

GRF기반이방성 분산 복원에 의한 분류 결과 향상

이 상 훈

경원대학교 산업공학과

경기도 성남시 수정구 복정동 산 65

Improvement in Image Classification by GRF-based Anisotropic Diffusion Restoration

Sang-Hoon Lee

Department of Industrial Engineering, Kyungwon University

San 65 Bokjeong-dong Sujeong-gu, Seongnam-si, Kyunggido 461-701, Korea

email:shl@kyungwon.ac.kr Tel.: +8231-750-5368

Abstract: This study proposed an anisotropic diffusion restoration for image classification. The anisotropic diffusion restoration uses a probabilistic model based on Markov random field, which represents geographical connectedness existing in many remotely sensed images, and restores them through an iterative diffusion processing. In every iteration, the bonding-strength coefficient associated with the spatial connectedness is adaptively estimated as a function of brightness gradient. This study made experiments on the satellite images remotely sensed on the Korean peninsula. The experimental results show that the proposed approach is also very effective on image classification in remote sensing.

요약: 본 연구는 원격탐사 영상분류 과정에 이방성 분산 복원의 적용을 제안하고 있다. 수정 이방성 분산 복원은 많은 원격탐사 영상에 나타나는 지리적 연결성을 대표하는 Markov random field에 기반한 확률적 모형을 사용하고 있고 반복적인 확산과정을 통해 영상복원을 수행한다. 제안 확산과정은 지리적 연결성과 연관된 응집력 계수를 위하여 brightness gradient의 함수를 사용하며 매 반복단계마다 adaptive하게 추정한다. 한반도의 위성 원격탐사 자료에 대한 실험을 실시하였고 제안된 수정 이방성 분산 복원의 적용은 실제 관측 자료에도 매우 효과적임을 알 수 있었다.

1. 서론

지구환경 연구를 위한 많은 원격탐사 영상의 scene에서 동일 특성의 토지사용 구획(patch)들은 지역적 연속성을 갖고 있다. 이 사실에 근거하여 서로 이웃하고 있는 지역들은 비슷한 혹은 동일한 강도(intensity) 값을 가질 확률이 크다. 그러므로 원격탐사 영상 자료를 이용한 토지사용 분류에서 지역적 연속성을 고려하는 것은 중요하다. 지역적 연속성을 고려하기 위해 영상분류 과정은 수치 영상(digital image)의 공간적 특성과 관련된 문맥정보(contextual information)를 사용한다. 그러나 영상분류 과정에서 문맥 정보를 사용하는 것은 계산상 복잡성을 요구하므로 일반적으로 광범위한 지역에 대한 관측 자료인 큰 크기의 원격탐사 영상을 위해서 문맥정보를 사용하는 영상분류는 비효율적일 수 있다. 본 연구에서는 큰 크기의 원격탐사 영상을 효율적으로 분류하기 위해서 수정 이방성분산(MAID: Modified Anisotropic Diffusion) 영상복원 후 비문맥 영상분류 기법을 적용할 것을 제안하고 있다.

원격탐사 영상자료는 일반적인 원인에 의한 noise 외에도 관측과 전송 중 주로 기계적 문제와 대기영향으로 발생한 noise에 의해 오염될 수 있다. 이러한 이유 때문에 위성영상 감지기에 의해 탐지된 수치 영상들이 원래의 지구표면 상황을 나타내기에는 완전하지 않은 경우 좀 더 정확한 정보를 얻기 위해서는 영상복원 과정을 필요로 한다. 본 연구에서 제안된 영상복원은 서로 이웃하고 있는 지역간의 공간적 종속성을 영상과정에 포함시키기 위해 GRF의 하나의 특수한 형태를 사용하고 있으며 이방성 분산(Perona and Malik, 1990)을 통하여 반복적으로 영상을 복원한다. 본 연구에서는 복원된 영상에 대해 비문맥 유사계수를 사용하는 다중단계 계층군집 무감독 분류법(이상훈, 2003)을 적용하여 영상분류를 수행하였다.

