은 1×1 m, 0.5×0.5 m로 제작되었기 때문에 영상에서 하나의 화소로 인식되기 어렵기 때문이다. 또한 흑자갈의 밝기값은 배경물질인 흙과 유사한 값을 가지기 때문에 독립적인 물질로 구분되기 어려웠다. 그러나 동일한 크기를 갖는 백자갈의 경우, 배경물질인 흙에 비해 매우 밝은 밝기 값을 갖기 때문에 흙과 구분되는 하나의 endmember로 추출되었다. 단, 이 경우 백자갈의 분광패턴은 기존의 백자갈의 밝기값과 흙의 밝기값이 혼합된 형태로 나타났다.

Table 1~2는 각각의 알고리즘별로 추출한 6가지 물질 사이의 SID를 나타낸다. IEA와 N-FIDNR 모두 흑자갈을 제외한 6가지 물질을 endmember로 추출하였다. 상대적으로 천연잔디, 인공잔디, 부직포가 서로 낮은 SID 값을 가졌고, 슬레이트, 백자갈, 흙 등이 서로 낮은 SID 값을 보였다. 특히 가시광선 영역에서 유사한 밝기값을 나타내는 천연잔디와 인공잔디, 부직포의 경우, 천연잔디는 인공잔디와의 분리도가 부직포보다 큰 것으로 나

타났다. 이는 천연잔디가 인공잔디보다 부직포와 분광 특성이 유사하다는 것을 의미한다. 백자갈이 어두운 밝기값을 갖는 슬레이트 및 흙과 낮은 SID 값을 갖는 이유는 endmember가 위치상으로는 백자갈이 설치된 화소에서 추출되었으나 배경물질인 흙의 영향으로 흙의 분광패턴과 유사하게 추출되기 때문이다. 이러한 이유로 두 알고리즘에서 모두 백자갈과 흙의 SID 값이 가장 낮았는데, 이 값을 영상에서 가장 유사한 물질간의 SID 값으로 보고 이를 임계치로 설정하여 추후 중복된 물질이 추출되었는지 판단여부로 사용하였다.

3) Endmember 추출 개수에 따른 적용성 분석

대부분의 endmember 추출 알고리즘들은 초기 입력 값 p 의 큰 영향을 받는다. 따라서 p 값에 의한 추출 결과를 비교하고자 p 값을 3부터 14까지 변화시키며 결과를 비교·분석하였다. p 값이 영상 내에서 추출할 수 있는 순수한 물질의 개수 이상으로 주어졌을 때, endmember가 추출되는 패턴을 분석하기 위하여 영상에 존재하는 순수한 물질의 2배수인 14까지 입력하였다. 이상적인 endmember 추출 알고리즘을 판단하는 기준으로서 혼합 물질로 구성된 화소를 독립적인 endmember로 추출하는지 여부와 endmember들 간의 분리도를 고려하였다. 혼합물질로 구성된 화소는 사실상 순수한 물질이 아니므로 endmember로 추출되지 않아야 하며 추출된

Table 3. SID values from endmembers extracted from IEA algorithm

	EM1	EM2	EM3	EM4	EM5	EM6	EM7	EM8	EM9	EM10	EM11	EM12	EM13	EM14
EM1	0.0000	0.0531	0.6945	0.5397	0.5944	0.5523	0.0289	0.0140	0.4722	0.3539	0.0534	0.0166	0.1695	0.4207
EM2		0.0000	1.0619	0.7824	0.8061	0.7963	0.1245	0.0531	0.6816	0.5672	0.1872	0.1000	0.3318	0.6065
EM3			0.0000	0.2313	0.4564	0.2193	0.5316	0.7278	0.2992	0.2329	0.4028	0.5722	0.3164	0.4186
EM4				0.0000	0.1409	0.0060	0.4445	0.5652	0.0234	0.0275	0.3478	0.4820	0.1190	0.1385
EM5					0.0000	0.1899	0.5102	0.6085	0.0722	0.1175	0.4144	0.5532	0.1820	0.0200
EM6						0.0000	0.4556	0.5794	0.0458	0.0424	0.3603	0.4935	0.1375	0.1835
EM7							0.0000	0.0240	0.3934	0.2695	0.0171	0.0099	0.1183	0.3456
EM8								0.0000	0.4944	0.3705	0.0581	0.0153	0.1813	0.4273
EM9									0.0000	0.0210	0.3094	0.4289	0.0881	0.0684
EM10										0.0000	0.1950	0.3017	0.0386	0.0820
EM11											0.0000	0.0218	0.0747	0.2693
EM12												0.0000	0.1370	0.3830
EM13													0.0000	0.1036
EM14														

