

---

# 웨이브렛 근사계수 기반의 분포특성을 이용한 잡음 제거 방법에 관한 연구

배상범\* · 김남호\*\*

## A Study on Noise Reduction Method using Wavelet Approximation Coefficient-based Distribution Characteristics

Sang-Bum Bae\* · Nam-Ho Kim\*\*

### 요 약

잡음에 의한 열화현상은 디지털화된 데이터의 인지도를 저하시킨다. 따라서 신호의 에지 성분을 보존함과 동시에 잡음을 제거하기 위한 시간영역과 주파수영역의 다양한 방법들이 사용되고 있다. 본 논문에서는 신호에 중첩된 복합적인 잡음을 감소시키기 위해, 웨이브렛 근사 계수를 이용한 새로운 잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 신호의 에지와 잡음에 대한 구분 성능을 향상시키기 위해, 웨이브렛 근사계수의 누적으로부터 얻어지는 오차함수의 분포특성을 이용하였다.

### ABSTRACT

The degradation phenomenon caused by noises significantly corrupts digitalized data. Therefore, a variety of methods to preserve the edge component of signals and remove noise simultaneously have been used in time domain and frequency domain. In this paper, we have proposed a new noise reduction algorithm using wavelet approximation coefficients to reduce the mixed noise overlapping the signal. The proposed algorithm adopts the distribution characteristics of the error function which is obtained by accumulating the wavelet approximation coefficients, in order to improve the capability to separate edges of the signal and noises.

### 키워드

열화, 노이즈, 웨이브렛 근사계수, 분포특성

### Key word

degradation, noise, wavelet approximation coefficient, distribution characteristic

---

\* 부경대학교 전기제어공학부

\*\* 부경대학교 전기제어공학부 (교신저자)

접수일자 : 2009. 08. 25

심사완료일자 : 2009. 11. 17

## I. 서 론

신호에 대한 획득, 저장, 전송 등의 과정에서, 시스템 내·외부적인 원인에 의해 잡음이 발생하고 있으며, 이로 인해 측정 결과에서 오류를 유발시킨다.

SNR(signal-to-noise ratio)에서, 열화의 주된 원인이 되는 잡음은 발생원인과 형태에 따라 다양한 종류가 있으나, AWGN(additive white Gaussian noise)과 임펄스 잡음이 대표적이다. 따라서 이와 같은 잡음을 제거하여 신호를 복원하기 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다.

J. Morlet에 의해 처음 제안된 웨이블릿 변환은 신호의 특징분석뿐만 아니라, 잡음 제거에서 매우 우수한 성능을 보이고 있다[4]-[6]. Donoho와 Johnstone은 임계값에 기초한 잡음 제거방법을 제안하였으며, 그 이후 임계값의 크기와 적용방법에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다[7]-[9]. 모든 scale에서 동일한 수의 웨이블릿 계수를 갖는 UDWT(undecimated discrete wavelet transform)에 기반한 방법은 AWGN 제거에서 매우 우수한 성능을 나타내었다[10]-[11]. 그러나 이러한 방법들은 복잡한 잡음 환경에서 적용하기가 용이하지 않음에 따라, 웨이블릿과 중간값 필터를 결합한 잡음제거 방법이 제시되었다[1]-[3],[12].

본 논문에서는 복잡적으로 중첩된 잡음성분을 제거시키기 위해, 웨이블릿을 이용한 새로운 잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 웨이블릿 근사계수의 누적으로부터 얻어지는 오차함수의 분포특성을 사용하여, 신호의 에지 성분과 임펄스 잡음 및 AWGN에 대한 구분 성능을 향상시켰다.

## II. 웨이블릿 변환

어떤 실수 또는 복소수를 갖는 함수  $\psi(t)$ 가 다음의 허용조건(admissibility condition)을 만족할 경우, 함수  $\psi(t)$ 를 웨이블릿이라 정의한다.

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (1)$$

여기서,  $\Psi(\omega)$ 는  $\psi(t)$ 에 대한 푸리에 변환이다. 이와 같이 정의되는 웨이블릿에 대한 이동과 확장에 의해 다

음의 식 (2)와 같은 baby 웨이블릿을 얻을 수 있다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

여기서,  $a$ 는 scale 변수이며,  $b$ 는 translation 변수이다. 그리고 이러한 웨이블릿에 의한 신호  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ 의 연속 웨이블릿 변환은 다음의 식 (3)과 같다.

