

순위 차 확산 필터를 이용한 스펙클 잡음 제거

예철수[†]

극동대학교 컴퓨터정보표준학부

Speckle Noise Removal by Rank-ordered Differences Diffusion Filter

Chul Soo Ye[†]

School of Computer Science, Information and Standard, Far East University

Abstract : The purposes of this paper are to present a selection method of neighboring pixels whose local statistics are similar to the center pixel and combine the selection result with mean curvature diffusion filter to reduce noises in remote sensed imagery. The order of selection of neighboring pixels is critical, especially for finding a pixel belonging to the homogeneous region, since the statistics of the homogeneous region vary according to the selection order. An effective strategy for selecting neighboring pixels, which uses rank-order differences vector obtained by computing the intensity differences between the center pixel and neighboring pixels and arranging them in ascending order, is proposed in this paper. By using region growing method, we divide the elements of the rank-ordered differences vector into two groups, homogeneous rank-ordered differences vector and outlier rank-ordered differences vector. The mean curvature diffusion filter is combined with a line process, which chooses selectively diffusion coefficient of the neighboring pixels belonging into homogeneous rank-ordered differences vector. Experimental results using an aerial image and a TerraSAR-X satellite image showed that the proposed method reduced more efficiently noises than some conventional adaptive filters using all neighboring pixels in updating the center pixel.

Key Words : speckle noise, noise reduction, rank-ordered differences, mean curvature diffusion.

요약 : 본 논문의 목적은 원격 탐사 영상에서 잡음을 제거하기 위해 중심 화소와 통계적으로 유사한 이웃 화소들을 선택하는 방법을 제시하고 이 결과를 평균 곡률 확산과 결합하는 방법을 제시하는데 있다. 균일한 밝기값 영역에 속하는 화소들을 검출하기 위해 이웃 화소들을 순차적으로 선택할 때 그 선택하는 순서에 따라 선택된 영역의 통계적 특성이 달라지므로 이웃 화소의 선택 순서는 매우 중요하다. 본 논문에서는 통계적으로 유사한 특성을 가지는 이웃 화소를 선택하기 위해서 중심 화소와 이웃 화소의 밝기값 차를 계산하고 이를 크기 순으로 정렬하여 얻어지는 순위 차 벡터(rank-ordered differences vector)를 이용하는 효과적인 방법을 제안한다. 순위 차 벡터의 항들을 영역 확장 방법을 이용하여 균일 순위 차 벡터(homogeneous rank-ordered differences vector)와 이상점 순위 차 벡터(outlier rank-ordered differences vector)로 분할한다. 균일 순위 차 벡터의 항에 속하는 이웃 화소에 대해서만 중심 화소의 밝기값 갱신에 기여하도록 확산 계수를 선택적으로 할당하는 라인 프로세스를 평균 곡률 확산에 결합한다. 제안한 방법은 모든 이웃

접수일(2008년 12월 12일), 수정일(1차 : 2009년 1월 10일, 2차 : 2009년 1월 29일), 게재확정일(2009년 2월 19일).

[†] 교신저자: 예철수(csye@infomail.kdu.ac.kr)

화소를 이용하여 중심 화소의 밝기값을 갱신하는 기존의 잡음 제거 필터에 비해 잡음 제거 효과가 뛰어남을 항공 영상 및 TerraSAR-X 위성 영상을 이용한 실험을 통해 확인하였다.

1. 서론

잡음 제거 기법은 영상 특징 추출, 영상 분류, 영상 등록 등 원격탐사 응용 분야에서 중요한 처리 과정으로 여러 가지 기법이 개발되어 왔다. 특히 synthetic aperture radar(SAR) 영상 등에 포함된 스펙클 잡음(speckle noise)를 제거하기 위해 개발된 adaptive speckle filter 들은 이미 상용 소프트웨어에 널리 사용되고 있다. Lee 필터, Kuan 필터, Frost 필터 등과 같은 대표적인 adaptive speckle filter 들은 일반적으로 중심 화소를 중심으로 일정한 크기의 윈도우 영역에 포함된 화소들의 평균과 분산 등과 같은 통계 값에 기초하여 중심 화소의 값을 갱신하기 때문에 윈도우 영역 내의 화소 통계 값의 추정 정확도에 따라 필터링 성능이 크게 좌우된다(Lee, 1980; Lee, 1983; Kuan and Sawchuk, 1985; Frost *et al.*, 1982). 밝기 변화가 일정한 화소 영역의 경우에는 추정된 통계 값의 신뢰도가 높아 필터링 성능이 우수한 반면에 에지 등과 같이 밝기 변화가 큰 화소들이 윈도우 안에 포함될 경우에는 통계 값의 정확도가 떨어지게 되고 필터링 성능도 저하 된다.

이러한 필터링 성능의 저하를 극복하기 위해서는 윈도우 영역 내의 화소 밝기 값의 변화에 따라 필터링의 정도를 적응적으로 수행할 필요가 있다. 이와 관련된 대표적인 필터로는 anisotropic diffusion filter와 rational filter가 있다(Perona and Malik, 1990; Ramponi and Moloney, 1997). 이 두 필터는 윈도우 내의 중심 화소와 이웃 화소들 사이의 밝기값 차이가 클수록 중심 화소 밝기값의 갱신에 대해 이웃 화소가 기여하는 정도를 감소시키는 적응적인 필터링을 수행한다. 따라서 밝기 변화가 큰 영역에서 중심 화소의 밝기 값과 유사한 이웃 화소들이 밝기 값 차이가 큰 이웃 화소보다 중심 화소의 밝기값 갱신에 보다 많은 기여를 하게 한다. 그러나 이 경우에 중심 화소와 통계적으로 다른 속성을 가지는 이웃 화소들이 여전히 중심 화소 밝기값 갱신에 일정한 기여를 하게 된다. 보다 성공적인 필터링 결과를 얻기 위해서는 중심 화소와 통계적인 특성이 유사한 이웃 화소들만을 이용하여 중심 화소의 밝기값을

갱신해야 한다.

본 논문에서는 윈도우 영역 내의 중심 화소와 통계적으로 유사한 이웃 화소를 선택하는 방법을 제시하고 이를 평균 곡률 확산 필터(mean curvature diffusion filter)와 결합시킨 새로운 필터링 기법을 제안한다.

