
웨이브렛과 원소 편차 기반의 중간값 필터를 이용한 잡음제거 알고리즘

배상범* · 김남호**

Denoising Algorithm using Wavelet and Element Deviation-based Median Filter

Sang-Bum Bae* · Nam-Ho Kim**

요 약

음성 및 영상신호는 신호를 처리하는 과정에서 다양한 잡음에 의해 훼손되어지며, 이러한 신호를 복원하기 위한 많은 연구가 이루어지고 있다. 본 논문에서는 음성신호와 같은 1차원 신호에 복합적으로 중첩된 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 제거하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘은 임펄스 잡음을 제거한 후, 가우시안 잡음을 제거하도록 구성되어 있으며, 가우시안 잡음을 제거하기 위해 웨이브렛 계수 누적을 이용하였고, 임펄스 잡음을 제거하기 위해 원소 편차에 기반한 중간값 필터를 적용하였다. 그리고 개선 효과의 판단 기준으로 SNR을 사용하였으며, 객관적인 판단을 위해 기존의 방법들과 비교하였다.

ABSTRACT

The audio and image signal are corrupted by various noises in signal processing, many studies are being accomplished to restore those signals. In this paper, the algorithm is proposed to remove additive Gaussian noise and impulse noise at one dimension signal like an speech signal. The algorithm is composed to remove Gaussian noise after removing impulse noise. And the method using wavelet coefficient accumulation is used to remove the Gaussian noise, and the median filter based on element deviation is applied to remove the impulse noise. Also we compare existing methods using SNR(signal-to-noise ratio) as the standard of judgement of improvemental effect.

키워드

웨이브렛, 중간값 필터, 임펄스 잡음, 원소 편차, 가우시안 잡음

Key word

wavelet, median filter, impulse noise, element deviation, Gaussian noise

* 부경대학교 제어계측공학과
** 부경대학교 제어계측공학과 (교신저자, nhk@pknu.ac.kr)

접수일자 : 2010. 10. 06
심사완료일자 : 2010. 10. 26

I. 서 론

신호에 대한 획득·저장과 같은 디지털화 과정에서 시스템 내·외부적인 원인에 의해 잡음이 발생하고 있으며, 디지털화된 데이터의 인지도를 저하시킨다. 열화의 주된 원인이 되는 잡음은 발생원인과 형태에 따라 다양한 종류가 있으나, 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 대표적이다. 따라서 이와 같은 잡음을 제거하여 신호를 복원하기 위한 선형 및 비선형 필터에 대한 다양한 연구들이 활발히 진행되고 있다.

임펄스 잡음을 제거하기 위해 제안된 가장 기본이 되는 비선형 필터는 중간값 필터이다. 이러한 중간값 필터는 원 신호에서 예지와 같은 급격한 변화지점에 대한 특성을 보존함과 동시에 순간적으로 발생하는 펄스 형태의 잡음을 효과적으로 제거한다. 영상에서는 좀 더 우수한 특성을 얻기 위해, CWM(center weighted median) 필터를 비롯한 다양한 형태의 필터가 제안되었다[1],[2]. 또한 Cho 등은 로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 필터를 제안하여 1차원 신호에 적용될 수 있는 가능성을 보였으나, 근본적으로 영상처리를 위해 제안됨에 따라 임계값 설정을 위한 적응적인 방법을 제시하고 있지 않다[3].

J. Morlet에 의해 처음 제안되어, 다중해상도해석이 가능한 웨이브렛 변환은 AWGN(additive white Gaussian noise) 제거에서 매우 우수한 성능을 보이고 있다. Donoho와 Johnstone은 임계값에 기초한 잡음제거방법을 제안하였으며, 그 이후 임계값의 크기와 적용방법에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다[4]. 그리고 Pan 등은 모든 스케일에서 동일한 수의 계수를 갖는 웨이브렛을 통해 AWGN을 효과적으로 제거하였다[5],[6]. 그러나 위의 방법들은 모두 복잡한 잡음환경에 적용될 수 없으며, 임펄스 잡음에 대해서는 임계값 설정에서 문제점을 안고 있다. 따라서 본 논문에서는 신호에 복잡적으로 중첩된 임펄스 잡음과 AWGN을 제거하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하였으며, 임펄스 잡음을 제거하기 위해 원소 편차에 기반한 중간값 필터를 적용하였고, AWGN을 제거하기 위해 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘을 적용하였다. 여기서, 제안된 웨이브렛 기반의 알고리즘은 복잡한 잡음 환경에 대해서도 필터링 성능을 갖도록 설계되었다. 그리고 이러한 두 가지 형태의 필터를 순차적으로 적용하여 더욱 우수한 성능을 나타내도록 하였다.

