

산림지역의 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상에 대한 식생-Endmember와 식생지수의 상관 분석

김태우¹ · 위광재² · 서용철^{1*}

Correlation Analysis with Vegetation Indices and Vegetation-Endmembers From Airborne Hyperspectral Data in Forest Area

Tae-Woo KIM¹ · Gwang-Jae WE² · Yong-Cheol SUH^{1*}

요 약

작물과 산림을 포함한 식생에 대한 순1차 생산(net primary production, NPP)와 총1차 생산(gross primary production, GPP)은 바이오매스와 식생의 탄소저장과 밀접한 관련이 있으며, 원격탐사를 이용해 바이오매스를 추정하는 많은 노력이 이루어지고 있다. 바이오매스는 광합성에 매우 중요한 요소인 클로로필(엽록소)의 총 함유량으로 추정할 수 있는데, 클로로필을 추정하기 위해서 다양한 식생지수들이 개발되었다. 식생지수들은 개발에 사용된 식생의 종류와 원격탐사 데이터에 따라 조금씩 차이를 가지고 있다. 하이퍼스펙트럴 영상은 다중분광 영상에 비하여 세분화된 각 파장대마다 물질에 따른 반사 및 흡수 특성이 다르기 때문에, 기존의 식생지수를 그대로 사용하기에 무리가 따른다. 본 연구는 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상을 이용하여 산림에 대한 바이오매스 추정을 위한 매개변수로 활용되는 적합한 식생지수는 무엇인지 평가하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 하이퍼스펙트럴 영상의 밴드 특성을 고려하여 다수의 식생지수 산출식 중 9개를 선정하고, SMA(spectral mixture analysis)를 통하여 대상지역의 산림을 대표하는 3개의 endmember를 추출하였다. 9개의 식생지수와 추출된 endmembers의 상관관계를 분석하였다. 상관분석 결과는 산림이 분포된 지역에서 Pearson 상관계수는 MTVI1과 TVI가 0.877의 상관계수를 가졌으며, 식생이 적고 토양의 분포가 확연한 지역에서는 MCARI가 0.9061로 매우 높은 상관계수를 보였다. 전반적으로 MTVI1과 TVI이 0.757의 동일한 상관계수를 가지며 식생에 대한 3개의 endmember를 가장 잘 설명하는 것으로 나타났다.

주요어 : 하이퍼스펙트럴 영상, 식생지수, 분광혼합분석, 단위지표물, 상관분석

2012년 5월 27일 접수 Received on May 27, 2012 / 2012년 7월 26일 수정 Revised on July 26, 2012 / 2012년 8월 7일 심사완료 Accepted on August 7, 2012

1 부경대학교 공간정보시스템공학과 Dept. of Spatial Information Engineering, Pukyong National University

2 ㈜지오스토리 Geostory Inc.

* Corresponding Author E-mail : suh@pknu.ac.kr

ABSTRACT

The net biomass accumulation (or net primary production, NPP) and gross primary production (GPP) have closely related with carbon accumulations(or carbon exchange) in vegetation. There are many approaches to estimate biomass using remote sensing techniques. The vegetation indices (VIs) can be a methodology to estimate biomass which assumes total chlorophyll contents. Various VIs were characterized with difference development conditions as vegetation species, input datasets. The hyperspectral data have also different spatial/spectral resolutions for aerial surveying. Additionally they need particular spectral bands selection difficulty to calculate the VIs. The objective of this study is to evaluate the correlations with airborne hyperspectral data (compact airborne spectrographic imager, CASI) and spectral unmixing model (or spectral mixture analysis, SMA) to characterize vegetation indices in forest area. The spectral mixture analysis was used to model the spectral purity of each pixel as an endmember. The endmembers are the fraction components derived from hyperspectral data through the SMA. In this study, we choose three endmembers represented vegetation pixels in the hyperspectral data. These endmembers were compared with 9 VIs by the Pearson's correlation coefficient. The results show MTVI1 and TVI have same correlation coefficient with 0.877. The MCARI, especially has very high relationship with vegetation endmembers as 0.9061 at less vegetation and soil distributed site. The MTVI1 and TVI have high correlations with the vegetation endmembers as 0.757 in whole test sites.

KEYWORDS : *Hyperspectral Data, Vegetation Indices, Spectral Mixture Analysis, Endmembers, Correlation Analysis*

서론

국토의 약 65% 이상이 산림이 차지하는 우리나라는 ‘교토의정서’와 ‘기후변화협약’에 따라 이산화탄소 흡수, 저장 및 배출에 관련하여 국가적 의무를 강요받고 있다. 이산화탄소의 흡수, 저장과 가장 밀접한 관련이 있는 산림은 경제적 물질생산 가치의 수십 배에 달하는 공익적 가치를 제공(조운원 등, 2009)하고 있으며, 세계 각국에서는 임목 축적량과 성장량을 파악하는 것이 환경보전 측면과 자국의 경제적 이익에 직결된 것으로 파악하고 있다(위광재 등, 2011). 기후변화협약에서 산림의 중요성이 부각된 것은 1997년 제 3차

당사국총회에서 채택된 교토의정서(Kyoto Protocol)에서 산림을 온실가스 흡수원으로 인정함으로써 비롯되었다(김경민 등, 2011). 이러한 산림과 식생의 정확한 측정을 위한 기술은 특히 원격탐사 분야에서 발전하고 있으며(Im *et al.*, 2009), 일반적으로 원격탐사 자료를 이용한 식생의 관측은 가시광선 및 근적외선 영역의 자료를 이용하여 파악하며 원격탐사 자료의 활용측면에서 가장 활발한 이용 대상이다(신사철과 안태용, 2007). 세밀한 공간정보의 활용성이 대두됨에 따라, 고해상도의 영상의 활용성이 높아지고 있다.

원격탐사 자료를 이용하여 순1차 생산(net primary production, NPP)와 총1차 생산(gross primary production, GPP)과 같은

식생의 생물리적 변수들을 추출하고 분류하기 위해서 비교적 정확한 식생지수 획득이 요구되는데, 일반적으로 식생 활력도를 측정하는 방법으로는 식생지수를 이용하여 식물의 특성을 파악하는 기법이 가장 많이 사용되고 있다(조윤원 등, 2009). 잎 클로로필a 와 클로로필b, 그리고 잎면적지수(LAI; leaf area index)는 식생의 스트레스와 성장에 관한 지표로 사용되고 있다(Zarco-Tejada *et al.*, 2004a).

