SAR 영상에서 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터를 이용한 스펙클 잡음 제거

이대근¹ · 박민재² · 김정욱³ · 김도윤⁴ · 김동욱⁵ · 임동훈⁶

¹한국과학영재학교, ²한국과학영재학교, ³한국과학영재학교, ⁴한국과학영재학교

⁵부산대학교 통계학과, ⁶경상대학교 정보통계학과

(2010년 2월 접수, 2010년 4월 채택)

요약

본 논문에서는 일반 영상의 가우시안 잡음 제거에 유용한 Non-Local Means 필터를 이용하여 웨이블릿 도메인 상에서 SAR 영상의 스펙클 잡음제거 방법을 제안하고자 한다. 먼저 승법 잡음인 스펙클 잡음을 로그를 취해 가법 잡음으로 변환한 후 웨이블릿 분해하고 고주파 혹은 저주파 서브밴드에 따라 Non-Local Means 필터와 웨이블릿 임계값 처리(wavelet thresholding)를 선택적으로 적용하고 지수형태를 취해 원영상으로 복원함으로써 잡음을 제거한다. 또한, Non-Local Means 필터의 단점인 수행시간을 단축시키기 위해 통계적 t -검정을 이용하여 개선하고자 한다. 영상실험을 통한 성능평가 결과 제안된 필터는 정성적인 비교와 PSNR과 DSSIM을 통한 정량적인 비교 모두 기존의 필터보다 우수한 성능을 보였다. 통계적 t -검정을 이용해 개선된 방법은 빠른 계산 속도와 더 나은 성능을 나타냈다.

주요용어: SAR 영상, 스펙클 잡음, 웨이블릿 변환, Non-Local Means 필터, 이표본 t -검정.

1. 서론

SAR(Synthetic Aperture Radar) 영상은 인공위성이나 비행기로부터 관심있는 표적에 마이크로파를 발사하여 그 표적에서 반사된 신호를 합성하여 얻어진 영상이다. SAR 영상은 낮과 밤, 또는 날씨에 영향을 받지 않고 고해상도 관측이 가능하다는 장점을 갖고 있어, 농업·기상·환경·군사 등 다양한 분야에 활용되고 있다.

SAR 영상은 기존의 광학카메라에서 얻어진 일반 영상과는 다른 특성의 잡음을 포함하고 있어서 영상 처리에 어려움이 많다. SAR 영상에 생성되는 잡음은 스펙클 잡음(speckle noise)으로, 이는 위성으로부터 발사된 마이크로파가 산란되어 되돌아오면서 마이크로파 사이의 상호 간섭으로 인해 만들어진 다. 스펙클 잡음은 영상에서 승법(multiplicative)형태로 나타나며 에지 검출(edge detection)이나 영상 분할(image segmentation) 등의 SAR 영상 분석작업을 방해하는 열화 요소이다 (Franceschetti와 Lanari, 1999; Tso와 Mather, 2009). 지금까지 스펙클 잡음을 제거하기 위해 많은 연구들이 진행되었다. 이 중 가장 널리 알려진 Lee (1981) 필터는 고정 윈도우에서 지역적 통계 특성을 이용하여 스

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No. 2009-0074115).

⁶교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS.

E-mail:dhlim@gnu.ac.kr

그림 1.1. 제안된 잡음제거 방법에 대한 간략도

펙클 잡음을 제거하였다. 그러나 Lee 필터는 고정 윈도우를 사용함으로써 에지(edge) 영역에서의 번짐 현상(Blurring)이 발생할 수 있다. 이런 고정 윈도우 방식의 한계를 극복하고자 Baker와 Charlie (1989)의 MHR(Maximum Homogeneous Region) 필터, Hagg와 Sties (1994)의 EPOS(Edge Preserving Optimal Speckle) 필터 그리고 Park 등 (1999)의 적응 윈도우(adaptive windowing) 기법 등이 제안되었다. 그러나 이 방법 또한 모든 픽셀에 대하여 각기 다른 윈도우를 사용함으로써 계산량이 많고 스펙클 잡음 억제효과도 만족할 만한 결과를 보여주지 못했다.

스펙클 잡음제거를 위한 웨이블릿 변환 방법으로는 Gupta 등 (2004), Mastriani와 Giraldez (2005), Mastriani (2006), Sudha 등 (2009) 등이 있다. 이들은 VisuShrink (Donoho, 1995), SureShrink, BayesShrink (Donoho와 Johnstone, 1994) 등에 기초한 웨이블릿 방법을 제안하였다.

