

논문 2012-49CI-2-11

신경망을 이용한 MODIS NDVI의 자동화 변화탐지 기법

(Automatic Change Detection of MODIS NDVI using Artificial Neural Networks)

정 명 희*

(Myunghee Jung)

요 약

지구의 중요한 천연자원인 산림을 포함한 자연 식생환경은 지난 1세기 동안 많은 변화를 겪으며 기후에도 영향을 미치게 되어 현재 지구적 차원의 관심 속에서 다양한 연구가 진행되고 있다. 원격탐사는 분광적 특성을 이용하여 식생의 특성을 탐지할 수 있어 식생자원을 모니터링하는데 매우 효율적인 수단이다. 이러한 연구에서는 보통 원격탐사 측정을 분석하여 관찰된 화소가 식생을 포함하고 있는 정도를 나타내는 식생지수가 사용되고 있는데 NDVI가 이중 가장 많이 사용되는 식생지수이다. 본 논문에서는 MODIS NDVI 시계열 자료를 이용하여 자동으로 식생의 변화를 탐지해 가는 방법론이 제안되어 있다. 변화탐지를 위해 비모수 방법의 신경망 모형이 사용되었고 특성벡터로는 한 화소에서 다중 시기의 NDVI 차이와 더불어 NDVI 시계열 자료의 시간상의 관계가 함께 고려될 수 있도록 제안되었다. 사용된 모형의 테스트를 위해 2006년부터 2011년까지 한반도 지역에 대한 MODIS MYD13Q1 자료가 사용되었다.

Abstract

Natural Vegetation cover, which is very important earth resource, has been significantly altered by humans in some manner. Since this has currently resulted in a significant effect on global climate, various studies on vegetation environment including forest have been performed and the results are utilized in policy decision making. Remotely sensed data can detect, identify and map vegetation cover change based on the analysis of spectral characteristics and thus are vigorously utilized for monitoring vegetation resources. Among various vegetation indices extracted from spectral responses of remotely sensed data, NDVI is the most popular index which provides a measure of how much photosynthetically active vegetation is present in the scene. In this study, for change detection in vegetation cover, a Multi-layer Perceptron Network (MLPN) as a nonparametric approach has been designed and applied to MODIS/Aqua vegetation indices 16-day L3 global 250m SIN Grid(v005) (MYD13Q1) data. The feature vector for change detection is constructed with the direct NDVI difference at a pixel as well as the differences in some subset of NDVI series data. The research covered 5 years (2006-2011) over Korean peninsula.

Keywords : Remotely Sensed Data, Vegetation index, NDVI, Neural Network, MODIS

I. 서 론

1972년 처음 ERTS(Earth Resources Technology Satellite) 프로그램의 일환으로 무인 위성이 발사된 이후(후에 Landsat으로 알려짐) 30년이 넘게 위성영상은 육지 및 해양을 관찰하고 관리하는데 매우 유용하게 활용

되어 왔다. 원격탐사는 초당 수 킬로미터를 이동하면서 광범위한 지구 표면에 대한 정보를 영상으로 보내 주며 지표 상태에 대한 빠른 정보 획득을 가능하게 하여 지표 모니터링과 변화 탐지를 위한 효율적인 수단이 되었다.

지구의 자연 식생환경(vegetation environment)은 지난 1세기 동안 큰 변화를 겪어 왔는데 이에 대한 주된 원인은 도시 성장과 연관된 인구 증가와 관련 활동으로 이는 궁극적으로 지역 날씨뿐 아니라 기후에도 큰 영향

* 정희원, 안양대학교, 디지털미디어학과
(Dept. of Digital Media Eng., Anyang University)
접수일자: 2011년2월16일, 수정완료일: 2012년3월5일

을 주게 되었다. 특히, 산림은 식량, 야생동물의 서식지, 연료, 의약 성분과 종이와 같은 일상품, 등을 제공하는 매우 중요한 천연 자원으로 대기, 수권, 지권 사이를 연결하며 지구 탄소순환체계에서 매우 중요한 역할을 담당하고 있기 때문에 개별 국가 차원을 넘어 기후 변화에 따른 탄소 배출권과 같이 전 지구적 차원에서 관심을 갖고 모니터링하고 있다^[2~3, 6]. 이러한 배경 속에서 원격탐사 영상을 이용한 정확한 식생 정보를 수집하고 변화를 모니터링하는 연구가 현재 많이 진행되고 있다^[1, 10].