2. 평균 곡률 확산 필터링

Anisotropic diffusion 필터의 계수는 화소 그래디언트(gradient)를 이용하여 필터링 정도를 결정하는 일종의 비선형 가중치 계수이다. 일종의 anisotropic diffusion 필터인 평균 곡률 확산(mean curvature diffusion, MCD) 필터는 다음 식과 같이 표현된다(EI-Fallah and Ford, 1997).

$$\frac{\partial f}{\partial t} = \nabla \cdot (C \nabla f) \quad (1)$$

여기서, t 는 확산 시간, f 는 영상 곡면 함수를 의미하고 다음과 같이 표현된다.

$$f(i, j, k) = k - x(i, j) = 0 \quad (2)$$

여기서 k 는 영상 밝기 값을 의미하고 $x(i, j)$ 는 영상 좌표 (i, j) 에 대응하는 곡면의 높이를 의미한다.

확산 계수(diffusion coefficient) C 는 영상 곡면 f 상의 그래디언트 크기의 역수로 주어진다.

$$C = \frac{1}{|\nabla f|} = \frac{1}{\sqrt{|\nabla x|^2 + 1}} \quad (3)$$

앞의 확산 계수를 이용하면 윈도우 중심 화소의 갱신된 밝기값 x_0^{t+1} 은 다음과 같이 주어진다.

$$x_0^{t+1} = \sum_{k=0}^8 C_k x_k^t, C_0 = 1 - \sum_{k=1}^8 C_k \quad (4)$$

여기서 x_k^t 는 3×3 크기의 윈도우 안에 존재하는 화소 밝기값을 의미한다. 이때 3×3 크기의 MCD 필터 커널은 다음과 같이 표현된다.

$$M = \begin{bmatrix} C_1 & C_4 & C_6 \\ C_2 & C_0 & C_7 \\ C_3 & C_5 & C_8 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Fig. 1에 보인 바와 같이 윈도우 내부에서 밝기값 불

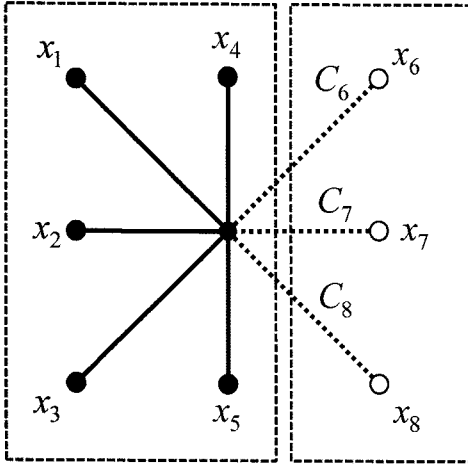


Fig. 1. An example of discontinuities between center pixel and its neighboring pixels x_6, x_7 and x_8 in the 3×3 MCD filter kernel.

연속을 기준으로 두 개의 그룹으로 화소들이 분류될 때, 중심 화소의 갱신은 중심 화소를 포함하는 그룹의 이웃 화소들만을 이용하여 갱신하는 것이 바람직하다. 식 (3)에서 그래디언트가 큰 경우에 확산 계수 값은 작게 되지만 여전히 식 (4)에서 x_k^{t+1} 계산에 x_6, x_7, x_8 에 의한 영향력이 미치게 된다. 따라서 x_k^{t+1} 계산에서 이 화소들이 기여하는 값인 $\sum_{k=1}^8 C_k x_k^t$ 을 최소화할 필요가 있다. 이를 위해 식 (6)과 같이 중심 화소 갱신 식에 라인 프로세스(line-process) l_k 를 추가한다.

$$C_0 = 1 - \sum_{k=1}^8 (1 - l_k) \cdot C_k \quad (6)$$

라인 프로세스 l_k 는 1 또는 0의 값을 가진다. $l_k = 1$ 은 중심 화소 x_0 와 이웃 화소 x_k 사이에 밝기값 불연속이 존재하는 것을 나타내며 $l_k = 0$ 은 두 화소 사이에 밝기값 연속성이 있음을 의미한다. 윈도우 내의 이웃 화소들에 대한 라인 프로세스를 결정하는 과정은 윈도우 내의 화소들을 중심 화소와 유사한 통계적인 특성을 가지는 화소들과 그 밖의 화소들로 분류하는 과정과 유사하다. 본 논문에서는 중심 화소와 유사한 통계적인 특성을 가지는 화소들을 균일 영역(homogeneous region), 그 외의 화소들을 비균일 영역(inhomogeneous region)으로 칭한다. 균일 영역에 속하는 이웃 화소들을 결정하기 위해서 다음 장에서 소개할 일종의 영역 확장(region growing) 방법을 도입한다. 이 방법은 중심 화소와 이웃 화소들을 독립적인 영역(region)으로 보고 중심 화소 영

역(center pixel region)과 이웃 화소 영역(neighboring pixel region)들을 순차적으로 결합(merging)해서 최종적으로 중심 화소를 포함하는 균일 영역과 그 밖의 이웃 화소들로 이루어지는 비균일 영역으로 분류한다. 이 과정에서 결정해야 할 중요한 사항은 중심 화소와 결합되는 이웃 화소들의 선택 순서를 결정하는 것이다. 중심 화소와 결합되는 이웃 화소들의 선택 순서가 달라지면 선택한 후에 얻어지는 균일 영역의 통계적인 특성도 함께 달라지게 되므로 결합 순서를 신중하게 결정해야 한다. 본 논문에서는 중심 화소와 이웃 화소의 밝기값 차이에 순위를 정하는 순위 차(rank-order difference) 방법을 통해 이웃 화소들의 결합 순서를 효과적으로 결정하는 방법을 제안한다.

