

토지피복지도 제작을 위한 초분광 영상 EO-1 Hyperion의 최적밴드 선택기법 연구

A Study on the EO-1 Hyperion's Optimized Band Selection Method for Land Cover/Land Use Map

장세진¹⁾ · 채옥삼²⁾ · 이호남³⁾ · 김진광⁴⁾

Jang, Se Jin · Chae, Ok Sam · Lee, Ho Nam · Kim, Jin Kwang

Abstract

The Land Cover/Land Use Map have been constructed from 1998, which has hierarchical structure according to land cover/land use system. Level 1 classification Map have done using Landsat satellite image over whole Korean peninsula. Level II classification Map have been digitized using IRS-1C, 1D, KOMPSAT and SPOT5 satellite images resolution-merged with low resolution color images. Level II Land Cover/Land Use Map construction by digitizing method, however, is consuming enormous expense for satellite image acquisition, image process and Land Cover/Land Use Map construction. In this paper, the possibility of constructing Level II Land Cover/Land Use Map using hyperspectral satellite image of EO-1 Hyperion, which is studied a lot recently, is studied. The comparison of classifications using Hyperion satellite image offering more spectral information and Landsat-7 ETM+ image is performed to evaluate the availability of Hyperion satellite image. Also, the algorithm of the optimal band selection is presented for effective application of hyperspectral satellite image.

Keywords : Hyperspectral Image, Land Cover/Land Use, Classification, Optimized Band Selection

초 록

토지피복지도는 토지의 피복특성과 토지활용특성을 나타내는 자료로서 토지피복분류체계에 따라 계층적인 구조로 1998년부터 제작되고 있다. 대부분은 Landsat 위성영상을 활용하여 남·북한에 대한 작업이 완료되었으며, 중분류는 IRS-1C, IRS-1D, KOMPSAT, SPOT-5 영상을 저해상 컬러 영상과 영상융합을 한 후, 그 결과자료를 전문가가 도화하여 제작하고 있다. 특히 도화에 의한 중분류 토지피복지도 제작은 위성영상의 구매 및 자료처리, 토지피복지도제작 과정에서 막대한 비용이 필요하다. 본 논문에서는 최근 많은 연구가 수행되고 있는 초분광 위성영상인 EO-1 Hyperion을 이용한 중분류 토지피복지도 제작 가능성을 연구했다. 많은 분광정보를 제공하는 Hyperion 영상과 기존에 사용하던 Landsat-7 ETM+ 영상의 토지피복분류 비교 연구를 수행하여 Hyperion의 분류정확도를 평가했다. 또한, Hyperion에 적합한 최적밴드선택 방법을 통하여 초분광 위성영상 활용의 효율성을 증대시켰다.

핵심어 : 초분광영상, 토지피복지도, 영상분류, 최적밴드선택

1. 서 론

Landsat 위성영상을 이용한 토지피복지도 제작에서 토지피복분류체계의 대부분류 토지피복에 대한 분류는 가능

하지만, 중분류인 토지이용에 대한 분류는 해상도와 밴드 특성에 의해 높은 정확도를 기대하기 어려운 상황이다. 또한 고해상 위성영상과 저해상 컬러영상의 융합에 의한 중분류 토지피복지도 제작은 판독자에 의한 지상 판독 및

1) 정희원 · 경희대학교 정보통신대학원 멀티미디어시스템공학과 박사과정(E-mail:tino0459@paran.com)

2) 연결저자 · 경희대학교 전자정보학부 교수(E-mail:oschae@khu.ac.kr)

3) 정희원 · 중앙항업(주) 지리정보연구소 연구소장(E-mail:yhnhan@chollian.net)

3) 정희원 · 중앙항업(주) 지리정보연구소 책임연구원(E-mail:jeff2kim@chollian.net)

도화에 의해 수행된다. 이러한 작업은 많은 비용이 필요하며 판독정확도를 확보하기 위하여 전문기술자를 필요로 한다. 따라서 지속적으로 변화되는 토지피복정보를 경제적으로 갱신하여 신뢰도를 확보하는 문제는 시급히 해결해야할 과제이다(장세진 등, 2006).

본 논문에서는 위와 같은 기존 토지피복지도 제작의 문제점을 개선하기 위하여 2000년 실험위성으로 발사된 EO-1 Hyperion 초분광 위성영상(hyperspectral image)을 활용하였다. Hyperion 영상의 분광정보는 환경부 토지피복분류체계의 대분류에 대한 분류 정확도를 높이고, 중분류 토지피복지도의 정확도 향상과 자동화 가능성을 제공한다. 따라서 본 연구에서는 기존의 Landsat-7 ETM+ 영상과 Hyperion 영상을 동일지역에 대해 중분류 토지피복분류를 수행하고 그 정확도를 평가하여 비교분석하였다. 또한 초분광영상의 활용 시에 발생하는 분류 알고리즘의 효율적인 활용, 잉여분광정보의 제거, 처리비용 및 처리시간의 단축을 위하여 Hyperion에 적합한 최적 밴드 선택 방법을 제시하였다.