바이오매스와 식생 탄소함유량은 식생지수와 매우 밀접한 관련이 있기 때문에, Jusoff and Ibrahim(2009)는 하이퍼스펙트럴 열대산림 지역을 대상으로 식생지수를 활용하여 지표위의 식물종별 바이오매스의 탄소저장량을 추정하였다. Cho *et al.*(2008)은 다양한 식생지수를 이용하여 식생의 종을 분별함으로 식물종을 구별하는 새로운 방법으로 하이퍼스펙트럴 지표를 제시하였다. 이외에도 하이퍼스펙트럴 영상을 이용한 식생지수의 산출 및 식물의 바이오매스를 추정한 연구들이 발표되었다(De Jung *et al.*, 2003; Gong *et al.*, 2003; Zarco-Tejada, 2004b; Schlerf *et al.*, 2005; Sritakae, 2006).

하이퍼스펙트럴 영상은 좁고 많은 밴드 특성을 가지며 약 40개에서 200개의 채널정보가 포함된다. 기존의 VIS-Red, NIR과 같이 중저해상도에서 사용되는 분광밴드의 포괄적 범위(Holmgren and Thuresson, 1998)가 아닌 세밀한 분광정보를 이용할 수 있게 되었다. 하이퍼스펙트럴 영상을 이용해 산출할 수 있는 다양한 식생지수들은 외국의 상이한 식생 환경에서 개발된 지표들이기 때문에, 종이 다른 국내의 산림이나 식생의 바이오매스를 추정하기 위해서 적용하기 이전에 충분한 검토가 필요하다. 본 연구에서 사용된 식생지수들은 Zarco-Tejada *et al.*(2004a, 2004b)에서 사용된 식생지수들을 대상으로 하였다. 이들은 다중분광과 하이퍼스펙트럴 영상을 사용하여 기존의 식생지수 산출식에 적용하였다.

정규화식생지수(normalized difference

vegetation index, NDVI)와 같이 주로 VIS-red와 NIR 영역 채널에서 발생하는 분광차를 이용하여 지면에 존재하고 있는 식생 특성을 파악하고자 개발된(염종민 등, 2010) 식생지수들은 배경토양과 식생의 구분이 명확하지 않은 산림 지역에서는 수종의 구조와 캐노피의 구조에 따라 식생지수의 결과가 달라질 수 있다(Myneni *et al.*, 1995). 섬세한 분광밴드를 가지는 하이퍼스펙트럴 영상을 이용함으로써, 대상지역의 픽셀을 endmember의 점유비율로 설명할 수 있다. 식생을 대표하는 endmember와 각 식생지수들과의 상관관계를 분석함으로써, 산림의 바이오매스 추정을 위한 매개변수로써의 적합한 식생지수를 결정할 수 있었다.

연구 방법으로 우선, 광릉수목원 지역 일부를 촬영한 항공기탑재 하이퍼스펙트럴 영상(푸쉬브룸의 라인스캔 형태를 가지는 CASI-1500 모델)으로 식생지수들을 산출한다. 기하보정은 '영상 대 지도' 방법으로 대상지역의 수치지형도를 이용하였으며, 대기보정은 ENVI 상용 프로그램에서 제공되는 MODTRAN 알고리즘을 기반의 FLAASH 모듈을 이용하였다(ENVI, 2009). 비행고도는 약 2km이며, 대기조건은 중위도 미국 표준대기 정보를 적용하였다. 다음으로, 계산된 식생지수는 식생 캐노피 정보뿐만 아니라 지표면(토양)의 반사정보가 혼합되어 있기 때문에(Elvidge and Chen 1995), SMA(Spectral Mixture Analysis) 분석을 통하여 픽셀을 설명하는 10개의 endmember를 결정한다. 마지막으로, endmember가 가지고 있는 분광 점유비율을 식생지수의 판단기준으로 설정하여 식생지수들의 상대적 정확성과 불확실성을 평가하였다(그림 2).

전처리 및 식생지수

본 연구에서 사용된 데이터는 광릉수목원 지역 일부로(369×899 픽셀) 1.25m의 공간해상도와 96개 밴드(365.2~1044.5nm, ±3nm)

를 가진 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상이다(그림 1). 수종의 특성이 잘 나타나는 시점인 2010년 10월 26일 오전 12시 18분에 고도 약 2km에서 스캔이 이루어졌다. 기하보정과 방사, 대기보정의 전처리를 수행하였다. 영상 전반에 걸친 양방성반사분포(bidirectional reflectance distribution, BRD)의 효과는 제거하지 않았으나, 항공기 탑재체의 특성상 낮은 고도와 다소 기복이 심한 비행환경으로 인한 태양광에 의한 반사도가 주변의 픽셀에 비해 급격하게 높은 값을 가지는 픽셀이 존재할 가능성이 높아 Anomaly 탐지를 통해 상대적으로 매우 높은 이상치 값을 먼저 제거하였다. ENVI의 anomaly 탐지 모듈을 이용하여, RXD(reed-xiaoli detector)와 UTD(uniform target detector)를 함께 적용한 하이브리드 방법을 통해 331,731개 픽셀 중 1,649개(0.005%)의 이상치 픽셀을 탐지하였다. 이상치의 영향은 영상 아래쪽 건물지붕에서 강하게 발생하였고, 식생의 일부 픽셀에서 발견되었다. 이들은 양방성반사분포의 극단적 영향

으로 판단하여 분석대상에서 제외하였다.

식생지수는 지표를 포함하여 지표에서 수직적으로 분포한 하층부 식생에서 상층부 식생까지 표현되는 캐노피 정보, 즉 원격탐사 데이터가 식생을 포함하는 양으로 지표화한 값을 의미한다. 원격탐사에 의해 산출되고 추정되는 식생지수는 열린 캐노피에 대해서 지표와 하층부 식생의 정보를 반영할 수 있지만 닫힌 캐노피에 대해서는 상층부 캐노피 정보만이 표출된다. 이는 평면적 데이터를 수집하는 원격탐사의 한계점이기도 하다. 이 때문에 식생지수는 두 가지 형태로 구분된다. 하나는 잎 구조와 밀도와 관련된 지표들이며, 다른 하나는 클로로필과 엽록소에 의한 빛 흡수에 기반을 둔 지표들로 구분된다(Zarco-Tejada *et al.*, 2004a). 본 연구에서 사용되는 식생지수는 두 가지 형태의 지표 모두를 적용하되, Zarco-Tejada *et al.*(2004a)에 제시된 식생지수들 중 사전 테스트를 통하여 일부만 선택하였다(표 1). 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상으로 기존의 식생지수를 평가하기 위해서

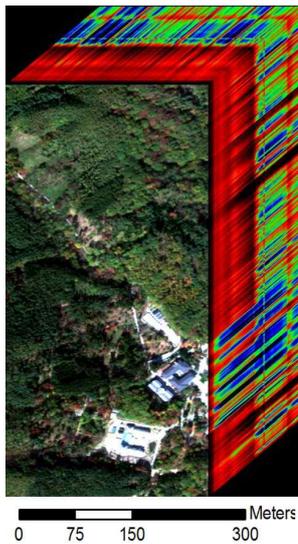


FIGURE 1. 대상지역 cube (RGB : 651.6, 551.5, 487.1nm)