식생지수 VI(vegetation index)는 원격탐사 측정을 분석하여 관찰된 화소가 식생을 포함하고 있는 정도를 나타내는 지표로 식생자원을 모니터링할 수 있도록 설계되었다. 그 중 가장 많이 사용되고 있는 지수가 NDVI(normalized difference vegetation index)이다^[5]. NASA에서 개발한 지구관측 위성인 MODIS(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)는 식생지수를 정규적으로 관찰하며 식생변화를 관찰하기에 매우 유용한 원격탐사 자료이다. 하루 두 번 지구를 관측하며 NOAA-ANHRR이나 GMS에 비해 상대적으로 고해상도 정보를 지원하고 16일 기반으로 MODIS NDVI를 정규적으로 제공하기 때문에 넓은 지역에 대한 식생 분석과 지구 생태학적 특성과 관련된 연구에 매우 성공적으로 활용되고 있다^[3].

식생 변화 탐지는 시간에 따라 식생의 분광적 특성에 변화가 생기기 때문에 분광 반응에서의 이런 시간적 변화를 탐지하는 것으로 다중 시간대 원격탐사 영상으로부터 식생의 분광 차이를 관찰 한다. 이를 위해 다양한 영상 처리 기법이 활용되고 있는데 프로세싱 방법과 특성에 따라 산출된 정보가 달라지기 때문에 원격탐사영상 특성을 고려한 효과적인 영상처리 방법론이 선택되어야 한다.

본 논문에서는 신경망을 이용하여 MODIS NDVI 시계열 자료로부터 자동으로 식생의 변화가 일어난 지역을 탐지해 가는 방법론이 제안되었다. MODIS는 매일 2회씩 지표면 자료를 획득하고 있는데 관측시 구름이나 안개와 같은 대기조건 등의 영향으로 미관측 자료나 악성자료가 포함되게 된다. 이러한 악성자료를 복구하기 위해 가장 많이 활용되는 기법은 일정 기간 동안의 관측 값 중 최대값을 선택하는 정적 합성(static composition) 방법인데 MODIS NDVI 역시 16일 합성 자료로 제공되고 있다^[3]. MODIS NDVI 영상은 관측시

점의 수증기, 대기 중의 에어로졸 농축 변화, 위성 관측시의 태양 천정이나 방위각의 변화, 영상 획득시 센서 계기로 인한 차이 등의 원인으로 인해 노이즈가 포함되어 한 화소에서 다중시기 NDVI 값들은 평균을 중심으로 정규분포를 보이는데 변화가 일어난다면 분포가 달라지기 때문에 이러한 차를 감지하여 시계열 자료로부터 자동으로 변화를 탐지할 수 있다. 한 화소의 NDVI 시계열 자료로 부터 영상간의 차이의 분포에 대한 변수 값들을 변화탐지 특징을 위해 추출된 벡터로 사용하고 신경망 학습을 통해 자료에 대한 특징을 파악해 가면서 변화지역과 변화되지 않은 지역을 구분해 간다^[3~4, 7].

본 논문에서는 NDVI 시간에 따른 식생변화 탐지를 위해 2006년부터 2011년까지의 한반도 지역의 MODIS NDVI자료가 사용되었고 신경망 모형을 이용하여 다중시기 NDVI 차이(difference)를 분석하여 식생 변화를 탐지하였다.

II. 연구 방법

1. 식생 변화탐지를 위한 MODIS NDVI의 활용

MODIS는 Terra(Earth Observing System-EOS AM)와 Aqua(EOS PM) 위성에 탑재되어 있는 핵심센서로 36개의 채널로 구성되어 있고 250m, 500m와 1km 해상도의 자료를 제공하고 있다^[8]. 매 1~2일내에 지구 전체 표면에 대한 정보를 제공하며 육지, 해양, 저대기권에서 일어나는 다양한 현상을 이해할 수 있고 환경보호와 관련된 정책결정을 지원할 수 있을 정도의 정확성을 갖고 있어 글로벌 변화를 예견할 수 있는 모형 개발에도 많이 활용되고 있다.