3. 순위 차 확산 필터(rank-ordered diffusion filter)

1) 정의 (definition)

3×3 크기의 윈도우 안의 중심 화소 x_0 의 8-neighbor 화소로 구성되는 벡터 \mathbf{w} 를 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{w} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8] \\ = [x(i-1, j-1), x(i, j-1), x(i+1, j-1), x(i-1, j), x(i+1, j), \\ x(i-1, j+1), x(i, j+1), x(i+1, j+1)] \quad (7)$$

순위 차 벡터(rank-ordered differences vector) \mathbf{d} 는 중심 화소 x_0 와 8-neighbor 화소 $x_p (p = 1, \dots, 8)$ 의 차 $d_p = |x_0 - x_p| (p = 1, \dots, 8)$ 에 의해 다음과 같이 구성되는 벡터이다.

$$\mathbf{d} = [d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8] \quad (8)$$

여기서 순위 차 벡터 \mathbf{d} 의 각 항은 $d_1 \leq d_2 \leq d_3 \leq d_4 \leq d_5 \leq d_6 \leq d_7 \leq d_8$ 와 같이 오름 차순으로 정렬되어 있다.

순위 차 벡터 \mathbf{d} 는 중심 화소 x_0 주위의 밝기값 변화에 대한 정보를 제공한다. 만약 윈도우가 밝기값이 유사한 영역 위에 놓이게 되면 순위 차 벡터 \mathbf{d} 의 대부분의 항들은 유사한 값들을 가지게 된다. 이 경우 윈도우 내의 모든 화소를 이용하여 윈도우의 밝기값에 대한 통계값을 계산할 수 있다. 반면에 윈도우가 에지 근처에 놓이게 되면 순위 차 벡터의 항들의 편차가 커지게 되고 이 경

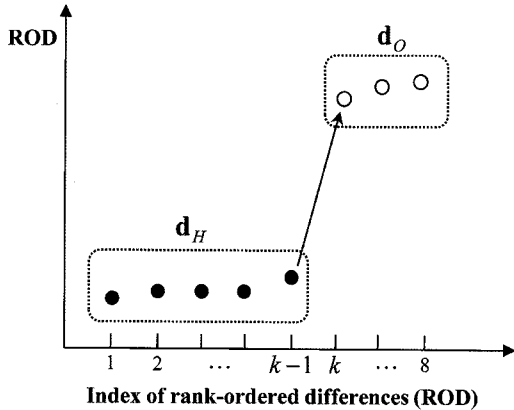


Fig. 2. Partition of the rank-ordered differences (ROD) \mathbf{d} into homogeneous rank-ordered differences \mathbf{d}_H and outlier rank-ordered differences \mathbf{d}_O .

우 순위 차 벡터의 항 가운데 작은 값을 가지는 일부 항들만을 이용하여 윈도우의 통계값을 계산해야 한다. 통계값 계산에 사용되는 일부 항들로 구성되는 벡터를 균일 순위 차 벡터(homogeneous rank-ordered differences vector) \mathbf{d}_H , 나머지 항들로 구성되는 벡터를 이상점 순위 차 벡터(outlier rank-ordered differences vector) \mathbf{d}_O 로 정의한다(Fig. 2).

중심 화소 밝기값과 유사한 이웃 화소를 찾는 문제는 이제 순위 차 벡터 \mathbf{d} 를 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 와 이상점 순위 차 벡터 \mathbf{d}_O 를 구분하는 순위 차 지수(rank-ordered differences index) k 를 결정하는 문제로 치환된다. 먼저 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 의 최초의 후보인 중심 화소 x_0 와 8-neighbor 화소들을 비교하여 중심 화소에 대한 이상점(outlier) 검사를 수행한다. 8-neighbor 화소들의 통계적인 특성과 현저하게 다른 중심 화소를 이상점으로 판정하고 8-neighbor 화소들의 밝기값을 이용하

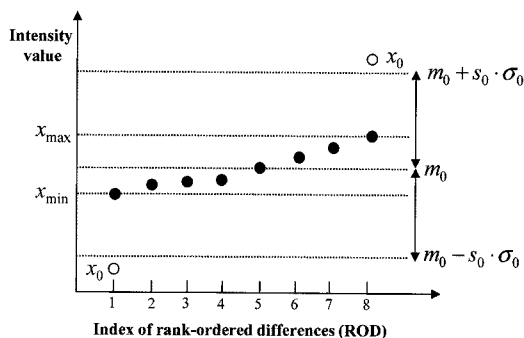


Fig. 3. The criterion for outlier detection for a center pixel based on the statistics of its neighboring pixels.

여 중심 화소의 밝기값을 대체한다. 만일 중심 화소가 이상점으로 판정되지 않을 경우에는 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 의 첫번째 항으로 삼고 순위 차가 가장 작은 이웃 화소들과의 결합을 시도한다.

2) 중심 화소 이상점 검사

중심 화소의 밝기값이 잡음의 영향을 받아서 이웃 화소들의 밝기값과 현저하게 차이가 날 경우에는 중심 화소의 원래 밝기값을 이웃 화소들의 통계값을 이용하여 다음과 같이 추정한다.

$$T(x'_0) = \begin{cases} \frac{g(d_4) + g(d_5)}{2} & \text{if } |x_0 - m_0| > s_0 \cdot \sigma_0 \text{ \& } \\ & (x_0 < x_{\min} \text{ Or } x_0 > x_{\max}) \\ x'_0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$m_0 = \frac{1}{8} \sum_{p=1}^8 x_p, \sigma_0 = \sqrt{\frac{1}{8} \sum_{k=p}^8 (x_p - m_0)^2} \quad (10)$$

여기서 $g(d_p)$ 는 d_p 에 해당하는 이웃 화소의 밝기값을 나타내고 m_0 와 σ_0 는 8-neighbor 화소들의 평균 및 표준편차를 나타낸다. 스케일링 상수는 8-neighbor 화소들의 평균 및 표준편차를 이용하여 추정하는 이상점(outlier) 판단 경계선 범위를 조절한다.

중심 화소의 밝기값이 $m_0 - s_0 \cdot \sigma_0$ 와 $m_0 + s_0 \cdot \sigma_0$ 사이의 범위를 벗어나고 동시에 중심 화소의 밝기값이 8-neighbor 화소의 최소 밝기값(x_{\min})보다 작거나 최대 밝기값(x_{\max})보다 크면 중심 화소를 이상점으로 판정하고 중심 화소의 밝기값을 $\frac{g(d_4) + g(d_5)}{2}$ 으로 교체한다.