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

그리고 위의 식으로부터,  $a = 2^j$ ,  $b = 2^j k$ 로서 dyadic sampling하는 것에 의해 이산 웨이블릿 변환을 얻을 수 있다. 이산 웨이블릿 변환의 다중해상도 분석에서, dyadic sampling에 의한 웨이블릿 집합은 식 (4)와 같다.

$$\begin{cases} \psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \\ \phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) \end{cases} \quad (4)$$

식으로부터,  $\phi(t)$ 는 스케일링 함수이며,  $j$ 는 scale 레벨이고,  $k$ 는 샘플위치를 나타낸다. 그리고 scale  $j$ 에서의 웨이블릿 상계수  $d_{j,k}$ 와 근사계수  $c_{j,k}$ 는 각각 scale  $j-1$ 에서의 근사계수로부터 얻어진다.

$$\begin{cases} d_{j,k} = \sum_l g(l-2k) c_{j-1,l} \\ c_{j,k} = \sum_l h(l-2k) c_{j-1,l} \end{cases} \quad (5)$$

여기서,  $j$ 는 scale 레벨이며,  $k$ 는 샘플위치를 나타낸다. 그리고  $g(k)$ 와  $h(k)$ 는 각각 다음의 식을 만족시키는 고역통과 필터와 저역통과 필터이다.

$$\begin{cases} \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \phi(2t-k) \\ \phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \phi(2t-k) \end{cases} \quad (6)$$

그러나 UDWT에서는 신호에 대한 down-sampling과 up-sampling 대신, nonzero 필터 계수들 사이에  $(2^j-1)$ 개의 zero를 위치시키는 것에 의해, 주파수 대역폭을 감

소시킨다. 즉, scale  $j$ 에서 필터  $h_j(k)$ 는 식 (7)과 같이 정의되며, 필터  $g_j(k)$ 는 유사한 방법에 의해 정의된다.

$$h_j(k) = \begin{cases} h_{j-1}(k/2), & k \text{ even} \\ 0, & k \text{ odd} \end{cases} \quad (7)$$

따라서 UDWT에 의한 scale  $j$ 에서의 웨이브렛 상세 계수와 근사계수는 다음 식과 같이 표현된다.

$$\begin{cases} d_{j,k} = \sum_l g_{j-1}(l-k) c_{j-1,l} \\ c_{j,k} = \sum_l h_{j-1}(l-k) c_{j-1,l} \end{cases} \quad (8)$$

한편, Haar 웨이브렛 기저에서  $\psi(t)$ 와  $\phi(t)$ 는 각각 식 (9) 및 식 (10)과 같이 정의된다.

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq t < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$\phi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

### III. 기존의 잡음 제거 알고리즘

웨이브렛을 이용한 잡음 제거 알고리즘에서는 일반적으로 임계값을 적용하는 방법이 사용되며, 다음과 같은 과정에 의해 이루어진다.

- Step 1. 웨이브렛 계수를 얻기 위해, noisy 신호를 변환한다.
- Step 2. 각 scale에서 임계값  $\lambda$ 를 사용하여, hard 또는 soft-threshold를 적용한다.
- Step 3. 추정된 신호를 얻기 위해, 웨이브렛 역변환을 수행한다.

그리고 Step 2의 처리과정에서  $\lambda$ 를 적용하기 위한 적절한 방법과 레벨을 선택해야 하며, OWT(orthogonal

wavelet transform)에서는 식 (11)과 같이 표현되는 soft-threshold가 적용된다.

$$\eta_S(d_{j,k}) = \text{sgn}(d_{j,k}) (|d_{j,k}| - \lambda)_+ \quad (11)$$

여기서,  $(\cdot)_+$ 는  $(x)_+ = \max\{x, 0\}$ 이며, Donoho와 Johnstone의 universal threshold에서는  $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log N}$ , ( $\sigma = MAD/0.6745$ )를 적용하였다. 그리고  $N$ 은 noisy 신호의 길이이며,  $MAD$ 는 finest scale의 계수로부터 추정된 median absolute deviation이다. 한편 UDWT에서는 식 (12)와 같이 표현되는 hard-threshold가 적용된다.

