

LANDSAT-5 TM 영상의 대기보정에 따른 클래스별 화소값 분포 변화 비교

정태웅* · 어양담* · 김태렬* · 임상범*† · 박두열** · 박황수* · 박명학* · 박완용***

*전국대학교 신기술융합학과, **중앙항업, ***국방과학연구소

Comparison of Digital Number Distribution Changes of Each Class according to Atmospheric Correction in LANDSAT-5 TM

Tae Woong Jung*, Yang Dam Eo*, Tailie Jin*, Sang Boem Lim*†, Doo Youl Park**,
Hwang Soo Park*, Minghe Piao*, and Wan Yong Park***

*Department of Advanced Technology Fusion, Konkuk University,

Chung-Ang Aerosurvey Co. Ltd., *Agency for Defense Development

Abstract : Due to increasing frequency of yellow dust, not to mention high rate of precipitation and cloud formation in summer season of Korea, atmospheric correction of satellite remote sensing is necessary. This research analyzes the effect of atmospheric correction has on imagery classification by comparing DN distribution before and after atmospheric correction. The image used in the research is LANDSAT-5 TM. As for atmospheric correction module, commercial product ATCOR, FLAASH as well as COST model released on the internet, were used. The result of experiment shows that class separability increased in building areas.

Key Words : Atmospheric Correction, VITD, ATCOR, FLAASH, Class Separability.

요약 : 우리나라는 황사발생 빈도가 증가하고 특히 하절기에 강우 및 구름 발생이 잦아 위성원격탐사영상의 대기보정처리를 필요로 한다. 본 연구에서는 대기보정 전후의 클래스별 화소값 분포 변화를 비교하여 대기보정이 영상화소분류에 미치는 영향을 분석하였다. 실험에 사용된 영상은 LANDSAT-5 TM이고, 대기보정 모듈로는 상용 소프트웨어인 ATCOR, FLAASH와 인터넷에 공개된 COST 모델 3가지를 적용하였다. 실험 결과, 건물밀집지역 영역에서 클래스 분리도가 향상되는 것으로 나타났다.

1. 서론

위성영상의 보정은 활용목적에 따라 크게 기하보정, 방사보정, 노이즈 제거 등을 거치게 되며, 영상공급자는

영상처리 결과에 단계를 두어 사용자의 요구에 따라 단계별로 제공한다(Lillesand and Kiefer, 1987). LANDSAT-5 TM(이하, TM)과 같은 중·저해상도 영상은 방사보정과 노이즈 제거 처리가 된 상태에서 사용

자에게 공급되며, 사용자는 지형도 혹은 고해상도 영상으로부터 획득한 영상기준점 좌표를 통해 기하보정을 수행한다. 그러나 이러한 보정이 된 후에도, 고도에 따른 지형보정과 산란, 흡수, 굴절 등 대기 상태에 따른 대기보정이 되어 있지 않아 센서에 도달하는 원래의 복사량을 왜곡시키고 지형속성분류 오차 유발 및 선명도 감소의 주요 원인이 되고 있다(Chavez, 1996; Oh, 2004; Eckhardt *et al.*, 1990; Hall *et al.*, 1991). 특히 황사의 발생 빈도가 증가하고 하절기에 강우가 많은 우리나라의 경우, 획득된 영상으로부터 수목정보 및 하천경계 정보 추출 정확도를 향상시키기 위해서는 대기보정 처리가 반드시 필요하다(유복모, 1991).

위성영상에 대한 대기보정은 위성이 촬영하는 정확한 시각에 맞춰서 대상영역의 대기자료를 수집하는 것이 가장 정확한 결과를 도출할 수 있으나, 영역의 광범위성과 반복성에 있어서 현실적인 어려움이 있고, 비접근지역인 경우엔 수집자체가 불가능해진다. 이에 대한 대안으로써 간접적인 방법인 영상기반(image-based)의 대기보정방법이 연구 중이다(Moran *et al.*, 1992; Chavez, 1996; Kim and Lee, 2005).

기존의 연구에서는 TM, ETM 등과 같은 단일 다중분광(Multi-spectral) 위성영상에 대한 대기보정은 분류

정확도에 영향을 미치지 않는다는 것이지만, 대기보정의 결과가 클래스 선정 및 밴드 조합에 따른 분류 정확도 향상에 영향을 미치는가에 대해서는 구체적인 연구가 진행되지 않았다. 본 연구에서는 지형분석도(Vector Interim Terrain Data, 이하 VITD)를 참조자료로 하여 상용 소프트웨어인 ATCOR, FLAASH 모듈과 인터넷에 공개된 COST 모델 3가지 간접대기보정 처리를 하였고, 대기보정 전과 후에 클래스별 화소값의 분포가 어떤 차이가 있는지를 통계적으로 비교하였으며, 클래스 분리도 계산을 통해 화소 분류 결과에 대한 영향을 실험하였다.

