

웨이브렛 변환을 응용한 합성자료 및 기조력 자료의 잡음 제거

임형래* · 진홍성** · 권병두*

*서울대학교 지구과학교육과 · **여수대학교 응용수학과

요 약

지구 물리 자료의 질을 높이기 위한 전처리 과정에서 웨이브렛 변환을 도입하여 잡음을 제거하는 기법에 관한 연구를 수행하였다. 이 기법의 효율성을 평가하기 위하여 합성자료를 이용하여 저역 통과 필터링과 웨이브렛 변환을 통한 잡음 제거 결과를 비교하였다. 저역통과 필터링한 삼각함수 신호는 샘플링 구간에서 신호 양단의 차이에 기인하는 깁스 현상에 의해 오차가 나타났고, 범프 신호는 고주파 성분이 소멸되어 피크가 나타나는 부근에서 큰 오차가 발생하였다. 웨이브렛 변환을 이용한 잡음 제거에서는 시간 영역에서의 국부성과 웨이브렛 변환 영역에서의 신호와 무작위 잡음이 구분 가능하다는 특성을 이용함으로써 잡음을 효과적으로 제거할 수 있었다. 실측된 기조력 자료는 계기 보정 후 Soft threshold를 통해 잡음이 효과적으로 제거됨을 보였고, 이를 이론 기조력 값과 비교하여 G-인자를 계산하였다.

주요어: 웨이브렛 변환, soft threshold, 저역통과 필터, 깁스 현상

Rim, Hyoung-Rea, Jin, Hong-sung, and Kwon, Byung-Doo, 1999, Denoise of Synthetic and Earth Tidal Effect using Wavelet Transform. Journal of the Korean Geophysical Society, v. 2, n. 2, p. 143-152.

ABSTRACT: We have studied a denoising technique involving wavelet transform for improving the quality of geophysical data during the preprocessing stage. To assess the effectiveness of this technique, we have made synthetic data contaminated by random noises and compared the results of denoising with those obtained by conventional low-pass filtering. The low-pass filtering of the sinusoidal signal having a sharp discontinuity between the first and last sample values shows apparent errors related to Gibbs' phenomena. For the case of bump signal, the low-pass filtering induces maximum errors on peak values by removing some high-frequency components of signal itself. The wavelet transform technique, however, denoises these signals with much less adverse effects owing to its pertinent properties on locality of wavelet and easy discrimination of noise and signal in the wavelet domain. The field data of gravity tide are denoised by using soft threshold, which shrunk all the wavelet coefficients toward the origin, and the G-factor is determined by comparing the denoised data and theoretical data.

Key words: wavelet transform, soft threshold, low-pass filter, Gibbs' phenomenon

(Rim, Hyoung-Rea and Kwon, Byung-Doo, Department of Earth Science, Seoul National University, Seoul, 151-742, Korea; Jin, Hong-sung, Department of Applied Mathematics, Yosu University, Yosu, 550-749, Korea. e-mail: rhr@mantle.snu.ac.kr)

1. 서 론

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)은 최근 몇 년 사이 급격하게 발전하고 있고, 푸리에 변환을

대체하는 개념으로써 이미지의 압축, 신호 처리, 역산, 편미분 방정식 풀이, 모델링 등 많은 부분에서 응용되고 있는 변환 방법이다.

최근에 지구물리학에 적용한 연구 사례는 신호

를 웨이브렛 변환하였을 때 높은 압축율을 가지는 것을 응용하여 탄성과 자료의 압축을 시도하였고 (Luo · Schuster, 1992; Bosman · Reiter, 1993), 탄성과 천파 양상을 웨이브렛으로 표현하여 분석하는 기법을 탄성과 신호의 분석(Goupillaud *et al.*, 1984; Yomogida, 1994)에 이용하였다. Li *et al.* (1996)은 지하 속도 분포 역산 연구를 수행하면서 웨이브렛 변환을 이용하여 빠른 연산이 가능한 형태의 행렬로 전환하는 역산 기법에 사용하였다.

본 연구는 웨이브렛 변환을 일차원 신호에서 무작위 잡음을 제거하는 처리 과정에 응용하였다. 지구물리 자료는 획득 과정에서 필연적으로 무작위 잡음이 포함되고, 또한 관측 계기나 여러 물리적인 현상에 의해 규칙적으로 나타나는 잡음이 포함될 수도 있다. 자료 해석을 수행하기 이전에 잡음에 해당하는 부분을 신호에서 분리해내는 것은 자료의 질을 높이고 보다 신빙성 있는 해석을 위하여 필수적인 과정이라 할 수 있겠다.

웨이브렛 변환을 이용한 신호와 잡음의 분리는 잡음이 어떤 특정한 시간영역이나 주파수 영역에 존재할 때, 웨이브렛 변환을 통해 웨이브렛 변환 계수를 얻고 잡음에 해당하는 부분만을 줄이거나 제거하고 역변환을 수행하여 잡음이 제거된 신호를 재구성하는 과정을 통하여 얻어질 수 있다. 실제 지구물리 자료에 이 방법의 적용성을 검토하기 위해서 비교적 많은 자료를 연속적으로 획득할 수 있는 조석 중력계를 이용하여 얻은 기조력(Gravity tide) 자료를 시계열 자료로 정리하여 기조력 자료 측정시 포함되는 기계적인 잡음 또는 건물의 미소 진동 등에 기인하는 잡음을 신호에서 분리하는 처리 기법을 연구하였다.