II. 기존의 잡음제거 알고리즘

2.1 임펄스 잡음제거 알고리즘

로컬 중간값 분산을 이용한 적응형 필터는 처리지점의 원소 $x(0)$ 와 영역 $[x(-k), x(k)]$ 의 각 원소 사이에서 계산된 각각의 분산과 임계값을 비교하여 신호의 예지와 임펄스 잡음 성분을 분리한다[3]. 중간값 분산 공식 (1)과 같이 정의할 경우, 중간값 분산의 각 원소는 식 (2)와 같다.

$$\sigma_C^2 = \frac{1}{2k+1} \sum_{i=-k}^k (x(0) - x(i))^2 \quad (1)$$

$$X_i = (x(0) - x(i))^2 \quad (2)$$

위의 식 (2)로부터, i 는 $-k \leq i \leq k$ 인 정수이다. 그리고 식 (3)과 같이 각각의 X_i 가 임계값 λ_I 보다 적을 경우에는 $x(i)$ 가 $x(0)$ 와 유사한 레벨의 신호인 것으로 간주하여 판별값으로 1을 부여하고, 그렇지 않은 경우에는 신호 레벨의 차가 큰 것으로 간주하여 0을 부여한다.

$$S(i) = \begin{cases} 1, & X_i < \lambda_I \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

이때, $S(i)$ 의 합이 $\sum S(i) \geq \text{floor}(M/2)$ 의 조건을 만족할 경우, 처리지점의 원소 $x(0)$ 는 신호로서 판단되고, 그렇지 않은 경우에는 임펄스 잡음으로 간주하여 중간값 필터를 적용한다. 위의 조건으로부터 $\text{floor}(x)$ 는 x 보다 작거나 같은 최대정수를 나타내는 내림함수이며, $M = 2k + 1$ 이다.

2.2 웨이브렛 기반의 AWGN 제거 알고리즘

일반적인 웨이브렛 기반의 잡음제거 알고리즘은 먼저, 잡음이 첨가된 noisy 신호를 웨이브렛 변환하여 웨이브렛 계수 $d_{j,n}$ 를 얻는다. 그리고 각 스케일 j 에서 hard 또는 soft-threshold를 적용한 후, 역 웨이브렛 변환을 통해 추정된 신호를 얻는다. OWT(orthogonal wavelet transform)에서는 다음의 식 (4)와 같은 soft-threshold를 적용하였다.

$$\eta^{soft} = \begin{cases} d_{j,n} - \text{sgn}(d_{j,n})\lambda_W, & \text{if } |d_{j,n}| \geq \lambda_W \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

위의 식으로부터, $\text{sgn}(\cdot)$ 은 sign function을 의미하며, $\lambda_W = MAD\sqrt{2\log N}/0.6745$ 이다. 그리고 MAD 는 median absolute deviation을 의미하며, N 은 신호의 길이이다. 또한, 모든 스케일에서 동일한 개수의 계수를 갖는 UDWT(undecimated discrete wavelet transform)는 AWGN 제거에서 매우 우수한 성능을 나타내었으며, 식 (5)와 같은 hard-threshold를 적용하였고, 임계값으로서 $\lambda_W = 3\sigma \sim 4\sigma$ 의 값을 사용하였다.

$$\eta^{hard} = \begin{cases} d_{j,n}, & \text{if } |d_{j,n}| \geq \lambda_W \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

III. 제안한 알고리즘

3.1 원소 편차 기반의 중간값 필터

기존의 임펄스 잡음제거 알고리즘은 식 (3)의 임계값 λ_I 를 결정하기 위한 방법을 제공하지 않으며, 신호의 모든 부분에 대하여 일정한 상수값을 적용하고 있다. 그러나 1차원 신호는 영상신호와 달리, 신호 레벨의 상한과 하한을 예측할 수 없으며, 임펄스성 잡음의 크기 또한 예측할 수 없다. 이에 따라 임의의 상수로 고정된 임계값 λ_I 는 1차원 신호를 처리함에 있어서 부적절하다.