식생활력도를 나타내는 NDVI는 원격탐사 측정을 분석하여 관찰된 화소가 식생을 포함하고 있는 정도를 나타내는 간단한 지표로 MODIS의 1번 적색(red)과 2번 근적외선(near-infrared) 밴드의 분광자료를 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다^[8]:

$$NDVI = \frac{(NIR - VIS)}{(NIR + VIS)} \quad (1)$$

NDVI는 식생 관련 연구에서 가장 많이 사용되고 있는 지수로 식물의 광합성 및 에너지 흡수와 직접 관련되어 있다^[3, 8]. 이론적으로 NDVI는 -1에서 1사이의 값을 갖고 음수는 수계를 나타내고 식생이 없는 척박한 경우는 -0.1에서 0.1의 분포를 보여준다. 0.2~0.4의 낮은 양수는 관목

이나 초원을 나타내고 1에 가까워지는 높은 값들(0.8~0.9)은 온대림과 열대림을 의미한다. 시계열 변화에 기초하여 식생의 연중 변화 양상을 추정하거나 같은 시간대의 자료 분석을 통해 식생변화가 일어난 지역을 탐지하고 식생밀도가 높은 산림분야를 모니터링하는데 매우 중요하게 활용되고 있다.

MODIS의 식생지수 산출물은 16일 기반으로 일일 MODIS 자료 중 구름의 영향을 적게 받고 관측각으로 인한 왜곡이 최소화 될 수 있는 방향으로 합성되어 제공되어 진다^[3,8]. 본 연구에서는 MODIS/Aqua vegetation indices 16-day L3 global 250m SIN Grid(v005) (MYD13Q1) 자료가 사용되었다. MYD13Q1에는 적색, 근적외선 밴드와 NDVI와 Enhanced Vegetation Index (EVI) 두 식생지수가 있고 포함되어 있고 자료의 품질(quality assurance)에 대한 reliability 자료도 함께 제공된다.

2. 시계열 자료 처리

NDVI자료는 구름이나 대기조건 등의 영향을 받아 여전히 데이터 변이가 있어 시계열 자료를 사용할 때는 자료 활용상의 오류를 최소화 할 수 있도록 보정이 필요하다. 이를 위해 MVC(Maximum Value Compositing), Curve-fitting, Step-wise logistic regression, BISE(Best Index Extraction), Weighted least-squares linear regression, 등의 스무딩 기법을 활용할 수 있고 그림 1과 같이 자동화 필터링·클리닝 기법을 적용할 수 있다^[1,5]. 이러한 선처리과정은 다중시기 분석시 오류를 최소화해 줄 수도 있지만 변화가 일

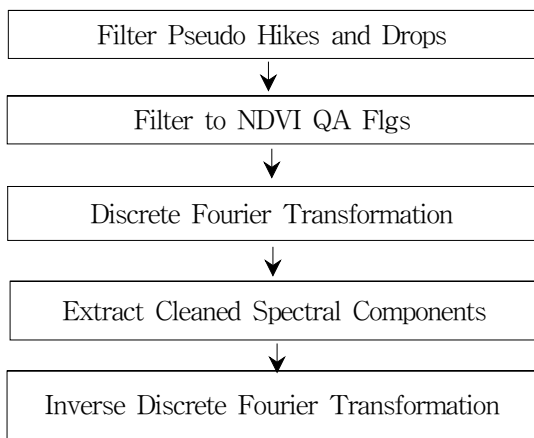


그림 1. 자동화된 MODIS NDVI 필터링 및 클리닝 과정
Fig. 1. Automated MODIS NDVI Filtering and cleaning Process.

어난 지점의 값을 스무딩 시킬 수도 있다.

3. 신경망 모형

신경망(neural network)은 복잡한 관계를 모형화하는데 강력하고 효율적인 툴이다^[3,7,9]. 변화탐지 특징을 위해 추출된 벡터 값은 매우 복잡한 특성을 가지고 있고 신경망은 학습을 통해 복잡한 자료에 대한 특징을 파악해 가기 때문에 신경망을 이용하면 변화지역과 변화되지 않은 지역을 효율적으로 구분할 수 있다^[7].

신경망의 학습정보는 synaptic weights라고 하는 상호 뉴런의 연결강도로 저장이 되고 학습을 통해 이 정보를 새롭게 인식해 간다. 이러한 신경망 방법론의 장점은 선형/비선형 관계를 모형화 할 수 있고 자료로부터 이러한 관계를 학습해 가는데 있다. 대부분의 신경망 모델은 그림 2에서 보여 지는 multilayer perceptron (MLP)을 사용하는데 본 연구에서도 1층의 hidden layer의 MLP가 사용되었다. 이것은 주어진 입력값에 대해 출력값을 학습시키는 감독 네트워크로 변화지역과 비변화지역에 대해 관계를 학습시킨 후 이를 전체 영상에 적용하여 분류하는 방법이다.