2. 연구자료 및 방법

본 연구의 전체적인 흐름은 Fig. 1과 같이 TM영상을 COST모델, ATCOR, FLAASH 모듈의 대기보정 3가지 방법으로 처리하여 대기보정 전과 후에 클래스별 모집단의 화소값 분포가 어떻게 변화하는지를 평균과 표준편차와 같은 통계값으로 비교하고, 클래스간 분리도를 계산하였다.

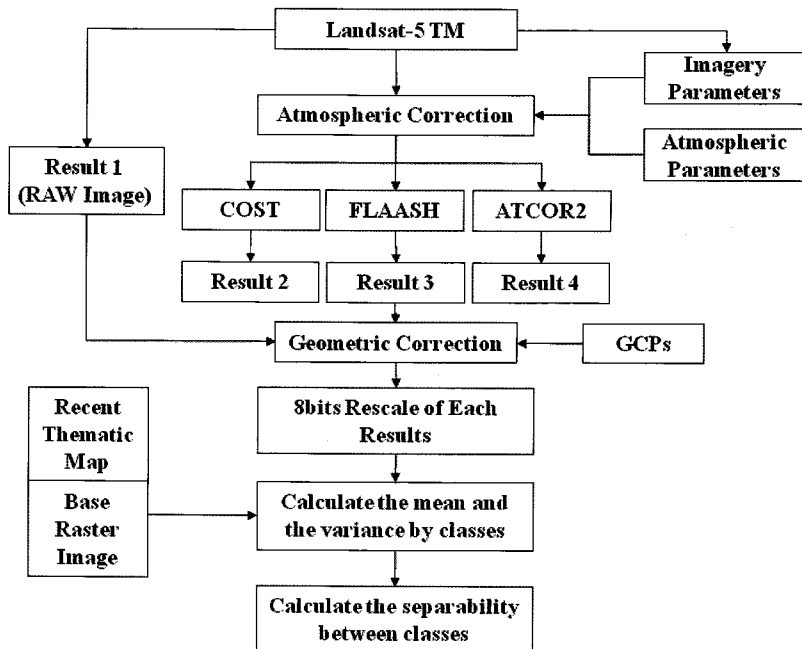


Fig. 1. Research Flow.

1) 영상자료 및 기하보정

실험에 사용된 영상은 2006년 9월 23일에 촬영한 경기북부 연천지역의 TM영상이다. 또한 영상 내 참조자료로서 활용할 VTTD는 지형분석 자료로서 1:50,000 축척 수준의 지형속성정보를 가지고 있다(이용용 외, 2004).

본 연구에서는 먼저 대기보정 전에 전체 영상에 대한 화소값 분포를 비교한 후 참조자료 지역에 대하여 기하보정을 실시하였다. 중·저해상도 영상에 대한 기하보정 방법 중 고해상도 영상인 QuickBird 정사영상과 DEM(Digital Elevation Model)을 기반으로 한 image-to-image 방법을 채택하였다(Eo *et al.*, 2008). Erdas Imagine를 이용하여 기존 QuickBird 정사영상을 reference로 하고, DEM에서 해당 GCP의 고도값을 취득하여 TM영상의 기준점으로 9개점을 입력하여 모델링하였다. 모델링 완료 후 영상을 재배열(resampling)하였다. 이렇게 제작한 TM 정사영상은 WGS84 타원체에 geographic으로 투영하였다. 이후 자료처리 과정을 원활히 하기 위해 Erdas Imagine의 Reproject 기능을 이용하여 WGS84 타원체의 UTM 52 zone으로 투영 변환하였다. 기하보정 결과로는 RMS 0.0003 deg였고, 화소크기로 환산하여 0.83 화소였다.

2) 연구에 적용한 대기보정 : COST Model

대기보정관련 분야에서 대표적인 성과로 많이 다루어질 정도로 COST 모델은 많은 연구자들이 사용하고 있으며 기존의 다른 연구에 비해 비교적 단순한 원리식을 가지고 있는 특징이 있다(Chavez, 1996). 실험에 사

용된 COST 모델은 애리조나 원격탐사 센터에서 영상기반의 대기보정 방법인 COST 모델을 상용프로그램인 Erdas Imagine에서 실행할 수 있는 Imagine graphical model로서 인터넷에 공개한 것이다.

