

지표면 식생 변화 감시를 위한 NDVI 영상자료 시계열 시리즈의 적용 재구축

이 상 훈[†]

경원대학교

Adaptive Reconstruction of NDVI Image Time Series for Monitoring Vegetation Changes

Lee, Sang-Hoon[†]

Kyungwon University

Abstract : Irregular temporal sampling is a common feature of geophysical and biological time series in remote sensing. This study proposes an on-line system for reconstructing observation image series including bad or missing observation that result from mechanical problems or sensing environmental condition. The surface parameters associated with the land are usually dependent on the climate, and many physical processes that are displayed in the image sensed from the land then exhibit temporal variation with seasonal periodicity. An adaptive feedback system proposed in this study reconstructs a sequence of images remotely sensed from the land surface having the physical processes with seasonal periodicity. The harmonic model is used to track seasonal variation through time, and a Gibbs random field (GRF) is used to represent the spatial dependency of digital image processes. In this study, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) image was computed for one week composites of the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) imagery over the Korean peninsula, and the adaptive reconstruction of harmonic model was then applied to the NDVI time series from 1996 to 2000 for tracking changes on the ground vegetation. The results show that the adaptive approach is potentially very effective for continuously monitoring changes on near-real time.

Key Words : NDVI, time series, harmonic model, adaptive reconstruction, vegetation changes.

요약 : 지상 관측으로부터 수집된 시계열 원격탐사 자료는 관측환경의 악화와 감지 시스템의 기계적 고장과 같은 관측 장애요인에 의해 많은 미관측 및 악성 자료를 가지게 된다. 육상의 지표면 parameters는 기후와 주로 연관되어 있으므로 육상 관측 위성 영상에 나타나는 많은 물리적 과정은 계절 주기에 따른 시간적 변화를 보인다. 본 연구에서 제안된 적용 feedback 시스템은 계절에 따라 변하는 물리적 과정을 포함하는 시계열 원격 탐사 영상 시리즈를 재구축한다. 이 시스템에서는 계절적 변화를 추적하기 위하여 하모닉 모형을 사용하고 수치 영상 모형의 공간적 의존성을 나타내기 위해 Gibbs Random Field를 사용한다. 재구축 과정을 통하여 구성된 적용 하모닉 모형을 사용하여 지표면 연속적 변화를 감시할 수 있다. 본 연구에서는 1996년부터 2000년까지 한반도로부터 관측된 AVHRR 영상 시리즈를 일 주일 간격으로 정적 합성하여 .

접수일(2009년 2월 15일), 수정일(1차 : 2009년 2월 28일), 게재확정일(2009년 2월 28일).

[†] 교신저자: 이상훈(shl@kyungwon.ac.kr)

NDVI 시리즈를 구하고 하모닉 모형을 사용하는 적응 재구축 시스템을 이 NDVI 시리즈에 적용하여 한반도 식생 변화를 추적하였다. 연구 결과는 하모닉 적응 재구축 시스템이 실시간 지표면 변화 감시를 하는데 매우 효과적인 수단이 될 것이라는 잠재성을 보여준다.

1. 서 론

지구상의 자연적, 문화적 자원에 대한 지도를 작성하고 육지와 해양의 표면을 감시하도록 특별히 제작된 인공위성인 미국의 LANDSAT에 탑재 기구가 탑재되었던 1970년대부터 일정한 일정에 따라 반복적으로 지표면에 대한 정보를 수집하는 수단으로서 인공위성 원격탐사가 본격적으로 발전하기 시작하였다. 그 아래로 많은 지구관측위성에 탑재된 감지시스템은 연속적으로 자료들을 수집하고 있으며 이러한 자료들은 지표면의 변화를 감시하기 위한 광범위하고 현재적인 정보를 제공한다. 특히 1979년부터 발사된 NOAA-n 시리즈 극궤도(polar orbit) 인공위성들은 이 위성에 탑재된 AVHRR(Advanced Very High Resolution Radiometer)를 통하여 지상 궤도를 따라 계속적으로 지구 표면을 주사(scan)하고 있으며 지상면적 $1.1\text{km} \times 1.1\text{km}$ 에 해당하는 화소의 해상도를 가진 영상자료들을 수집하고 있다. 4~6개 밴드를 통해 관측된 AVHRR의 다중분광 자료들은 지표면에서 발생하는 생 물리적인 과정에 관한 유용한 정보를 제공하고 있으며 이러한 자료의 분석을 통하여 지표면 특성 연구에 이용되고 있다(이미선 외, 1996; Townsend and Tucker, 1984). 특히 AVHRR 시스템은 지표면의 식생 관측수단으로서 중요한 역할을 하고 있다(Horvath. et al., 1982; Philipso and Teung, 1988). 일 단위로 전 지구를 관측하는 AVHRR 다중분광 자료는 육지의 식생과 많은 상관관계를 보이고 있고 넓은 지역의 식생에 대한 분석에 매우 성공적이었다(Achard and Francois, 1990).

다중분광 자료의 식생 연구에 있어 외부적 요소에 의한 변이를 최소화하기 위해 관측치를 여러 형태의 식생 지수로 변환하여 사용한다(Tarpley et al., 1984). 가장 보편적인 식생지수는 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)이고 AVHRR시스템의 경우 두 번째 밴드 값과 첫 번째 밴드 값의 차이를 그들의 합의 값으로 나눈 값으로 구해진다. AVHRR의 NDVI 시계열 자료는 다양한 지구 생태학적 특성과 관련한 연구에 사용되었으

며 한반도의 식생(김동실, 2000; 하림 외, 2007), 토지피복 연구(김의홍, 이석민, 1996; Lee, 2003), 지표면 온도 변화(서영상 외, 2003)에도 사용되었다.

NOAA 극궤도 위성의 AVHRR 시스템은 이론적으로 전체 지표면의 반사강도 자료를 매일 2회씩 수집할 수 있으나 복사계가 100% 가동하지 않고 위성의 관측시계로부터 지표면을 가리는 구름과 안개로 인하여 지표면의 반사강도에 대한 관측간격은 불규칙적이다. 그러므로 NDVI 시계열 자료 또한 많은 미관측 혹은 악성 자료를 포함하게 된다. NDVI 시계열 분석에서 미관측 혹은 악성자료의 복구를 위하여 가장 많이 사용하는 방법은 일정기간 동안의 관측된 값 중 최대 값을 선택하는 정적 합성(static compositing) (Holben, 1986)이다. 그러나 정적 합성에 의해 완전한 시계열 시리즈를 구성하기 위하여 NOA A 자료의 가장 큰 장점 중의 하나인 짧은 시간 간격으로 영상 시리즈를 재구축하기 위하여 Bayesian filter 와 이산 시계열 모형(discrete time series)을 사용하는 적응 재구축(adaptive reconstruction) 시스템(Lee and Crawford, 1991)이 제안되었다. 그러나 이 적응 시스템은 원격탐사 시계열 영상 구조의 총체적 통계모형(general statistical model)에 근거하여 개발되었으므로 사용된 통계모형의 복잡성으로 인하여 커다란 크기의 연속 영상시리즈에 대해서 계산과 기억상 엄청난 분석 비용을 야기시킨다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 넓은 지역으로부터 짧은 시간 간격으로 관측된 연속 영상시리즈를 효율적으로 분석할 수 있는 동적 합성(dynamic compositing)의 적응 재구축 시스템이 제안되었다(이상훈, 2002).