3) 균일 영역 결정

중심 화소에 대한 이상점 검사 후에 이웃 화소들에 대해 순위 차 벡터 \mathbf{d} 의 크기 순서대로 순차적으로 균일 영역 화소 여부에 대한 판정을 수행한다. 예를 들면, 중심 화소 x_0 와 순위 차 벡터 \mathbf{d} 에서 제일 작은 값을 가지는 첫 번째 항 d_1 에 대응하는 이웃 화소 $g(d_1)$ 에 대해 균일 영역으로의 결합 여부를 판정한다. 만일 두 화소가 균일 영역으로 결합되기 위한 조건을 만족하면 두 화소를 결합하여 균일 영역 \mathbf{d}_H 를 갱신한다. 이후 각각의 이웃 화소에 대해서도 순위 차 벡터 \mathbf{d} 의 크기 순서대로 이전 단계의 균일 영역 \mathbf{d}_H 와의 결합 조건을 평가한 후에 결합 여부를 결정한다. 이웃 화소와 균일 영역 \mathbf{d}_H 가 결합되

면 균일 영역 \mathbf{d}_H 는 새롭게 갱신된다. 결합 비용 (merging cost) E_k 는 결합하고자하는 이웃 화소 $g(d_k)$ 와 갱신 전의 균일 영역 \mathbf{d}_H 의 평균 밝기값 m_{k-1} 을 이용하여 다음과 같이 계산한다.

$$E_k = w_k \cdot (m_{k-1} - g(d_k))^2, k=1, \dots, 8 \quad (11)$$

$$w_k = \frac{\|\mathbf{d}_H(k-1)\|}{\|\mathbf{d}_H(k-1)\| + 1} \quad (12)$$

여기서 $\|\mathbf{d}_H(k-1)\|$ 은 $k-1$ 번째 결합 단계에서의 균일 영역 \mathbf{d}_H 에 속하는 화소들의 개수이다. 가중 계수 w_k 는 $k=1$ 일 때 최소값 $w_1=0.5$ 가 되고, $k=8$ 일 때 최대값 $w_8=0.875$ 가 되며 k 값이 증가함에 따라 0.5에서부터 0.875까지 점차적으로 증가한다. 즉, 초기 결합 단계에서는 결합 비용 E_k 계산에서 균일 영역의 평균 밝기값과 이웃 화소의 밝기값 차의 자승인 $(m_{k-1} - g(d_k))^2$ 의 값을 일부 감소시키고 이후에는 가중 계수 w_k 의 영향을 점진적으로 감소 시킨다. 결합 비용 E_k 가 임계값 T_k 보다 작으면 d_k 에 해당하는 이웃 화소는 균일 영역으로 결합되고 균일 영역의 크기와 평균 밝기값은 다음과 같이 갱신된다.

$$\|\mathbf{d}_H(k)\| = \|\mathbf{d}_H(k-1)\| + 1 \quad (13)$$

$$m_k = \frac{1}{k+1} \left\{ x_0 + \sum_{p=1}^k g(d_p) \right\} \quad (14)$$

결합 비용 E_k 가 임계값 T_k 보다 크면 $k-1$ 번째까지의 이웃 화소들을 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 로, k 번째부터 이후에 등장하는 이웃 화소는 이상점 순위 차 벡터 \mathbf{d}_O 로 다음과 같이 분류한다.

$$\mathbf{d} = \begin{cases} \mathbf{d}_H = [d_1, \dots, d_{k-1}] & \text{if } T_k > E_k \\ \mathbf{d}_O = [d_k, \dots, d_8] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

4) 순위 차 확산 필터(rank-ordered differences diffusion filter)

앞 단계에서 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 를 결정한 후에 \mathbf{d}_H 에 해당하는 이웃 화소들에 대해서는 식 (6)의 확산 계수에서 라인 프로세서 $l_k=0$ 을 할당하고 이상점 순위 차 벡터 \mathbf{d}_O 에 속하는 이웃 화소들에 대해서는 라인 프로세서 $l_k=1$ 을 할당한다. 즉, 이상 순위 차 벡터 \mathbf{d}_O 에 속하는 이웃 화소들은 밝기값 불연속을 가지는 화소로 판정하여 중심 화소 밝기값 갱신에서 제외하고 균일 순위 차 벡터 \mathbf{d}_H 에 속하는 이웃 화소들만 중심 화소의 밝기값 갱신에 이용한다. 다음 식은 최종적인 순위 차 확산 필

터 방정식이다.

$$x_0^{t+1} = C_0 \cdot T(x_0^t) + \sum_{k=1}^8 (1-l_k) \cdot C_k \cdot x_k^t \quad (16)$$

$$l_k = \begin{cases} 1 & \text{if } E_k \geq T_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$$C_k = \begin{cases} 1 - \sum_{k=1}^8 (1-l_p) \cdot C_p & \text{if } k=0 \\ \frac{1}{\sqrt{|\nabla x_k|^2 + 1}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

한편 스펙클 잡음의 경우 식 (19)와 같이 multiplicative 잡음으로 모델링 된다. 식 (19)의 양변에 로그 연산을 취하면 식 (20)과 같이 잡음 성분은 원 영상에 대한 additive 잡음으로 변환된다.

$$\hat{x}(i, j) = n(i, j) \cdot x(i, j) \quad (19)$$

$\hat{x}(i, j)$: observed image
 $n(i, j)$: multiplicative noise
 $x(i, j)$: original image

$$\hat{X}(i, j) = N(i, j) + X(i, j) \quad (20)$$

관측 영상 $\hat{X}(i, j)$ 의 스케일을 0에서 255로 설정하기 위해 식 (20)의 양변에 정규화 상수 $255/\log 255$ 를 곱한 후에 앞에서 제안한 순위 차 확산 필터를 적용한다. 필터링 후 얻어진 영상에 대해 정규화 상수의 역수 $\log 255/255$ 를 곱한 후에 최종적으로 지수 연산을 취해 복원 영상을 생성한다.