한편, 표준편차는 관측된 신호에 대한 산포의 정도를 나타내는 특성값으로서, 신호 사이의 관계를 파악하는 중요한 정보가 된다. 먼저, 임의의 두 실수 μ 와 σ ($\sigma > 0$)를 모수로 갖는, 정규분포를 따르는 확률변수 X 의 확률밀도함수 $f(x)$ 는 식 (6)과 같다.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < \infty \quad (6)$$

그리고 특히, $\mu = 0$ 이고, $\sigma = 1$ 인 경우를 표준정규분포라 하며, 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad -\infty < x < \infty \quad (7)$$

$\mu = 0$ 이고, $\sigma = 1$ 의 특성을 보이는 신호를 그림 1(a)에 나타내었으며, 이러한 신호에 대한 분포곡선은 그림 1(b)의 히스토그램과 같다.

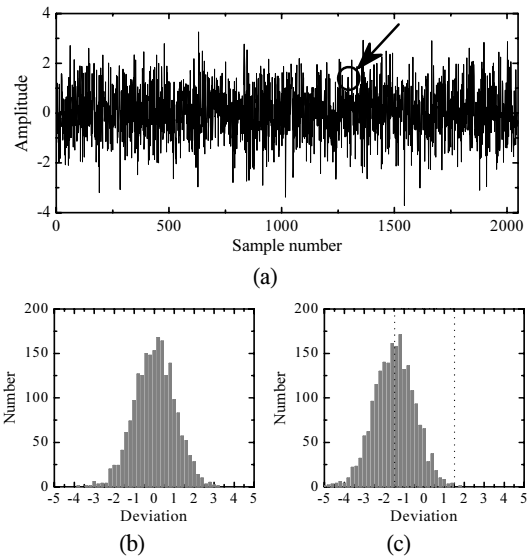


그림 1. 테스트 신호에 대한 히스토그램
(a) 테스트 신호 ($\mu=0, \sigma=1$) (b) 히스토그램($p=0$)
(c) 히스토그램($p=1.5$)
Fig. 1. The histogram for a test signal
(a) Test signal ($\mu=0, \sigma=1$) (b) Histogram ($p=0$)
(c) Histogram ($p=1.5$)

그러나 만약, 그림 1(a)의 화살표 지점과 같이 크기가 약 1.5인 신호를 기준으로 했을 경우($p=1.5$), 신호의 각 지점에서 얻어지는 편차값에 대한 히스토그램은 그림 1(c)와 같이 그림 1(b)가 1.5만큼 좌로 이동한 형태를 나타낸다. 그리고 그림 1(c)에서 점선으로 표시된 부분은 전체 신호의 약 50%에 해당함을 알 수 있다. 그림 1(c)는 그림 1(b)가 1.5만큼 이동된 형태이므로, 점선 영역에 대한 확률은 아래의 식 (8)과 같이 그림 1(b)에서 확률 $P(0 \leq X \leq 3)$ 를 구하는 것과 같다.

$$P(0 \leq X \leq 3) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^3 e^{-\frac{x^2}{2}} dx \quad (8)$$

$$= 0.4987$$

따라서 본 논문에서는 임펄스 잡음을 분리하기 위한 기준으로, 식 (2)의 중간값 분산의 각 원소를 대신하여

아래의 식 (9)와 같은 원소 사이의 편차를 적용하며, 중간값 필터링을 위한 알고리즘은 식 (3) 이후의 과정을 따라 적용된다.

$$X_i = |x(0) - x(i)| \quad (9)$$

그리고 잡음 제거를 위한 임계값의 기준으로는 영역 $[x(-k), x(k)]$ 에서의 표준편차 σ_{local} 을 적용하였다.

