

## 고해상도 SAR 영상 Speckle 제거 및 분류

이 상 훈<sup>†</sup>

경원 대학교

### Despeckling and Classification of High Resolution SAR Imagery

Sang-Hoon Lee<sup>†</sup>

Department of Industrial Engineering, KyungWon University, SeongNam, Korea

**Abstract :** Lee(2009) proposed the boundary-adaptive despeckling method using a Bayesian model which is based on the lognormal distribution for image intensity and a Markov random field(MRF) for image texture. This method employs the Point-Jacobian iteration to obtain a *maximum a posteriori*(MAP) estimate of despeckled imagery. The boundary-adaptive algorithm is designed to use less information from more distant neighbors as the pixel is closer to boundary. It can reduce the possibility to involve the pixel values of adjacent region with different characteristics. The boundary-adaptive scheme was comprehensively evaluated using simulation data and the effectiveness of boundary adaption was proved in Lee(2009). This study, as an extension of Lee(2009), has suggested a modified iteration algorithm of MAP estimation to enhance computational efficiency and to combine classification. The experiment of simulation data shows that the boundary-adaption results in yielding clear boundary as well as reducing error in classification. The boundary-adaptive scheme has also been applied to high resolution Terra-SAR data acquired from the west coast of Youngjong-do, and the results imply that it can improve analytical accuracy in SAR application.

**Key Words :** despeckling, Point-Jacobian iteration, boundary-adaptive, Bayesian Model, classification.

**요약 :** Lee(2009)에서 영상 강도를 위해서 lognormal 확률 모형과 영상 texture를 위해서 Markov random field(MRF)에 기반하는 Bayesian 모형을 사용하는 boundary-adaptive despeckling 방법을 제안하였다. 이 방법은 speckle 제거 영상의 최대 사후(*maximum a posteriori*: MAP) 추정치를 구하기 위해서 Point-Jacobian iteration을 이용한다. 인접하고 있는 다른 특성의 지역에 위치한 화소의 값을 사용하는 가능성을 줄이기 위해 Boundary-adaptive algorithm은 경계에 가까울 수록 멀리 떨어진 이웃 화소로부터 정보를 덜 수집하도록 고안된다. 이러한 boundary-adaptive 방법은 전반적으로 simulation 자료를 사용하여 Lee(2009)에서 평가되었고 그리고 제안된 방법의 효험을 증명하였다. 본 연구는 Lee(2009)의 확장 연구로 MAP 추정치를 구하기 반복 algorithm의 계산 효율성을 증가 시키고 noise 제거와 함께 분류를 수행하는 수정 algorithm을 제안한다. Simulation 자료를 사용한 실험을 통해서 boundary-adaption이 분류 오류를 줄여줄 뿐 아니라 더욱 명확한 경계선을 보여준다는 것을 알 수 있다. 또한 영종도

접수일(2009년 10월 10일), 수정일(1차 : 2009년 10월 19일), 게재확정일(2009년 10월 21일).

<sup>†</sup> 교신저자: 이상훈(shl@kyungwon.ac.kr)

서해안에서 관측된 고해상도 Terra-SAR data에 적용한 결과는 boundary-adaption은 SAR 활용에서 분석의 정확성을 개선 시킬 수 있다는 것을 암시한다.

## 1. 서 론

Radar wave coherence에 의한 SAR 영상의 speckle 현상은 원격 탐사의 활용에서 영상 자료의 분석 혹은 해석을 어렵게 한다. SAR 영상의 활용 분야에서 지면으로부터의 backscattering 신호들의 coherence에 의해 결정되는 하나의 현상으로 speckle 정보를 이용하기도 하지만 많은 활용에서는 영상 자료의 품질을 저하시키는 noise로 취급된다. 특히 고해상도 SAR 자료는 지표면의 지형지물에 대해 지역적이고 자세한 정보를 포함하는 영상 구조를 갖고 있다. 이러한 고해상도 자료에 대한 영상 분류의 정확성을 높이기 위해서는 영상에 포함되어 있는 중요한 feature들을 보존한 채 speckle을 제거 혹은 감소 시키는 과정이 필요하다.

신호 강도에 의존적인, 즉 강도가 증가함에 따라 noise의 수준도 증가하는 speckle noise의 제거를 위한 많은 접근법이 개발되었다. 초기의 방법은 local statistics의 linear minimum mean square error에 기반하는 adaptive filter들을 사용하였다. Speckle noise의 제거를 위해 가장 잘 알려진 Lee filter(Lee, 1986), Frost filter(Frost *et al.*, 1982), Kuan filter(Kuan *et al.*, 1985)등이 이러한 adaptive filter들이다. 최근에 개발된 많은 방법들은 anisotropic diffusion 기술을 사용하고 있다. Diffusion algorithm들은 partial differential equation(PDF)를 사용하여 반복적으로 영상을 수정함에 의해서 noise를 제거한다. Edge stopping function을 사용하는 anisotropic diffusion의 공식이 Perona and Malik(1990)에 의해 소개된 후로 PDF 기반 접근 법은 edge를 보존하면서 speckle을 제거하기 위해 많은 방법이 제안되었다. 이러한 방법들 중에 대표적인 것으로는 speckle-reducing anisotropic diffusion filter(Yu *et al.*, 2002), detail-preserving anisotropic diffusion filter(Aja-Fernández and López, 2006) and oriented speckle reducing anisotropic diffusion filter(Krissian *et al.*, 2007)등이 있다.

