공간통계기법을 이용한 토지피복변화의 핫스팟 탐지

이정훈 · 김상일 · 한경수 · 이양원[†]

부경대학교 공간정보시스템공학과

Hotspot Detection for Land Cover Changes Using Spatial Statistical Methods

Jeong-Hun Lee, Sang-Il Kim, Kyung-Soo Han, and Yang-Won Lee[†]

Department of Spatial Information Engineering, Pukyong National University

Abstract : Land cover changes are occurring for a variety of reasons such as urbanization, infrastructure construction, desertification, drought, flood, and so on. Many researchers have studied the cause and effect of land cover changes, and also the methods for change detection. However, most of the detection methods are based on the dichotomy of “change” and “not change” according a threshold value. In this paper, we present a change detection method with the integration of probability, spatial autocorrelation, and hotspot detection. We used the AMOEBA (A Multidirectional Ecotope-Based Algorithm) and developed the AMOEBA-CH (core hotspot) because the original algorithm tends to produce too many clusters. Our method considers the probability of land cover changes and the spatial interactions between each pixel and its neighboring pixels using a local spatial autocorrelation measure. The core hotspots of land cover changes can be delineated by a contiguity-dominance model of our AMOEBA-CH method. We tested our algorithm in a simulation for land cover changes using NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) data in South Korea between 2000 and 2008.

Key Words : change detection, NDVI, land cover change, spatial autocorrelation, AMOEBA

요약 : 최근 인구집중으로 인한 도시개발 및 사회기반 시설의 확충 등의 인위적 현상과 지구온난화 및 가뭄, 홍수, 산불 등 자연적 현상 등 다양한 요인으로 인해 토지피복 변화가 발생하고 있다. 이러한 토지피복 변화의 원인과 영향, 그리고 탐지방법에 대한 다양한 연구가 진행되고 있는데, 기존 연구들은 대부분 주어진 임계치를 기준으로 ‘변화’ 또는 ‘무변화’의 양분된 결과를 도출한다. 따라서 본 연구에서는 확률에 기초하여 공간자기상관과 핫스팟 탐지를 결합한 변화탐지 방법을 제시하고자 한다. 또한 기존의 핫스팟 탐지 알고리즘인 AMOEBA(A Multidirectional Optimal Ecotope-Based Algorithm)에서 나타나는 과다탐지의 경향을 개선하여 핵심적인 토지피복 변화의 핫스팟을 탐지하는 AMOEBA-CH(core hotspot)를 개발 및 적용하였다. 본 연구에서는 토지피복 변화의 확률과 공간자기상관에 기초한 픽셀 간의 공간적 상호작용을 고려하였으며, AMOEBA-CH의 인접-우세 모형을 통해 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 탐지하고자 한다. 본 연구에서 제시한 방법의 가용성을 테스트하기 위해 남한지역의 2000년과 2008년의 NDVI자료를 이용하여 토지피복 변화의 핫스팟 탐지를 수행하였다.

접수일(2011년 9월 17일), 수정일(1차 : 2011년 10월 2일), 게재확정일(2011년 10월 5일).

[†] 교신저자: 이양원(modconfi@pknu.ac.kr)

1. 서론

최근 인구집중으로 인한 도시개발과 사회기반 시설의 확충 등 인위적 현상과 지구온난화, 가뭄, 홍수, 산불 등 자연적 현상 등 다양한 원인으로 인해 토지피복 변화가 발생하고 있다. 이러한 토지피복의 변화를 분석함으로써 인간 활동에 따른 자연적, 사회적 변화를 확인할 수 있으며, 특히 위성영상 기술의 발달로 인해 영상의 공간해상도나 영상 취득 주기가 증대됨에 따라 토지피복의 변화에 대해 좀 더 상세하고 구체적인 분석이 가능하게 되었다. 토지피복의 변화를 분석하기 위해서는 우선적으로 변화된 지역을 탐지해야 하는데, 이를 변화탐지(change detection)라고 한다. 변화탐지는 다른 시기에 대한 동일 지역의 상이함을 식별하는 과정으로, 토지피복 및 토지이용 변화 탐지, 산불탐지, 환경변화탐지, 도시변화탐지 등 다양한 분야에서 활용되고 있다 (Singh, 1989).