2. 수정 이방성분산 영상 복원

영상과정은 각각 관측강도와 원래강도(복원하고자하는 강도)와 관련된 두개의 continuous random field를 결합한 형태가 가정되어 진다. 이러한 복합 stochastic 모형의 영상과정에 대해서 최적의 영상 복원을 결정하는 목적함수는 Bayesian 이론에 근거하여 구성된다. Bayesian 기법은 관측영상 \mathbf{X} 가 주어진다면 원래강도 영상 μ 에 대한 사후확률 분포의 mode로부터 최대 사후추정치(maximum a posteriori: MAP)를 발견하는 것으로서 다음의 log penalty 함수를 최대화하는 것과 일치한다:

$$\ell_{PN} = \log P(\mathbf{X} | \mu) + \log P(\mu). \quad (1)$$

오른 쪽의 두 번째 항목은 μ 의 특성에 대한 사전 정보를 나타낸다. 본 연구에서는 영상복원을 위한 공간적 연속성을 확률적으로 계량화하기 위하여, 즉 μ 에 관한 사전 정보를 제공하는 하나의 형식으로 MRF모형을 사용한다.

Hammersley-Clifford 이론(Kindermann and Snell, 1982)의 결과로서 나타난 MRF와 GRF의 동일화에 의거하여 lattice-like 물리적 시스템에 대한 하나의 에너지함수에 대한 지정은 분자간의 상호작용을 모형화하기 위해 사용되어진 Gibbs measure를 결정하는 것이고 또한 이러한 지정은 MRF를 결정하는 것이다.

총 화소수가 n 인 주어진 영상의 화소 색인집합을 I_n 이라 할 때 R_i 가 i 번째 화소의 이웃들의 색인집합이라 하면 $R = \{R_i, i \in I_n\}$ 이 I_n 의 neighborhood 시스템이다. 그러면 graph $\{I_n, R\}$ 의 clique c 는 c 에 속하는 서로 다른 모든 화소쌍이 서로 이웃이 되는 I_n 의 소집합(subset)이고 C 는 모든 clique의 집합이라면 μ 에 대한 graph $\{I_n, R\}$ 와 연관된 GRF는 다음과

같이 정의 된다:

$$P(\boldsymbol{\mu}) = z^{-1} \exp\{-E(\boldsymbol{\mu})\} \quad (2)$$

$$E(\boldsymbol{\mu}) = \sum_{c \in C} V_c(\boldsymbol{\mu})$$

z : 표준화 상수(normalizing constant)

V_c : 잠재 함수(potential function)

$\boldsymbol{\mu}$ 와 c 에만 단지 그의 값이 의존하는 잠재 함수 V_c 와 clique 시스템 C 에 대한 상술(specification)로 지역 클래스 모형을 위한 Gibbs measure를 공식화하기 충분하다. 본 연구에서 pair-potential 함수(Georgii, 1979)의 항목으로 만 표현되어 지는 에너지함수를 가진 하나의 특별한 형식의 GRF을 사용한다. pair-potential 함수 $\{V_p(r,s) | (r,s) \subset I_n\}$ 는 C_p 를 pair-clique 시스템이라 할 때 $V_p(r,s) = V_p(s,r)$ 이고 만약 $r = s$ 이거나 $(r,s) \notin C_p$ 이라면 $V_p(r,s) = 0$ 인 대칭함수 균이다.

이웃하고 있는 화소들은 서로 비슷한 강도를 가질 확률이 높다고 가정하는 것이 당연하다. 이러한 가정아래 이웃하고 있는 화소들 간의 원래 강도차이의 함수인 pair-potential 함수는 영상과정에서 공간적 연속성을 계량화 할 수 있다. 그러므로 MRF의 에너지함수는 영상복원을 위하여 원래강도 과정의 확률구조를 정의하기 위해 $\boldsymbol{\mu}$ 의 2차 함수의 항목으로 상술되어질 수 있다: 만약 $[\mathbf{v}]^2$ 이 벡터 \mathbf{v} 의 각 요소의 자승 값이라면

$$E_p(\boldsymbol{\mu}) = \sum_{(r,s) \in C_p} \alpha'_{rs} [\mu_r - \mu_s]^2 \quad (3)$$

μ_r : r 번째 화소의 원래강도 벡터

$\alpha_{rs} = \alpha_{sr}$: r 번째와 s 번째 화소간의 응집력(bonding strength)을 나타내는 비음(non-negative) 계수

다중분광 밴드 분석에서 공간적 종속성은 일반적으로 분광밴드별로 독립적으로 작용한다는 가정을 가진다. 이러한 가정아래 공간적 종속성에 근거한 본 연구에서 제안된 영상복원은 분광밴드별로 개별적으로 수행한다. 원래강도 $\boldsymbol{\mu}$ 의 확률구조로 사용되는 GRF의 식(3)의 에너지함수는 단일밴드에 대해서 다음과 같이 표현되어 진다:

$$E_p(\boldsymbol{\mu}) = \boldsymbol{\mu}' \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} \quad (4)$$