육지표면의 생 물리학적 과정과 관련된 현상은 지역적 기후와 주로 연관되어있으므로 시간적 변화는 일반적으로 계절적 특성을 가지고 있다. 그러므로 기후변화에 따른 계절적 특성이 뚜렷한 지역으로부터 원격탐사 시스템을 통하여 관측되는 지표면 영상자료의 분석에서 계절적 특성을 고려하는 것은 매우 중요하다. 시계열 축 상의 NDVI의 표현은 각 식생의 계절적 변화 양상을 잘 나타내

고 있으며 물리 과정의 계절성은 수준, 주기, 진폭, 위상의 4가지 요소를 갖고 있는 하모닉 모형에 의해 표현될 수 있다. NDVI 자료에 대한 하모닉 모형은 한반도 토지 폐복 연구에 사용되었고(Lee, 2003), 그리고 미관측 자료와 악성 자료 복구를 위한 적응 하모닉 모형과 동적 합성을 사용하는 재구축 시스템이 제안되어 모의 자료를 사용하여 실험 평가 되었다(Lee, 2008). 본 논문에서는 1996년부터 2000년까지 관측된 NDVI 자료를 사용하여 적응 하모닉 재구축 시스템에 의한 한반도 지표면 식생의 시간적 변화를 실시간으로 추적하는 연구를 수행하였다.

2. NDVI 시계열 영상 모형

계절에 따라 변하는 과정은 단지 관측 대상의 특성에 의해 결정되는 하모닉 모형으로 표현할 수 있다. 그러므로 강한 계절성을 나타내는 NDVI의 시계열 시리즈는 각 화소가 속하는 해당 지역의 계절적 특성과 일치하는 하모닉 모형을 사용하여 표현될 수 있다. 하모닉 모형은 수준, 주기, 진폭, 위상의 4가지 요소를 가지며 수준은 자료가 모아진 전 기간 동안의 NDVI 평균 값에 해당하고 주기는 계절성과 관련된 진동수를 나타내고 진폭과 위상은 NDVI의 연중 변화 폭과 시기를 나타낸다. 계절 주기는 일반적으로 알려져 있고 광범위 지역에서 일정하다. 주어진 영상내의 지역에서 주기가 일정하고 $I_n = \{1, 2, \dots, n\}$ 을 영상의 화소 색인 집합이라고 한다면

$$\begin{aligned} Y_t &= X_t + \varepsilon_t \\ X_t &= \mu + \delta_t = \{\eta_i + \gamma_i \sin(\omega t + \theta_i), i \in I_n\} \end{aligned} \quad (1)$$

위의 식 (1)에서 Y_t 는 NDVI 관측 벡터이고 X_t 는 잡음이 없는 원래 NDVI 값의 벡터이고 μ 는 지역적 특성과 연관된 NDVI 평균 벡터이다. 그리고 ε_t 는 공간적 상관성을 가진 잡음 벡터이고 δ_t 는 평균 값으로부터의 변이 벡터이다. $\eta_i, \gamma_i, \theta_i$ 는 i 번째 화소의 하모닉 요소들로 각각 수준, 진폭, 위상을 나타내며 ω 는 알려진 계절 주기이다. 본 연구에서는 주어진 영상 과정의 공간적 상관성을 위하여 Gibbs Random Field (GRF)(Georgii, 1979)를 사용한다.

공간적 상관 관계가 가지지 않은 X_t 의 시리즈를 사용하여 하모닉 모형의 요소들을 각 화소 별로 독립적으로 추정

할 수 있다. 식 (1)의 sinusoid 형태는 화소 색인의 표시 없이 시간 t 에서의 모형은 다음과 같이 재구성 할 수 있다:

$$x_t = \eta + \gamma \sin(\omega t + \theta) = \eta + \alpha \cos \omega t + \beta \sin \omega t \quad (2)$$

where (Bloomfield, 1976)

$$\gamma = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2},$$

$$\text{if } \beta = 0, \theta = \begin{cases} \pi/2 & \alpha > 0 \\ -\pi/2 & \alpha < 0 \\ \text{arbitrary} & \alpha = 0 \end{cases}$$

$$\text{otherwise, } \theta = \tan^{-1}(\alpha/\beta) + k$$

$$\text{where } k = \begin{cases} 0 & \text{for } \beta > 0 \\ \pi & \text{for } \beta < 0, \alpha \geq 0 \\ -\pi & \text{for } \beta < 0, \alpha < 0 \end{cases}$$

그리고 $\{t = t_0, t_1, \dots, t_m\}$ 의 $(m+1)$ 시간 단계에 대해서 다음과 같은 행렬 모형을 구성할 수 있다:

$$\mathbf{X}_m = \mathbf{H}_m \mathbf{V} \quad (3)$$

where

$$\mathbf{X}_m = [x_{t_0}, x_{t_1}, \dots, x_{t_m}]^T$$

$$\mathbf{H}_m = \begin{pmatrix} 1 & \cos \omega t_0 & \sin \omega t_0 \\ 1 & \cos \omega t_1 & \sin \omega t_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cos \omega t_m & \sin \omega t_m \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{V} = [\eta, \alpha, \beta]^T.$$

식 (3)의 모형은 지수 가중치 최소 자승 기준에 의해 시간 적응적으로 추정할 수 있다. 가중치 $0 < \lambda_h \leq 1$ 가 주어지고 i 번째 화소의 실제 값의 시리즈 $\{x_{t,i} | t = t_0, t_1, \dots, t_k\}$ 에 대한 하모닉 요소들의 추정 값은 각 시간대 별로 연속적으로 추정된다:

$$\hat{\mathbf{V}}_{i,t_k} = \begin{pmatrix} \hat{\eta}_{i,t_k} \\ \hat{\alpha}_{i,t_k} \\ \hat{\beta}_{i,t_k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L(t_k) & C(t_k) & S(t_k) \\ C(t_k) & C^2(t_k) & CS(t_k) \\ S(t_k) & CS(t_k) & S^2(t_k) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \varphi_{x,i}(t_k) \\ \varphi_{c,i}(t_k) \\ \varphi_{s,i}(t_k) \end{pmatrix} \quad (4)$$

where

$$L(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} L(t_{k-1}) + 1$$

$$C(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} C(t_{k-1}) + \cos \omega t_k$$

$$S(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} S(t_{k-1}) + \sin \omega t_k$$

$$CS(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} CS(t_{k-1}) + \cos \omega t_k \sin \omega t_k$$

$$C^2(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} C^2(t_{k-1}) + \cos^2 \omega t_k$$

$$S^2(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} S^2(t_{k-1}) + \sin^2 \omega t_k$$

$$\varphi_{x,i}(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} \varphi_{x,i}(t_{k-1}) + x_{t_k}$$

$$\varphi_{c,i}(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} \varphi_{c,i}(t_{k-1}) + x_{t_k} \cos \omega t_k$$

$$\varphi_{s,i}(t_k) = \lambda_h^{(t_k - t_{k-1})} \varphi_{s,i}(t_{k-1}) + x_{t_k} \sin \omega t_k$$

그리고 시간 t_1 에서의 초기치는 모두 0의 값을 갖는다.