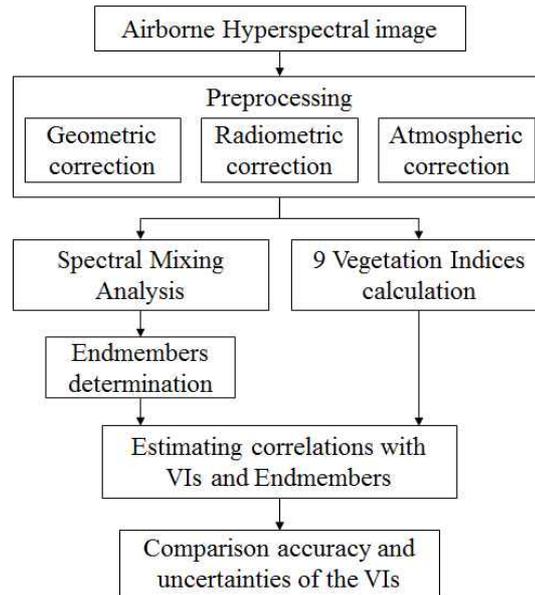


FIGURE 2. 연구 흐름도

TABLE 1. 하이퍼스펙트럴 영상을 이용한 식생지수 산출식(Zarco-Tejada *et al.*, 2004a)

식생 지수	산출식	참고문헌
MCARI1	$MCARI1 = 1.2 \times \{2.5 \times (R_{800} - R_{670}) - 1.3 \times (R_{800} - R_{550})\}$	Haboudane <i>et al.</i> (2004)
MTVII	$MTVII = 1.2 \times \{1.2 \times (R_{800} - R_{500}) - 2.5 \times (R_{670} - R_{550})\}$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
구조적 지표	OSAVI $OSAVI = \frac{(1 + 0.16) \times (R_{800} - R_{670})}{(R_{800} + R_{670} + 0.16)}$	Rondeaux <i>et al.</i> (1996)
	RDVI $RDVI = (R_{800} - R_{670}) / \sqrt{(R_{800} - R_{670})}$	Haboudane <i>et al.</i> (2004)
	SAVI $SAVI = \frac{(1 + L) \times (R_{800} - R_{670})}{(R_{800} + R_{670} + L)}$ [L ∈ (0,1)] 여기서 (L = 0.5)	Huete(1988), Qi <i>et al.</i> (1994)
Gitelson & Merzlyak	$GM1 = R_{750} / R_{550}$	Gitelson and Merzlyak (1997)
클로로필 지표	MCARI $MCARI = [(R_{700} - R_{670}) - (0.2 \times (R_{700} - R_{550}))] \times (R_{700} / R_{670})$	Daughtry <i>et al.</i> (2000)
	TVI $TVI = 0.5 \times \{120 \times (R_{750} - R_{550}) - 200 \times (R_{670} - R_{550})\}$	Broge and Leblanc (2000)
	Zarco-Tejada & Miller $ZM = R_{750} / R_{710}$	Zarco-Tejada <i>et al.</i> (2001)

TABLE 2. 식생지수의 사용밴드와 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상의 밴드와의 차이 (단위: nm)

	band1	band2	band3	band4	replace1	replace2	replace3	replace4	diff.1	diff.2	diff.3	diff.4
Gitelson and Merzlyak	750	550	700		755.2	555.1	698.1		-5.2	-5.1	1.9	
MCARI	700	670	550		698.1	669.5	555.1		1.9	0.5	-5.1	
MCARI1	800	670			798.1	669.5			1.9	0.5		
MTVII	800	500	670	550	801.7	497.8	669.5	555.1	-1.7	2.2	0.5	-5.1
OSAVI	800	670			798.1	669.5			1.9	0.5		
RDVI	800	670			798.1	669.5			1.9	0.5		
SAVI	800	670			798.1	669.5			1.9	0.5		
TCARI	700	670	550		698.1	669.5	555.1		1.9	0.5	-5.1	
TVI	750	550	670		755.2	555.1	669.5		-5.2	-5.1	0.5	
Zarco-Tejada	750	710			755.2	708.8			-5.2	1.2		

산출식에서 제시된 파장영역을 최대한 유지하는 것이 적절하다고 판단되어 가장 근사밴드를 선택하여 식생지수를 산출하였다. 근사하는 파장대역의 범위오차는 적게는 0.5nm에서 많게는 5.2nm의 정도의 차이가 발생한다(표 2).

사전 테스트를 통하여 기초통계 정보와 시각적 판독 결과가 양호한 9개의 식생지수들(MTVI(Modified Triangular Vegetation Index 1), RDVI(Renormalized Differene Vegetation Index), MCARI1(Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index 1), SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index), OSAVI(Optimized Soil-Adjusted

Vegetation Index), MCARI(Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index), TVI(Triangular Vegetation Index), Zarco-Tejada & Miller, Gitelson and Merzlyak)를 선별하였다(그림 3).

분광 혼합 분석

원격탐사 데이터는 지표대상물의 방사/반사 정보를 저장하여 지표대상물의 속성을 분석할 수 있게 한다. 공간/분광 해상도를 나타내는 픽셀의 크기는 지표대상물의 크기에 따라 대상물의 방사/반사 특성을 모두 대표할 수도 있고, 대상물 이외의 다른 물질에 의해서 분