위의 식에서 $\mathbf{A} = \{A_{ij}, i, j \in I_n\}$ 는 다음과 같은 요소를 가지는 응집력 계수의 행렬이다:

$$A_{ij} = \begin{cases} \sum_{k \in R_i} \alpha_{ik}, & \text{if } j = i \\ -\alpha_{ij}, & \text{if } j \in R_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

가산 가우시안(additive Gaussian) 영상모형의 가정아래 관측강도 \mathbf{X} 의 조건하에 원래 강도 $\boldsymbol{\mu}$ 의 사후확률은 random noise 분산행렬 $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diagonal}\{\sigma_i^2, i \in I_n\}$ 이 주어진다면

$$f(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X}) = (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) + \boldsymbol{\mu}' \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} \quad (6)$$

그리고 식 (6)으로부터 log-likelihood 방정식 시스템은

$$\boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}) - \mathbf{A} \boldsymbol{\mu} = \mathbf{0} \quad (7)$$

식 (7)의 방정식 시스템은 다음과 같이 재구성될 수 있다:

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{S} \boldsymbol{\mu} - \mathbf{D} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{X} \quad (8)$$

$$\mathbf{D} = \{D_{ij}, i, j \in I_n | D_{ii} = \sigma_i^{-2} + A_{ii} \text{ and } D_{ij} = 0 \text{ for } i \neq j\}$$

$$\mathbf{S} = \{S_{ij}, i, j \in I_n | S_{ii} = 0 \text{ and } S_{ij} = A_{ij} \text{ for } i \neq j\}$$

원래강도가 식 (4)의 에너지함수의 GRF의 확률구조를 가진다면 point-Jacobian 반복법 (Varga, 1962)을 사용하여 MAP에 의한 원래 강도 영상은 식 (8)로부터 반복적으로 추정될 수 있다: i 번째 화소의 관측값과 h 번째 단계에서 복원값을 x_i 와 \hat{x}_i^h 라하고 $\hat{x}_i^0 = x_i$ 이면

$$\hat{x}_i^h = D_{ii}^{-1} \left(\sigma_i^{-2} - \sum_{j \in R_j} S_{ij} \hat{x}_j^{h-1} \right), \forall i \in I_n \quad (9)$$

식 (9)의 반복식은 다음과 같은 조건에서 유일해(unique solution)로 수렴한다.

$$D_{ii}^{-1} \sum_{j \in R_j} S_{ij} < 1, \forall i \in I_n \quad (10)$$

식 (5)의 응집력 계수의 행렬은 위의 수렴 조건을 만족시킨다. 그러나 대부분의 실제 적용의 경우 응집력 계수를 알 수 없다. 그러므로 본 연구에서는 계수를 추정하기 위하여 각 반복단계에서 adaptive하게 계수를 선택하는 이방성 확산 기법을 이용한다. 계수 α_{rs} 는 매 반복단계에서 brightness gradient의 함수로서 갱신되어 진다:

$$\alpha_{rs} = \exp \left[- \frac{(x_r - x_s)^2}{K} \right] \quad (11)$$

확산과정의 “온도”(temperature) 상수로 알려진 식 (11)에서 K 는 반복과정동안 지속되어야 하는 불연속성(discontinuities)의 크기를 결정하는 주어진 상수이며 이 값의 크기의 정도는 추정된 영상의 smoothing 정도를 결정짓는다. 일반적으로 온도 상수는 확산과정이 진행됨에 따라 감소되도록 설정된다. 초기단계의 높은 온도는 확산의 범위를 확장시켜 화소의 복원 값이 넓은 지역의 이웃들로부터 영향을 받게 하며 후기단계에서는 온도를 낮추어 확산을 국지화하여 단지 근접하고 있는 비슷한 수준의 이웃간에 같은 수준

을 가지도록 화소의 복원 값을 추정한다.

3. 실험 결과

본 실험에서는 경기도 용인/능평 지역 (지상 좌표: 127:07:30, 37:22:30, 127:15:00, 37:15:00)으로부터 2000년 9월 4일 관측된 LANDSAT ETM+에 대해서 영상복원 없이 영상분류를 수행한 결과와 MAID를 적용한 후 영상분류를 수행한 결과를 비교하였다. 이 분석에서는 토지피복의 추출을 위하여 가장 효과적이라고 일반적으로 알려진 green, red, NIR의 3개 밴드로 구성된 영상자료에 대해 영상분류를 수행하였다. Fig. 1은 관측된 3 밴드 자료의 회색조 영상 그리고 4개 클래스로 구성된 관측 자료의 분류 영상과 MAID 복원 자료의 분류 영상을 보여주고 있다. MAID 복원은 2500의 초기 온도와 2의 온도감소 계수를 사용하였다. 두 분류 결과를 살펴보면 MAID 복원 자료의 분류 영상이 대체적으로 분석지역의 토지사용 구분을 더 명확하게 하여 주고 작은 크기의 토지사용 구획에 대해서도 더욱 정확한 분류를 하고 있다. Fig. 2은 실험 지역의 중앙부분에 위치하고 있는 골프장 지역의 분류 영상이다. 이 소지역의 확대 분류 결과는 MAID 적용이 분류의 정확성을 증가시키는 매우 효과적인 접근법임을 알 수 있다.