최근에 Buades 등 (2004, 2005a)은 일반영상에서 가우시안 잡음제거를 위해 Non-Local Means 필터를 제안하였다. 이 필터는 영상이 자기 유사성(self-similarity)이라는 유사한 형태가 반복되는 특징을 갖고 있다는 가정 하에 잡음픽셀을 추정하며, 추정하고자 하는 픽셀 근방(neighborhood)과 유사한 특징을 갖고 있는 근방을 영상 전체에서 찾아 이용한다.

본 논문에서는 일반 영상의 가우시안 잡음 제거에 유용한 Non-Local Means 필터를 이용하여 스펙클 잡음제거를 위해 웨이블릿 도메인(wavelet domain)상에서 효과적인 잡음제거 방법을 제안하고자 한다. 이 방법은 Non-Local Means 필터를 여러 해상도에서 적용하여 보다 일반적이고 효과적인 잡음제거 방법이다. 또한 Non-Local Means 필터의 단점인 수행시간을 단축시키기 위해 통계적 t -검정을 이용하여 개선시키고자 한다. 그림 1.1은 제안된 잡음제거 방법에 대한 간략도이다. 잡음제거는 먼저 그림 1.1과 같이 승법 잡음인 스펙클 잡음에 로그(log)를 취해 가법 잡음으로 변환한다. 다음으로, 영상을 웨이블릿 분해(wavelet decomposition)하여 고주파 혹은 저주파 서브밴드(subband)에 따라 Non-Local Means 필터와 웨이블릿 임계값 처리(wavelet thresholding)를 선택적으로 적용하고 웨이블릿 합성과정(wavelet reconstruction)에서 Non-Local Means 필터를 사용하여 잡음을 제거한다. 이후 지수(exponential)형태를 취해 원영상으로 복원한다.

제 2장에서는 본 논문과 관련된 스펙클 잡음 모형과 웨이블릿 변환 등에 대해 개괄적으로 살펴보고 제 3장에서는 제안된 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터링에 대해 자세히 서술한다. 그리고 제 4장에서는 제안된 잡음제거 방법의 성능을 정성적이고 정량적인 방법 그리고 계산시간까지 고려하여 평가한다. 제 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 서술한다.

2. 잡음 모형과 웨이블릿 변환

2.1. 스펙클 잡음 모형

SAR 영상에서 흔히 존재하는 스펙클 잡음은 영상 전체에 작은 반점 모양으로 분포되어 있는데 이것은 영상의 질을 떨어뜨리는 주요인이 된다. 이런 스펙클 잡음은 영상의 강도(intensity)에 비례하여 잡음이 곱해진 형태로 부가되는 잡음이며 스펙클 잡음 모형을 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\hat{I}(i, j) = I(i, j) + nI(i, j), \quad (2.1)$$

여기서 $I(i, j)$ 는 원영상, $\hat{I}(i, j)$ 는 잡음영상 그리고 n 은 잡음을 나타내며 원영상과 독립이고 그 분포는 주로 레일리 분포(Rayleigh distribution)를 따른다.

$X \sim N(0, \sigma^2)$, $Y \sim N(0, \sigma^2)$ 이고 서로 독립일 때 $R = \sqrt{X^2 + Y^2}$ 은 모수 σ 를 갖는 레일리 분포를 따른다. 따라서 가우시안 잡음으로부터 레일리 분포를 따르는 스펙클 잡음을 생성할 수 있다.

2.2. 이산 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환(wavelet transform)은 분석신호를 시간-스케일 단위의 기저함수(basis)의 선형조합으로 분해하는 통계적 도구이다. 또한 웨이블릿 변환은 다해상도 분석(multi-resolution analysis) (Mallat, 1989)을 하기 때문에, 영상처럼 비정상신호(non-stationary signal)에서 잡음과 같은 고주파 영역을 검출할 수 있다.

웨이블릿 변환은 팽창(dilation) 및 이동(translation)을 하는 함수들의 선형결합으로 이루어진다. 우선 $\psi(t)$ 를 모웨이블릿(mother wavelet)이라 두면, 웨이블릿 $\Psi_{j,k}(t)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k),$$

여기서 j 와 k 는 각각 스케일과 시간을 조절하는 변수이다. 이 때 분석대상이 되는 신호는 웨이블릿 $\Psi_{j,k}(t)$ 과 웨이블릿 계수 $c_{j,k}$ 의 선형결합으로 나타낼 수 있다.