endmember들 사이의 분리도는 동일한 물질이 중복되어 추출되지 않았다고 가정했을 때, 특정 임계치 이하로 내려가지 않는 것이 이상적이기 때문이다.

Table 3은 p값을 증가시켰을 때 추가된 endmember와 기존의 endmember들 간의 분리도를 나타낸다. 그러나, N-FINDR의 경우 최대의 부피를 갖는 endmember p개의 조합을 찾는 알고리즘의 특성상 p값에 따라 endmember의 조합이 달라진다. 이는 최소 임계치를 이용하여 기존 endmember와 추가된 endmember사이의 분리도 측정하는 분석방식을 적용할 수 없다는 것을 의미한다. 따라서 N-FINDR를 적용한 결과는 endmember가 추출된 위치와 각각의 분광곡선을 시각적으로 비교하였다. Table 1~2를 이용하여 각각의 알고리즘별로 영상

내에 존재하는 가장 유사한 물질간의 SID값을 임계값으로 설정하고, 분리도가 임계치 이하인 값을 갖는 물질들은 동일한 물질로 판단하였다. 분석의 용이성을 위하여 SID값이 임계치 이하인 것은 굵은 글씨로 구분하였다.

p값이 영상 내 존재하는 순수한 물질의 개수와 동일하게 주어질 때, IEA는 동일한 물질에서 중복된 endmember를 추출하였다. 예를 들어 EM6(p=6일 때 새롭게 추가된 endmember를 칭함)는 EM4와 임계치 이하의 SID값을 갖는데(Table 3), 이 경우 EM6는 EM4와 동일물질로 추정할 수 있다. 실제 endmember가 추출된 위치(Fig. 2(a))와 분광곡선(Fig. 2(b))을 보면 EM4와 EM6 모두 부직포에서 추출되었으며 분광곡선도 거의 유

Fig. 2. Results of endmember extraction from IEA(p=6) (a) location of endmembers, (b) spectra of 6 materials.

사한 것을 확인할 수 있다.

IEA가 중복된 물질에서 endmember를 추출한 이유는 잡음의 영향에 민감한 계산 방식 때문이다. IEA는 새로운 endmember를 추가할 때 분광혼합분석 과정에서 생성된 오차영상에서 오차가 가장 큰 화소를 다음 endmember로 추가한다. 하지만 잡음으로 인하여 중복된 물질의 화소가 가장 큰 오차를 보이는 경우, 순수한 물질이 존재하는 화소 대신 잡음이 발생한 화소가 새로운 endmember로 추출된다.

N-FINDR의 경우 p 값이 7이하로 주어졌을 때, 추출하고자 하는 endmember가 증가할 때 마다 기존의 endmember의 위치가 미묘하게 변하긴 하지만 추출된 endmember의 종류의 조합에는 큰 변화가 없었다. 또한 우선적으로 순수한 화소에서 모든 endmember(흑자갈 제외)를 우선적으로 추출 하였다. $p=6$ 일 때 하나의 endmember가 중복된 물질에서 추출된 IEA와 다른 경향을 보인다.