COST 모델이 대기정보를 수행하는 방법을 보면, Dark Object를 이용하며 첫 단계로 식(1)을 수행하고 최소화값(minimum DN)을 Landsat-5 위성에서 관측되는 최소분광방사값(minimum spectral radiance)으로 변환한다. 여기서 QCAL은 최소화값이며 본 연구에서는 QCALMAX는 255, LMIN λ , LMAX λ 는 Table 1과 같은 값을 사용하였다.

$$L_{\lambda, \min} = \frac{LMIN\lambda + QCAL \times (LMAX\lambda - LMIN\lambda)}{QCALMAX} \quad (1)$$

where, $L_{\lambda, \min}$: an satellite minimum spectral radiance value

$LMAX\lambda, LMIN\lambda$: Constants given in table 1

$QCALMAX$: 255

$QCAL$: minimum DN

Table 1. Landsat-5 TM post calibration dynamic ranges for NLAPS(National Landsat Archive Processing System) Data

Band	LMIN λ	LMAX λ
1	-1.520	193.0
2	-2.840	365.0
3	-1.170	264.0
4	-1.510	221.0
5	-0.370	30.2
7	0.150	16.5

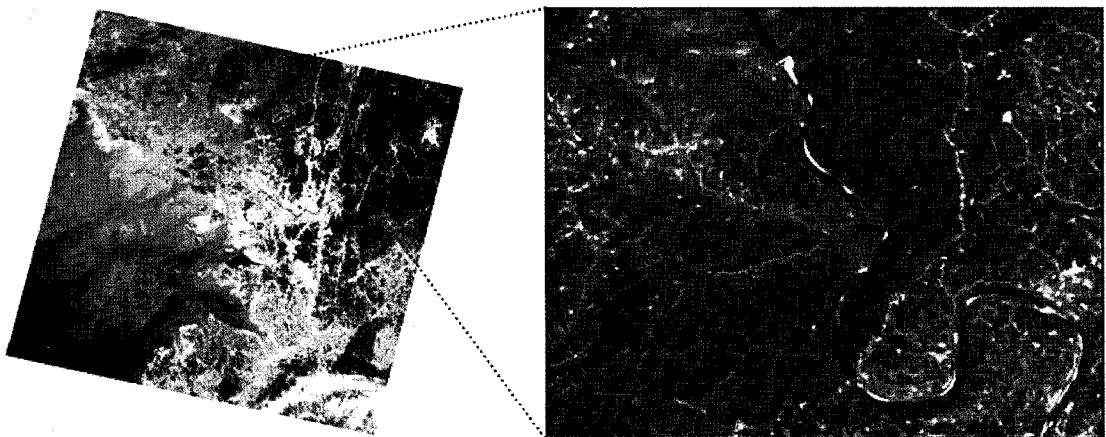


Fig. 2. Landsat-5 TM(left) and test area(right).

Table 2. TM Solar Exoatmospheric Spectral Irradiances

Model: Chance Spectrum CHKUR	
Band	Units: ESUN= W/(m ² · μm)
1	1957.00
2	1826.00
3	1554.00
4	1036.00
5	215.00
7	80.67

다음 단계로 COST 모델은 각 밴드의 이론적인 그림자 영역과 같은 Dark Object를 반사율(Reflectance)의 1%로 추정하고, haze를 감소하기 위하여 각각 식(2), (3)을 적용하고 있다. 여기서, ESUN_λ는 band dependent mean solar exo-atmospheric irradiance (unit: W/m² · μm⁻¹)로써 사용된 값은 Table 2와 같다 (Chander and Markham, 2003).

$$L_{\lambda,1\%} = \frac{0.01 \times d^2 \times \cos^2(\theta)}{\pi \times ESUN_{\lambda}} \quad (2)$$

$$L_{\lambda,haze} = L_{\lambda,min} - L_{\lambda,1\%} \quad (3)$$

where, *d*: the sun - earth distance
θ: the solar zenith angle

ESUN_λ: mean solar exoatmospheric given in table 2 (unit: Wm² · μm⁻¹)

COST 모델의 최종 반사율을 구하기 위하여, 식(4)를 수행하며, 인터넷에 공개된 COST 모델을 Erdas Imagine의 Spatial Modeler에 적용하여 대기보정 결과를 얻었다.

$$\rho_{surface} = \frac{\pi \times d^2 \times (L_{\lambda,sat} - L_{\lambda,haze})}{ESUN_{\lambda} \times \cos^2(\theta)} \quad (4)$$

where, *ρ*: reflectance of atmospheric corrected

3) 연구에 적용한 대기보정 : ATCOR & FLAASH

대기모델링은 다양한 대기환경 조건을 시뮬레이션하는데 사용되며, 태양 복사에너지 및 대기 투과도를 계산하게 된다. 원격탐사의 에너지원인 태양복사에너지가 대기권을 통과하여 지표에 도달하고 다시 센서로 도달되는 동안 대기 투과도에 의해서 산란, 투과 등에 영향을 받게 된다(최준혁 등, 2008). 상용 소프트웨어인 Erdas Imagine의 ATCOR[®]와 ENVI의 FLAASH[®](Selab社 지원)은 복사에너지와 대기투과도 계산을 통한 대기보정