$$\eta_H(d_{j,k}) = \begin{cases} d_{j,k}, & \text{if } |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

그리고 복합적인 잡음환경에서, 잡음 레벨을 감소시키기 위해 제시된 DCMW(denoising method based on combination of median filter and wavelet shrinkage)에서는 먼저 중간값 필터에 의해 임펄스 잡음을 제거한 후, AWGN을 제거하기 위해 식 (13)과 같은 threshold를 적용하였다[12].

$$\eta_D(d_{j,k}) = \begin{cases} \text{sgn}(d_{j,k}) \left( |d_{j,k}| - \frac{\lambda}{\exp(|d_{j,k}|/\lambda - 1)} \right), & \text{if } |d_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

### IV. 제안한 알고리즘

UDWT에서의 분해과정으로부터, 각 scale에서 표현되는 웨이브렛 계수는 신호와 잡음에 대한 다양한 정보를 포함한다. 그리고, 동일한 scale  $j$ 와 위치  $k$ 에서 근사계수와 상세계수는 신호의 동일 위치에 대한 정보를 나타낸다. 그러므로 웨이브렛 상세계수에서 잡음을 제거하기 위해, 근사계수로부터 얻어지는 정보를 사용한다.

임펄스 잡음은 긴 지속시간을 갖지 않으며, AWGN은 웨이브렛 scale이 증가함에 따라 크기가 급속히 감소한다. 그러나 신호의 에지는 많은 웨이브렛 scale의 상세계수에서 큰 값을 갖고, 에지를 경계로 하여 근사계수의 크기가 급격히 변화하여 긴 지속시간을 유지한다[11]. 따라서 잡음과 구분되는 에지의 이러한 특징들은 신호의 에지성분을 검출하기 위해 사용될 수 있고, 복합적인 잡음 환경에서 획득된 신호로부터 잡음의 레벨을 효과적으로 감소시킨다.

각 scale  $j$ 에서, 근사계수  $c_{j,k}$ 에 대한 누적함수는 식 (14)와 같이 표현된다.

$$F_{j,k} = F_{j,k-1} + c_{j,k} \quad (14)$$

여기서,  $k = 1, 2, \dots, N$ 이며,  $F_{j,k} = 0 (\forall k \leq 0)$ 이다. 그리고 noisy 신호로부터 에지를 구분하기 위해, 식 (15)와 같은 오차함수를 사용하며, 위치  $k$ 를 중심으로 하는 구간  $[k-u, k+u]$ 의 각 지점에서 누적함수와 일차함수 사이에서 계산된 차의 최대값으로 정의한다.

$$e_{j,k} = \max |F_{j,l} - I_l|, \quad k-u \leq l \leq k+u \quad (15)$$

여기서, 함수  $I$ 는  $F_{j,k-u}$ 와  $F_{j,k+u}$  두 지점을 만족시키는 일차함수이며,  $u$ 는 구간 상수이다.

그림 1은 noisy 신호로부터 오차함수를 얻는 과정을 보이고 있다. 이때, peak-to-peak가 1인 Blocks 신호에 평균 0, 표준편차  $\sigma = 0.1$ 의 AWGN이 증첩된 noisy 신호를 사용하였으며, Haar 웨이브렛을 통해 신호를 분해하였다. 그림 1(a)는 noisy 신호를 나타내고 있으며, (b)는 noisy 신호에 대한 근사계수를 나타낸다. 그리고 (c)는 식 (14)에 의해, 근사계수로부터 얻어지는 누적함수이며, (d)는 식 (15)에 의해서 얻어지는 오차함수를 보이고 있다. 또한 (e)는 이러한 오차함수의 분포특성을 나타낸다.

그림으로부터, 점선으로 표현된 신호의 에지 지점에서는 근사계수의 크기가 급격히 변화하고, 에지를 경계로 하여 나누어지는 두 영역에서의 크기변화는 완만하다. 따라서 신호의 에지 지점은 (c)의 누적함수에서 큰 기울기의 변화를 나타내고, 누적함수와 일차함수 사이에서 큰 오차를 나타낸다. 그러므로 이러한 특징을 이용하

여 잡음으로부터 신호의 에지를 분리할 수 있다. 이때 오차함수에 대한 분포 데이터를 나타내는 그림 (e)를 이용하여 에지를 판단하기 위한 임계값을 설정한다.

