

시계열 MODIS 영상을 이용한 논 분류와 지형학적 인자에 따른 불확실성 분석

An Uncertainty Analysis of Topographical Factors in Paddy Field Classification Using a Time-series MODIS

윤 성 한* · 최 진 용** · 유 승 환* · 장 민 원***

Yoon, Sung-Han · Choi, Jin-Yong · Yoo, Seung-Hwan · Jang, Min-Won

Abstract

The images of MODerate resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) that provide wider swath and shorter revisit frequency than Land Satellite (Landsat) and Satellite Pour l' Observation de la Terre (SPOT) has been used for land cover classification with better spatial resolution than National Oceanic and Atmosphere Administration/Advanced Very High Resolution Radiometer (NOAA/AVHRR)'s images. Due to the advantages of MODIS, several researches have conducted, however the results for the land cover classification using MODIS images have less accuracy of classification in small areas because of low spatial resolution. In this study, uncertainty of paddy fields classification using MODIS images was conducted in the region of Gyeonggi-do and the relation between this uncertainty of estimating paddy fields and topographical factors was also explained. The accuracy of classified paddy fields was compared with the land cover map of Environmental Geographic Information System (EGIS) in 2001 classified using Landsat images. Uncertainty of paddy fields classification was analyzed about the elevation and slope from the 30m resolution Digital Elevation Model (DEM) provided in EGIS. As a result of paddy classification, user's accuracy was about 41.5% and producer's accuracy was 57.6%. About 59% extracted paddy fields represented over 50 uncertainty in one hundred scale and about 18% extracted paddy fields showed 100 uncertainty. It is considered that several land covers mixed in a MODIS pixel influenced on extracted results and most classified paddy fields were distributed through elevation I, II and slope A region.

Keywords : MODIS, Paddy, Land cover classification, Uncertainty, Topographic factors

1. 서 론

토지 피복 분류는 토지 이용 계획, 산림 및 생태

관리, 도시 계획, 수자원 관리 및 농경지 관리 등의 분야에서 많이 이용되고 있다. 특히 우리나라 농경지 중 가장 많은 부분을 차지하고 있는 논 지역의 면적과 분포를 파악하는 것은 그 변화 추이의 파악뿐만 아니라 농업용수 수요량 산정 등에 있어서 반드시 필요한 연구이다. 그러나 전 국토에 걸쳐 넓게 분포되어 있는 논 지역을 정확하게 파악하기 위해서는 상당한 시간과 노력이 필요하다. 이에 원격탐사를 이

* 서울대학교 생태조경·지역시스템공학부 대학원

** 서울대학교 생태조경·지역시스템공학부 조교수

*** 서울대학교 농업생명과학연구원 선임연구원

† Corresponding author. Tel.: +82-2-880-4583

Fax: +82-2-873-2087

E-mail address: iamchoi@snu.ac.kr

용하면 접근하기 어려운 지역이나 넓은 지역의 논을 보다 효과적으로 추출해 낼 수 있다.

특히 우리나라는 분단국가라는 특성상 향후 통일 시대에 대비하기 위해 농업분야에 있어서 한반도의 농작물 관리 및 농업용수 수요량에 대한 관심이 필요하며 이를 위해서는 한반도 전체의 논 지역 파악이 필요하다. 뿐만 아니라 1990년대 이후 뚜렷이 나타나고 있는 세계화에 의해 정치·경제·지리적 인접 국가들의 우리나라에 대한 영향이 커져가고 있는 요즘의 추세를 고려할 때, 전 지구적인 토지 피복 상태 파악의 필요성이 점점 증대하고 있는 것이 사실이다. 따라서 한반도 전체뿐만 아니라 중국, 일본 등 지리적으로 우리나라와 인접한 국가들의 작물 재배 분포 현황을 파악하는 것이 필요하며, 이와 관련한 연구가 해외에서도 활발하게 진행되고 있다. 이와 관련하여 Takeuchi와 Yasuoka (2003)는 시계열 NOAA (National Oceanic and Atmosphere Administration)/AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) 영상의 분광조합분석 (Spectral mixture analysis)을 이용하여 남동아시아 지역의 논 지역 파악을 수행한 바 있고, Zhou et al. (2006)은 Shuttleworth-Wallance 모델과 NOAA/AVHRR 영상을 이용하여 메콩강 유역의 잠재증발산량을 추정해 낸 바 있다. 뿐만 아니라 Mo et al. (2005)는 SVAT (Soil-Vegetation-Atmosphere Transfer) 모델과 NOAA/AVHRR 영상을 이용하여 중국 북부 평야지대의 작물 수확량, 수자원 소비량, 물 사용의 효율성 등을 예상한 바 있다. 최근에는 통계청이나 국립농산물품질관리원 등의 정부기관에서 각종 국제 통계에 대한 관심이 증대되고 있으며, 해외 정보 수집력을 강화하는데 노력을 기울이고 있다. 이와 같은 상황을 살펴볼 때, 한반도 전체 혹은 그 이상의 범위를 포함하는 광역적인 농업 현황의 파악에 대한 필요성이 증대되고 있으며, 논 지역의 추출은 농업 관련 연구에 대한 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

또한 농작물의 경우, 작물의 성장에 따른 분광특성의 변화를 반영할 수 있는 위성영상의 시계열을 작성함으로써 토지피복분류의 정확도를 높일 수 있다. 특히 논벼의 경우에 물관리 방식이 다른 작물과 상이하

