

## 연속 원격탐사 영상자료의 재구축과 변화 탐지

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

### Reconstruction and Change Analysis for Temporal Series of Remotely-sensed Data

Sang-Hoon Lee

Kyungwon University

**Abstract :** Multitemporal analysis with remotely sensed data is complicated by numerous intervening factors, including atmospheric attenuation and occurrence of clouds that obscure the relationship between ground and satellite observed spectral measurements. Using an adaptive reconstruction system, dynamic compositing approach was developed to recover missing/bad observations. The reconstruction method incorporates temporal variation in physical properties of targets and anisotropic spatial optical properties into image processing. The adaptive system performs the dynamic compositing by obtaining a composite image as a weighted sum of the observed value and the value predicted according to local temporal trend.

The proposed system was applied to the sequence of NDVI images of AVHRR observed on the Korean Peninsula from 1999 year to 2000 year. The experiment shows that the reconstructed series can be used as an estimated series with complete data for the observations including bad/missing values. Additionally, the gradient image, which represents the amount of temporal change at the corresponding time, was generated by the proposed system. It shows more clearly temporal variation than the data image series.

**Key Words :** Remote Sensing, Mutitempral Analysis, Adaptive Reconstruction, Missing Observation, NDVI Imagery.

**요약 :** 연속적으로 상대적으로 짧은 간격으로 관측된 시계열 원격탐사 자료는 관측환경의 악화와 감지 시스템의 기계적 고장과 같은 관측 장애요인에 의해 많은 미관측 및 악성 자료를 가지게 된다. 본 연구는 adaptive 재구축 시스템을 이용하여 동적합성에 의해 미관측 및 악성 자료를 복구하는 문제를 다루고 있다. 제안된 재구축 방법은 관측 대상의 물리적 특성에서의 시간적 변화와 공간적 연속 특성에 근거한 영상처리 기법이며, adaptive 시스템은 관측 값과 지역적 시간적 경향에 의해 추정된 예측치의 가중치 합에 의해 합성영상을 생성하는 동적합성을 수행한다.

제안된 동적합성기술의 adaptive 재구축 시스템은 한반도를 관측한 1999년도와 2000년도 2년간의 NOAA AVHRR의 NDVI자료의 재구축에 적용되었다. 실험결과는 재구축된 시리즈는 미관측 및 악성 자료를 포함하고 있는 실제의 관측 영상 시리즈를 위하여 추정된 완전한 자료 값을 갖는 영상 시

리츠로 사용될 수 있음을 보여주고 있다. 추가적으로 제안 시스템은 해당 시간에서의 시간적 변화량을 나타내는 gradient 영상을 생성하고, 이러한 영상들의 연속 시리즈에서 관측 대상의 시계열 변화 특성이 관측 자료 값의 영상 시리즈보다 더욱 분명히 나타나고 있다.

## 1. 서론

지구 자원과 관련된 문제를 연구하고 지구 환경에서의 변화를 감시하기 위해서는 지표면 관측을 통해서 수집되는 매우 많은 양의 지리학과 지질학 자료를 처리하여 얻어지는 광범위하고 현재적인 정보를 요구한다. 이러한 지표면 관측은 주로 원격탐사(remote sensing)를 통하여 수행되어지고 있다. 원격탐사는 항공관측, 음향(sonar) 및 radar mapping을 포함하는 일반적인 용어이지만, 근래에 들어 인공위성으로부터 수집되는 수치영상(digital image)자료와 관련된 분야를 집중적으로 다루고 있다. 지표면 관측위성은 탑재된 감지시스템을 통하여 지표면상에서 발생하는 지리적이고 생물학적인 과정에 대한 다양한 자료를 연속적으로 일정한 시간간격으로 수집하도록 설계되어 있다. 그러나 관측환경의 악화나 기계적 고장과 같은 장애 요인에 의해 실제로 원격탐사 자료는 정규적 관측시간에 의해 수집되지 않는다. 예를 들어 NOAA 극궤도(polar orbit) 위성은 지구 전지역에 대한 AVHRR(Advanced Very High Resolution Radiometer) 자료를 이론적으로 1일 2회씩 수집할 수 있으나, 복사계(radiometer)가 100% 가동하지 않고, 특히 위성의 관측시계로부터 지표면을 가리는 구름의 존재로 인하여 일반적으로 지표면의 복사강도(reflectance intensity)에 대한 관측 간격은 이론상의 간격보다 훨씬 길다. 이러한 장애요인으로 발생하는 인하여 연속적으로 수집되는 고 시간해상도(high temporal resolution)의 영상 시리즈에 대한 정확한 시계열 분석이 어렵다. 그러므로 본 연구의 목적은 관측환경의 악화 혹은 기계적 고장으로 발생하는 미관측 혹은 악성 자료 값을 추정(복구하여 완전한 영상시리즈로 재구축

하고 재구축된 영상시리즈의 시계열상 변화에 대한 분석하는 것이다.