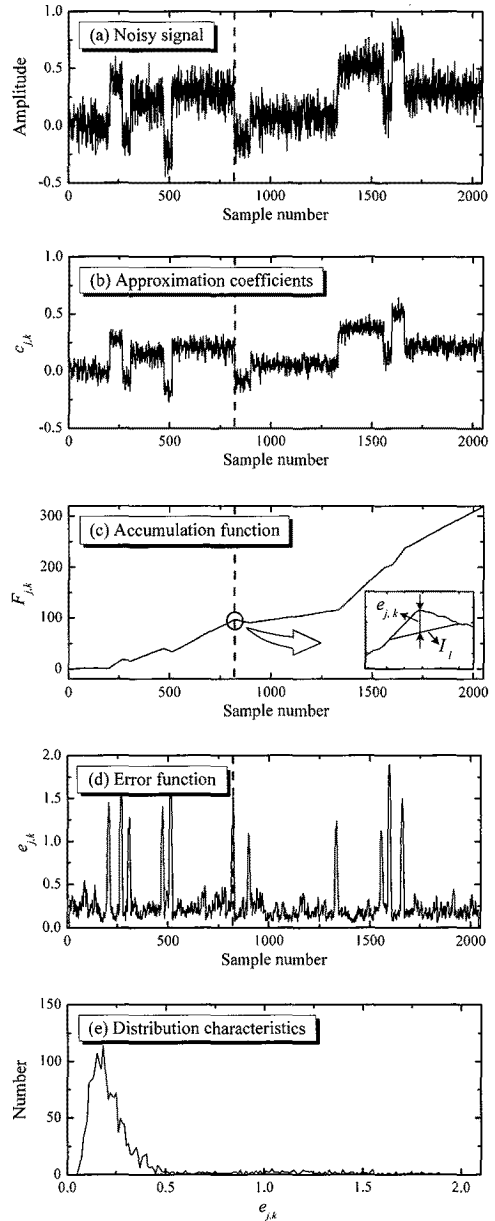


그림 1. Noisy 신호에 대한 오차함수  
Fig. 1. The error function for a noisy signal

그림 1(e)에서, 일반적으로 큰 오차를 나타내는 데이터의 수는 상대적으로 적으므로, 분포특성은 우측으로 감소하는 특성을 나타낸다. 여기서, 각 scale에서 오차함수의 평균을  $m_1$ 으로 정의하며,  $m_2 = 2m_1, m_3 = 3m_1$ 으로 정의한다. 그리고 일정한 임계값은 다양한 형태의 신호에서, 상대적으로 큰 잡음성분을 에지로서 판단하거나, 작은 에지를 잡음으로 판단하게 된다.

따라서 이러한 경우를 피하기 위해, 임계값이 오차함수의 분포특성에 따라 적응적으로 변화하도록 파라메타를 추가한다. 평균값  $m_1$  이하의 데이터 수를 전체 데이터 수로 나눈 정규화된 데이터 수를  $n_1$ 이라 하고,  $m_2, m_3$ 에 해당하는 정규화된 데이터 수를 각각  $n_2, n_3$ 이라 할 때, 식 (16)은 각 scale에서 오차함수에 임계값을 설정하기 위해 사용된다.

$$\lambda_{error} = m_2 \cdot n_3^2 \cdot \left( \frac{n_2}{n_1} \right) \quad (16)$$

그리고 임계값  $\lambda_{error}$ 에 의해 에지로서 판단된 지점은 각 scale에서, 웨이브렛 상세계수의 동일한 지점에서 식 (17)과 같은 임계값을 적용한다.

$$\lambda = \begin{cases} \lambda_{error} \cdot (M_1/M_{error}), & \text{if rising edge} \\ \lambda_{error} \cdot (M_2/M_{error}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

여기서,  $M_{error}$ 는 각 scale의 오차함수에서 에지로서 판단된 지점의 국부 최대값이다. 그리고  $M_1$ 은 이러한 에지 영역에 상응하는 웨이브렛 상세계수의 최대값이며,  $M_2$ 는 최소값이다. 또한 상승과 하강에지에 대한 판단은 구간  $[F_{j,k-u}, F_{j,k}]$ 와  $[F_{j,k}, F_{j,k+u}]$ 에서의 기울기의 변화로부터 얻어진다. 최종적으로 각 scale에서,  $M_{error}$ 에 상응하는 지점을 포함하고, 임계값  $\lambda$  이상인 연속되는 웨이브렛 상세계수는 보존하며, 그 외의 모든 계수는 zero로 reset한 후, 역 웨이브렛 변환을 수행하여 신호를 복원한다.