$$f(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \Psi_{j,k}(t).$$

웨이블릿 변환은 신호에 저역통과 필터(low-pass filter)와 고역통과 필터(high-pass filter)를 적용함으로써 다해상도 분석이 가능하다. $j-1$ 단계 근사신호 $c_k(j-1)$ 를 필터에 통과시키면 영상에 대한 압축적인 정보를 갖는 근사 신호 $c_k(j)$ 와 에지나 잡음과 같이 세밀한 부분을 담고 있는 상세 신호 $d_k(j)$ 로 분해된다. h 를 저역통과 필터, g 를 고역통과 필터라고 할 때 이를 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$c_k(j) = \sum_n h(n-2k)c_n(j-1), \quad (2.2)$$

$$d_k(j) = \sum_n g(n-2k)c_n(j-1). \quad (2.3)$$

그림 3.1. Non-Local Means 필터 설명을 위한 근방영역과 검색영역

반대로 분해된 신호는 역 저역통과 필터($\tilde{h}$)와 역 고역통과 필터($\tilde{g}$)를 적용하여 이전 신호로 합성할 수 있다.

$$c_n(j-1) = \sum_k \tilde{h}(n-2k)c_k(j) + \sum_k \tilde{g}(n-2k)d_k(j). \quad (2.4)$$

영상은 2차원 데이터이므로, 웨이블릿 분해를 가로와 세로 방향으로 각각 행해진다. 우선 영상의 가로 방향으로 저역통과 필터와 고역통과 필터를 적용한 후, 근사 신호와 상세 신호로 결과를 나눈다. 이후 각각의 신호에 대해 세로 방향으로 필터를 적용하면 4개의 주파수 대역(LL, LH, HL, HH)이 얻어진다. 여기서 LL은 저주파 서브밴드이며 같은 방법으로 계속 분해할 수 있다.

지금까지 웨이블릿 변환을 통한 잡음 제거는 VisuShrink (Donoho, 1995), SureShrink, BayesShrink (Donoho와 Johnstone, 1994) 등에 의해 임계값을 결정하고 하드-임계치 처리(hard-thresholding) 혹은 소프트-임계치 처리(soft-thresholding) 등의 방법을 통하여 잡음을 제거한다. 영상을 식 (2.2)와 (2.3)에 의해 웨이블릿 분해한 후 LL 서브밴드를 제외한 나머지 고주파 서브밴드에서 임계치 처리(thresholding)를 통해 잡음정보를 제거한다. 그리고 식 (2.4)와 같이 영상 합성과정을 통해 원영상으로 복원한다.

3. 제안된 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터링

3.1. 기존의 Non-Local Means 필터

지금까지 영상에서 어떤 픽셀이 오염됐을 때 복원은 주로 오염된 픽셀의 주변에 있는 로컬 정보만을 이용하였다. 그러나 Buades 등 (2004, 2005a)은 잡음에 의해 주위 픽셀이 심하게 훼손될 수 있기 때문에 오염된 픽셀 복원은 전체영상 정보를 이용하여 근방영역간의 유사도(similarity)에 따라 가중치를 두어 구하였다.

다음은 잡음 영상에서 $u(x_i)$ 가 오염되었다고 가정하고 Non-Local Means 필터를 사용해 어떻게 오염된 픽셀을 복원하는지 그림 3.1을 가지고 살펴보고자 한다. 이를 위해 먼저 표기를 다음과 같이 정의한다.

Δ_i : 픽셀 x_i 을 중심으로 크기 $|\Delta_i| = (2M+1)^2$ 인 검색영역(search volume)

N_i : 픽셀 x_i 을 중심으로 크기 $|N_i| = (2d+1)^2$ 인 근방영역(neighborhood)

$\mathbf{u}(N_i)$: $(u(x_i^{(1)}), \dots, u(x_i^{(|N_i|)}))^T$, 즉 픽셀 x_i 의 근방영역 N_i 에 있는 픽셀값 들로 이루어진 벡터

$r(x_i)$: 픽셀 x_i 의 픽셀값 $u(x_i)$ 에 대한 복원되는 값

$w(x_i, x_j)$: 근방영역 $\mathbf{u}(N_i)$ 과 $\mathbf{u}(N_j)$ 의 유사성에 의해 결정되는 가중치

위 정의에서 M 과 d 는 사용자에게 의해 선택되는 상수이며 M 과 d 가 값이 크면 각각 검색영역과 근방영역이 커진다. 보통 $M \in [5, 8]$, $d \in [1, 2]$ 이 많이 사용된다.

