

웨블레트변환에 기초한 잡음제거에 미치는 몇가지 인자들의 영향

김 경 일

웨블레트변환은 잡음제거와 신호처리, 화상처리, 패턴인식, 자료압축, 통신 등과 같은 여러가지 응용분야에서 리용되는 강력한 수학적도구이다.[1-7]

웨블레트변환에 기초한 잡음제거기술은 웨블레트변환자료에서 어떤 값보다 더 작은 웨블레트결수들을 없애고 나머지 결수들을 그대로 유지하는데 기초하고있다. 이로부터 관측자료뭉침으로부터 잡음을 제거하는 문제는 자료결수들에 대한 합리적인 턱값을 구하는데로 돌려지며 턱값은 잡음제거의 성능을 결정하는 중요한 인자로 된다.[3]

선행연구에서는 웨블레트에 기초한 잡음제거에서 나서는 기본문제는 턱값을 옳바로 선택하는것이라는것을 밝히고 잡음분산과 자료길이의 함수로써 턱값을 구하여 잡음제거를 실현하였다. 또한 soft턱값화와 hard턱값화방법을 리용한 웨블레트잡음제거방법을 주고 soft턱값을 리용한 잡음제거방법이 hard턱값을 리용한 잡음제거방법보다 더 우월하다는것을 밝혔다.[6]

본문에서는 모의실험을 통하여 웨블레트분해준위와 턱값이 웨블레트변환에 기초한 잡음제거에 미치는 영향을 논의하고 통계량을 턱값으로 리용하는 경우 합리적인 웨블레트분해준위와 턱값을 결정하는데 대하여 서술하였다.

1. 웨블레트변환에 기초한 잡음제거방법

웨블레트변환에 의한 잡음제거의 기초는 다음과 같다.

신호들의 에네르기는 웨블레트영역에서 제한된 수의 결수들에 집중되어있으며 잡음에 네르기는 전체 웨블레트영역에 분포되어있다. 그리고 웨블레트분해후에 신호의 웨블레트변환결수는 잡음의 웨블레트변환결수보다 더 크다. 여러가지 턱값을 모든 척도에 설정하고 웨블레트변환결수들을 턱값과 비교할수 있다. 만일 이 턱값보다 작다면 잡음이라고 보고 그 값을 0으로 설정하며 크다면 그 값들을 보존한다.[5]

백색가우스잡음과 겹친 유한길이의 신호는 다음과 같다고 가정한다.

$$f_i(t) = x_i(t) + n_i(t), \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

여기서 $x_i(t)$ 는 원천신호, $n_i(t)$ 는 분산이 σ^2 인 표준백색가우스잡음이며 σ^2 은 잡음준위이다.

잡음으로 오염된 신호 $f_i(t)$ 로부터 원천신호 $x_i(t)$ 를 복원하기 위한 신호처리공정은 다음과 같다.

단계 1 적당한 웨블레트와 웨블레트분해준위 j 를 선택하고 잡음이 섞인 신호 $f_i(t)$ 에 대한 웨블레트분해를 진행한다. 다음 웨블레트분해의 대응하는 결수들을 얻는다.

단계 2 웨블레트분해로 얻은 결수 $\omega_{j,k}$ 들에 대하여 턱값을 가지고 처리하며 원천신호 $x_i(t)$ 의 웨블레트결수들의 추정값 $\hat{\omega}_{j,k}$ 를 얻는다.

웨블레트결수를 추정하는 방법에는 hard턱값화와 soft턱값화가 있는데 그 추정식은 다음과 같다.

hard턱값

$$\hat{\omega}_{j,k} = \omega_{j,k} \geq \lambda \quad (\lambda = \sigma\sqrt{2\lg N}) \quad (2)$$

soft턱값

$$\hat{\omega}_{j,k} = \text{sign}(\omega_{j,k}) \times (|\omega_{j,k}| - \lambda) \quad (|\omega_{j,k}| \geq \lambda) \quad (3)$$

hard턱값화방법에서는 턱값보다 작은 결수들을 0으로 하고 큰 결수들은 변화시키지 않는다. 한편 soft턱값화방법에서는 0이 아닌 결수들이 연속적인 분포를 가지도록 하기 위하여 남아있는 결수들을 척도화한다.[4] 중요한것은 보관된 신호의 상세부분과 선택한 잡음제거능력 사이의 턱값을 어떻게 설정하는가 하는것인데 이에 따라 잡음제거된 신호의 질이 관계된다.[5] 단계 3 이 추정값 $\hat{\omega}_{j,k}$ 에 대하여 웨블레트거꾸변환을 진행하여 원천신호를 얻는다.

2. 분해준위와 턱값이 웨블레트변환에 기초한 잡음제거에 미치는 영향

잡음제거의 정확성은 다음과 같이 정의한 평균두제곱오차로 결정하였다.

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (4)$$

여기서 N 은 신호의 길이, x_i 는 원천신호의 i 번째 요소, \hat{x}_i 는 잡음제거한 신호의 i 번째 요소이다.

우리는 성능이 가장 좋은 턱값화로 알려진 soft턱값화방법과 db4웨블레트함수를 리용[1-6]하여 웨블레트에 기초한 잡음제거를 진행하였다.