### V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘에 대한 성능평가를 위해, 테스트 신호로서 Blocks 신호와 HeaviSine 신호를 사용하였다.

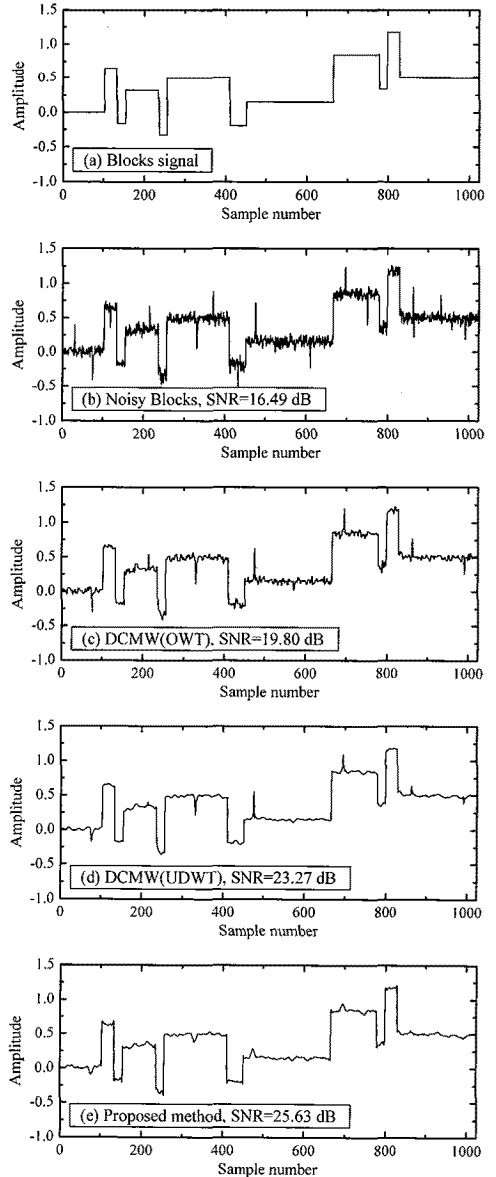


그림 2. Blocks 신호의 복원  
Fig. 2. Reconstruction of the Blocks signal

그리고 테스트 신호의 길이는 1024 샘플이며, SNR -10[dB]에서 30[dB]까지의 AWGN과 자기 다른 크기와 부호를 갖는 임펄스 잡음을 원신호에 중첩하였다. 또한 본 논문에서는 Haar 필터를 선택하였으며, scale level  $j$ 는 3-level까지 적용하였고, 오차함수를 얻기 위한 구간 상수  $u$ 는 10으로 설정하였다.

그림 2는 Blocks 신호에 대한 시물레이션 결과이다. (a)는 원신호이며, (b)는 SNR 20[dB]의 AWGN과 임펄스 잡음이 원신호에 중첩된 noisy 신호이다. 또한 (c)에서 (e)는 각각 DCMW(OWT), DCMW(UDWT), 그리고 제안된 방법에 의해 잡음이 제거된 후, 복원된 신호이다.

여기서, DCMW(OWT)는 OWT에 중간값 필터와 식 (13)을 이용한 DCMW 알고리즘이 적용된 것을 의미하며, DCMW(UDWT)는 UDWT에 DCMW 알고리즘이 적용된 것을 의미한다. 그림으로부터, SNR 16.49[dB]의 복합적인 잡음환경에서 DCMW(OWT)에 의해 복원된 신호는 19.80[dB]의 SNR을 나타내었다.

그리고 DCMW(UDWT)는 23.27[dB]를 나타내었으며, 제안된 방법은 25.63[dB]를 나타내었다.