본 연구에서는 무작위 잡음 제거에 통상적으로 사용하는 저역통과 필터(low-pass filter)를 이용한 결과와 웨이브렛 변환 방법을 이용하여 얻은 결과를 이용하여 비교분석하였다. 저주파의 신호에 무작위 잡음이 포함되어 있는 경우 저역통과 필터로 처리가 가능하지만 샘플링 구간내의 신호 양단의 불일치 때문에 푸리에 변환에서 필연적으로 나타나는 깁스 현상(Gibbs' phenomenon)에 의해 끝부분에 오차가 나타난다. 그러나 웨이브렛 변환은 웨이브렛 기저의 시간영역에서의 국부성(locality)을 이용하므로 이를 개선할 수 있다.

범프(bump) 신호와 같은 고주파의 신호에 무작위 잡음이 포함되어 있는 경우, 잡음은 일반적으로 고주파 성분으로 인식되어서 푸리에 변환 영역

에서 저역통과 필터로 제거가 가능하다. 그러나 범프 신호도 고주파 성분을 가지고 있어서 신호와 잡음을 분리하여 영향을 미치는 필터가 필요한데 웨이브렛 변환 영역에서는 이들의 분리가 가능하므로 더 좋은 결과를 얻을 수 있다.

2. 웨이브렛 변환 이론

푸리에 변환이 시간 영역에서만 국부성을 가지는 삼각함수를 기저로 하여 주파수 영역으로 변환하는 것처럼, 웨이브렛 변환은 시간 영역과 주파수 영역에서 동시에 국부성을 가지는 단계함수(scaling function)와 웨이브렛함수(wavelet function)를 기저로 하여 웨이브렛 영역으로 변환하는 기법이다.

단계함수 $\phi(x)$ 는 식(1)의 이단계 차분 방정식(two-scale difference equation)으로 정의되고, 웨이브렛함수 $\Psi(x)$ 는 식(2)에서 단계함수의 차분형태로 구해진다(Daubechies, 1992; Strang, 1989).

$$\phi(x) = \sum_{k=0}^L c_k \phi(2x - k), \quad (1)$$

$$\Psi(x) = \sum_{k=1-L}^1 c_{1-k} \phi(2x - k). \quad (2)$$

Grossman과 Morlet (1984)는 식(3)에서 모웨이브렛 $\Psi(x)$ 의 신축(伸縮)과 평행이동을 통하여 웨이브렛 변환의 기저를 생성하였다.

$$\Psi_{s,t}(x) = |s|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right), \quad (3)$$

여기에서 s 와 t 는 각각 단계(scale)와 평행이동을 나타내는 변수이고, $|s|^{-\frac{1}{2}}$ 는 기저의 정규화를 위한 요소이다. 단계를 나타내는 변수인 s 의 값이 1보다 커질수록 기저함수는 길이가 길어지게 되어 분석하고자 하는 신호의 긴 시간거리에 해당하는 경향을 반영하게 되고, s 가 0과 1사이의 범위에서 작아질수록 기저함수의 길이가 작아져 신호의 좁은 시간영역에 해당하는 경향을 분석할 수 있다. 즉, 단계의 값이 커지면 저주파의 기저함수를 갖고 단계의 값이 작아지면 고주파의 기저함수를 가

진다. 함수 $f(x)$ 에 대하여 웨이브렛이 기저인 연속 웨이브렛 변환(continuous wavelet transform; CWT)과 역 연속 웨이브렛 변환(inverse continuous wavelet transform; ICWT)은 식(4)와 식(5)로 정의된다(Kaiser, 1994).

$$\tilde{F}_\psi(s, t) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{s,t}^*(x) dx, \quad (4)$$

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{F}_\psi(s, t) \Psi_{s,t}(x) \frac{dsdt}{s^2}. \quad (5)$$

여기에서 $\tilde{F}_\psi(s, t)$ 는 웨이브렛 변환 영역에서 (s,t)에 해당하는 웨이브렛 변환 계수이다. 임의의 함수 $f(x)$ 는 웨이브렛 변환에 의해 여러 단계와 평행 이동된 웨이브렛들로 근사되는 계수로 표현되고, 역 웨이브렛 변환에 의해 웨이브렛 계수들의 선형 결합으로 원래 함수를 복원할 수 있음을 보여주고 있다. 이것은 푸리에 변환에서 임의의 함수를 삼각함수의 합으로 근사할 수 있듯이 웨이브렛 변환에서 웨이브렛들의 중첩으로 근사하고 있음을 보여준다.

웨이브렛 변환을 적분식으로 구현하는 것은 복잡한 계산이 필요하므로 계산이 간단하면서 역변환을 용이하게 수행할 수 있도록 웨이브렛 변환을 다중 해상도 분석(multiresolution analysis; MRA)으로 표현하고 Mallat (1989)의 피라미드 알고리즘으로 구현한다. 다중 해상도 분석에서는 Croiser *et al.* (1976)이 구현한 QMF (quadrature mirror filter)를 이용하는데 이는 단계 함수의 계수로 구해지는 저역통과 필터와 웨이브렛함수의 계수로 구해지는 고역통과 필터로 구현된다.

Mallat (1989)의 피라미드 알고리즘은 Fig. 1처럼 QMF를 통해서 L, H 를 연속적으로 컨벌루션함으로써 신호를 웨이브렛 계수로 분해하고, 역변환은 분해된 계수에 L^*, H^* 를 연속 컨벌루션을 수행하여 원래 신호를 완벽하게 재구성한다 (Vetterli · Kovacevic, 1995).

3. 웨이브렛 변환을 응용한 잡음 제거

웨이브렛 변환을 응용하여 잡음을 제거하는 방법은 식(6)에서와 같이 신호(f_i)에 잡음(e_i)이 포

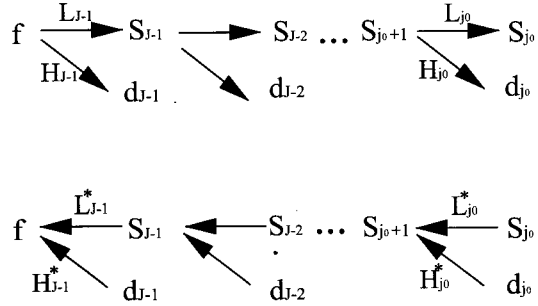


Fig. 1. Mallat's pyramid algorithm for wavelet decomposition and reconstruction. H is high-pass filter with coefficients of wavelet function and L is low-pass filter with coefficients of scaling function.

