김일성종합대학학보 물리학 주체107(2018)년 제64권 제2호

주위배경잡음을 낮추기 위한 웨블레트잡음제거의 합리적인 한가지 턱값처리방법

김경일, 리의환, 전봉필

비정상신호의 잡음제거에 대하여 주위배경잡음을 낮추는 효과적인 방법은 웨블레트에 기초한 잡음제거방법이며 여기서 중요한것은 웨블레트잡음제거에 알맞는 턱값함수를 선택하는것이다. 웨블레트변환에 기초한 잡음제거에 리용되는 고전적인 턱값함수에는 일반적으로 Hard턱값함수와 Soft턱값함수가 있다.[1－5] 그리고 Hard와 Soft턱값함수사이의 절충방법인 쌍곡선턱값함수는 웨블레트변환에 기초한 음향신호의 잡음제거에 적합하다.[2] Garrote턱값함수에 기초한 웨블레트잡음제거는 유효신호를 증가시키고 필요없는 신호를 감소시켜 잡음제거효과를 좋게 한다.[3－5] 그러나 이 방법들은 잡음성분제거에서는 성능이 좋은 우점이 있지만 일부 유효신호들이 제거되여 신호가 이지러지며 신호의 유효정보손실을 최소로 하지 못하는 결함이 있다. 그리고 고전적인 턱값함수들은 웨블레트잡음제거에서 상수오차와 불련속문제가 있다.

우리는 주위배경잡음을 낮추고 유효신호를 효과적으로 탐지하기 위하여 턱값처리방법을 개선하였다.

1. 주위잡음을 낮추는 개선한 턱값함수

웨블레트변환에 기초한 잡음제거를 위한 턱값처리에서 유효신호의 정보손실을 최소로 하자면 유효신호의 정보를 반영한 웨블레트결수들을 평탄하게 처리하는것이 필요하다.

우리는 유효신호의 정보손실을 최소로 하고 잡음제거성능을 개선한 새로운 턱값함수를 제기한다. 이 턱값함수는 쌍곡선턱값함수와 Garrote턱값함수를 결합한 턱값함수로서 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{w}_{j,k}=\begin{cases}\mathrm{sign}w_{j,k}\cdot\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}, & |w_{j,k}|>\lambda\\ 0, & |w_{j,k}|\le\lambda\end{cases}\tag{1}$$

여기서 λ는 턱값, $w_{j,k}$, $\hat{w}_{j,k}$는 각각 웨블레트변환의 j번째 분해준위에서 k번째 결수와 턱값처리한 결수이다.

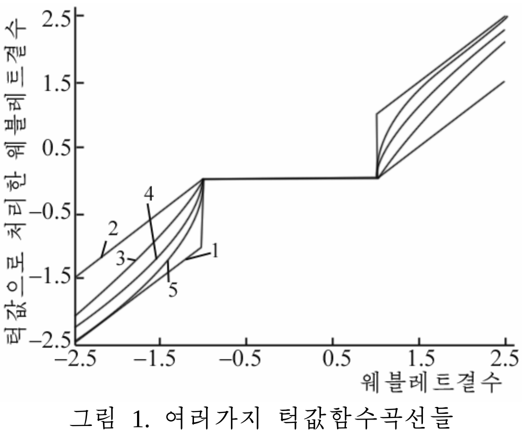

그림 1. 여러가지 턱값함수곡선들
1－5는 Hard, Soft, Garrote, 쌍곡선, 새로운 턱값함수

여러가지 턱값함수곡선들을 비교해보면(그림 1) 새로운 턱값함수는 상수오차와 불련속문제를 풀고 웨블레트결수가 이전의 턱값함수들보다 느리게 령에 가깝게 되면서 턱값λ에 다가간다는것을 알수 있다. 여기서 턱값은 1이며 $-2.5\le w_{j,k}\le 2.5$이다.

1) 련속성증명

$w_{j,k}$가 턱값 $\pm\lambda$에서 련속이라는것을 증명한다.

먼저 $w_{j,k}\to+\lambda$일 때 증명한다.

$$\lim_{w_{j,k}\to\lambda+0}\hat{w}_{j,k}=\lim_{w_{j,k}\to\lambda+0}\mathrm{sign}w_{j,k}\cdot\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}=+1\cdot\sqrt{\lambda^2-\lambda^4/\lambda^2}=0 \tag{2}$$

$$\lim_{w_{j,k}\to\lambda-0}\hat{w}_{j,k}=\lim_{w_{j,k}\to\lambda-0}\mathrm{sign}w_{j,k}\cdot\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}=+1\cdot\sqrt{\lambda^2-\lambda^4/\lambda^2}=0 \tag{3}$$