연속 영상시리즈에 대한 분석을 위하여 Bayesian filter를 사용하는 이 Lee *et al.*(1990,1991)에 의해 개발되어졌다. 이 adaptive 시스템은 원격탐사 시계열 영상구조의 총체적 통계모형(general statistical model)에 근거하여 개발되었으나, 사용된 통계모형의 복잡성으로 인하여 커다란 크기의 연속 영상시리즈에 대해서 계산과 기억상 엄청난 분석 비용을 야기시킬 수 있다. 그러므로 본 연구에서는 넓은 지역으로 관측된 짧은 시간 간격의 연속 영상시리즈 분석에 효율적인 동적합성(dynamic compositing)과 비등방성 확산복구(anisotropic diffusion restoration)에 근거한 수정된 adaptive 재구축 시스템을 제안한다. 수정된 시스템에서는 원격탐사 시계열 영상구조의 기본적 특성만을 포함하고있는 단순화된 통계모형을 사용한다.

제안된 adaptive 재구축 시스템은 3개의 단계로 구성된 feedback 시스템이다(Fig. 1 참조). 관측영

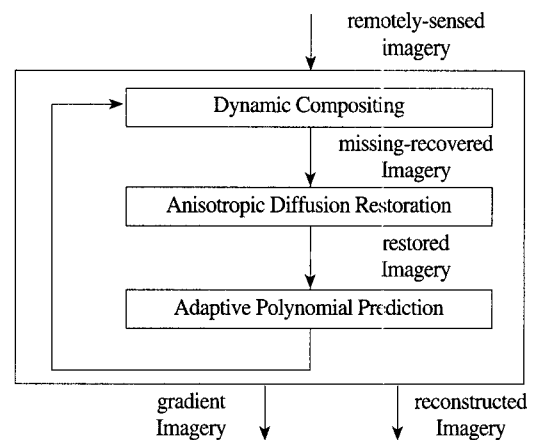


Fig. 1. Adaptive reconstruction system.

상 자료가 시스템에 입력되어지면 동적합성 단계는 각 화소(pixel)에 대해 바로 전 시간단계까지의 지역적 시계열 경향의 다항모형(polynomial model)에 현재 관측자료의 상태에 따라 정해지는 합성지수를 사용하여 현단계의 관측 값을 fitting함에 의해 현단계의 자료 값을 재구축한다. 미관측의 경우 시계열 경향의 다항모형에 의한 예측 값을 사용한다. 동적합성에 의해 재구축된 영상을 사용하여 수정 비등방성 확산복구에 의해 기대강도 영상(mean-intensity image)을 추정하고 adaptive 다항모형 예측에서 다음 단계를 위한 각 화소 별로 시계열 경향의 다항모형 계수를 갱신한다. 시계열 영상구조의 시간적 요소와 공간적 요소를 동시에 고려한 모형을 사용하는 것이 매우 복잡하여 광범위한 지역으로부터 수집되는 실제의 원격탐사 자료에 대해서는 비효율적일 수 있으므로 adaptive 재구축 시스템은 시간적 요소와 공간적 요소를 분리하여 취급할 수 있는 다단계 feedback시스템을 사용하고 있다. 즉 확산복구 단계에서 공간적 요소, adaptive 예측 단계에서 시간적 요소에 대한 영상처리를 한다. 본 연구는 수정 비등방성 확산복구에서 GRF(Gibbs Random field)(Georgii, 1979)를 수치영상 구조의 공간적 종속성(spatial dependency)을 나타내기 위해 사용하였고 adaptive 예측에서는 최근 관측치에 나타나는 관측지역의 시계열상의 지역적 특성을 시계열 경향에 강조하기 위해 지수가중치 다항모형(exponentially-weighted polynomial model)을 사용하고 있다. 그리고 adaptive 예측 단계에서 추정된 각 화소의 다항모형은 관측지역의 물리적 특성과 관련된 기대특징(mean signature)에 대한 각 해당지역의 시계열상의 지역적 경향을 대표하므로 추정된 다항모형의 일차 미분 값인 gradient를 관측시점에서의 관측지역의 특성 변화율에 대한 측정치로 사용할 수 있다.