함되어 있는 측정 자료(d_i)의 웨이브렛 변환을 통해 웨이브렛 계수($\omega_{i,j}$)를 구하고, 이를 웨이브렛 변환 영역에서 잡음 제거를 위한 필터 과정을 거친 새로운 웨이브렛 계수(η)로 처리한 후 역웨이브렛 변환을 통해서 잡음이 제거된 자료(\hat{f})로 재구성하는 방법이다.

$$d_i = f_i + e_i \Rightarrow \omega_{k,j} = (W_\psi Y)_{k,j} \Rightarrow \eta = \eta(\omega, \lambda) \Rightarrow \hat{f} = (W_\psi^T \eta), \quad (6)$$

Soft Threshold (ST) :

$$\eta_S(\omega, \lambda) = \text{sgn}(\omega) (|\omega| - \lambda)_+, \quad (7)$$

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \log(n_k)}}{\sqrt{n_k}} \quad (8)$$

σ : 표준편차, n_k : k단계의 샘플링 수

본 연구에서는 웨이브렛 계수를 조정하는 여러 가지 방법 중에서 식(7)과 같이 웨이브렛 계수를 전체적으로 기준치(λ)만큼 작게 하는 Soft Threshold (ST) 기법을 사용하고, 이것은 신호로부터 구해지는 웨이브렛 계수보다 상대적으로 작은 잡음에 의한 웨이브렛 계수를 제거하여 잡음이 줄어든 상태의 신호로 복원된다(Donoho *et al.*, 1995).

웨이브렛 계수의 조정을 위한 기준치(λ)의 결정은 식(8)과 같이 주관적인 판단이 개입하지 않

Table 1. Filter coefficients of Symmlet wavelet ($L = 8$) (Mallat, 1998).

n	h(n)	n	h(n)
0	0.0019	8	0.7772
1	-0.0003	9	0.4814
2	-0.0150	10	-0.0613
3	0.0038	11	-0.1433
4	0.0491	12	0.0076
5	-0.0272	13	0.0317
6	-0.0519	14	-0.0005
7	0.3644	15	-0.0034

고 웨이블릿 변환에서 각 단계별로 자료의 샘플링 수에 의존하는 SureShrink (Stein's Unbiased Estimate of Risk) (Donoho · Johnstone, 1995)를 이용하였으며, SureShrink의 구현은 Buckheit *et al.* (1995)의 프로그램을 참조하였다.

웨이블릿 변환에 사용되는 모웨이블릿은 처리하려는 자료에 따라 선택되는데, 본 연구에서는 정규직교성과 대칭성이 이루어지도록 Daubechies 웨이블릿을 변형한 Symmlet8 (Table 1)을 이용하였다.