기 때문에 시계열로 작성된 위성영상의 계절 변화를 이용하면 보다 쉽게 재배지역을 판별할 수 있다. 그러나 토지피복분류에 많이 쓰이는 Landsat (Land Satellite)이나 SPOT (Satellite Pour l'Observation de la Terre)은 공간해상도가 우수한 반면, 한 번에 촬영할 수 있는 범위가 좁아 광역의 연구지역에 적용할 경우 많은 양의 자료가 필요할 뿐 아니라 반복 주기가 길고 기상조건에 영향을 많이 받기 때문에 작물이 성장하는 1주기 동안에 연속적인 시계열을 구하기가 매우 어렵다. 예를 들어 Landsat 영상의 경우 한반도 전체를 커버하기 위해서는 28장의 영상을 모자이크(mosaic)해야 하는데 시계열 자료가 충분하지 않아 비슷한 시기에 촬영된 양질의 영상 (구름이나 기타 기상的影响을 많이 받지 않은 영상)으로 한반도 전체 영상을 제작하는 것은 매우 어렵다. 반면 NOAA/AVHRR 영상은 한 번에 한반도 전체를 촬영할 수 있을 뿐만 아니라, 하루 2회씩 관측하기 때문에 깨끗한 영상을 촬영할 수 있는 기회는 많지만 공간해상도가 1.1km로 매우 낮은 단점을 가지고 있다. 기존에 많이 사용되어 온 이들 영상들에 비하여 고분해능 위성센서인 MODIS (MODERate resolution Imaging Spectroradiometer)를 이용하면 Terra (EOS-AM)와 Aqua (EOS-PM), 두 개의 위성을 이용해 이틀마다 전 지구를 커버하기 때문에 광범위한 지역의 농작물을 반복적으로 모니터링 할 수 있으며 한 번에 한반도 뿐 아니라 인근 국가까지 촬영이 가능하고 공간해상도 또한 250m, 500m, 1km로 NOAA/AVHRR 영상보다 뛰어나다. 따라서 MODIS 영상은 NOAA/AVHRR 영상에 비해 향상된 해상도로 한반도 인근 국가까지 포함할 수 있는 광범위한 지역의 시계열 영상자료를 쉽게 획득할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 그럼에도 불구하고 MODIS 영상 또한 가장 좋은 공간해상도를 가진 밴드가 250m로서 소규모 토지 피복을 추출해 내는 데는 한계가 있다. 그 이유는 영상의 해상도가 비교적 낮아서 하나의 셀 안에 여러 가지 토지피복이 혼합되어 있을 확률이 높기 때문이며, 이는 토지 피복 분류 결과에 대한 불확실성이 내포되어 있음을 의미한다.

최근 국내외에서는 MODIS 영상을 이용한 연구가

많이 진행되고 있다. 미국에서는 MODIS 자료와 작물 수확량 시뮬레이션 모델을 통합하기 위해서 작물의 생체물리학적 매개변수를 위한 MODIS 250m 해상도 데이터를 개발하여 작물 분류를 위한 MODIS 데이터의 잠재적인 활용성을 분석한 바 있다 (Doraiswamy et al., 2005). Xiao et al.(2005)은 500m 해상도의 MODIS 시계열 자료를 이용하여 중국 남부지역의 논 지역을 추출한 후, NLCD(National Land Cover Dataset)와 비교하였다. 또한 Xiao et al.(2006)은 남부아시아 및 동남아시아 지역의 논 지역을 추출하고 국가 농업 통계자료 (National agricultural statistical data)와 비교하여 소규모 논 지역의 경우 MODIS 자료의 적용에 어려움이 있음을 밝혀낸 바 있다. 국내에서는 MODIS 센서의 가시영역과 근적외 영역의 반사도 자료 (공간해상도 250m)와 반 경향적 양방향성분포함수 (Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF) 모델을 사용하여 한반도 지역에 대해서 2001년 동안 총 36개로 구성된 정규화 지표 반사도 값의 데이터베이스 구축한 바 있다 (염종민 등, 2005). 한편 이성구 (2004)는 MODIS 영상을 이용한 250m 공간해상도의 토지피복분류를 남한과 북한에 걸쳐 수행하였다. 또한 정승규 (2005)는 다중시기 MODIS 영상을 무감독 분류하여 한반도 토지 피복의 중분류 및 대분류를 수행한 결과, 작은 면적을 차지하는 토지피복의 분류정확도가 낮게 나타남을 보였다.

이에 본 연구에서는 MODIS 영상을 통한 논 지역 추출 시 발생하는 불확실성이 지형학적 인자에 따라 어떻게 나타나는지 살펴보았다. 이를 위하여 먼저 시계열 MODIS 영상을 수집하여 경기도 일부 지역을 대상으로 논 지역을 분류하고, 환경지리정보 (Environmental Geographic Information System, EGIS)에서 Landsat과 IRS (Indian Remote Sensing Satellite)-1C 영상을 이용하여 2001년에 작성한 중분류 토지 피복지도를 참조하여 MODIS 영상의 논 추출 정확도를 살펴보고 역시 EGIS에서 제공하는 30m 해상도의 DEM (Digital Elevation Model)을 이용하여 고도 및 경사도에 따른 논 분류의 불확실성을 분석하였다.

II. 재료 및 방법

연구를 위해 먼저 MODIS 영상을 수집하고 각 영상의 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)를 추출한 후 MVC (Maximum Value Composite) 기법을 통하여 월별 NDVI 영상을 제작하고 토지 피복 분류를 실시하였다. 일반적으로 영상의 분류에는 감독 분류와 무감독 분류 기법이 많이 사용되고 있으나 MODIS 영상의 경우, 낮은 공간해상도로 인하여 감독 분류 시 필수적인 신뢰성 있는 훈련 지역의 선정에 어려움이 따른다. 이에 본 연구에서는 무감독 분류를 이용하여 토지 피복 분류를 실시하였다. 그리고 분류된 논지의 불확실성을 파악하기 위하여 지형학적 인자에 따른 논지의 분포 경향에 대하여 분석하였다.

