韓國 컴퓨터情報學會 論文誌
第12卷 第3號, 2007. 7.

2007-12-3-1-14

SAR 영상에서 웨이블렛 변환을 이용한 스펙클 잡음제거 방법

임 동 훈*

Speckle Noise Reduction in SAR Images using Wavelet Transform

Dong Hoon Lim*

요 약

SAR 영상은 스펙클 잡음의 승법(multiplicative) 특성으로 인하여 영상 분석하는데 많은 어려움이 있다. 본 논문에서는 웨이블렛 변환을 사용하여 SAR 영상의 스펙클 잡음을 제거하고자 한다. 이를 위해 잡음영상에 대해 로그를 취해 얻은 가법(additive) 잡음 영상에서 웨이블렛 분해 한 후 잡음 성분을 제거하고 원영상을 얻기 위해 지수형태를 취한다. 웨이블렛 변환에서 임계치 처리는 소프트 임계법을 사용하고 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink 그리고 수정된 BayesShrink 방법으로 임계값을 선택한다. 영상실험을 통하여 이들 임계값 선택 방법들 간의 비교는 수정된 BayesShrink 방법이 다른 방법들보다 좋은 영상의 질을 유지하고 있으며 또한 PSNR 면에서 좋은 잡음제거 성능을 갖고 있음을 알 수 있었다.

Abstract

It is difficult to analyse images because of multiplicative characteristics of speckle noises in SAR images. In this paper, wavelet transform is proposed for restoring SAR images corrupted by speckle noise. The multiplicative noise is transformed into a form of additive noise and then the additive noise is denoised using wavelet thresholding selections such as VisuShrink, SureShrink, BayesShrink and modified BayesShrink. Experimental results on several test images show that the modified BayesShrink yields significantly superior image quality and better Peak Signal to Noise Ratio(PSNR)

▸ Keyword : SAR image, speckle noise, wavelet transform, VisuShrink, SureShrink, BayesShrink, Modified BayesShrink

• 제1저자 : 임동훈
• 접수일 : 2007.6.5, 심사일 : 2007.7.10, 심사완료일 : 2007. 7.12.
*경상대학교 정보통계학과 교수

I. 서 론

SAR (Synthetic Aperture Radar)영상은 위성 또는 항공기로부터 관심 있는 표적에 전자기파(microwave)를 발사하여 그 표적으로부터 반사된 신호를 이용하여 얻는 영상으로 일반적인 광학센서와는 달리 주야간이나 악천후에 관계없이 전천후 영상정보를 획득할 수 있는 능동센서(active sensor)에 의해 얻어진 레이더 영상을 말한다[1].

SAR 위성은 전천후 위성으로 어두운 밤이건, 구름이 끼건, 심지어 비가 오더라도 지상 관측이 가능하므로 군사 분야는 물론 농업, 기상, 환경 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 그러나 SAR 영상은 스펙클 잡음(speckle noise)으로 인해 영상 분석하는데 많은 어려움이 있다. 스펙클 잡음이란 잡음이 음 지수분포(Negative exponential distribution) 혹은 레일리 분포 (Rayleigh distribution)의 형태를 갖고 있으며 승법(multiplicative) 잡음 특성을 갖고 있다.

본 논문에서는 SAR 영상에서 흔히 존재하는 스펙클 잡음을 웨이블렛 변환을 사용하여 제거하는 방법에 대해 논의하고자 한다. 영상에서 에지(edge)를 보존하면서 잡음을 제거하는 일은 쉽지 않다[2][3][4]. 본 논문에서는 영상에서 승법 잡음을 가법(additive) 잡음으로 변환하기 위해 로그를 취한다음 웨이블렛 분해한다. 여기서는 2 단계 분해를 한 다음 소프트 임계치 처리법(soft thresholding)으로 임계치 처리한다. 임계값은 기존의 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink 방법과 BayesShrink 방법으로부터 수정된 새로운 BayesShrink 방법을 선택하고 잡음성분 제거 후 지수형태를 취하여 영상을 복원한다.