기존의 토지피복변화 탐지 연구들에서는 두 시기의 위성영상으로부터 피복분류를 수행하거나 혹은 기분류된 두 시기의 토지피복자료를 픽셀별로 비교하는 방법 (Bayarsaikhan *et al.*, 2009; 박준규, 2010; Du *et al.*, 2010; Shahraki *et al.*, 2011)이 주를 이룬다. 또한, 픽셀별 밴드값의 차이 및 비율에 임계치를 적용하여 변화를 탐지하거나 (Ha *et al.*, 2002), MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 차영상에 대한 임계치 적용을 다르게 하여 변화탐지의 정확도를 평가하는 (Lunetta *et al.*, 2006) 등의 연구들이 수행되고 있는데, 이러한 기존 변화탐지에 대한 연구들에서는 크게 두가지 경향이 나타난다.

첫 번째로, 변화탐지에 있어서 임계치 및 토지피복의 속성변화를 기준으로 '변화' 또는 '무변화'라는 양분된 결과를 도출한다. 그러나 위성자료를 통해 토지피복 변화를 판단하는 것에는 모호함이 내재될 수밖에 없으므로, 본 연구에서는 절대적 기준이 아닌 상대적 기준에 의한 변화 정도를 나타내고자 한다. 토지피복 변화의 상대적 비교를 위해 사용된 개념이 확률이다. 토지피복의 변화를 확률로 나타내어 상대적으로 높은 변화확률을 가지는 지역을 추출한다면 앞서 언급한 절대적 기준에서 판별하는 양분화된 변화유무에 대해 보완

할 수 있다.

두 번째로, 기존의 변화탐지들은 두 시기 영상의 1:1 픽셀 비교에 의해 토지피복 변화를 나타낸다. 실제로 토지피복은 주변지역과의 공간적 상호작용에 의해 변화하는 경향이 있기 때문에 하나의 픽셀이 독립적으로 변화하는 경우는 매우 드물며, 클러스터의 형태로 변화한다고 볼 수 있다. 이렇듯 주변지역과의 공간적 상호작용을 고려한 토지피복 변화를 나타내기 위해서는 공간적 연관성 및 의존성을 수치화한 공간자기상관지수를 이용하여야 한다.

따라서, 토지피복변화를 확률의 형태로 나타내고 그 확률 값의 공간자기상관 분석을 통해 군집의 형태를 가지고 있는 토지피복변화의 핫스팟을 도출하는 것이 합리적이다. 기존의 핫스팟 탐지 알고리즘인 AMOEBA(A Multidirectional Optimal Ecotope-Based Algorithm)는 핫스팟의 과다탐지 경향이 있으므로, 본 연구에서는 이를 보완하여 핵심적인 핫스팟을 추출하기 위한 AMOEBA-CH(core hotspot)를 개발하고 이를 적용한다.

이에 본 연구에서는 확률밀도함수와 공간자기상관을 이용하고, 원 알고리즘을 개량한 AMOEBA-CH를 이용하여 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 탐지하고자 한다. NDVI 차영상에 확률밀도함수를 적용하여 토지피복변화를 확률로 나타냄으로써 절대적 기준의 토지피복 변화 판별을 보완하고, 토지피복변화의 확률 값에 대한 공간자기상관지수를 계산하여 주변 지역과의 공간적 상호작용을 고려하며, AMOEBA-CH를 이용하여 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 탐지한다. 사례 분석에서는 이러한 방법을 토대로 2000년과 2008년의 NDVI 자료를 이용하여 남한 지역 토지피복변화의 핫스팟을 탐지하고, 토지피복도 등을 이용하여 그 결과를 분석해본다.

본 장에서는 이 연구의 배경과 목적에 대해 간략히 소개하였고, 2장에서는 본 연구에 사용된 자료와 방법론에 대해 기술하며, 3장에서는 토지피복 변화의 핫스팟 탐지 결과를 해석하고 토지피복변화의 원인을 살펴본다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 성과와 한계 및 향후 과제에 대해 논함으로써 본 논문을 맺는다.

Fig. 1. Hotspot detection process for land cover changes.