위의 예로서, 임계값으로서 $\lambda_I = 1.5\sigma_{local}$ 로 설정한 경우, 처리지점의 원소 $x(0)$ 와 각 지점 $x(i)$ 의 차에 대한 분포는 만약 $x(0)$ 가 평균으로부터 $1.5\sigma_{local}$ 벗어난 크기의 신호이면 그림 1(c)와 같이 히스토그램의 좌우를 포함하여 약 50%에 해당하게 되므로 $x(0)$ 는 신호로서 인정된다. 또한, 만약 $x(0)$ 가 평균에 위치한 신호이면, 히스토그램의 중심으로부터 $-1.5\sigma_{local} \sim 1.5\sigma_{local}$ 을 포함하므로, 약 86.64%에 해당하게 되어, 신호로서 인정된다. 그러나 만약 $x(0)$ 가 평균으로부터 $1.5\sigma_{local}$ 이상 벗어난 신호이면, 히스토그램의 50% 미만을 포함하게 되므로 임펄스 잡음으로서 판단되어 중간값 필터링 과정을 거쳐서 제거된다. 이때, σ_{local} 은 필터링을 위한 국부영역의 표준편차이므로, 적응적으로 λ_I 값이 변화하게 된다.

3.2 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘

AWGN은 표준편차가 σ 인 정규분포를 따르며, 임펄스 잡음은 임의 지점에서 큰 신호의 변화를 나타내지만, 긴 지속시간을 갖지 않고, 곧 이전의 값으로 복귀하는 불연속점이다. 그러나 신호의 에지 성분은 웨이브렛 근사계수에서, 에지를 경계로 하여 크기 변화가 급격히 발생하며, 긴 지속시간을 갖는다. 따라서 근사계수의 이러한 특징들을 이용하여, 복합적인 잡음이 중첩된 noisy 신호로부터 잡음 성분을 효과적으로 제거시킨다.

웨이브렛 분해와 합성과정으로부터, 동일한 스케일 j 와 위치 n 에서 근사계수와 상세계수는 신호의 동일 위치에 대한 정보를 표현한다. 그러므로 상세계수의 잡음을 제거하기 위해, 근사계수의 정보를 이용할 수 있다. 각 스케일 j 에서 근사계수 $c_{j,n}$ 에 대한 누적함수는 식 (10)과 같다.

$$A_{j,n} = A_{j,n-1} + c_{j,n}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

위의 식으로부터, $n \leq 0$ 에 대하여 $A_{j,n} = 0$ 이다. 그리고 noisy 신호로부터 잡음성분을 제거하기 위해, 식 (11)의 오차함수를 사용한다.

$$e_{j,n} = \sum_{i=n-k}^{n+k} |A_{j,i} - L_i| \quad (11)$$

식 (11)로부터, 함수 L 은 $A_{j,n-k}$ 와 $A_{j,n+k}$ 를 만족시키는 일차함수이고, k 는 오차함수를 얻기 위한 구간 상수이다. 즉, 에지 지점은 신호의 급격한 변화로 인해, 누적함수와 일차함수 사이에서 큰 차이를 나타내게 된다. 따라서 식 (11)을 통해 신호의 에지 지점에서 오차함수는 큰 값을 나타내어 에지와 잡음을 분리할 수 있으며, 이를 위해 임계값으로 $\lambda_W = 2.5m \sim 3.5m$ 을 적용하였다. 이때 m 은 오차함수의 평균을 의미한다.

최종적으로, 웨이브렛 근사계수에 의한 오차함수에서 에지로서 판단된 부분에 상응하는 웨이브렛 상세계수는 보존하며, 임계값 이하의 잡음으로 판단된 상세계수는 0으로 reset하여, UDWT와 동일한 웨이브렛 합성과정을 거쳐 신호를 복원한다.

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 복합적으로 중첩된 잡음을 제거하기 위한 알고리즘을 제안하였으며, 임펄스 잡음을 제거하기 위해 원소 편차에 기반한 중간값 필터를 적용하였고, AWGN을 제거하기 위해 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘을 적용하였다. 그리고 알고리즘의 필터링 성능을 확인하기 위해, 테스트 신호로서, 음성신호 /a/와 Blocks 신호를 사용하였으며, 성능 개선의 판단기준으로 SNR (signal-to-noise ratio)을 적용하였다.