2. 초분광영상을 이용한 토지피복지도제작

2.1 토지피복지도

토지피복분류체계는 토지피복(land cover)과 토지활용(land use)으로 구성되어 있다. 토지피복은 원격탐사 자료의 가장 대표적이고 전형적인 응용방법의 하나로 지표면의 물리적 상황(지표면의 상태)을 표현한 것이며, 토지이용은 토지의 이용현황 및 계획 상태를 반영한 것이다. 토지피복지도는 토지표면의 물리적 상황 및 이용현황을 나타내는 자료로서 토지피복분류체계에 따라 계층적 구조로 되어 있다. 이 자료는 자연환경, 수질, 대기분야의 GIS 시스템 구축 및 모델링과 도시계획, 국토관리, 방재업무 등에 필수적인 정보로 활용되고 있다(환경부, 1999).

대분류 토지피복지도제작을 위해 Landsat 위성영상자료를 이용하여 화소들을 무감독분류한 후, 군집화 된 화소를 다시 학습집단으로 사용하는 감독분류 방법을 이용하였다(환경부, 1999; 환경부, 2001). 분류정확도를 향상시키기 위해 퍼지기법이나 신경망 이론 등을 함께 접목하는 연구도 활발히 진행되었다(Gamba 등, 2001; Hung 등, 2002). 최근에는 토지피복지도를 효과적으로 개선하기 위해 고해상도 위성영상과 연계한 연구 및 사업 등을 시행하였다(이상훈, 2003; 환경부, 2002; 환경부, 2005).

환경부는 1998년부터 『인공위성영상자료를 이용한 토

표 1. 환경부 토지피복분류 체계(대분류, 중분류)

1단위	2단위
1. 시가화건조지역	1.1 주거지역
	1.2 산업지역, 상업지역
	1.3 혼합시가화 / 도시구조
	1.4 교통지역
	1.5 공공시설물
2. 농업지역	2.1 논
	2.2 밭
	2.3 하우스재배지
	2.4 가축사육시설
	2.5 기타재배지
3. 산림지역	3.1 활엽수림
	3.2 침엽수림
	3.3 혼효림
4. 녹지/ 초지	4.1 초지
	4.2 녹지
	4.3 도심녹지
5. 습지	5.1 내륙습지
	5.2 연안습지
6. 나지	6.1 채광지역
	6.2 기타나지
7. 수역	7.1 내륙수
	7.2 해양수

지피복분류』 사업을 시작하였으며, 그 체계는 표 1과 같다. 이 분류체계는 미국의 USGS, 유럽연합의 CORINE 분류체계의 내용을 우리나라 실정에 맞게 수정하였고, 상방하향식 접근이 가능하도록 구성하였다. 또한 각각의 단위는 추진주체별로 사업의 효율성을 고려하여 설정하였다. 즉, 1단위(대분류)는 국가차원, 2단위(중분류)는 광역지자체, 3단위(세분류)는 기초지자체에서 사업을 수행하는데 적합하도록 고려한 것이다(환경부, 1999).

2.2 초분광 영상

초분광 영상은 분광밴드가 많고(many), 연속적이고(continuous), 파장폭이 좁은(narrow) 세 가지 특징으로 정의할 수 있다. 이런 초분광 영상은 10~20nm의 밴드폭으로 촬영하기 때문에 광물탐사, 수질분석, 농작물관리, 식생분류 및 조사 등의 응용분야에서 많은 활용이 기대되고 있다. 현재 활용하고 있는 초분광 영상의 대부분은 항공기탑재 센서에 의존하고 있다(김선화 등, 2005).

EO-1 위성은 대표적인 초분광 센서 탑재 위성으로써 Landsat-7과 일치하는 지역에서 1분 간격의 차이로 다중 분광과 초분광 영상을 수집한다. 연구에 사용하는 초분광 영상 획득 센서 Hyperion은 400nm에서 1000nm까지의 가시근적외(Visible Near Infrared, VNIR) 영역과 900nm에서 2400nm까지의 단파장적외(Short Wave Infrared, SWIR) 영역에서 10nm 간격으로 242개 밴드의 영상정보를 제공하고 있다(Barry, 2001). Hyperion의 지상해상도는 30m이며 촬영 폭은 7.6Km이다. 화소당 비트 수는 12비트로서 지상 피복특성에 대한 인식 능력이 다중분광 영상에 비해 우수한 특성을 가지고 있다.

2.3 토지피복지도 제작방법

중분류 토지피복지도제작을 위한 일반적인 감독분류 알고리즘으로는 최소거리분류법(Minimum Distance Classifier, MDC), 최대우도분류법(Maximum Likelihood Classifier, MLC), 마하라노비스거리법(Mahalanobis Distance Classifier, MahaDC), 분광각분류법(Spectral Angle Mapper, SAM)의 4가지가 있다.

최소거리분류법은 계산이 간단하여 가장 일반적으로 사용되는 분류방법으로써, 각각의 학습집단에 대한 평균 벡터와 분류되어질 화소의 화소값 벡터의 유클리드 거리를 식 (1)과 같이 계산하여 그 거리가 최소가 되는 학습 집단에 할당한다.