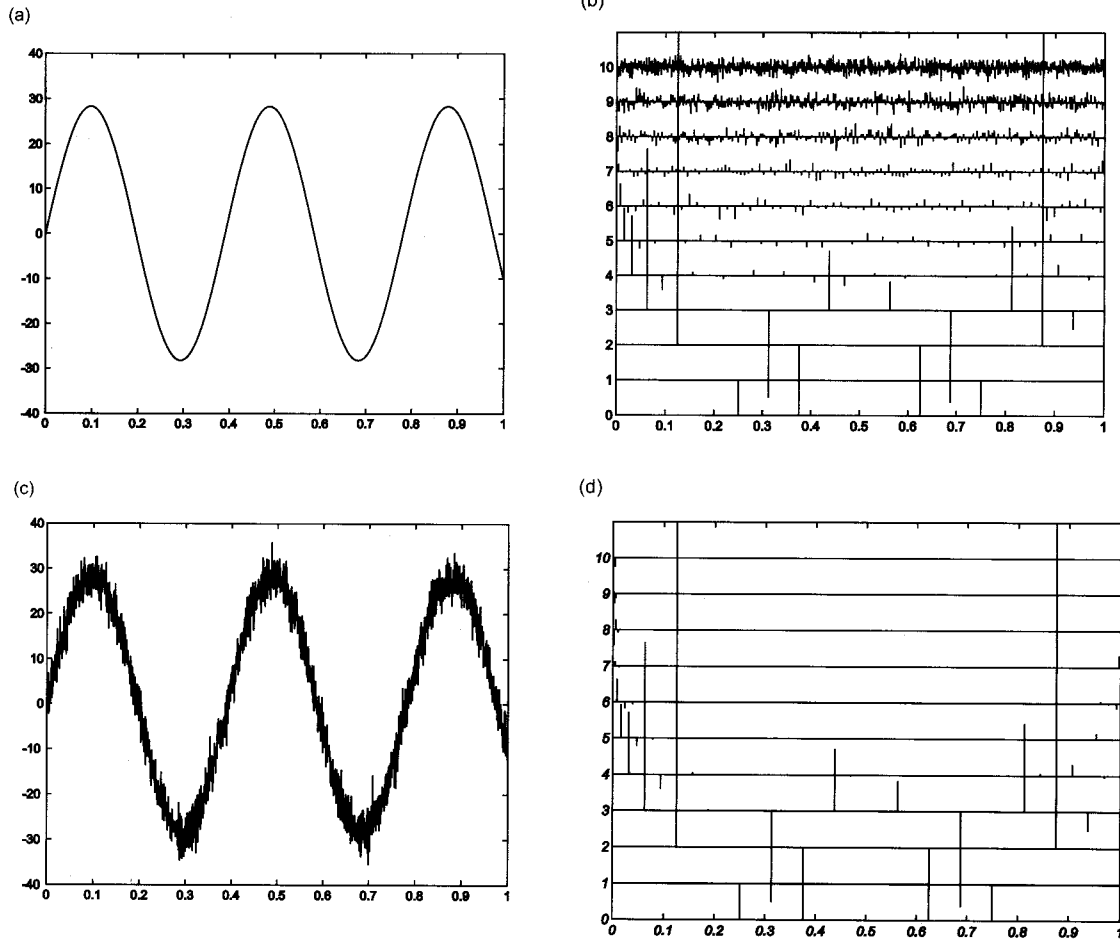


Fig. 2. Synthetic sine signal and coefficients of wavelet transform: (a) Original sine signal, (b) Random noise added to sine signal, (c) Coefficients of wavelet transform of the noisy signal, and (d) Coefficients of wavelet transform of denoised signal after soft threshold.

Table 2. Error comparison of denoised data with lowpass filter and wavelet transform.

Error	Sinusoidal signal data		Bump signal data	
	lowpass filter	wavelet	lowpass filter	wavelet
RMS	0.44	0.10	8.50	0.61
Max	8.38	4.86	4.78	5.42
Min	-1.50	-2.09	-30.90	-4.52

4. 저역통과 필터와 웨이브렛 변환 비교

주파수가 낮고 진폭이 큰 삼각함수(Fig. 1a, 샘플링 주파수: 1.25×10^3 Hz, 샘플링 수: 2048개) 형태의 신호에 무작위 잡음이 포함된 경우(Fig.

4.1. 삼각함수 신호 합성 자료

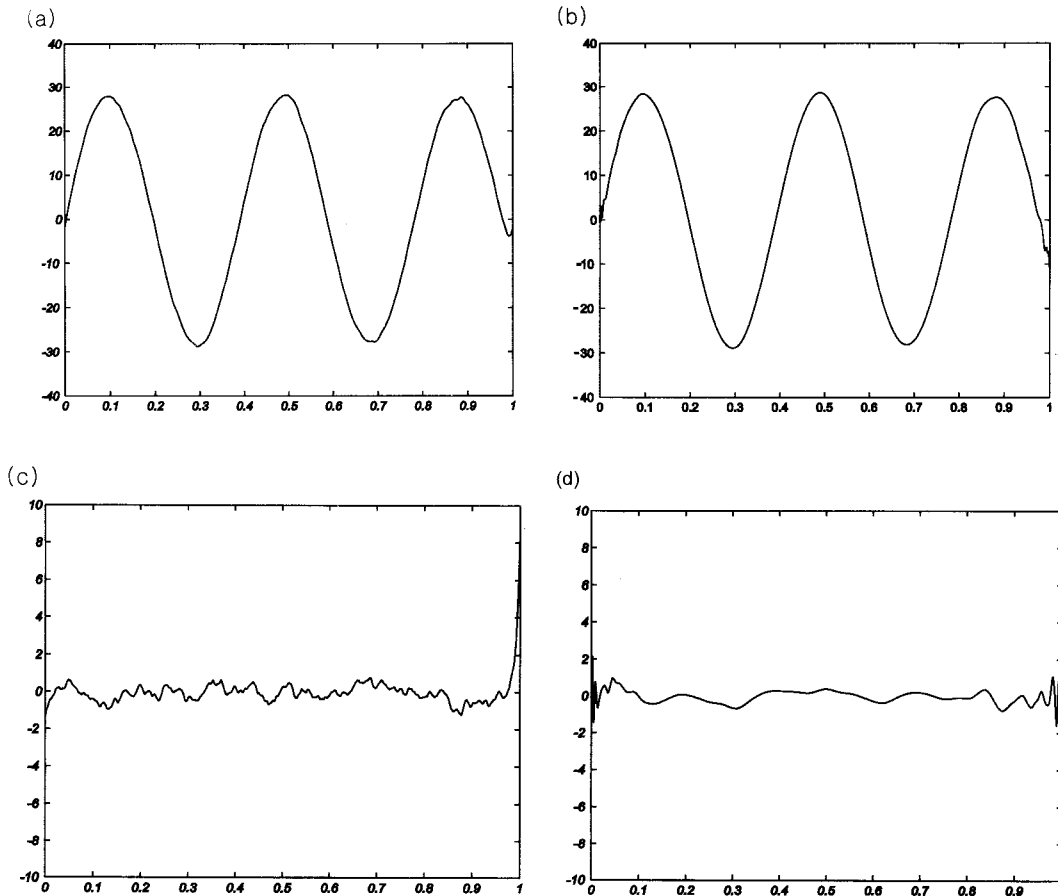


Fig. 3. Comparison of errors of low-pass filter and soft thresholding applied to the noisy sine signal: (a) Denoised signal by low-pass filtering, (b) Denoised signal by soft thresholding, (c) Low-pass filtering error, and (d) Soft thresholding error.

2b)에는 낮은 주파수의 신호와 높은 주파수의 잡음이 주파수 영역에서 분리가 용이하여 저역통과 필터가 통상 사용된다. 본 연구에 비교된 필터는 진폭 특성이 통과 대역에서는 거의 평탄하고 차단 주파수(cut-off frequency)를 지나면 급격하게 감소하는 버터워스(Butterworth) 저역통과 필터이며 차단 주파수는 5×10^3 Hz이다. 같은 신호를 웨이브렛 변환하여 횡축을 상대적인 샘플링 위치, 종축을 단계로 하여 웨이브렛 계수를 표시하면 단계 4 이상에서 주로 잡음이 분포함을 볼 수 있다. 이를 ST이용하여 단계 4이상의 웨이브렛 계수만을 SureShrink로 처리하여 도시하면 Fig. 2d와 같다.