그림 3은 HeaviSine 신호에 대한 시물레이션 결과이다. 그림으로부터, SNR 16.17[dB]의 복합적인 잡음환경에서 DCMW(OWT)에 의해 복원된 신호는 19.62[dB]의 SNR을 나타내었으며, DCMW(UDWT)는 21.38[dB], 그리고 제안된 방법은 25.79[dB]를 나타내었다.

표 1과 표 2는 각각의 방법을 적용하여 복원된 Blocks 신호와 HeaviSine 신호에 대해 SNR을 비교한 것이다. 표로부터,  $SNR_{in}$ 은 noisy 신호의 SNR이며,  $SNR_{out}$ 은 복원된 신호의 SNR을 의미한다. 표의 결과들로부터, 제안한 방법이 모든 SNR 영역에서 가장 우수한 잡음제거 특성을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

시물레이션 결과로부터, 본 논문에서 제안한 방법은 신호의 에지 성분과 복합적인 잡음성분에 대한 구분 성능이 향상됨에 따라, 모든 SNR 영역에서 기존의 방법보다 우수한 결과를 나타내었다.

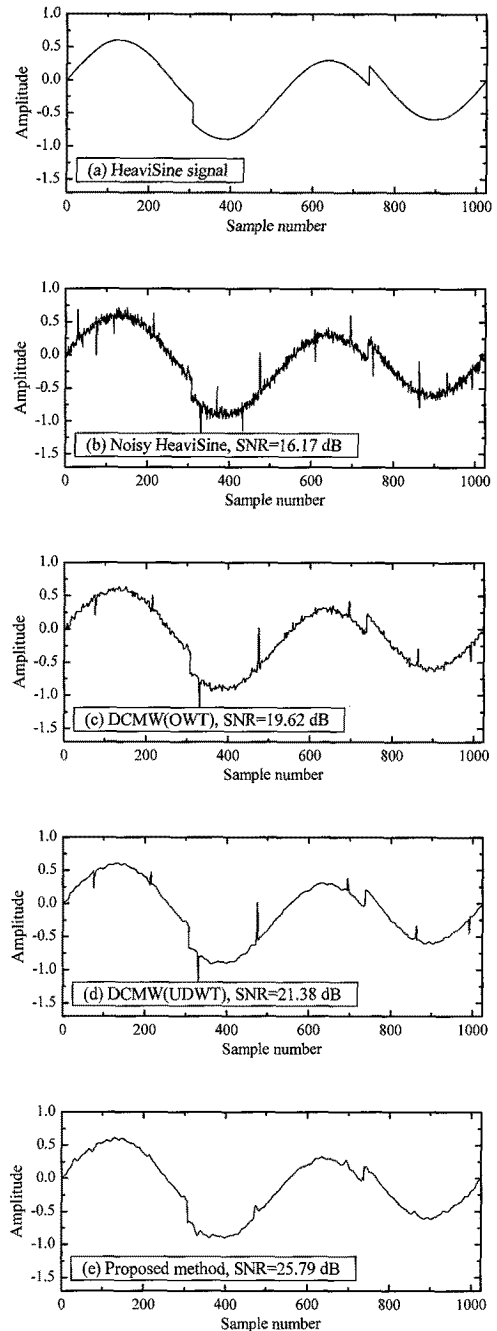


그림 3. HeaviSine 신호의 복원  
Fig. 3. Reconstruction of the HeaviSine signal

표 1. Blocks 신호의 SNR  
Table 1. SNR of the Blocks signal

SNR <sub>in</sub> [dB]	SNR <sub>out</sub> [dB]		
	DCMW (OWT)	DCMW (UDWT)	Proposed method
-10.08(-10)	-5.66	-2.01	1.02
-5.01(-5)	-0.57	3.73	5.33
-0.13(0)	3.96	7.06	9.51
4.80(5)	8.53	12.22	14.05
9.55(10)	13.71	18.12	19.21
13.82(15)	17.07	21.44	22.61
16.49(20)	19.80	23.27	25.63
18.01(25)	20.81	23.64	27.56
18.66(30)	21.31	23.92	27.42

표 2. HeaviSine 신호의 SNR  
Table 2. SNR of the HeaviSine signal

SNR <sub>in</sub> [dB]	SNR <sub>out</sub> [dB]		
	DCMW (OWT)	DCMW (UDWT)	Proposed method
-10.01(-10)	-6.16	-1.90	0.73
-5.03(-5)	-1.03	2.82	5.27
-0.13(0)	4.14	7.96	10.12
4.86(5)	9.23	13.10	15.22
9.38(10)	13.09	16.57	19.17
13.50(15)	17.19	20.36	22.86
16.17(20)	19.62	21.38	25.79
17.65(25)	20.30	21.26	26.35
18.21(30)	21.05	21.74	27.12

## VI. 결 론

본 논문에서는 복합적인 잡음환경에서 획득되는 신호로부터 잡음을 제거하기 위해, 웨이브렛 근사계수를 이용한 새로운 방법을 제안하였다.