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=0}^n (X_i - M_{ij})^2} \quad (1)$$

여기서, D_j 는 j 학습집단의 유클리드 거리, X_i 는 i 밴드의 화소값이고 M_{ij} 는 j 학습집단의 i 밴드 평균값이다.

최대우도분류법은 각각의 학습집단 화소가 기본적으로 정규분포의 형태를 따른다는 가정하에 통계적인 확률분포에 따라 분류를 수행하는 알고리즘으로 식 (2)와 같이 계산한다.

$$D_i = \ln p(w_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (X - M_i)' \Sigma_i^{-1} (X - M_i) \quad (2)$$

여기서, $p(w_i)$ 는 i 학습집단의 사전확률이다.

마하라노비스거리법은 최대우도법과 유사하지만, 거리 공식 속에 공분산 행렬이 포함되어 있어 분산이 아주 높은 군집이 유사한 성질의 항목으로 분류가 되도록 유도하는 장점이 있으며, 계산식은 식 (3)과 같다.

$$D_i = (X - M_i) \Sigma_i^{-1} (X - M_i) \quad (3)$$

분광각분류법은 학습집단의 평균벡터와 분류되어질 화소벡터의 각도 상에 유사성을 찾아 분류를 수행하는 알고리즘으로 초분광영상의 감독분류에 많이 활용되고 있다. 분광차원 상의 각을 구하기 위한 계산식은 식 (4)와 같다.

$$\alpha = \cos^{-1} \frac{\sum XY}{\sqrt{\sum (X)^2 \sum (Y)^2}} \quad (4)$$

여기서, α 는 분광각을 X , Y 는 각각 분류되어질 영상 스펙트럼과 기준스펙트럼이다.

2.4 정확도평가

토지피복분류에 대한 결과영상은 기준영상 또는 기준자료에 의한 정확도 평가가 필요하다. 분류 정확도를 평가하기 위한 대표적인 방법으로 에러행렬을 이용할 수 있다. 이 에러 행렬은 전체정확도(overall accuracy), 사용자 정확도(user accuracy) 및 생산자 정확도(producer accuracy)를 제시한다. 각각의 계산방법은 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{전체정확도} &= \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii}}{N} \\ \text{사용자정확도} &= \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \\ \text{생산자정확도} &= \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서, r 는 에러행렬의 행과 열의 수, X_{ii} 는 바르게 분류된 화소들의 수, X_{i+} 는 에러행렬의 i 번째 화소의 합, X_{+i} 는 에러 행렬이 i 번째 열의 화소 합이다.

또한, kappa 계수로도 정확도를 평가하고 있는데 이 계수는 우연히 바르게 분류될 수 있는 화소를 제거한 순수값만을 고려하여 정확도 평가를 수행하기 위한 통계량이다. 그 계산식은 식 (6)과 같다.

$$\hat{K} = \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r (X_{i+} \times X_{+i})}{N - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r (X_{i+} \times X_{+i})} \quad (6)$$

3. Hyperion 영상의 최적밴드선택

3.1 최적밴드선택

초분광 영상의 밴드 조합별 클래스 분리도를 통하여 분류에 적절한 밴드를 선택하는 것을 밴드선택이라 하고 영상의 선형변환을 통해 최대분산을 갖는 영상을 제작하는 것을 밴드추출이라 한다.

밴드 선택 방법으로는 학습집단 간의 Bhattacharyya 거리, 분기도(Divergence), Mahalanobis 거리를 이용하는 방법이 있다.

Bhattacharyya 거리는 식 (7)과 같이 클래스 간의 거리를 계산함으로써 효율적인 밴드 조합을 계산한다(이상훈, 2003).

$$B = [\mu_1 - \mu_2]^T \left[\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right]^{-1} [\mu_1 - \mu_2] + \frac{1}{2} \ln \frac{|\frac{1}{2}(\Sigma_1 + \Sigma_2)|}{\sqrt{|\Sigma_1| |\Sigma_2|}} \quad (7)$$

여기서, B 는 Bhattacharyya 거리, μ_1, μ_2 는 해당 학습집단의 평균벡터이고, Σ 은 공분산행렬이다. 학습집단 간의 분기도는 토지피복 간의 통계적 분리도를 측정하는 방법으로 식 (8)과 같다(어양담, 1999).

$$D_{12} = \frac{1}{2} T_r [(\Sigma_1 - \Sigma_2)(\Sigma_2^{-1} - \Sigma_1^{-1})] + \frac{1}{2} T_r [(\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1})(M_1 - M_2)(M_1 - M_2)^T] \quad (8)$$

여기서, D 는 분기도, T_r 은 대각요소의 합이고, M_1, M_2 는 평균벡터이다.

밴드추출 방법으로는 일반적인 자료 압축 기법으로 많이 사용되고 있는 주성분분석(Principal Component Analysis)과 MNF(Minimum Noise Fraction) 변환을 사용할 수 있다(Jensen, 1996; Lillesand 등, 2000).