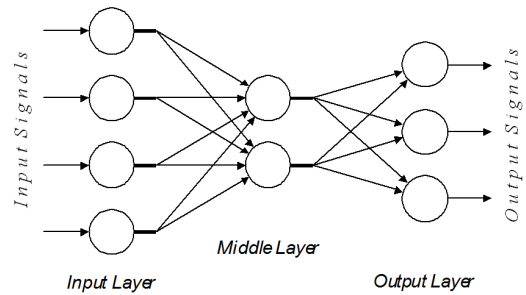


그림 2. 신경망 구조
Fig. 2. Architecture of an artificial neural network.

신경망은 비모수 분류기법으로 클래스를 분류하기 위해 통계적인 파라미터를 사용하지 않는 방법으로 파라미터 방식에 비해 arbitrary decision boundary capability, easy adaptation to different types of data, fuzzy output values와 같은 장점을 가지고 있다^[7].

III. 신경망을 이용한 변화탐지 모형

변화탐지(change detection) 기법은 영상에서 시간에 따른 분광적 특성의 변화를 관찰하고 자동으로 그 차이를 찾아내는 방법으로 원격탐사 응용분야에서 가장 유

용하게 활용되는 기법중의 하나이다. 식생 변화를 탐지하기 위해 먼저 다중 시기 두 영상간의 NDVI 차를 구한다.

$$Diff = NDVI_{y1} - NDVI_{y2} \quad (2)$$

MODIS NDVI 영상은 관측시점의 수증기, 에어로졸, 관측 방위각의 변화, 센서 계기로 인한 차이 등의 원인으로 인해 노이즈가 포함되어 있고 탐지 시점의 식생 밀도가 해마다 정확하게 일치하지는 않기 때문에 한 화소를 중심으로 다중시기 NDVI 값들의 차이는 변화가 발생하지 않는다면 0값을 중심으로 정규분포를 보인다고 가정할 수 있다. 그러나 변화가 일어난다면 이러한 분포에 변화가 생기게 되고 이러한 변화를 시계열 자료로부터 탐지할 수 있다. 또한, 매년 같은 시기의 두 자료간의 직접적인 비교 외에도 시계열 자료에서의 변화를 탐지하는 과정이기 때문에 시간적 자료 흐름상의 변화를 동시에 모형에서 고려할 수 있다. 이를 위해 화소 (i,j)에서 현 시점의 NDVI 차를 $Diff_{(i,j),0}$ 이라고 할 때 이 시점 이전의 시계열 상의 NDVI의 차이는

$$Diff_{(i,j),-1}, Diff_{(i,j),-2}, Diff_{(i,j),-3}, \dots, Diff_{(i,j),-t}$$

로 나타낼 수 있다. 이와 같이 다중 시기로부터 NDVI 차이를 모두 계산하면 현 시점에서 화소 (i,j)에서의 NDVI 차이 값의 분포는 $N(\mu_{Diff_{(i,j),0}}, \sigma_{Diff_{(i,j),0}}^2)$ 로 나타낼 수 있다. 따라서 시계열 상의 자료의 흐름에서 현 시점으로부터 t시점 이전까지의 자료를 함께 고려할 때 변화탐지를 위한 신경망 모형에서 사용하는 특징 벡터는 다음과 같다.:

$$\begin{bmatrix} \mu_{Diff_{(i,j),0}}, \sigma_{Diff_{(i,j),0}}^2 \\ \mu_{Diff_{(i,j),-1}}, \sigma_{Diff_{(i,j),-1}}^2 \\ \vdots \\ \mu_{Diff_{(i,j),-t}}, \sigma_{Diff_{(i,j),-t}}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

각 화소의 NDVI 시계열 자료로부터 영상간의 차이의 분포에 대한 변수값들을 변화탐지 특징을 위해 추출된 벡터로 사용하여 학습을 통해 이러한 자료에 대한 특징을 비모수 방식으로 파악해 간다. 또한, 그 결과는 다시 다음 시계열 자료를 위해 사용되어지면서 자동으로 그림 3과 같은 구조 속에서 식생변화를 탐지한다.