본 연구에서는 한반도에 대해서 NOAA 위성으로부터 1999년부터 2000년까지 수집된 1.1km × 1.1km 크기의 AVHRR 자료의 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 영상시리즈를 동적합성에 의해 이들 간격의 합성시간을 사용하여 재구

축하였고 gradient 시계열 영상을 사용하여 한반도 NDVI의 시계열 변화지도를 구축하였다.

## 2. 영상모형

원격탐사 자료에서 관측되어지는 대부분 물리적 과정(physical processes)은 긴 기간에 걸쳐 그들의 특성변화에 체계적인 시계열상의 경향을 나타내고 있다. 이러한 체계적 경향은 관측지역의 물리적 고유특성을 대표하는 기대강도 과정(mean-intensity process)에서 더욱 분명하다. 본 연구에서 기대강도 과정의 시계열상 변화는 시간의 다항함수에 의해 모형화 되어진다.  $X_t$ 와  $\mu_t$ 를 각각 시간  $t$ 에서 관측강도와 기대강도 영상을 대표하는 벡터 변수라고 하면  $n$ 개 화소의 영상과정은 다음과 같이 모형화 할 수 있다:

$$X_t = \mu_t + e_t \quad (1)$$

$$\mu_t = \{ \mu_{t,i} \mid \mu_{t,i} = \sum_{k=0}^p a_{i,k} t^k, i \in I_n \}$$

식 (1)에서  $I_n = \{1, 2, \dots, n\}$ 은 화소색인 집합이고  $e_t$ 는 기대값이 영인 Gaussian random noise이며,  $p$ 는 주어진 다항모형의 차수이다.

대부분 지표면의 특성은 공간적으로 서서히 변화하는 지역적 연속성을 갖는다, 즉 서로 이웃하고 있는 지역들의 특성은 서로 같은 특성을 가질 확률이 크다. 본 연구에서는 이러한 서로 이웃하고 있는 지역간의 공간적 종속성을 영상과정에 포함시키기 위해 기대강도 과정에서 GRF의 하나의 특수한 형태를 사용하고 있다. 사용된 GRF의 에너지 함수는 연관된 clique에 속하는 화소 쌍의 강도 값에만 의존하는 “pair potentials”의 항목으로 표현되어지고, 이러한 pair potentials는 화소 쌍의



Fig. 2. Second order pair-clique system.

기대강도 사이의 2차 거리(quadratic distance)의 함수로 정의 되어진다. 즉 pair potentials의 에너지 함수는

$$E_p(\mu) = \sum_{(i,j) \in C_p} \alpha_{ij}(\mu_i - \mu_j)^2. \quad (2)$$

식 (2)에서  $C_p$ 는 pair-clique 시스템을 나타내고 (Fig. 2. 참조), 그리고  $\alpha_{ij}$ 는  $i$ 번째와  $j$ 번째의 화소 간의 "bonding strength"를 나타내는 비음(non-negative) 계수이다.

### 3. 비등방성 확산복구

기대강도  $\mu$ 의 확률구조로 사용되는 GRF의 식 (2)의 에너지함수  $E_p(\mu)$ 는 다음과 같이 표현되어진다:

$$E_p(\mu) = \mu' A \mu. \quad (3)$$

식 (3)에서  $A = \{A_{ij}, i, j \in I_n\}$ 는 다음과 같은 요소를 가지는 bonding strength의 행렬이다:

$$A_{ij} = \begin{cases} \sum_{k \in R_i} \alpha_{ik}, & \text{if } j = i \\ -\alpha_{ij}, & \text{if } j \in R_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

식 (4)에서  $\alpha_{jk} = \alpha_{kj}$ 이고  $R_i$ 는  $i$ 번째 화소의 이웃 지역의 색인집합이다.

기대강도가 식 (3)의 에너지 함수의 GRF의 확률구조를 가진다면 point-Jacobian iteration법(Varga, 1962)을 사용하여 최대사후기준(maximum a posteriori criterion)에 의한 기대강도 영상을 반복적으로 추정할 수 있다(Lee, 1990):

$$x_i^h = D_{ii}^{-1} (\sigma_i^{-2} - \sum_{j \in R_i} S_{ij} x_j^{h-1}), \forall i \in I_n. \quad (5)$$

식 (5)에서

$$D_{ii} = \sigma_i^{-2} + A_{ii} \\ S_{ii} = 0 \text{ and } S_{ij} = A_{ij} \text{ for } i \neq j.$$