1. 연구대상지역

본 연구의 대상지역으로는 이미 논 분류가 이루어져 있는 경기도 지역 중 비교적 논이 넓게 분포되어 있는 6개 시·군 (안성시, 이천시, 광주시, 양평군, 여주군, 용인시) 지역으로 결정하였다(Fig. 1). 대상지역은 동경 127°01'~127°51', 북위 36°53'~37°40' 범위 내에 있고, 총 면적은 약 3,500km²이다. 연구를 위한 비교 자료로는 2001년에 Landsat 영상과 IRS-1C 영상으로 제작된 EGIS 중분류 토지피복지도를 사용하였다. Table 1은 EGIS 중분류 토지피복지도 작성에 사용된 영상시기인 2000년과 수집된 MODIS 영상이 촬영된 시기인 2004년에 각 시·군별 통계연보 상에 나타나 있는 논 면적 변화를 나타낸 것이다. 표를 보면 2000년과 2004년 사이의 논 면적 변화가 가장 큰 곳은 광주시로 4년 간 논 면적의 변화가 약 -8%의 변화를 보였다. 그 다음으로는 용인시가 약 -5%의 변화를 보였고 그 외 지역은 약 -2% 내외의 변화를 나타내었으며, 연구지역 전체의 논 면적 변화도 약 -3%에 불과하므로 중분류 토지피복지도를 비교 자료로 사용하는데 큰 무리가 없을 것으로 판단된다. 비교 자료로 사용된 EGIS 중분류 토지 피복지도에 나타나 있는 연구대상지역의 총 논 면적은 약 645km²으로 2000년 통계연보 상의 논 면적에 비해 약 120%의 면적을 나타내었다.



Fig. 1 Study area

Table 1 Difference of paddy field area between 2000 and 2004

Region	Area of paddy field (ha)		Difference (%)
	2000	2004	
Anseong	12,263	12,013	-2.04
Icheon	11,325	11,103	-1.96
Kwangju	3,445	3,158	-8.33
Yangpyeong	7,599	7,476	-1.62
Yeosu	10,686	10,436	-2.34
Yongin	8,611	8,183	-4.97
Total	53,930	52,369	-2.89

2. 영상자료의 수집 및 전처리

본 연구에서는 일본 동경대학교 WebMODIS 사이트 (<http://webmodis.iis.u-tokyo.ac.jp>)를 통해서 MODIS 영상자료를 취득하였다. 영상은 벼 재배시기를 고려하여, 2004년부터 2005년까지 각 3월에서 10월 사이의 영상을 수집하였다. 단, 구름의 영향이 많아 양질의 영상을 수집하기 힘든 7, 8월의 영상은 제외하였다. 각 월별로 4~5개 영상을 수집하였으며, 이 중 구름이 영향이 비교적 적은 영상을 추출하여 27개의 영상만을 사용하였다. 그리고 정확한 논 추출을 위해

MODIS 영상 중 해상도가 가장 높은 250m 영상 (1, 2번 밴드)을 사용하였다. 초기 수집된 영상은 Plate Caree Projection (Latitude / Longitude Grid System)의 좌표체계가 투영되어 있었기 때문에 한반도 전반에 걸쳐 15~20개의 GCP를 선정하여 UTM (Universal Transverse Mercator) WGS (World Geodetic System) 84 좌표체계로 변환하였다. RMSE (Root Mean Square Error)는 0.4 이하로 나타났다.

3. 토지 피복 분류

위성영상은 각 파장별 영역에 따른 사물의 반사특성 차이를 이용하여 지표특성을 반영하는 여러 가지 지수를 만들어 낼 수 있다. 특히 NDVI는 정규식생 지수로 태양에너지의 반사량이 지형의 표면 경사, 향 등에 따라 달라지는 현상을 보정하는 효과가 있기 때문에 광역지역의 식생 모니터링에 이용되고 있다 (Lillesand, 1994). MODIS 영상은 250m 해상도를 가진 1번 밴드와 2번 밴드를 통해 식 (1)로 NDVI를 산정할 수 있다.

$$NDVI = \frac{\rho_N - \rho_R}{\rho_N + \rho_R} \quad (1)$$

여기서, ρ_N 은 NIR (Near Infrared Ray) 밴드이고, ρ_R 은 RED 밴드이다.

또한 구름의 영향을 최소화하기 위해 수집된 영상에 MVC 기법을 적용하여 각 월별 NDVI 영상을 작성하였다. MVC 기법은 동일한 공간해상력과 동일한 좌표체계를 가진 복수의 위성영상자료를 중첩시켜 동일한 위치에 해당하는 각각의 픽셀 값을 비교하고 그 중에서 최대값만을 선택하여 하나의 영상자료를 작성하는 기법이다(황순옥, 1997). 구름이 나타내는 식생지수는 식생지역의 식생지수와 비교하여 현저하게 작은 값을 가지기 때문에 MVC 기법을 이용하면 낮은 식생지수를 나타내는 구름의 영향이 제거되어 상대적으로 식생이 반사하는 높은 값만을 취하게 된다.

이와 같이 작성된 월별 NDVI 영상을 이용하여 무

감독 분류를 실시하였다. 무감독 분류를 위해서는 일반적으로 K-Means, ISODATA 등의 계산 알고리즘이 많이 사용되고 있으나, 본 연구에서는 각 화소에 대해 유한개의 집단을 구성하여 분류를 실시하고 사용자에게 의해 집단의 수를 결정할 수 있는 ISODATA 기법을 적용하였다. 분류 과정에 있어서 군집수는 100개, 수렴도 95%로 설정하고, 산림지역, 논 지역, 시가화 진조지역, 수역의 4개 피복으로 분류하였고, 소규모로 광범위한 지역에 산재하여 분포하는 경향이 있는 밭의 경우 MODIS 영상의 해상도로는 구분하기가 어려워 분류항목에서 제외시켰다.

4. 지형학적 인자에 따른 논 분류의 불확실성 분석

본 연구에서 사용된 MODIS 영상의 해상도는 250m로서 토지를 집약적으로 사용하고, 필지가 작게 분할되어 있는 우리나라에서는 논을 분석하는데 어려움이 있는 것이 사실이다. 우리나라의 논은 그 크기를 100m×30m 표준으로 하여 경지정리를 시행하여 왔고, 최근에 간척지 및 평야지에서 시행된 대구획 경지정리의 경우 논 크기가 100m×100m라는 사실을 상기한다면 MODIS 영상의 250m 공간해상력은 우리나라의 논 피복분류에 대한 적용성에 한계가 있게 마련이다. 즉, MODIS 영상의 1개 셀에는 논 이외에 다른 토지피복도 포함될 수 있다는 것이다.

