

IKONOS와 AIRSAR 영상을 이용한 계층적 토지 피복 분류

염준호* · 이정호* · 김덕진** · 김용일*†

*서울대학교 건설환경공학부, **서울대학교 지구환경과학부

Hierarchical Land Cover Classification using IKONOS and AIRSAR Images

Junho Yeom*, Jeongho Lee*, Dukjin Kim** and Yongil Kim*†

*Department of Civil and Environmental Engineering, Seoul National University

**School of Earth and Environmental Sciences, Seoul National University

Abstract : The land cover map derived from spectral features of high resolution optical images has low spectral resolution and heterogeneity in the same land cover class. For this reason, despite the same land cover class, the land cover can be classified into various land cover classes especially in vegetation area. In order to overcome these problems, detailed vegetation classification is applied to optical satellite image and SAR(Synthetic Aperture Radar) integrated data in vegetation area which is the result of pre-classification from optical image. The pre-classification and vegetation classification were performed with MLC(Maximum Likelihood Classification) method. The hierarchical land cover classification was proposed from fusion of detailed vegetation classes and non-vegetation classes of pre-classification. We can verify the facts that the proposed method has higher accuracy than not only general SAR data and GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix) texture integrated methods but also hierarchical GLCM integrated method. Especially the proposed method has high accuracy with respect to both vegetation and non-vegetation classification.

Key Words : AIRSAR, data fusion, GLCM, hierarchical classification, IKONOS, land cover map, multi-sensor data, vegetation classification

요약 : 고해상도 위성영상의 다중분광자료만을 이용하여 토지 피복도를 제작할 경우, 낮은 분광해상도와 단일 토지 피복 내에 존재하는 불균질성으로 인해 분류 결과의 정확도가 저하되는 문제가 발생한다. 특히 식생 클래스의 경우 단일 토지 피복임에도 불구하고 질감 특성에 따라 해당 영역 안에 산림, 초지, 농업지역 등이 함께 분류되는 문제가 두드러진다. 본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 광학 영상 기반의 사전 분류를 수행한 후 식생으로 분류된 영역에 대해 고해상도 위성영상의 다중분광정보와 SAR 영상 산란 정보를 통합하고 식생을 세분류하였다. 사전 분류와 식생분류는 최대우도 감독분류를 통해 수행되었으며 식생 세분류 결과와 사전 분류결과 중 비식생 클래스의 융합을 통해 계층적 분류 방법을 제안하였다. 제안 기법은 SAR 영상이나 GLCM 질감 정보를 영상 전체에 걸쳐 단순 통합한 분류결과뿐만 아니라 GLCM 질감 정보를 식생 지역에 적용한 계층적 분류결과에 비해 높은 정확도를 보였으며 특히 식생과 비식생의 분류 정확도가 모두 높게 나타났다.

접수일(2011년 7월 10일), 수정일(1차 : 2011년 7월 26일, 2차 : 8월 9일), 게재 확정일(2011년 8월 11일).

†교신저자: 김용일 (yik@snu.ac.kr)

1. 서 론

고해상도 광학영상은 높은 공간해상도의 이점으로 생태 환경 평가, 재난 및 국토 발전 모니터링, 도심지 분석 등 다양한 분야에 꼭넓게 활용되고 있다. 나아가 위성영상을 통해 제작된 토지 피복 및 토지 이용도는 지역의 환경 현황을 파악하고 미래 정책을 수립하는 데 중요한 기초자료로 활용된다. 그러나 고해상도 광학영상의 분광정보만을 이용하여 토지 피복 특성을 분류할 경우 낮은 분광해상도와 단일 토지 피복 내에 존재하는 불균질성으로 인해 분류 결과의 정확도가 저하되는 문제가 발생한다. 특히 초지와 농업지역의 경우 단일 피복 클래스임에도 불구하고 토지 피복의 분광학적 유사성과 계절적 요인으로 인해 분류 시 누락 오차와 포함 오차가 크게 발생하게 된다(김용민 등, 2010).

단일 광학영상의 분광정보만을 이용하여 토지피복을 분류할 때의 한계점을 극복하고 분류 정확도를 향상시키기 위해 서로 다른 센서에서 수집된 영상을 함께 이용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 이기원 등(2002)은 공간 해상도가 다른 Lansat 7 ETM+와 KOMPSAT 영상 자료를 이용하여 다중 분해능 분류를 수행하였으며 장재동(2006)은 항공사진과 LIDAR 데이터의 반사강도 및 높이 정보를 이용하여 농업지역의 토지 피복을 분류하였다. SAR 영상을 이용한 연구로 이상훈(2003)은 SPOT과 AIRSAR 영상을 이용하여 각각 독립적으로 무감독 분류를 수행한 후 퍼지 클래스 벡터를 이용하여 분류 결과를 융합하였으며 Amarsaikhan *et al.*(2004)은 합계 정규화 기법, 밴드 비율화, 주성분 분석 등의 방법으로 SPOT 영상과 ERS-2 영상을 데이터 융합하는 방법을 제안하였다.