Fig. 3에서 결과를 보면 두 방법이 모두 잡음을

잘 소거하고 있지만 저역통과 필터링에 비하여 웨이브렛 변환을 이용한 방법의 RMS (root mean square) 오차가 약간 작고(Table 2, 오차의) 변화 폭도 작음을 알 수 있다. 특히, 저역통과 필터 처리를 한 경우 신호의 끝 부분에 큰 오차가 발생함을 보여준다. 이것은 웨이브렛 변환과 푸리에 변환의 가장 큰 차이 중 하나인 시간 영역에서의 국부성(locality)에 기인한다. 즉, 푸리에 변환에서는 변환의 기저를 시간영역에서 국부성을 가지지 않는 삼각함수를 사용함으로써 실제 신호가 $(-\infty, \infty)$ 에 연속으로 주기적으로 분포하고 있다고 가정한다. 그런데 주어진 샘플링 구간에서 신호의 양단의 값이 다를 경우에는 끝 부분에서

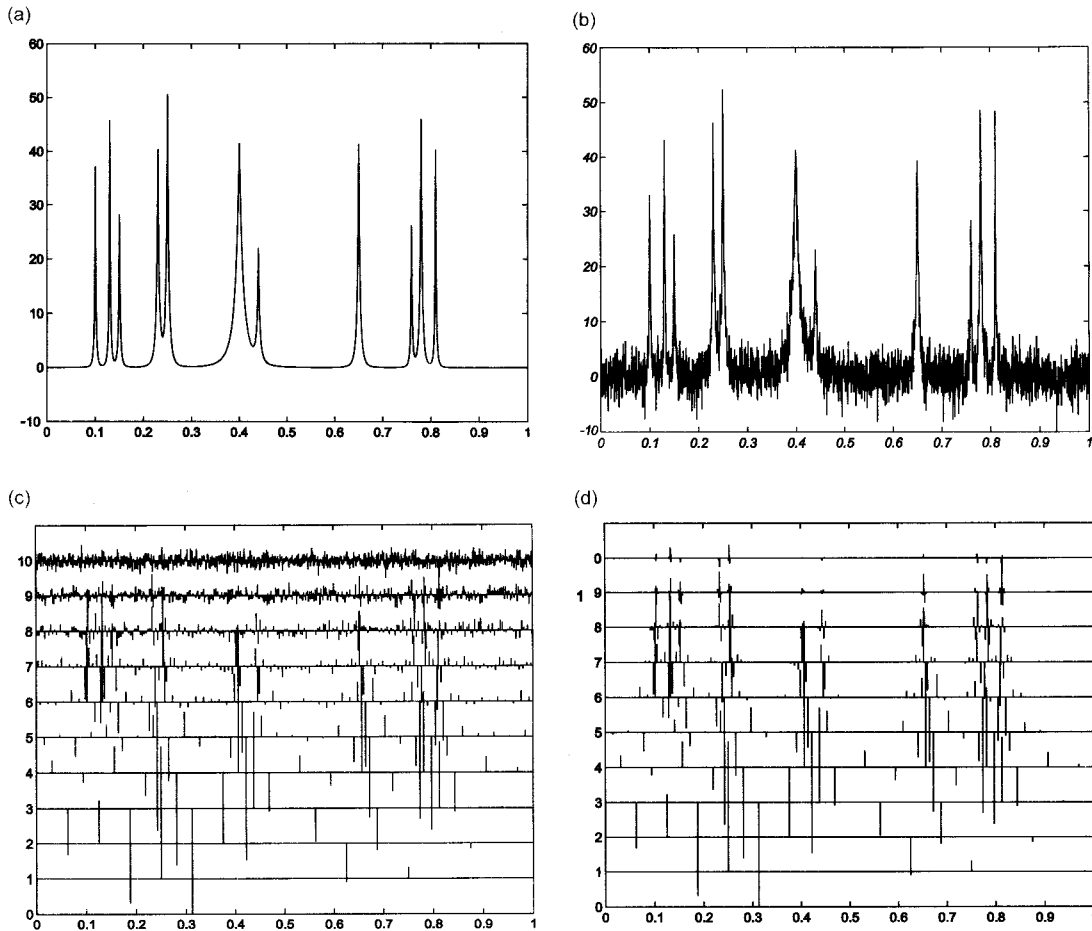


Fig. 4. Synthetic bump signal and coefficients of wavelet transform: (a) Original bump signal, (b) Random noise added to bump signal, (c) Coefficients of wavelet transform of the noisy signal, and (d) Coefficients of wavelet transform of denoised signal after soft thresholding.

불연속 점으로 인식되고, 이런 부분에 해당하는 푸리에 변환은 고주파 부분에서 맥동하는 현상인 깁스 현상(Gibbs' phenomenon)이 생기므로 끝 부분에 오차가 커진다.

반면 Fig. 3d에서는 웨이브렛 변환이 일정 구간에서만 지지대(support)를 가지는 컴팩트 서포트한 기저를 사용하여 주어진 샘플링 구간만의 신호를 고려하므로 신호의 시작과 끝이 다르더라도 자료 처리에는 영향을 받지 않음을 보여준다.