시뮬레이션 결과로부터, 16.49[dB]의 Blocks 신호에 대해, 중간값 필터와 wavelet shrinkage를 적용한 DCMW (OWT)와 DCMW(UDWT)는 각각 19.80[dB]와 23.27[dB]의 SNR을 나타내었다. 그러나 본 논문에서 제안된 방법은 웨이브렛 근사계수로부터 얻어지는 오차함수의 분

포특성을 이용함에 따라, 25.63[dB]의 SNR을 나타내었다. 이와 같이, 제안된 방법은 신호로부터 복합적인 잡음 성분을 우수하게 제거시킴에 따라, 잡음환경에서 획득되는 다양한 형태의 디지털 신호에 대해서 유용하게 적용되리라 사료된다.

## 참고문헌

- [1] O.Vainio, Y. Neuvo, and S. E. Butner, "A signal processor for median-based algorithms", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 37, no. 9, pp. 1406-1414, Sep. 1989.
- [2] K. Oistamo, P. Jarske, J. Astola, and Y. Neuvo, "Vector median filters for complex signal", in *Proc. ICASSP*, pp. 813-816, 1989.
- [3] G. R. Arce and J. L. Paredes, "Recursive weighted median filters admitting negative weights and their optimization", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 48, no. 3, pp. 768-779, Mar. 2000.
- [4] L. Eren and M. J. Devaney, "Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current", *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 53, no. 2, pp. 431-436, Apr. 2004.
- [5] L. Satish and B. Nazneen, "Wavelet-based denoising of partial discharge signals buried in excessive noise and interference", *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, vol. 10, no. 2, pp. 354-367, Apr. 2003.
- [6] X. H. Wang, R. S. H. Istepanian, and Y. H. Song, "Microarray image enhancement by denoising using stationary wavelet transform", *IEEE Trans. Nanobiosci.*, vol. 2, no. 4, pp. 184-189, Dec. 2003.
- [7] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding", *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, May 1995.
- [8] D. L. Donogh and I. M. Johnstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage", *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 90, no. 432, pp. 1200-1224, Dec. 1995.
- [9] P. Jiang, Q. Huang, Y. Kong, and L. Chai, "Research on a denoising method based on wavelet packet shrinkage

- for pulp thickness signals", in *Proc. IMSCCS*, pp. 220-225, 2006.
- [10] M. Lang, H. Guo, J. E. Odegard, C. S. Burrus, and R. O. Wells, "Noise reduction using an undecimated discrete wavelet transform", *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 3, no. 1, pp. 10-12, Jan. 1996.
- [11] Q. Pan, L. Zhang, G. Dai, and H. Zhang, "Two denoising methods by wavelet transform", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 47, no. 12, pp. 3401-3406, Dec. 1999.
- [12] Y. Ye and W. Dai, "DCMW method and its application in image denoising", in *Proc. 6th int. Conf. Intelligent Systems Design and applications*, pp. 305-309, 2006.

### 저자소개



배상범(Sang-Bum Bae)

1999년 8월 부경대학교 제어계측  
공학과 졸업 (공학사)  
2002년 2월 부경대학교 대학원  
제어계측공학과 졸업  
(공학석사)

2010년 2월 부경대학교 대학원 제어계측공학과 졸업  
(공학박사)

※관심분야: 웨이브렛을 이용한 신호처리, 영상처리,  
회로 및 시스템



김남호(Nam-Ho Kim)

제11권 제1호 참조  
1992년 3월~현재 부경대학교 공과  
대학 전기제어공학부  
교수

※관심분야: 영상처리, 통신시스템, 적응필터와 웨이  
브렛을 이용한 잡음제거 및 신호 복원