본 연구에서 사용된 MLPN (Multi-Layer Perceptron Network)은 자료가 들어가는 단층의 entry level, 1 hidden layer, output level의 구조로 이루어졌으며 입력

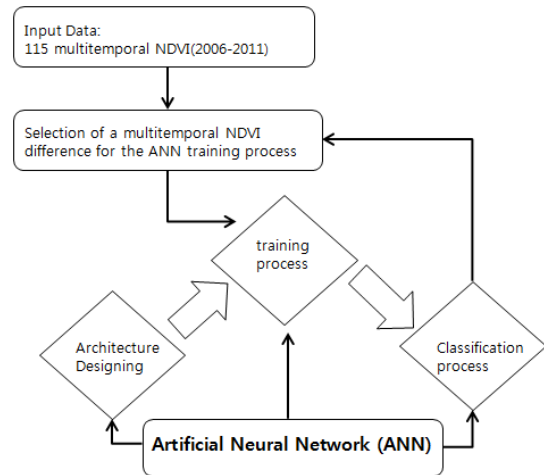


그림 3. 신경망을 이용한 변화 탐지 과정
Fig. 3. Change detection process using ANN.

자료들의 반복적 학습을 통해 입력 변수들과 출력 변수들 간의 비선형적인 매핑이 이루어지도록 하는 구조이다. 레이어의 모든 뉴런(neuron)은 다른 레이어와 연결되어 있으며 각 연결은 가중치를 가지고 있고 가중치는 학습과정 속에서 반복적으로 보정되어간다. 뉴런은 입력값들의 가중치의 합으로 계산되고 입력된 자료는 transfer function(sigmoid fuction)을 통해 선형성을 제거하며 결과값을 산출하는 과정을 거치며 학습이 이루어진다^[7]. 마지막으로는 학습을 통해 변화/비변화 지역을 구분할 수 있는 훈련된 네트워크를 이용하여 변화지역과 변화되지 않은 지역을 분류해 간다.

IV. 실험

본 연구에서는 제안된 식생변화 탐지 기법을 실험 평가하기 위해 NASA에서 제공하는 한반도 지역에 대한 MODIS MYD13Q1의 NDVI 자료를 사용하였다. MYD13Q1은 16일 기반으로 합성되어 매년 23개의 자료를 제공하므로 2006년부터 2011년까지 총 115개의 NDVI 시계열 영상 자료를 사용하였다. MYD13Q1의 화소의 크기는 250mX250m이고 사용된 NDVI 영상 크기는 2400X4000이다.

먼저 식생활력도가 좋아지는 시기인 5월 중순(5월 17일)에 대해 2006년부터 2011년까지 6년간 동일 시간대의 NDVI 자료를 그림 4에서처럼 비교해 보면 한반도 지역의 식생 분포와 전반적인 변화를 살펴볼 수 있다. 특히 2011년 4월 12, 13일에 북한 지역에서 대규모 산불이 발생한 것과 관련하여 외관적으로도 산불의 영향

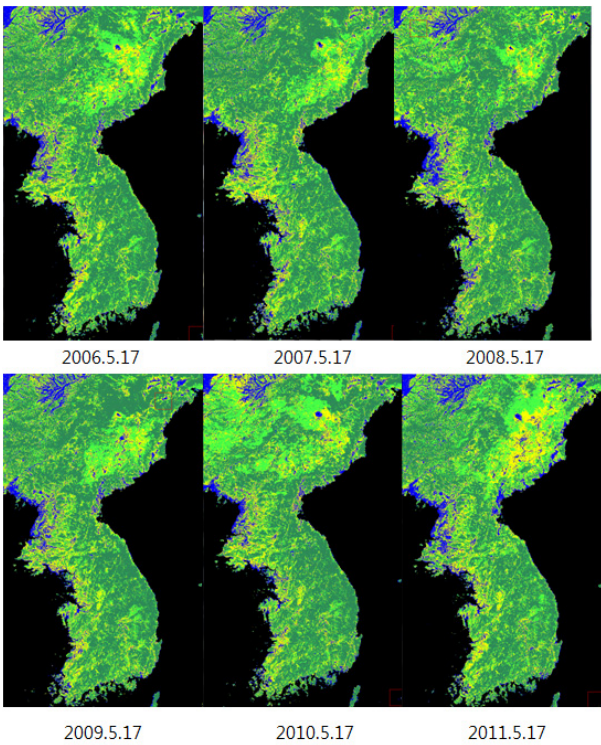
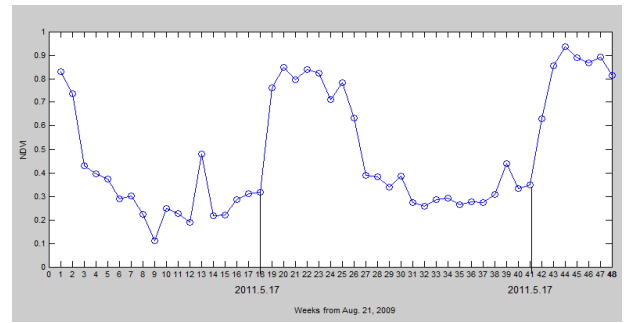
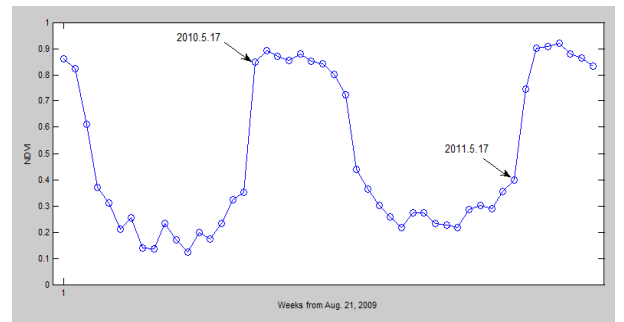