4.2. 범프 신호 합성 자료

범프(Bump) 신호는 Fig. 4a처럼 몇 군데에서만 피크가 나타나는 신호를 말한다. 범프 신호 자체

가 높은 주파수 성분을 가지고 있으므로 고주파의 무작위 잡음을 포함시키면 주파수 영역에서는 신호와 잡음의 구분이 어려워진다. 그러나, Fig. 4c에서 볼 수 있는 바와 같이 범프 신호보다 잡음의 웨이브렛 변환 계수가 존재하는 영역이 단계 4이상의 높은 단계에 주로 분포하고 있다. ST를 이용하여 단계 4이상에서 계수의 크기를 줄이게 되면 주로 범프 신호에 의한 계수만 남게 된다(Fig. 4d). Table 2에서 보는 바와 같이 오차 평균이나 최대·최소 오차값의 비교에서도 웨이브렛 변환을 이용한 방법이 우수함을 알 수 있다. 오차 분포 양상을 보면 범프 신호가 나타나고 있는 시간에 저역통과 필터를 이용한 경우는 큰 오차가 생긴다

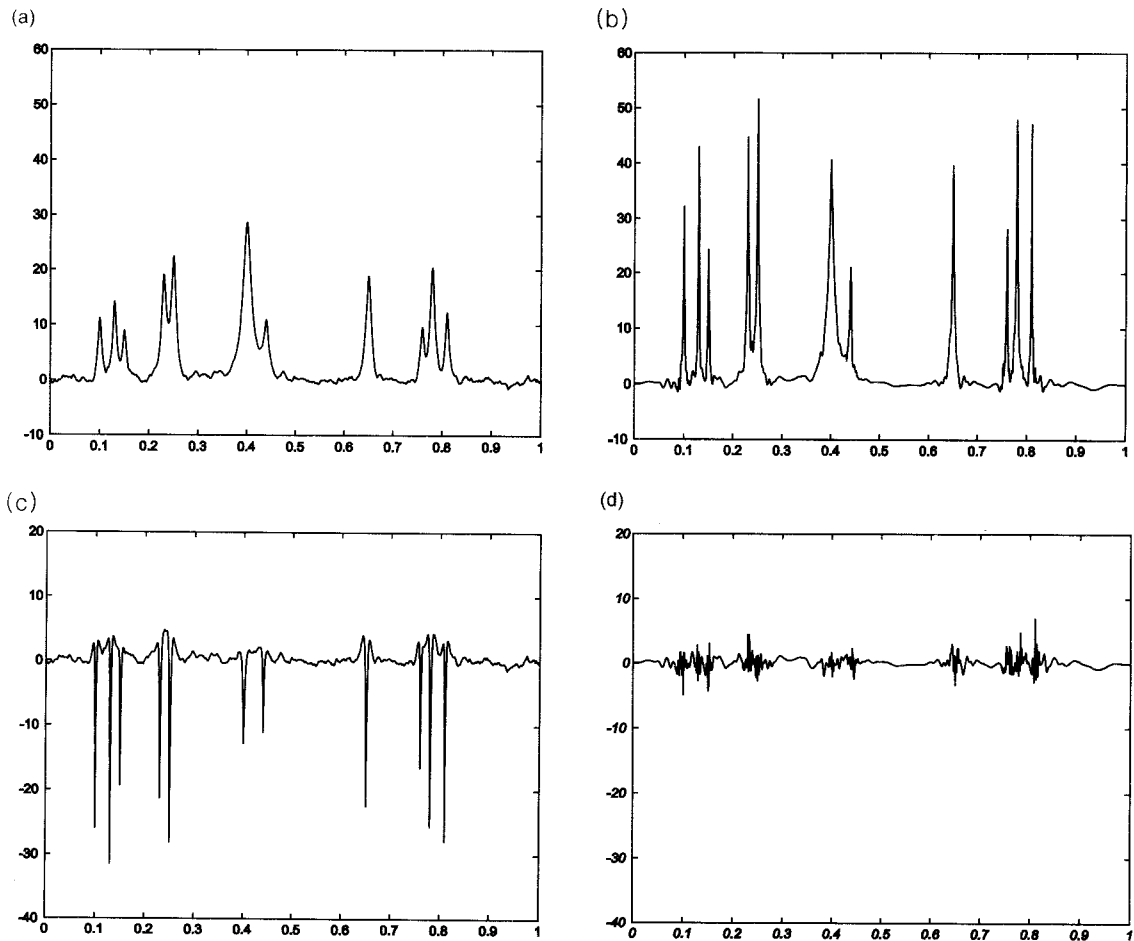


Fig. 5. Comparison of errors of low-pass filtering and soft thresholding applied to the noisy bump signal: (a) Denoised signal by low-pass filtering, (b) Denoised signal by soft thresholding, (c) Low-pass filtering error, and (d) Soft thresholding error.

(Fig. 5c, d). 이는 주파수 영역의 필터링 과정 중 범프 신호의 고주파 성분이 소거되었음을 의미한다. 그러나 ST를 이용하여 웨이브렛 변환 영역에서 높은 단계에 분포하는 잡음의 영향만을 제거한 경우는 작은 오차 내에서 피크를 잘 근사시킴을 알 수 있다.

5. 기조력 자료의 잡음 제거

5.1. 기조력 자료 획득과 자료의 특징

현장 자료에 웨이브렛 변환을 이용한 잡음 제거를 적용하기 위하여 육군사관학교가 보유하고 있는 PET (Portable Earth Tide) 중력계로 측정된 기조력 자료를 이용하였다. PET 중력계는 Lacoste & Romberg사에서 제작한 것으로 야외 중력 탐사에서는 보통의 G타입 중력계로 사용되나 고정된 장소에서 기조력을 측정할 때는 μgal 오더로 자동 측정 기록이 가능하도록 설계되어 있다. 사용한 자료는 육사 구내(위도 37.6269, 경도 127.1027)에서 1997년 7월 11일 18시 05분부터 동년 동월 13일 12시 40분까지 5분 간격으로 연속 측정된 총 512개의 자료이다.