추출하고자 하는 endmember의 개수가 영상 내 존재하는 순수한 물질의 개수보다 크게 주어질 때의 경향을 살펴보면, IEA는 혼합물질 보다는 중복된 물질에서 endmember를 추가하였다. 영상 내의 존재하는 모든 물질을 endmember로 추출한 후, 추가된 endmember는 중복된 물질에서 추출되었을 것이라고 예상할 수 있다. 그러나 EM13과 같이, 기존의 endmember와의 SID값이 임계치 이상인(Table 3) 물질이 endmember로 추출되는 경우가 존재할 수 있다. 이는 임계치 설정 시 고려하지 않았던 혼합물질을 추출하였기 때문이다. 혼합물질은 실제 구축한 타겟 이외에도 공간해상도의 문제로 물질의 경계면이 하나의 화소로 구성될 가능성이 있다. 실제 EM13이 추출된 위치를 확인한 결과, 부직포와 흙의 경계면에서 추출된 것을 확인할 수 있었다. 즉, 물질의 경계부근이 새로운 분광값을 갖는 화소로 인식된 것으로 판단된다.

반면, N-FINDR는 중복된 물질에서 endmember를 추가하기 보다는 혼합물질에서 endmember를 추출하는 경향을 보였다. 이는 N-FINDR의 경우, 단체의 부피가 최대를 갖는 p 개의 endmember의 조합을 갖기 때문에 중복된 물질보다는 새로운 화소값을 갖는 혼합물질에서 endmember를 추가하기 때문이다.

4. 결론

본 연구에서는 초분광 영상의 주요한 분석 기법 중 하나인 endmember 추출 알고리즘을 국내에서 취득된 AISA 초분광 영상에 적용하고 그 특징 및 적용성을 분석하였다. 실험에 사용한 endmember 추출 알고리즘은 IEA와 N-FINDR이며, 각각의 알고리즘으로 추출된 endmember에 대한 SID값을 계산하여 분리도를 확인하였다.

초기 입력값 p 의 변화에 따른 추출 결과를 분석하기 위하여 p 의 값을 변화하며 실험을 수행하였다. 실험 지역에 존재하는 물질의 개수($p=7$) 이하의 endmember를 추출하는 경우 N-FINDR는 중복된 물질 없이 영상 내에 순수한 물질을 우선적으로 추출하였고, IEA의 경우 하나의 endmember를 중복된 물질에서 추가하였다. 또한 추출하고자 하는 endmember의 개수가 영상 내에 존재하는 순수한 물질의 개수 이상으로 주어질 때, N-FINDR는 혼합물질에서 새로운 endmember를 추가하는 경향을 보였으며 IEA는 혼합물질보다는 중복된 물질에서 새로운 endmember를 추가하였다.

본 연구의 실험결과, 적용한 알고리즘의 계산 방식, 테스트베드 내 물질의 종류 및 수, 초기 입력값 p 가 추출 결과에 영향을 주는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 효과적인 endmember추출 알고리즘을 적용하기 위해서는 영상을 구성하는 테스트베드 내 물질의 특성 및 최적의 p 를 고려해야 할 것이며 사용하는 영상과 연구 목적에 적합한 endmember 추출 알고리즘을 선택해야 한다. 향후 다양한 테스트베드 구축 및 센서에 따른 실험이 추가적으로 수행될 예정이며, endmember 간의 SID값을 이용하여 최적의 p 를 자동으로 결정하는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

사 사

본 연구는 2013년도 정부(교육과학기술부)의 지원으로 한국연구재단의 우주핵심기술개발사업의 지원을 받아 수행되었습니다(NRF-2012M1A3A3A02033469).