을 수행하며 모두 MODTRAN 4에 기초하고 있다 (Acharya *et al.*, 1999). 두 모델은 식(5)와 같으며 입력 parameter들은 COST Model에서 서술한 바와 같다.

$$\rho_{surface} = \frac{\pi d^2 [(c_0(i) + c_1(i)DN)]}{ESUN(\lambda_i)\cos\theta_s} \quad (5)$$

FLAASH를 이용한 대기보정은 Fig. 3, 4와 같이 TM 영상정보와 대기정보를 입력하는 과정을 통해서 이루어진다. COST 모델, ATCOR, FLAASH를 수행하기 위해 사용되는 값들은 Table 3과 같으며, 밴드별 최소 화소값(minimum digital number)은 Fig. 4와 같이 각각의 밴드에서 DN이 0인 no data가 아닌 실제 최소 값을 입력하였다.

Table 3의 입력변수 중 영상에 대한 평균고도는 30미터간격의 수치고도자료로부터 평균 고도값인 0.1km, Aerosol Type은 우리나라의 위도와 기온에 따라 중위도여름(Mid-Latitude Summer) 상태를 대기모델로 설정하였다. 대기모델의 입력 변수 중, 수증기 압력은 3,636(Std atm/cm), 수증기 양은 2,92(g/cm²), 평균지표면 온도는 21°C를 입력하였다. 가시거리(Visibility)의 경우 본 연구에서 사용한 TM영상의 획득 시간과 가장 비슷한 시간대인 12시 시점과 연구지역에 인접한 문산 기상대의 가시거리인 30km를 입력하였다.

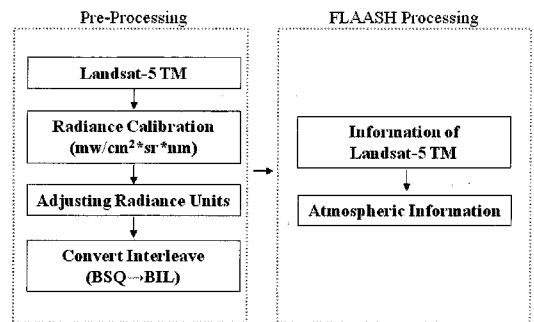


Fig. 3. General process of atmospheric correction by FLAASH.

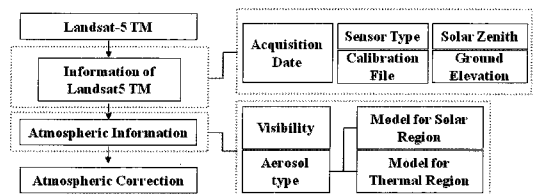


Fig. 4. General process of atmospheric correction by ATCOR.

Table 3. Input values for experiment

	COST	FLAASH	ATCOR	Input Value						
	○: used, X: not used			Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7
Acquisition Date	○	○	○	2006. 9. 23						
Earth-sun Distance	○	X	X	1.0062813						
Sun Zenith Angle	○	X	○	38.62 degree						
Ground Elevation	X	X	○	0.1 km						
Minimum Digital Number	○	X	X	0	9	6	1	1	46	1
Aerosol Type	X	○	○	Rural, Mid-Latitude Summer Rural						
Visibility	X	○	○	30 km						
Scene Center Position	X	○	X	126° 38' 26.00" E, 37° 29' 1.47" N						



Fig. 5. Selecting minimum DN of band 1 using pseudo color image.

3. 실험 및 분석

1) 영상전체 통계치 비교

실험에 사용된 TM영상에 대하여 대기보정을 실시하여 보정전후의 화소값 분포 통계값을 비교하였다. 통계값을 비교하는데 있어, 각각의 결과가 같은 반사율이라도 서로 상이한 범위를 갖고 있기 때문에 8bit로

rescale 한 후, 8bit로 rescale 한 후 통계값을 비교하였다. 본 실험에서 나온 결과 값으로 Fig. 6은 각 보정방법에 따른 결과 영상을 보여주고 있으며, 결과분석에서 공간해상도가 상이한 밴드 6은 제외하였다.

대기보정 전과 후의 영상의 통계값을 밴드별로 분석한 조사한 결과, COST 모델을 적용한 보정영상은 평균 값이 0에 가깝고 표준편차가 0.2를 넘지 않을 정도로 반



Fig. 6. The results of atmospheric correction (4,3,2 band combination).