이론적으로 Non-Local Means 필터는 픽셀 x_i 에서 픽셀값 추정은 영상 전체에서 픽셀 주변의 유사성을 고려하여 다음과 같이 계산한다.

$$r(x_i) = \sum_{x_j \in V} w(x_i, x_j) u(x_j) \quad (3.1)$$

식 (3.1)에서 보는 바와 같이 전체 영상 V 에 대해 가중치를 계산해야함으로 계산량이 많다. 따라서 실제 영상에 적용을 할 때는 시간을 줄이기 위해 적당한 크기의 검색 범위인 Δ_i 만을 고려하여 다음과 같이 계산한다.

$$r(x_i) = \sum_{x_j \in \Delta_i} w(x_i, x_j) u(x_j), \quad (3.2)$$

여기서 가중치 $w(x_i, x_j)$ 는 다음과 같이 근방영역 차이에 대한 지수함수를 이용하여 계산된다.

$$w(x_i, x_j) = \frac{1}{Z_i} \exp \left(- \frac{\| \mathbf{u}(N_i) - \mathbf{u}(N_j) \|_{2,\sigma}^2}{h^2} \right), \quad (3.3)$$

여기서 $\| \mathbf{u}(N_i) - \mathbf{u}(N_j) \|_{2,\sigma}^2$ 는 가우시안 가중치를 갖는 유클리디안 거리(Gaussian-weighted Euclidean distance)이다. 영상에서 Q 는 중심 $(0, 0)$ 을 갖고 있는 고정된 윈도우이고 G_σ 는 표준편차 σ 인 가우시안 커널(Gaussian kernel)이라 할 때 $\| \mathbf{u}(N_i) - \mathbf{u}(N_j) \|_{2,\sigma}^2$ 은 다음과 같이 계산된다 (Buades 등, 2005b; Ebrahimi와 Vrscaj, 2008).

$$\| \mathbf{u}(N_i) - \mathbf{u}(N_j) \|_{2,\sigma}^2 = \sum_{\mathbf{z} \in Q} G_\sigma(\mathbf{z}) |u(x_i + \mathbf{z}) - u(x_j + \mathbf{z})|^2.$$

그리고 식 (3.3)에서 Z_i 는 가중치의 합 $\sum_{x_j \in \Delta_i} w(x_i, x_j)$ 이 1이 되도록 만들어 주는 정규화 상수이고 h 는 지수함수의 기울기를 조절하는 상수이다. h 값이 너무 작으면 잡음이 충분히 제거되지 않고 h 값이 너무 크면 영상이 블러링되는 경향이 있다. 따라서 잡음이 σ 로 표현된다면 $h = k\sigma$ 로 표현되며 상수 $k \in [0.5, 1]$ 는 실험적으로 구한다.

3.2. 제안된 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터

본 절에서는 잡음제거를 위해 제안된 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터에 대해 단계별로 설명하고, 기존의 방법들과 비교하였을 때 어떠한 장점을 갖고 있는지에 관해 서술한다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 단계별로 설명하면 다음과 같다.

단계 1. 영상을 l 단계 웨이블릿 분해한다.

단계 2. LL_l 서브밴드에 Non-Local Means 필터를 적용한다.

단계 3. (LH_i, HL_i, HH_i) ($i = 1, \dots, l$) 서브밴드에 웨이블릿 임계값 처리를 적용한다.

단계 4. 단계 1에서 최종 단계인 단계에서 생김 $i = l$, 서브밴드를 웨이블릿 합성한 후 Non-Local Means 필터를 적용한다.

단계 5. 단계 4를 분해 최초 단계 $i = 1$ 이 될 때까지 반복한다.

그림 3.2. 제안하는 알고리즘의 모식도

그림 3.2는 $l = 2$ 인 경우 즉, 2단계 웨이블릿 분해와 합성과정에서 Non-Local Means 필터의 잡음 제거 과정을 보여주고 있다. 그림에서 ㉔와 ㉕는 다운 샘플링(down-sampling)과 업 샘플링(up-sampling)을 나타낸다. 먼저 잡음 영상을 1단계 웨이블릿 분해하여 생긴 4개의 서브밴드 중 저주파 서브밴드 LL_1 을 제외한 나머지 3개의 서브밴드 LH_1, HL_1, HH_1 에 BayesShrink를 통해 임계값(threshold)을 구하여 웨이블릿 임계값 처리를 적용한다. 다시 LL_1 서브밴드는 2단계 웨이블릿 분해하고 그 후 LL_2 서브밴드에 Non-Local Means 필터를 적용하고 나머지 LH_2, HL_2, HH_2 서브밴드에 BayesShrink 방법을 적용하여 잡음을 제거한다. 웨이블릿 합성은 2단계 분해로 생긴 LL_2, LH_2, HL_2, HH_2 서브밴드를 먼저 합성하고 합성영상에 Non-Local Means 필터를 적용하고, 다음으로 LL_1, LH_1, HL_1, HH_1 서브밴드를 합성하여 최종적으로 합성영상에 Non-Local Means 필터를 적용하여 복원영상을 얻는다. 이 때 Non-Local Means 필터는 단계 i 에 따라 기울기를 조절하는 상수 k 가 다른 값이 주어질 수 있다.

