

적응 문턱치 알고리즘을 이용한 충격잡음 제거

Impulse Noise Cancellation Using Adaptive Threshold Algorithm

이 진*, 박 종 환**, 김 세 동***, 이 영 석****, 김 성 환**

(Jin Lee*, Jong-Hwan Park**, Se-Dong Kim***, Young-Suk Lee****, Sung-Hwan Kim**)

*삼척대학교 제어계측공학과, **서울시립대학교 전자·전기공학부,

두원공과대학 전기과, *청운대학교 전자공학과

(접수일자: 2000년 8월 8일; 수정일자: 2000년 10월 13일; 채택일자: 2000년 10월 26일)

본 논문에서는 충격잡음 환경에서 관측된 신호로부터 충격잡음을 제거하는 새로운 적응 충격잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 입력신호의 정규화된 에너지로 순간순간 제어되는 적응 비선형 억압 함수를 핵심으로 하는 적응 문턱치 알고리즘으로 구성되었다. 제안된 방법의 성능 평가를 위하여 실제 다양한 충격잡음 환경에서 관측될 수 있는 모의 관측 신호와 실제 근전도 신호를 대상으로 실험하여, 기존 타연구자들의 방법과 정량적으로 비교, 평가 하였다. 실험 결과 다양한 충격잡음 환경에 대하여 본 연구에서 제안한 적응 문턱치 알고리즘이 기존의 방법들에 비하여 SNR과 MSE 면에서 평균 51.7%의 성능향상을 나타내었다.

핵심용어: 적응 충격잡음 제거, 적응 비선형 억압함수, 적응 문턱치 알고리즘, 충격잡음 환경, 적응 강건 충격잡음 제거기
투고분야: 음향 신호처리 분야 (1.2)

This paper presents a new adaptive impulse noise cancelling technique based on the adaptive nonlinear suppressing function. The proposed "adaptive threshold algorithm (ATA)" is controlled by the normalized power prior input data term, and this adaptive threshold makes the cancelling system highly robust against additive impulse noise. For the performance evaluation, we have tested the proposed algorithm with the observed signals simulated in various impulsive noise environments and real EMG signals. As a result, the proposed algorithm shows superior performance of 51.7% to the available techniques in the points of SNR and MSE.

Key words: Adaptive impulse noise cancelling, Adaptive nonlinear suppressing function, Adaptive threshold algorithm, Impulse noise environments, Adaptive robust impulse noise filter

Subject classification: Acoustic signal processing (1.2)

I. 서 론

통신, 제어 그리고 신호처리 분야의 대부분의 공학적 시스템은 가우시안 (Gaussian) 신호환경을 바탕으로 약간의 신호처리 오차를 포함한다는 가정 하에 발전되어 왔다. 그러나 실제 물리적 현상에서 관측되는 잡음 환경은 비가우시안 (non-Gaussian) 특성을 나타내는 경우가 종종 있다. 예를 들면 수중에서의 음파잡음, 대기중의 저주파 잡음 그리고 통신 선로상의 간섭 잡음 등은 충격잡음을 포함하여 나타나는 비가우시안 잡음으로 일반적인 가우시안 잡음 모델로는 그 특성을 적절히 나타낼 수 없다 [1][2]. 이러한 잡음의 확률 분포 모델은 가우시안 확률 분포보다 큰 진폭 변수들의 높은 발생 확률에 기인하여 과중한 꼬리 (heavy tail)를 갖는 확률 밀도함수 (probability

density function)를 갖는다[3][4].

그러므로 이와 같은 충격잡음이 존재하는 환경에서 원시 신호 (original signal)의 복원이 필요한 경우에, 기존의 가우시안 신호 모델 가정을 바탕으로 유도된 신호처리 알고리즘들을 그대로 적용하였을 경우 그 성능의 안정성을 보장할 수 없게되며, 과 부가된 충격잡음을 제거하는 선행과정을 포함하는 새로운 신호처리 알고리즘의 개발이 요구된다[1-4].

지금까지 이러한 부가잡음을 제거하기 위한 가장 기본적인 접근 방법들로는 FIR (finite impulse response)과 IIR (infinite impulse response) 필터링 기법과 이를 바탕으로 한 최소평균자승 (LMS: least mean square) 알고리즘이나 회귀적 최소자승 (RLS: recursive least square) 알고리즘 등과 같은 적응 필터링 기법들이 있다[6-8].

그러나 이들 알고리즘은 원시신호에 부가되는 잡음을 가우시안 분포의 잡음으로 간주하고 통계적 신호처리 문제의 최적해를 유도한 것으로 비가우시안 분포를 갖는 충격잡음에 오염된 신호를 처리할 때는 그 성능이 현저히

저하되는 단점을 가지고있다[4][5].