식 (5)의 반복식은 다음과 같은 조건에서 유일해(unique solution)로 수렴한다:

$$D_{ii}^{-1} \sum_{j \in R_i} |S_{ij}| < 1, \forall i \in I_n. \quad (6)$$

식 (4)의 bonding strength의 행렬은 식(6)의 수렴 조건을 만족시킨다. 그러나 대부분의 실제 적용의 경우 bonding strength 계수를 알 수 없다. 본 연구에서는 계수를 추정하기 위하여 각 반복단계에서 adaptive하게 계수를 선택하는 비등방성 확산 기법(Perona and Malik, 1990)을 이용한다. 계수  $\alpha_{ij}$ 는 매 반복단계에서 bright ness gradient의 함수로서 갱신되어진다:

$$\alpha_{ij}^h = g(|\nabla_{ij} X_{ij}^h|) = g(|x_i^h - x_j^h|). \quad (7)$$

식 (7)에서 bright ness gradient의 함수  $g(\bullet)$ 은 다음과 같은 형태를 갖는다:

$$g(\nabla X) = \exp\left[-\left(\frac{|\nabla X|}{K}\right)^2\right] \text{ or } g(\nabla X) = \frac{1}{\dots} \quad (8)$$

식 (8)에서  $K$ 는 반복과정동안 지속되어야 하는 불연속성(discontinuities)의 크기를 결정하는 주어진 상수이다.

### 4. Adaptive 다항모형 예측과 동적합성

만약 기대강도과정이 단지 입력신호 의존적(signal-dependent), 각 화소에 대해 개별적으로 기대강도변수를 고려할 수 있다. 실제 시계열 연속자료  $\{\mu_t, \tau = \tau_0, \tau_1, \dots, \tau_k\}$ 와 지수가중치  $0 < \lambda \leq 1$ 가 주어진다면, 지수가중치 최소오류자승법(exponentially weighted least error squares) (Neter and Wassermann, 1974)에 의거하여 연속적으로 다항모형 계수가 갱신된다:

$k \geq p$  경우

$$[\hat{a}_0(t_k), \hat{a}_1(t_k), \dots, \hat{a}_p(t_k)]' = \begin{bmatrix} \phi_0(t_k) & \dots & \phi_p(t_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_p(t_k) & \dots & \phi_p(t_k) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \varphi_0(t_k) \\ \vdots \\ \varphi_p(t_k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$k \geq 0$  경우

$$\phi_j(t_k) = \lambda^{t_k - t_{k-1}} \phi_j(t_{k-1}) + t_k^j, j = 0, \dots, 2p. \\ \varphi_j(t_k) = \lambda^{t_k - t_{k-1}} \varphi_j(t_{k-1}) + t_k^j \mu_{t_k}, j = 0, \dots, p$$

식 (9)에서

$$\phi_j(t-1) = \phi_j(t-1) = 0, \forall j.$$

지수가증치  $\lambda$ 는 시계열 예측에 있어 자료의 최근성에 대한 강조의 크기를 나타낸다.

연속적으로 동일지역으로부터 관측되어지는 영상들에 대해 adaptive 다항모형을 사용한 예측 혹은 fitting값을 사용하는 동적합성과정을 통하여 미관측 혹은 악성자료를 복구할 수 있다. 시간  $t_k$ 에서 fitting에 의한 추정된 화소 값은

$$\tilde{x}_k = \sum_{i=0}^p \tilde{a}_i(t_k) t_k^i. \quad (10)$$

식 (10)의  $[\tilde{a}_0(t_k), \tilde{a}_1(t_k), \dots, \tilde{a}_p(t_k)]$ 은  $\phi$ 와  $\varphi$ 를 식 (9)에서  $\tilde{\phi}$ 와  $\tilde{\varphi}$ 를 대치하여 계산한다:

$$\begin{aligned} \tilde{\phi}_j(t_k) &= \tilde{\lambda}_{t_k} \phi_j(t_{k-1}) + t_k^j \\ \tilde{\varphi}_j(t_k) &= \tilde{\lambda}_{t_k} \varphi_j(t_{k-1}) + t_k^j y_k \end{aligned} \quad (11)$$

식 (11)에서  $y_k$ 는 현재 관측자료를 나타내며  $\tilde{\lambda}_{t_k}$ 은 현재 자료의 상태에 따라 정해지는 합성지수이다. 합성지수는 현재 관측 값에 포함된 정보와 과거의 자료에 나타난 시계열 경향 사이의 추정 값을 위한 비중을 나타낸다. 합성지수는 양호한 관측자료에 대해서는 상대적으로 적은 값을 가지도록 하고 과거의 시계열 경향과 일관성을 유지하기 위해서는 1에 가까운 값을 선택한다. 미관측 자료의 경우 합성지수는 1의 값을 갖는다.