그림 4. MODIS NDVI를 통한 한반도 지역의 식생 비교
 Fig. 4. Comparison of MODIS NDVI on Korean Peninsular.



(a)



(b)

그림 6. NDVI 시계열 자료(2009.08.29 and 2011.09.06)
 Fig. 6. Time series NDVI between 2009.08.29 and 2011.09.06.

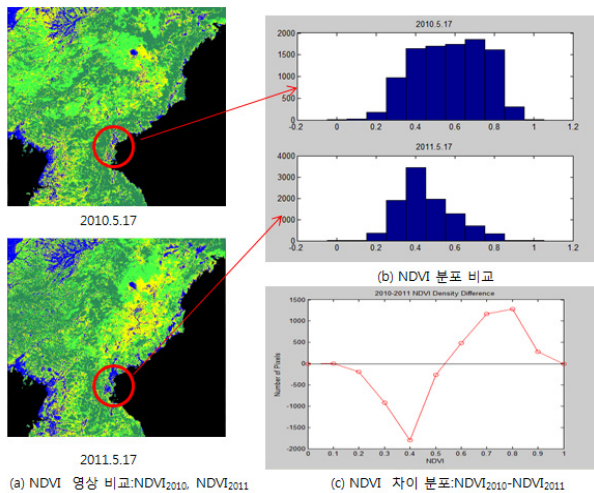


그림 5. 변화지역에서의 NDVI 분포 비교
 Fig. 5. Comparison of NDVI distribution over changed area.

으로 인한 산림지역의 변화가 큰 것을 볼 수 있고 황해도 지역에서도 식생의 변화가 많이 일어나 전반적인 초목 지역이 감소하고 있는 것을 볼 수 있다. 이러한 식생 변화를 확인해 보기 위해 그림 5에서처럼 일부 지역의 경우를 선택하여 2010년, 2011년 NDVI 분포 패턴을 비

교해 보면 이 지역의 식생에 많은 변화가 있는 것을 확인해 볼 수 있다.

그림 6은 특정 화소지점에서 16일 간격으로 생성된 NDVI 시계열 자료의 일부 시리즈(2008년~2011)를 보여주고 있다. 그림 6(a)의 화소 지점에서 5월 17일의 경우 두 영상 간 NDVI 값의 변화는 거의 없지만 (b) 지점의 경우는 산불이 발생한 지점으로 식생이 손실되어 같은 시기의 NDVI값과 비교할 때 크게 변화하였음을 볼 수 있다.

다음은 변화 탐지를 위해 먼저 2006년부터 2011년까지 같은 시기의 NDVI 영상간의 차이를 구하였다. NDVI 차 영상에서 변화가 거의 없는 화소의 경우는 그림 7의 (2)와 같이 0을 중심으로 한 정규패턴을 보여주지만 변화가 발생한 화소의 경우는 그림 7의 (1)에서와 같이 NDVI 차의 분포에 변화가 생기게 된다. 이렇게 한 화소에서 NDVI의 시간적 차이를 탐지함과 동시에 그 화소에서의 시계열 자료의 패턴을 함께 고려하기 위해 현 시점을 중심으로 일정 기간 이전의 자료를 포함하여 식 (3)같이 NDVI 차의 평균과 표준편차로 이루어진 벡터를 계산하였다 (본 예제에서는 t=2를 사용하였다). 변화가 발생한 지점의 값을 이용하여 변화지역

과 비변화지역에 대해 관계를 학습 시킨 후 이를 전체 영상에 적용하여 분류하였다.