Reference

- Chang, C.-I., 1999, Spectral Information Divergence for Hyperspectral Image Analysis, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Hamburg, Germany, June 28-July 2, pp.509-511.
- Chang, C.-I., 2000, An Information-theoretic Approach to Spectral Variability Similarity, and Discrimination for Hyperspectral Image Analysis, *IEEE Transaction on Information Theory*, 46(5): 1927-1932.
- Chang, A., Y. Kim, S. Choi, D. Han, J. Choi, Y. Kim, Y. Han, H. Park, B. Wang, and H. Lim, 2013, Construction and Data Analysis of Test-bed by Hyperspectral Airborne Remote Sensing, *Korean Journal of Remote sensing*, 29(2): 161-172.
- Du, H., C.-I., Chang, H. Ren, C.-C. Chang, J.O. Jensen, and F.M. D'Amico, 2004, New Hyperspectral Discrimination Measure for Spectral Characterization, *Optical Engineering*, 43(8): 1777-1786.
- Fano, R.M., 1961, Transmission of Information: *A Statistical Theory of Communication*, New York: Wiley.
- Goetz, A.F.H., G. Vane, G. Solomon, J. E, and B.N. Rock, 1985, Imaging Spectrometry for Earth Remote Sensing, *Science*, 228(4704): 1147-1153.
- Gruninger, J., A.J. Ratkowski, and M.I.L. Hokeb, 2004, The Sequential Maximum Angle Convex Cone(SMACC) Endmember Model, *Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyperspectral and Ultraspectral Imagery*, Orlando, FL 5425: 1-14.
- Harsanyi, J.C., and C.-I. Chang, 1994, Hyperspectral Image Classification and Dimensionality Reduction: An Orthogonal Subspace Projection Approach, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(4): 779-785
- Jeong, S., C. Park, and S. Kim, Land Cover Classification of The Korean Peninsula Using Linear Spectral Mixture Analysis of MODIS Multi-temporal Data, *Korean Journal of Remote sensing*, 22(6): 553-563.
- Kim, K., 2011, A Modified Iterative N-FINDR Algorithm for Fully Automatic Extraction of Endmembers from Hyperspectral Imagery, *Korean Journal of Remote Sensing*, 27(5): 566-572.
- Kim, K., 2012, A Study on Fast Extraction of Endmembers from Hyperspectral Image Data, *Korean Journal of Remote Sensing*, 28(4): 347-355.
- Kim, S., K. Lee, J. Ma and M. K, 2005, Current Status of Hyperspectral Remote Sensing: Principle, Data Processing Techniques, and Applications, *Korean Journal of Remote Sensing*, 21(4): 341-369.
- Lee, J. and K. Lee, 2003, Analysis of Forest Cover Information Extracted by Spectral Mixture Analysis, *Korean Journal of Remote Sensing*, 19(6): 411-419.
- Li, H., and L. Zhang, 2011, A Hybrid Automatic Endmembmer Extraction Algorithm Based on Local Window, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11): 4223-4238.
- Neville, R.A., K. Staennz, T. Szeredi, J. Lefebvre, and P. Hauff, 1999, Automatic Endmember Extraction from Hyperspectral Data for Mineral Exploration, *Proceedings 21st Canada Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, ON, Canada, 21-24.
- Plaza, A., P. Martinez, R. Perez, and J. Plaza, 2004, A Quantitative and Comparative Analysis of Endmemeber Extraction Algorithms from Hyperspectral Data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3): 650-663.
- Plaza, A. and C.-I. Chang., 2005, An Improved N-FINDR Algorithm in Implementation, *Conference on Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XI, SPIE Symposium on Defense and Security, SPIE*, Orlando, Florida, 5806: 298-306.
- Plaza. A. and C.-I. Chang., 2006, Impact of Initialization on Design of Endmember Extraction Algorithm, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(11): 3397-3407.

- Shin, J. and K. Lee, 2012, Comparative Analysis of Target Detection Algorithms in Hyperspectral Image, *Korean Journal of Remote Sensing*, 28(4): 369-392.
- Shin, J., S. Kim, J. Yoon, T. Kim and K. Lee, 2006, Spectral Mixture Analysis Using Hyperspectral Image for Hydrological Land Cover Classification in Urban Area, *Korean Journal of Remote Sensing*, 22(6): 565-574.
- Van der Meer, F., 2006, The Effectiveness of Spectral Similarity Measures for The Analysis of Hyperspectral Imagery, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8(1): 3-17.
- Winter, M.E., 1999, N-FINDR: An Algorithm for Fast Autonomous Spectral Endmember Determination in Hyperspectral Data, *Proceedings SPIE*, 3753: 266-275.