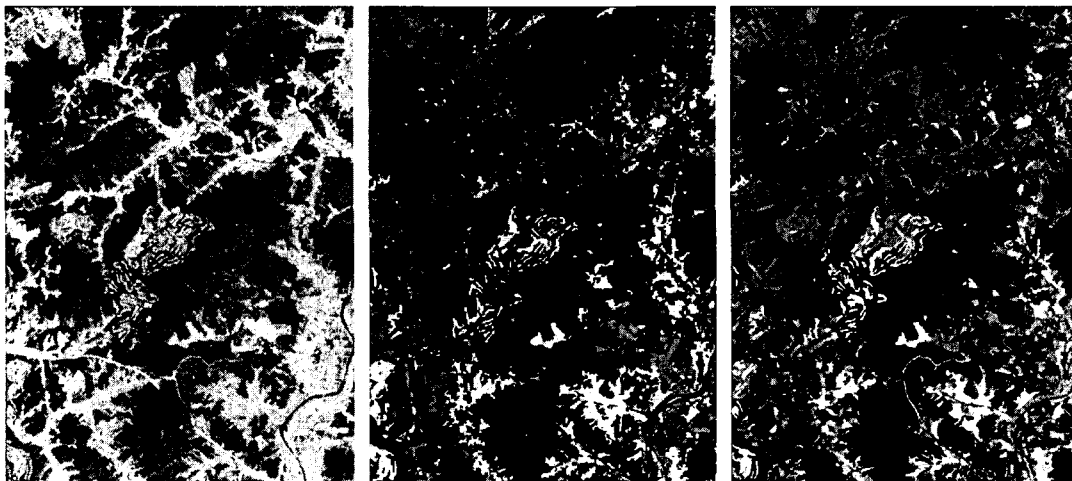
서울 강남지역으로부터 관측된 1m의 공간해상도를 가진 1024×1024크기의 IKONOS 범색 영상에 대하여 실험을 수행하였다. Fig. 3에 정사 보정된 관측 범색영상이 전시되어 있고 또한 분류 결과를 보여주고 있고 Fig. 4는 Fig. 3의 관측영상에 표시된 사각형 지역의 확대된 분류 영상이다. 이러한 결과 역시 앞의 실험의 경우와 마찬가지로 영상분류에서 MAID의 적용에 의한 정확성 향상을 잘 보여주고 있다.

5. 결론

위성 원격탐사 영상에 대한 수정 이방성 분산 복원은 분류 결과를 향상시키는 데 매우 효과적임 보여주고 있다. 그러나 도시지역의 고해상도자료의 경우 관측 영상으로부터 많은 시각적 정보를 얻을 수 있음에도 불구하고, 제안된 영상복원 후 분류결과도 도시가 포함하고 있는 복잡한 구조를 정확하게 묘사하고 있지 않다. 이러한 이유는 자동차나 가로수와 같이 자세한 도시 구조를 통계적으로 정확하게 분석하기 위해 1m보다 더욱 세밀한 공간 해상도가 필요하고 범색 영상의 단일 파장대 정보만 가지고는 다양한 물리적 특성이 혼합되어 있는 도시의 구조물을 구별하기 부족하다. 또한 건물의 그림자와 같이 도시 특성상 발생할 수 있는 장애요인이 도시지역에 대한 분석의 어려움을 야기시킨다.

참고문헌

- 이상훈, 2003. 다단계 계층군집 영상분류법을 이용한 토지 피복 분석, 대한원격탐사학회지, 19(2): .
- Kindermann, R. and J. L. Snell, 1982. *Markov Random Fields and Their Application*, Amer. Math. Soc., Providence, R. I.
- Georgii, H. O., 1979. *Canonical Gibbs Measure*, Springer-Verlag, Berlin.
- Perona, P. and J. Malik, 1990. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12: 629-639.
- Varga, R. S., 1962. *Matrix Iterative Analysis*, Prentice-Hall Inc.