2. 연구자료 및 방법론

1) 연구 절차

본 연구의 사례분석은 남한지역(위도: $32.8^{\circ}\text{N} \sim 38.77^{\circ}\text{N}$, 경도: $124.48^{\circ}\text{E} \sim 130.0^{\circ}\text{E}$)를 대상으로 수행하였으며, Fig. 1은 연구 수행의 전체 흐름도를 나타낸다. 이 과정에 필요한 모든 프로그램은 Java로 작성하였다. 우선, 2000년과 2008년의 SPOT/Vegetation (VGT) NDVI 자료의 전처리를 수행하고, 식생지수 차를 이용하여 토지피복변화의 확률 값을 산출한다. 토지피복변화를 확률로 파악하는 이유는 NDVI 차 값으로 토지피복의 변화 유무에 대한 결과를 나타내기에는 그 기준이 애매하기 때문에 NDVI 차 값에 확률밀도함수를 적용하여 각 픽셀이 변화했을 확률을 통해 토지피복 변화의 정도를 수치로 나타내고자 하는 것이다. 다음으로, NDVI 차로부터 도출한 토지피복변화의 확률 값을 이용하여 공간자기상관지수를 산출한다. 토지피복의 변화는 주변 지역과의 공간적 상호작용에 의해 그 변화가 군집적 형태로 존재하게 된다. 따라서 픽셀에 부여된 변화확률 값을 이용하여 공간자기상관지수를 계산하여 높은 확률 값의 군집 정도를 정량화한다. 마지막으로 공간자기상관 지수가 높은 값의 응집구역인 핫스팟을 획정해

야 하는데, 여기에 사용되는 알고리즘이 AMOEBA-CH이다. 기존의 핫스팟 탐지 알고리즘인 AMOEBA는 기존 셀에서 주변 셀로 확장해나가면서 공간자기상관지수가 최대화되는 구역을 탐색하는데, 본 연구에서 개량한 AMOEBA-CH는 인접-우세 모형(contiguity-dominance model)에 기초하여 기존 AMOEBA에서 나타나는 많은 핫스팟 중 핵심적인 핫스팟을 선별한다.

2) 자료 전처리

SPOT/Vegetation은 태양광 채널을 보유한 지구관측위성으로 하루 한번 지구의 대부분을 관측한다. 본 연구에서는 $1\text{km} \times 1\text{km}$ 해상도를 가지는 Vegetation 센서로부터 취득된 2000년과 2008년의 NDVI 10일 MVC(maximum value composite) 자료를 사용하였다. MVC는 10일 동안의 NDVI 값들 중 최댓값을 취하는 것으로서, MVC 방법은 NDVI 산출 시 가장 일반적인 방법 중 하나이며, 대기 영향을 최소화하는 방법이다(Eidenshink and Faundeen, 1994). 하지만 이러한 과정을 거쳤음에도 불구하고 제거되지 못한 구름, 에어로솔, 그리고 강수 후 지표 수분의 영향으로 NDVI 값에는 로우 피크(low peak) 현상이 발견된다. 이러한 로우 피크를 제거하기 위해 다양한 연구가 수행되고 있으며 대표적인 방법으로는 조화분석을 이용한 방법(Roerink *et al.*, 2000; Jakubauskas *et al.*, 2001), 이동평균을 이용한 방법(Chen *et al.*, 2004) 그리고 다중 다항 회귀식을 이용한 방법(염종민 외, 2006) 등이 있다.

이처럼 다양한 연구방법들이 제시되는 이유는 오차 값을 가지는 화소를 이용하여 여러 가지 변수를 산출하는 것은 오히려 잘못된 정보를 제공하게 되므로 오차 값을 제거하거나 통계적인 방법을 이용하여 참값에 근사하게 접근하는 것이 합리적이기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 NDVI 품질 향상을 위해 다중 다항 회귀식을 이용하여 재생산된 NDVI 자료를 이용하였다. 다중 다항 회귀식을 이용한 방법은 하이 피크(high peak)를 추적하여 회귀 값을 산출하고 기존의 NDVI 회귀식을 이용하여 산출된 NDVI를 비교하는 방법이다. 따라서 경험적인 반복과정을 거쳐 로우 피크가 제거된 보다 선형적인 NDVI 시계열 자료를 제공할 수 있다. 본 연구에서는 다중 다항 회귀식으로 재생산된 NDVI 값을 이용하여 2000년과 2008년에 해당하는 픽셀 별 최댓값을 구

Fig. 2. MODIS land cover image, 2006.

하여 토지피복변화 탐지에 이용한다.

NDVI 자료에는 육지와 바다가 구분되어 있지 않지만, 토지피복변화 탐지의 대상은 육지로 국한되므로, 육지만의 NDVI 자료를 추출하기 위하여 MODIS 토지피복 영상을 이용하였다. 현재 MODIS에서 제공하는 토지피복자료는 2006년이 가장 최근의 영상이기 때문에 2006년도 영상을 사용하였으며, 육상영역을 추출하기 위하여 농지, 산림, 초지, 도시, 수역 등 5개 항목으로 재분류하였다. 공간 해상도는 SPOT/Vegetation NDVI 자료와 같은 1 km×1 km이다(Fig. 2).