제 II 장에서는 영상에서 일반적인 이산 웨이블렛 변환과 임계값 선택 방법인 기존의 VisuShrink 과 SureShrink 방법에 대해 논의하고 제 III 장에서는 BayesShrink에 기초한 수정된 BayesShrink 방법에 대해 논의한다. 제 IV 장에서는 잡음제거 방법들 간의 영상에서 가시적인 비교와 PSNR 척도 하에서 정량적인 잡음제거 성능을 비교하고 제 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 웨이블렛 변환을 이용한 잡음제거

2.1 이산 웨이블렛 변환

웨이블렛 변환은 퓨리에 변환과 같이 기저함수(basis function)들의 집합으로 신호를 분해하여 표현하는 하나의 방법이다. 웨이블렛 변환은 시간과 주파수에 따라 다른 크기의 윈도우를 사용함으로 짧은 시간 안에 발생하는 잡음과 같은 고주파수를 검출할 수 있다[5]. $\psi(t)$을 mother wavelet라 하면 웨이블렛 $\Psi_{j,k}(t)$는 다음과 같이 $\psi(t)$을 확대(또는 축소)시키고 이동시킴으로서 얻어진 함수들의 집합이다.

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

여기서 j는 스케일을 조정하는 성분이고 k는 시간 축을 따라 이동하는 성분이다. 임의의 신호 $f(t)$는 다음과 같이 웨이블렛 $\Psi_{j,k}(t)$과 웨이블렛 계수 $c_{j,k}$들의 선형결합으로 표현된다.

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

웨이블렛을 이용한 다해상도 분석(multi-resolution analysis)[6]는 다음과 같이 신호 $c_n(j-1)$에 저역 통과 필터(low-pass filter)와 고역 통과 필터(high-pass filter)를 각각 적용하면 근사 신호(approximation signal)와 상세 신호(detail signal)로 분해된다.

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

$$d_k(j) = \sum_n g(n-2k)c_n(j-1),$$

여기서 $h(\bullet)$, $g(\bullet)$는 각각 저역통과 필터와 고역 통과필터이고 $c_k(j)$, $d_k(j)$는 j단계에서 각각 근사 신호와 상세 신호를 나타낸다.

신호가 분해된 서브밴드에서 다시 역 저역통과 필터(inverse low-pass filter)와 역 고역 통과필터(inverse high-pass filter)를 적용하여 합성하면 이전 신호가 얻어진다.

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

여기서 $\tilde{h}(\bullet), \tilde{g}(\bullet)$는 각각 역 저역통과 필터와 역 고

역 통과필터이다.

그림 1은 2차원 영상에 대해 1 단계 웨이블렛 분해(wavelet decomposition)과정을 보여주고 있다. 영상의 가로 방향(rows) 데이터에 대해 저역 통과 필터와 고역 통과 필터를 적용한 후 결과에 대해 데이터의 1/2만 취하는 다운 샘플링(down sampling)과정을 거친 후 다시 세로 방향(columns)에 대해 각각의 필터를 적용하여 다운 샘플링을 하면 4개의 주파수 대역(LL, LH, HL, HH)이 얻어진다. 여기서 LL은 저주파 서브 밴드 (low frequency subband)이고 LH은 수평방향, HL은 수직방향, 그리고 HH은 대각선 방향의 고주파 서브 밴드이다. 그 중 HH는 다음 단계의 입력으로 들어가 같은 방법으로 분해과정을 반복한다.

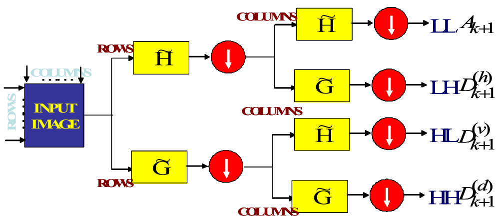


그림 1. 1 단계 웨이블렛 분해
Fig 1. 1-level Wavelet decomposition

위 그림에서 $\tilde{H}$와 $\tilde{G}$는 각각 저역 통과 필터와 고역 통과 필터를 나타내고 는 영상의 가로와 세로에 대해 다운 샘플링을 나타내고 있다.