3.2 Hyperion의 특징

초분광 센서 Hyperion의 영상에 대한 통계적 특성을 분석하기 위해 그림 1과 같이 대구지역 영상에 대해 밴드별 상관계수와 공분산 값을 영상으로 표현했다.

그림 1(a)에서 알 수 있는 것은 초분광 영상의 밴드간 상관계수가 인접밴드의 특정 범위내에서 상당한 유사성이 있음을 알 수 있다. 격자화된 구조가 나타나는 이유는 분광스펙트럼의 흡수 밴드 영역이 특정 간격으로 분포되기 때문이다. 이런 인접밴드 간의 높은 상관성은 토지피

복분류 시 모든 밴드에 대한 사용없이 대표밴드를 추출하여 처리할 수 있음을 알려준다.

그림 1(b)의 경우, 밝게 보이는 부분은 공분산 값이 큰 밴드 조합을 나타낸다. 이 그림에서 알 수 있듯이 공분산이 큰 밴드가 특정 영역에만 한정되어 있어 기존의 공분산을 사용한 최적밴드추출 알고리즘인 분기도나 거리 계산 방법으로는 다양한 밴드의 정보를 사용할 수 없음을 보여준다.

이와 같은 공분산 값의 분포가 나타나는 이유는 Hyperion 영상의 밴드에 따른 최대, 최소값의 차이(dynamic range)가 다르기 때문이다. 그림 2(a)는 Hyperion 영상의 밴드별 최대 최소값 차이를 보여주고 있다. 특정 밴드의 화소값 범위가 상당히 넓음을 알 수 있으며, 동일한 부분에서의 공분산 값이 상당히 크게 나타나는 것을 알 수 있다. 따라서 공분산을 이용한 밴드 선택의 경우 화소범위가 넓은 밴드들 위주로만 추출될 수 있다.

그림 2(b)는 표준편차를 이용하여 간단하게 밴드를 추출할 경우 선택되어질 밴드의 예이다. 이 경우는 공분산과 반대의 경우로서 분산이 작은 밴드들의 표준편차 역시 작으므로 적색으로 표시된 영역의 밴드들만이 추출되어지는 문제점이 발생할 수 있다.

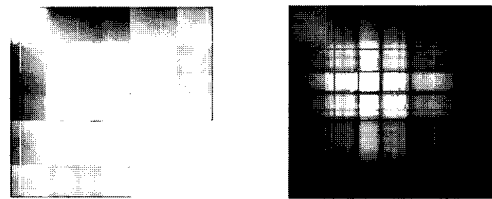


그림 1. Hyperion의 밴드별 상관계수 및 공분산 값(대구지역)

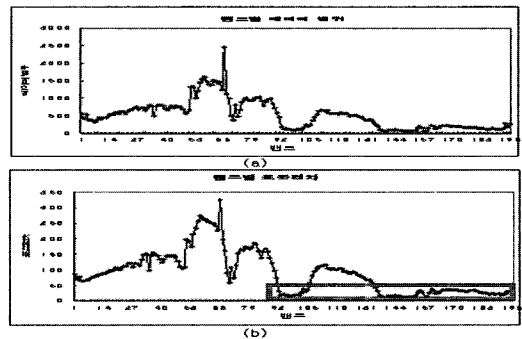


그림 2. Hyperion의 (a) 밴드별 데이터 범위, (b) 밴드별 표준편차

3.3 Hyperion을 위한 최적밴드선택

본 연구에서는 Hyperion 영상의 특성 분석에 따라 다음과 같은 밴드선택 조건을 마련하였다.

- ① 인접 밴드간의 상관성이 높으므로 추출밴드간 최소거리(C_0)를 적용하여 상관성을 최소화한다.
- ② 학습집단 내 자료값의 범위(D_i)가 넓을수록 개별적 토지피복특성의 분리성이 높아진다.
- ③ 학습집단 내 표준편차(σ_i)가 작을수록 응집력이 높고, 토지피복특성을 대표할 수 있다.

위와 같은 밴드선택 조건을 수식화하여 밴드선택 요소(Band Selective Factor, BSF)를 제안한다. 밴드선택요소는 추출된 학습집단의 화소범위(D_i)와 표준편차(σ_i)의 통계값을 추출하여 식 (9)와 같이 계산한다.

$$BSF = \frac{D_i}{\sigma_i} \quad (9)$$

계산된 값은 그림 3의 밴드선택요소를 이용한 최적밴드선택 절차에서 하나의 요소로 사용한다. 밴드선택요소를 이용한 최적밴드선택 절차는 다음과 같다.