3) 변화확률지도

기존 토지피복변화 방법들에서는 주로 임계치 적용과 같은 절대적 기준에 의해 변화 또는 무변화의 양분화된 결과를 나타내었다. 그러나 토지피복 변화는 판별 기준이 상당히 애매하므로 이에 대한 대안으로 변화 정도를 확률로 수치화하는 방법을 사용할 수 있다. 본 연구에서는 토지피복변화의 정도를 수치화하기 위해 NDVI 차 값에 확률밀도함수(probability density function: PDF)를 적용하였다. Eq. 1과 같이 NDVI 차 값에 대한 z-score를 계산하고 그 확률 값을 도출하였다.

Fig. 3. Example of probability density function.

Fig. 4. Map of NDVI differencing in the study area.

$$z = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

여기에서 X_i 는 각 픽셀에 해당하는 NDVI의 차 값이며 μ 는 전체 픽셀에 대한 NDVI 차 값의 평균, σ 는 NDVI 차 값에 대한 표준편차이다. 예를 들어, Fig. 3과 같이 z-score 1.96에 해당하는 확률 값은 0.95이며, 2.58의 경우는 0.99의 확률 값을 가진다. Fig. 4는 2000년과 2008년의 NDVI 값의 차 영상이며, Fig. 5는 NDVI 차 값에 확률밀도함수를 적용하여 구한 토지피복 변화의 확률 값을 나타낸다.

4) 공간자기상관

확률밀도함수를 이용한 토지피복변화의 확률 값은 각각의 독립된 픽셀의 산출된 값이기 때문에 주변지역과의

Fig. 5. Probability map of land cover changes.

공간적 상호작용을 고려하지 못한다. 실제로 토지피복변화는 주변 지역의 영향을 통해 군집적으로 나타나기 때문에 주변 지역과의 공간적 상호작용을 고려하여야 한다. 각 픽셀 별로 산출한 변화확률 값에 있어서도 이러한 공간적 상호작용이 존재하므로, 이를 정량적으로 나타내기 위해 공간자기상관을 이용한다. 공간자기상관이란 가까이 위치한 값들은 유사할 가능성이 높다는 것으로서 (Griffith, 2009), “모든 것은 다른 모든 것과 연관되어 있지만, 가까운 것은 먼 것보다 더욱 관련이 있다”고 하는 토블러의 법칙(Tobler, 1970)과 맥을 같이 한다.

대표적인 공간자기상관지수의 하나로서 본 연구에서는 G_i^* 를 사용하였다. 전역적 공간자기상관지수인 G 통계량은 하나의 수치로 전체구역의 공간자기상관의 정도를 요약하지만(Getis and Ord, 1992), 국지적 공간자기상관계수인 G_i 와 G_i^* 는 전역적 규모에서 포착되지 않는 국지적 규모의 공간자기상관을 정량화하며 개별 구역에 대해 주변 위치와의 유사성을 나타낸다. 또한 높은 값이 몰려있는 클러스터인 핫스팟 또는 낮은 값이 몰려있는 클러스터인 콜드스팟을 판별할 수 있게 한다. G_i 는 공간가중치 행렬 구성에 있어 자기자신을 제외한 주변 셀을 대상으로 하고, G_i^* 는 공간가중치 행렬에 자기자신을 포함하기 때문에 G_i^* 가 보다 뚜렷한 군집화 경향을

Fig. 6. Spatial autocorrelation index (G_i^*) for the probability of land cover changes.

탐색할 수 있는 특징이 있다. G_i^* 는 Eq.2와 같이 표현되며, 그 통계량의 기대값은 0이고 분산은 거의 1이다.

$$G_i^* = \frac{\sum w_{ij} x_j - \bar{x} \sum w_{ij}}{\sqrt{\frac{n \sum w_{ij}^2 - (\sum w_{ij})^2}{n-1}}} \quad (2)$$

여기에서 x_i 는 i 위치에서의 속성 값, w_{ij} 값은 공간가중치를 의미하며, n 은 전체 셀의 수와 s 는 표준편차를 나타낸다. 공간가중치 행렬의 경우 두 공간단위가 인접하면 1, 인접하지 않으면 0으로 설정하는 이진행렬이 가장 널리 사용된다. 본 연구에서는 상하좌우의 4방향 인접 셀을 고려하는 루크(Rook) 방식을 채택하였다.