4. 실험 결과

잡음 제거 필터링의 성능 평가를 위해 잡음이 첨가되지 않은 원영상 $f_o(i, j)$ 와 필터링 결과 영상 $f_s(i, j)$ 를 이용하여 신호 대 잡음 비(Signal-to-Noise Ratio, SNR), 평균 제곱 오차(Mean-Square Error, MSE), 스펙클 지수(Speckle Index, SI)를 계산한다(Gonzalez and Woods, 2008; Kutay *et al.*, 1993).

$$SNR = \frac{\sum \sum f_s(i, j)^2}{\sum \sum (f_s(i, j) - f_o(i, j))^2} \quad (21)$$

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum \sum (f_s(i, j) - f_o(i, j))^2 \quad (22)$$

$$SI = \frac{1}{M \cdot N} \sum \sum \frac{\sigma_{f_s(i,j)}}{m_{f_s(i,j)}} \quad (23)$$

SNR은 필터링 결과 획득된 영상 $f_s(i,j)$ 와 잡음(필터링 결과 획득된 영상 $f_s(i,j)$ 와 원영상 $f_o(i,j)$ 의 차)의 비를 나타내며 이 값이 클수록 복원 성능이 우수함을 의미한다. MSE는 필터링 결과 영상 $f_s(i,j)$ 이 원영상 $f_o(i,j)$ 에 가까울수록 작은 값을 가지게 된다.

스펙클 지수 SI는 필터링 결과 영상 $f_s(i,j)$ 에서 3×3 윈도우 내의 표준 편차 $\sigma_{f_s(i,j)}$ 와 평균 밝기값 $m_{f_s(i,j)}$ 의 비(ratio)를 영상 전체 영역에 대해 평균한 값으로 필터링 결과 영상에 포함된 스펙클 잡음 레벨을 나타내며 작은 값일 수록 잡음 제거 효과가 크음을 의미한다.

제안한 필터의 성능 평가를 위해 대표적인 잡음 제거 필터인 Mean 필터, Median 필터, Gamma-MAP 필터, Frost 필터, Lee-Sigma 필터의 실험 결과와 비교하였다. 실험에 사용한 영상은 Fig. 4에 보인 바와 같이 2008년 7월 21일에 공간해상도 1미터인 spotlight mode로 대전 지역을 촬영한 TerraSAR-X 위성영상의 일부를 사용하였다. 정량적인 평가를 위해 스펙클 잡음 (variance=0.01)를 첨가한 펜타곤 항공 영상을 사용하였다(Fig. 8).

Fig. 5는 TerraSAR-X 위성 영상에 대한 잡음 제거 결과로, 기존의 방법들은 ERDAS Imagine 소프트웨어를 사용하였다. 필터 윈도우의 크기는 3×3 으로 설정하였으며 잡음의 표준 편차 sigma value는 0.52로 설정하였다. Lee-Sigma 필터의 경우 sigma multiplier는 0.5일 때의 결과이다. 제안한 필터의 경우 중심 화소 이상점 검사 스케일링 상수 $s_0 = 2.0$, 이상점 검출 임계값

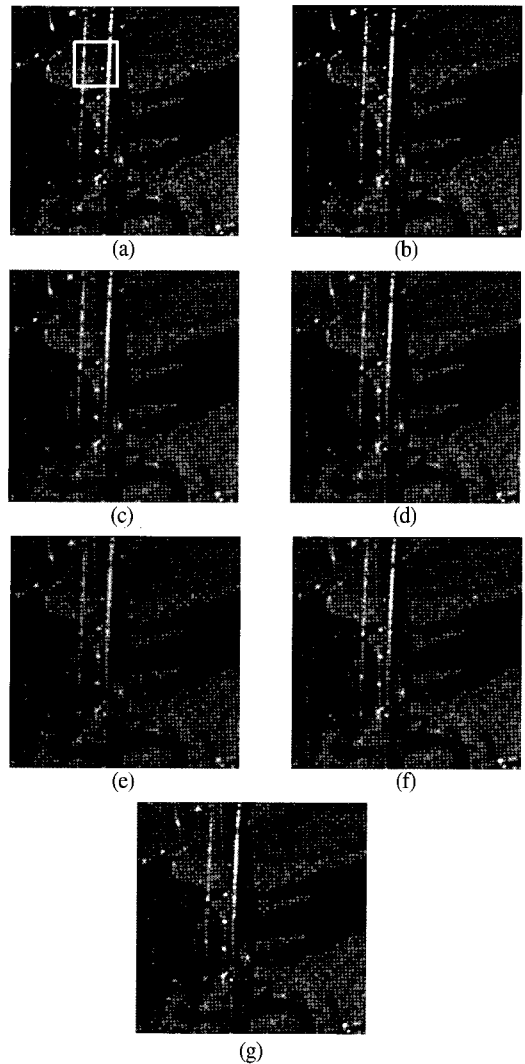


Fig. 5. Filtering results of TerraSAR-X satellite image (a) original image (b) proposed filter($s_0 = 2.0, T_k = 500$) (c) mean filter (d) median filter (e) Gamma-MAP filter (f) Frost filter (g) Lee-Sigma filter(sigma multiplier = 0.5).

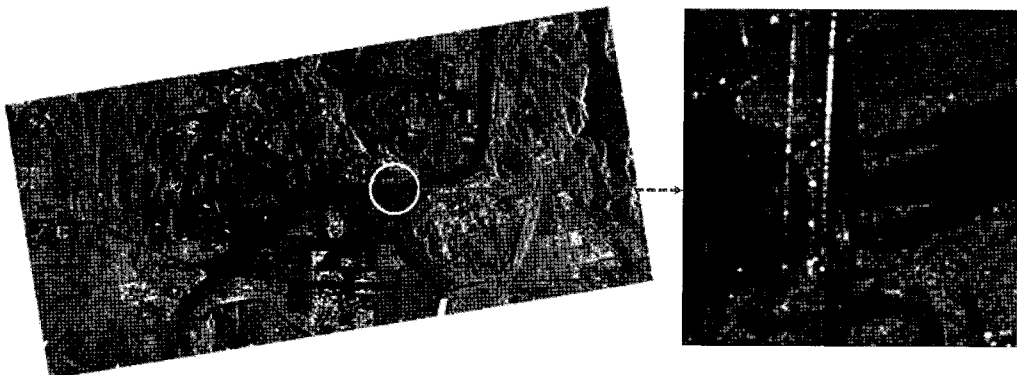


Fig. 4. TerraSAR-X satellite SAR image taken on July 11, 2008 (Daejeon). The white circle is a test area containing a large bridge.