주어진 관측 값 Y_t 로부터 잡음이 제거된 공간적 상관관계가 없는 원래 값 X_t 는 다음의 Bayesian 목적함수를 사용하여 각 시간 단계에서 독립적으로 추정할 수 있다:

$$IPN = \ln P(Y_t | X_t) + \ln P(X_t). \quad (5)$$

위의 목적함수를 최소화하는 \hat{X}_t 은 *maximum a posterior* (MAP) 추정 값이며 본 연구는 영상의 공간적 상호작용을 확률적으로 계량화하기 위해 GRF를 사용하였다. 그러면 GRF를 사용하는 Bayesian 목적함수에 대한 MAP 추정은 point-Jacobian 반복에 의해 수행될 수 있다(Lee, 2008).

3. NDVI 시계열 시리즈 적응 재구축

본 연구에서는 1996년부터 2000년까지 한반도로부터 관측된 253주 동안의 불완전한 NDVI 시계열 영상자료 시리즈를 적응 시스템에 의해 일주일 간격의 완전한 시계열 시리즈로 재구축하였다. 한반도는 뚜렷한 사계절 지역이므로 한반도 NDVI 하모닉 분석을 위하여는 1년 주기를 사용한다($\omega = 2\pi/\text{number of unit time per year}$). 사용된 NDVI 시계열 영상자료 시리즈는 AVHRR 시스템으로부터 수집된 영상자료를 사용하여 구해졌으며 화소의 실제 면적은 $1.1\text{km} \times 1.1\text{km}$ 이고 하나의 영상은 600×999 개의 화소를 가진다.

관측영상 시리즈는 많은 부분이 미관측 되었거나 혹은 악성 정보만을 갖고 있으므로 어느 기간 동안은 적정한 재구축을 위하여 충분한 정보를 제공하지 못한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 정해진 단위 기간(본 연구에서는 일주일) 동안의 관측된 NDVI값 중에서 가장 큰 값을 선택하는 정적 합성(Holben, 1986)을 수행한다. 그러나 정적 합성 영상 시리즈 또한 여전히 많은 미관측 시점 및 관측 환경에 의해 왜곡된 악성 자료를 포함하고 있으므로 이러한 시리즈를 직접 사용하여 정확한 하모닉 모형을 추정하기가 어렵다. 그러므로 재구축 시스템은 정적 합성 영상자료에 대해 동적 합성을 수행한다. 동적 합성은 시간의 적응 2차 다항식 모형을 사용하여 미관측 혹은 악성 자료를 연속적으로 복원하는 과정이다(이상훈, 2002). 현재 바로 이전 시점까지 자료의 추

세를 나타내는 적응 다항식 모형을 사용하여 추정한 현재 시점의 예측 값을 미관측 시점의 자료로써 사용하고 악성 자료는 Fitting에 의해 복원된다. 동적 합성에 복원된 자료는 Bayesian MAP 추정 과정에 의해 공간적 상관성이 제거된 후 적응 하모닉 모형 추정을 위하여 사용된다(Lee, 2008). NDVI 관측 영상자료가 연속적으로 입력된다면 제안된 적응 재구축 시스템은 주어진 단위 기간 간격으로 완전히 복원된 영상을 실시간으로 생성한다. 또한 매 단위 기간마다 추정되는 하모닉 요소를 사용하여 실시간으로 현 시점의 지표면 식생 변화 특성을 분석할 수 있다.

적응 하모닉 모형을 사용하는 일주일 간격의 NDVI 시계열 시리즈의 적응 재구축 과정을 요약하면 다음과 같다:

- 1) 정적 합성 – 일반적인 합성 과정으로 일주일 관측 값 중 가장 큰 값을 선택한다.
- 2) 동적 합성 – 정적 합성에 의해 복원되지 못한 미관측 값과 악성 값을 복원한다.
- 3) Bayesian MAP 추정 – 영상 자료의 공간적 상관성을 제거한다.
- 4) 적응 하모닉 모형 추정 – 불완전한 시계열 관측 자료를 재구축한다.

NDVI 시계열 자료를 위한 적응 하모닉 재구축 시스템에서는 미관측 시점의 값은 적응 하모닉 모형에 의해 예측되고 최종 재구축 값은 미관측 시점이 아니라면 정적 합성 값과 적응 하모닉 모형에 의해 추정된 값 중에서 큰 값을 택하는 합성에 의해 구해진다.

Bayesian MAP 추정은 각 화소 별로 독립적으로 시계열 모형의 추정 과정을 수행하기 위하여 관측 자료의 공간적 상관성을 제거하는 과정으로 해석할 수 있고 또한 공간적 문맥 정보를 사용하는 원래 값의 MAP 추정 과정이라 할 수 있다. 그러면 동적 합성은 단기간 시계열 정보를 이용하여 미관측 혹은 악성 자료에 대한 관측 값을 복원하는 과정이라 할 수 있고 Bayesian MAP 추정은 공간적 요소를 고려하여 원래 값을 추정하는 과정이며 적응 하모닉 모형 추정은 시간적 요소에 의해 Bayesian MAP 추정 값을 수정하는 과정으로 볼 수 있다.

적응 2차 다항식 모형과 적응 하모닉 모형은 오래 된 과거의 경향은 잊어 버리고 현재에 가까운 정보만을 사용하도록 적응 지수를 사용한다. 그리고 동적 합성에서

는 현재 관측 값의 신뢰성을 나타내는 합성 지수를 사용 한다. 적응 혹은 합성 지수는 0과 1사이의 값을 가지며 1에 가까운 값을 사용할수록 현재 값보다 이전의 추세에 비중을 두고 추정을 하게 된다. 적응 모형에서 1의 적응 지수 사용은 이전 시점의 정보와 현재 정보를 동일한 비중으로 모형 추정에 포함시키므로 전체적인 자료를 동시에 분석하는 Batch 분석과 동일한 결과를 생성한다. 합성 지수가 1인 경우는 현재 값이 전혀 신뢰할 수 없는 경우로서 미관측 값과 같은 경우이다. 동적 합성은 관측 값의 복원이 목적이므로 장기간 동안의 추세보다 현재에 가까운 단기간 동안의 정보만 이용하기 위해 상대적으로 작은 적응 지수를 사용하고 적응 하모닉 모형은 화소 지역의 특성과 연관된 원래 값을 추정하기 위한 것이므로 어느 정도 장기간 동안의 정보를 이용하기 위해 상대적으로 큰 적응 지수를 사용한다. 적응 지수는 모든 시점에서 일정한 값을 사용하나 합성 지수는 각 시점마다 정적 합성 값에 대한 신뢰도를 추정하여 다르게 결정된다.