그림 2는 2차원 영상에 대해 1 단계 웨이블렛 복원(wavelet reconstruction)과정을 보여주고 있다. 그림 1의 웨이블렛 분해과정을 거쳐 영상이 분해된 각 서브밴드에서 데이터의 2배를 취하는 업 샘플링(up sampling)과정을 거친 후 역 저역 통과 필터와 역 고역 통과 필터를 적용한 후 합성하여 원래의 영상을 얻는다.

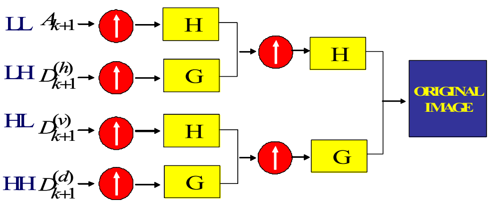
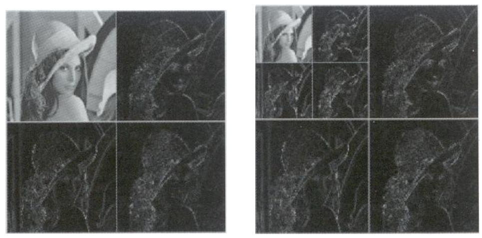


그림 2. 1 단계 웨이블렛 복원
Fig 2. 1-level Wavelet reconstruction

그림에서 H와 G는 각각 역 저역 통과 필터와 역 고역 통과 필터를 나타내고 는 영상의 가로와 세로에 대한 업샘플링을 나타내고 있다.

그림 3은 실제 Lena 영상에 대해 웨이블렛 1 단계 분해와 2 단계 분해한 형태를 보여주는 예이다.

(a)



(b) (c)

그림 3. (a) Lena 영상 (b) 1 단계 분해 (c) 2 단계 분해

Fig 3. (a) Lena image (b) 1-level Wavelet decomposition (c) 2-level Wavelet decomposition

위 그림에서 원 영상을 1 단계 웨이블렛 변환하면 그림 3 (b)과 같이 4개의 서브밴드가 생성된다. 그리고 다시 저주파 서브밴드만 2 단계 웨이블렛 변환을 수행하면 그림 3 (c)과 같이 7개의 서브밴드가 얻어진다.

2.2 웨이블렛 잡음제거

잡음을 제거하는데 사용되는 웨이블렛 임계치 처리(wavelet thresholding)에는 크게 하드 임계치 처리(hard thresholding)와 소프트 임계치 처리(soft thresholding)가 있다. 하드 임계치 처리는 다음과 같다[7].

$$D(X,t) = \begin{cases} X & \text{for}\ all\,|X| > t \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

여기서 X는 웨이블렛 계수이고 t는 임계값이다. 위의 $D(X,t)$에 대한 그림은 다음과 같다.

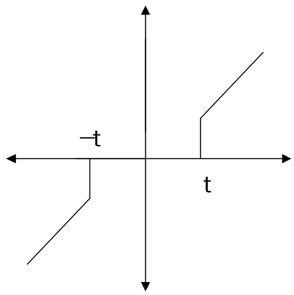


그림 4. 하드 임계치
Fig 4. Hard thresholding

그림 4에서 임계치 부근에서 값이 급격하게 변하게 되므로 데이터의 손실을 가져올 수 있다. 따라서 다음과 같은 소프트 임계치를 많이 사용한다.

$$D(X,t) = sgn(X)\max(0, |X| - t)$$

위의 $D(X,t)$에 대한 그림은 다음과 같다.

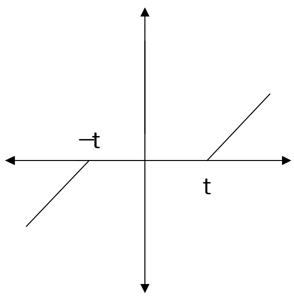


그림 5. 소프트 임계치
Fig 4. Soft thresholding

그림 5에서 보면 절대값이 임계값 t 보다 큰 웨이블렛 계수들은 축소(shrink)되고 있음을 알 수 있다.