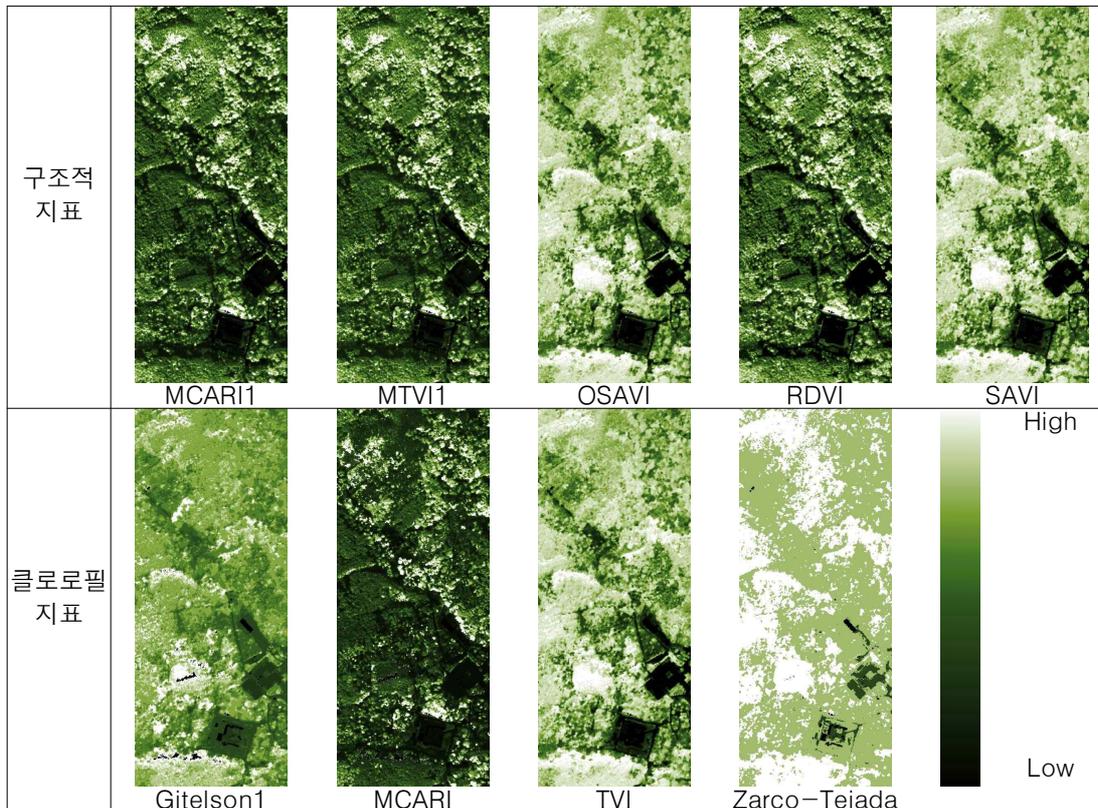


FIGURE 3. 사전 테스트를 통한 평가대상 식생지수들

광/반사정보가 왜곡될 수도 있다. 즉, 픽셀로 대표되는 지표대상물의 분광/반사정보의 비율이 달라질 수 있다. 만약 픽셀의 크기보다 큰 지표대상물이 탐지되었다면 이 픽셀은 해당 지표대상물을 설명하는 순수한 픽셀일 가능성이 높지만, 픽셀의 크기보다 작은 지표대상물을 탐지한다면 이 픽셀은 여러 종류의 지표대상물을 포함한 혼합된(mixed) 픽셀이 될 가능성이 매우 높다. 이러한 픽셀정보를 fractal 차원으로 나누어 픽셀을 설명하는 요소인 endmember의 점유비율을 분석하는 것이 분광혼합분석(spectral mixture analysis, SMA)이다(김광은, 2011). 본 연구에서는 endmember를 선정하는 방법으로 이지민과 이규성(2003)이 적용한 픽셀 값을 다차원-산포도(dimensional scatter plot)로 변환시

켜 기하학적 단위지표물 선정방법(geometric endmember selection method)을 적용하였다. 이 방법은 영상은 데이터를 다차원 공간으로 MNF(minimum noise fraction) 변환하여 순수한 식물과 토양에 해당하는 픽셀 값은 산포도의 양끝에 분포하게 되고, 식물과 토양이 혼합된 화소의 밝기값은 점유비율에 따라 산포도 중간에 위치하게 되는 것을 이용하는 것이다. 하이퍼스펙트럴 영상 자체를 이용하여 단위지표물을 얻는 방법으로 분광 라이브러리를 이용하는 것보다 더욱 정확하게 순수 픽셀을 구할 수 있다.

대상지역의 하이퍼스펙트럴 영상의 96개 밴드 중 71%의 공간적 상관성을 가지는 9개의 데이터 차원으로 MNF 변환을 실시하였다. 그림 4의 다차원 산포도에서 기하학적으로 극

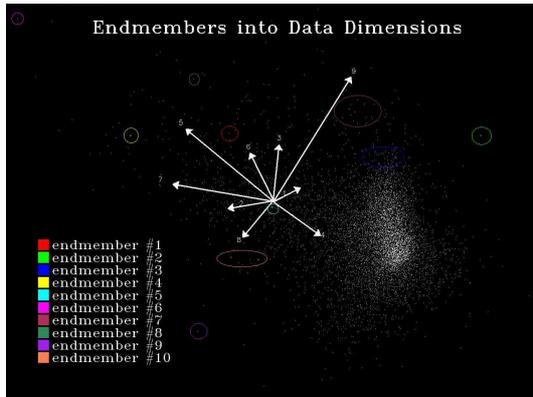


FIGURE 4. 9차원 데이터 공간 극값들

값을 가지는 10개의 endmember를 얻을 수 있었다. 이들 중 식생의 분광특성과 유사한 7개의 endmember 중, 오차가 적고 점유비율이 높은 3개의 endmember(#3, #4, #9)를 최종적으로 선택하였다(그림 5). 표 3은 9개의 endmember 들이 대상지역의 하이퍼스펙트럴 영상에 대해 픽셀별로 점유하는 비율(abundance)에 대한 기초통계정보이다. 점유비율은 수학적으로 0에서 1값의 범위를 가진 것이 이상적이지만, 항공기 탑재 센서에 적합한 대기보정 모델의 부재와 BRD 효과 보정 생략 등 환경변수의 영향으로 인해 실제 데이터에서 이상적인 값을 가지지 못할 수도 있다. 또한 분석하고자하는 지표대상물에 다른 endmember의 간섭으로 하나 이상의 endmember가 포함되었을 경우, 혹은 하나 이상의 endmember가 손실되었을 가능성도 있다. 이를 검정하기 위해서 RMSE(Root mean square error)를 계산함으로써 대상지역의 영상을 대표하는 endmember의 점유비

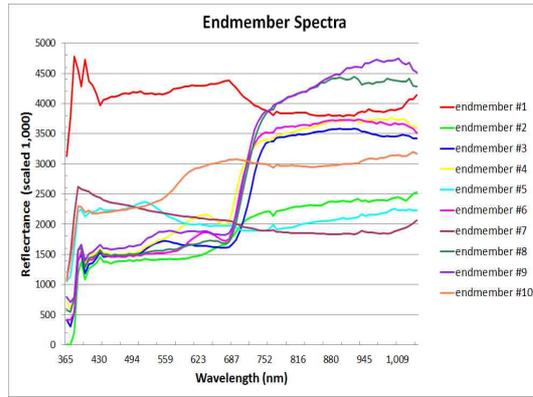


FIGURE 5. Endmembers의 분광 반사특성

율의 정확도를 판단할 수 있다. RMSE는 endmember #3, #4, #9에서 각각 1.84%, 0.96%, 0.68%로 매우 낮게 나타났다. 표 6의 endmember 점유비율 기초통계에서 나타난 각 endmember의 최소값이 음수로 나타나는 것은 식생을 제외한 지역에서 발생한 비정상적으로 밝은 값과 BRD 효과에 의한 높은 값을 가지는 잡음으로 판단된다. 영상을 대표하는 endmember의 수는 대상지역에 따라 그 수가 정해질 수 있으며, 공간적 상관성을 높지 않는 고유값으로 선택된 endmember는 잡음에 대한 대표성을 가지는 endmember일 가능성이 높다. 따라서 분석과정에서 신뢰성을 확보하기 위하여(영상을 설명하는 endmember의 수가 10개가 적절한지 확인하기 위하여) 각 64%, 61%, 55%의 공간적 상관성이 가지도록 MNF 변환을 반복하여 실시하여 11개, 12개, 13개의 endmember를 얻을 수 있었다. 그러나 점유비율 통계의 최소값에서 모두 음수가 나타났고, 연구의 대상인