4. 결과 및 변화 분석

실시간 지표면 변화감시를 위한 제안된 적응 재구축 시스템을 실험 평가하기 위해 1996년부터 2000년까지 253주 동안 한반도 지역에서 매일 2회 수집된 NOAA AVHRR자료로부터 구해진 NDVI 시계열 영상 시리즈를 사용하였다. 분석 지역은 한반도 주변 해양 지역을 포함하는 전체 $600 \times 999 = 599400$ 개 화소 중 한반도 육지에 해당하는 182388개 화소로 한정 지었다.

Fig. 1은 두 개의 서로 다른 화소지점에서 일주일 간격으로 수행한 정적 합성에 의해 생성된 NDVI 시리즈와 동적 합성에 의해 생성된 NDVI 시리즈를 보여주고 있다. 그림에서 미관측 값은 0의 값을 갖는다. 이 결과는 동적 합성이 단기간 관측자료의 시계열 추세에 따라 미관측 및 악성 값을 적절히 복원하고 있음을 보여준다. Fig. 2는 동적 합성에 의해 생성된 NDVI 시리즈와 적응 하모닉 모형에 의해 생성된 NDVI 시리즈를 비교하고 있다. 적응 하모닉 모형은 계절적 경향을 반영한 좀 더 정규화된(regularized) 시리즈를 생성함을 알 수 있다. Fig. 3의 첫째 줄과 둘째 줄에는 2000년 5월부터 2000년 10월까지 1개월 간격으로 한반도 전체의 정적

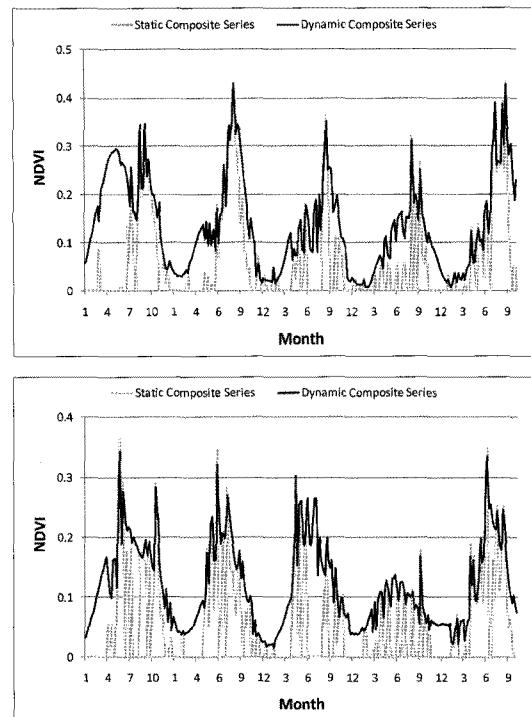


Fig. 1. Static and dynamic composite NDVI series at two points of Korean Peninsula acquired for 253 weeks from 1996.1 with 1 week interval.

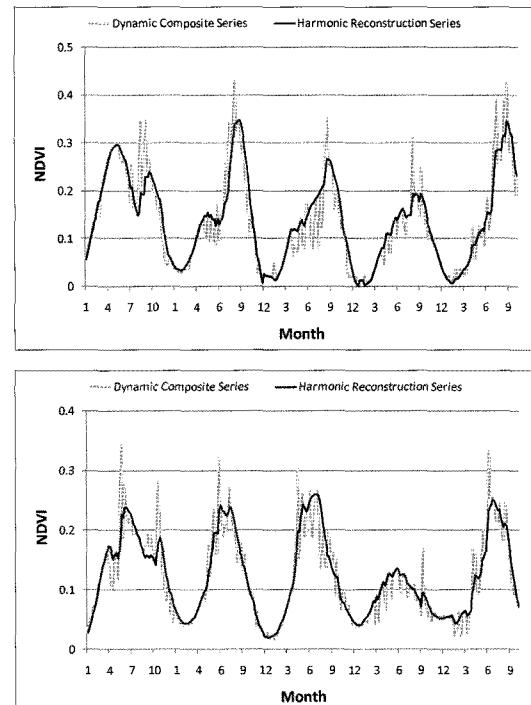


Fig. 2. NDVI series reconstructed by dynamic compositing and adaptive harmonic reconstruction system at two points of Korean Peninsula acquired for 253 weeks from 1996.1 with 1 week interval.