사율의 변화가 심했다. 이와 같은 통계값을 갖는 이유는 COST 모델을 적용한 결과인 반사율이 0~1의 범위이기 때문이다. ATCOR를 적용한 경우, 모든 밴드에 걸쳐서 반사율은 하락하였고, 표준편차는 대체로 증가되었다. 화소분포 표준편차는 특정 클래스에 국한되지 않은 전체적인 값이 증가하였으나, COST 모델 결과와는 상반되는 결과를 가지고 있으며 분류결과에도 상당부분 상이한 영향을 미칠 것으로 예상된다. FLAASH를 적용한 결과는 대기보정 전의 영상과 반사율의 평균값과 표준편차 모두 감소한 결과를 나타내었다.

2) 참조지역에 대한 클래스별 화소값 분포 변화

실험에 사용된 영상내 일부지역에 대하여 지형속성 수치지도를 기반으로 클래스별 화소값 분포 변화를 조사하였다. 실험대상으로는 삼림, 수계, 농경지 등과 관련된 VITD 속성에 대해서 실험지역 영상과 통일한 해상도로 제작한 VITD 래스터 자료를 근간으로 실험하였다. 실험지역은 산지, 경작지 및 하천이 포함된 지역으로서 FACC(Feature Attribute Code Catalog) 기준으로서, SA010(수체, class1), AL020(도로·건물지역, class2), BH090(유역, class3), BH135(논, class4), EA010(경작지, class5), EB010(미개발 수림지,

class6), EB020(저수목고 지역, class7), EA040(계획조림지, class8), EC030(산림지역, class9) 총 9개 항목을 대상 클래스 영역을 설정하였고(Eo *et. al.*, 2008), 참조지역에 대한 클래스별 화소값 분포와 분리도는 결과 산출의 편리함을 위해 Matlab으로 작성하여 계산하였다. 또한 토지피복 영상분류의 일반적 과정인 화소값 분포 평활화(equalization)를 각 대기보정 영상에 수행하여 결과의 보편성을 주고자 하였다.

실험지역의 보정방법별 처리 결과 영상의 전체 통계값의 경우, ATCOR 보정영상의 표준편차를 제외하고는 큰 차이를 보이지 않는다. 이것은 단일 영상에서의 대기보정이 영상분류 결과에 큰 영향을 미치지 않는다는 기존 연구의 결론을 보여주고 있다(Kawata, 1990; Song, 2001). VITD 속성항목 중 일반적으로 피복분류와 유사한 4개 속성항목의 결과는 Table 4, 5, 6, 7과 같으며, Fig. 7은 ATCOR 보정 전후의 EC030(산림지역, class9) 속성에 대한 밴드별 평균과 표준편차이며 Fig. 8은 ATCOR 보정 전후 band4에 각 속성의 평균과 표준편차이다.

실험지역에 대한 원영상과 COST 모델에 의한 대기보정후의 클래스별 화소값 분포를 비교하면, 평균은 보정후 수체와 건물지역에서 변화가 컸으며 산림지역을

Table 4. Mean, standard deviation of each class - raw image

	SA010[수체] (Mean, STD)		AL020[도로, 건물 지역] (Mean, STD)		EA010[경작지] (Mean, STD)		EC030[산림지역] (Mean, STD)	
	b1	100.460	61.524	226.625	34.625	196.413	47.834	114.182
b2	61.002	62.270	221.821	43.794	194.542	51.954	114.389	66.819
b3	62.086	69.167	221.946	44.247	199.306	47.656	114.657	67.853
b4	23.803	36.670	128.018	56.044	125.097	62.175	129.528	69.600
b5	28.150	48.592	195.018	41.772	147.881	64.873	126.554	68.908
b7	33.082	56.097	225.589	29.671	173.318	62.470	122.421	68.653

Table 5. Mean, standard deviation of each class - After COST atmospheric correction

	SA010[수체] (Mean, STD)		AL020[도로, 건물 지역] (Mean, STD)		EA010[경작지] (Mean, STD)		EC030[산림지역] (Mean, STD)	
	b1	103.816	63.052	231.625	30.787	195.195	49.226	114.192
b2	64.745	65.033	226.464	41.579	193.471	52.869	114.539	66.876
b3	66.479	71.740	227.268	41.467	198.693	48.585	114.702	67.920
b4	24.566	36.504	113.304	53.236	123.357	61.689	129.582	69.729
b5	30.968	51.674	191.964	42.710	146.800	63.988	126.674	68.919
b7	35.937	59.371	228.393	27.873	172.771	62.206	122.436	68.656

Table 6. Mean, standard deviation of each class - After FLAASH atmospheric correction

