

웨블레트잡음제거에서 개선한 턱값함수들의 장애안정성평가

김 경 일

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《우리는 가까운 앞날에 전반적인 과학기술분야에서 세계를 디디고 올라설수 있다는 배심을 가지고 첨단돌파의 기적들을 련이어 창조하여야 합니다.》

대부분의 음향신호들은 짧은 시간에 많은 변화를 포함하는 비정상신호이다. 비정상신호에 대한 잡음제거에 효과적인 방법은 웨블레트변환에 기초한 잡음제거방법이다.[1—5] 이 방법에서 중요한것은 신호의 정보손실을 최소로 하면서 SNR를 높이기 위해 신호의 특성에 맞는 턱값함수를 합리적으로 적용하는것이다.

웨블레트변환에 기초한 잡음제거에 리용되는 고전적인 턱값함수에는 일반적으로 hard와 soft턱값함수 등이 있으며 신호와 잡음의 특성에 따르는 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수들도 있다.[1, 2] 그러나 고전적인 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법은 턱값처리에서 상수오차와 불연속문제를 가지고있는것으로 하여 신호의 에네르기성분에 대한 정보손실을 최소로 하지 못하는 결함이 있다. 이를 극복하기 위하여 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수들을 개선한 웨블레트잡음제거방법들이 제기되였는데 이 방법들에서는 상수오차와 불연속문제를 풀고 잡음제거에서 신호의 에네르기손실을 최소로 하였다.

론문에서는 개선한 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수들을 리용한 웨블레트잡음제거 방법들의 장애안정성을 모의실험을 통하여 평가하였다.

1. 개선한 턱값함수들

웨블레트잡음제거의 효과성을 높이고 신호의 정보손실을 최소로 하기 위하여 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수를 개선하였다.

쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수는 각각 다음과 같다.

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \cdot \sqrt{(w_{j,k})^2 - \lambda^2}, & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} - \frac{\lambda^2}{w_{j,k}}, & |w_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (2)$$

한편 개선한 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수는 각각 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \cdot \sqrt[4]{(w_{j,k})^4 - \lambda^4}, & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k}) \cdot \sqrt{(w_{j,k})^2 - \frac{\lambda^4}{(w_{j,k})^2}}, & |w_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (4)$$

여기서 λ 는턱값, $\text{sign}(\cdot)$ 는 부호함수, $w_{j,k}$, $\hat{w}_{j,k}$ 는 각각 웨블레트변환의 j 번째 분해준위에서 k 번째 결수와턱값처리한 결수이다.

웨블레트결수들을턱값처리한턱값함수들을 그림에 보여주었다. 여기서턱값은 1이며 $-2.5 \leq w_{j,k} \leq 2.5$ 이다.

그림에서 보는바와 같이 개선한턱값함수들은 상수오차와 불연속문제를 풀고 웨블레트결수가 이전의턱값함수들보다 느리게령에 가깝게 되면서턱값 λ 에 다가간다. 이로부터 개선한턱값함수들은 신호의 정보손실을 최소로 하고 잡음성분을 효과적으로 제거하여 SNR를 높인다는것을 알수 있다.

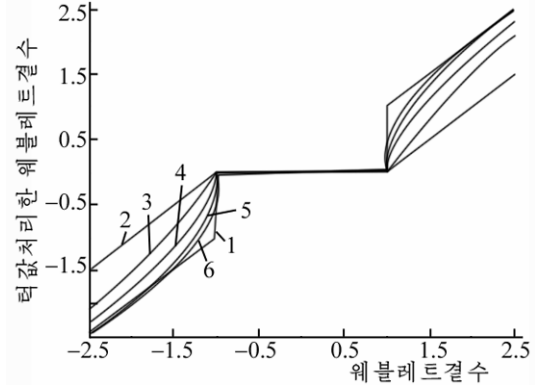


그림. 웨블레트결수들을턱값처리한턱값함수들
1-6은 각각 Hard, Soft, Garrote, 쌍곡선, 개선한 Garrote, 개선한 쌍곡선타값함수인 경우

2. 모의실험결과와 분석

비정상신호인 음향신호를 가지고 모의실험을 진행하였다. 개선한턱값함수들을 리용한 웨블레트잡음제거방법의 장애안정성은 SNR에 따르는 잡음제거한 신호의 평균2제곱오차(RMSE)와 엔트로피(Entropy)로 평가하였다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\tilde{f}(k) - f(k))^2}{N}} \quad (5)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{k=1}^N \frac{\tilde{f}(k)}{f_T} \cdot \ln \left(\frac{\tilde{f}(k)}{f_T} \right) \quad (6)$$

$$f_T = \sum_{k=1}^N \tilde{f}^2(k) \quad (7)$$

여기서 f 는 잡음이 없는 원천신호, \tilde{f} 는 잡음제거한 신호, N 은 신호의 길이이다. 식 (6)에서 $0 \ln 0 = 0$ 으로 하였다.