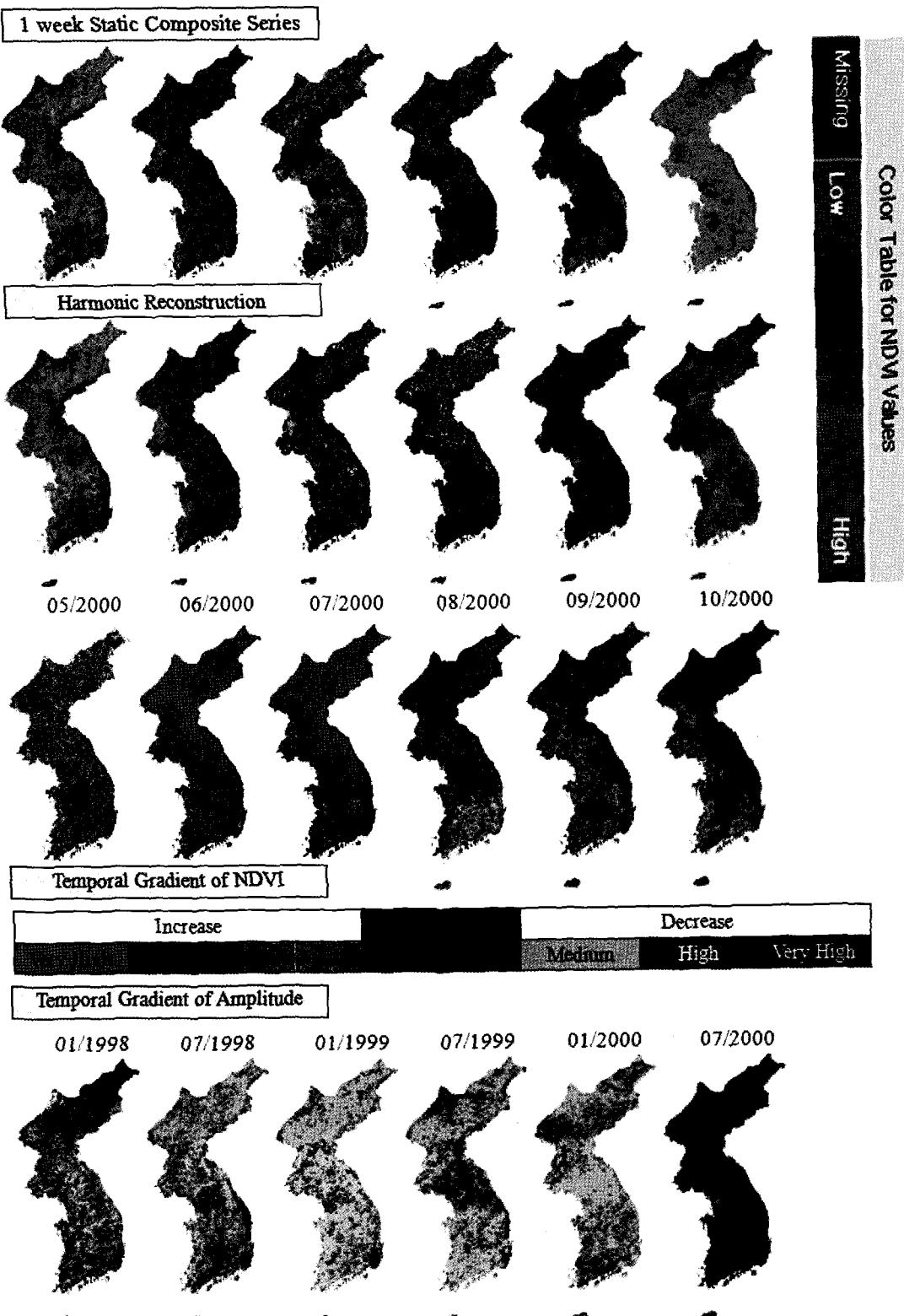


Fig 3. Results of adaptive harmonic reconstruction for NDVI series on Korean Peninsula.

합성의 관측 NDVI 시리즈와 적응 하모닉 모형에 의해 재구축된 NDVI 시리즈의 영상들이 보인다. 동적 합성의 2차 다항식을 위한 적응 지수로는 0.8을 사용하였고 하모닉 모형을 위한 적응 지수로는 0.9를 사용하였다.

다음으로 각각 0.9와 0.99의 적응 지수를 갖고 추정된 하모닉 모형의 NDVI 시리즈를 생성하였고 4개의 다른 피복특성(자연초지, 논, 도시지역, 산림지역)을 갖는 지역으로부터 각각 하나의 화소를 선택하여 그 화소들에 대한 결과를 비교하였다. Fig. 4는 선택한 지역을 나타내고 Fig. 5는 각 화소에서의 하모닉 모형에 의해 생성된 NDVI 시리즈를 나타낸다. 추정된 하모닉 시리즈를 비교해보면 피복특성에 따라 서로 다른 하모닉 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 큰 적응 지수를 사용한 경우 장기간의 계절적 변화 특성을 뚜렷이 나타내는 매우 정규화된 시리즈를 생성하나 Fig. 5의 에서 보듯이 장기간 추세를 고려하므로 급격한 변화를 반영하지 못한다. 반면 작은 적응 지수는 국부적인 변화를 잘 반영하고 있으나 안정적인 하모닉 모형을 추정하기 힘들다.

각 시점에서 NDVI의 변화 경향을 보기 위해 다음과 같이 각 화소 별로 변화도(gradient)를 구하였다:

$$g_{i,x}(t) = \frac{d\hat{x}_{i,t}}{dt} = -\hat{\alpha}_{i,t}\omega \sin \omega t + \hat{\beta}_{i,t}\omega \cos \omega t, i \in I_n \quad (6)$$

양의 변화도는 식생의 성장을 음의 변화도는 식생의 쇠퇴를 의미한다. Fig. 6은 4개 다른 피복특성을 갖는 지역으로부터 각각 하나씩 선택한 4개 화소들에서 구해진 변화도 시리즈를 나타낸다. Fig. 6에 보이듯이 계절

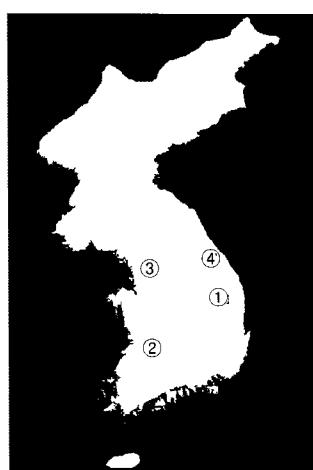


Fig. 4. Four points of four different land-cover types (1 - grass field, 2 - crop field, 3 - urban area, 4 - forest).

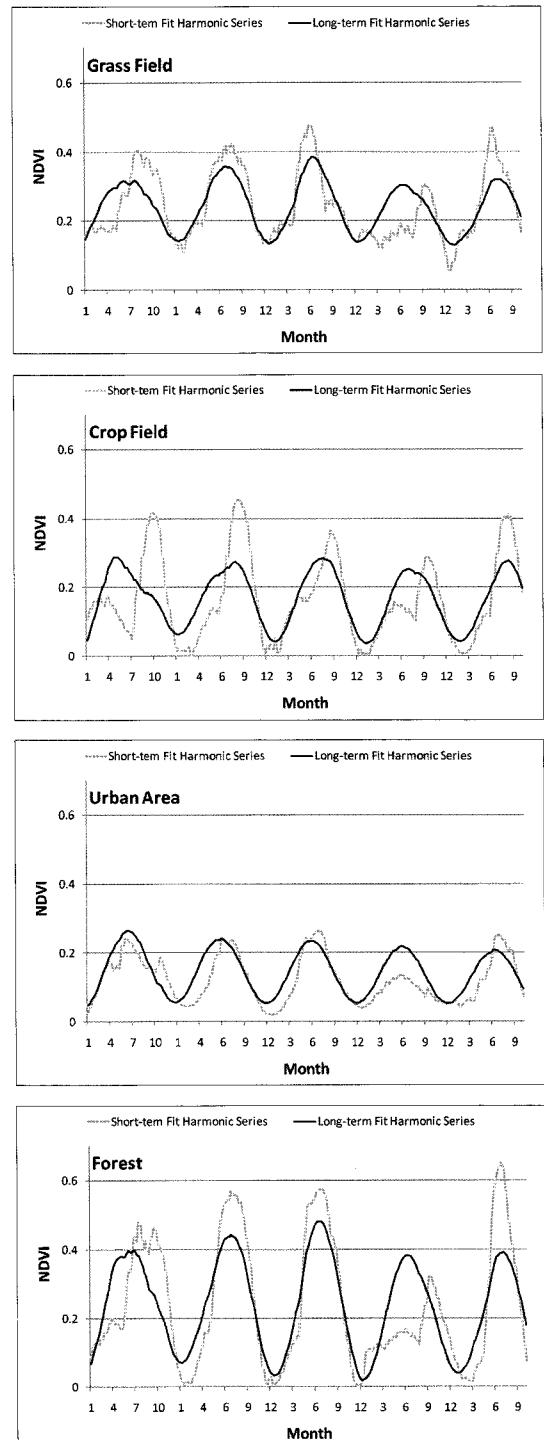


Fig. 5. NDVI series reconstructed by adaptive harmonic reconstruction system with $\lambda_h = 0.9$ and 0.99 at four points of Korean Peninsula acquired for 253 weeks from 1996.1 with 1 week interval.