다음 $w_{j,k}\to-\lambda$일 때 증명한다.

$$\lim_{w_{j,k}\to-\lambda+0}\hat{w}_{j,k}=\lim_{w_{j,k}\to\lambda+0}\mathrm{sign}(-w_{j,k})\cdot\sqrt{(-w_{j,k})^2-\lambda^4/(-w_{j,k})^2}=-1\cdot\sqrt{\lambda^2-\lambda^4/\lambda^2}=0 \tag{4}$$

$$\lim_{w_{j,k}\to-\lambda-0}\hat{w}_{j,k}=\lim_{w_{j,k}\to\lambda-0}\mathrm{sign}(-w_{j,k})\cdot\sqrt{(-w_{j,k})^2-\lambda^4/(-w_{j,k})^2}=-1\cdot\sqrt{\lambda^2-\lambda^4/\lambda^2}=0 \tag{5}$$

따라서 새로운 턱값함수는 련속함수이며 결수가 $\pm\lambda$로 다가갈 때 서서히 령으로 다가간다.

2) 단조성증명

이 턱값함수는 $|w_{j,k}|>\lambda$에서 단조증가한다.

이제 $\hat{w}'_{j,k}$를 $w_{j,k}$의 1차미분이라고 하자.

먼저 $w_{j,k}>\lambda$에서 $\hat{w}'_{j,k}$는 다음과 같다.

$$\hat{w}'_{j,k}=\frac{1}{2}\cdot\frac{2\cdot w_{j,k}+2\cdot\lambda^4 w_{j,k}^{-3}}{\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}}=\frac{w_{j,k}^4+\lambda^4}{(w_{j,k})^3\cdot\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}} \tag{6}$$

$w_{j,k}>\lambda$일 때 $w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2>0$, $w_{j,k}>0$이므로 $\hat{w}'_{j,k}>0$이다.

다음 $w_{j,k}<-\lambda$에서 $\hat{w}'_{j,k}$는

$$\hat{w}'_{j,k}=-\frac{1}{2}\cdot\frac{2\cdot w_{j,k}+2\cdot\lambda^4\cdot w_{j,k}^{-3}}{\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}}=-\frac{w_{j,k}^4+\lambda^4}{w_{j,k}^3\cdot\sqrt{w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2}} \tag{7}$$

이다. $w_{j,k}<-\lambda$일 때 $w_{j,k}^2-\lambda^4/w_{j,k}^2>0$, $w_{j,k}<0$이므로 $\hat{w}'_{j,k}>0$이다.

우의 분석으로부터 $|w_{j,k}|>\lambda$일 때 $\hat{w}'_{j,k}>0$이다. 따라서 이 턱값함수는 $|w_{j,k}|>\lambda$에서 단조증가한다.

새로운 턱값함수는 련속이며 단조증가하는 함수이다. 그리고 이전의 4가지 턱값처리방법에서 나타난 상수오차문제와 불련속문제를 풀고 신호의 이지러짐과 정보손실을 최소로 한다.

따라서 리론적으로 볼 때 새로운 턱값함수는 잡음제거에서 더 효과적이다.

2. 실험결과

여러가지 턱값처리를 리용한 웨블레트잡음제거방법의 성능은 SNR와 RMSE로 평가하였다. 웨블레트변환에 리용한 모웨블레트는 신호의 SNR를 개선하는데 가장 좋은 sym4웨블레트[1]이며 웨블레트분해준위는 5이다. 잡음효과에 대한 관측을 쉽게 하기 위하여 원천

신호는 비교적 단순한 남성의 음성신호를 리용한다. 음성신호의 웨블레트잡음제거실험에 리용한 국부턱값에서 상수 a는 1.20으로 설정하였다.

여러가지 턱값처리에 기초한 웨블레트잡음제거방법으로 잡음이 섞인 음성신호(SNR=2dB)의 웨블레트잡음을 제거한 신호들은 그림 2와 같다.