또한 SAR 자료의 speckle noise의 제거를 위해

Bayesian 모형을 사용하는 MAP 접근법이 Lee(2007a)에 의해 제안되었다. 이 algorithm에서는 영상 관측 강도에 대해서 multiplicative noise 모형의 가정하고 영상이 관측된 scene에 존재하는 texture를 MRF를 사용하여 모형화 한다. Speckle을 가진 영상의 강도 값에 log를 취하면 speckle noise는 근사적으로 Gaussian additive noise가 되며 원래의 강도 분포보다 log 변환된 강도 분포는 더욱 빨리 정규 분포에 수렴한다 (Arsenault and April, 1976)는 사실에 근거하여 SAR 영상의 관측 강도 값을 lognormal 분포 모형으로 가정할 수 있고 MRF는 Geman and Geman(1984)에 의해 영상 처리 과정에 소개된 이래 이웃 간의 공간적 연관성을 계량화하기 위해 가장 많이 사용하는 모형이다. Lee(2007a)의 방법은 lognormal 분포의 관측 강도 process와 MRF로 표현된 texture를 동시에 포함하는 Bayesian 목적 함수를 구성하여 Point-Jacobian iteration(Varga, 1962)에 의해 noise가 제거된 원래 영상 강도 값을 추정한다. Lee(2007b)는 또한 iteration-adaptive Point-Jacobian iteration MAP(IAPJIMAP)을 제안하였다. IAPJIMAP은 종전의 반복 과정에 MAP 추정에 필요한 parameter들을 매 단계 갱신하는 adaptive 과정을 추가한 것이다.

Point-Jacobian iteration에 의한 MAP 추정의 결과는 speckle noise 제거에서 종전의 통상적인 방법들에 비해 괄목할 만한 개선을 보여 주었으나 MRF의 이웃들을 정의하기 위한 창 크기와 이웃 간의 bonding strength를 나타내는 계수 값에 민감하다. 즉 동질성을 가진 내부지역에서는 큰 크기의 이웃 창은 작은 창보다 보다 정확한 추정을 유도하나 서로 다른 특성들의 지역들이 인접하고 있는 경계 지역에서 edge를 보존하기 위해서는 작은 창이 필요하다. Bonding strength도 내부 지역에서 큰 값을 가져야 하고 경계 지역에서는 작은 값이 요구된다. 그러므로 edge나 자세한 feature들을 보존하기 위해서는 작은 창을 사용해야 하고 상대적으로 넓은 내부 지역의 효과적인 noise 제거를 위해서는 큰 창이 필요하다. 이러한 문제점을 완화시키기 위해 Lee(2009)는 noise 제거 대상 화소의 위치에 따라 이웃

창의 크기와 bonding strength를 조절하는 boundary-adaptive Point-Jacobian iteration MAP(BAPJIMAP)을 제안하였다. 서로 다른 특성의 지역 간의 경계에 얼마나 근접해 있느냐를 나타내는 근접 계수를 추정하여 이웃 창의 크기와 bonding strength를 달리 지정해 주는 방법이다. BAPJIMAP은 Lee(2009)에서 simulation study를 통하여 전반적으로 평가 분석되었다. 본 연구는 Lee(2009)의 연장선 상으로 BAPJIMAP의 최적 해에 거의 영향을 끼치지 않고 계산 효율성을 증가시키기 위한 수정된 algorithm과 BAPJIMAP에 분류 과정을 시킨 BAPJIMAP-Classification을 제안하였다. 그리고 speckle noise 제거가 분류의 정확성에 미치는 영향에 대해 simulation 실험을 수행하였고 제안된 방법을 영종도 지역의 고해상도 Terra-SAR 자료에 적용한 결과를 보여준다.

## 2. SAR Speckle 제거를 위한 Bayesian 목적함수

많은 영상 process는 spectral 강도와 texture와 연관된 random field들을 합성한다고 가정한다. 이러한 double compound stochastic process로부터 noise를 가진 영상이 주어진다면 최적의 noise 제거를 위한 목적함수는 Bayes 이론에 의해 구성될 수 있다.  $I_n = \{1, 2, \dots, n\}$ 을  $n$ 개의 화소를 가진 주어진 영상의 화소 색인 집합이라고 하면 noise를 가진 영상  $Y = \{y_i, i \in I_n\}$ 에 대해서 Bayesian MAP 추정은 noise가 없는 영상  $X = \{x_i, i \in I_n\}$ 의 사후 확률의 mode를 발견하는 것이다:

$$\max_{\forall X} \{P(Y|X)P(X)\}. \quad (1)$$

많은 SAR 영상 processing에서 영상 모형은 다음과 같이 가정된다:

$$z_i = v_i \eta_i + \varepsilon_i, i \in I_n \quad (2)$$

where

$\varepsilon_i$  = additive signal-independent noise

$\eta_i$  = multiplicative noise

그러나 영상 processing에서 SAR 관측 값  $z_i$ 에 대한 signal-independent noise  $\varepsilon_i$ 의 기여도는 signal-

dependent noise를 가진  $v_i \eta_i$ 의 값에 비해서 미미하기 때문에 무시되므로 SAR 영상 모형을 단순히 multiplicative noise 모형으로 가정할 수 있다:

$$z_i \cong v_i \eta_i, i \in I_n. \quad (3)$$

위의 multiplicative noise 영상 모형은 일반적 영상 processing에서 speckle 제거 혹은 감소를 위하여 자주 사용되어 왔으며(Dainty, 1984) speckle을 가진 영상의 강도 값에 log를 취하면 speckle의 log 값은 근사적으로 Gaussian additive noise가 되며 원래의 강도 분포보다 log 변환된 강도 분포가 더욱 빨리 정규 분포에 수렴한다(Arsenault and April, 1976). 그러므로 SAR 영상의 multiplicative noise는 lognormal 분포를 가진다고 가정할 수 있으므로  $\{y_i = \log(z_i), i \in I_n\}$ 와  $\{x_i = \log(v_i), i \in I_n\}$ 가 주어진다면 Bayesian MAP 추정을 위하여 다음과 같이 가정할 수 있다:

$$y_i \sim N(x_i, \sigma_i^2) \text{ where } \log(\eta_i) \sim N(0, \sigma_f^2). \quad (4)$$