- ① 학습집단 별 통계값(D_i, σ_i)을 계산한다.
- ② 식 (9)의 밴드선택요소를 학습집단의 밴드별로 계산하고 정렬한다.
- ③ 정렬된 밴드선택요소에 절단값(T)를 적용하여 높은

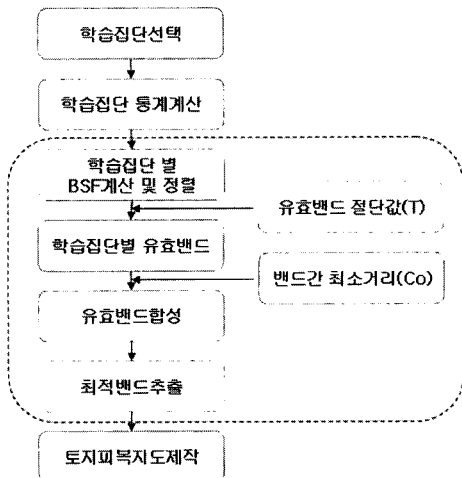


그림 3. 밴드선택요소를 이용한 최적밴드선택 절차

값을 가진 밴드를 T개씩 학습집단 별로 추출한다.

- ④ 밴드 간 최소거리(C_0)를 고려하여 학습집단 별 유효밴드를 선택한다.
- ⑤ 개별 학습집단에서 추출된 밴드를 중복밴드를 1개로 하여 통합하고 알고리즘에 사용할 최적밴드를 선택한다.

이와 같은 방법으로 선택된 최적밴드를 이용한 토지피복지도 생성 결과는 지금까지 밴드추출 알고리즘으로 사용되었던 MNF와 주성분분석으로 추출된 밴드의 분류 결과와 비교·평가할 수 있다.

4. 실험 및 분석

4.1 사용자료

위성영상을 이용한 토지피복분류를 수행하기 위해서는 토지의 특성 정보를 제공하는 기준자료와 분류를 수행하기 위한 영상자료가 필요하다. 본 연구에서 기준자료는

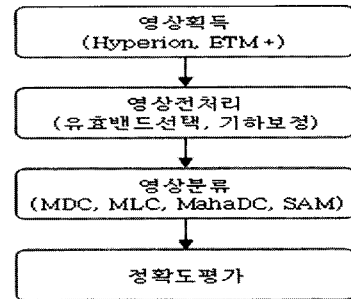
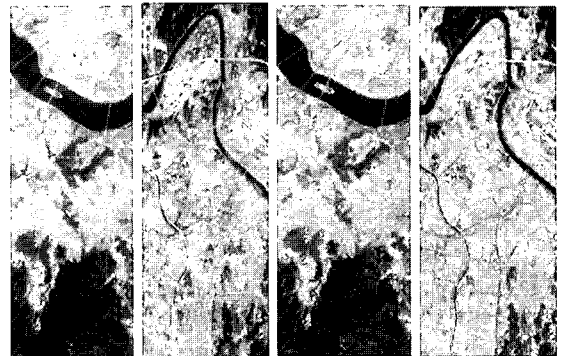


그림 4. 중분류 토지피복분류 흐름도



(a) 서울 (b) 대구 (c) 서울 (d) 대구

그림 5. EO-1과 Landsat-7 대상지역 위성영상 (a), (b) Hyperion, (c), (d) ETM+

환경부에서 제작한 서울, 대구지역의 중분류 토지피복지도를 사용하였으며, Hyperion 위성영상자료로는 2002년 4월, 12월에 획득된 서울 및 대구 지역 영상을, ETM+ 자료는 2003년과 2001년 4월에 획득된 서울 및 대구지역 영상을 사용하였다. 그림 4는 중분류 토지피복지도제작을 위한 전체 흐름도이고, 그림 5는 중분류 토지피복 대상지역의 Hyperion 및 ETM+ 영상이다.

4.2 영상전처리

4.2.1 유효밴드선택

위성 탑재 초분광 영상 Hyperion은 항공탑재 초분광센서인 AVIRIS에 비하여 신호잡음비가 상대적으로 낮아 242개의 모든 밴드를 유용하게 사용할 수 없다. 따라서 토지피복분류에 사용하기 위한 적당한 유효밴드를 선택하였다.

Hyperion의 유효밴드 선택은 다음과 같은 3가지 방법을 사용하였다.

- ① 센서 반응특성에 따라 화소값이 존재하지 않는 밴드 제거
- ② 신호잡음비가 낮은 밴드를 시각적으로 판단하여 제거
- ③ Bad pixel을 담고 있는 밴드 제거

본 연구에서 유효밴드는 서울, 대구 지역에 대하여 각각 표 2와 같이 선택하였다. 단, 각 단계의 밴드 번호는 이전 결과를 반영하여 제거한 파일의 밴드 번호이므로 고유 밴드번호와는 무관하다.

4.2.2 좌표변환

위성영상의 타원체 및 투영방법이 다르기 때문에 비교 및 분석을 위하여 정확도 평가를 위한 자료와 좌표계를 일치시켰다.

표 2. 서울, 대구 Hyperion 영상의 제거밴드

구분	서울지역	대구지역
정보없음	1-7, 225-242, 58-78	
SNR 낮음	52-53	51-54
	70-71	70-71
	92-101	92-105
	137-152	137-164
	157-158	157-164
	194-196	194-196
Bad pixel	63, 83, 129, 142	62, 82, 127
잔여밴드 수	156밴드	142밴드

치시켰다. 좌표계를 일치시키기 위하여 두 대상 자료로부터 동일점을 획득하여 좌표변환을 실시하였다. 토지피복지도에서는 기준점 위치로 도로교차점 등을 사용할 수 없으므로, 주로 다리의 끝 점, 호수 및 섬 등의 지형상 특징점을 중심으로 영상 전체에서 고른 분포를 갖도록 선택해야하는 어려움이 따르나 본 연구에서의 영상 좌표변환은 X, Y 각 방향에 대해 RMSE 0.8화소 이내의 정확도로 수행하였다.