이렇게 분류된 결과는 다시 학습을 통해 상호 뉴런의 연결강도로 저장되며 정보를 새롭게 인식할 수 있게 되고 그림 3의 프로세스와 같이 다음 번 시계열 자료 분석에 이용되게 된다.

이러한 과정을 거쳐 얻게 된 변화탐지 결과 중 그림 8은 2007년부터 2011년까지 5월 17일을 기준으로 식생 변화가 일어난 지역을 탐지한 결과를 비교하여 보여주고 있다. 붉은 색은 식생에 변화가 있다고 판단된 지역

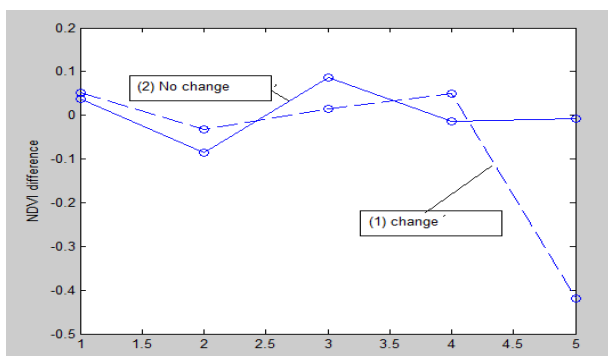


그림 7. 한 화소에서의 시계열 NDVI 차이값의 비교
Fig. 7. Comparison of the pattern of NDVI difference series at a sample pixel.

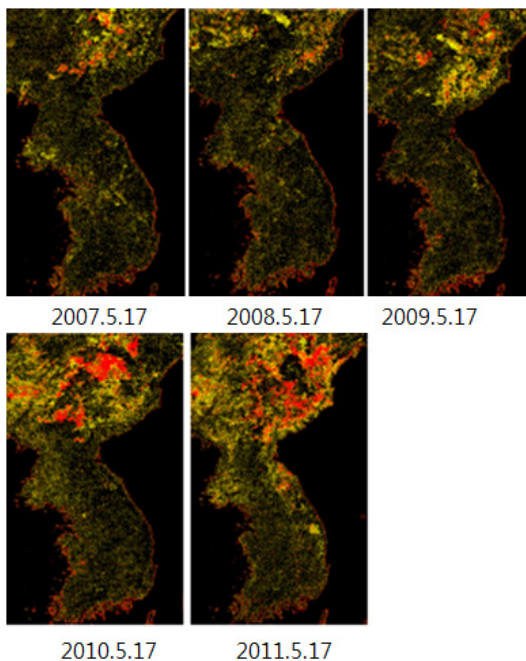


그림 8. 시계열 NDVI 차이를 이용한 변화 탐지 결과 (2006~2011): 빨간색- 변화지역
Fig. 8. Vegetation change detection results using time series of NDVI difference.

을 나타낸다. 한반도 영역의 경계면을 따라 변화로 탐지된 지역의 경우는 식생의 변화이기 보다는 수계와 접해있는 면이어서 두 영상간의 매칭 문제로 해석될 수 있다. 향후 이러한 점을 고려하여 영역기반 방법을 적용해 볼 수 있다. 전반적으로 비교해 볼 때 남한에 비해 북한에서 산림의 변화가 매우 큰 것을 볼 수 있고 특히 2011년의 경우 4월 12, 13일에 발생한 화재로 인해 고원지역에 큰 식생 손실이 있었음을 알 수 있다.

IV. 결 론

산림을 포함하여 식생환경에 대한 관심은 그 어느 때보다도 높아 국가적 차원의 프로젝트뿐 아니라 다양한 국제 공조 프로그램들이 운영되고 있다. 특히, 최근 심각한 문제로 대두되고 있는 기후변화로 인해 국가의 탄소배출권 확보가 중요한 문제로 떠오르면서 산림지역 탐지, 산림 밀도의 정량화, 변화 탐지 등에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.

원격탐사기술이 발전함에 따라 현재 다양한 위성영상이 제공되고 있고 이와 관련된 처리기술도 발전하고 있다. 원격탐사 영상은 식생정보 뿐 아니라 식생지역의 특징과 구조, 변화를 모니터링 하는 매우 효율적 수단인데 정확한 정보를 획득하기 위해서는 영상 특성에 맞는 분석 방법이 선택되어야 한다. 일반적으로 관심 영역에 따라 주요 지수를 정의하고 원격탐사 영상으로부터 이러한 지수들을 추출하거나 연관 지어 분석하는데 식생 관련 연구에서는 NDVI가 가장 많이 사용되고 있다. 고해상도와 중해상도 위성의 경우는 지역단위의 모니터링에 적합하지만 넓은 지역의 경우는 비용이나 높은 주기성을 고려할 때 MODIS와 같은 저해상도 (250m-1000m) 영상이 적합하다. 이러한 이유로 본 연구에서는 식생의 변화를 모니터링할 수 있도록 MODIS NDVI 시계열 자료의 변화를 자동으로 탐지할 수 있는 방법이 제안되었다.