그림 2는 음성신호 /a/에 대한 복원결과이며, 그림 2(a)는 테스트를 위한 원신호이다. 그리고 그림 2(b)는 원신호에 SNR 14[dB]의 AWGN과 임펄스 잡음이 복합적으로 중첩된 noisy 신호로서, 이때의 SNR은 5.17[dB]이다. 또한 그림 2(c)는 OWT에 의한 결과로서, subsampling에 의해 시각적으로 부드럽지 못한 결과를 보이고 있으며, 많은 임펄스 잡음이 존재하여 11.93[dB]의 SNR을 나타내었다.

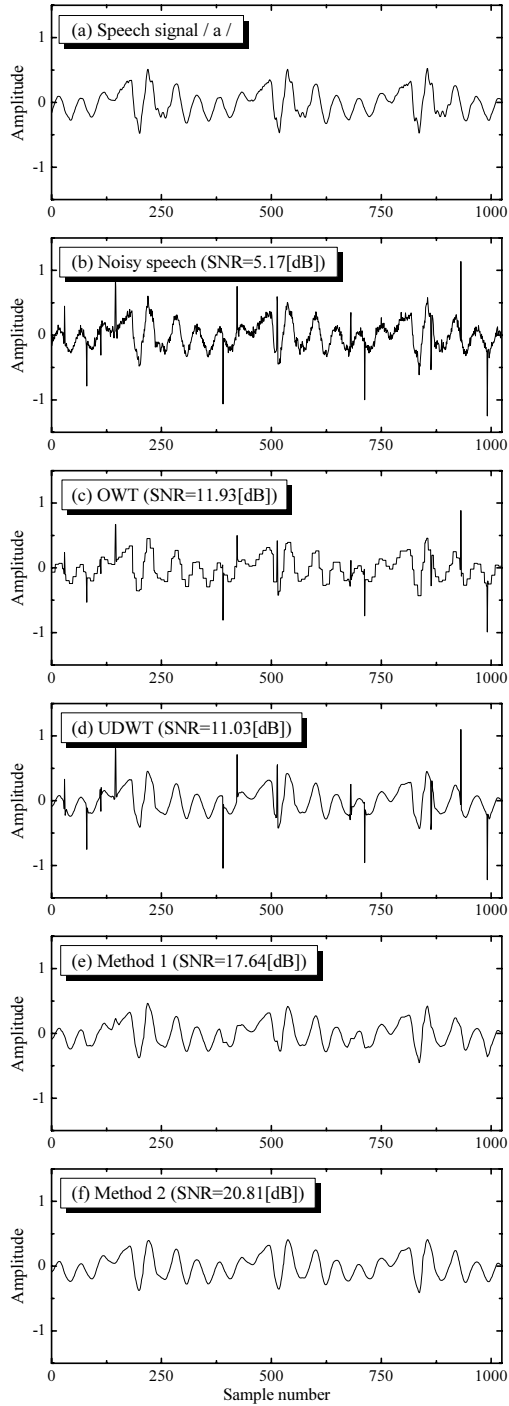


그림 2 음성신호 /a/의 복원
Fig. 2. Reconstruction of speech signal /a/

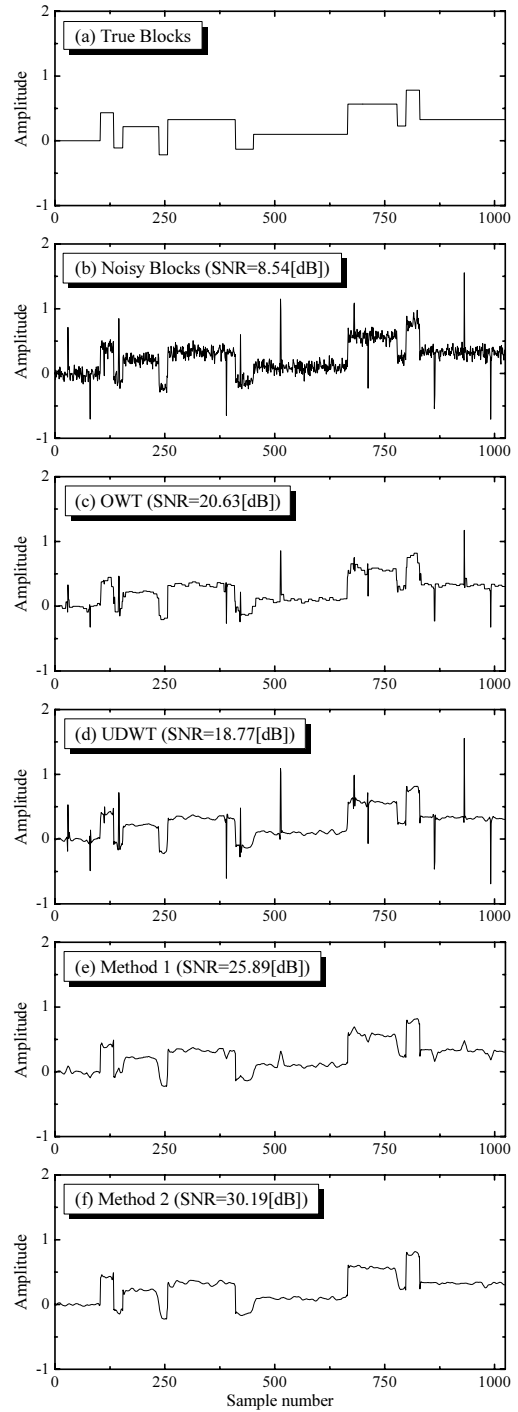


그림 3. Blocks 신호의 복원
Fig. 3. Reconstruction of Blocks signal

그림 2(d)는 UDWT에 의한 결과로서, AWGN에 대해서는 우수한 잡음 제거 성능을 보이지만, 임펄스 잡음에 대해서는 고려되지 않음에 따라, 테스트 결과 11.03[dB]의 SNR을 나타내었다. 그리고 그림 2(e)의 Method 1은 본 논문에서 제안한 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘만을 적용한 결과이며, 그림 2(f)의 Method 2는 본 논문에서 제안한 원소 편차 기반의 중간값 필터와 Method 1을 순차적으로 적용한 결과이다. 