SAR 영상을 광학영상과 함께 분석에 이용할 경우 다양한 파장영역의 분광정보를 이용할 수 있으며 이에 더불어 형태와 관련된 물리적 산란 정보까지 활용할 수 있다는 장점이 있다. 특히, 식생 클래스의 경우 표면 거칠기에 따라 초지, 농업지역, 산림 지역의 산란 특성이 다르기 때문에 보다 정확한 토지 피복 분류가 가능하다. Michelson *et al.*(2000)은 Lansat TM 데이터와 ERS의 SAR 데이터를 조합하였을 때 토지 피복의 분리도가 가장 높아지는 것을 확인하고 다양한 농작물을, 나무를 포함하는 클래스로 토지 피복을 분리하였으며

Brisco *et al.*(1995)과 Lobo *et al.*(1996) 또한 다양한 시기의 SAR 영상과 광학영상을 이용하여 토지 피복 분류를 수행한 결과, 두 영상을 통합할 때의 시너지 효과로 분류 정확도가 향상 될 수 있음을 확인하였다. 두 데이터의 융합 가능성으로부터 Blaes *et al.*(2005)은 다시 기 광학 위성영상 및 SAR 영상을 함께 이용하여 다양한 농작물을 포함한 식생클래스를 세분류하였으며 Ban(2003)은 다시기 ERS SAR 데이터와 Lansat TM 영상을 이용하여 시너지 효과가 큰 시기와 밴드를 구체화하였다. 그러나 SAR 데이터를 이용한 기존의 연구는 식생 분류를 목적으로 영상의 전 영역에 걸쳐 광학영상과 SAR 데이터를 이용했다는 점에서 비식생 지역의 오분류가 발생할 수 있다. 이러한 문제점은 SAR 영상의 분리도 특성에 기인하며 SAR 영상은 광학영상에 비해 시가화 견조지역, 나지의 분리도는 낮지만 식생 클래스에 대한 분리도가 상대적으로 높다는 특징이 있다(염준호 등, 2011).

한편, 영상 내에 존재하는 질감 특성을 이용하여 식생 분류를 수행한 연구들이 진행되었는데 Huang *et al.*(2009)은 IKONOS 고해상도 광학영상과 인접한 화소간의 질감 정보로서 GLCM 정보를 이용하여 우림 지역의 수종을 분류하였다. 또한 Kayitakire *et al.*(2006)은 다양한 참조 산림변수에 대한 회귀식을 구성하여 식생의 나이, 밀도, 높이를 추정하기 위한 최적의 원도우 크기와 GLCM 변수를 연구하였다. 그러나 광학 영상의 다중 분광 데이터는 인공물 및 나지의 분리도는 높은 반면 초지와 농업지역의 분리도가 상대적으로 다른 토지 피복들에 비해 낮아 질감 정보를 이용하더라도 초지와 농업지역 분류에 한계점을 갖는다.

이에 본 연구에서는 식생 지역의 사전 분류를 통해 식생 지역에만 고해상도 위성영상의 다중 분광 데이터와 SAR 영상의 통합 데이터를 계층적으로 적용하는 새로운 분류 기법을 제안하였다. 그리고 인접 화소와의 질감 정보인 GLCM과 대상물 자체의 질감 정보라 할 수 있는 SAR 산란 정보가 식생 분류를 위한 부가 데이터로서 많이 사용된다는 점을 바탕으로 제안 기법을 다른 방법과 비교 평가하였다. 비교 실험은 SAR 영상과 GLCM 질감 정보 중 어느 데이터를 적용하는지와 식생 지역에만 계층적으로 적용하는지의 여부에 따라 4가지로 나뉘며 비교 평가를 통해 제안하는 SAR 데이터 기반

계층적 분류의 우수성을 검증하였다.

2. 연구방법

SAR 데이터 통합 기반의 계층적 융합 분류는 광학 영상 기반의 사전 분류, 식생 지역의 데이터 통합 및 식생 세분류, 분류 결과 융합의 3 단계로 구성되며, 알고리즘 제안 및 비교 평가를 위한 본 연구의 전체적 흐름은 Fig. 1과 같다.

현지조사와 항공사진 판독을 통해 5개 토지 피복의 훈련 자료를 수집한 후 산림지역, 초지, 농업지역의 훈련 자료를 통합하여 식생 훈련 자료를 생성하였다. 이후 통합된 식생 훈련 자료를 이용하여 시가화 건조지역, 나지, 식생 지역으로 IKONOS 영상에 대하여 최대우도 감독분류를 수행하였다. 분류 결과를 바탕으로 식생 지역을 추출한 후, 식생 지역에 대하여 광학영상의 다중분광 정보와 SAR 영상의 산란 정보를 누적 벡터화 (stacked vector)하여 산림, 초지, 농업지역으로 최대우

도 감독분류를 수행하였다. 이 후 광학 영상의 사전 분류에서 마스킹 되지 않은 시가화 건조지역, 나지 분류 결과를 식생 세분류 결과와 융합하여 최종 토지 피복도를 생성하였다.