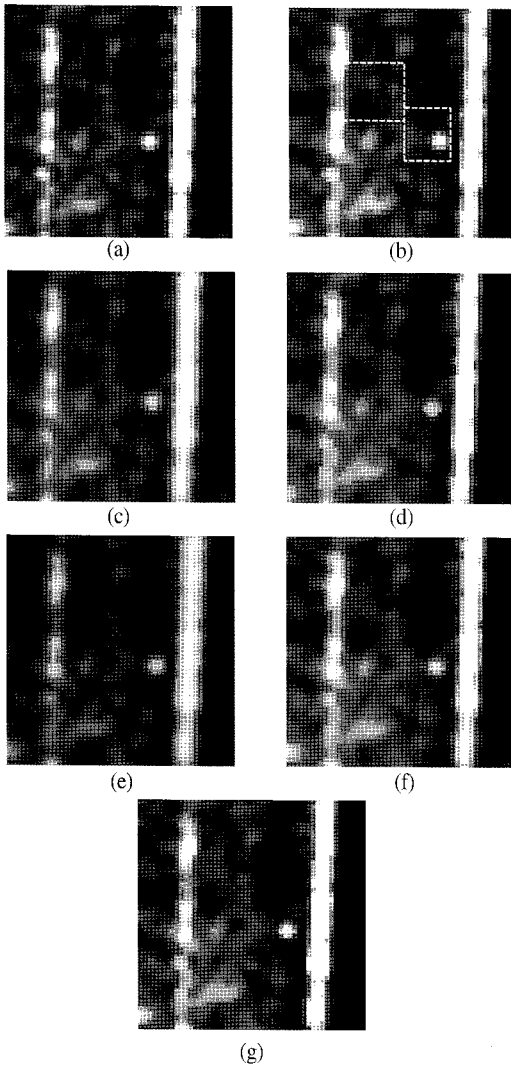


Fig. 6. Enlarged images of the filtering results in Fig. 5 (a) original image (b) proposed filter($s_0 = 2.0, T_k = 500$) (c) mean filter (d) median filter (e) Gamma-MAP filter (f) Frost filter (g) Lee-Sigma filter(σ multiplier = 0.5).

$T_k = 500$ 으로 설정하고 확산을 2회 수행한 결과이다. Fig. 6은 세부적인 잡음 제거 효과를 보기 위해 Fig. 5의 중심 부분을 확대한 결과이다. Mean 필터, Gamma-MAP 필터, Frost 필터의 경우 잡음 제거와 함께 밝기 변화가 큰 경계선 부근에서 블러링 현상이 다른 필터들에 비해 크게 나타남을 관찰 할 수 있다. 제안한 필터와 더불어 Median 필터, Lee-Sigma 필터의 경우 비교적 블러링 현상이 적으나 Fig. 6(b)의 사각형 점선 영역 내부의 특징 부분에 대해 다른 필터의 결과 영상과 상호 비교해 보면 제안한 방법이 근소하게 Median 필터,

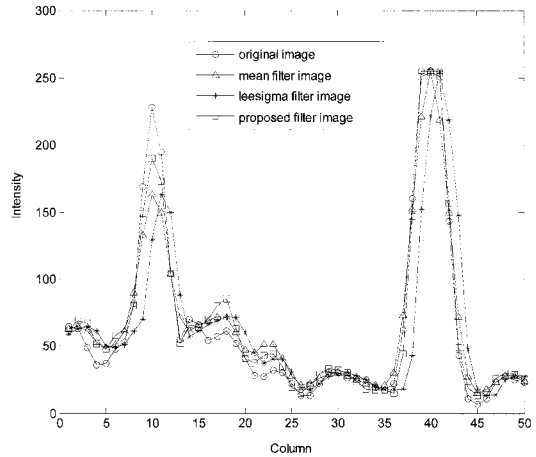


Fig. 7. Comparison of intensity level variations in original image and filtered images.

Lee-Sigma 필터보다 특징 부분이 잘 보존됨을 볼 수 있다. Fig. 7은 Fig. 6 (b)의 좌측 점선 사각형을 가로지르는 16번째 행에 대해서 원영상과 Mean 필터, Lee-Sigma 필터, 제안한 필터 결과 영상의 각 column 위치에서의 밝기값을 나타낸다. 밝기 변화가 급격하게 변하는 10번째, 40번째 column 부근의 에지의 경우 다른 필터에 비해 제안한 필터의 경우 에지 정보가 비교적 잘 보존됨을 볼 수 있다.

TerraSAR-X 영상의 경우는 스펙클 잡음이 포함된 관측 영상만이 존재하고 잡음이 없는 상태의 원영상 정보를 알 수 없기 때문에 정량적인 필터링 결과를 살펴보기 위해 가시광선 파장대를 가지는 광학 영상의 일종인 Pentagon 항공 영상에 분산 값이 0.01인 스펙클 잡음을 인위적으로 추가한 잡음 영상을 생성한 후에 앞의 실험과 동일한 조건하에서 실험을 수행하였다(Fig. 8). Fig. 8을 확대한 결과인 Fig. 9를 살펴보면 제안한 필터와 Lee-Sigma 필터가 잡음 제거와 더불어 특징 부분을 비교적 잘 보존함을 볼 수 있다.