모의실험에 리용한 모웨블레트는 신호의 SNR를 개선하는데서 가장 좋은 ‘sym4’이며 분해준위는 5이다. 모의실험에 리용한 음향신호는 순간신호의 합성신호이며 지속시간이 짧은것으로 하여 비정상특성을 가지는 비정상신호이다. 표본화주파수는 20kHz이며 표본화자료의 개수는 3 600개이다. 이 신호는 지수함수적으로 감소하는 세가지 신호로 되어있으며 다음과 같이 정의한다.

$$S_1 = \exp(-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot f_1 \cdot k_1) \cdot \exp(-200 \cdot k_1), \quad k_1 = 1, 2, \dots, 250$$

$$S_2 = \exp(-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot f_2 \cdot k_2) \cdot \exp(-200 \cdot k_2), \quad k_2 = 1, 2, \dots, 200$$

$$S_3 = \exp(-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot f_3 \cdot k_3) \cdot \exp(-200 \cdot k_3), \quad k_3 = 1, 2, \dots, 150$$

여기서 $f_1 = 3\,000\text{Hz}$, $f_2 = 3\,500\text{Hz}$, $f_3 = 4\,000\text{Hz}$ 이며 S_1 과 S_2 는 2 000개의 표본자료만큼 떨어져있고 S_2 와 S_3 은 1 000개의 표본자료만큼 떨어져있다.

표 1과 2에 여러 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들의 SNR에 따르는 평균2제곱오차와 엔트로피를 보여주었다.

표 1. 여러 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들의 SNR에 따르는 평균2제곱오차

턱값함수	SNR/dB								
	0	2	4	6	8	10	12	14	16
Hard	0.014 6	0.009 2	0.005 8	0.003 6	0.002 3	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 4
Soft	0.010 9	0.007 3	0.004 8	0.003 2	0.002 1	0.001 3	0.000 9	0.000 6	0.000 4
쌍곡선	0.011 5	0.007 1	0.004 3	0.003 0	0.001 9	0.001 2	0.000 9	0.000 5	0.000 3
Garrote	0.012 4	0.007 5	0.005 2	0.003 1	0.001 8	0.001 1	0.000 7	0.000 4	0.000 2
개선한 쌍곡선	0.010 7	0.006 6	0.004 0	0.002 5	0.001 6	0.001 0	0.000 6	0.000 4	0.000 2
개선한 Garrote	0.010 6	0.006 5	0.004 0	0.002 4	0.001 4	0.000 9	0.000 6	0.000 3	0.000 2

표 2. 여러 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들의 SNR에 따르는 엔트로피

턱값함수	SNR/dB								
	0	2	4	6	8	10	12	14	16
Hard	20.986 0	9.421 4	4.182 3	1.825 7	0.792 4	0.343 4	0.146 7	0.062 5	0.026 5
Soft	15.693 0	7.012 4	3.491 4	1.198 5	0.564 2	0.260 2	0.118 1	0.052 8	0.023 3
쌍곡선	11.110 0	5.595 2	2.946 6	1.782 6	0.521 2	0.193 9	0.085 0	0.032 4	0.012 7
Garrote	12.931 0	6.135 0	2.673 1	1.084 5	0.434 9	0.177 4	0.071 7	0.029 0	0.011 2
개선한 쌍곡선	10.537 0	4.655 7	1.975 1	0.810 0	0.341 8	0.147 5	0.060 6	0.024 6	0.010 0
개선한 Garrote	9.924 0	4.407 6	1.861 6	0.756 4	0.316 2	0.136 2	0.055 9	0.022 4	0.009 0

표 1, 2에서 보는바와 같이 개선한 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들의 평균2제곱오차와 엔트로피는 고전적인 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들보다 작으며 특히 개선한 Garrote턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법의 RMSE가 가장 작다.

따라서 개선한 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법의 장애안정성이 높으며 특히 개선한 Garrote턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법의 장애안정성이 제일 높다는 것을 알수 있다.

맺 는 말

개선한 턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거방법들은 배경잡음속에서 음향신호의 잡음을 효과적으로 제거하는 잡음제거방법이며 백색가우스잡음환경이 존재하는 실천에서 잡음을 제거하는 합리적인 방법이다.

참 고 문 헌

- [1] M. M. Khan et al.; Journal of Electromagnetic Analysis and Application, 7, 53, 2015.
- [2] H. Wang et al.; 2nd International Congress on Image and Signal Processing, Tianjin China, 39 ~77, 2009.
- [3] M. Kharrat et al.; Mechanical Systems and Signal Processing, 70-71, 1038, 2016.
- [4] S. Sadaf et al.; International Journal of Computer Engineering and Science, 1, 7, 1, 2015.
- [5] W. Xinhua et al.; Review of Computer Engineering Studies, 2, 3, 21, 2015.

주제108(2019)년 3월 5일 원고접수

The Evaluation of Noise Robustness for Improved Threshold Functions in Wavelet Denoising

Kim Kyong Il

The wavelet denoising methods based on the improved threshold functions effectively remove the acoustic signal noise in the ambient noise, and are the appropriate methods to remove the white Gaussian noise.

Key words: wavelet denoising, thresholding, threshold function, noise robustness