본 연구에서 제안하는 SAR 영상 기반의 계층적 토지 피복도와 비교 평가를 위해 대조 실험을 수행하였다. 대조 실험은 부가 데이터와 계층적 분류 기법의 적용 여부에 따라 3가지로 나뉜다. SAR 및 GLCM 질감 정보를 각각 전 영역에 걸쳐 통합하여 분류한 결과, GLCM 질감 정보를 식생지역에만 계층적으로 통합하고 사전 분류와 융합한 결과를 제안 기법과 비교 평가하였다. 이를 통해 SAR 영상의 산란 정보에 포함된 토지 피복의 거칠기에 대한 지표 특성이 식생 분류에 효과적임을 검증하고자 하였으며 GLCM 질감 정보를 일반적으로 전 영역에 걸쳐 이용한 경우와 제안 기법과 마찬가지로 마스킹된 식생 지역에 적용한 경우로 나누어 분석함으로써 GLCM 질감 정보를 이용한 계층적 분류 기법의 효용성을 평가하였다.

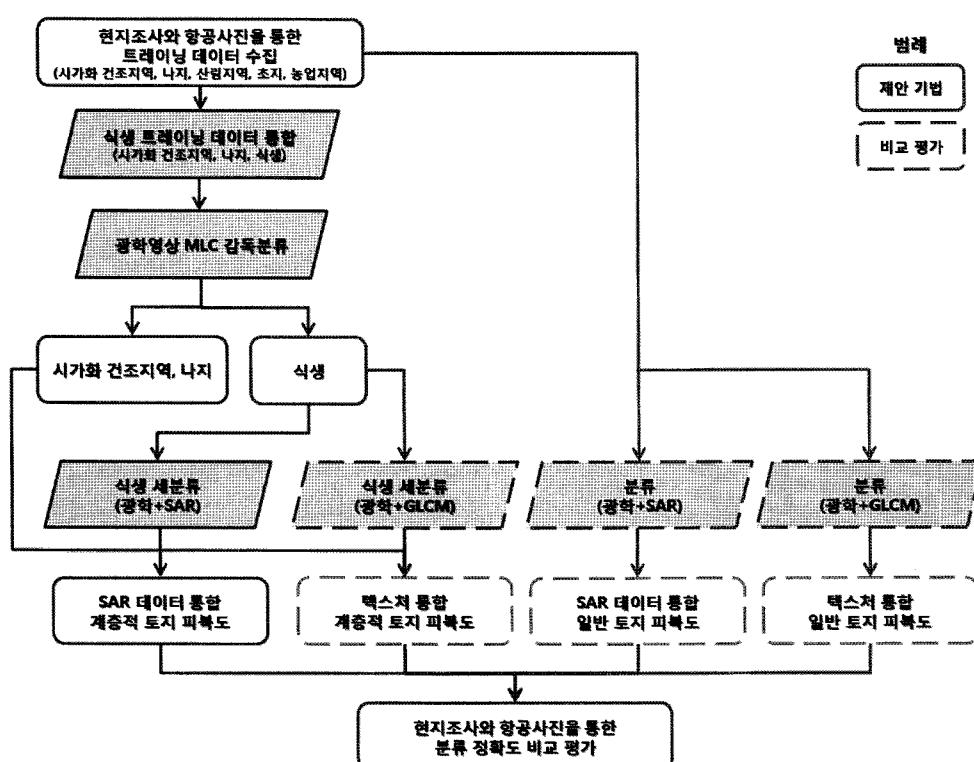


Fig. 1. Flowchart of study.

1) 광학영상기반의 사전 감독분류

현지조사와 항공사진 판독을 통해 수집된 시가화 건조지역, 나지, 산림지역, 초지, 농업지역의 5개 훈련 클래스 중 식생 클래스인 산림 지역, 초지, 농업지역을 통합하여 광학영상을 시가화 건조지역, 나지, 식생 지역으로 최대우도 감독 분류하였다. 사전 감독분류는 광학영상에서 분류가 용이한 3개의 클래스로 영상을 분류하기 때문에 높은 정확도를 기대할 수 있으나 이 후 최종 융합 분류 결과의 정확도에 큰 영향을 미치기 때문에 식생과 비식생지역의 분류 정확도에 대한 정량화가 필요하다. 따라서 사전 분류 결과의 3 클래스 중 시가화 건조지역과 나지를 비식생 클래스로 통합한 식생, 비식생 이진 분류의 정확도를 평가하였다. 정확도 검증은 최종 분류 정확도 평가를 위해 수집된 자료를 식생, 비식생으로 통합하여 이용하였다.

2) 식생 지역의 데이터 통합 및 식생 세분류

사전 감독 분류를 통해 식생 지역으로 분류된 영역을 마스킹 하였다. 이 후 마스킹 된 식생지역을 산림지역, 초지, 농업지역으로 세분류하기 위해 식생 지역 광학영상의 분광정보와 SAR 영상의 산란정보를 누적 벡터화하여 최대우도 감독분류를 수행하였다. 이 때 훈련 자료는 사전 감독분류를 위해 통합되기 이전의 산림지역, 초지, 농업지역의 훈련 자료를 이용하였다.

3) 감독 분류 결과의 융합

광학영상만을 이용한 사전 분류 결과에서 식생 지역을 제외한 시가화 건조지역, 나지 분류 결과와 마스킹된 식생지역을 산림지역, 초지, 농업지역으로 세분류한 결과를 융합하여 새로운 토지 피복도를 생성하였다. 융합 토지 피복도는 5개 클래스의 동일한 훈련 자료를 바탕으로 광학 영상의 다중 분광 정보만을 이용하여 분류를 수행한 결과에 비해 높은 정확도를 가지며, 특히 광학 영상만을 이용한 분류와 마찬가지로 시가화 건조지역, 나지, 산림지역의 정확도가 높다는 특징과 함께 초지와 농업지역간의 누락 및 포함오차가 크게 감소한다는 장점이 있다(염준호 등, 2011).