TABLE 3. 각 endmember별 점유비율

구분	최소값	최대값	평균	표준편차	구분	최소값	최대값	평균	표준편차
#1	-0.522714	1.239387	-0.166894	0.158454	#6	-1.284061	1.128748	-0.099694	0.165471
#2	-0.397476	1	0.223016	0.10603	#7	-1.685056	1.162417	0.216892	0.155281
#3	-0.861855	1.425048	0.427683	0.21789	#8	-1.769106	1.242605	-0.23314	0.189314
#4	-1.086552	1.766129	0.223773	0.17495	#9	-0.609038	1.206649	0.15907	0.181189
#5	-0.8409	1.68434	0.190708	0.193549	#10	-1.089915	1.061121	0.115819	0.180147

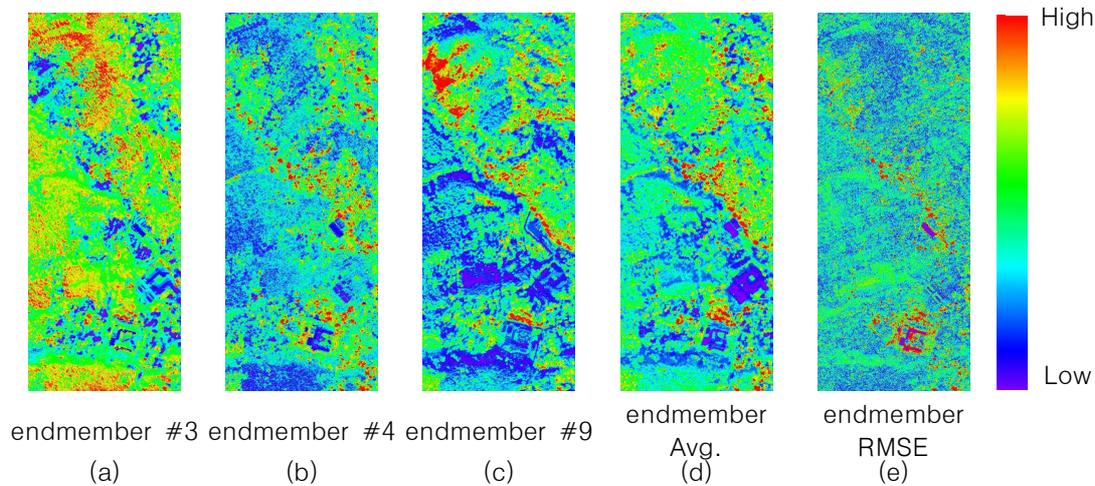


FIGURE 6. 식생을 대표하는 endmembers의 점유비율(a,b,c)과 평균(d), 오차 이미지(e)

식생과 유사한 분광특성을 보이는 추가적인 endmember는 발견되지 않았으며, 일부 건물 지붕과 그림자를 대표하는 잡음이 더해진 것을 알 수 있었다.

식생지수와 식생을 대표하는 endmember의 상관관계 비교

SMA로부터 얻은 식생에 대한 endmember를 검증자료로 활용하여 기존에 제시된 식생지수들과의 상관관계를 비교하였다. 성격이 다른 식생지수들의 고유 특성을 반영하도록 별도의 정규화는 실시하지 않았다. 표 1의 식생지수 계산식에서 나타나있듯 정규화되거나 비율 계산이 되거나, 매개변수를 더하고 곱하는 과정을 거치기 때문이다. 산출된 식생지수의 분포와 식생을 설명하는 3개의 endmember를 평균하여 상관관계를 비교하였다. 먼저 영상 전체에 대해서 오차행렬을 통해 전체정확도를 계산하였다. 오차행렬을 구하기 위해서 endmember와 식생지수의 히스토그램이 정규분포의 형태를 취하고 있어, 영상 전체에 대해 최소값(min), 최대값(max), 평균(μ)과 표준편차(σ)를 이용하였다. 0에서 8($0=\min$, $1=\mu-3\sigma$, $2=\mu-2\sigma$, $3=\mu-$

σ , $4=\mu$, $5=\mu+\sigma$, $6=\mu+2\sigma$, $7=\mu+3\sigma$, $8=\max$)까지의 분류결과는 표 4에 제시하였다. 표의 가로축은 endmember의 분류이고 세로축은 각 식생지수의 분류이다. MCARI1와 MTVI가 약 60%의 전체정확도를 가졌고, TVI, MCARI, RDVI가 50%이상의 중첩정확도를 보였다.

대상지역이 식생분포가 좋은 산림지역이기 때문에, endmember를 기준으로 식생의 점유비율이 높은 지역(site A1, A2, A3)과 건물이 포함된 비식생지역(site B1, B2)을 검증지역으로 선택하였다(그림 7). 선정 기준은 그림 5의 분광반사특성을 고려하고, 정규분포의 형태를 취하는 endmember의 점유비율 히스토그램에서 평균을 기준으로 양의 표준편차 2배($\mu+2\sigma$)에서 임계값으로 설정함으로써 점유비율이 높은 지역으로 선정하였다.