MODIS 영상에서 논으로 분류된 픽셀 중에는 논이 전혀 포함되어 있지 않지만 분석과정에서 논으로 잘못 분류된 셀과 일부 논 지역이 포함되어 논으로 분류된 셀, 그리고 전체가 논 지역인 셀이 있을 수 있다. 따라서 논으로 분류된 MODIS 영상의 1개 픽셀(MODIS 논 픽셀)에 실제로 논이 얼마나 포함되어 있는지를 파악하고 고도나 경사도에 따라 오차 정도가 얼마나 되는지를 파악하는 것으로 MODIS 영상을 이용한 논 분류의 결과에 대한 불확실성(uncertainty)을 분석하였다.

먼저, 각 MODIS 영상 픽셀의 불확실성 분석을 위하여 EGIS에서 제공한 중분류 토지피복지도를 25m 공간해상도를 갖는 격자자료로 변환하여 MODIS 영

상과 좌표를 일치시켰다. 작성된 25m×25m 격자 토지피복지도의 셀은 MODIS 한 픽셀에 정확히 100개가 포함되게 되고, 논으로 분류된 한 개의 MODIS 픽셀 안에 EGIS 중분류 토지피복지도 상에서 논으로 분류되지 않은 픽셀이 얼마나 포함되어 있는가를 불확실성으로 정의하였다. 즉 불확실성이 100이면 MODIS 논 픽셀 안에 EGIS 중분류 토지피복지도 상에서 논으로 분류된 픽셀(EGIS 논 픽셀)이 하나도 존재하지 않으며, 불확실성이 0이면 MODIS 논 픽셀 전체가 EGIS 논 픽셀임을 의미한다.

Fig. 2는 논으로 분류된 MODIS 영상 픽셀 9개를 개념화하여 나타낸 그림이다. Fig. 2에는 9개의 MODIS 논 픽셀(굵은 실선으로 구분되어 있는 픽셀)과 25m EGIS 토지피복지도 픽셀 900개가 나타나 있다. 이중 회색으로 되어 있는 픽셀이 EGIS 논 픽셀을 나타낸다. 이 중 1번 픽셀은 100개 모두 논이므로 EGIS 논 픽셀과 MODIS 논 픽셀은 100% 일치하는 것(불확실성 0)이며, 2번 픽셀은 24개가 논이므로 불확실성 76, 그리고 9번 논 픽셀은 불확실성 25를 나타내고 있다.

본 연구에서는 시계열 MODIS 영상을 이용한 논 분류의 불확실성을 파악하기 위해 무감독 분류 결과 논으로 분류된 지역만을 따로 추출하여, 고도와 경사도에 따라 논 분류가 어떻게 이루어졌는지에 대하여 분석하였다.