4) 정확도 비교 평가 및 GLCM 질감 정보 추출

2. 1)~2. 3)을 통해 제안된 SAR 영상 기반의 계층적

토지 피복도와 비교 평가를 위한 대조 실험을 수행하였다. 대조 실험은 이용한 부가 데이터에 따라 그리고 계층적 분류 기법의 적용 여부에 따라 3가지로 나뉜다. SAR 및 GLCM 질감 정보를 영상 전 영역에 대해 통합하고 분류를 수행한 결과, GLCM 질감 정보를 식생 지역에 대해 계층적으로 통합하고 사전 분류의 시가화 건조지역, 나지와 융합한 결과를 제안 기법과 비교 평가하였다. 정확도 평가를 위한 검증 샘플은 현지조사와 항공사진 판독에 의해 훈련 자료는 독립적으로 수집되었다.

GLCM 질감 정보는 8가지 방향의 이웃 관계에 대한 공발생 행렬(Co-occurrence matrix)로부터 계산된 Homogeneity, Contrast, Entropy, Correlation 변수의 평균값을 이용하였으며(Haralick et al., 1973) IKONOS 영상의 식생 세분류 및 산림변수 추정에 적합하다고 연구된 바 있는 21×21 윈도우 크기를 적용하였다(Huang et al., 2009; Kayitakire et al., 2006). 계산된 GLCM 텍스처 정보에 기반을 둔 계층적 융합 분류를 위해 제안 기법과 마찬가지로 산림지역, 초지, 농업지역의 훈련 자료를 바탕으로 식생 지역을 사전 분류한 후 마스킹 된 식생 지역에 대해 광학영상의 다중분광 정보와 GLCM 질감 정보를 통합하여 식생 클래스를 세분류하였다.

3. 실험 결과 및 분석

1) 연구 대상지역 및 데이터

연구 대상지역은 제주도 표선면 일대로 환경부의 대분류 토지 피복 클래스를 기준으로 시가화 건조지역, 나지, 산림지역, 초지, 농업지역이 분포한다. IKONOS 고 해상도 위성영상의 다중 분광 정보와 AIRSAR/TOPSAR 영상의 L 밴드 산란 정보(HH, HV, VV)를 이용하였으며 각 영상의 공간해상도는 IKONOS 영상이 4 m, AIRSAR/TOPSAR 영상이 5 m이다(Fig. 2). 영상 수집 시기는 IKONOS 영상이 2000년 10월 12일, AIRSAR 영상은 2000년 9월 30일이다.

데이터 통합을 통한 토지 피복 분류를 위해 상대적으로 공간해상도가 좋은 IKONOS 영상을 기준영상으로 하여 AIRSAR 영상을 매칭 하였다. 도로의 교차점이나 농업지역의 구획 제방과 같이 양쪽 영상에서 확인하기 쉬운 15개의 참조점을 영상 전체에 분포하도록 선정하

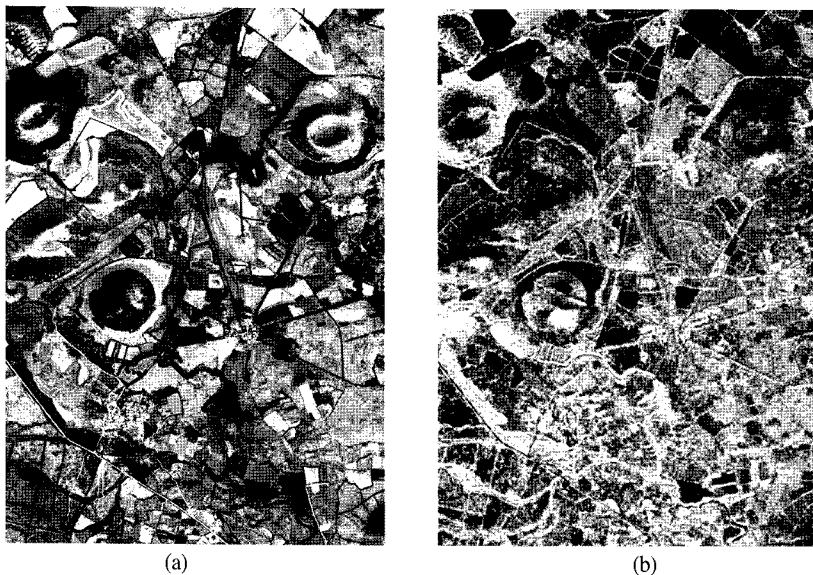


Fig. 2. (a) IKONOS and (b) AIRSAR images of study site.