## 5. 실험결과

NOAA 극궤도 위성에 탑재된 AVHRR 감지 시스템으로부터 수집되는 5 밴드의 다중분광(multispectral) 자료와 육지의 식생과의 관계에 대한 분석은 매우 성공적이었으며 적절한 공간해상도와 높은 시간해상도를 가지는 지상의 영상을 생성하는 AVHRR 감지기는 지표면의 식생 관측수단으로서 중요한 역할을 하고있다. 다중분광 자료의 식생 연구에 있어 외부적 요소에 의한 변이를 최소화하기 위해 관측치를 여러 형태의 식생지수로 변환하여 사용한다. 가장 보편적인 식생지수는

AVHRR의 두 번째 밴드 값과 첫 번째 밴드 값의 차이를 그들의 합의 값으로 나눈 값인 NDVI이다. 본 연구에서는 1999년부터 2000년까지 한반도에 대해 수집된 1.1km×1.1km 의 AVHRR 영상자료로부터 구해진 NDVI 시계열시리즈를 동적합성에 의해 이틀 간격의 합성기간을 사용하여 재구축하였다. 원래 관측 영상시리즈는 많은 부분이 미관측 혹은 악성 정보만을 갖고 있으므로 어느 기간 동안은 동적합성의 재구축을 위하여 충분한 정보를 제공하지 못한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 동적합성 전에 이틀간의 관측된 NDVI값중에서 가장 큰 값을 이틀간격의 관측시간단위를 대표하는 값으로 선택하는 정적합성(static compositing) (Holben, 1986)을 수행한 후 동적합성을 이틀간격의 정적합성된 영상시리즈에 대해 적용하였다. Fig. 3은 1999년도의 관측 영상들에 대해서 정적합성(왼쪽)과 동적합성(오른쪽)된 영상의 예를 보여주고 있고, Fig. 4는 한반도의 9개의 지점에서 관측 값과 복구된 값의 비교를 보여주고 있다. Fig. 5의 gradient 영상자료는 1999년 5월에 식생의 지역적 변화정도를 나타내고 있으며 급격한 변화가 일어나고 있는 지역은 붉은 색(증가)과 푸른 색(감소)을 갖는다. 이 그림을 통하여 한반도에서의 5월의 식생의 증가는 북쪽보다 남쪽에서 동쪽보다는 서쪽에서 급격한 변화가 일찍 그치고 있음을 알 수 있다

## 6. 결론

연속적으로 상대적으로 짧은 간격으로 관측된 시계열 원격탐사 자료는 관측환경의 악화와 감지 시스템의 기계적 고장과 같은 관측 장애요인에 의해 많은 미관측 및 악성 자료를 가지게 된다. 본 연구는 미관측 및 악성자료를 복구하는 기법으로 관측자료의 시계열 경향을 반영하여 합성하는 동적합성 기법을 제안하고 있다. 이 동적합성 기법은 관측대상의 시계열적 변화특성과 공간적 연속 특성을 근거로 하는 adaptive 재구축을 이용하고