Fig. 6은 토지피복변화의 확률 값에 대한 G_i^* 를 산출한 것으로서 변화확률이 높은 값 또는 낮은 값에 대한 응집구역이 군데군데 존재함을 확인할 수 있다. 하지만 수치화된 G_i^* 에 대해 육안으로 높은 공간적 응집구역을 판별할 수는 없기 때문에 응집구역을 획정할 수 있는 객관적인 알고리즘을 필요로 한다.

5) AMOEBA

변화확률의 공간자기상관 분포에서 높은 값 또는 낮은 값들이 군집해 있는 경우, 공간 클러스터로서의 응집성을 유지하는 적절한 공간경계를 설정하여야 한다(이

상일 외, 2010). Aldstadt and Getis(2006)가 제안한 핫스팟 탐지 알고리즘인 AMOEBA는 G_i^* 값을 이용하여 토지피복 변화의 공간적 응집구역을 획정하는 데 사용될 수 있으며, 공간적 연관성이 있는 모든 방향에 대한 탐색을 통해 연구지역 내의 불규칙한 형태의 응집구역을 탐지할 수 있다.

AMOEBA의 핫스팟 탐지과정은 Fig. 7로 요약되는데, 최초 1단계에서는 각 셀에 대한 G_i^* 값을 계산하고 이를 $G_i^*(0)$ 이라 한다. 전체 $G_i^*(0)$ 중 최대 $G_i^*(0)$ 의 값을 최초 중심 셀로 선정하고, 그 중심 셀을 기준으로 상하좌우에 인접해있는 셀과의 조합을 구성한다. 이 조합은 중심 셀과 1개의 인접 셀(4), 2개의 인접 셀(6), 3개의 인접 셀(4), 4개의 인접 셀(1), 총 15가지의 경우의 수를 가지게 된다. 각각의 조합에 대한 G_i^* 값을 계산 후 가장 큰 값을 가지는 조합이 $G_i^*(1)$ 구역이 되는데, 이 값이 $G_i^*(0)$ 보다 크면 1단계 핫스팟으로 간주된다. 이때 $G_i^*(1)$ 구역에 포함되지 않은 셀들은 이후 모든 확장단계에서 제외된다. 2단계에서는 $G_i^*(1)$ 구역을 구성하는 셀들을 중심으로 상하좌우의 인접 셀을 설정하여 앞 단계와 마찬가지로 모든 조합 구역에 대해 G_i^* 를 산출하여 최대 $G_i^*(2)$ 가 $G_i^*(1)$ 보다 크면 그 구역이 2단계 핫스팟이 된다. 이처럼 인접한 셀과의 조합을 통해 최대 G_i^* 값을 가지는 조합 셀을 찾아 단계별로 구역을 확장해 나가는데, 어떤 단계의 G_i^* 값이 전 단계보다 더 이상 증가

하지 않으면 그때의 최종 영역이 핫스팟으로 결정된다(Aldstadt and Getis, 2006).

6) AMOEBA-CH

Fig. 8의 인구밀도 핫스팟 탐지에서 보듯이 기존 AMOEBA에서는 핫스팟이 과다 탐지되는 경향이 있다. 따라서 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 탐지하기 위해서는 기존의 탐지되는 핫스팟에 대한 선별 기준이 필요하기 때문에 본 연구에서는 기존 AMOEBA를 개량하여 AMOEBA-CH를 개발하였다.

AMOEBA-CH의 핫스팟 탐지 과정은 Fig. 9와 같은데, 대부분의 처리절차는 2.5에 기술된 원 알고리즘과 같으며, 본 연구에서 개량한 부분은 AMOEBA를 통해 나타난 핫스팟 구역에 대해 인접-우세 모형을 이용하여 핵심적인 토지피복 변화의 핫스팟을 도출하는 것이다. Fig. 10에서 보듯이 인접-우세 모형은 구역의 속성값을 최대화하기 위한 셀 병합규칙으로서, 셀 병합 후 계산한 결과가 기존의 최대치보다 크면 병합 구역을 채택하고 그렇지 않으면 기존 구역을 채택하는 방식이다. 우선 원 알고리즘을 통해 도출된 핫스팟 구역 중 G_i^* 가 2.58 이

Fig. 7. Hotspot detection by AMOEBA (Aldstadt and Getis, 2006).