그림 8은 endmember와 각 식생지수에 대한 산포도이다. 5개 지역 모두에서 Gitelson1 지수와 Zarco-Tejada 지수의 분포가 유사하게 나타나지만, endmember와의 상관성은 매우 낮아 산포도로 분석하기 어렵다. 이는 두 지수가 정수형으로 정규화된 값이며, 본 연구에서 사용된 하이퍼스펙트럴 영상의 분광밴드와의 큰 차이(약-5.2nm)로 인한 것(표 2)으로



FIGURE 7. 상관분석을 위한 검증 지역

TABLE 4. Endmember와 식생지수들과의 오차행렬 결과

Endmember											Endmember										
OSAVI	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total	TVI	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
0					1					1	0				1						1
1		54	1119	3501	1698	445	10			6827	1				68	72					140
2		82	1943	4362	5450	1773	208	16	8	13842	2				63	92					155
3	1	160	502	9096	10785	2737	624	100	29	24034	3		154	3133	19201	14178	1457	47			38170
4	1	106	650	11365	34102	20232	6871	1445	540	75312	4	1	197	844	15834	102977	38608	5164	170	18	163813
5		6	135	6657	73377	76547	28074	7723	2302	194821	5		44	169	1391	17473	49175	6264	900	190	75606
6				2270	12096	1492	106	3		15967	6		2	104	806	2366	12643	20140	2348	67	38476
7				365	372					737	7		11	83	233	600	1134	3830	5250	1215	12356
8				100	90					190	8	1		16	119	213	209	448	619	1389	3014
Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731	Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731
RDVI											MTVI1										
RDVI	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total	MTVI1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
0		56	2778	3594	1776	469	13	5	1	8692	0										1
1		1	8	138	59	12	1			219	1		8	79	119	88	96	5			395
2		23	121	4650	2790	449	14			8047	2		50	489	910	2038	932	26			4445
3		41	144	17301	30161	888	60	3		48596	3	1	217	2932	25138	21620	1545	165	24	10	51652
4		108	557	8551	69274	15799	1064	52	15	95420	4		107	595	9883	84051	17546	2035	147	9	114373
5	1	146	548	2587	31321	65513	15588	1933	244	117881	5		25	218	1233	28216	61495	13208	1640	232	106267
6		33	189	853	2483	19674	18028	6186	2012	49458	6		1	36	406	1830	20466	16968	4671	1228	45506
7	1	1	4	42	107	422	1125	1108	607	3416	7	1			27	120	1114	3394	2475	1152	8283
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8					7	32	192	330	248	809
Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731	Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731
SAVI											MCARI1										
SAVI	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total	MCARI1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
0					2					2	0										1
1		54	1119	3504	1705	447	10			6839	1					68	72				140
2		82	1943	4361	5443	1771	208	16	8	13832	2					63	92				155
3	1	160	502	9099	10783	2737	624	100	29	24035	3		154	3133	19201	14178	1457	47			38170
4	1	106	649	11368	34103	20212	6865	1443	540	75287	4	1	197	844	15834	102977	38608	5164	170	18	163813
5		6	136	6665	73410	76556	28078	7725	2302	194878	5		44	169	1391	17473	49175	6264	900	190	75606
6				2259	12071	1503	108	2		15943	6		2	104	806	2366	12643	20140	2348	67	38476
7				365	367			1		733	7		11	83	233	600	1134	3830	5250	1215	12356
8				95	87					182	8	1		16	119	213	209	448	619	1389	3014
Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731	Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731
MCARI1											Error(confusion) matrix for accuracy assessment										
MCARI1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total											
0					1					1											
1				29	52	24	12			117											
2			45	532	772	1568	745	22		3684											
3	1	174	2794	25415	24345	1459	117	13	7	54325											
4	148	671	9448	83274	18294	1746	101	9	113691												
5		39	258	1490	26634	61474	13389	1560	177	105021											
6		2	61	461	1946	20020	16953	4728	1204	45395											
7	1		58	168	1180	3460	2535	1223	8629												
8				11	42	206	350	259	868												
Total	2	408	4349	37716	137971	103226	35893	9287	2879	331731											
Overall accuracy (PCC)												OSAVI	RDVI	SAVI	MCARI1	TVI	MTVI	MCARI			
												36.73%	51.65%	36.74%	59.73%	57.51%	59.73	57.41%			
Kappa coefficient												0.107	0.343	0.107	0.422	0.413	0.422	0.412			