VisuShrink[7]은 임계치를 결정하는데 Universal 임계치를 적용함으로서 얻어진 방법이다. VisuShrink는 다음과 같이 잡음의 표준편차에 비례한다.

$$t_V = \sigma\sqrt{2\log M}$$

여기서 σ^2는 잡음분산이고 M은 영상에서 픽셀의 수이다. σ추정은 다음과 같이 중앙값 절대편차(median absolute deviation, MAD)에 의해 얻어진다.

$$\hat{\sigma} = \frac{median(|g_{j-1,k}| : k = 0,1,\ldots,2^{j-1}-1)}{0.6745}$$

여기서$g_{j-1,k}$는 웨이블렛 변환에서 상세신호에 해당된다.

SureShrink[8]은 서브밴드 어답티브(subband adaptive)한 방법이다. SureShrink는 각각의 서브밴드에서 Risk $E\|\widehat{\mu^{(t)}}(x) - \mu\|^2$의 불편추정치(unbiased estimate)인 SURE(Stein's unbiased estimator risk)로부터 얻어진다.

$$SURE(t;X) = n^2 - 2\sum_{i}^{n^2}(|X_i| \le t) + \sum_{i=1}^{n^2}\min(|X_i|, t)^2$$

따라서 임계값은 $SURE(t;X)$을 최소화함으로서 다음과 같이 얻어진다.

$$t_S = \arg\min_t SURE(t;X).$$

III. 수정된 BayesShrink에 기초한 잡음제거

스펙클 잡음 영상에서 잡음을 제거하기 위해 그림 6과 같이 먼저 로그를 취한 다음 웨이블렛 분해한다. 그리고 BayesShrink[9]에 기초한 새로운 방법으로 잡음을 제거하고 원 영상을 얻기위해 지수를 취하여 영상을 복원한다.

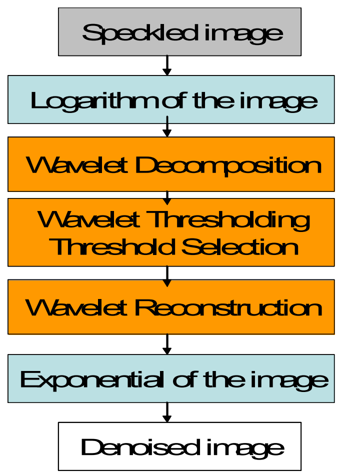


그림 6. 잡음제거를 위한 제안된 방법에 대한 간략도
Fig 6. Block diagram of proposed procedure for noise denoising

BayesShrink에서 서브밴드의 웨이블렛 계수들은 다음과 같이 GGD(Generalized Gaussian Distribution) 분포를 갖는다는 가정한다.

$$GG_{\sigma_X,\beta}(x) = C(\sigma_X,\beta)\exp - [\alpha(\sigma_X,\beta)|x|]^{\beta}$$

여기서 $\alpha(\sigma_X,\beta) = \sigma_X^{-1}\left[\frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)}\right]^{1/2}$ 이고

$C(\sigma_X,\beta) = \frac{\beta\alpha(\sigma_X,\beta)}{2\Gamma(1/3)}$,

$\Gamma(t) = \int_0^{\infty} e^{-u}u^{t-1}du$ 이다. 」

그리고 σ_X는 표준편차이고 β는 shape 모수이다.

BayesShrink은 다음의 Bayesian Risk으로부터 얻어진다.

$$r(t) = E(\hat{X} - X)^2 = E_X E_{Y|X}(\hat{X} - X)^2$$

따라서 임계값은 $r(t)$을 최소화함으로서 다음과 같이 얻어진다.

$$t_B = \arg\min_t r(t).$$

위의 t_B에 대한 closed form은 존재하지 않는다. 따라서 근사적으로 다음의 식이 사용된다.

$$t_B = \frac{\sigma^2}{\sigma_X} = \frac{\sigma^2}{\sqrt{\max(\sigma_b^2 - \sigma^2,\ 0)}} \quad \cdots\cdots (3.1)$$

여기서 σ_b^2은 서브밴드 분산이다.

지금까지 논의된 BayesShrink 방법은 서브 밴드의 크기와 몇 번에 걸쳐 웨이블렛 분해를 했는지에 대해 고려하지 않았다. 우리는 BayesShrink 방법의 (3.1)식에 대한 수정된 다음의 형태를 생각한다.

$$t_{MB} = \beta\frac{\sigma^2}{\sigma_X} \quad \cdots\cdots (3.2)$$

여기서 $\beta = \sqrt{\log L_k / J}$ 이다. 그리고 L_k는 k번째 웨이블렛 분해에서 서브밴드의 크기이고 J는 웨이블렛 분해의 수이다.