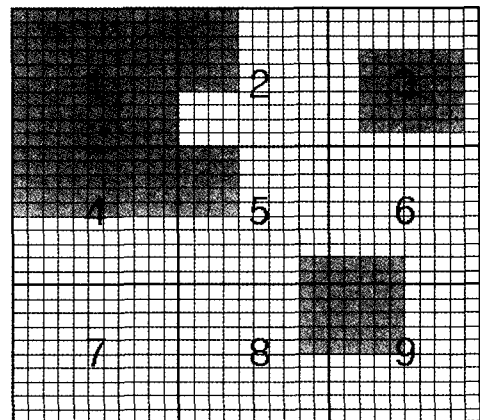


Fig. 2 Distribution of land cover map's paddy pixels in a MODIS image pixel

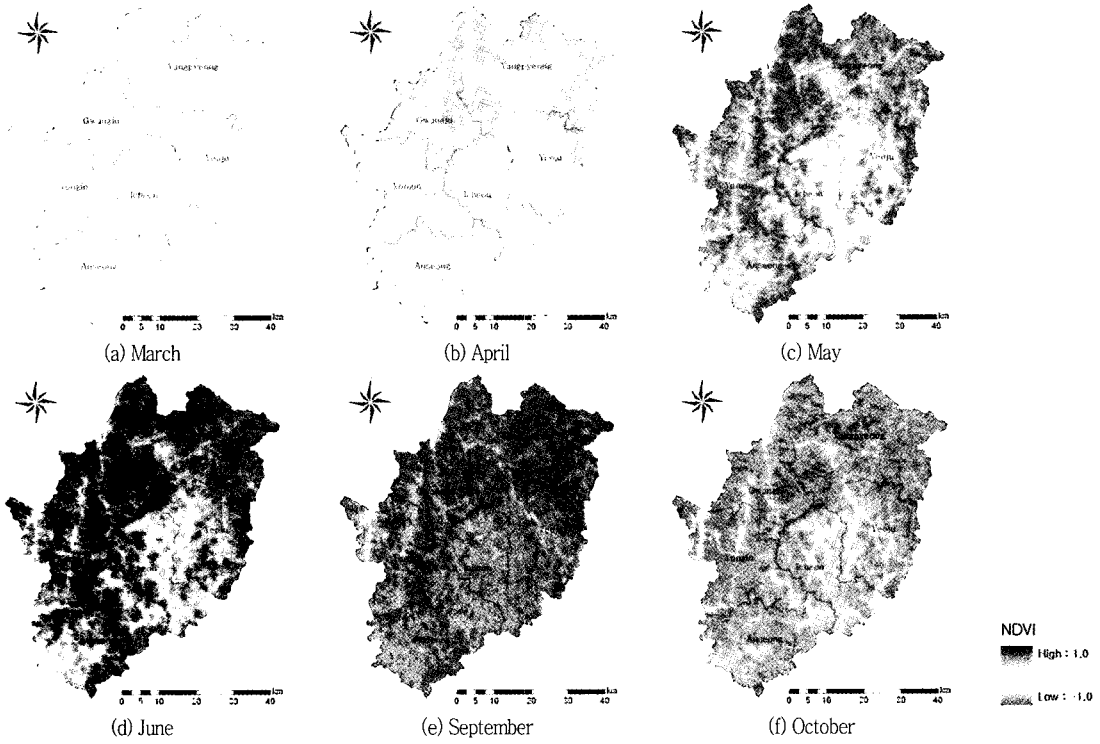


Fig. 3 Monthly NDVI images using the MVC method

III. 토지 피복 분류 결과

1. 월별 NDVI 영상 작성

MVC 기법을 통하여 얻은 월별 NDVI 영상은 아래 Fig. 3과 같다. 또한 Fig. 4는 EGIS 중분류 토지피복지도와 중첩하여 얻은 각 토지 피복 지역의 월별 NDVI 변화를 나타낸 그래프이다. 그림을 보면 산림지역은 다른 토지피복에 비해 전반적으로 NDVI가 크게 나타나고 논이 넓게 분포하는 지역의 경우에는 3, 4월의 NDVI가 작게 나타나지만, 농작물이 자란 9월의 경우에는 산림지역의 NDVI와 비슷한 수준으로 증가하였다. 수역의 경우에는 전반적으로 NDVI가 음수를 나타내며, 시가지 건조지역의 경우 3월부터 NDVI가 꾸준히 증가하다가 10월에 감소하는 양상을 나타낸다. 이렇게 각 피복별로 NDVI 변화 양상이 다르게 나타나므로 각 피복별 월별 NDVI 변화 양상의 반영을 통한 토지피복분류가 가능하다.

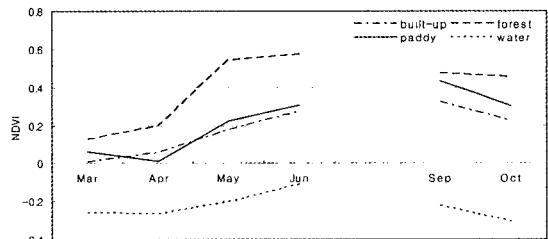


Fig. 4 Monthly NDVI change by land cover

2. 무감독 분류 결과

연구대상지역에 대한 토지피복분류 결과 가장 많은 면적을 차지하고 있는 토지 피복은 산림지역으로 약 2,524km² (전체 면적의 약 71.6%)이고, 시가지 건조지역은 약 57km², 수역은 약 22km²로 나타났다. 특히 논 지역은 약 923km²로 전체 면적의 약 26%를 차지하는 것으로 나타났다. 이를 지역적으로 살펴보면 논이 가장 많은 지역은 이천시로 약 259km²였고, 광주시는 약 41km²로 6개 시·군 중 논이 가장 적은 지역으로 나타났다(Fig. 5).

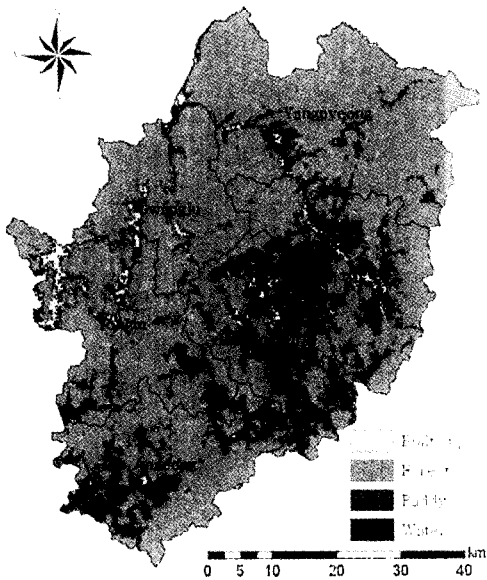


Fig. 5 Unsupervised classification of the time-series MODIS images

한편 분류된 영상의 정확도 평가를 위하여 EGIS의 토지피복지도를 바탕으로 무감독 분류 결과에 대한 오차행렬 (error matrix)을 작성하였다 (Table 2). 무감독 분류 결과 전체적인 분류 정확도는 약 54.7%로 나타났으며, 논 지역의 경우 User's Accuracy는 약 41.5%, Producer's Accuracy는 약 57.6%로 나타났다. 또한 Kappa 계수 값은 0.36으로 나타났으며 특히, 논 지역의 Kappa 계수 값은 0.27로 나타났다.

Table 2 Error matrix of unsupervised classification result

Class	Built-up	Forest	Paddy	Water	etc.	Total	User's Accuracy (%)
Built-up	15	5	3	1	8	32	46.9
Forest	6	100	22	2	26	156	64.1
Paddy	3	19	34	2	24	82	41.5
Water	3	3	0	15	9	30	50.0
etc.	0	0	0	0	0	0	-
Total	27	127	59	20	67	300	-
Producer's Accuracy (%)	55.6	78.7	57.6	75.0	-	-	-

IV. 지형학적 인자에 따른 논 분류의 불확실성 분석

연구지역에 대해 EGIS에서 제공하는 토지피복지도를 25m 해상도의 이미지로 변환한 후, 그 고도 및 경사도별 분포 양상을 분석하여 Table 3에 나타냈다. 분석을 위하여 고도는 0~50m (고도 I), 50~100m (고도 II), 100~200m (고도 III), 200m 이상 (고도 IV)의 4가지 경우로 나누었고, 경사는 0~2° (경사 A), 2~5° (경사 B), 5~10° (경사 C), 10~20° (경사 D), 20° 이상 (경사 E)의 5가지 경우로 나누었다. 그 결과, 불확실성이 50 이상인 픽셀이 전체의 59%를 차지할 정도로 저해상도 MODIS 영상을 사용한 논 분류 결과에 상당한 오차가 내재하고 있는 것을 확인할 수 있다. 특히 논으로 분류된 지역의 약 18%는 기준자료로 사용된 EGIS 토지피복지도와 비교하여 완전한 불일치를 보였다(불확실성 100).