3.3. 개선된 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터

제 2절에서 논의된 Non-Local Means 필터는 임의의 픽셀 추정하는데 픽셀의 근방영역과 검색영역 내에 있는 모든 근방영역들과 비교를 함으로서 비록 성능은 우수하나 계산 시간이 오래 걸린다는 단점을 갖고 있다. 따라서 이러한 단점을 보완하기 위해 본 연구에서는 이 표본 t -검정을 이용하여 불필요한 계산을 생략하고자 한다. 여기서 선택된 이 표본 t -검정은 잡음의 분포에 관계없이 근방영역의 픽셀 수가 큰 경우 중심극한 정리(Central Limit Theorem)에 의해 근방영역간의 비교를 위해 유용한 검정법이다.

그림 3.1에서 픽셀 x_i 의 근방영역 N_i 와 픽셀 x_j 의 근방영역 N_j 간의 통계적으로 유의한 차이가 있는지 t -검정을 사용하여 판정한다. 만약 통계적으로 유의한 차이가 있으면 가중치 $w(x_i, x_j)$ 을 구하기 위한 식 (3.3)의 가중치 계산을 생략하고 $w(x_i, x_j) = 0$ 으로 둔다. 그렇지 않는 경우 즉, 근방영역간의 유사성이 있다고 판단되는 경우에 한하여 가중치 $w(x_i, x_j)$ 을 계산함으로서 계산시간을 단축시키는 것이다. 이를 위해 먼저 귀무가설(H_0)과 대립가설(H_1)을 다음과 같이 설정한다.

H_0 : 두 근방영역간의 평균 픽셀값은 같다.

H_1 : 두 근방영역간의 평균 픽셀값은 같지 않다.

H_0 에 대한 H_1 을 검정하기 위한 검정통계량 t 는 다음과 같다.

$$|t| = \frac{|\bar{u}(N_i) - \bar{u}(N_j)|}{s_p \sqrt{\frac{1}{|N_i|} + \frac{1}{|N_j|}}},$$

그림 4.1. 영상 실험에 사용된 SAR 원영상과 잡음영상

$$\text{이때 } s_p^2 = \left[\sum_{k=1}^{|N_i|} (u(x_i^{(k)}) - \bar{u}(N_i))^2 + \sum_{k=1}^{|N_j|} (u(x_j^{(k)}) - \bar{u}(N_j))^2 \right] / (|N_i| + |N_j| - 2).$$

여기서 $\bar{u}(N_i)$ 과 $\bar{u}(N_j)$ 은 각각 픽셀 x_i 과 x_j 가 중심인 근방영역의 평균이고 $|N_i|$ 과 $|N_j|$ 은 이들 근방영역의 픽셀 수이다. 그리고 s_p^2 은 합동추정량(pooled estimator)이다. 따라서 유의수준 α 에 대해 검정통계량 t 와 임계값 t_α 와 비교하여 $|t| \geq t_{\alpha/2}$ 이면 두 모집단 간의 차이가 충분히 있다고 판단한다. 즉, 우리의 문제에서 근방영역간의 차이가 크면 영역간의 유사성이 없는 것으로 판정하여 근방영역을 고려 대상에서 제외시킨다.

4. 영상 실험과 성능 평가

본 장에서는 제안한 스펙클 잡음 제거 필터 Proposal I와 Proposal II의 성능을 평가하기 위해 기존의 Lee 필터, VisuShrink, SureShrink, BayesShrink 방법과 비교하고자 한다. 또한 기존의 Non-Local Means(NLM) 필터와 비교를 통하여 웨이블릿 변환의 유용성에 대해서도 알아보하고자 한다. 여기서 Proposal I는 웨이블릿 기반 Non-Local Means 필터, Proposal II는 유의수준 $\alpha = 0.1$ 에서 t -검정을 사용하여 Proposal I를 개선한 방법이다.