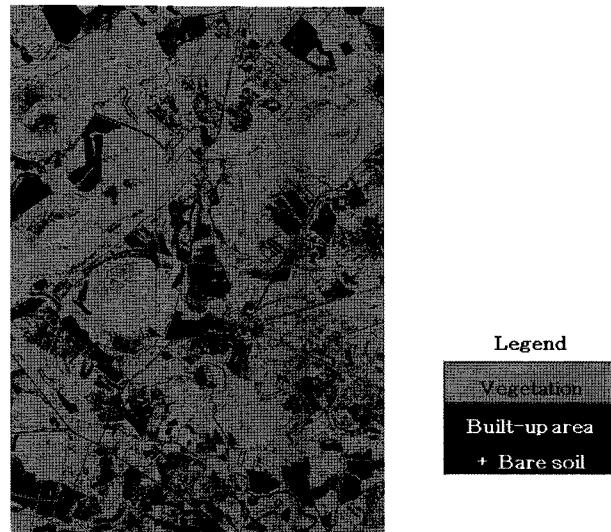


Fig. 3. Binary vegetation classification derived from pre-classification results.

였으며 15개의 지상 참조점으로부터 1차 다항 변환 파라미터를 계산하여 이를 바탕으로 AIRSAR 영상을 IKONOS 영상의 좌표로 변환 하였다. 이 때 평균 제곱근 편차는 약 0.5 화소이며 영상의 크기는 800×1200 화소이다.

2) 실험 결과 및 분석

IKONOS 영상을 시가화 건조지역, 나지, 식생지역의 3개 클래스로 사전 분류하였다. 사전 분류 결과에서 시가화 건조지역과 나지를 비식생 지역으로 통합한 후 식

생 이진 분류(Fig. 3)에 대한 정확도를 평가하였다. 검증 데이터는 최종 정확도 평가에 이용된 데이터를 식생과 비식생으로 통합하여 이용하였으며, 분류 정확도 평가 결과 95.96%로 높게 나타났다. 일반적으로 식생을 추출하기 위해서는 정규식생지수의 임계화기법을 이용하지만 사전 감독 분류를 통해 식생을 추출할 경우 기타 비식생 클래스까지도 분류할 수 있다는 장점을 갖는다.

사전 분류를 통해 추출된 식생 지역에 대해 AIRSAR 영상과 IKONOS 다중분광 영상을 통합하고 식생을 세분류한 결과는 Fig. 4(a)와 같다. 마찬가지 방법으로 마

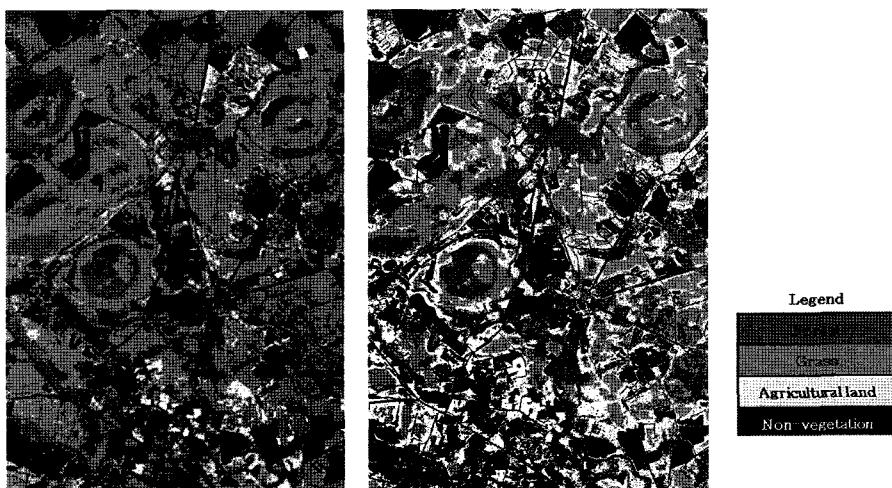


Fig. 4. Vegetation classification from (a) IKONOS-AIRSAR and (b) IKONOS-GLCM.