모의에 리용한 원천신호는 차수가 1, 3, 5, 7인 조화진동들의 합신호이다.[6]

$$x(t) = \sin(\omega t) + \frac{\sin(3\omega t + 2)}{3} + \frac{\sin(5\omega t + 6)}{5} + \frac{\sin(7\omega t + 12)}{7} \quad (5)$$

여기서 $\omega = 2\pi f_0$, $f_0 = 100\text{Hz}$ 이다.

먼저 분해준위에 따르는 웨블레트변환에 기초한 잡음제거정확성을 평가하기 위하여 턱값과 웨블레트함수를 고정하고 각이한 SNR에서 분해준위에 따르는 잡음제거의 평균두제곱오차를 평가하였는데 그 결과는 그림 1과 같다. 이때 턱값으로는 일반적인 턱값을 설정하고 웨블레트함수는 db4를 리용하였다.

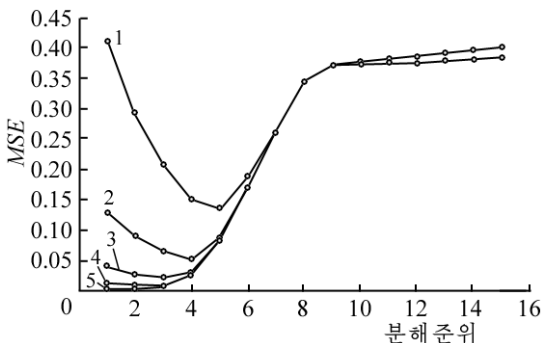


그림 1. 각이한 SNR에서 분해준위에 따르는 잡음제거의 평균두제곱오차곡선
1-5는 각각 SNR가 0, 5, 10, 15, 20dB인 경우

그림 1에서 보는바와 같이 SNR=0dB인 경우에는 분해준위가 5, SNR=5dB인 경우에는 분해준위가 4, SNR=10dB이상인 경우에는 분해준위가 3에서 잡음제거정확성이 높다는것을 알수 있다.

다음으로 턱값에 따르는 웨블레트변환에 기초한 잡음제거의 정확성을 평가하기 위하여 분해준위는 3, 웨블레트함수는 db4로 고정하고 각이한 SNR에서 각이한 턱값에 따르는 잡음제거의 평균두제곱오차를 평가하였는데 그 결과는 그림 2와 같다. 턱값으로는 평균값, 표준편차, 분산, 비대칭도와 같은 웨블레트변환결수의 통계

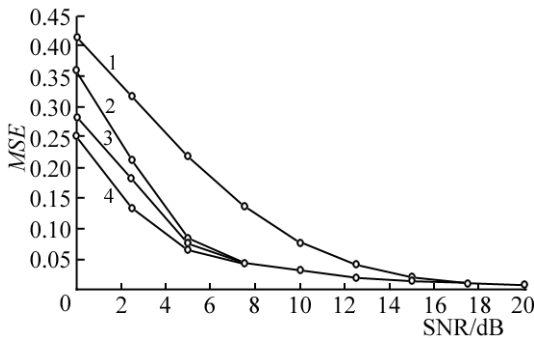


그림 2. 여러가지턱값에서 SNR에 따르는
잡음제거의 평균두제곱오차곡선
1-4는 각각턱값을 평균값, 비대칭도, 분산,
표준편차로 하였을 때

량들을 설정하였다.

그림 2로부터 표준편차를턱값으로 하는 웨
블릿변환에 기초한 잡음제거방법의 평균두제
곱오차가 제일 작으며 따라서 통계량을 리용할 때
턱값을 표준편차로 하는 경우 잡음제거능력이 제
일 좋다는것을 알수 있다.

맺 는 말

SNR=0dB인 경우 분해준위 5, SNR=5dB인 경
우 분해준위 4, SNR=10dB이상인 경우 분해준위
3에서 잡음제거정확성이 높았다.

통계량으로서 표준편차를턱값으로 하는 웨
블릿변환에 기초한 잡음제거방법의 평균두제곱오차가 제일 작으며 따라서 그것의 잡음
제거능력이 제일 좋다.

참 고 문 헌

- [1] Mohammad Amin Kashiha et al.; J. Electromagnetic Analysis & Applications, 2, 92, 2009.
- [2] Yonggui Zhu et al.; Journal of Signal and Information Processing, 2, 308, 2011.
- [3] Soosan Beheshti; arXiv: 1006.4801v1 [stat.ME], 1~14, 2010.
- [4] Nilanjan Dey et al.; International J. of Com. Sci. & Commun. Networks, 1, 2, 117, 2011.
- [5] Zhang Xizheng; International J. of Adv. Com. Sci. and Appl.(IJACSA), 1, 5, 1, 2010.
- [6] Chen Yu; International Joint Conference on Artificial Intelligence, 849~852, 2009.
- [7] Anisia Gogu; The Annals of "DUNAREA DE JOS" University of Galati, 32, 1, 48, 2009.

주체104(2015)년 10월 5일 원고접수

Effect of Some Factors on the De-Noising based on the Wavelet Transform

Kim Kyong Il

It is explained that the accuracy of the de-noising was high at the decomposition level 5 in case of SNR=0dB and at the decomposition level 4 in case of SNR=5dB and at the decomposition level 3 in case of more than SNR=10dB.

And it is explained that the mean square error of de-noising method based on the wavelet transform to set up the threshold value from the standard deviation is the smallest, thus, the ability of de-noising in the case of threshold value from the standard deviation when using the statistics is the best.

Key words: wavelet transform, threshold, decomposition level, de-noising