Observation

No Diffusion

MAID

Fig. 1. Classification results of LANDSAT ETM+ (3 band: green, red, NIR) observed from Yongin/Knungpyung area with 4 classes.

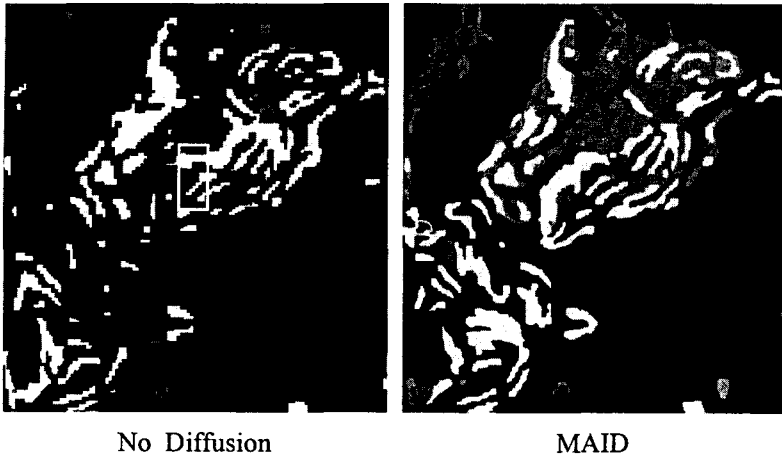


Fig. 2. Classification results of the rectangular area in the observation image of Fig. 1.

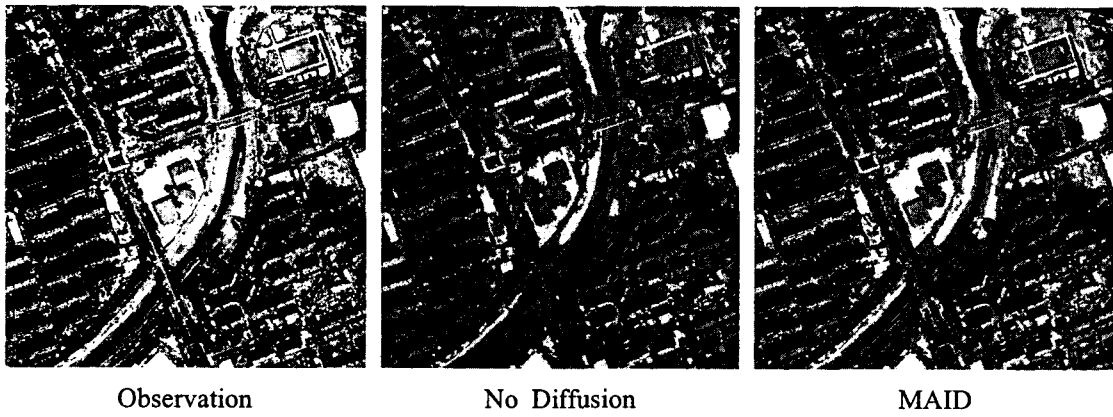


Fig. 3. Classification results of IKONOS panchromatic image observed from Gangnam area with 4 classes ($K_0 = 50$ and $\zeta_K = 2.0$ for MAID).

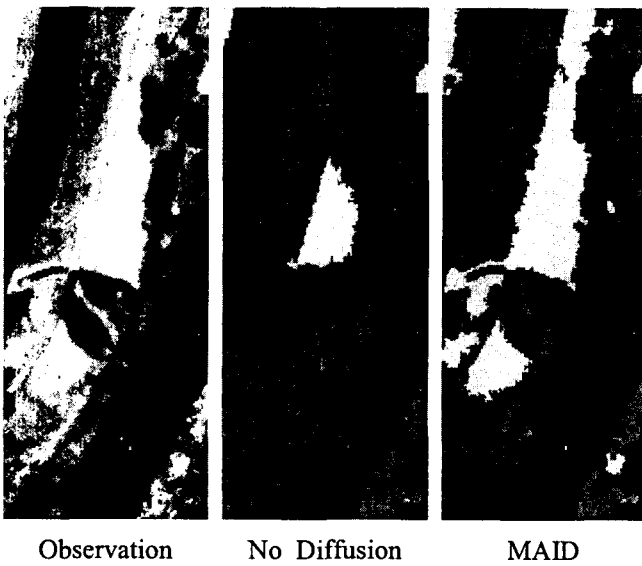


Fig. 4. Classification results of the rectangular area in the observation image of Fig. 9.