MRF은 확률적으로 공간적 연관성을 계량화 하여 Bayesian 모형을 위하여 영상 texture에 대한 사전 정보를 제공한다. Lattice-like 물리적 체계에서 분자간의 상호 작용 상태는 Gibbs random field(GRF)에 의해 정의된다. MRF-GRF equivalence (Kindermann and Snell, 1982)로 인해 영상 texture의 MRF는 화소들의 이웃간의 상호 작용을 lattice-like system의 분자간의 상호 작용으로서 Gibbs measure를 사용하여 결정할 수 있다.  $N_i$ 를  $i$ 번째 화소의 이웃 화소들의 색인 집합이라면  $N_n = \{N_i, i \in I_n\}$ 는 영상  $I_n$ 의 이웃 체계이고, graph  $\{I_n, N_n\}$ 의 clique  $c_t$ 는  $I_n$ 의 소집합 ( $c_t \subset I_n$ )으로 같은 clique에 속한 화소들이 t형태의 이웃 구조를 갖는 화소들의 집합이고,  $\{I_n, N_n\}$ 의 clique 체계  $C = \{c_t\}$ 는 서로 다른 형태의 모든 clique들의 집합이다. 그러면 graph  $\{I_n, N_n\}$ 의 GRF는 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned} P(X) &= Z^{-1} \exp\{-E(X)\} \\ E(X) &= \sum_{c \in C} V_c(X) \text{ (energy function)} \end{aligned} \quad (5)$$

where

$Z$  = normalizing constant

$V_c$  = potential function depending only on  $X$  and  $c$

Fig. 1은 일반적으로 영상 processing에서 사용되는 clique 체계를 정의하는 이 차수 이웃 체계의 6 가지 형

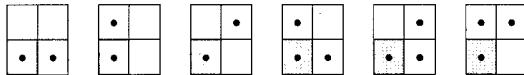


Fig. 1. 6 clique types of neighborhood system of 2nd order.

태들을 보여 준다. Clique 체계  $C$ 와 potential 함수  $V_c$ 를 특정화 함에 의해서 local texture 모형을 위한 Gibbs measure를 공식화 할 수 있다. 본 연구에서는 하나의 화소 쌍으로 구성되는 pair-clique들의 집합 체계  $C_p$ 와 비대칭 potential 함수를 사용하여 texture process의 확률 구조를 위한 GRF의 energy를 정의한다:

$$E_p(X) = \sum_{i \in I_n} \sum_{(i,j) \in C_p} V_{(i,j)}(x_i, x_j). \quad (6)$$

Fig. 1의 처음 세 형태들은 이 차수 이웃 체계에서 하나의 화소 쌍으로 구성되는 pair-clique의 3 가지 형태들에 해당한다. 대칭 potential 함수는 단지 clique 형태에 의존하며 비대칭 potential 함수는 clique의 형태 뿐만 아니라 방향에 따라 달라진다. 예를 들어 식 (6)에서  $i$ 번째와  $j$ 번째 화소 쌍에 대해 대칭이면  $V_{(i,j)} = V_{(j,i)}$ 이고 비대칭이면  $V_{(i,j)} \neq V_{(j,i)}$ 이다. 영상 texture의 확률적 표현을 위해 pair-clique에 속하는 두 화소들의 값의 이차 함수로 potential 함수를 정의할 수 있다:

$$V_{(i,j)}(x_i, x_j) = \beta_{ij}(x_i - x_j)^2 \quad (7)$$

where

$\beta_{ij}$  = bonding strength coefficient of pixels  $i$  and  $j$

위의 potential 함수는 비대칭이므로  $\beta_{ij} \neq \beta_{ji}$ 이다. 식 (7)의 함수에 의한 확률 표현은 강도 값의 유사성에 따라 서로 이웃하고 있는 화소들 사이의 공간적 연관성을 나타낸다.

### 3. Boundary-adaptive Point-Jacobian Iteration에 의한 MAP 추정

SAR의 영상 자료에 대해 lognormal 분포의 multiplicative noise 모형을 가정하고 관측 scene의 texture에 대한 사전적 정보를 제공하는 수단으로 MRF를 사용한다면 식 (1)의 Bayesian 목적 함수는 Point-Jacobian iteration에 의해 풀어 질 수 있다.

Noise가 있는 관측 영상,  $\{y_i = \log(z_i)\}$ 로부터 noise

가 없는 원래 영상,  $\{x_i = \log(v_i)\}$ 의 MAP 추정은 다음의 반복 과정을 통하여 수행된다(Lee, 2007a,b; Lee, 2009):

given an initial estimate,  $\hat{x}_i^0 = y_i$ ,

$$\hat{x}_i^k = \frac{1}{\sigma_i^{-2} + \beta_{ii}} \left( \sigma_i^{-2} y_i + \sum_{j \in W_i^N} \beta_{ij} \hat{x}_j^{k-1} \right) \text{ for } \forall i \in I_n \quad (8)$$

where

$$\beta_{ii} = \sum_{j \in W_i^N} \beta_{ij}$$

$W_i^N$  = clique window corresponding to  $N_i$

위의 반복 과정은 아래와 같은 조건을 만족하므로 유일한 해로 수렴을 한다(Cullen, 1972):

$$\gamma(\mathbf{M}_d^{-1} \mathbf{B}_s) < 1$$

where

$\gamma(\bullet)$  = spectral radius of  $\bullet$

$\mathbf{M}_d$  = diagonal  $\{\sigma_i^{-2} + \beta_{ii}, i \in I_n\}$

$\mathbf{B}_s = \{b_{ij} = \beta_{ij} \mid b_{ii} = 0\}$

그리고 식 (8)의 반복 과정은 다음의 조건을 만족시키면 반복을 멈춘다:

given a threshold  $T_c$  for convergence

$$\max_{i \in I_n} \{ \Delta_i^k = \hat{x}_i^k - \hat{x}_i^{k-1} \} < T_c \quad (10)$$