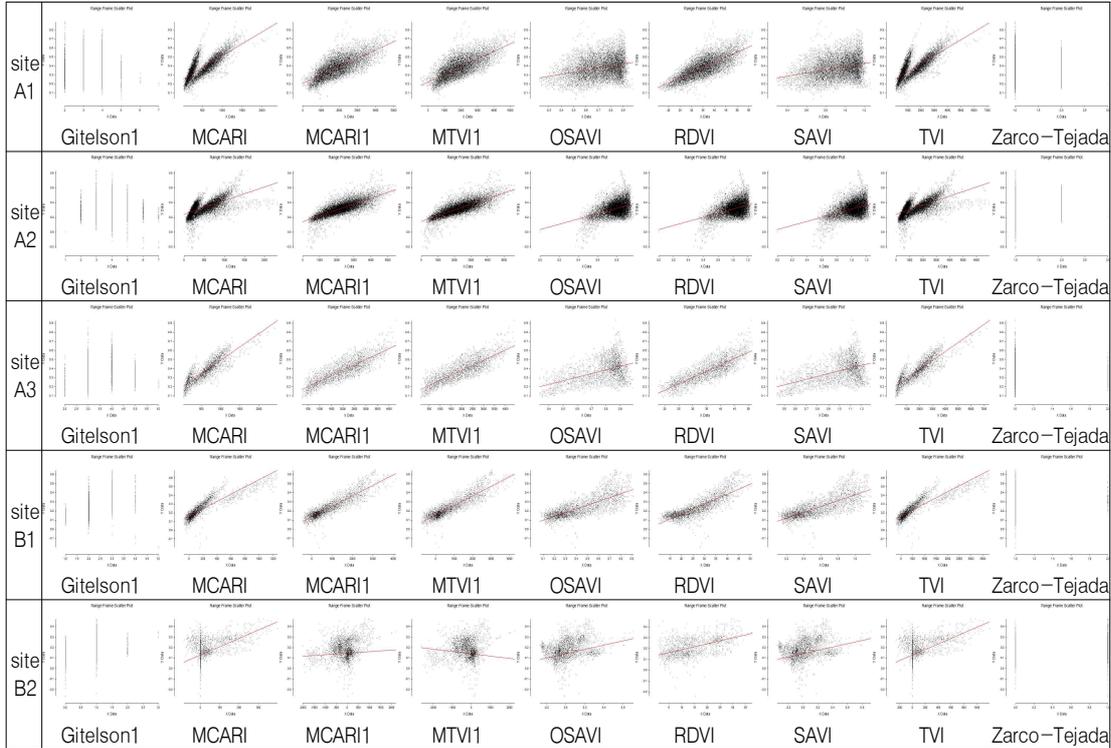


FIGURE 8. 식생 endmembers (Y축)과 식생 지수들(X축)의 산포도

TABLE 5. 식생 endmember와 식생지수들과의 상관성 통계분석 결과

		MCARI	MCARI1	MTV1	OSAVI	RDVI	SAVI	TVI	
A1	상관								
	Pearson 상관계수	0.7569	0.7431	0.7218	0.2953	0.7607	0.2955	0.7569	
	유의확률(P-value)	0	0	0	0	0	0	0	
		공분산	25.0344	68.8163	71.0427	0.0045	0.5856	0.0058	75.1032
A2	상관								
	Pearson 상관계수	0.6482	0.7835	0.7858	0.4088	0.4091	0.4091	0.6482	
	유의확률(P-value)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
		공분산	15.1489	51.5627	53.5351	0.0031	0.0040	0.0040	45.4467
A3	상관								
	Pearson 상관계수	0.8770	0.8545	0.8451	0.4736	0.8368	0.4739	0.8770	
	유의확률(P-value)	0	0	0	0	0	0	0	
		공분산	38.0962	89.8647	93.9793	0.0083	0.7404	0.0107	114.2885
B1	상관								
	Pearson 상관계수	0.8729	0.9061	0.8964	0.7849	0.8469	0.7850	0.8729	
	유의확률(P-value)	0	0	0	0	0	0	0	
		공분산	20.6417	80.6021	86.4645	0.0168	0.7410	0.0218	61.9252
B2	상관								
	Pearson 상관계수	0.4342	0.0581	-0.1041	0.2503	0.5253	0.2503	0.4342	
	유의확률(P-value)	0	0	0.0001	0.0139	0	0.0137	0	
		공분산	3.0769	3.9672	-3.2486	0.0006	0.3257	0.0007	9.2308
All	상관								
	Pearson 상관계수	0.757	0.731	0.72	0.483	0.35	0.483	0.757	
회귀	선형 회귀계수 R ²	0.588	0.586	0.567	0.375	0.123	0.375	0.588	

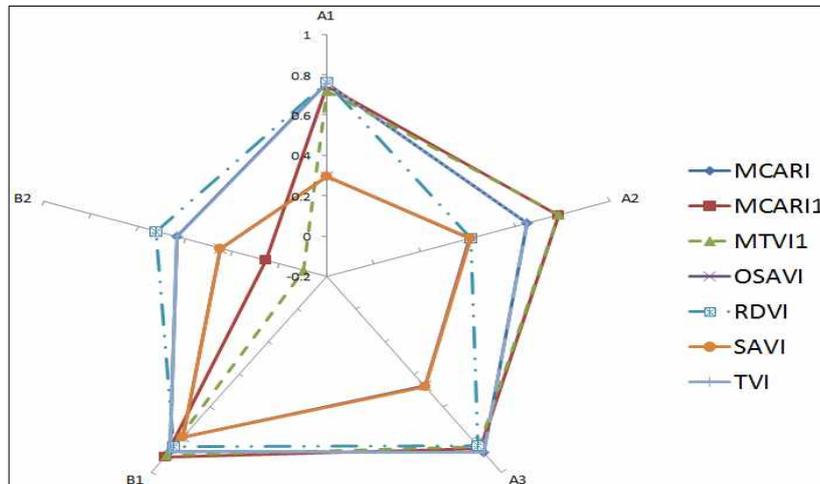


FIGURE 9. 검증지역별 식생지수의 상관계수

판단된다. 붉은 색 추세선은 결과값의 범위 차이가 크기 때문에 endmember와 식생지수가 상호적으로 미치는 영향력을 판단하는 경계로서의 의미를 가진다. 상관관계는 비율척도의 판단기준으로 사용되는 Pearson 상관계수로 분석하였다. 표 5는 상관분석 결과를 나타낸 표이다.

식생분포가 많은 검증지역에서 MTVI1과 TVI가 0.8770의 같은 상관계수로 A3에서 가장 높았고, 비식생 분포가 많은 검증지역에서는 MCARI의 상관계수가 0.9061로 B1에서 가장 높게 나타났다. 식생이 적고 토양의 분포가 많은 B1지역에서 상관관계가 전반적으로 높게 나타났고, 건물이 있는 B2에서는 신뢰구간을 벗어나는 결과가 나타나는 등 상관관계가 매우 낮았다. 식생의 분포가 많은 A1, A2, A3에서는 MCARI1과 MTVI1이 매우 높은 상관성을 보이고 있었으며, OSAVI와 SAVI는 0.5이하의 낮은 상관관계로 나타났다. A2 지역에서 RDVI의 공분산은 0.004로 endmember와 상관성이 거의 없는 독립적인 관계를 나타냈다. 모든 검증지역을 합한 Pearson 상관계수 MCARI와 TVI가 0.757로 동일하였고 MCARI1, MTVI1, OSAVI, SAVI, RDVI 순서로 나타났다. MCARI와 TVI가 식

생 endmember와 상관성이 가장 높았다(그림 9).

결론 및 토의

산림을 포함한 식생의 바이오매스와 탄소저장 등을 추정하기 위해 사용되는 중요한 매개변수인 식생지수는 수많은 종류와 특성을 가지고 산출식이 제시되고 있다. 대표적인 식생지수인 정규화식생지수는 VIS-Red와 NIR 밴드를 이용하기 때문에, 하이퍼스펙트럴 영상의 분광특성에 적합하도록 정의해야 하는 문제점이 있다. 또한 항공기탑재 하이퍼스펙트럴 영상은 촬영목적과 방법에 따라, 공간/분광해상도를 조절하기 때문에, 기존의 다양한 식생지수들 중에서 적절한 식생지수를 선택하기가 어렵다. 본 연구에서는 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상으로 적합한 식생지수를 판단하기 위해 문헌에서 제시된 28개의 식생지수들에 대해서 사전테스트를 통하여 9개의 식생지수를 선택하였다. 식생지수의 검증자료로는 SMA 분석을 통해 선택된 endmember 중 식생을 대표하는 3개의 endmember를 기준으로 각 식생지수와 상관관계를 분석하였다. 오차행렬을 통한 중첩분석 결과는 평균(표 4

의 분류 '4')에서부터 식생점유비율이 높아지는 분류 '8'에서 식생지수들과의 중첩율이 높았음을 알 수 있었다. 정규분포를 보이는 히스토그램에 따른 임의의 분류이기 때문에 전체정확도는 다소 낮은 것으로 판단된다. Pearson 상관계수로 분석된 식생점유비율을 나타내는 endmember와 식생의 많고 적음을 나타내는 식생지수의 상관관계는 TVI, MCARI가 가장 높았고 MCARI1, MTVI1도 부분적으로 매우 높은 상관성을 보이고 있었다. 따라서 하이퍼스펙트럴 영상에서 적용할 수 있는 적합한 기존의 식생지수로 TVI, MCARI를 선정할 수 있었다.