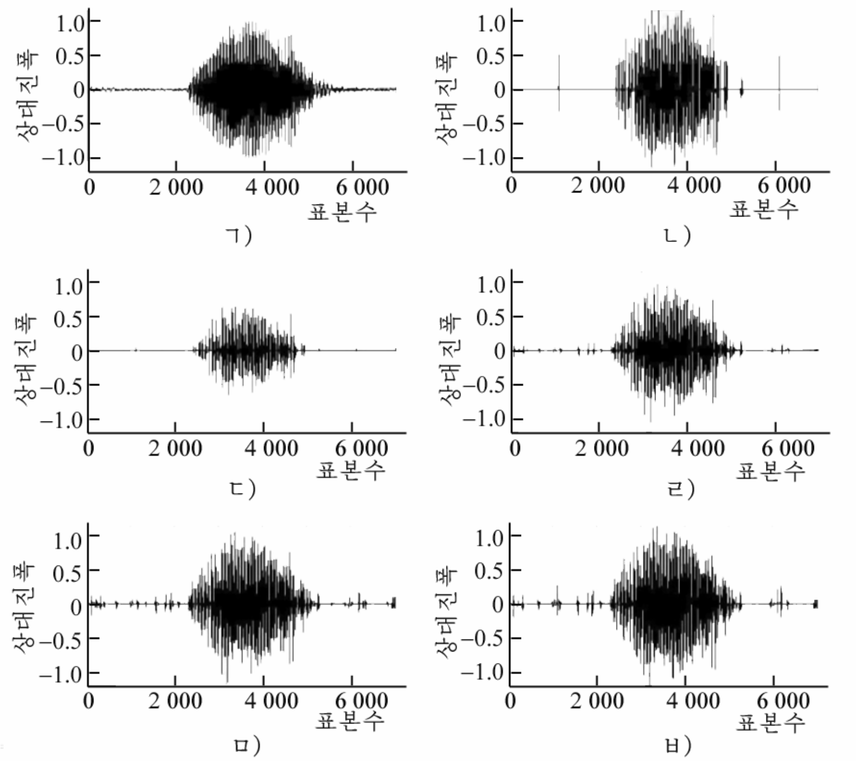

그림 2. 음성신호의 웨블레트잡음제거한 신호들(SNR=2dB)
ㄱ)는 유효신호, ㄴ)—ㅂ)는 Hard, Soft, Garrote, 쌍곡선턱값처리, 새로운 턱값처리신호들

그림 2에서 보는바와 같이 Garrote, 쌍곡선턱값처리, 개선한 턱값처리에 기초한 웨블레트잡음제거가 정성적으로 볼 때 성능이 좋다.

성능이 가장 좋은 잡음제거방법을 결정하기 위하여 SNR=2dB의 잡음이 섞인 음성신호에 대한 여러가지 턱값처리에 기초한 웨블레트잡음제거방법들의 SNR와 RMSE를 평가하였다.(표)

표. 음성신호의 웨블레트잡음제거를 위한 여러가지 턱값처리방법들의 SNR와 RMSE(SNR=2dB)

턱값처리방법	SNR/dB	RMSE
Hard	3.915 7	0.133 1
Soft	2.267 0	0.160 9
Garrote	4.014 6	0.131 6
쌍곡선	4.564 7	0.123 5
새로운 방법	4.953 1	0.118 1

표에서 보는바와 같이 SNR=2dB의 잡음이 섞인 음성신호에 대하여 새로운 턱값처리에 기초한 웨블레트잡음제거방법으로 개선된 SNR는 약 2.95dB이다. 또한 새로운 턱값처리방법의 SNR는 다른 턱값처리방법보다 제일 높으며 RMSE는 제일 작다.

이로부터 실지 음성신호에 대한 잡음제거능력은 새로운 턱값처리에 기초한 웨블레트잡음제거방법에서 제일 높다는것을 알수 있다.

맺 는 말

주위배경잡음을 낮추고 유효신호를 효과적으로 탐지하기 위하여 웨블레트잡음제거에서 중요한 인자인 턱값처리방법을 새롭게 제기하였다. 리론적분석과 실험결과 새롭게 제기한 턱값처리방법은 이전의 방법들보다 주위배경잡음을 낮추기 위한 웨블레트잡음제거에 보다 합리적인 턱값처리방법이다.

참 고 문 헌

[1] M. M. Khan et al.; Journal of Electromagnetic Analysis and Application, 7, 53, 2015.

[2] H. L. Wang et al.; 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing, Tianjin China, 3977, 2009.

[3] Wang Xinhua et al.; International Information and Engineering Technology Association, 2, 3, 21, 2015.

[4] Lu Jing Yi et al.; Mathematical Problems in Engineering, 1, 2016.

[5] Gai Guang Hong et al.; Chinese Journal of Mechanical Engineering, 17, 4, 552, 2014.

주체106(2017)년 12월 5일 원고접수

An Appropriate Thresholding Method of Wavelet Denoising for Dropping Ambient Noise

Kim Kyong Il, *Ri Ui Hwan* and *Jon Pong Phil*

To reduce an ambient noise and to detect effectively the useful signal, we proposed new thresholding method that was the key to the wavelet denoising. As the results of theoretical analysis and experiment, thresholding method proposed in this paper is more appropriate to wavelet denoising for dropping ambient noise than the previous methods.

Key words: wavelet denoising, thresholding, non-stationary signal, threshold function