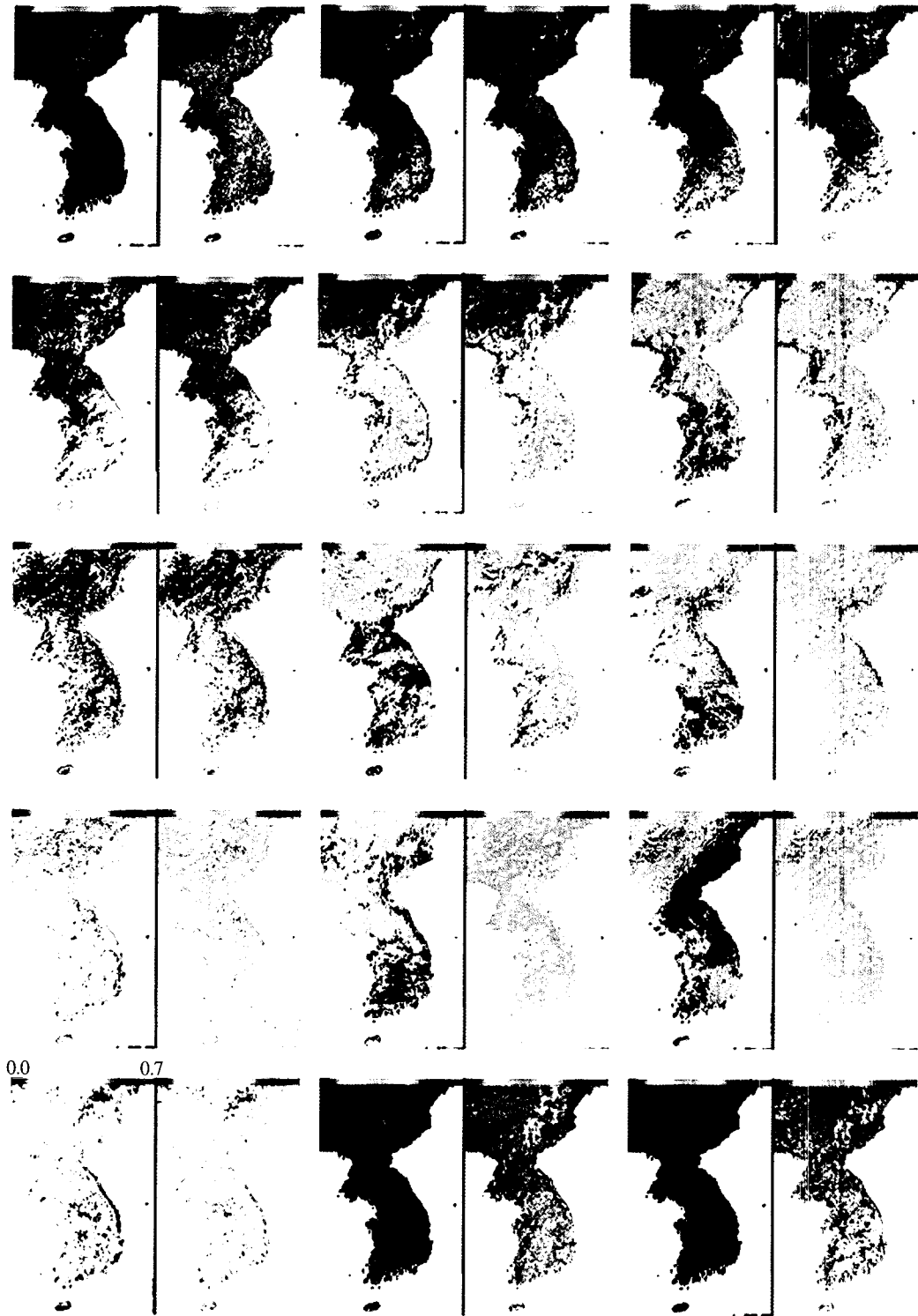


Fig. 3. NDVI image series of Korean Peninsula by static and dynamic compositing with 20-day interval from March, 1999.