이 기조력 측정 자료의 특징은 중력계의 스프링의 크립 현상에 의해 생기는 중력의 시간에 따른 변화인 드리프트가 $1.0 (\mu\text{gal/hr})$ 으로 작은 편이다. 또한 잡음의 영향이 비교적 적어서 S/N (signal-to-noise ratio)가 높은 편이지만, 주로 기조력의 최대와 최소가 되는 골과 마루 부분에 잡음

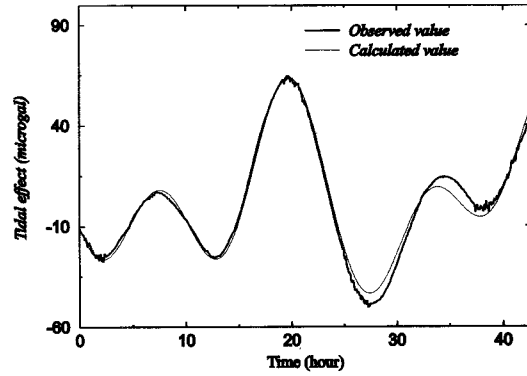


Fig. 6. Observed gravity tidal effects after correction (solid line) and the calculated tidal effects based on Longman (dotted line).

이 내포되어 있다. 중력계가 기조력을 측정할 때에는 분해능이 μgal 오더이므로 작은 진동도 잡음으로 포함될 수 있는데, 실제로 예상되는 잡음으로는 중력계가 위치하고 있는 건물의 미소 진동이나 관측자의 출입으로 인한 진동, 측정실 내부의 온도 변화, 중력계 내에 입력되는 전압 변화 등을 고려할 수 있다.

실제 측정된 값에서 드리프트 효과를 제거한 것과 Longman (1959)의 이론식으로 계산된 기조력의 이론치는 유사한 양상을 보이지만 측정치가 이론치보다 값의 변화 폭이 더 크다(Fig. 6). 이는 지

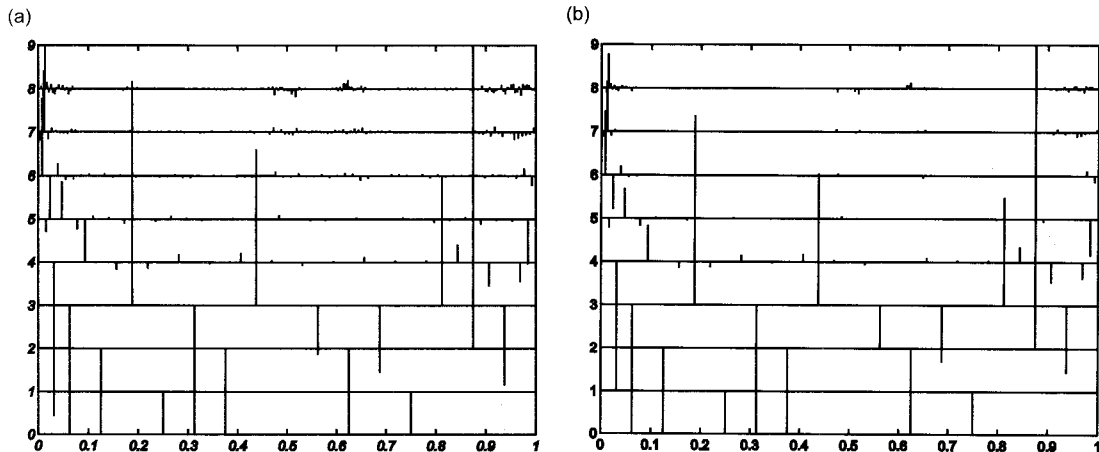


Fig. 7. Coefficients of wavelet transform of the observed gravity tidal effects (a) and after soft thresholding (b).

구가 완전한 강체가 아니기 때문에 기조력에 의해 작은 양의 탄성(彈性) 변형을 받게 되면서 지구 중심에서 지표까지의 거리가 변화하므로, 이로 인한 중력 변화를 받기 때문이다(민경덕 외, 1987).

5.2. 기조력 자료 처리와 해석

Fig. 7a는 기조력 자료를 웨이브렛 변환 계수로 도시한 것이다. 횡축은 측정된 상대적인 시간을 나타내고 종축은 단계를 의미하는데 단계가 높아짐에 따라서 작은 시간영역에서 변화를 반영하는 고주파의 신호를 나타낸다. 진폭이 작은 무작위 잡음은 웨이브렛 변환 영역에서 높은 단계에 작은 크기의 계수를 가지고, 웨이브렛 영역에서도 국부성(locality)을 가지므로 시간 영역에서 잡음이 존재하는 시간에 해당하는 웨이브렛 영역에서의 횡축 좌표에 잡음에 해당하는 웨이브렛 계수가 존재한다. Fig. 7b는 단계 4이상에서 ST를 이용하여 잡음에 해당하는 웨이브렛 계수를 양상이다.

Fig. 8은 웨이브렛 변환 영역에서 처리된 계수를 역 웨이브렛 변환에 의해 재구성하여 잡음이 제거된 기조력 값을 보여 준다. 마루와 골에 나타났던 잡음이 줄어들고 평활화(smoothing)하게 되었고, 이론값과도 비슷한 양상을 보임을 알 수 있다.

박정환(1997)이 동일 장소에서 PET 중력계로 측정된 자료로부터 계산한 G-인자는 평균 1.20이다. 본 연구에서 사용한 자료의 측정 기간은 3일 정도로서 다소 제한된 길이를 가지지만 잡음을 제거한 후 계산한 G-인자의 값은 1.19로 앞의 결과와 잘 일치하고 있다.