(3.2)식의 수정된 BayesShrink 방법은 (3.1)식과 비교하여 웨이블렛 분해할 때 마다 서브밴드의 크기와 최대 웨이블렛 분해의 수를 반영하여 잡음을 제거하였다.

IV. 실험결과 및 논의사항

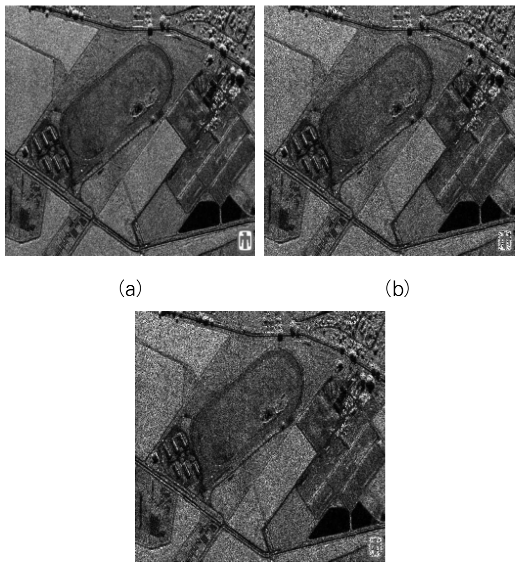
본 장에서는 영상실험을 통하여 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink, 수정된 BayesShrink 임계값 방법 간에 잡음제거 성능을 비교하고자 한다.

영상실험에 사용할 영상은 256×256 크기의 경마장 영상과 전남 고흥군 영상이다. 스펙클 잡음영상은 다음과 같은 원영상에 승법적으로 취해진 모델로부터 얻어진다.

$$Y = X + n^*X$$

여기서 X는 원영상, n은 평균 0과 분산 σ^2인 균일(Uniform) 분포로부터 얻어진 잡음이고 Y는 잡음영상이다[10].

그림 7은 경마장 영상에 균일 분포의 분산 σ^2이 0.05와 0.10인 경우의 스펙클 잡음영상을 보여준다.

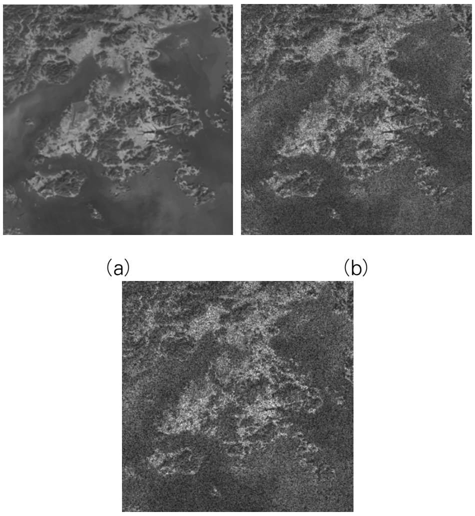


(a) (b) (c)

그림 7. 경마장 영상 (a)원 영상, (b) $\sigma^2 = 0.05$인 잡음 영상, (c) $\sigma^2 = 0.10$인 잡음 영상

Fig 7. Horse track image (a) origianl image
(b) noisy image corrupted by $\sigma^2 = 0.05$
(c) noisy image corrupted by $\sigma^2 = 0.10$

그림 8은 고흥군 영상에 분산 σ^2이 0.05와 0.10인 경우의 스펙클 잡음영상을 보여준다.