SMA를 통해 선택된 3개의 endmember는 식생을 대표하는 공통된 분광특성을 가지고 있지만 미묘한 차이를 보였다. 임상도를 통해 침엽수, 활엽수, 낙엽수로 예상되는 endmember에 대해 반사/분광 특성에 대한 정밀한 현장관측 정보가 수집된다면, 식생지수를 통해 수종의 분류를 기대할 수 있을 것으로 사료된다. 하지만 현장관측을 통한 수종별 반사/분광 정보 획득은 높은 캐노피와 지형 기복이 심한 산림지역에서는 접근이 어렵다는 한계가 따른다. 다른 검증방법으로 분광 라이브러리를 이용하는 방법이 있지만 국내에는 분광라이브러리가 구축되지 않은 상태여서, 외국의 유사한 수종에 대한 분광라이브러리를 참조해야 하는 단점이 있다. 이마저도 대상물들의 분광특성이 달라 외국의 분광라이브러리를 이용하는 방법에도 한계가 있다.

기존의 식생지수 산출식에 가장 근접한 파장대를 선택하였기 때문에 밴드의 특성이 고려된 연구를 통하여 합리적이고 과학적인 식생지수의 결정 방법이 필요할 것으로 판단된다. 식생지수는 VIS-red와 Red-edge 부근의 반사특성에 초점을 두거나, 토양흡수와 토양반사를 고려하는 등 상이한 방법론이 적용되어 계산되기 때문에 식생지수들의 정확한 특성 파악이 필요하다. 그림 9의 검증지역별 식생지수의 상관계수에서 볼 수 있듯이, 식생이 아닌 지역 중 토양의 분포가 확연한 Site

B1에 대해서 대부분의 식생지수가 일관성을 가지고 있는 반면, SAVI나 OSAVI와 같은 토양-식생을 함께 고려한 식생지수는 식생이 왕성한 지역(Site A1, A2, A3)을 잘 반영하지 못한다는 단점을 보였다. 이번 연구를 통하여 식생지수의 사용에 앞서 용도와 목적에 적절한 사용의 필요성을 확인할 수 있었으며, 항공기 탑재 하이퍼스펙트럴 영상에 적합한 식생지수 개발의 필요성을 확인할 수 있었다. 특히 다중분광 영상에서 사용되는 NDVI와 같은 대표적인 식생지수의 개발이 필요하다. 향후에는 다양한 영상 분할, 분류기법과 식생지수를 이용함으로써 산림을 구성하는 수종, 수관 등의 임황정보에 캐노피-구조적 접근이 가능할 것으로 사료된다. 다양한 식생모델과 식재모델에 응용된다면 클로로필 정보와 잎면적지수(LAI) 등의 파생지수를 통해 정밀한 탄소저장량, 바이오매스 추정에 활용할 수 있을 것으로 기대할 수 있을 것으로 기대된다.

KAGIS

참고문헌

- 김경민, 이정민, 김은숙, 박현주, 노영희, 이승호, 박기호, 신휴석. 2011. 원격탐사와 GIS 기반의 산림탄소저장량 추정에 관한 주요국 연구동향 개관. 한국지리정보학회지 14(3): 236-256.
- 김광은. 2011. 초분광 영상의 endmember 자동 추출을 위한 수정된 Iterative N-FINDR 기법 개발. 대한원격탐사학회지 27(5):565-572.
- 신사철, 안태용. 2007. 인공위성 자료를 활용한 광역증발산량의 산정기법 개발. 한국지리정보학회지 10(2):70-80.
- 이지민, 이규성. 2003. 분광혼합분석 기법에 의한 산림피복 정보의 특성 분석, 대한원격탐사학회지 19(6):411-419.
- 염종민, 한정수, 김인환. 2010. 장기간

- SPOT/VEGETATION 정규화 식생지수를 이용한 지면 변화탐지 개선에 관한 연구. 한국지리정보학회지 13(4):111-124.
- 위광재, 이현, 이동하, 조재명, 서용철. 2011. 항공 라이다 데이터를 이용한 산림의 탄소 흡수량 측정. 한국측량학회지 29(1):55-62.
- 조윤원, 김성재, 조명희. 2009. 임상 분류 정확도 향상을 위한 영상 알고리즘 변별력 실증 연구. 한국지형공간정보학회지 17(2):55-60.
- Cho, M.A., I. Sobhan, A.K. Skidmore and J. de Leeuw. 2008. Discriminating species using hyperspectral indices at leaf and canopy scales. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Vol. XXXVII. Part B7:369-376.
- De Jung, S.M., E.J. Pebesma and B. Lacaze. 2003. Above-ground biomass assessment of mediterranean forests using airborne imaging spectrometry : the DAIS peyne experiment. International Journal of Remote Sensing 24:1505-1520.
- Elvidge, C.D. and Z. Chen. 1995. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation Remote Sensing Environment 54:38-48.
- ENVI. 2009. Atmospheric Correction Module: QUAC and FLAASH User's Guid. ITT Visual Information Solution, 20AC47DOC. pp.10-11.
- Gong, P., R. Pu, G.S. Biging and M.R. Larrieu. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 41(6):1355-1362.
- Holmgren, P. and T. Thuresson. 1998. Satellite remote sensing for forestry planning A review. Scandinavian Journal of Forest Research 13(1):90-110.
- Im, J.H., J.R. Jensen, M. Coleman and E. Nelson. 2009. Hyperspectral remote sensing analysis of short rotation woody crops grown with controlled nutrient and irrigation treatments. Geocarto International 24(4):293-312.
- Jusoff, K. and K. Ibrahim. 2009. Hyperspectral remote sensing for tropical rain forest. American Journal of Applied Sciences 6(12):2001-2005.
- Myneni, R.B., F.G. Hall, P.J. Sellers and A.L. Marshek. 1995. The interpretation of spectral vegetation indexes. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 33(2):481-486.
- Schlerf, M., C. Atzberger and J. Hill. 2005. Remote sensing of forest biophysical variables using HyMap imaging spectrometer data. Remote Sensing of Environment 95:177-194.
- Sritakae, A. 2006. Predictive relations of forest stand parameters from hyperspectral remote sensing at Thetford Forest, the UK. Master Thesis, International Institute for Geo-information Science and Earth Observation, Netherlands. 85pp.
- Zarco-Tejada, P.J., A. Berjón, and J.R. Miller. 2004a. Stress detection in crops with hyperspectral remote sensing and physical simulation models. Airborne Imaging Spectroscopy Workshop, 8

October 2004 – Bruges, Belgium.

Zarco-Tejada, P.J., J.R. Miller, A. Morales, A. Berjón and J. Aguera. 2004b. Hyperspectral indices and model

simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops. Remote Sensing of Environment 90:463-476.

The logo for KAGIS, consisting of the word "KAGIS" in a bold, sans-serif font with a horizontal line through the middle of the letters.