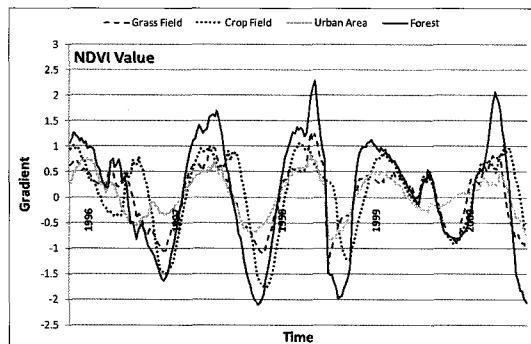


Fig. 6. Temporal gradient series of NDVI generated from adaptive harmonic reconstruction system with $\lambda_h = 0.9$ at four points of Korean Peninsula acquired for 253 weeks from 1996.1 with 1 week interval.

적 변화를 갖는 NDVI 시계열 시리즈가 변화도 역시 계절적 변화를 갖는 것은 당연한 현상이다. 변화도의 변동은 산림지역에서 가장 크며 도시지역에서 가장 적고 논과 자연초지에서의 변화도 변동은 비슷하나 논 지역의 변동이 약간 더 심한 것으로 나타난다.

Fig. 7은 각 시점에서 0.9의 적응지수를 가지고 추정된. 식 (2)의 η , α , β 는 하모닉 요소들의 값을 보여준다. 대체적으로 숲과 자연초지는 비슷하게 가장 높은 수준을 가지고 다음으로 논, 그리고 도시지역이 가장 낮은 수준을 가진다 다른 두 개 하모닉 요소 α 와 β 는 그 자체로 물리적 의미로 해석하기 힘드나 피복특성에 따라 서로 다른 패턴을 가짐을 알 수 있다. Fig. 8은 각 하모닉 요소들의 추정된 값들의 시계열 시리즈를 적용 2차 다항식 모형으로 가정하고 계산한 변화도를 보여준다. 수준과 α 의 변화도는 Fig. 5에서 나타나는 1999년과 2000년 사이에 NDVI 값의 감소현상과 관련한 변동을 뚜렷이 보여준다.

상대적으로 작은 적응지수를 사용하여 추정한 α 와 β 는 단기간 값의 변화를 따르기 때문에 불안정한 값을 가진다. 이러한 불안정한 값을 사용하여 식(2)의 변환식으로부터 일관성 있는 진폭과 위상을 구하기 힘들다. 적정한 진폭과 위상은 1에 매우 가까운 적응 지수를 사용하는 하모닉 모형에 의해 구해 질 수 있다. Fig. 9는 0.99의 적응지수를 사용하여 추정한 수준, 진폭, 위상 값을 보여준다. 그러나 적응 과정에 의해 모형의 모수 값이 추정되므로 분석 초기의 불안정한 상태에서 추정된 값들은 부정확할 수 있다. Fig. 9에 보인 장기간 추세에 따라 추정한 하모닉 요소 값들을 보면 1999년과

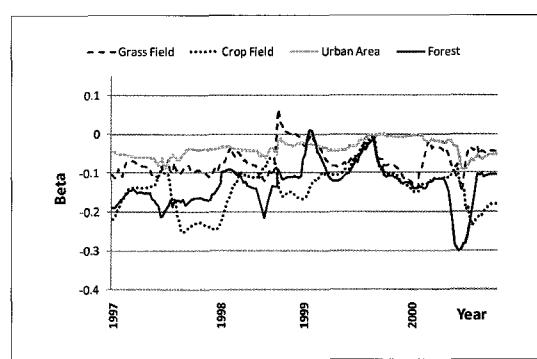
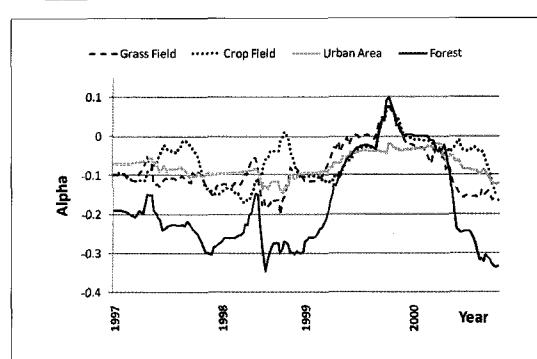
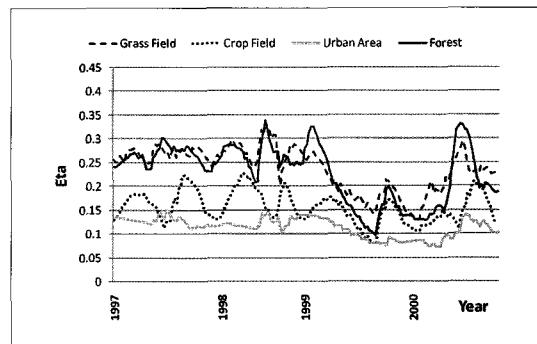


Fig. 7. Harmonic components estimated from adaptive harmonic reconstruction system with $\lambda_h = 0.9$ at four points of Korean Peninsula from 1997.1 with 1 week interval.

2000년 사이의 감소현상을 도시지역을 제외하곤 잘 나타내고 있다. 도시지역의 경우 이러한 변동이 장기간 추세를 나타내는 하모닉 요소에 반영이 안된 이유는 NDVI 값의 변화 폭이 전체적으로 작기 때문일 것이다. 위상 값의 결과를 보면 도시지역의 위상이 타 지역에 비해 절대 값이 적은 음수 값을 가지므로 도시지역은 다른 지역보다 빨리 식생지수의 연중 최고점에 도달하며 산림지역과 자연초지는 식생의 성장시기가 비슷하기 때문에 비슷한 위상을 가진다. 논 농사 지역은 절대 값이 가장 큰 음의 위상 값을 가지므로 식생지수의 정점 도달