최근에 이러한 문제점을 보완하기 위하여 Kim과 Efron[5]은 강건 정규화 최소평균자승 (RNLMs: Robust Normalized Least Mean Square) 알고리즘에 적용 선처리기 (Adaptive Preprocessor)를 결합한 강건 적응 충격잡음 제거기 (ARIF: Adaptive Robust Impulse Noise Filter)를 제안하였다. ARIF는 매 샘플마다 필터계수를 변화시켜가며 출력된 추정신호와 원신호와의 오차신호를 고정된 비선형 억압 함수 (nonlinear suppressing function)를 통과시키는 처리방법으로 비정상 (nonstationary) 신호에 대해 앞서 언급한 LMS 알고리즘 보다 충격잡음이 부가되었을 때 뛰어난 적응력을 보여주는 알고리즘이다. 필터계수는 미리 그 차수를 정하여 계산하며, 고정된 비선형 억압 함수를 사용하는 이방법의 전체적인 처리과정은 1) 백색잡음화 (prewhitening), 2) 비선형 억압 함수, 3) 신호복원 (signal reconstruction), 4) 적응추정 (adaptive prediction)의 네 단계를 거친다. 그러나 이 방식은 비정상신호에 충격잡음을 부가한 신호 환경에 초점을 맞추어 설계되어서 정상 (stationary) 신호에 충격잡음이 부가된 신호 환경에서는 그 성능이 저하된다는 단점을 갖고있다.

본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위해서 그림 1에 나타낸 개략적인 블록선도와 같은 적응 비선형 억압 함수를 적용한 적응 문턱치 알고리즘 (ATA: adaptive threshold algorithm)으로 구성된 새로운 적응 충격잡음 제거기를 제안하였다. 제안된 방법은 입력신호가 한 샘플씩 적응 비선형 억압 함수를 통과하며, N개의 과거 입력 샘플을 모아서 입력신호의 블록을 형성한 다음, 이렇게 만들어진 입력신호의 블록에서 극단값을 제외한 평균을 구하여 적응 비선형 억압 함수의 선형 범위를 매 샘플 순간마다 변화시키는 처리과정으로 구성되었다.

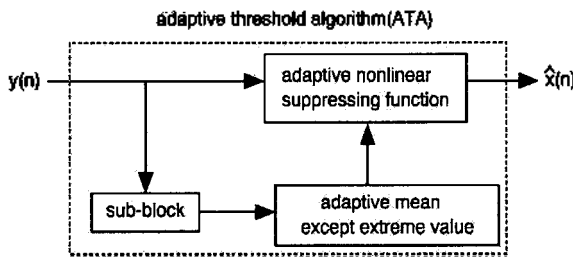


그림 1. 제안한 적응 문턱치 알고리즘의 블록선도
Fig. 1. Block diagram of proposed ATA algorithm.

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위하여 비가우시안 충격잡음이 부가된 정상 신호와 비정상 신호를 입력으로 모의 실험한 결과를 타 연구자의 결과와 정량적으로 비교, 분석함으로써 본 연구의 타당성을 입증하였으며, 또한 마미 총 증후군 (cauda equina syndrome)에 걸린 근육질환 환자의 족저단신근 (extensor digitorum brevis) 으로부터 수집한 실제 근전도 (EMG: electromyogram) 신호를 대상으로 실험하여 제안한 방법의 적용 가능성을 보여주었다.

II. 충격잡음

실제 신호처리 환경에서 자연적 혹은 인위적 요인에 의해서 발생하는 충격성 간섭 현상, 예를 들면 레이더나 RF (radio frequency) 통신 채널에서의 대기잡음, 대도시 환경에서 많이 발생하는 인위적 잡음 (man-made noise), 수중 음파 탐지기나 잠수함 통신 채널에서의 음파잡음, 유선 전화 채널에서의 일시적 잡음 (transient noise) 등은 시·공간적으로 무수히 많이 존재하며, 짧은 주기와 큰 진폭을 갖는 임의의 펄스 (random pulse)를 발생시키는 잡음원 (noise source)들에 의해 발생된다.

이러한 잡음환경에서 관측된 관측신호는 그림 2와 같이 모델링 할 수 있으며 식 (1)로 정의 할 수 있다.

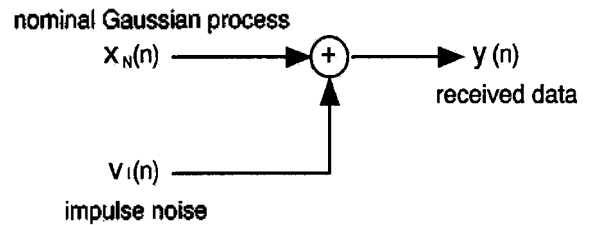
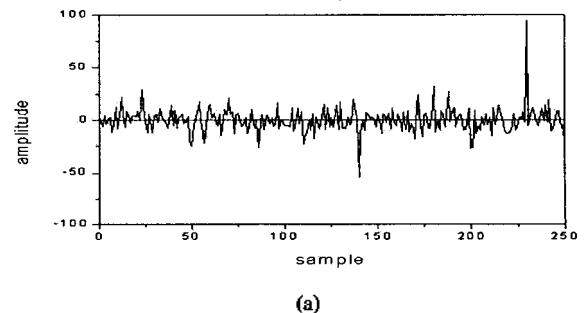


그림 2. 충격잡음 모델
Fig. 2. Impulse noise model.

$$y(n) = x_N(n) + v_I(n) \tag{1}$$

여기서 $x_N(n)$ 은 σ_N^2 를 갖는 가우시안 원시신호이고, $v_I(n)$ 은 분산 σ_I^2 를 갖는 충격잡음이다. $x_N(n)$ 과 $v_I(n)$ 은 상호독립 (mutually independent)이며, 동시에 서로 독립 일치 분포 (iid: independent identically distributed)를 갖는다.