결과로부터, Method 1만을 적용하였을 경우에도 SNR 17.64[dB]의 우수한 결과를 나타내었으나, Method 2의 경우에는 대부분의 복합적인 잡음 성분을 제거하여 SNR 20.81[dB]의 가장 우수한 결과를 나타내었다.

그림 3은 Blocks 신호에 대한 결과이며, 그림 3(a)는 원신호이고, 그림 3(b)는 원신호에 SNR 14[dB]의 AWGN과 임펄스 잡음이 복합적으로 중첩된 noisy 신호로서, 이때의 SNR은 8.54[dB]이다. 또한 그림 3(c)와 그림 3(d)는 OWT 및 UDWT에 의한 결과로서, 복합적으로 중첩된 잡음 성분들을 제거하지 못함에 따라, 각각 20.63[dB]와 18.77[dB]의 SNR을 나타내었다.

그리고 그림 3(e)와 그림 3(f)는 각각 본 논문에서 제안한 Method 1과 Method 2에 의한 결과이며, 그림 2의 음성 신호 /a/에 대한 결과와 유사하게 복합적인 잡음 성분만을 제거하여, 각각 25.89[dB], 30.19[dB]의 높은 SNR을 나타내었다.

그림의 결과로부터, 기존의 방법들은 복합적인 잡음 환경 하에서 그 성능이 급격히 저하됨을 알 수 있으나, 제안한 방법들은 모두 기존의 방법들 보다 우수한 결과를 나타내었다.