추출된 논 지역의 약 89% 이상이 고도 I, II인 지역에 분포하고 있으며 특히 고도 II 지역에 가장 많은 셀 (약 68%)이 분포하고 있다. Fig. 6(a)에는 고도별로 추출된 논 지역 중 가장 큰 비율 차지하고 있는 고도 I, II, III 범위에서의 불확실성별 논 픽셀 누적 비율을 나타냈다. 그림에서 각 범위별 추세선이 아래로 볼록한 양상을 보이면 불확실성이 낮아질수록 셀의 비율은 점점 증가하는 양상을 나타내고 반대로 위로 볼록한 양상을 보이면 불확실성이 낮아질수록 셀의 비율이 점점 감소하는 양상을 나타낸다. Fig. 6(a)를 보면 고도가 낮을수록 낮은 불확실성을 가진 셀 개수의 비율이 점점 높아지는 것을 알 수 있다. 즉, 고도 III 지역에서 추출된 논 지역 픽셀은 위로 볼록한 양상을 나타내고 있으나 고도가 낮아질수록 아래로 볼록한 양상으로 바뀌어 가는 양상을 보인다.

한편 추출된 논 지역의 약 96% 이상이 경사 A, B 지역에 분포하고 있으며, 특히 경사가 낮을수록 낮은 불확실성을 가진 셀의 비율이 높다. Fig. 6(b)는 추출된 논 지역 중 가장 큰 빈도를 나타낸 경사 A, B, C 범위에서의 불확실성별 논 픽셀 누적 비율을 나타낸 그림이다. 그림을 보면 경사 C인 지역에서는 추

Table 3 Paddy field distribution

Uncertainty	The number of cells (EA)									
	Total	elevation				slope				
		I	II	III	IV	A	B	C	D	E
100	2671	604	1624	434	9	1496	911	233	30	1
95	865	115	638	111	1	550	279	35	1	0
90	643	112	457	73	1	419	188	36	0	0
85	577	68	423	86	0	396	157	22	2	0
80	587	87	425	75	0	382	180	23	2	0
75	571	87	418	66	0	398	158	15	0	0
70	543	98	384	61	0	364	153	25	1	0
65	543	95	379	69	0	383	150	10	0	0
60	598	109	423	66	0	442	144	12	0	0
55	568	91	416	61	0	408	148	11	1	0
50	537	92	406	39	0	392	135	10	0	0
45	506	87	378	41	0	383	116	7	0	0
40	580	102	428	50	0	436	133	10	1	0
35	522	100	379	43	0	407	109	6	0	0
30	559	101	411	47	0	439	112	8	0	0
25	508	98	361	49	0	406	98	4	0	0
20	542	133	367	42	0	440	91	11	0	0
15	501	106	361	34	0	406	93	2	0	0
10	565	133	384	48	0	490	70	5	0	0
5	433	134	259	40	0	363	66	4	0	0
0	1342	559	739	44	0	1229	108	3	2	0
Total	14761	3111	10060	1579	11	10629	3599	492	40	1

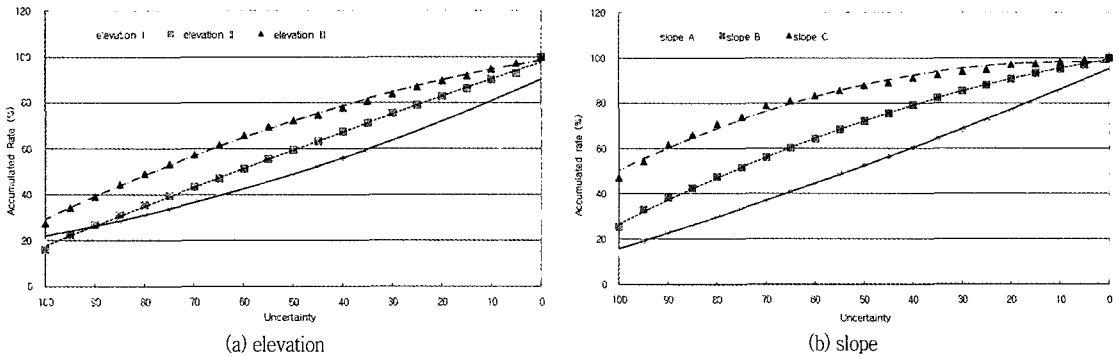


Fig. 6 Low spatial-resolution induced uncertainty for topographic conditions

출된 논 지역의 약 90%가 불확실성 50 이하로 나타나고 불확실성이 감소할수록 차지하는 논 픽셀의 비율이 점점 작아짐을 알 수 있다. 반면 경사 A 지역에서는 상대적으로 불확실성이 높은 픽셀의 비율이 적고, 불확실성과 픽셀의 누적비율이 거의 1차식에 가까운 관계를 보이고 있다. 즉 논외의 경우 고도 및 경사에 따라 그 분포 양상이 다르게 나타나며 고도가 낮을수록, 경사가 낮을수록 보다 높은 정확도를 나타

내고 지형조건 II-A 지역에서 논 분류의 불확실성이 가장 낮았다.

또한 불확실성의 원인을 파악하기 위하여 EGIS 중 분류 토지피복 상에 논 픽셀이 하나도 존재하지 않음 (불확실성 100)에도 불구하고 논으로 분류된 픽셀 (2,671개; 약 166.9km²)들을 지형학적 인자에 따라 20가지 경우로 나누어 분석하였다. 먼저 전체 불확실성 100인 지역에 대한 각 지형학적 인자에 따라

Table 4 Rate of 100 uncertainty area in each paddy fields area(unit : %)

Slope Elevation	A	B	C	D	E
I	19.22	19.78	30.77	-	-
II	13.24	24.66	47.92	62.50	-
III	13.96	32.02	48.20	75.00	100.00
IV	-	66.67	75.00	100.00	-

나타나는 불확실성 100인 지역의 면적비를 Table 4에 나타냈다. 그 결과, 지형조건 II-A 지역이 약 29.9% (약 49.9km²)로 나타났다. 고도 I 지역에서는 경사 D 이상인 경우 논 지역이 존재하지 않는 것으로 나타났고, 고도 II 지역의 경우에는 경사 E 지역이, 고도 VI 지역에서는 경사 A, E 지역에 논이 분포하지 않는 것으로 나타났다.