식 (8)의 clique 창  $W_i^N$ 는  $i$ 번째 화소를 중심으로 하는 정해진 크기의 정사각형의 창에 해당하며 창의 크기가 정해지고 관측 영상  $Y$ 의 분산 값이  $\{\sigma_i^2, i \in I_n\}$ 이 주어 진다면 adaptive PJIMAP은 식 (8)에서의  $\beta$ 값을 각 반복 단계마다 수정된 영상으로부터 구해진 값으로 갱신하면서 반복 과정을 수행한다. PJIMAP의 차수는 clique 창의 크기를 나타내는 차수이다. 즉  $m$ 차수 PJIMAP은  $(2m+1) \times (2m+1)$ 크기의 clique 창을 사용한다. 동질성을 가진 내부지역에서는 clique 창의 크기가 커질수록 보다 정확한 추정을 할 수 있으나 경계 지역에서는 큰 크기의 창은 특성이 다른 인접 지역으로부터 잘못된 정보를 사용하여 왜곡된 결과를 초래한다. 그 러므로 BAPJIMAP은 또한 정해진 크기의 clique 창을 사용하나 중심 화소가 경계 지역에 가까울수록 중심 화소와 이웃 화소 사이의 거리에 반비례하는 bonding strength의 감소율을 증가시키고 내부 지역에서는 매우 완만한 감소율을 사용하도록 고안되었다. 이러한 중심 화소의 위치에 의한 감소율의 변화는 경계지역의 극

접상에 따른 clique 창 크기를 변화시키는 효과와 일치 한다. 내부 지역에서는 중심 화소의 이웃 지역이 균일한 특성을 가질 것이며 경계 지역에서는 균일하지 않으므로 경계 근접성은 중심 화소의 이웃 지역의 동질성과 밀접한 관계가 있다. 본 연구는 경계 근접성 측정치를 위하여 중심 화소와 그의 이웃 지역에 속하는 화소들의 관측 값으로부터 계산된 표본 편차를 사용하는 단순한 non-parametric 통계치를 사용하였다. 경계 근접성 측정치  $\pi_i$ 는 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned}\pi_i &= \frac{\hat{s}_i - \min_{j \in I_h} \{\hat{s}_j\}}{\max_{j \in I_h} \{\hat{s}_j\} - \min_{j \in I_h} \{\hat{s}_j\}} \\ \hat{s}_i &= \sqrt{\frac{\sum_{j \in W_i^h} (y_j - \bar{y}_j)^2}{n_h}}\end{aligned}\quad (11)$$

where

$$\bar{y}_i = \frac{\sum_{j \in W_i^h} y_j}{n_h}$$

$n_h$  = number of pixels belonging to  $W_i^h$

$W_i^h$  = neighbor window of pixel  $i$

$\pi_i$ 값의 범위는  $[0, 1]$ 이며  $i$ 번쨰 화소가 경계에 근접할 수록 1에 가까운 값을 가진다. 식 (11)에서 기형적으로 큰  $\hat{s}_j$ 가 추정이 된다면 적절한  $\pi_i$ 값을 가지지 않을 수 없으므로 실제 적용에서는  $\max_{j \in I_h} \{\hat{s}_j\}$  대신에  $\alpha_h \times$  (sample standardeviation of  $\hat{s}_j$ )를 사용하였다.  $\alpha_h$ 는 사용자가 용인할 수 있는  $\hat{s}_j$ 의 신뢰 구간과 연관된 값으로 주어지며  $W_i^h$ 의 창 크기는 식 (8)의  $W_i^N$ 의 창 크기보다 같거나 커야 한다( $W_i^h$ 는 중심 화소를 포함한 집합이고  $W_i^N$ 는 중심 화소를 포함하지 않은 집합이라는 것을 유의해야 한다). 그러면 식 (8)의 반복 식을 위한 boundary-adaptive bonding strength 계수  $\{\beta_{ij}^k\}$ 는 조절 상수  $(r, \tau, q_s)$ 가 주어진다면 다음과 같이 계산된다(Lee, 2009):

$$\begin{aligned}\beta_{ij}^k &= \varphi_i^k \theta_{ij}^k \text{ for } j \in W_i^N \text{ and } \beta_{ii}^k = \varphi_i^k \\ \varphi_i^k &= \sqrt{\frac{\pi_i^{-1} r}{\hat{\sigma}_{ki}^2 \sum_{j \in W_i^N} \theta_{ij}^k (\hat{x}_i^k - \hat{x}_j^k)^2}}\end{aligned}\quad (12)$$

where

$$\theta_{ij}^k = \begin{cases} \frac{d_{ij}^{-\pi_i r} \delta_{ij}^{-2}}{\sum_{m \in W_i^N} d_{im}^{-\pi_i r} \delta_{im}^{-2}} & \text{for } j \in W_i^N \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\begin{aligned}d_{ij} &= \text{geometric distance of pixels } i \text{ and } j \\ \delta_{ij}^2 &= \max\{(\hat{x}_i^k - \hat{x}_j^k)^2, (1 - \pi_i)q_s \hat{\sigma}_{ki}^2\} \\ \hat{\sigma}_{ki}^2 &= \frac{1}{n_w} \sum_{j \in W_i^N} (\hat{x}_j^k - \bar{x}_i^k)^2 \\ \bar{x}_i^k &= \frac{1}{n_w} \sum_{j \in W_i^N} \hat{x}_j^k.\end{aligned}$$

위의 식에서 각 조절 상수는 다음과 같은 역할을 한다:

- 1)  $r$ 은 거리에 따른 bonding strength의 감소율을 조절하는 계수로 큰 값을 가질수록 감소율이 빨라진다.
- 2)  $r$ 은 이웃 정보 사용의 상대적 크기를 조절하는 계수로 큰 값을 가질수록 중심 화소 값의 추정에서 이웃 정보를 많이 사용한다.
- 3)  $q_s$ 는  $\theta_{ij}$ 의 왜곡된 추정을 피하기 위한  $(\hat{x}_i^k - \hat{x}_j^k)$ 의 하한 값을 조절하는 계수로 작은 값을 가질수록 현재의 중심 화소 값에 가까운 이웃 값에 더 비중을 두고 새로운 중심 화소 값을 추정한다.

식 (12)에서는 경계지역에 가까울 수록  $\pi_i^{-1}r$ 값은 커짐에 의해 bonding strength의 감소율이 빨라지므로 이는 점점 작은 clique 창을 사용한 결과와 같으며  $\pi_i^{-1}r$ 값은 작아지므로 bonding strength를 약화시켜 이웃 화소들의 값보다 현재의 중심 화소 값에 비중을 더 많이 두고 새로운 추정을 한다. 그리고  $(1 - \pi_i)q_s$ 는 또한 작아지므로 현재의 중심 화소 값에 가까운 값을 갖는 이웃들의 정보를 더 많이 사용한다.