Table 1은 각 필터 결과 영상에 대해 SNR, MSE, SI를 계산한 결과로 신호 대 잡음 비(SNR)는 제안한 필터(확산 회수=2)와 Lee-Sigma 필터(σ multiplier=0.5)가 각각 23.16, 23.12로 상대적으로 높은 값을 보였고 Gamma-MAP 필터가 가장 낮은 결과를 보였다. 평균 제곱 오차의 경우 제안한 필터(확산 회수=2)가 93.76로 가장 낮은 값을 보였고, Lee-Sigma 필터(σ multiplier=2), Frost 필터 순으로 낮은 값을 보였다. 영

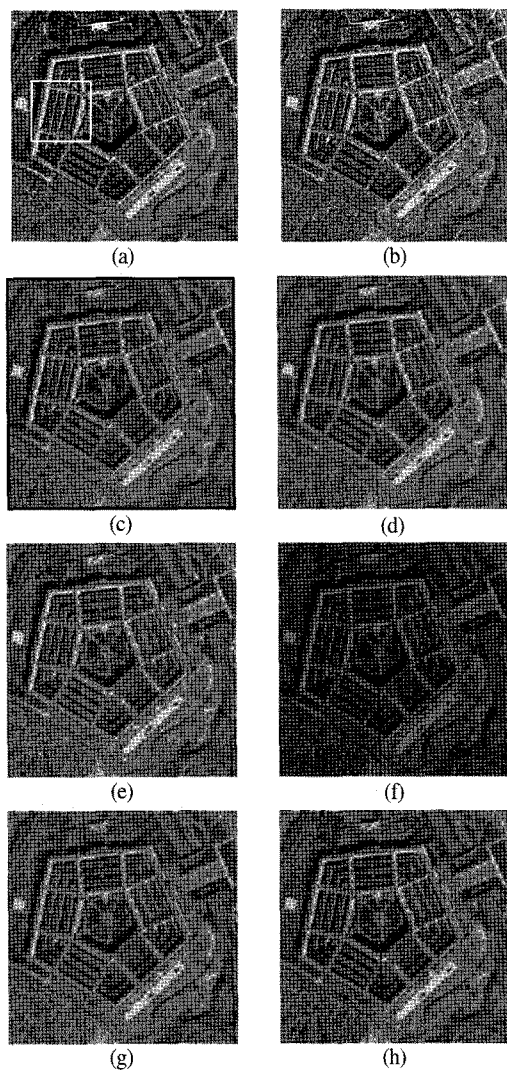


Fig. 8. Filtering results of Pentagon aerial image (a) original image (b) speckle noised image (c) proposed filter($s_0 = 2.0, T_k = 500$) (d) mean filter (e) median filter (f) Gamma-MAP filter (g) Frost filter (h) Lee-Sigma filter(sigma multiplier = 0.5).

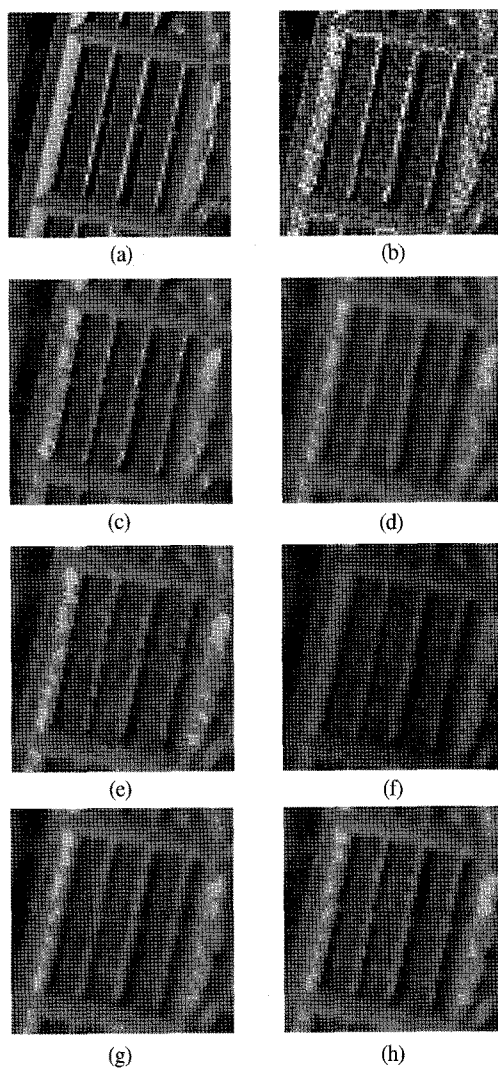


Fig. 9. Enlarged images of the filtering results in Fig. 8 (a) original image (b) speckle noised image (c) proposed filter($s_0 = 2.0, T_k = 500$) (d) mean filter (e) median filter (f) Gamma-MAP filter (g) Frost filter (h) Lee-Sigma filter(sigma multiplier = 0.5).

Table 1. Comparison of filtering results of Pentagon aerial image

Filter	SNR	MSE	SI
Mean filter	22.54	108.64	0.0538
Median filter	22.17	117.90	0.0623
Frost filter	22.91	99.84	0.0546
Gamma-MAP filter	12.27	767.03	0.0635
Lee-Sigma filter (sigma multiplier=0.5)	23.12	94.05	0.0593
Lee-Sigma filter (sigma multiplier=1.0)	22.64	106.06	0.0545
Lee-Sigma filter (sigma multiplier=2.0)	22.54	108.59	0.0538
Proposed filter (the number of iterations=2)	23.16	93.76	0.0573
Proposed filter (the number of iterations=3)	22.97	97.62	0.0489