영상 실험은 인공위성에서 찍은 그림 4.1에 있는 256×256 크기의 전남 고흥군 SAR 영상과 $\sigma = 0.1$ 과 $\sigma = 0.3$ 인 잡음영상 그리고 충남 공주시 SAR 영상과 $\sigma = 0.2$ 와 $\sigma = 0.4$ 인 잡음영상을 사용하였다. 제안된 Non-Local Means 필터에 사용되는 상수들은 수행 시간을 고려하여 $M = 5$ 인 11×11 크기의 검

색영역과 $d = 2$ 인 5×5 크기의 근방영역을 사용하였다. 또한 상수 k 값은 실험적으로 얻어진 0.5를 사용하였다.

성능평가로는 정성적인 비교와 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio), DSSIM(Structural Dissimilarity)을 통한 정량적인 비교 그리고 잡음제거에 걸리는 계산시간 등이 고려되었다.

잡음 제거 필터의 정량적인 성능평가 척도로서 PSNR은 다음과 같다.

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right),$$

여기서 MSE는 평균제곱오차(Mean Square Error)로서 다음과 같이 정의된다.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n_1 n_2} \sum_{i=0}^{n_1-1} \sum_{j=0}^{n_2-1} \left\{ I(i, j) - \hat{I}(i, j) \right\}^2,$$

여기서 n_1 은 영상의 세로 길이, n_2 는 영상의 가로 길이이며, $I(i, j)$ 는 원 영상의 (i, j) 좌표의 픽셀값이고, $\hat{I}(i, j)$ 는 필터링된 영상에서 (i, j) 좌표의 픽셀값이다. MSE는 필터링된 픽셀값과 원 영상의 픽셀값의 차이의 제곱의 평균 합이라고 할 수 있다. 필터링된 영상이 원 영상과 가까울수록 MSE가 작아지므로 따라서 PSNR 값이 크면 클수록 필터의 성능이 좋다고 말할 수 있다.

두 번째 성능평가 척도인 DSSIM(Structural Dissimilarity)은 다음과 같이 SSIM(Structural Similarity)으로부터 계산된다.

$$\text{DSSIM}(x, y) = \frac{1}{1 - \text{SSIM}(x, y)},$$

여기서 SSIM은 두 영상 사이의 유사성을 보여주는 척도로 두 영상 x 와 y 사이의 SSIM은 다음과 같이 계산된다 (Wang 등, 2004).

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\text{cov}_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

여기서 μ_x 와 μ_y 는 각각 x 와 y 의 평균이고 σ_x^2 와 σ_y^2 는 각각 x 와 y 의 분산 그리고 cov_{xy} 는 x 와 y 의 공분산이다. 상수 c_1, c_2 의 값은 기본적으로 $c_1 = 0.01L$, $c_2 = 0.03L$ 을 사용한다. 여기서 L 은 픽셀값의 범위로 8비트 회색영상에서는 255를 사용한다. SSIM은 1에 가까울수록 원 영상과 필터링된 영상과의 차이가 없다는 것을 의미한다. 따라서 이 경우 필터링된 영상이 원 영상에 가까워질수록 DSSIM의 값이 크다. 사실 DSSIM 척도는 PSNR과 MSE와 같이 기존의 척도들이 사람의 눈으로 평가한 것과는 일치하지 않는다는 사실로부터 이를 개선하고자 만들어진 것이다.

4.1. 정량적 비교

우리는 그림 4.1에 있는 스펙클 잡음영상에 대해 위에서 소개한 필터들을 적용하여 표 4.1을 얻었다. 이 표로부터 두 가지 영상에서 Proposal I와 Proposal II가 두 가지 척도 PSNR과 DSSIM 모두 다른 필터들보다 높은 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. 특히, 공주시 영상에서는 Proposal II의 DSSIM은 다른 비교대상 필터들보다 2배정도 차이가 나는 것으로 나타났다. Proposal I와 Proposal II를 비교해보면 Proposal II가 Proposal I보다 성능이 월등히 좋음을 알 수 있다. 그리고 기존의 Non-Local Means 필터는 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink 방법들보다 전반적으로 좋은 성능을 보이고 있음을 알 수 있다. 이것은 Buades 등 (2004, 2005a)의 실험결과와 일치된다.