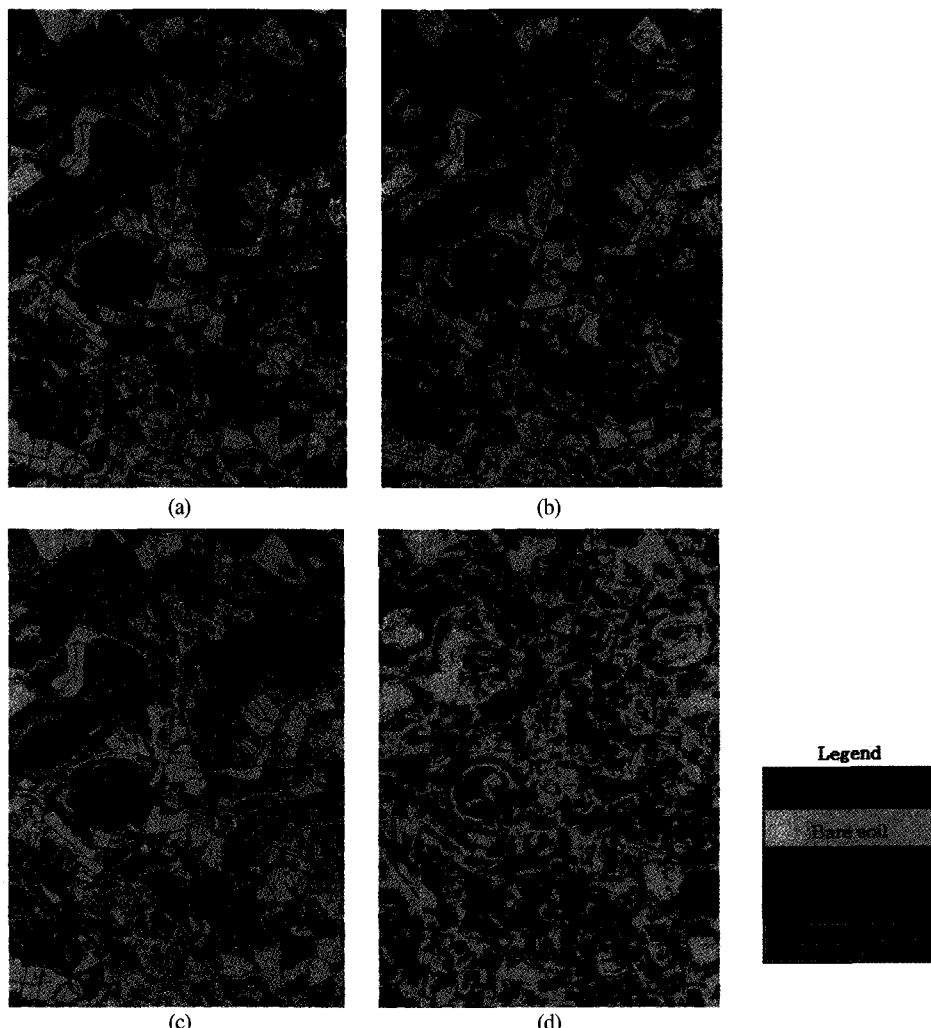


Fig. 5. Land cover map derived from hierarchical (a) IKONOS-AIRSAR fusion, (b) general IKONOS-AIRSAR fusion, (c) hierarchical IKONOS-GLCM fusion and (d) general IKONOS-GLCM fusion.

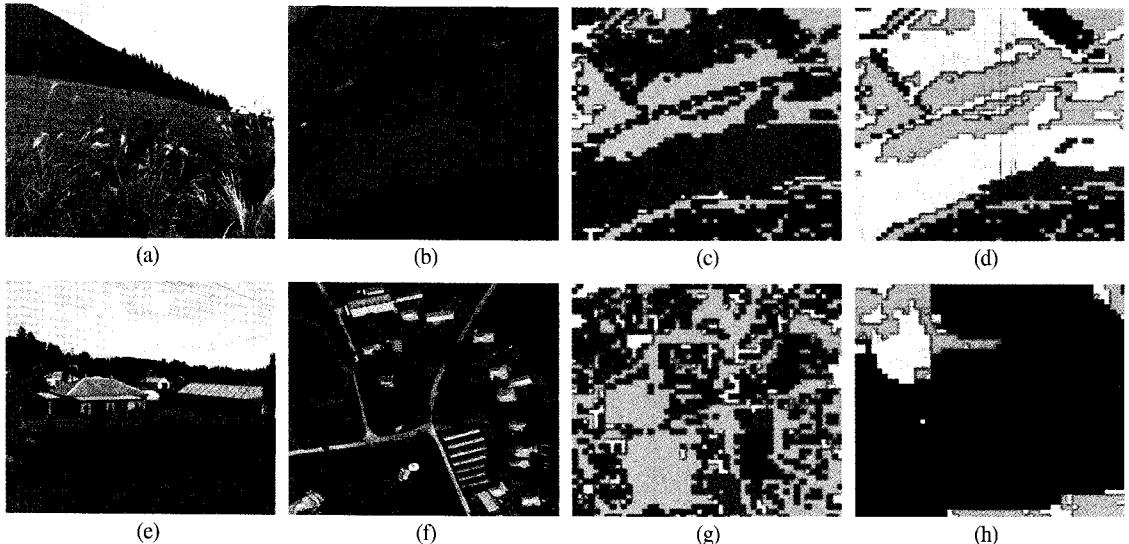


Fig. 6. (a, e) Ground photo, (b, f) aerial photo, (c, g) land cover map derived from hierarchical IKONOS-AIRSAR fusion, (d) hierarchical IKONOS-GLCM fusion and (h) general IKONOS-GLCM fusion.

스킹된 GLCM 질감 정보를 이용하여 식생을 세분류한 결과는 Fig. 4(b)와 같다.

GLCM 질감 정보를 이용한 식생 세분류의 경우, 영상 전체에 걸쳐 농업지역이 과분류 되는 문제가 존재한다. 이러한 현상은 마스킹 된 비식생 클래스인 시가화 건조지역과 나지의 경계 부분에서 특히 두드러지는데, 그 이유는 농업지역으로 오분류된 지역의 GLCM 질감 정보가 생성될 때 인접한 일정 크기의 윈도우 내에 존재하는 비식생 클래스의 질감 정보가 포함되기 때문이다. 반면 AIRSAR 영상의 산란 정보를 이용한 분류 결과를 살펴보면 농업지역의 과다 추출이 GLCM을 이용한 분류 결과에 비해 적고 사각형으로 구획된 농업지역의 형태가 잘 분류된 것을 알 수 있다.

이 후 식생 세분류 결과를 사전 분류의 시가화 건조지역, 나지 분류 결과와 융합하여 SAR 및 GLCM 통합 계층적 토지 피복도를 제작하였으며 계층적 통합 분류 기법 대신 단순히 전 영역에 걸쳐 SAR 및 GLCM 정보를 통합하여 분류를 수행하는 일반적 분류 방법 또한 수행하였다(Fig. 5).