표 1. 음성신호 /a/의 SNR
Table 1. SNR of the speech signal /a/

SNR _{in} [dB]		SNR _{out} [dB]			
AWGN	AWGN+impulse	OWT	UDWT	Method 1	Method 2
8	3.51	10.50	8.94	14.94	16.93
10	4.32	11.38	10.04	16.12	19.10
12	4.78	11.64	10.46	16.92	20.20
14	5.17	11.93	11.03	17.64	20.81
16	5.39	12.00	11.29	17.79	21.74
18	5.51	12.11	11.41	18.04	22.32
20	5.52	11.87	11.30	18.16	22.44

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

SNR _{in} [dB]		SNR _{out} [dB]			
AWGN	AWGN+impulse	OWT	UDWT	Method 1	Method 2
8	5.90	17.39	16.17	20.16	21.49
10	7.08	19.23	17.48	22.68	24.95
12	7.95	20.32	18.42	24.63	27.80
14	8.54	20.63	18.77	25.89	30.19
16	9.38	21.67	20.21	26.82	31.44
18	9.51	21.41	19.91	27.34	33.05
20	9.91	21.68	20.47	27.86	33.70

표 1과 표 2는 각각 다양한 잡음환경 하에서 테스트된 결과를 보이고 있다. 표로부터, AWGN은 원신호에 AWGN만 중첩되었을 경우의 SNR을 나타내고 있으며, AWGN+impulse는 AWGN과 임펄스 잡음이 복합적으로 중첩되었을 경우의 SNR을 나타내고 있다.

표의 결과로부터, 웨이브렛 계수 누적을 이용한 Method 1의 경우에서도 모든 SNR 영역에서 기존의 방법들 보다 우수한 특성을 나타내었다. 그리고 noisy 신호에 원소 편차 기반의 중간값 필터를 먼저 적용하여 임펄스성 잡음을 제거한 후, Method 1을 통해 AWGN을 제거한 Method 2는 대부분의 복합적인 잡음성분을 제거하여 더욱 우수한 성능을 나타내었다.

V. 결론

본 논문에서는 임펄스 잡음과 AWGN이 복합적으로 중첩된 잡음환경 하에서 신호를 복원하기 위한 알고리즘을 제안하였으며, 임펄스 잡음을 제거하기 위해 원소 편차에 기반한 중간값 필터를 적용하였고, AWGN을 제거하기 위해 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘을 적용하였다. 여기서 웨이브렛 기반의 알고리즘은 복합적인 잡음환경에 대해서도 적용될 수 있으나, 좀 더 우수한 성능을 갖도록 하기 위해, noisy 신호에 원소 편차에 기반한 중간값 필터를 적용한 후, 웨이브렛 계수 누적을 이용한 알고리즘을 적용하였다.

복합적으로 잡음이 중첩된 SNR 8.54[dB]의 Blocks 신호에 대한 시뮬레이션 결과로부터, 기존의 OWT와

UDWT는 각각 20.63[dB]와 18.77[dB]의 SNR을 나타내었으나, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 30.19[dB]의 우수한 SNR을 나타내었다.

그리고 제안한 방법들은 신호의 에지성분과 복합적인 잡음성분을 효과적으로 분리·검출하여 선택적으로 복합적인 잡음성분만을 제거함에 따라, 모든 SNR 영역에서 기존의 방법들 보다 우수한 SNR 특성을 나타내었다.

참고문헌

- [1] S. M. M. Roomi, I. Lakshmi, V. A. Kumar, "A Recursive Gaussian Weighted Filter For Impulse Noise Removal", GVIP Journal, vol. 6, pp. 33-37, Dec. 2006.
- [2] M. Juneja, P. S. Sandhu, "Design and Development of an Improved Adaptive Median Filtering Method for Impulse Noise Detection", International journal of Computer and Electrical Engineering, vol. 1. pp. 627-630. Dec. 2009.
- [3] W. Y. Cho and D. I. Choi, "Adaptive Median Filter by Local Central Variance", The transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, vol. 45, pp. 104-115, Feb. 2005.
- [4] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage", J. Amer. Statist. Assoc., vol. 90, pp. 1200-1224, Dec. 1995.
- [5] J. E. Fowler, "The Redundant Discrete Wavelet Transform and Additive Noise", IEEE Signal Processing Letters, vol. 12, pp. 629-632, Sept. 2005.
- [6] Q. Pan, L. Zhang, G. Dai and H. Zhang, "Two Denoising Methods by Wavelet Transform", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, pp. 3401-3406. Dec. 1999.

저자소개



배상범(Sang-Bum Bae)

1999년 8월 부경대학교 제어계측공학과 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 공과대학 제어계측공학과 교수

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