4.3 토지피복지도제작

4.3.1 학습집단선택

학습집단 선택은 감독분류 과정에서 가장 중요한 부분으로서 순수한 토지피복특성을 갖는 대상지역을 선택하였다. 본 논문에서는 기준영상인 환경부 토지피복지도와의 중첩을 통하여 순수한 토지특성을 반영하는 대상지역에서 분석자의 시각적 판단으로 샘플링하였다.

4.3.2 토지피복지도제작 및 정확도평가

Hyperion 영상과 ETM+ 영상에 각각 최소거리분류법, 최대우도분류법, 마하라노비스거리분류법, 분광각분류법 알고리즘을 통한 토지피복 분류 작업을 수행하였다. 이 4가지 알고리즘은 2개의 학습집단 유형에 따라 수행하였는데 하나는 시가화/건조지역의 중분류 토지피복특성을 유지한 경우이고, 다른 하나는 시가화/건조지역의 토지피복특성을 통합한 경우이다.

그림 6은 두 위성영상의 서울, 대구 지역의 감독분류

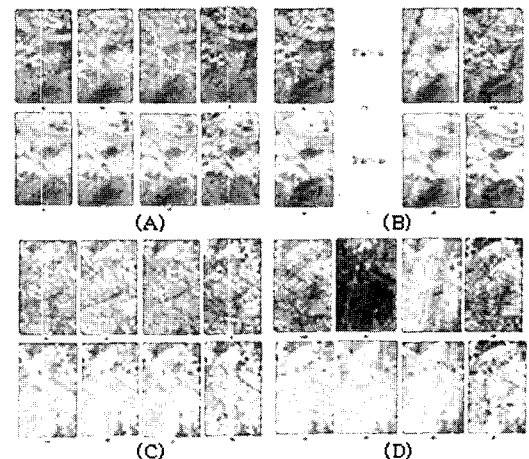


그림 6. ETM+와 Hyperion 토지피복분류결과영상 (A), (C) 서울, 대구 ETM+, (B), (D) 서울, 대구 Hyperion(각 영상의 상단은 시가화/건조지역분할, 하단은 통합)

표 3. 중분류 토지피복분류 정확도 평가 (단위 : %)

대상자료		알고리즘	MDC		MLC		MahaDC		SAM	
			정확도	증감율	정확도	증감율	정확도	증감율	정확도	증감율
서울	Landsat	분할	56.7		76.5		66.5		54.4	
		통합	75.0		85.8		80.8		72.3	
	EO-1	분할	56.1	-0.6	-	-	85.2	18.7	60.1	5.8
		통합	80.0	5.0	-	-	94.6	13.8	80.9	8.6
대구	Landsat	분할	54.2		70.5		60.6		52.8	
		통합	75.0		83.3		78.8		72.4	
	EO-1	분할	43.2	-11.0	44.4	-23.6	80.0	19.1	42.6	-10.2
		통합	71.7	-3.2	99.9	16.7	91.6	12.8	69.7	-2.7

결과영상을 보여준다. 각 영상의 상단은 시가화/건조지역을 분할하여 수행한 영상분류 결과이고, 하단은 통합하여 수행한 영상분류 결과이다. 또한 알고리즘의 순서는 차례대로 최소거리, 최대우도, 마하라노비스거리, 분광각거리 법이다.

주목할 만한 사실은 Hyperion의 서울지역 MLC의 경우, 분류 오류가 발생했는데 그 이유는 중분류 토지특성 중 하우스재배지의 학습집단 수가 Hyperion 밴드 수인 156개보다 작게 샘플링 되었기 때문이다. 이런 상황은 중분류 토지피복지도 제작의 경우에 피복특성에 따라 면적이 작은 지역이 충분히 있을 수 있으므로 자주 발생할 것으로 판단된다.

표 3은 중분류 토지피복지도 제작에 대하여 2.4절의 전체 정확도를 평가한 결과이다. 시가화건조지역을 통합하여 분석한 최대우도법과 마하라노비스법은 초분광 영상에서 다중분광영상에 대하여 약 13.5% 정도의 분류 정확도를 향상시켰다. 특히, 대구의 Hyperion 최대우도법은 학습집단 범위 내에서 99.9%의 최대 정확도를 보이고 있다.

4.4 최적밴드선택 및 정확도평가

밴드선택요소에 의한 밴드선택은 그림 6의 (B)와 같이 학습집단의 수에 따라 발생하는 최대우도분류법의 오분류를 방지하며, 초분광 영상을 이용한 토지피복지도 제작의 정확도 유지 및 처리 효율을 개선 할 수 있었다.