Table 5에는 지형학적 인자에 따라 MODIS 논 픽셀 전체 면적에 대한 불확실성이 100인 논 셀의 면적비를 나타냈다. 그 결과, 가장 많은 논 지역이 분포하는 지형조건 II-A 지역에서 불확실성 100인 지역이 약 13.2%로 가장 낮은 면적비를 보였으며, 경사와 고도가 높아질수록 그 비율이 높아짐을 알 수 있다. 하지만 MODIS 논 픽셀이 거의 존재하지 않는

Table 5 Rate of each 100 uncertainty area in total uncertainty 100 area(unit : %)

Slope Elevation	A	B	C	D	E
I	19.79	12.28	0.36	-	-
II	29.94	18.56	2.89	0.10	-
III	3.27	7.98	4.05	0.46	0.03
IV	-	0.03	0.10	0.16	-

지형조건 IV-D, IV-E 지역은 불확실성 100인 지역이 50% 이상으로 나타나 이 지역에는 논이 거의 존재하지 않음을 알 수 있다.

한편 불확실성이 100으로 나타난 지역이 EGIS 중 분류 토지피복지도 상 원래 어떤 토지피복이었던지 알아보기 위하여 지형학적 인자에 따른 피복 분포를 분석한 결과 시가화 건조지역이 약 22.7%, 밭이 약 28.4%, 산림지역이 약 25.3%가 존재하는 것으로 나타나 여러 종류의 토지피복이 논 추출에 영향을 끼치는 것으로 나타났다. 이는 MODIS 영상의 한 셀이 비교적 많은 종류의 토지피복을 포함하고 있기 때문에 각 피복들이 영상의 반사값에 복합적으로 영향을 끼쳐 한 가지 피복에 대한 특성을 완전히 구현하기 어렵기 때문인 것으로 판단된다.

Table 6 Land cover distribution in the region of 100 uncertainty

Slope Elevation	A		B		C		D		E	
I	built-up	16.3%	built-up	12.8%	built-up	42.6%	-	-		
	upland	26.3%	upland	33.4%	upland	6.1%				
	forest	10.5%	forest	7.3%	forest	12.9%				
	water	20.8%	water	21.4%	water	21.6%				
	etc.	26.1%	etc.	25.1%	etc.	12.8%				
II	built-up	22.5%	built-up	27.2%	built-up	25.6%	built-up	4.3%	-	
	upland	36.6%	upland	23.2%	upland	18.0%	upland	2.3%		
	forest	20.2%	forest	32.7%	forest	37.0%	forest	83.3%		
	water	6.1%	water	3.8%	water	7.2%	water	10.0%		
	etc.	14.6%	etc.	13.1%	etc.	12.2%	etc.	0.0%		
III	built-up	21.4%	built-up	23.3%	built-up	17.1%	built-up	10.0%	built-up	2.0%
	upland	22.1%	upland	16.7%	upland	11.8%	upland	24.9%	upland	0.0%
	forest	33.9%	forest	43.8%	forest	58.2%	forest	43.8%	forest	98.0%
	water	5.5%	water	1.8%	water	0.9%	water	0.8%	water	0.0%
	etc.	17.1%	etc.	14.3%	etc.	11.9%	etc.	20.5%	etc.	0.0%
IV	-		built-up	2.0%	built-up	17.0%	built-up	9.6%	-	
			upland	0.0%	upland	19.7%	upland	0.0%		
			forest	98.0%	forest	51.7%	forest	55.0%		
			water	0.0%	water	0.0%	water	0.0%		
			etc.	0.0%	etc.	11.7%	etc.	35.4%		

이를 지형학적 인자에 따라 살펴보면 Table 6과 같다. 고도와 경사가 낮은 경우 밭이나 시가화 건조지역이 많이 포함된 셀이 논으로 추출되는 경향이 많았으며, 고도와 경사가 높아질수록 산림의 비율이 높은 셀이 논으로 분류된 경우가 많아 논을 추출해 내는데 있어서 시가화 건조지역과 밭, 산림이 크게 관여하는 것으로 나타났다. 또한 고도 I인 저고도 지역에서는 수역이 20% 이상 차지하는 것으로 나타나 이 지역의 경우에는 물 또한 많은 영향을 끼치는 것으로 나타났는데 이는 연구대상지역 내에 존재하는 강의 가장자리에 위치하여 여러 가지 토지피복을 함께 포함하고 있는 셀이 논으로 분류되어 나타난 결과로 판단된다.

Fig. 7은 시계열 MODIS 영상을 이용하여 추출된 논 지역을 각 지형학적 인자에 따라 구분하여 나타낸 그림으로 그림을 보면 논이 넓게 분포하는 지역의 경우 대부분 고도 II 이하, 경사 A 지역임을 알 수 있다. 또한 가장 많은 논 지역이 분포하는 이천시와 여주군의 경우 추출된 논 지역 중 대부분이 지형조건

II-A 지역에 분포하고, 안성시에 분포하고 있는 논은 경우는 대부분 지형조건 I-A 지역에 존재한다.

V. 결 론

MODIS 영상의 경우 NOAA/AVHRR 영상에 비해 향상된 해상도로 한반도 전체를 포함할 수 있는 광범위한 지역의 영상을 쉽게 구할 수 있다는 장점을 가지고 있지만 저해상도 영상의 특성상 소규모 논 지역 추출에 있어서는 오차가 발생하는 것이 불가피하다. 이에 본 연구에서는 시계열 MODIS 영상을 이용하여 경기도 일부지역의 논을 분류하고, 그 불확실성에 대해서 살펴보았다. 이를 위하여 MVC 기법을 적용하여 월별 NDVI 영상 (3~6, 9~10월)을 구성하고, 무감독 분류를 실시하여 논 지역을 분류하였다. 분류의 불확실성에 대하여 살펴보기 위하여 중분류 토지피복지도와 DEM 자료를 이용하여 고도 및 경사도에 따른 논 분포 경향을 살펴보았다. 그 결과는 다음과 같다.

첫째, 연구대상지역에 대한 무감독 분류 결과 논 지역은 약 923km²로 전체 면적의 약 26%를 차지하는 것으로 나타났다. 그 외 산림지역은 약 2,524km², 시가화 건조지역은 약 57km² 및 수역은 약 22km²로 나타났다.