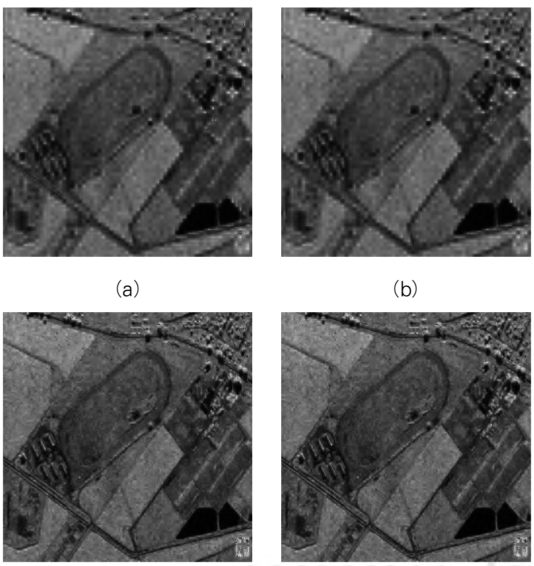
(a)　　　　(b)

(c)

그림 8. 고흥 영상 (a) 원 영상, (b) $\sigma^2 = 0.05$인 잡음 영상,
(c) $\sigma^2 = 0.10$인 잡음 영상

Fig 8. GoHung image (a) origianl image
(b) noisy image corrupted by $\sigma^2 = 0.05$
(c) noisy image corrupted by $\sigma^2 = 0.10$

그림 9는 그림 7(b)에 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink, 수정된 BayesShrink 임계값 선택 방법을 적용하여 잡음이 제거된 결과영상들이다.



(a)　　　　(b)

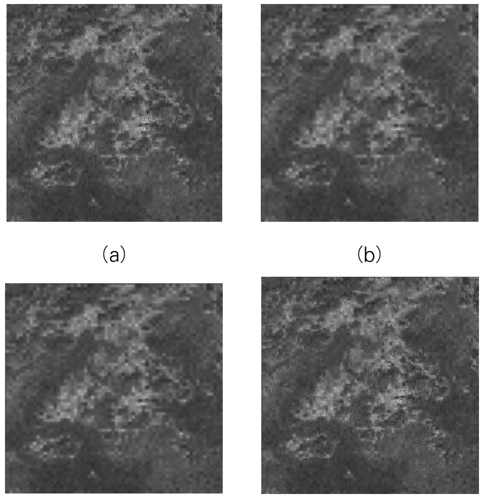
(c)　　　　(d)

그림 9. 임계값 선택 방법을 그림 7
(b)에 적용하여 얻은 결과 영상 (a) VisuShrink (b) SureShrink
(c) BayesShrink (d) 수정된 BayesShrink

Fig 9. Result image obtained by applying thresholding methods to Fig 7(b)
(a) VisuShrink (b) SureShrink
(c) BayesShrink (d) Modified BayesShrink

참고로, 임계값 선택방법을 그림 7(c)에 적용했을 때 결과는 그림 7(b)에 비해 전반적으로 잡음이 약간 더 포함되어 있는 것을 제외하고는 똑 같은 결과를 얻을 수 있었다.

그림 10은 그림 8(c)에 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink, 수정된 BayesShrink 임계값 선택 방법을 적용하여 얻은 결과영상들이다.



(a)　　　　(b)

(c)　　　　(d)

그림 10. 임계값 선택 방법을 그림 8(c)에 적용하여 얻은 결과 영상
(a) VisuShrink (b) SureShrink
(c) BayesShrink (d) 수정된 BayesShrink

Fig 10. Result image obtained by applying thresholding methods to Fig 8(c)
(a) VisuShrink (b) SureShrink
(c) BayesShrink (d) Modified BayesShrink

참고로, 임계값 선택방법을 그림 8(b)에 적용했을 때 결과는 그림 8(c)에 비해 전반적으로 잡음이 약간 덜 포함되어 있는 것을 제외하고는 똑 같은 결과를 얻을 수 있었다.

그림 9와 10으로부터 VisuShrink 방법은 잡음은 제거되나 과도하게 영상을 스무딩함으로서 블러링한 결과를 낳고 SureShrink 방법은 VisuShrink 방법과 비슷한 결과를 보여주고 있다. 수정된 BayesShrink 방법은 BayesShrink방법과 비슷한 결과를 보여주고 있으나 VisuShrink 방법과

SureShrink 방법보다 화질이 개선된 영상을 보여주고 있다.

웨이블렛 임계값 선택 방법들 간의 정량적인 비교는 다음과 같이 정의되는 신호 대 잡음비(PSNR: Peak Signal to Noise Ratio)를 가지고 측정한다.

$$PSNR = 10\log_{10}[\frac{255^2}{MSE}]\,dB$$

여기서 MSE는 평균제곱오차 (mean square error)이다.