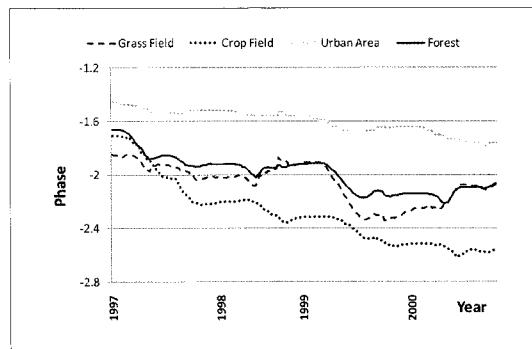
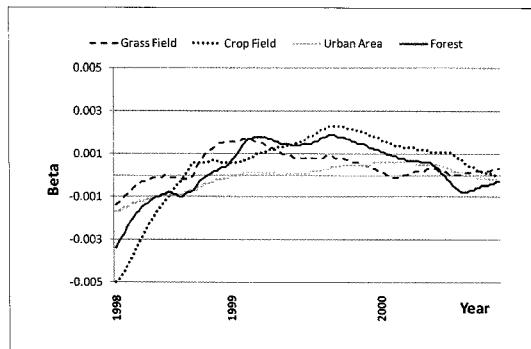
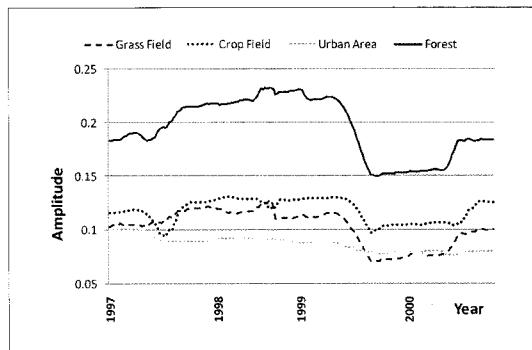
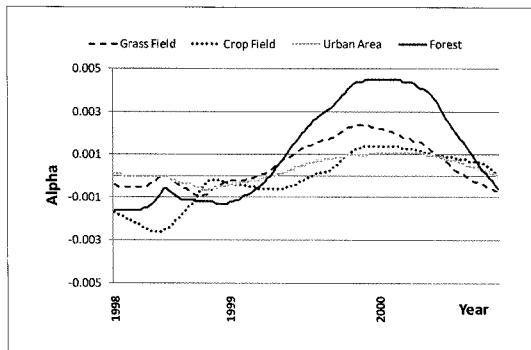
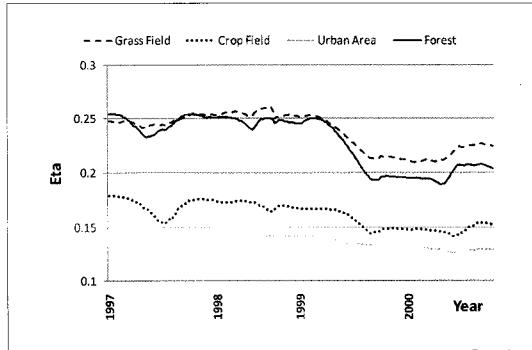
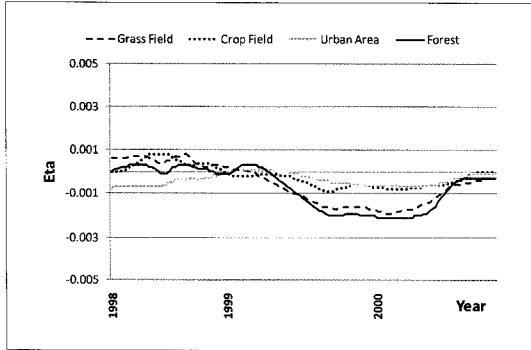


Fig. 8. Temporal gradient series of harmonic components estimated from adaptive harmonic reconstruction system with $\lambda_h = 0.9$ at four points of Korean Peninsula from 1998.1 with 1 week interval.

시기는 다른 지역에 비해 늦고(1997년도 초반의 위상은 분석 초기의 불안정한 상태로 인한 부정확한 추정일 수 있다) 그리고 분석기간 동안에는 매년 늦어졌다. NDVI 감소현상이 일어나는 1999년에는 산림지역과 자연초지의 식생지수 정점이 다른 해에 비해 늦게 도달했음을 알 수 있다.

식생지수의 변동과 관련된 지표면의 특성의 변화를 실시간 감시하기 위하여 NDVI값과 하모닉 요소들의 변화도를 사용하여 변화 정도를 측정하는 다음과 같은 기준을 제시할 수 있다:

Fig. 9. Harmonic components estimated from adaptive harmonic reconstruction system with $\lambda_h = 0.9$ at four points of Korean Peninsula from 1997.1 with 1 week interval.

- 1) 전체적인 변화도의 평균 값 \bar{g} 와 개별 화소의 현재 시점 변화도 값 $g_{i,t}$ 의 비교

경향	정 도	기 준
증 가	매우 높음	$g_{i,t} > \bar{g} + a_h \sigma_g$
	높음	$\bar{g} + a_h \sigma_g \geq g_{i,t} > \bar{g} + a_m \sigma_g$
	약간 높음	$\bar{g} + a_m \sigma_g \geq g_{i,t} > \bar{g} + a_l \sigma_g$
	낮음	$\bar{g} + a_l \sigma_g \geq g_{i,t} \geq \bar{g} - a_m \sigma_g$
감 소	약간 높음	$\bar{g} - a_l \sigma_g > g_{i,t} \geq \bar{g} - a_m \sigma_g$
	높음	$\bar{g} - a_m \sigma_g > g_{i,t} \geq \bar{g} - a_h \sigma_g$
	매우 높음	$\bar{g} - a_h \sigma_g > g_{i,t}$
		$a_h > a_m > a_l$: given constants

현재 시점 t 이전의 영사자료가 관측된 시점들이 $T_k = \{t_0, t_1, \dots, t_{k-1}\}$ 이라면

$$\bar{g} = \frac{\sum_{i \in I_n} \sum_{\tau \in T_k} g_{i,\tau}}{nk} \quad \text{and} \quad \sigma_g = \sqrt{\frac{\sum_{i \in I_n} \sum_{\tau \in T_k} (g_{i,\tau} - \bar{g})^2}{nk}}.$$

2) 개별 화소에서 이전 시점까지의 평균 변화도 값 $\bar{g}_{i,t-1}$ 과 현재 시점 변화도 값 $g_{i,t}$ 의 비교 - 위의 표에 아래에서 정의 된 $\bar{g}_{i,t-1}$ 과 $\sigma_{i,t-1}$ 를 대체:

$$\bar{g}_{i,t-1} = \frac{\sum_{\tau \in T_k} g_{i,\tau}}{k} \quad \text{and} \quad \sigma_{i,t-1} = \sqrt{\frac{\sum_{\tau \in T_k} (g_{i,\tau} - \bar{g}_{i,t-1})^2}{nk}}.$$

Fig. 3의 셋째 줄은 2000년 5월부터 10월까지 한달 간격 시점에서 한반도 전체의 식생지수의 7단계 변화 정도를 나타내는 영상을 보여준다. 이 영상들은 NDVI 값의 변화도에 ($a_l = 1, a_m = 2, a_h = 4$)을 사용하는 기준 1)을 적용한 결과의 일부분이다. 6월과 7월의 변화 정도를 비교하면 NDVI의 증가 추세는 남부 지역에서 먼저 그치는 것을 알 수 있고 9월과 10월의 변화 정도를 비교하면 NDVI의 급격한 감소 추세가 대체적으로 동부 지역부터 일어나는 것을 알 수 있다. Fig. 3의 넷째 줄은 1998년 1월부터 6개월 간격의 시점에서 진폭의 변화 정도를 나타내는 영상을 보여준다. 이 영상들은 진폭 값의 변화도에 ($a_l = 1, a_m = 2, a_h = 3$)을 사용하는 기준 2)을 적용한 결과의 일부분이다. 1999년 NDVI 감소현상을 나타내는 진폭의 감소 추세가 1999년 초기부터 한반도 거의 모든 지역에서 나타나기 시작함을 알 수 있다.