	SA010[수체] (Mean, STD)		AL020[도로, 건물 지역] (Mean, STD)		EA010[경작지] (Mean, STD)		EC030[산림지역] (Mean, STD)	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
b1	96.903	63.579	220.643	43.395	192.623	51.677	114.994	68.498
b2	53.780	66.180	217.964	48.313	191.419	55.042	113.983	68.579
b3	60.055	69.708	218.268	48.659	197.281	50.036	114.991	67.918
b4	20.550	38.825	127.179	56.413	125.583	62.485	129.537	69.600
b5	28.220	48.839	193.179	42.724	147.693	64.872	126.640	68.855
b7	32.100	52.022	226.054	30.817	171.350	64.594	123.159	68.582

Table 7. Mean, standard deviation of each class - After ATCOR atmospheric correction

	SA010[수체] (Mean, STD)		AL020[도로, 건물 지역] (Mean, STD)		EA010[경작지] (Mean, STD)		EC030[산림지역] (Mean, STD)	
	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD	Mean	STD
b1	96.356	63.574	223.304	42.895	187.615	58.735	114.109	66.753
b2	61.299	66.658	216.125	52.388	190.690	55.449	115.243	67.334
b3	61.144	71.635	217.946	49.788	196.092	51.717	115.087	68.130
b4	26.060	47.182	127.804	54.209	125.958	62.467	129.555	69.591
b5	33.125	56.552	192.411	43.222	148.163	64.623	126.803	68.936
b7	36.594	63.811	224.964	29.961	173.625	62.275	122.558	68.618

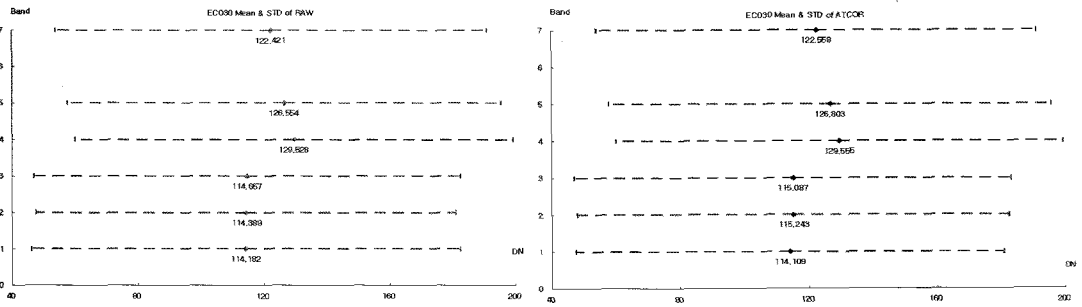


Fig. 7. Mean and STD of EC030 (Forest) class, before atmospheric correction (left) and ATCOR correction (right).

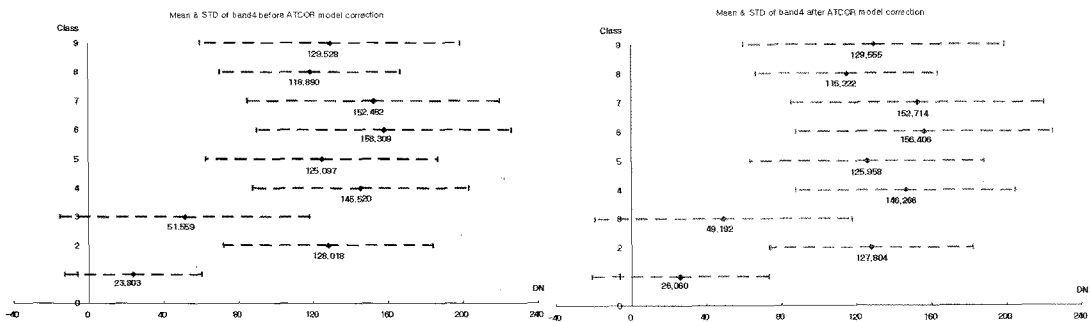


Fig. 8. Mean and STD of band4 before(left) and after (right) ATCOR model correction.

제외하고는 평균 계조림지의 소폭 하락을 제외하고는 크게 변화하지 않았다. 분류에 가장 큰 영향을 미치는 표준편차의 경우, 수체의 분산이 증가했고, 건물지역은

다소 감소되는 경향을 나타내고 있으며 나머지 값들의 변화는 소폭의 증감을 나타내고 있다. FLAASH를 적용한 경우에는 평균값과 표준편차량의 변화가 크게 나타

나고 있다. 특히 수체, 건물지역 등 산림과 저수목 지역을 제외하고는 평균 2이상의 평균 이동량을 보여주고 있다. 표준편차는 대기보정후 대부분의 항목에서 증가하는 것으로 나타났으며 건물지역의 경우에는 모든 밴드에서 많은 양이 증가하는 결과가 나왔다. ATCOR를 이용한 경우엔 큰 변화가 없는 산림을 제외한 대부분의 항목에서 원영상보다 음의 방향으로 이동하였으며 표준편차는 최대 10.9 만큼 커지고 있는 것을 알 수 있었다.