그림 7은 샘플 학습집단의 계산된 밴드선택요소의 값을 나타낸다. 그림에서 알 수 있는 것은 밴드선택요소를 적용함으로써 특정 영역에 국한되지 않은 다양한 밴드들이 선택할 수 있다는 것이다. 이 밴드선택요소는 그림 3과 같은 절차로 최적밴드 선택을 위한 계산에 사용된다.

서울, 대구 각 영상으로부터 최종적으로 선택된 밴드들

표 4. BSF에 의한 최적밴드

지역	변수	최적밴드	밴드 수
서울	$N=11$ $T=10$ $C_0=10$	2, 3, 6, 7, 9, 13, 15, 20, 32, 43, 49, 65, 66, 67, 77, 87, 123, 151	18
	$N=11$ $T=10$ $C_0=3$	2, 3, 6, 7, 9, 13, 15, 17, 20, 21, 24, 32, 42, 49, 65, 66, 67, 77, 87, 123, 151, 156	22
	$N=13$ $T=10$ $C_0=10$	4, 7, 8, 10, 11, 13, 14, 23, 33, 34, 40, 48, 55, 61, 62, 72, 82, 86, 92, 103, 107, 112, 135, 137, 140, 142	26
대구	$N=13$ $T=10$ $C_0=3$	1, 4, 7, 8, 10, 12, 13, 14, 23, 27, 33, 34, 36, 37, 40, 48, 52, 55, 58, 61, 62, 72, 82, 86, 92, 103, 106, 107, 112, 135, 137, 140, 142	33

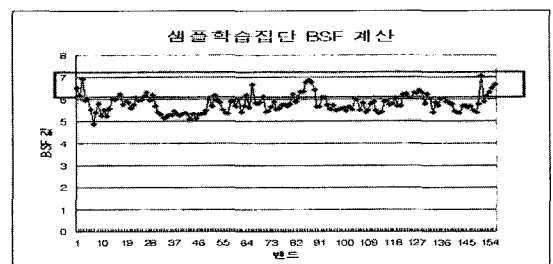


그림 7. 샘플 학습집단의 밴드선택요소

은 표 4와 같다. 서울의 156개 밴드는 18개와 22개의 최적밴드로, 대구의 142개 밴드는 26개와 33개의 최적밴드로 구성된다. 물론, T 값을 조절함으로써 최적밴드 수를 유동적으로 감소시킬 수 있으나 초분광 영상의 장점을 고려할 때, 15개미만의 밴드 수는 적당하지 않은 것으로 판단된다.

그림 8은 본 연구에서 사용한 최적밴드선택에 의한 토

표 5. 밴드선택 및 추출에 의한 분류 정확도평가 (단위 : %)

구분		토지피복분류 정확도				
지역	방법	밴드수	MDC	MLC	MahaDC	SAM
서울	BSF-C10	18	80.0	91.8	83.6	81.0
	BSF-C3	22	79.6	92.9	84.2	82.0
	PCA	18	80.1	94.7	85.9	28.5
	PCA	22	80.1	95.8	88.1	28.4
	MNF	18	89.5	97.1	91.7	-
	MNF	22	90.3	97.6	92.2	-
	전체밴드	156	80.1	-	94.1	81.1
대구	BSF-C10	26	72.6	92.7	80.4	69.4
	BSF-C3	33	71.9	93.6	80.4	70.1
	PCA	26	71.8	93.9	85.3	-
	PCA	33	71.8	95.3	86.7	-
	MNF	26	87.3	95.7	88.6	-
	MNF	33	87.3	96.7	88.8	-
	전체밴드	142	71.8	99.9	90.9	71.3

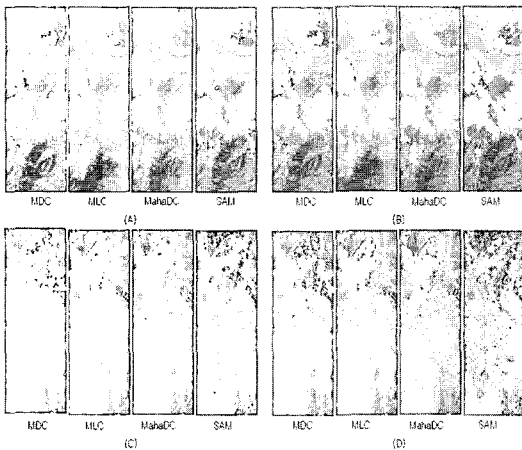


그림 8. 밴드선택요소에 의한 토지피복도 (A) 서울지역 BSF-C10 (B) 서울지역 BSF-C3 (C) 대구지역 BSF-C10 (D) 대구지역 BSF-C3

지피복도 결과영상이며 표 5는 밴드선택요소에 의한 토지피복분류와 기존의 밴드추출 알고리즘인 주성분분석(PCA), MNF 추출밴드를 사용한 토지피복분류에 대한 정확도 평가 결과이다. 밴드선택요소에 의한 분류정확도는 최대우도분류와 마하라노비스거리법에서 각각 91%와 80% 이상의 높은 분류 정확도를 보였다. 이것은 PCA, MNF보다는 다소 떨어지는 결과이다. 그러나 기존의 밴드추출 알고리즘의 경우, 전체 영상을 이용한 변환작업이

수행되어야 한다는 점에서 처리비용과 시간소모가 크다는 단점이 있으므로 실시간 자료처리 분석능력을 위해 제안된 BSF 밴드선택 기법의 장점이 극대화될 수 있다. 또한, 분광각분류법은 밴드추출에 의한 경우 적당한 분광범위 설정이 필요하여 분류오류가 발생하는 반면, 제안된 BSF 알고리즘에 의한 밴드선택의 경우 전체밴드를 사용하는 것과 동일한 범위내에서 상대적으로 양호한 결과를 보여주는 것으로 나타났다.