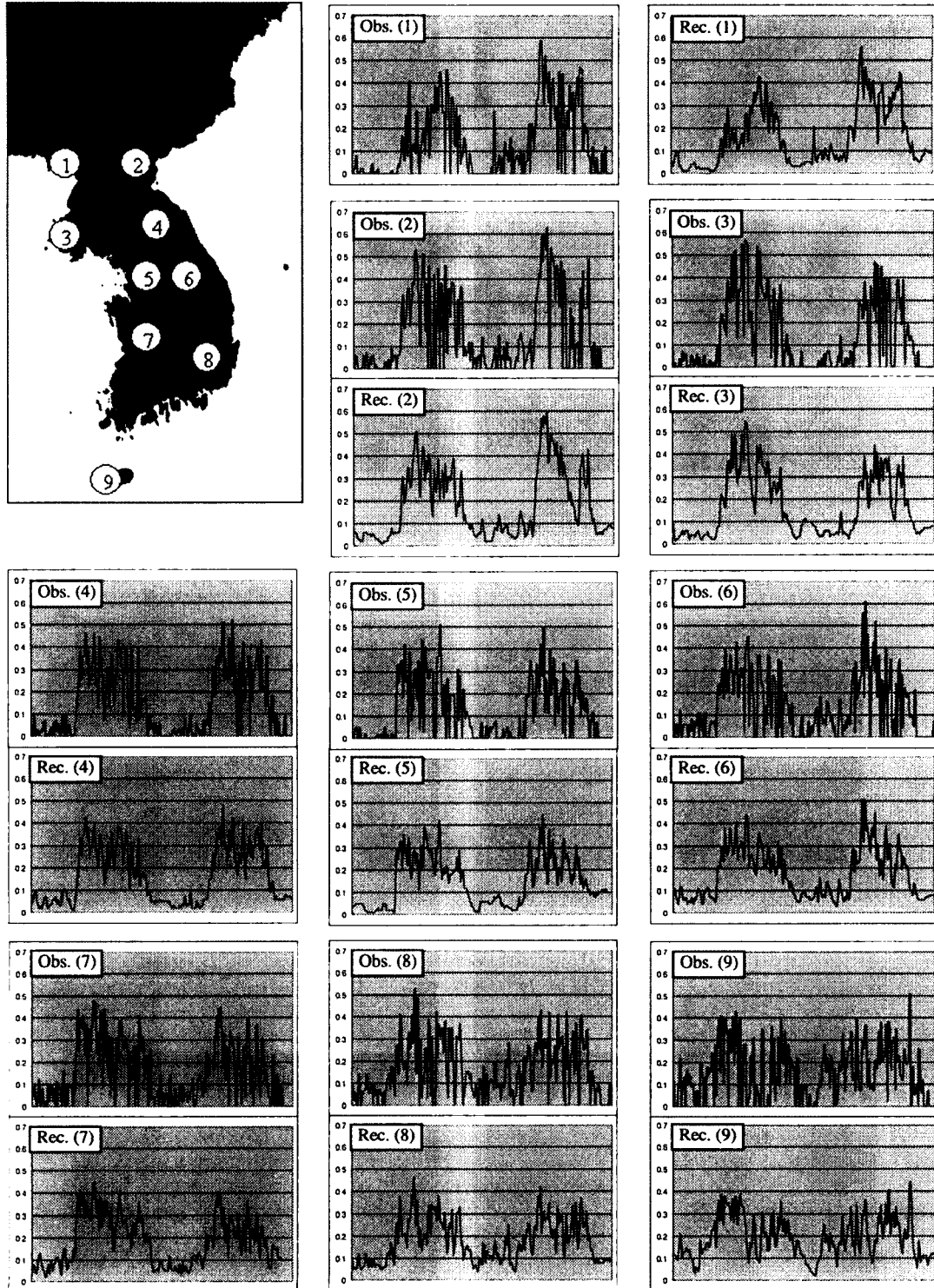


Fig. 4. Observed and reconstructe data values of 9 point area in Korean peninsula.