3) 참조지역에 대한 클래스 분리도 계산

클래스 분리도란 특정 클래스간의 분류정확도를 높여주기 위해 오차확률을 최소화해야 하는데, 이 확률값은 직접적으로 구해질 수 없으므로 이 확률의 특성을 잘 반영할 수 있는 분리도(separability)로 대신한다. 보통 분리도 조건으로 사용되는 것은 Divergency, Bhattacharyya, Jeffrey-Matusita(이하, JM)인데,

JM은 Bhattacharyya 거리를 이용하여 지수형태로 표현되며 식(6), (7)과 같다.

$$\alpha = \frac{1}{8}(\mu_i - \mu_j) \left(\frac{C_i + C_j}{2} \right)^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{|(C_i + C_j)2|}{\sqrt{|C_i| \times |C_j|}} \right] \quad (6)$$

$$JM_{ij} = \sqrt{2(1 - e^{-\alpha})} \quad (7)$$

where, *i* and *j* = the two signatures (classes) being compared

C_i = the covariance matrix of signature *i*

μ_i = the mean vector of signature *i*

ln = the natural logarithm function

|*C_i*| = the determinant of *C_i*(matrix algebra)

본 연구에서는 JM 척도를 원영상과 대기보정후 영상 모두에 적용하여 분리도 향상 여부를 조사하였다 (Swain and Davis, 1978). Table 5와 6에서 나타났듯이 대기보정을 수행한 결과 도로, 건물지역(AL020)을 제외하고는 일관성 있는 클래스 분리도 변화가 없었다. 이것은 3.2)에서 조사된 바와 같이 대부분의 항목에서의 보정 후 표준편차의 큰 폭의 변화가 없는 것으로 일

Table 8. Jeffrey-Matusita values of ATCOR and raw

		RAW								
		SA010	AL020	BH090	BH135	EA010	EB010	EB020	EA040	EC030
ATCOR	SA010		1.938	0.573	1.729	1.515	1.438	1.396	1.728	1.206
	AL020	1.859		1.566	1.298	1.150	1.397	1.357	1.029	1.511
	BH090	0.461	1.513		1.179	0.788	0.885	0.806	1.190	0.725
	BH135	1.618	1.280	1.157		0.320	1.182	0.992	0.528	1.250
	EA010	1.378	1.106	0.779	0.325		0.663	0.456	0.323	0.770
	EB010	1.250	1.364	0.878	1.117	0.565		0.053	1.038	0.111
	EB020	1.234	1.307	0.823	0.957	0.403	0.040		0.847	0.138
	EA040	1.551	1.032	1.078	0.537	0.246	0.826	0.665		1.152
	EC030	1.001	1.457	0.708	1.183	0.660	0.105	0.123	0.946	

Table 9. Jeffrey-Matusita values of COST and FLAASH

		FLAASH								
		SA010	AL020	BH090	BH135	EA010	EB010	EB020	EA040	EC030
COST	SA010		1.952	0.615	1.707	1.491	1.398	1.385	1.749	1.185
	AL020	1.931		1.648	1.404	1.209	1.399	1.330	1.027	1.464
	BH090	0.540	1.604		1.143	0.788	0.868	0.878	1.317	0.821
	BH135	1.684	1.365	1.146		0.334	1.110	1.002	0.737	1.259
	EA010	1.462	1.258	0.761	0.307		0.578	0.448	0.449	0.751
	EB010	1.397	1.541	0.873	1.165	0.658		0.059	1.022	0.150
	EB020	1.376	1.497	0.810	0.967	0.448	0.052		0.810	0.128
	EA040	1.669	1.155	1.144	0.521	0.293	1.001	0.797		1.082
	EC030	1.187	1.619	0.726	1.220	0.744	0.104	0.141	1.102	

부 설명될 수 있다. 또한 실험지역의 클래스가 TM영상의 공간 및 분광해상도로 인해, 충분한 분리도 값을 보유하지는 않으나, 실험결과 COST 대기보정후 건물밀집지역에서 분리도 향상이 나타나고 있다. 이것은 일반적으로 TM영상의 분광영역에서 대기효과의 영향이 큰 수증기(H₂O), O₃, CO₂가 다른 지역보다 좀 더 많았기 때문이라 판단된다.