변화 탐지란 시간에 따른 분광적 특성의 변화를 탐지하는 과정으로 MODIS NDVI 시계열 자료의 경우는 특정 시점에서의 분광적 특성의 차이뿐 아니라 시계열적 자료의 특성을 함께 고려하면 변화를 보다 정확하게 탐지할 수 있다. 본 연구에서는 제안된 모형은 비모수 모형인 MLPN으로 MODIS NDVI로부터 추출된 특징벡터를 이용하여 학습을 통해 변화를 탐지할 수 있는 방법이다. 탐지된 결과는 다시 새로운 시계열 자료가 입

력되어 변화 탐지 과정을 반복할 때 연결 가중치를 보정하는데 반영된다.

본 실험 결과의 정확도를 검증하기 위해서는 특정 테스트 지역에 대해 고해상도 자료인 Landsat이나 SPOT 영상을 사용하여 비교해 볼 수 있다. 향후 연구에는 비교자료와 함께 이 점을 검증해 볼 예정이다. 그러나 근본적으로 해상도의 차이와 주기성을 고려할 때 MODIS 자료를 이용한 변화탐지에서는 넓은 지역에 걸쳐 진행되고 있는 전반적인 식생 변화를 탐지하는 것을 목표로 하고 있다.

향후 이러한 연구를 바탕으로 변화 탐지에 주변 영역을 고려하는 방법과 신경망 모형의 정확성을 검증할 수 있는 방법들이 연구될 예정이다. 이러한 방법론은 한반도 지역의 식생 변화를 자동으로 모니터링하는 시스템을 구축하는데 활용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 차수영, 서동조, 박종화, "MODIS 자료를 이용한 북한 개마고원 및 백무고원 식생의 생물계절 모니터링, 대한원격탐사학회 Vol. 25 No.5, pp399-409, 2009
- [2] D.J. Hayes, W.B. Cohen, S.A. Sader, and D.E. Irwin, "Estimating proportional change in forest cover as a continuous variable from multi-year MODIS data", Remote Sensing of Environment, Vol. 112, pp 735 - 749, 2008
- [3] I. Gomez and M.P. Martin, "Prototyping an artificial neural network for burned area mapping on a regional scale in Mediterranean areas using MODIS images," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 13, pp741 - 752, 2011
- [4] J.F. Mas, and J.J Flores, "The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data," International Journal of Remote Sensing, Vol. 29, No.3, pp.617-663, 2008
- [5] J.G. Lyon, D. Yuan, R.S. Lunetta, and C.D. Elvidge, "A change detection experiment using vegetation indices," Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. 64, No .2, pp143-150, 1998
- [6] M.C. Hansen, Y.E. Shimabukuro, P. Potapov, and K. Pittman, "Comparing annual MODIS and PRODES forest cover change data for advancing monitoring of Brazilian forest cover," Remote Sensing of Environment, Vol. 112, pp.3784 - 3793,

2008

- [7] M. Negnevitsky, Artificial Intelligence, Addison Wesley, 2002
- [8] R.S. Lunetta, J.F. Knight, J. Ediriwickrema, J.G. Lyon, and L.D. Worthy, "Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data," Remote Sensing of Environment, Vol. 105, pp142 - 154, 2006
- [9] S. Ghosh, L. Bruzzone, and S. Patra, "A Context-Sensitive Technique for Unsupervised Change Detection Based on Hopfield-Type Neural Networks," Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 45, No. 3, pp. 778-789, 2007
- [10] S. Jin, and S.A. Sader, "MODIS time-series imagery for forest disturbance detection and quantification of patch size effects," Remote Sensing of Environment, Vol.99, pp462 - 470, 2005

저 자 소 개



정 명 희(정회원)

1989년 서울대학교 계산통계학과 학사졸업

1991년 12월 미국 University of Texas at Austin 통계학과 석사졸업

1997년 8월 미국 University of Texas at Austin 산업공학과 박사졸업

<주관심분야 : 통신, 시뮬레이션, 원격탐사 데이터 처리, 영상처리 멀티미디어 >