Fig. 8. Hotspot of population density by AMOEBA(이상일 외, 2010).

Fig. 9. Workflow of AMOEBA-CH.

Fig. 10. Workflow of contiguity-dominance model.

상인 구역만을 선택한 후 G_i^* 가 큰 순서대로 정렬하여 모든 구역에 대하여 인접-우세 모형을 적용한다. 각 핫스팟 구역에 대하여, 핫스팟과 인접 셀을 합친 구역의 G_i^* 평균이 합치기 전보다 크면서 1.96보다 큰 값을 가지면 그 인접 셀을 병합하고, 그렇지 않으며 병합하지 않게 된다. 또한 최종 병합구역의 셀 개수가 너무 적은

경우는 제외한다. 이 과정을 거치면 기존의 핫스팟들 중 우세한 것들이 병합되어 보다 통합된 핫스팟으로 응집되며, 최종적으로 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 산출할 수 있게 된다.

3. 결과 및 고찰

NDVI 차 영상을 이용하여 토지피복의 변화율을 값을 산출하고, 이에 대한 G_i^* 를 구하여 AMOEBA-CH를 통해 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 도출한 결과는 Fig. 11과 같다. 2000년과 2008년 사이에 토지피복

Fig. 11. Results of hotspot detection for land cover changes.

변화가 집중적으로 일어난 구역은 경기도 화성시 일대 ①와, 충남 당진군 일대②, 충남 서산시 일대④ 등 활발한 개발이 이루어지고 있는 서해안 지역과 전북 남원시 일대③로 탐지되었다. 서해안 지역에 탐지된 핫스팟 지역들에서는 2000년대에 공단 건설이 활발하게 이루어지면서 토지피복의 변화가 크게 나타나고 있다. 이러한 토지피복의 변화는 농·공업 단지 및 산업기반 시설을 건설하기 위한 간척사업이 활발하게 진행됨에 따라 나타나는 것으로 사료된다.

화성 핫스팟에 해당되는 시화 남쪽 간척지의 경우 서쪽으로는 주로 농업지역과 동쪽으로는 주로 공업지역으로 나뉘어져 개발되고 있으며, 당진 핫스팟에 포함되는 석문 간척지 일대에서는 대규모 농업단지를 조성하여 농지로의 토지이용 변화가 두드러진다. 이러한 간척지 지역이 탐지된 이유는 탐지구역 내 픽셀들의 토지피복 변화가 각각의 픽셀마다 독립적으로 높은 변화량을 가지고 있지만, 주변 지역 또한 그 변화 정도가 크고, 공간적 상호작용이 높은 토지피복 변화 구역이기 때문이다.

탐지된 핫스팟 지역의 토지피복의 변화를 확인하기 위해 수자원관리정보시스템(WAMIS)에서 제공하는 2000년 토지피복도와 환경부에서 제공하는 2008년도 토지피복도를 비교하였다. 화성 핫스팟의 경우에는 산림 및 수역, 습지의 감소에 비해 시가화, 농지, 나지의 증가가 나타난다(Table 1). 수역의 면적이 13.15 km²에서 9.06 km²로 약 4 km² 정도 감소하였고, 나지는 3.68 km²에서 10.84 km²로 약 3배정도 증가하였는데, 나지의 증가는 기존 수역의 간척사업과 관련하여 사회기반시설의 용지확보에 의한 것으로 사료된다. Fig. 12의 2000년과 2008년의 토지피복도를 통해 보면 수역이 습지로 대체되거나, 기존 간척지가 나지로 변화한 것이 특징적이다. 이는 간척지 지역에 농업지역 및 공업지역

Fig. 12. Land cover classifications in Hwasung hotspot (2000 and 2008).

(a) 2009.4

(b) 2008.9.10

Fig. 13. Landsat image in Hwasung hotspot.