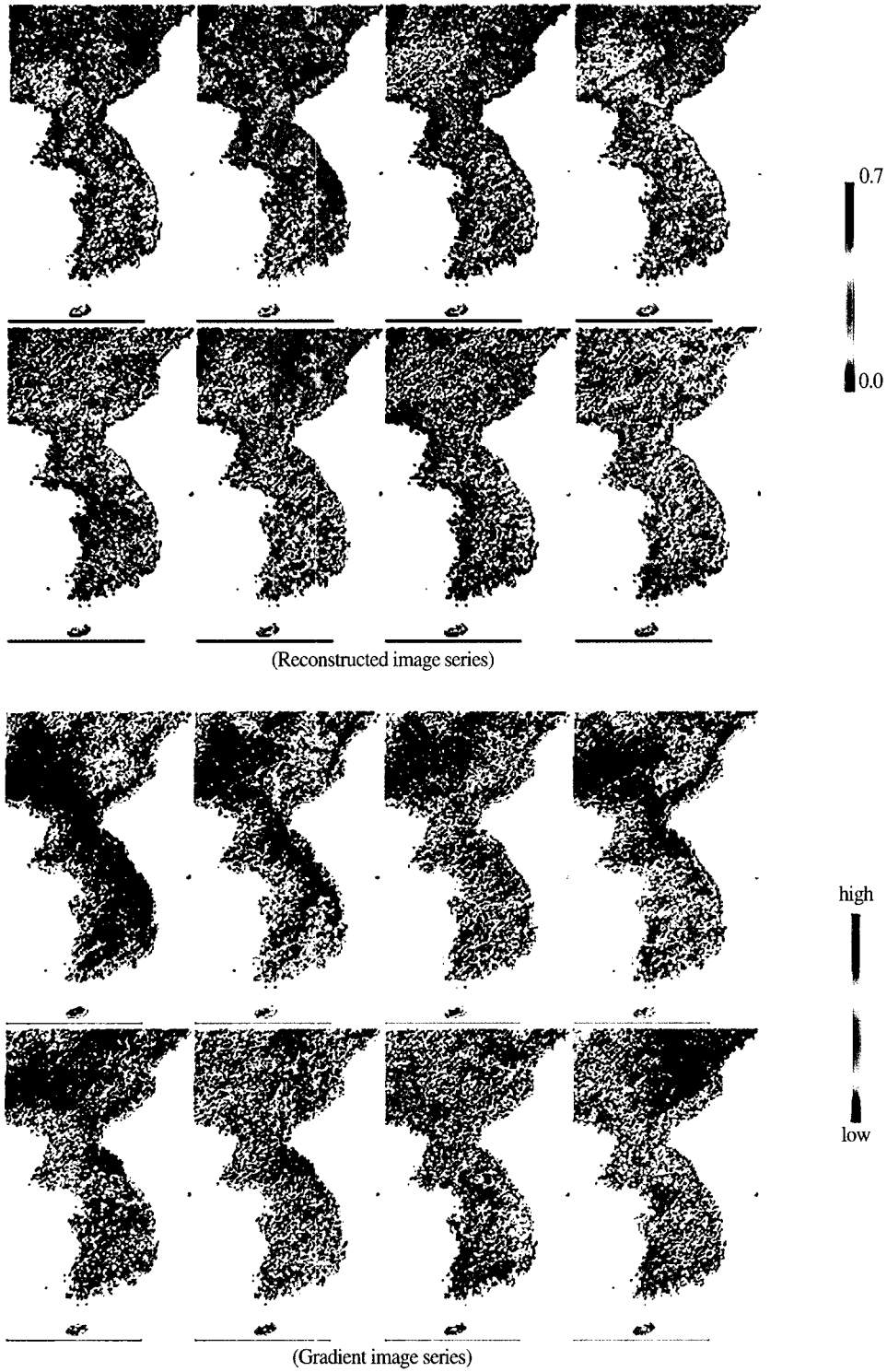


Fig. 5. Reconstructed and gradient image series with 4-day interval from the early of May, 1999 for one month



있다. 재구축 시스템은 시계열적 변화특성을 나타내기 위해 시간의 다항 모형을 사용하고 있으며 공간적 연속성은 GRF에 의해 모형화 되었다. 이러한 영상 자료의 시간과 공간적 특성을 고려한 재구축은 다단계 feedback 시스템에 의해 adaptive 하게 이루어 진다.

2년간의 NOAA AVHRR의 NDVI자료의 재구축에 적용되었고 이러한 한반도 관측 원격탐사 자료의 적용결과는 제안된 동적합성기법의 효과성을 보여 주고 있으며 gradient 영상자료는 관측시점에서의 변화를 나타내고 있으며 시계열 변화형태를 분석하기 위해 매우 유용하다. 영상의 동적합성에서 지수가중치의 선택에 따라 변화의 시간적 지연성 정도를 달리할 수 있다. 즉, 관측 대상의 단기간 시계열적 변화 특성에 대해서는 상대적으로 낮은 지수가중치를 사용하고 장기간 변화특성에 대해서는 1에 가까운 지수 가중치를 사용하여야 한다.

결론적으로 미관측 혹은 악성자료에 의해 분석이 어려운 시계열 영상 시리즈에 대해 제안된 동적합성 기법은 일반적으로 긴 시간적 간격으로 합성 영상을 생성하는 정적 합성 기법과 달리 임의적인 짧은 시간 간격의 합성 영상들을 생성 할 수 있다. 그러므로 짧은 시간 간격으로 관측되는 연속 영상들에 대한 효율적인 시계열 분석을 가능하게 한다.

## 사 사

본 연구는 경원대학교의 교내연구비 지원사업과 과학기술부 국제공동연구과제의 일환으로 수행되었으며 본 연구의 자료를 제공해주신 기상연구소 서애숙 박사님께 감사드립니다.

## 참고문헌

- Georgii, H.O., 1979. *Canonical Gibbs Measure*, Springer-Verlag.
- Lee, S., 1990. *An Unsupervised Hierarchical Clustering Image Segmentation and an Adaptive Image Reconstruction System for Remote Sensing*, Thesis, Univ. of Texas, Austin.
- 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., 1997. On-line system for monitoring and forecasting earth surface changes using sequences of remotely-sensed imagery, *Proc. IGARSS '97*, II:661-663.
- Varga, R.S, 1962. *Matrix Iterative Analysis*, Prentice-Hall Inc.
- Perona, P. and J. Malik, 1990. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12: 629-639.
- Neter, J. and W. Wassermann, 1974. *Applied Linear Statistical Models*, Richard D. Irwin, Inc.
- Holben, B.N., 1986. Characteristics of maximum value composite image from temporal AVHRR data, *Int. J. Remote Sens.*, 7:1417-1434.