#### 4. BAPJIMAP 개선 및 분류

앞 절에서 설명한 BAPJIMAP은 수렴 한계 값  $T_c$ 가 주어지면 식 (10)의 조건을 만족할 때까지 반복 수행을 하여 MAP 추정치를 구하도록 이론적으로 제안하고 있으나 실제 적용에서는 모든 화소들에 대해 동시에 수렴 조건을 만족시키기 위해서는 많은 반복 단계를 필요로 하므로 계산상 비효율적이다. 개별 적으로 수렴한(연속적인 두 단계에서 값의 차이가 수렴 한계 값  $T_c$ 가 작을 때) 화소는 다음 단계의 전체적 계산에 의해서도 거의 변하지 않으므로 계산상 효율성을 증가시키기 위해 algorithm은 추정 값의 수렴을 전체 화소 대신에 개별 화소에 적용 시켰다. 즉 전체 화소들이 동시에 수렴하는

단계까지 매 반복 단계에서 전체 화소들에 대한 계산을 수행하는 것이 아니라 한 단계에서 수렴한 화소들을 다음 단계에서 제외시키는 것이다. 이러한 algorithm의 수정은 확연히 매 단계에서 추정치를 계산하는 화소들의 수를 줄여 주므로 확연히 계산상 효율성을 증가시킬 뿐 아니라 최적 값 추정에 별 영향을 끼치지 않는다.

식 (8)은 수정된 BAPJIMAP을 위해서 다음과 같이 다시 표현할 수 있다:

given an initial estimate,  $\hat{x}_i^0 = y_i$  and  $J^0 = I_n$ ,

$$\hat{x}_i^k = \begin{cases} \frac{1}{\phi_i^k + 1} \left( \phi_i^k y_i + \sum_{j \in W_i^N} \theta_{ij}^k \hat{x}_j^{k-1} \right) & \text{for } \forall i \in J^{k-1} \\ \hat{x}_i^{k-1} & \text{for } \forall i \in I_n \setminus J^{k-1} \end{cases} \quad (13)$$

$$J^k = J^{k-1} \setminus \{i \mid \Delta_i^k < T_c, i \in J^{k-1}\}$$

$$\text{where } \phi_i^k = (\sigma_i^2 \phi_i^k)^{-1}$$

위에서  $J^k$ 는  $k$ 번째 반복 단계까지 수렴하지 않은 화소들의 색인 집합으로  $k-1$ 와  $k$ 번째 단계에서 추정 값의 차이가 수렴 한계 값  $T_c$ 보다 작은 화소들의 색인을  $J^{k-1}$ 로부터 제거한 집합이다. 그리고 여러 단계에 걸쳐  $J^k$ 의 변화가 일어나지 않으면 식 (13)의 반복 추정에 의해서 더 이상 추정 값의 수정이 이루어 지지 않는다. 마지막 단계까지 수렴하지 않은 화소들은 식 (13)에서  $\phi_i^k = 0$ 에 의해 수렴시킬 수 있다.

수정된 BAPJIMAP은 간단히 감독 분류 과정을 병합 할 수 있다. 매 반복 단계에서 수렴한 화소들에 대해 추정 값을 사용하여 최대 우도 분류를 수행하는 것이다:

$$\text{for } \forall j \in \{i \mid \Delta_i^k < T_c, i \in J^{k-1}\} \quad (14)$$

$class_j \leftarrow \text{Maximum Likelihood Classification}$   
using  $\{\hat{x}_i^k, i \in I_n\}$

## 5. SAR 자료 실험

먼저 BAPJIMAP 분류를 SAR simulation 자료를 이용하여 실험하였다. 실험에 사용한 simulation 자료는 일반적으로 SAR 영상 processing에서 가정하는 Rayleigh 분포를 갖도록 두 개의 표준 정규 분포 난수의 자승 값을 더하여 square root를 취하고 그 값을 pattern의 원래 강도 값에 곱하여 Monte Carlo 법에

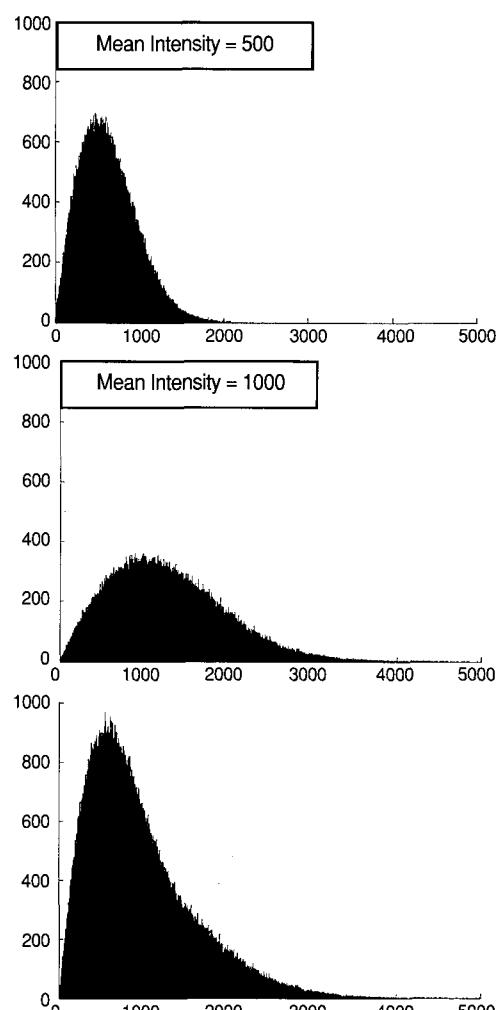
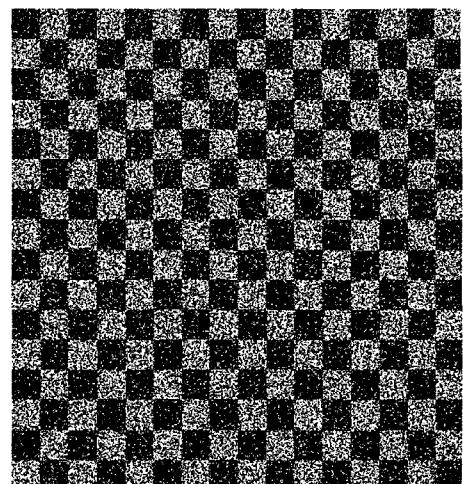


Fig. 2. Simulation image generated from Pattern A of 2 classes with mean intensities of 500 and 1000, and histograms of data distribution.