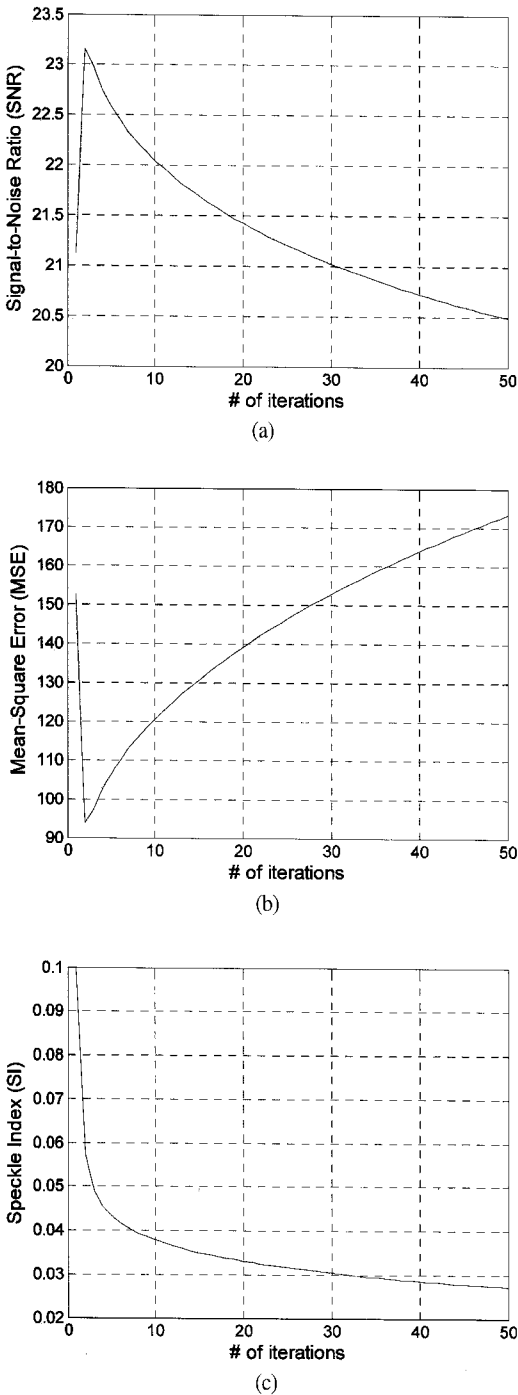


Fig. 10. The number of iterations of the diffusion and SNR, MSE and SI of the filtered Pentagon image (a) Signal-to-Noise Ratio (SNR) (b) Mean-Square Error (MSE) (c) Speckle Index (SI).

상에 포함된 스펙클 잡음 레벨을 나타내는 스펙클 지수는 제안한 필터(확산 횟수=3)가 0.0489로 가장 작은 값

을 보였고 mean 필터와 Lee-Sigma 필터(sigma multiplier=2)가 0.0538의 값을 보였다. 제안한 필터의 경우 확산 횟수가 2에서 3으로 증가하면서 신호 대 잡음 비는 감소하고 평균 제곱 오차는 증가한 반면, 스펙클 지수는 감소한 결과를 보였다. 제안한 필터의 확산 횟수와 신호 대 잡음 비, 평균 제곱 오차, 스펙클 지수의 관계를 살펴보기 위해 확산 횟수가 총 50회 진행될 때 그 변화를 살펴보았다(Fig. 10).

Fig. 10의 (a)에서 보듯이 신호 대 잡음 비의 경우 확산 횟수가 2일 때 최대값 23.16을 가지고 그 이후에는 확산 횟수가 증가함에 따라 지속적으로 감소한다. 평균 제곱 오차의 경우도 확산 횟수가 2일 때 최소값 93.76을 가지고 확산 횟수가 증가함에 따라 지속적으로 증가한다. 반면에 스펙클 지수는 확산 횟수가 증가함에 따라 초기값 이후 계속 감소한다. 필터링 수행 시간은 확산 횟수 당 평균 8.75초 정도 소요되며 이는 주로 균일 영역을 결정하는 과정에서 중심 화소와 이웃 화소들을 결합하는데 소요되는 시간이다. 기존의 평균 곡률 확산의 경우(EI-Fallah and Ford, 1997), 확산 횟수가 보통 수십 회에 걸쳐 수행되나 제안한 확산 필터의 경우 확산 횟수가 2~3회 일 때, 신호 대 잡음 비가 전체 확산 기간 중에서 최대값에 도달하고 평균 제곱 오차 결과는 최소인 상태에 도달하는 특징을 가진다.

5. 결론

본 논문에서는 스펙클 잡음을 제거하기 위해 중심 화소와 이웃 화소의 밝기값 차를 계산하고 이를 크기 순으로 정렬한 순위 차 벡터를 이용하는 새로운 스펙클 잡음 제거 방법을 제시하였다. 중심 화소와 통계적으로 유사한 특성을 가지는 이웃 화소를 선택하기 위해서 영역 확장 방법을 적용하여 순위 차 벡터를 균일 순위 차 벡터와 이상점 순위 차 벡터로 분류하였다. 균일 순위 차 벡터에 속하는 이웃 화소들을 평균 곡률 확산에 이용하여 중심 화소의 밝기값 갱신의 정확도를 높였다. 스펙클 잡음이 포함된 합성 영상에 대한 실험을 통해서 제안한 방법이 신호 대 잡음 비, 평균 제곱 오차 측면에서 기존의 대표적인 스펙클 잡음 제거 필터보다 잡음 제거 성능이 우수함을 확인하였다.

향후 연구 내용으로는 스펙클 잡음 이외에 가우시안 잡음 등과 같이 다른 종류의 잡음에 대해서 제안한 필터의 성능을 검증할 필요가 있다. 순위 차 벡터를 이용하여 윈도우 내의 화소들을 균일 순위 차 벡터와 이상점 순위 차 벡터로 분할하는 방법은 일종의 이진 영상 분류 방법으로 이를 확장하여 이진 레벨 이상의 그룹으로 화소를 분류하는 다중 순위 차 (multiple rank-ordered differences) 분류 기법에 대한 연구가 추후 가능하리라 사료된다.

사 사

본 연구는 한국항공우주연구원의 다목적실용위성3호 시스템종합 개발사업(V)의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

- El-Fallah, A. and G. Ford, 1997. Mean curvature evolution and surface area scaling in image filtering, *IEEE Trans. Image Processing*, 6(5): 750-753.
- Frost, V. S., J. A. Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, 1982. A model for radar image and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(2): 157-166.
- Gonzalez, R. C. and R. E. Woods, 2008. *Digital Image Processing (3rd)*, Prentice Hall, New Jersey, USA.
- Kuan, D. T., A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, 1985. Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(2): 165-177.
- Kutay, M. A., M. Karaman, and G. Bozdagi, 1993. Enhancement of images corrupted with signal dependent noise: application to ultrasonic imaging, *SPIE Visual Communication and Image Processing*, 2094, pp.316-323.
- Lee, J. S., 1980. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2(2): 165-168.
- Lee, J. S., 1983. A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images, *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, SMC-13(1): 85-89.
- Perona, P. and J. Malik, 1990. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7): 629-639.
- Ramponi, G. and C. Moloney, 1997. Smoothing speckled images using an adaptive rational operator, *IEEE Signal Processing Letters*, 4(3): 68-71.