표 4.1. 영상 실험에서 PSNR과 DSSIM 값

Filter	고흥군 영상				공주시 영상			
	$\sigma = 0.1$		$\sigma = 0.3$		$\sigma = 0.2$		$\sigma = 0.4$	
	PSNR	DSSIM	PSNR	DSSIM	PSNR	DSSIM	PSNR	DSSIM
None	35.09	32.00	25.62	4.42	23.04	7.80	17.22	2.76
Lee	37.87	60.42	31.77	15.01	30.00	36.34	24.12	9.90
VisuShrink	34.07	23.06	30.66	10.67	30.22	38.68	25.02	12.12
SureShrink	37.22	50.08	32.38	16.91	30.91	43.56	25.60	14.14
BayesShrink	39.00	78.00	32.45	17.25	31.42	49.45	26.38	17.21
NLM	39.26	84.24	32.44	17.10	31.91	55.66	27.36	21.58
Proposal I	39.27	84.38	32.79	19.45	32.07	56.72	27.74	23.58
Proposal II	39.64	93.74	33.89	24.89	34.38	103.80	29.39	42.00

표 4.2. 수행시간 비교(단위: 초)

Filter	고흥군 영상		공주시 영상	
	$\sigma = 0.1$	$\sigma = 0.3$	$\sigma = 0.2$	$\sigma = 0.4$
Proposal I	68.4	68.6	66.7	68.1
Proposal II	38.4	50.5	30.0	36.0

4.2. 정성적 비교

우리는 그림 4.1에 있는 $\sigma = 0.1$ 과 0.3 인 고흥군 영상에서 실험 결과가 비슷하고 또한 $\sigma = 0.2$ 와 0.4 인 공주시 영상에서 실험 결과가 비슷하여 그림 5.1과 5.2는 각각 $\sigma = 0.3$ 인 고흥군 영상과 $\sigma = 0.4$ 인 공주시 영상에 대한 결과만을 보여주고 있다. 그림에서 보면 제안한 Proposal I과 Proposal II는 다른 필터들과 비교했을 때 잡음을 찾아보지 못할 정도로 잡음 제거력이 뛰어남을 알 수 있다. Proposal I과 Proposal II 비교는 언뜻 보면 비슷한 결과를 낳는 것처럼 보이나 그림 4.1(a)과 4.1(d)의 원영상과 그림 5.1, 5.2의 결과 영상과 비교를 통하여 Proposal II가 Proposal I보다 에지를 보존하면서 잡음제거가 좀 더 잘됨을 알 수 있다. 기존의 Non-Local Means 필터는 제안된 필터를 제외하곤 다른 필터들보다 좋은 성능을 유지함을 알 수 있다. Lee 필터는 결과 영상에서 보듯이 다른 필터들보다 잡음제거가 잘 이루어지지 않는 것처럼 보인다.

4.3. 수행시간 비교

본 실험은 노트북 Samsung SENS R70 / Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T7300 @ 2.00GHz / 2.00GB RAM / Microsoft Windows XP 환경에서 실험하였다.

표 4.2는 그림 4.1의 잡음영상에서 Proposal I과 Proposal II을 사용하여 잡음을 제거하는데 걸린 CPU 수행시간을 나타낸다. 이 표로부터 t -검정을 통해 계산량을 줄인 Proposal II의 방법이 Proposal I보다 훨씬 빠른 것을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

SAR 영상에 발생하는 스펙클 잡음은 마이크로파의 간섭에 기인하여 생기는 잡음으로 에지 검출이나 영상 분할 등 영상 분석 작업을 방해하는 주요인이다.

본 논문에서는 일반영상에서 가우시안 잡음제거에 유용한 Non-Local Means 필터를 SAR 영상의 스펙클 잡음제거를 위해 효과적인 웨이블릿 기반의 Non-Local Means 필터링 방법을 제안하였고, Non-

그림 5.1. 그림 4.1(c)의 전남 고흥군 SAR 잡음영상에 대한 필터 적용 결과

Local Means 필터의 단점인 수행 시간을 줄이기 위해 통계적 가설 검정을 이용하여 불필요한 계산을 줄임과 동시에 성능을 향상시켰다.

여러 가지 SAR 영상을 가지고 스펙클 잡음 정도에 따라 영상실험을 통하여 기존의 필터들과 정성적이고 PSNR과 DSSIM을 통한 정량적인 비교 분석하였다. 제안된 Proposal I와 Proposal II 방법 모두 기존의 필터들보다 우수한 성능을 보였고 특히 Proposal II는 Proposal I보다 성능과 속도면에서 우수함을 보였다.

본 연구결과는 SAR 영상 이외에도 스펙클 잡음이 발생하는 초음파 의료 영상 등에도 적용할 수 있으며,

그림 5.2. 그림 4.1(f)의 충남 공주시 SAR 잡음영상에 대한 필터 적용 결과

가법 잡음으로 변환하지 않고 일반 광학 영상에도 적용이 가능하다.