Table 1. Changes of land cover fraction in Hwasung hotspot

classification	2000(%)	2008 (%)	change(%)
Urban	6.21	9.9	+3.7
Agriculture	22.27	25.64	+3.37
Forest	20.92	15.74	-5.17
Grassland	1.96	1.73	-0.22
Wetland	37.95	34.34	-3.61
Bareland	2.34	6.88	+4.54
Water	8.37	5.75	-2.61

Table 2. Changes of land cover fraction in Dangjin hotspot

classification	2000(%)	2008 (%)	change(%)
Urban	4.4	5.6	+1.2
Agriculture	44.5	53.5	+9
Forest	43.2	33.2	-10
Grassland	4.5	2.4	-2.1
Wetland	0.3	2.6	+1.3
Bareland	3.2	2.6	-0.6

Table 3. Changes of land cover fraction in Seosan hotspot

classification	2000(%)	2008 (%)	change(%)
Urban	3.4	5.4	+2
Agriculture	28.7	34.9	+6.2
Forest	62.8	44.5	-18.3
Grassland	1.3	3.1	+1.8
Wetland	1.5	10.1	+8.6
Bareland	2.3	2	-0.3

Table 4. Changes of land cover fraction in Namwon hotspot

classification	2000(%)	2008 (%)	change(%)
Urban	0.4	1.6	+1.2
Agriculture	1	4.2	+3.2
Forest	45.9	37.8	-8.1
Grassland	52.1	51.3	-0.8
Wetland	0.7	4.2	+3.5
Bareland	0	0.4	+0.4
Urban	0	0.6	+0.6

Fig. 14. Land cover classifications in Seosan hotspot (2000 and 2008).

의 건설을 위한 토지이용의 변화 때문이다. 핫스팟 구역의 오른쪽 부분의 시가지가 확산된 지역은 현재 시화산업단지와 반월산업단지가 조성된 지역이다. 이러한 변화는 화성핫스팟의 일부인 대부도 지역의 Landsat 위성영상을 통해서도 알 수 있다(Fig. 13). 대부도는 시화호 남쪽 간척지에 포함되는 지역으로, 이 지역에서는 대송산업단지가 조성되는 등 간척지에 대한 토지개발이 활발하게 이루어지고 있다.

당진 핫스팟에서는 산림의 비율이 10% 감소한 데 반해 농업지역이 9% 증가했음을 확인할 수 있는데(Table

2), 이러한 변화는 대규모 농업지역조성에 의한 것으로 보인다. 이 지역은 석문간척지를 포함하며, 간척지 조성을 통해 대규모 벼농사 및 밭농사가 이루어지고 있다.

서산 핫스팟의 경우, 태안 종합에너지특구에 포함되는 이원방조제 일대에 2009년부터 풍력발전단지가 착공됨에 따라 그 이전에 간척지가 형성되었다. Fig. 14는 2000년과 2008년의 서산 핫스팟의 토지피복도이며, Table 3은 이에 따른 토지피복의 비율을 나타낸다. 이 일대에서는 습지의 분포가 확대되어 8.6%의 상당히 높은 증가율을 보이고 있다.

남원 핫스팟은 Table 4에 나타나듯이 농지의 비율이 8% 감소한데 비해, 시가지와 초지의 비율이 각각 3.2%, 3.5% 증가하였다. 통계청 자료에 의하면, 2001년에 비해 2008년의 남원시 인구수는 15,621명 감소하였는데, 도시화와 더불어 농업인구 감소와 지가 하락이 동반되면서, 농지의 수요가 줄어들고 휴작지가 증가하여 시가지와 초지의 비율이 다소 증가한 것으로 사료된다.

핫스팟이 탐지되는 지역을 종합해보면, 서해안지역에 탐지된 화성, 당진, 서산 핫스팟은 간척지 개발에 의한 토지피복 변화가 특징적으로 나타나고 있으며, 내륙에 위치한 남원 핫스팟의 경우에는 인구감소 및 지가하락으로 인해 농지의 수요가 감소하고, 일부 시가지의 확대에 따른 토지피복 변화가 나타난다.

4. 결 론

본 연구에서는 NDVI 차를 이용하여 토지피복변화의 확률을 도출하고, 이 확률 값에 대한 공간자기상관지수를 산출 후, 이로부터 응집구역을 확정하는 AMOEBA-CH를 개발 및 적용하여 남한 토지피복 변화의 핵심적인 핫스팟을 탐지하였다. 우선, 확률밀도함수를 적용하여 도출한 토지피복 변화의 확률 값은 기존의 임계치에 따라 양분화하는 방법에 대한 보완점이라고 할 수 있다. 또한, 토지피복 변화는 주변지역과의 공간적 상호작용을 통해 군집적 형태로 나타나기 때문에 이러한 변화확률의 공간자기상관성을 고려함으로써 보다 합리적인 변화탐지를 도모하였다. 그리고, 공간자기상관성에 기초한 핫스팟 탐지기법인 AMOEBA를 개량하여 인접-우세 모형에 기초한 AMOEBA-CH를 개발함으로써 핵심적인 핫스팟을 효과적으로 탐지하고자 하였다. 2000년과 2008년의 남한에 대한 사례연구에서는, 서해안지역의 간척지 개발에 의해 토지피복 변화가 나타난 화성, 당진, 서산 핫스팟과 농지 수요의 감소로 인해 토지피복 변화가 유발된 남원 핫스팟을 탐지해냈다.