Fig. 6에서 알 수 있듯, 항공사진과 지상사진을 바탕으로 분류 결과를 시각적으로 평가하였을 때 제안한 IKONOS-AIRSAR 계층적 통합 분류 기법이 식생 및 비식생 분류의 모든 면에서 가장 우수한 것을 알 수 있다. 반면 IKONOS-GLCM 계층적 통합 분류의 경우 농

업지역이 과분류 되는 문제가 있으며 특히 초지가 농업지역으로 잘못 분류되는 문제가 크게 발생한다. IKONOS-GLCM 일반적 통합 분류의 경우 시가화 건조지역과 농업지역이 모두 과분류 되는 문제가 있으며, 특히 다른 분류 항목에 비해 상대적으로 크기가 작은 시가화 건조지역의 경우 그 형태적 특성이 제대로 분류되지 않는 문제가 있는 것을 알 수 있다. 그리고 IKONOS-AIRSAR 일반적 통합 분류의 경우 영상 전체에 걸쳐 나지가 시가화 건조지역으로 오분류되는 문제가 발생하는 것을 확인하였으며 이는 Table 1에서 확인할 수 있다.

식생 지역을 마스킹하는 계층적 분류 방법의 적용 여부와 부가 데이터로서 AIRSAR 영상과 GLCM 질감 정보 중 어느 데이터를 적용했는지에 따라 4가지 실험으로 나누고 분류 결과의 정확도를 정량적으로 평가한 결과가 Table 1과 같다. 정확도는 전체 분류 정확도 및 카파 계수 그리고 식 (5)의 식생 분류 정확도(VA)와 식 (6)의 비식생 분류 정확도(NVA)로 나누어 분석하였다.

$$VA = \frac{TN_F + TN_G + TN_C}{VN_F + VN_G + VN_C} \quad (5)$$

$$NVA = \frac{TN_{BA} + TN_{BS}}{VN_{BA} + VN_{BS}} \quad (6)$$

여기서 TN_F , TN_G , TN_C , TN_{BA} , TN_{BS} 는 각각 바르게 분류된 산림, 초지, 농업지역, 시가화 건조지역, 나지 화

Table 1. Classification accuracy of 4 methods

Data	AIRSAR+IKONOS		GLCM+IKONOS	
Method	Hierarchical(Proposed)	General	Hierarchical	General
Overall Accuracy (%)	86.13	83.87	73.10	67.81
Kappa Coefficient	0.81	0.78	0.66	0.59
Vegetation Accuracy (%)	83.29	85.68	65.71	65.65
Non-Vegetation Accuracy (%)	96.40	80.43	96.40	75.66

Table 2. Error matrix of proposed method

Results \ References	Built-up area	Bare soil	Forest	Grass	Crop	Total
Built-up area	230	33	0	3	0	266
Bare soil	15	760	60	80	9	924
Forest	1	0	671	1	4	677
Grass	1	9	8	1405	191	1614
Crop	1	0	40	107	431	579
Total	248	802	779	1596	635	4060

소의 수이며 VN_F , VN_G , VN_C , VN_{BA} , VN_{BS} 는 현지 조사와 항공사진을 통해 수집된 정확도 검증 목적의 산림, 초지, 농업지역, 시가화 건조지역, 나지 화소의 수이다.

Table 1을 살펴보면 AIRSAR 영상을 이용하였으나 계층적 분류 기법을 적용하지 않은 경우 비식생 분류 정확도에서 큰 차이가 나며 이는 GLCM을 이용한 계층적 분류와 일반적 분류를 비교할 경우 또한 마찬가지이다. 즉, 계층적 분류 방법을 적용함으로써 비식생지역의 분류 정확도가 16~20% 증가하는 것을 알 수 있다. 한편, AIRSAR 영상 또는 GLCM 질감 정보 중 무엇을 이용하는지에 따라 식생 분류 정확도가 달라지는데 계층적, 일반적 분류 기법에 따라 큰 영향 없이 GLCM 정보 대신 AIRSAR 영상을 이용하는 것이 약 18%의 식생 분류 정확도가 상승 하는 것을 알 수 있다.

제안 기법에 대한 오차행렬에서 농업지역을 제외한 모든 분류 항목의 정확도가 90%수준으로 높게 나타났다 (Table 2). 농업지역의 분류 정확도는 약 70%로 상대적으로 다른 분류 항목들에 비해 정확도가 낮게 나타났는데 그 이유는 10월에 수집된 IKONOS 영상과 AIRSAR 영상만으로 시기에 따른 식생의 생·물리학적 변이 특성을 충분히 반영할 수 없기 때문인 것으로 생각된다.

제안 기법인 AIRSAR 영상을 이용한 계층적 분류 기법은 대조 실험인 AIRSAR 산란 정보를 단순 통합하여 분류를 수행한 결과나 GLCM 질감 정보를 일반적인 방법 및 계층적으로 이용한 경우에 비해 더 높은 전체 분

류 정확도를 보였다. 뿐만 아니라 식생과 비식생 분류 정확도가 83.29%와 96.40%로서 모두 높게 나타났다.