5. 결 론

초분광 위성 EO-1의 Hyperion 영상을 이용하여 환경부의 중분류 토지피복지도제작에 대한 4가지 알고리즘의 분류 정확도와 밴드선택요소를 이용한 최적밴드선택에 따른 분류 정확도를 평가하여 얻은 결론은 다음과 같다.

1. 초분광 영상을 이용한 중분류 토지피복지도 제작을 위해 최대우도법과 마하라노비스거리법을 사용한 결과 다중분광영상에 비하여 평균적으로 13.5% 이상 정확한 판독성과를 나타내는 것으로 나타났다.

2. 밴드선택요소에 의한 Hyperion의 최적밴드 선택 결과로의 토지피복지도 제작 정확도는 최대우도법에서 91% 이상, 마하라노비스거리법에서 80%이상의 정확도 향상을 가져왔다.

3. 제안된 최적밴드선택 방법은 PCA나 MNF와 다르게 전체 영상 자료를 사용하지 않고, 분류 정확도 감소를 최소화하는 가장 적절한 밴드정보를 제공함으로써 초분광 위성영상 자료의 활용성을 높일 수 있을 것으로 판단된다.

4. 초분광 위성영상의 최적밴드추출과 감독분류기법을 이용한 토지피복지도제작 실험 결과 최소거리법은 최적 밴드 수가 적을수록, 마하라노비스거리법과 최대우도법은 최적 밴드 수가 많을수록 그 정확도가 증가되는 것으로 분석되었다.

이와 같은 초분광 위성영상을 이용한 토지피복지도제작 연구는 현재 수동으로 수행되는 중분류 토지피복지도제작의 자동화방안과 자동갱신방안에 가능성을 제공하여 초분광 영상의 지상 활용의 범위를 넓힐 것으로 판단된다.

참고문헌

- 김선화, 이규성, 마정림, 국민정 (2005), 초분광 원격탐사의 특성, 처리기법 및 활용 현황, 대한원격탐사학회지, 대한원격탐사학회, 제 21권, 제 4호, pp. 341-369.

- 어양담 (1999), 위성영상 분류를 위한 트레이닝 정규화 알고리즘과 클래스 분리도 측정기법 개발, 박사학위논문, 서울대학교.
- 이상훈 (2003), 퍼지클래스 벡터를 이용하는 다중센서 융합에 의한 무감독 영상분류, 대한원격탐사학회지, 제 19권, 제 4호, pp. 329-339.
- 장세진, 채옥삼 (2006), EO-1 Hyperion / Landsat-7 ETM+ 영상을 활용한 영상분류 정확도 분석, 춘계학술발표회 논문집, 한국방재학회, pp. 223-227.
- 환경부 (1999), 인공위성영상자료를 이용한 토지피복분류, 용역사업보고서, 환경부, pp. 19-49, pp. 152-161.
- 환경부 (2001), 인공위성영상자료를 이용한 토지피복분류도 구축, 용역사업보고서, 환경부, pp. 43-109.
- 환경부 (2002), 인공위성영상자료를 이용한 토지피복지도 구축, 용역사업보고서, 환경부, pp. 9-83.
- 환경부 (2005), 인공위성영상자료를 이용한 토지피복지도 구축, 용역사업보고서, 환경부, pp. 11-39.
- Barry, P. (2001), Introduction to the Hyperion Instrument & Data Processing, Hyperion & ALI Data Use Workshop, <http://eo1.gsfc.nasa.gov/miscPages/Workshop/Sec-03.pdf>.
- Gamba, P. and Houshmand, B. (2001), An efficient neural classification chain of SAR and optical urban images, *international Journal of Remote Sensing*, Vol. 22, No. 8 pp. 1535-1553.
- Hugn, M. C. and Ridd, M. K. (2002), A subpixel classifier for urban land cover mapping based on a maximum likelihood approach and expert system rules, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 68, No. 11, pp. 1173-1180.
- Jensen, J. R. (1996), *Introductory digital image processing - A remote sensing perspective (second edition)*, pp. 197-256.
- Lillesand, T. M. and Kiefer R. W. (2000), *Remote sensing and Image interpretation (fourth edition)*, John Wiley & Sons, Inc., pp. 532-575.

(접수일 2006. 6. 27, 심사일 2006. 7. 11, 심사완료일 2006. 7. 12)