그림 7과 8에 있는 SAR 영상에 대해 웨이블렛 임계값 선택 방법들에 대한 PSNR값은 표 1과 같다.

표 1. 여러 가지 잡음 제거된 영상들에 대한 PSNR 값
Table 1. PSNR values of different denoised test images

Image	Noise variance	Threshold Selections			
		Visu Shrink	SURE Shrink	Bayes Shrink	수정된 Bayes Shrink
Horse Track	0.05	21.099	21.069	24.222	24.422
	0.10	20.776	20.812	21.968	22.418
GoHung	0.05	26.043	25.971	27.168	27.403
	0.10	25.216	25.201	25.546	25.611

위 표로부터 VisuShrink 방법과 SureShrink 방법은 비슷한 PSNR 값을 갖고 있으며 수정된 BayesShrink 방법은 다른 3가지 방법들보다 분산 0.05와 0.10에 대해 가장 좋은 PSNR값을 갖고 있음을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 SAR 영상에서 존재하는 스펙클 잡음을 제거하는데 효과적인 웨이블렛 변환을 사용하는 방법에 대해 논의하였다. 이를 위해 승법 잡음을 가법 잡음으로 변환하기 위해 로그를 취한다음 웨이블렛 분해한 후 소프트 임계처리법(soft thresholding)을 사용하여 VisuShrink, SureShrink, BayesShrink, 수정된 BayesShrink 방법으로 임계값을 선택하여 잡음을 제거하였다.

경마장 영상과 고흥군 영상과 그리고 여러 가지 잡음영상을 가지고 영상실험을 통하여 이들 임계값 선택 방법들 간의 잡음제거 성능을 비교하였다. 영상에서 가시적인 성능비교는 VisuShrink 방법과 SureShrink 방법이 비슷한 결과를 낳았고 BayesShrink 방법과 수정된BayesShrink 방법 또한 비슷한 결과를 낳았다. 그리고 PSNR 측도 하에서 정량적인 비교는 VisuShrink 방법과 SureShrink 방법은 비슷한 반면에 수정된 BayesShrink 방법은 다른 3가지 방법보다 분산 0.05와 0.10에 대해 가장 좋은 PSNR값을 갖고 있음을 알 수 있었다.

참고문헌

〔1〕 Sandia National Laboratories, " Synthetic Aperture Radar"http://www. sandia.gov/RADAR/sar.html

〔2〕 임동훈, "웹 상에서 통계적 에지검출기 개발 및 구현", 한국컴퓨터 정보학회 논문지, 제10권 제4호, pp.49-55, 2005. 9.

〔3〕 임동훈, "영상에서 선형순위 검정법을 이용한 에지검출 비교", 한국컴퓨터 정보학회 논문지, 제10권 제6호, pp.17-25, 2005. 12.

〔4〕 Lim, D. H. "Robust Edge Detection in Noisy Image", *Computational Statistics and Data Analysis.* 50(3), 803-812, 2006.

〔5〕 Barlaud, M. "Wavelets in Image Communication", ELSEVIER, 1994

〔6〕 Mallat, S.G., "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation" *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,*11(7), 674 - 693. 1989.

〔7〕 Donoho, D. L.. "De-noising by Soft Thresholding", *IEEE Transactions on Information Theory.* 41(3), 613-627. 1995.

〔8〕 Donoho, D. L. and Johnstone, I. M. " Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage", *Biometrika (81),* 425-455, 1994.

〔9〕 Vetterli, M., Chang, S. G. and Yu, B. " Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression", *IEEE Transactions on Image Processing,* 9(9), 1532-1546, 2000.

〔10〕 Gnanadurai. D.and Sadasivam. V. "Undecimated Wavelet Based Speckle Reduction for SAR Images", *Pattern Recognition Letters,* 26(6), 793 - 800, 2005.

저 자 소 개

임 동 훈

경상대학교 컴퓨터정보통신연구소 연구원

경상대학교 정보통계학과 교수

〈관심분야〉 영상처리, 정보통계학