둘째, 분류 결과 전체적인 분류 정확도는 약 54.67%로 나타났으며, Kappa 계수 값은 0.36으로 나타났다. 특히, 논 지역의 경우 Producer's Accuracy가 57.6%, User's Accuracy가 41.5%, Kappa 계수 값은 0.27로 나타났다.

셋째, 토지피복지도를 25m 해상도 격자자료로 변환하고 이를 MODIS 영상에서 논으로 추출된 지역과 비교한 결과, 추출된 논 지역 중 약 18.1%가 불확실성이 100인 것으로 나타났으며 불확실성이 5 이하인 지역의 비율은 약 9.1%로 나타났다. 또한, 추출된 논 지역의 약 89% 이상이 고도 II 이하 지역에 분포하고, 약 96% 이상이 경사 B 이하 지역에 분포하였으며 경사와 고도가 낮을수록 낮은 불확실성을 가진 셀 개수의 비율이 높았다.

넷째, 논 추출의 불확실성이 100인 지역을 지형학적 인자에 따라 살펴본 결과, 논 추출에 있어 밭과

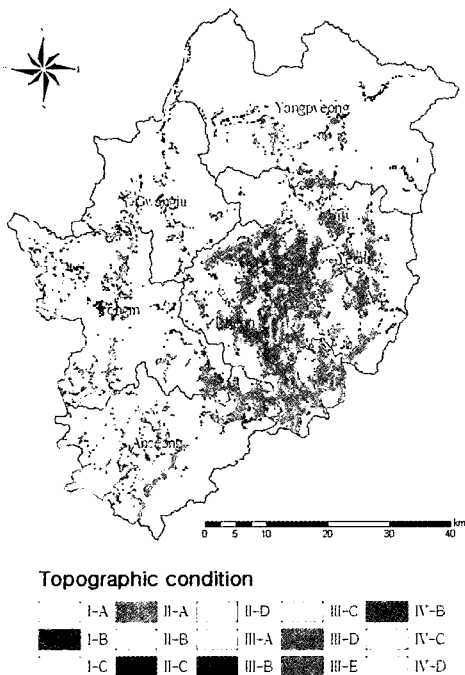


Fig. 7 Paddy fields distribution on the cases of topographical conditions

시가화 건조지역, 산림지역이 많은 영향을 끼치는 것으로 나타났으며, 고도 I인 저고도 지역에서는 수역 또한 많은 영향을 끼치는 것으로 나타났다.

이를 통하여 볼 때, MODIS 영상의 경우, 한 셀이 여러 종류의 토지피복을 포함하고 있어 대규모 논 지역이 많지 않은 우리나라의 지형적인 특성상 그 자체만으로는 정확한 논 지역 추출에 한계가 있는 것으로 판단된다. 하지만 MODIS 영상은 한반도 전체나 한반도 인근 국가까지 포함할 수 있는 광범위한 지역에 대한 양질의 자료를 획득하기 쉬운 장점을 가지고 있으므로 최근의 세계적 흐름으로 볼 때, 앞으로 MODIS 영상에 대한 연구가 계속적으로 필요할 것으로 판단되며, 본 연구의 결과는 향후 MODIS 영상 자료를 이용한 관련 연구의 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

References

1. Doraiswamy, Paul C., T. R. Sinclair, S. Hollinger, B. Akhmedov, A. Stern, and J. Prueger, 2005, "Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment," *Remote Sensing of Environment*, Vol. 97, pp. 192-202.
2. Lillesand, Thomas M. and Ralph W. Kiefer, 1994, *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley & Sons, Inc.
3. Mo, X., S. Liu, Z. Lin, Y. Xu, Y. Xiang and T.R. McVicar, 2005, "Prediction of crop yield, water consumption and water use efficiency with a SVAT-crop growth model using remotely sensed data on the North China Plain", *Ecological Modelling*, Vol. 183, Issues 2-3, pp. 301-322.
4. Takeuchi, Wataru and Yasuoka, Y., 2003, *Paddy Field Mapping in South East Asia with NOAA AVHRR based on Time-Series of Spectral Mixture Analysis*, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vol. 5, No. 344, pp. 3296-3298.
5. Xiao, Xiangming, S. Boles, J. Liu, D. Zhuang, S. Froking, C. Li, W. Salas, B. Moore III, 2005, "Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images", *Remote Sensing of Environment*, Vol. 95, pp. 480-492.
6. Xiao, Xiangming, S. Boles, S. Froking, C. Li, J. Y. Babu, W. Salas, B. Moore III, 2006, "Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images", *Remote Sensing of Environment*, Vol. 100, pp. 95-113.
7. Xiao, Xiangming, S. Hagen, Q. Zhang, M. Keller, B. Moore III, 2006, "Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images", *Remote Sensing of Environment*, Vol. 103, pp. 465-473.
8. Zhou, M. C., H. Ishidaira, H.P. Hapuarachchi, J. Magome, A.S. Kiem and K. Takeuchi, 2006, "Estimating potential evapotranspiration using Shuttleworth - Wallace model and NOAA-AVHRR NDVI data to feed a distributed hydrological model over the Mekong River basin", *Journal of Hydrology*, Vol. 327, Issues 1-2, pp. 151-173.
9. 염종민, 한경수, 김영섭, 2005, 한반도 식생에 대한 MODIS 250m 자료의 BRDF 효과에 대한 반사도 정규화, *대한원격탐사학회지*, Vol. 21, No. 6, pp. 445-456.
10. 이성구, 2004, MODIS 시계열 영상을 이용한 한반도 토지 피복 분류, 서울대학교 석사학위논문.
11. 정승규, 2005, MODIS 다중시기 영상과 분광혼합화소분석을 이용한 한반도 토지피복분류, 서울대학교 석사학위논문.
12. 황순옥, 1997, NOAA/AVHRR자료를 이용한 북한지역 지피식생 및 농경지 모니터링, 서울대학교 석사학위논문.