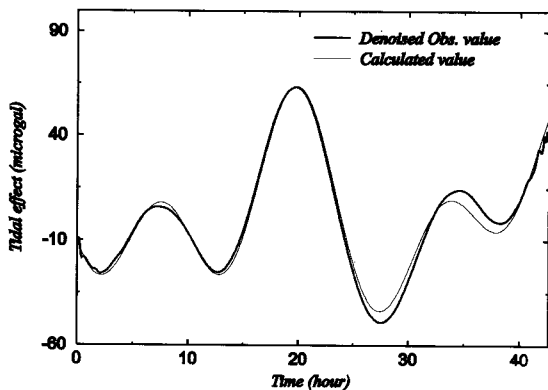


Fig. 8. Denoised gravity tidal effects by soft thresholding.

6. 결론

본 연구에서는 웨이브렛 변환을 이용한 잡음 제거 기법을 합성 자료와 기조력 자료에 적용하여 그 효용성을 분석한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

(1) 저역통과 필터를 이용하여 삼각함수 신호와 범프 신호에 포함된 무작위 잡음을 제거한 결과를 웨이브렛 변환을 통한 잡음 제거 결과와 비교하였다. 삼각함수 신호에서는 주파수 영역에서 신호와 잡음의 분리가 용이하여 저역통과 필터링에 의해서도 잡음이 잘 제거되지만 샘플링 구간에서 신호의 양끝의 불연속으로 인한 깎스 현상 때문에 신호의 끝에서 큰 오차가 나타난다. 그러나 웨이브렛 변환은 컴팩트 서포트한 기저를 사용함으로써 신호를 이러한 현상을 극복하고 더 잘 근사할 수 있다.

범프 신호의 경우는 신호 내에 포함되어 있는 고주파 성분이 저역통과 필터링에 의해 제거됨으로 피크가 나타나는 위치에 큰 오차가 생기지만, 웨이브렛 변환을 이용하는 경우는 범프 신호가 낮은 단계에 주요한 웨이브렛 변환 계수를 가지고 잡음은 높은 단계에 위치하므로 ST를 이용하여 효과적으로 제거할 수 있다.

(2) 기조력 자료는 먼저 계기 보정을 실시한 후 마루와 골 부근에 주로 존재하는 잡음을 제거하였다. 기조력 자료에 웨이브렛 변환을 수행하여 변환된 영역에서 높은 단계에 나타나는 잡음에 의한 계수를 Soft threshold (ST)를 이용하여 소거한 후, 역 웨이브렛 변환으로 잡음이 제거된 기조력 자료를 재구성하였다. 잡음 제거 후 관측치와 이론치의 비를 통해 계산된 G-인자는 1.19이다. 실제 중력 탐사시에는 $10 \mu\text{gal}$ 의 오더로 측정하므로 조석 보정은 이론식에 의해서 계산된 기조력값으로 보정하지만, 이 연구에서는 이후 정밀한 조석 자료 해석을 위한 전 처리 과정으로 μgal 오더의 잡음을 제거하였다. 이와 같은 기법은 다른 지구 물리 자료의 전처리 과정으로 도입할 수 있을 것이다.

사 사

이 연구에 이용된 기조력 측정 자료를 제공해주신 육군사관학교 한욱 박사님과 박정환씨에게 감사드립니다.

참고 문헌

- 민경덕, 서정희, 권병두, 1986, 응용지구물리학. 우성문화사, 서울.
- 박정환, 1998, PET 중력계를 이용한 G-인자 분석. 국방 대학원 석사학위 논문.
- Bosman, C. and Reiter, E., 1993, Seismic data compression using wavelet transforms: 63th Annual International Meeting, Society of Exploration Geophysics, Expanded Abstracts, 1261-1264.
- Buckheit, J., Chen, S., Donoho, D.L., and Johnstone, I.M., 1995, WaveLab Reference Manual, Stanford University, Stanford.
- Croisier, A., Esteban, D., and Galand, C., 1976, Perfect channel splitting by use of interpolation/decimation/tree decomposition techniques: Proceedings IEEE Int. Conf. on Inform. Sci. Syst., Patras, Greece, May 1976.
- Daubechies, I., 1992, Ten lectures on wavelets, SIAM, Philadelphia.
- Donoho, D.L. and Johnstone, I.M., 1995, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage, J. Am. Statist. Ass., 90, 1200-1224.
- Donoho, D.L., Johnstone, I.M., Kerkyacharian, G., and Picard, D., 1995, Wavelet shrinkage asymptopia?, J. R. Statist. Soc. B., 57, 301-337.
- Goupillaud, P., Grossmann, P., and Morlet, J., 1984/1985, Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis, Geoprospection, 23, 85-102.
- Grossman, A. and Morlet, J., 1984, Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape, SIAM J. Math., 15, 723-736.
- Kaiser, G., 1994, A Friendly Guide to Wavelets, Birkhauser, Boston.
- Li, Xin-Gong., Sacchi, M. D., and Ulrych, T. J., 1996, Wavelet transform inversion with prior scale information, Geophysics, 61, 1370-1385.
- Longman, I.M., 1959, Formulas for computing the tidal accelerations due to the Moon and the Sun, Journal of Geophysical Research, 64, 2351-2355.
- Luo, Y. and Schuster, G. T., 1992, Wave packet transform and compression: 62nd Annual International Meeting, Society of Exploration Geophysics, Expanded Abstracts, 1187-1190.
- Mallat, S. G., 1989, A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 11, 674-693.
- Mallat, S. G., 1998, A wavelet tour of signal processing, Academic press, San Diego.
- Strang, G., 1989, Wavelets and dilation equations: a brief introduction, SIAM Review, 31, 614-627.
- Vetterli, M. and Kovacevic, J., 1995, Wavelets and Subband Coding, Prentice Hall, New Jersey.
- Yomogida, K., 1994, Detection of anomalous seismic phases by the wavelet transform, Geophysical Journal of International, 116, 119-130.

1999년 2월 23일 원고접수
1999년 6월 2일 원고채택