5. 결 론

상대적으로 짧은 간격으로 수집된 NDVI 시계열 자료는 주로 관측환경의 악화로 인해 많은 미관측 및 악성 자료를 가지게 되므로 정확한 분석이 힘들다. 본 연구는 불 완전한 NDVI 시계열 시리즈를 적응 재구축 시스템을 사용하여 완전한 시계열 시리즈로 복원하고 적응 과정을 통하여 추정되는 시계열적 요소들을 분석하여 실시간 식생지수 변화를 추적하는 것이다. 제안된 적응 재구축 시스템은 NDVI의 계절적 특성을 대표하는 하모닉 모형을 사용하고 있으며 정적합성, 동적합성, Bayesian MAP 추정과 적응 하모닉 모형 추정 과정들을 포함하고 있다.

제안된 적응 재구축 시스템은 실시간 식생지수 변화 추적을 위해서 현재 시점에서의 NDVI 값 변화도, 하모닉 요소 값과 그들의 변화도를 사용한다. 변화도는 현재 시점에서 변화 추세를 나타내고 증가 추세일 경우 양의 값을 가지며 감소 추세일 경우 음의 값을 가진다. 적응 하모닉 모형은 적응 지수를 사용하여 NDVI의 원래 값과 하모닉 요소들을 추정한다. 1에 가까운 값의 적응지수를 사용하면 장기적 자료의 추세에 따라 값을 추정하고 1에 비해 상대적으로 작은 값을 사용하면 자료의 단기간의 변화를 반영하는 추정 값을 구한다. 일반적으로 NDVI 값의 재구축하는 것이 주목적이라면 어느 정도 단기간의 변화를 반영할 수 있도록 적응지수를 선택하고 변화 분석이 목적이라면 장기간을 통해 나타나는 추세의 변화를 추적할 수 있는 적응지수를 선택하는 것이 적절하다고 본다.

본 연구에서 수행한 한반도 NDVI 자료의 재구축 결과는 제안된 시스템의 효과성을 보여 주고 있다. 제안된 재구축 과정은 최종적으로 적응 시스템에 의해 추정된 원래 값과 관측 값 중 큰 값을 택하는 합성에 의해 새로운 NDVI 시리즈를 구성하는 것이다. 이는 공간적 문맥 정보를 사용하는 Bayesian MAP 추정과 시계열 정보를 사용하는 하모닉 모형의 추정 과정을 통하여 불완전한 관측 시리즈에 포함된 미관측 값과 악성 값을 복원하여 완전한 영상 시리즈로 재구축하는 과정이다. 그러므로 완전하게 재구축된 시리즈는 시계열 분석의 정확성을 높인다. NDVI의 변화도는 해당 시점에서 변화 추세를 나타내므로 매 시점에서 NDVI 값의 변화를 예측할 수 있다. 그리고 각 시점에서 추정된 하모닉 요소들과 그들의 변화도를 분석함에 의해 식생지수에 나타나는 계절적 요소들의 변화를 연속적으로 감시 할 수 있다. 결론적으로 제안된 적응 재구축 시스템은 많은 미관측 시점과 악성 자료를 포함하면서 연속적으로 관측되는 NDVI 영상자료를 주어진 단위 시간 간격으로 연속적으로 완전한 영상 자료로 재구축하고 재구축 과정에서 발생하는 시계열 요소를 분석하여 실시간 NDVI의 변화 감시를 효과적으로 할 수 있다.

사 사

본 연구는 국토해양부 첨단도시기술개발 사업 - 지능형 국토정보기술혁신 사업과제의 연구비지원 (07국토정보C03) 지원으로 수행되었다.

참고문헌

- 김동실, 2000. 인공위성 (NOAA/AVHRR) 영상자료에 의한 한반도 식생분포에 관한 연구, 대한지리학회지, 35: 39-51.
- 김의홍, 이석민, 1996. NOAA AVHRR 자료를 이용한 한반도 토지피복 변화 연구, 한국GIS학회지, 4: 13-20.
- 서영상, 구지영, 이나경, 김금란, 박혜숙, 이현경, 김일곤, 2003. NOAA/AVHRR 위성자료를 이용한 한반도 표면온도의 시공간적 변동 추정, 한국기상학회:대기, 13: 386-387.
- 이미선, 서애숙, 이충기, 1996. NOAA/AVHRR 자료 응용기법 연구, 대한원격탐사학회지, 12: 60-80.
- 이상훈, 2002. 연속 원격탐사 영상자료의 재구축과 변화 탐지, 대한원격탐사학회지, 18: 117-125.
- 하림, 신형진, 박근혜, 김성준, 2007. NOAA AVHRR 위성영상과 기후변화 시나리오에 의한 기상자료를 이용한 미래 식생정보 예측 개발, 한국GIS학회 2007 공동춘계학술대회 논문집, pp. 162-168.
- Achard, F. and B. Francois, 1990. Analysis of vegetation seasonal evolution and mapping of forest cover in West Africa with the use of NOAA AVHRR HRPT data, *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 56: 1359-1365.
- Bloomfield, P., 1976. *Fourier Analysis of Time Series: An Introduction*, John Wiley & Sons, Inc. New York.
- Georgii, H. O., 1979. *Canonical Gibbs Measure*, Springer-Verlag.
- Holben, B. N., 1986. Characteristics of maximum value composite image from temporal AVHRR data, *Int. J. Remote Sens.*, 7: 1417-1434.
- Horvath, N. C., T. I. Grey, and D. G. McCray, 1982. Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) data evaluation for use in monitoring vegetation, AgRISTARReportEW-L@-040303, JSC-18243, NASA, Lyndon B. Johnson Space Center, Houston, TX., 1982.0-1365.
- Lee, S. and M. Crawford, 1991. Adaptive reconstruction system for spatially correlated multispectral multitemporal images, *IEEE Trans. on Geosci. Remote Sens.*, 29(4): 494-503.
- Lee, S-H, 2003. Classification of Land Cover on Korean Peninsula Using Multi-temporal NOAA AVHRR Imagery, *K. J. Remote Sens.*, 23: 381-392.
- Lee, S-H, 2008. Adaptive Reconstruction of Harmonic Time Series Using Point-Jacobian Iteration MAP Estimation and Dynamic Compositing - Simulation Study, *J. Remote Sens.*, 23: 79-89.
- Philipson, W. R. and W. L. Teng, 1988. Operational interpretation of AVHRR vegetation indices for world crop information, *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 54: 55-59.
- Tarpley, J. D., S. R. Schneider, and R. L. Money, 1984. Global vegetation indices from the NOAA-7 meteorological satellite, *J. Climate Appl. Meteorol.*, 23: 491-494.
- Townsend, J. R. G. and C. J. Tucker, 1984. Objective assessment of AVHRR data for land cover mapping, *Int. J. Remote Sens.*, 5: 492-501.