의해 생성되었다. Fig. 2는 2 개의 class들을 가진 Pattern A를 사용하여 생성된 simulation 영상과 각 class 별 그리고 전체 자료에 대해 강도 값의 분포를 나타내는 histogram들을 보여준다. Fig. 2의 histogram들은 simulation 자료가 Rayleigh 분포를 가진다는 것을 보여준다. Fig. 3은 4 개 class들을 가진 Pattern B 와 Pattern C를 사용하여 생성된 speckle을 가진 simulation 영상들을 각각 보여준다. 본 실험에서는 PJIMAP을 위해서 관측 영상의 분산 값  $\{\sigma_i^2\}$ 으로 식 (11)에서  $W_i^k$ 로  $3 \times 3$  크기의 창을 사용하여 추정한  $\hat{s}_i^2$ 를 사용하였고 그리고 수렴 한계 값으로  $T_c = 0.01\hat{s}_i^2$ 를 사용하였다. 그리고 식 (11)에서  $\pi_i$ 를 계산하기 위해  $\max_{j \in I_i} \{\hat{s}_j\}$  대신에  $3.0 \times (\text{sample standard deviation of } \hat{s}_j)$ 를 사용하였고, 식 (12)의 BAPJIMP을 위한 조절 계수들로  $r = 1.0$ ,  $\tau = 10.0$ ,  $q_\delta = 0.5$ 을 사용하였고, non-boundary adaption PJIMAP은  $\phi_i^k$ 에서  $\pi_i^{-1}r$ ,  $\theta_j^k$ 에서  $\pi_i\tau$ ,  $\delta_j^2$ 에서  $(1 - \pi_i)$ 대신 모두 상수 1을 사용한 경우이다. Table 1은 PJIMAP을 통한 분류에서 boundary adaption을 사용



Fig. 3. Simulation images generated from Pattern B (top) and Pattern C (bottom).

하지 않은 경우와 사용한 경우의 오류율을 비교하고 있다. Table 2는 boundary adaption에 의한 분류 오류의 감소율을 보여준다. 이러한 결과로부터 despeckling은 분류의 정확성을 괄목하게 증가시키고 또한 boundary adaption에 의해 분류의 정확성을 더욱 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. Pattern에 포함된 class들의 수가 많을수록 분류 오류가 더 많이 발생하고 pattern의 형태에 따라 적절한 clique 창의 크기가 다를 수 있다.

Fig. 4와 Fig. 5는 Pattern A로부터 생성된 simulation 영상을 3차수와 9차수 clique 창을 사용하여 non-boundary adaption PJIMAP과 BAPJIMP을 통한 despeckling과 분류 결과 영상들을 보여준다. 높은 차수의 clique 창은 내부 지역의 noise 제거 수행에는 우수하나 경계 지역의 번짐 현상에 의해 분류의 오류를 증가 시킬 수 있다. 그리고 Fig. 4와 Fig. 5를 비교하면 boundary adaption은 지역간 경계 구분을 좀 더 명확히 해주는 효과가 있음을 알 수 있다. Fig. 6은 Pattern B와 Pattern C의 simulation 영상을 5 차수와 9 차수의 BAPJIMP에 의한 분류 결과이다. Table 1의 결과에서 보듯이 낮은 차수를 사용함에 의해 분류 오류를 줄일 수 있으나 Fig. 6은 내부 지역에서 더욱 정확한 분류를 수행한 높은 차수의 분류 결과가 시각

Table 1. Classification Errors in Percent

Scheme	Window Size	Pattern A	Pattern B	Pattern C
Non-despeckling		26.68%	52.93%	51.0%
Non-boundary Adaption	3	2.41%	6.42%	5.94%
	5	3.21%	4.14%	4.11%
	7	4.14%	4.46%	4.51%
	9	5.09%	5.25%	5.28%
Boundary Adaption	3	1.69%	5.30%	4.99%
	5	1.84%	3.36%	3.48%
	7	2.13%	3.60%	3.83%
	9	2.47%	4.22%	4.60%

Table 2. Reduction of Classification Error in Percent by Boundary Adaption

Window Size	Pattern A	Pattern B	Pattern C
3	70.15%	82.52%	84.06%
5	57.33%	81.20%	84.64%
7	51.35%	80.71%	84.90%
9	48.54%	80.26%	87.07%

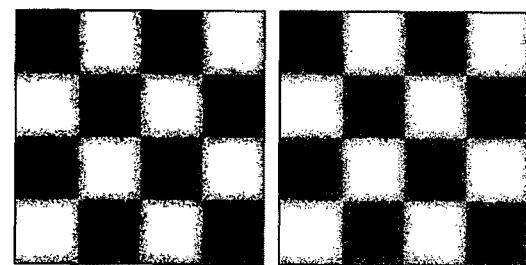
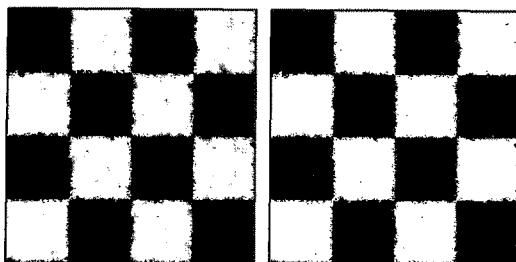


Fig. 4. Results of despeckling(left) and classification(right) of Pattern A simulation image using non-boundary adaption PJIMAP of clique windows of 3rd order (top) and 9th order (bottom).