4. 결론

TM영상을 대상으로 대기보정 전후의 클래스별 화소 값 분포의 변화를 분석하였다. VITD에서 보유한 지형속성 분류체계를 근간으로 클래스 구분을 하였고, 실험에 적용한 대기보정 모델은 ATCOR, FLAASH, COST 모델이었다. 실험결과, 평균과 표준편차 측면에서는 클래스별로 대기보정 후 다소 변화가 있었으나, 분류결과를 예측할 수 있는 클래스 분리도(class separability)의 경우 건물밀집지역 영역(dense building area)을 제외하고는 차이가 없었다.

일반적으로 위성영상의 통계적 분류를 수행하는 경우, 분류 결과를 얻기까지는 밴드 선택 및 샘플링의 영향이 크므로 본 연구에서의 클래스 분리도 계산결과만으로는 분류결과 향상여부를 결정하기엔 한계가 있다. 그러나 국지적으로 대기보정의 영향을 많이 받는 지역이거나, 하이퍼스펙트럴 영상, 일부 변화탐지 기법의 경우에는 대기보정 효과 가능성이 있다고 판단된다. 특히 TM영상의 분광영역인 가시광선과 근적외선에 영향을 많이 미치는 수증기(H₂O), O₂, CO₂ 등이 많은 대기상태의 경우 대기보정의 효과가 더욱 커지리라 생각된다.

참고문헌

유복모, 1991. 사진측정학, 문운당.
 이광재, 김용승, 2005. 다중분광 자료를 이용한 영상기반의 대기보정 연구, KARI, Korea Aerospace Research Institute, 4(1): 211-220.
 이용용, 어양담, 박완용, 서병준, 송현승, 유향미, 2004. VITD 규격분석, TEDC-508-040353, 국방과

학연구소,
 최준혁, 이지선, 김정호, 이성호, 김태국, 2008. 대기온도 및 풍속 변화에 따른 함정의 적외선 신호 특성 분석, 한국군사과학기술학회지, 11(5): 84-91.
 Acharya, P. K., A. Berk, G. P. Anderson, N. F. Larsen, S. C. Tsay, and K. H. Stammes, 1999. MODTRAN4: Multiple Scattering and Bidirectional Distribution Function(BRDF) Upgrades to MODTRAN, Proceeding of SPIE, Optical Spectroscopy Techniques and Instrumentation of Atmospheric and Space Research, Vol. 3756.
 Chander, G. and B. Markham, 2003. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges, *IGARSS*, 41(1): 2674-2677.
 Chavez, P. S., Jr., 1996. Image-Based Atmospheric Corrections Revisited and Improved, *PE&RS*, 62(9): 1285-1294.
 Song, C., E. W. Curtis, C. S. Karen, P. L. Mary, and A. M. Scott, 2001. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects?, *Remote Sensing of Environment*, 75: 230-244.
 Eckhardt, D. W., J. P. Verdin, and G. R. Lyford, 1990. Automated update of and irrigated Lands GIS using SPOT HRV Imagery, *PE&RS*, 56(11): 1515-1522.
 Eo, Y. D., G. W. Lee, D. Y. Park, W. Y. Park, and C. N. Lee, 2008. Supervised Classification Using Training Parameters and Prior Probability Generated from VITD, *Korean Journal of Remote Sensing*, 24(5): 517-524.
 Hall, F. G., D. E. Strebel, J. E. Nickeson, and S. J. Goetz, 1991. Radiometric Rectification: Toward a Common Radiometric Response among Multidate, Multisensor Images, *Remote Sensing of Environment*, 35(1): 11-27.
 Kim, Y. S. and G. W. Lee, 2005. An Experimental Study on the Image-based Atmospheric

- Correction Method for High Resolution Multispectral Data, IGARSS '05. Proceedings: 434-436.
- Oh, S. N., 2004. A Study on Atmospheric Correction in Satellite Imagery Using an Atmospheric Radiation Model, *Atmosphere*, 14(2): 11-22.
- Moran, S., R. D. Jackson, P. N. Slater, and P. M. Teillet, 1992. Evaluation of Simplified procedures for Retrieval of Land Surface Reflectance Factors from Satellite Sensor Output, *Remote Sensing of Environment*, 41: 169-184.
- Swain, P. H. and S. M. Davis, 1978. *Remote Sensing: The Quantitative Approach*, McGraw-Hill, Inc., New York, N.Y.: 170-171.
- Lillesand, T. M. and R. W. Kiefer, 1987. *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley and Sons, New York, USA.
- Kawata, Y., T. Kusaka, and S. Ueno, 1990. Classification Accuracy for the MOS-1 MESSR Data Before and After the Atmospheric Correction, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4): 755-760.