4. 결 론

본 연구에서는 고해상도 위성영상의 다중분광자료만을 이용하여 토지 피복도를 제작할 경우 낮은 분광해상도와 단일 토지 피복 내에 존재하는 불균질성으로 인해 분류 결과의 정확도가 저하되는 문제를 개선하기 위해, SAR 영상의 산란 정보와 고해상도 위성영상의 다중분광정보를 부분적으로 통합하는 계층적 분류 기법을 제안하였다. 대조 실험과의 비교 평가를 통해 AIRSAR 부가 데이터의 효율성과 계층적 분류의 우수성을 검증하고자 하였으며 연구 결과 제안 기법이 AIRSAR 영상이나 GLCM 질감 정보를 단순 통합한 분류결과나 GLCM 질감 정보를 이용한 계층적 분류 기법에 비해 높은 정확도를 갖는 것으로 나타났다.

제안 기법은 SAR 영상을 분류에 함께 이용함으로써 식생 클래스의 질감 특성을 잘 반영하여 높은 식생 분류 정확도를 기대할 수 있으며 이 때 계층적 분류를 적용하여 인공물 토지 피복의 과분류를 방지하고 비식생 지역의 분류 정확도가 낮아지는 문제를 줄일 수 있다는 장점이 있다. 따라서 SAR 영상을 이용한 계층적 분류 기법은 식생과 비식생의 분류 정확도가 모두 높다는 안정성

을 지니며 제안 기법을 통해 제작된 토지 피복도는 식생 및 환경 모니터링이나 도심지 모델링 등과 같이 활용 목적으로 따라 정확도가 편향 되지 않아 다양한 목적으로 활용 될 수 있을 것이다.

본 연구는 단일 계절의 광학 위성영상과 항공기 기반의 SAR 자료를 이용했기 때문에 세분류된 식생 클래스의 수나 영상 포함 면적 측면에서 효과적이지 못한 문제점이 있다. 따라서 향후 연구로서 항공기 기반의 SAR 자료가 아닌 TerraSAR-X와 같은 고해상도 SAR 위성 영상의 다중편자자료를 이용하여 본 연구의 분류 기법을 적용해 볼 것이다. 또한 다시기 광학 및 SAR 영상을 바탕으로 식생의 생물·계절적인 변화 특성을 고려하여 보다 다양한 식생 클래스에 대한 분류를 수행할 계획이다. 나아가 Wishart 분포 기반의 최대우도분류나 분해(decomposition) 기법을 통해 SAR 자료를 처리하였을 때 광학 영상과의 융합 가능성에 대해서도 연구할 것이다.

사사

“본 논문은 국방광역감시 특화연구센터 프로그램의 일환으로 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다. 그리고 본 연구에 사용된 AIRSAR자료는 PACRIM-II 기간 동안에 획득이 되었으며, NASA/JPL에 의해 처리되어 제공되었습니다.”

참고문헌

- 김용민, 박완용, 어양담, 김용일, 2010. 다중센서와 GIS 자료를 이용한 접근불능지역의 토지피복 분류, 한국측량학회지, 28(5): 493-504.
- 염준호, 김덕진, 김용일, 2011. 고해상도 위성영상과 SAR 영상의 데이터 융합을 통한 토지 피복 분류 정확도 개선, 대한원격탐사학회 춘계학술대회, 14: 422-427.
- 이기원, 유영철, 송무영, 사공호상, 2002. Landsat 7 ETM+와 KOMPSAT EOC 영상 자료를 이용한 다중 분해능 영상 분류결과와 토지이용현황 주제로 대비 분석, 한국GIS학회지, 10(2): 331-343.

이상훈, 2003. 퍼지 클래스 벡터를 이용하는 다중센서 융합에 의한 무감독 영상분류, 대한원격탐사학회지, 19(4): 329-339.

장재동, 2006. 다중분광영상과 LIDAR자료를 이용한 농업지역 토지피복 분류, 대한원격탐사학회지, 22(2): 101-110.

Amarsaikhan, D. and T. Douglas, 2004. Data fusion and multisource image classification, *International Journal of Remote Sensing*, 25(17): 3529-3539.

Ban, Y., 2003. Synergy of multitemporal ERS-1 SAR and Landsat TM data for classification of agricultural crops, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(4): 518-526.

Blaes, X., L. Vanhalle, and P. Defourny, 2005. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series, *Remote Sensing of Environment*, 96(3-4): 352-365.

Brisco, B. and R. J. Brown, 1995. Multidate SAR/TM synergism for crop classification in western Canada, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61(8): 1009-1014.

Haralick, R. M., K. Shanmugan, and I. Dinstein, 1973. Textural features for image classification, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6): 610-621.

Huang, X., L. Zhang, and L. Wang, 2009. Evaluation of morphological texture features for mangrove forest mapping and species discrimination using multispectral IKONOS imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(3): 393-397.

Kayitakire, F., C. Hamel, and P. Defourny, 2006. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery, *Remote Sensing of Environment*, 102(3-4): 390-401.

Lobo, A., O. Chic, and A. Casterad, 1996. Classification of Mediterranean crops with multisensor data: Per-pixel versus per-object statistics and image segmentation, *International Journal of*

Remote Sensing, 17(12): 2385-2400.
Michelson, D. B., B. M. Liljeberg, and P. Pilesjo,
2000. Comparison of algorithms for classifying

swedish landcover using Landsat TM and
ERS-1 SAR data, *Remote Sensing of Environment*,
71(1): 1-15.