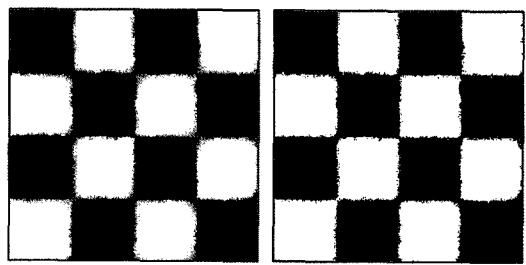
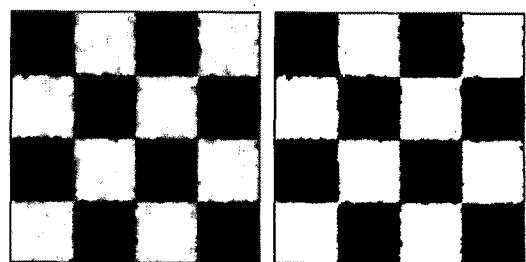


Fig. 5. Results of despeckling(left) and classification(right) of Pattern A simulation image using BAPJIMAP of clique windows of 3rd order(top) and 9th order(bottom).

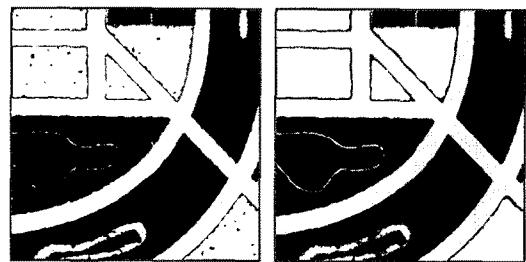
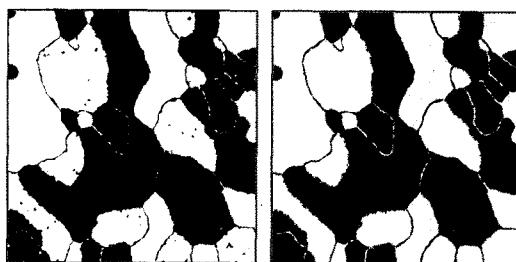


Fig. 6. Classification results of simulation images generated from Patterns B (top) and C (bottom) simulation images using BAPJIMAP of clique windows of 5th order (top) and 9th order (bottom).

적 평가에서는 더 우수함을 보여준다.

다음으로 Fig. 7에 보여진 영종도 서해안 지역으로부터 2008년 10월 23일 수집된 Terra-SAR자료에 대해 BAPJIMAP에 의한 despeckling과 분류에 대한 실험을 하였다. 이 자료에 대한 분석의 주 목적은 연안 변화

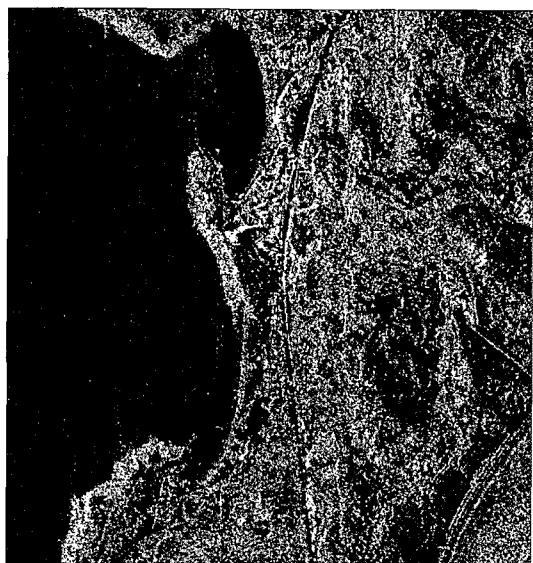


Fig. 7. Terra-SAR amplitude image observed from west coast of Youngjong-do, Korea on October 23, 2008.

를 감시하기 위한 해안선을 정확히 구분하는 것이다. 3, 5, 7, 9 차수의 BAPJIMAP을 사용한 despeckling과 분류 결과가 Fig. 8과 Fig. 9에 보여진다. 이 분석 지역은 4 개 class들을 포함하고 있다고 가정하였다. Fig. 8에서 보듯이 높은 차수에서 너무 많은 smoothing이 일어나 시각적으로 실제 영상과 동떨어진 비정상적으로

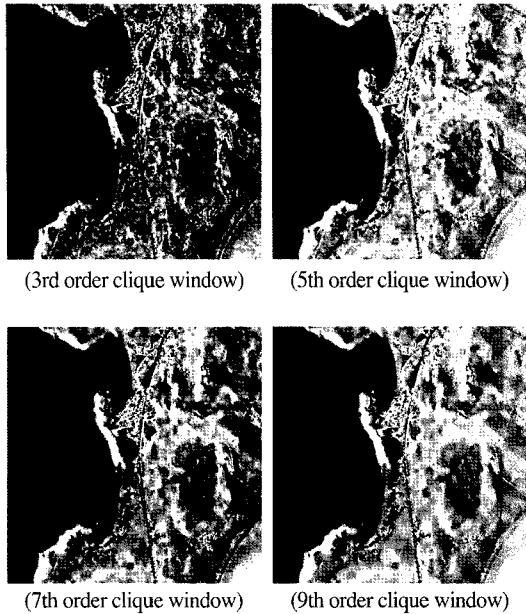


Fig. 8. BAPJIMAP despeckling results of Terra-SAR image of Youngjong-do.

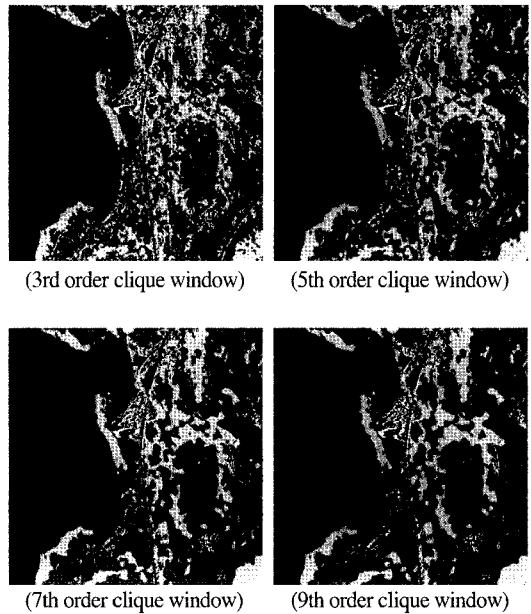


Fig. 9. BAPJIMAP classification results of Terra-SAR image of Youngjong-do.