향후 연구로는 SAR 영상이 고해상도 영상이므로 영상의 세부적 특징을 보다 많이 보존하면서 잡음을 제거하는 방법과 추가적인 속도 개선을 위한 통계적 방법을 찾는데 연구가 진행될 것이다.

참고문헌

- Baker, R. C. and Charlie, B. (1989). Nonlinear unstable systems, *International Journal of Control*, **23**, 123–145.

- Buades, A., Coll, B. and Morel, J. (2004). *On Image Denoising Methods*, Technical Report, CMLA.
- Buades, A., Coll, B. and Morel, J. (2005a). A non-local algorithm for image denoising, *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Buades, A., Coll, B. and Morel, J. (2005b). Denoising image sequences does not require motion estimation, *IEEE Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance*, 70–74.
- Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft thresholding, *IEEE Transactions on Information Theory*, **41**, 613–627.
- Donoho, D. L. and Johnstone, I. M. (1994). Ideal spatial adaptation by Wavelet shrinkage, *Biometrika*, **81**, 425–455.
- Ebrahimi, M. and Vrscay, E. R. (2008). Examining the role of scale in the context of the non-local-means filter, *Lecture Notes in Computer Science*, **5112**, 170–181.
- Franceschetti, G. and Lanari, R. (1999). *Synthetic Aperture Radar Processing*, Electronic Engineering Systems Series, CRC Press.
- Gupta, S., Chauhan, R. C. and Sexana, S. C. (2004). Wavelet-based statistical approach for speckle reduction in medical ultrasound images, *Medical & Biological Engineering & Computing*, **42**, 189–192.
- Hagg, W. and Sties, M. (1994). Efficient speckle filtering of SAR images, *Proceeding of IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'94)*, Pasadena, California, USA, 2140–2142.
- Lee, J. S. (1981). Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images, *Computer Graphics and Image Processing*, **17**, 24–32.
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: The Wavelet representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **11**, 674–693.
- Mastriani, M. (2006). New Wavelet-based superresolution algorithm for speckle reduction in SAR images, *IJCS*, **1**, 291–298.
- Park, J. M., Song, W. J. and Pearlman, W. A. (1999). Speckle filtering of SAR images based on adaptive windowing, *IEEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing*, **146**, 191–197.
- Mastriani, M. and Giraldez, A. E. (2005). Smoothing of coefficients in Wavelet domain for speckle reduction in synthetic aperture radar images, *ICGST-GVIP Journal*, **5**, 1–8.
- Sudha, S., Suresh, G. R. and Sukanesh, R. (2009). Comparative study on speckle noise suppression techniques for ultrasound images, *International Journal of Engineering and Technology*, **1**, 1793–8236.
- Tso, B. and Mather, P. M. (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*, CRC Press, 37–38.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity, *IEEE Transactions on Image Processing*, **13**, 600–612.

Wavelet Based Non-Local Means Filtering for Speckle Noise Reduction of SAR Images

Dea Gun Lee¹ · Min Jea Park² · Jeong Uk Kim³ · Do Yun Kim⁴
Dong Wook Kim⁵ · Dong Hoon Lim⁶

¹Korea Science Academy; ²Korea Science Academy; ³Korea Science Academy

⁴Korea Science Academy; ⁵Department of Statistics, Busan National University

⁶Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University

(Received February 2010; accepted April 2010)

Abstract

This paper addresses the problem of reducing the speckle noise in SAR images by wavelet transformation, using a non-local means(NLM) filter originated for Gaussian noise removal. Log-transformed SAR image makes multiplicative speckle noise additive. Thus, non-local means filtering and wavelet thresholding are used to reduce the additive noise, followed by an exponential transformation. NLM filter is an image denoising method that replaces each pixel by a weighted average of all the similarly pixels in the image. But the NLM filter takes an acceptable amount of time to perform the process for all possible pairs of pixels. This paper, also proposes an alternative strategy that uses the *t*-test more efficiently to eliminate pixel pairs that are dissimilar. Extensive simulations showed that the proposed filter outperforms many existing filters in terms of quantitative measures such as PSNR and DSSIM as well as qualitative judgments of image quality and the computational time required to restore images.

Keywords: SAR image, speckle noise, wavelet transform, non-local means filter, two sample *t*-test.

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(No. 2009-0074115).

⁶Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail:dhlim@gnu.ac.kr