보다 정확한 토지피복변화의 탐지를 위해서는 우선 기본 자료의 전처리 과정이 중요하므로, 본 연구에서는 다중 방향 회귀식을 통해 시계열 NDVI의 하이 피크를 추적하여 구름 등의 영향을 최소화한 MVC를 이용하여 자료의 품질을 향상시키고자 하였다. 영상의 해상도가 높지 않기 때문에 수역과 육지의 경계부 픽셀의 NDVI 값이 불안정할 수도 있으나, 본 연구에서 탐지된 핫스팟 중 해안선에 놓인 픽셀은 많지 않기 때문에 핫스팟 탐지에 큰 영향을 미치지 않을 것이라고 사료된다. 조석간만의 영향이 큰 해안의 경우 육지 영역에 대한 합리적인 결정이 요구되며, 고해상도의 위성영상을 활용하여 보다 정교하게 토지피복 변화를 탐지하는 것도 향후 과제로서 필요할 것이다.

사 사

“이 논문은 국토해양부 공간정보 전문인력 양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임.”

참고문헌

- 박준규, 2010. Landsat 영상을 이용한 식생의 변화탐지-대전광역시를 중심으로, 한국측량학회지, 28(2):239-246.
- 염종민, 한경수, 김영섭, 2006. 정규식생지수(NDVI) 산출시 발생하는 노이즈 제거에 관한 연구, 대한원격탐사학회 2006년도 춘계학술대회 논문집, 113-116.
- 이상일, 조대현, 손학기, 채미옥, 2010. 공간 클러스터의 범역 설정을 위한 GIS-기반 방법론 연구: 수정 AMOEBA 기법, 대한지리학회지, 45(4): 502-520.
- Aldstadt, J. and A. Getis, 2006. Using AMOEBA to create a spatial weights matrix and identify spatial clusters, *Geographical Analysis*, 38(4): 327-343.
- Bayarsaikhan, U., B. Boldgiv, K.R. Kim, K.A. Park, and D. Lee, 2009. Change detection and classification of land cover at Hustai National Park in Mongolia, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(4): 273-280.
- Chen, J., P. Jonsson, and M. Tamura, 2004. A simple method for reconstructing a highquality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter, *Remote Sensing of Environment*, 91(3-4): 332-344.
- Du, P., X. Li, W. Cao, Y. Luo, and H. Zhang, 2010. Monitoring urban land cover and vegetation change by multi-temporal remote sensing information, *Mining Science and Technology*, 20(6): 922-932.
- Eidenshink, J.C. and J.L. Faundeen, 1994. The 1 km AVHRR global land data set: first stages in implementation, *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3443-3462.
- Jakubauskas, M.E., D.R. Legates, and J.H. Kastens, 2002. Crop identification using harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data,

- Computers and Electronics in Agriculture*, 37(1-3): 127-139.
- Lunetta, R.S., J.F. Knight, E. Jayantha, J.G. Lyon, and L.D. Worthy, 2006. Land cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data, *Remote Sensing of Environment*, 105(2): 142-154.
- Getis, A. and J.K. Ord, 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics, *Geographical Analysis*, 24(3): 186-206.
- Griffith, D.A., 2009. Spatial Autocorrelation, *International Encyclopedia of Human Geography*, 308-316.
- Ha, S., B. Ahn, and S. Park, 2002. Change detection of land-cover from multi-temporal KOMPSAT-1 EOC imageries, *Korean Journal of Remote Sensing*, 18(1): 13-23.
- Roerink, G.J., M. Menenti, and W. Verhoef, 2000. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series, *International Journal of Remote Sensing*, 21(9): 1911-1917.
- Shahraki, S.Z., D. Sauri, P. Serra, and S. Modugno, 2011. Urban sprawl pattern and land-use change detection in Yazd, Iran, *Habitat International*, 35(4): 521-528.
- Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, 10(6): 989-1003.
- Tobler, W., 1970. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region, *Economic Geography*, 46(2): 234-240.