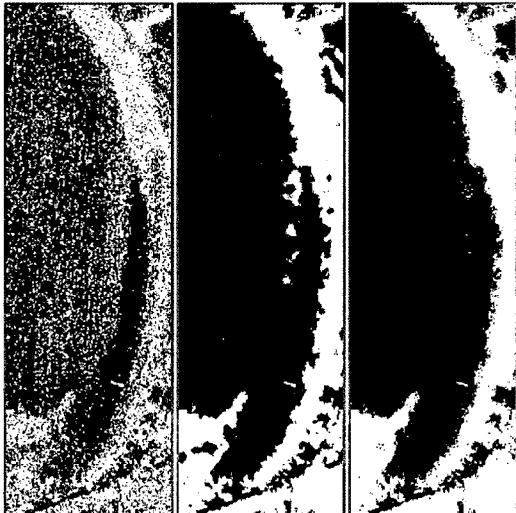


Fig. 10. Configuration of coast line using binary classification of (from left) non-despeckled data, BAPJIMAP data of 3rd order and 9th order.

보일 수 있는 영상이 생성될 수 있다. 그러나 분류 결과를 보면 높은 차수의 BAPJIMAP에 의해서 좀 더 명확한 경계선을 가진 분류가 이루어 진다. Fig. 10은 Fig. 9의 결과를 다시 이분적으로 분류하여 해안선 지역을 확대한 영상들이다. 이 결과를 Fig. 11에 보여진 Google map에 의해 제공된 Fig. 10 지역의 고해상도 광학 영상

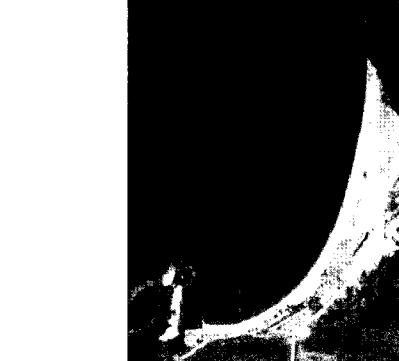


Fig. 11. Satellite image provided by Google MAP for Fig. 9's region.

과 비교해 보면 높은 차수에 의해 보다 정확한 해안선을 구할 수 있음을 알 수 있다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 Lee (2009)에 의해 제안된 SAR의 speckle을 제거를 위한 BAPJIMAP의 계산 효율성을 향상시키고 speckle을 제거하면서 분류를 수행하는 algorithm을 제시하였다. BAPJIMAP은 내부 지역에

서는 넓은 이웃 지역으로부터 수집된 정보를 사용하고 경계 지역에서는 인접하고 있는 다른 특성을 가진 지역으로부터 올바르지 않은 정보를 사용하는 것을 줄이도록 좁은 이웃 지역을 사용하도록 고안되었으며 despeckling의 결과는 주로 BAPJIMAP의 차수에 따라 다르게 나타난다. 경계 근접성에 대한 측정이 정확하다면 BAPJIMAP의 차수가 높을수록 더욱 정확한 결과가 생성될 것이다. 그러나 매우 정확한 측정이 어려우므로 관측되는 scene의 토지 사용 형태에 따라 적절한 차수를 선택할 필요가 있다. 즉 복잡한 사용 형태를 위해서는 낮은 차수가 더욱 적절할 수 있다. 실험 결과에서 보여주듯이 시각적 분석을 위하여 높은 차수보다 낮은 차수가 더욱 적절할 수 있으나 높은 차수의 BAPJIMAP은 computer 자동 분석에 의한 분석의 정확성을 시킬 수 있다.

## 사사

본 연구는 2007년도 경원대학교 학술연구 지원비에 수행되었다. 본 연구에 사용된 TerraSAR-SAR 자료는 TerraSAR-X Science Team Project (PI No. COA0047)의 일환으로 연세 대학교 원 중선 교수에게 제공된 자료이며 이 자료를 공급해주신 원 중선 교수에게 감사 드립니다.

## 참고문헌

- Aja-Fernandez, S. and C. Alberola-Lopez, 2006. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckling filtering, *IEEE Trans. on Image Proc.*, 15(9): 2694-2701.
- Arsenault H. H. and G. April, 1976. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed, *J. Opt. Soc. Amer.*, 66: 1160-1163.
- Cullen, C. G., 1972. *Matrices and Linear Transformations*, Reading, MA: Addison-Wesley.
- Dainty, J. C., 1984. *Laser Speckle and Related Phenomena*, Second Enlarged Edition.

- Frost, V. S., J. A. Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, 1982. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 4: 157-165.
- Geman, S. and D. Geman, 1984. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 4: 721-741.
- Kindermann R. and J. L. Snell, 1982. *Markov Random Fields and Their Application*, Providence, R.I.: Amer. Math. Soc.
- Krissian, K., C-F. Westin, R. Kikinis, and K. Vosburgh, 2007. Orientee speckle reducing anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on Image Proc.*, 16(5): 1412-1424.
- Kuan, D. T., A. A. Sawchuk, and P. Chavel, 1985. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 7: 165-177.
- Lee, J. S., 1986. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar, *Opt. Eng.*, 25: 656-643.
- Lee, S-H, 2007a. Speckle Removal of SAR Imagery Using a Point-Jacobian Iteration MAP Estimation, *Korean J. Remote Sens.*, 23(1): 33-42.
- Lee, S-H, 2007b. Adaptive Iterative Despeckling of SAR Imagery, *Korean J. Remote Sens.*, 23(5): 455-464.
- Lee, S-H, 2009. Boundary-adaptive Despeckling : Simulation Study, *Korean J. Remote Sens.*, 25(3): 295-309.
- 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*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Yu, Y., and S. Acton, 2002. Speckle reduction anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on Image Proc.*, 11(11): 1260-1270.