그림 2의 충격잡음 모델로부터 관측되는 신호는 가우시안 분포의 원시신호에 충격잡음이 부가된 형태의 신호가 되며, 본 연구에서는 그림 3과 같이 충격잡음 환경에서 전형적인 2 가지 관측신호, 즉 정상신호 (stationary signal)에 충격잡음이 부가된 시험신호 1과 비정상신호 (nonstationary signal)에 충격잡음이 부가된 시험신호 2를 사용하여 알고리즘의 성능을 실험하였다.



(a)

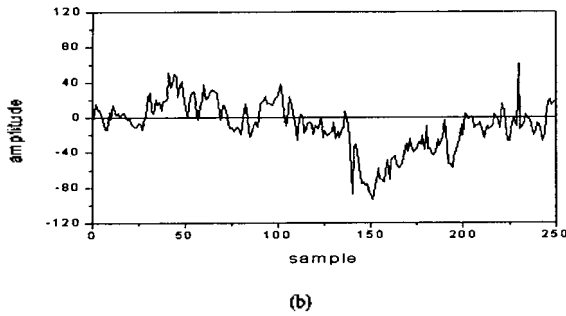


그림 3. 충격잡음 환경에서 전형적으로 관측되는 신호
 (a) 정상 신호 + 충격잡음 (시험신호 1)
 (b) 비정상 신호 + 충격잡음 (시험신호 2)
 Fig. 3. Typical observed signal in impulsive noise environment,
 (a) stationary signal + impulse noise (test signal 1),
 (b) nonstationary signal + impulse noise (test signal 2).

III. 충격잡음 제거를 위한 적응 문턱치 알고리즘의 제안

본 연구에서는 다음 그림 4와 같은 블록선도로 구성된 적응 문턱치 알고리즘 (ATA)을 제안하였다.

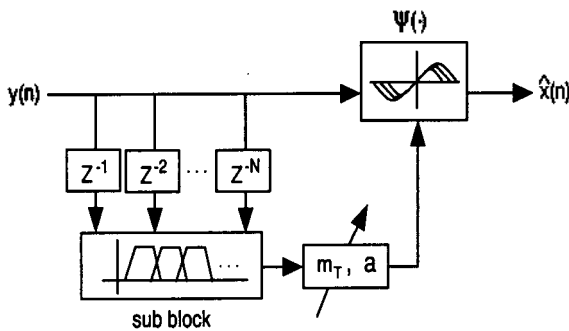


그림 4. 제안한 알고리즘의 블록선도
 Fig. 4. Block diagram of proposed algorithm.

제안한 ATA 알고리즘은 다음의 세 함수 그룹으로 구성 되어 있다.

- 1) 부 블록화 (sub-block)
- 2) 선형 범위 조절 파라미터 갱신 : m_T
- 3) 적응 비선형 억압 함수 (adaptive nonlinear suppressing function) : $\Psi(\cdot)$

블록화 부분에서는 입력신호를 N 샘플씩 취하여 블록을 만드는 것으로, 입력신호 $y(n)$ 에 폭이 N 인 구형창 (rectangular window)을 한 샘플 씩 앞으로 움직여가며 씌우는 것과 같으며, 다음 부분에서는 한 블록안의 샘플들의 극단값을 제외한 평균값을 구하고, 여기서 구한 평균을 가지고 적응 비선형 억압 함수의 선형 범위 조절

파라미터를 매 순간 갱신시켜서 블록 단위에 있을 충격잡음의 영향을 최대로 제거해 준다. 이와같이 입력신호의 통계적 특성에 따라 매 순간 변화하는 적응 비선형 억압 함수는 충격잡음 부분을 억압시키고, 충격잡음에 대해 전체 알고리즘의 강건함을 보장해 준다.

그림 4에서 볼 수 있듯이 입력신호는 i 번째 신호가 적응 비선형 억압 함수를 통과할 때 $i-1$ 번째부터 $i-N$ 번째까지의 과거 입력신호로 i 번째 블록을 구성한다. 여기서 첫 번째 입력샘플은 과거 입력샘플이 없으므로 블록을 형성하지 않고 그대로 적응 비선형 억압 함수를 통과한다. 즉, 극단값을 제외한 평균의 초기값을 영으로 설정하고 수행하며, 또한 $i-1 < N$ 은 경우에는 $i-1$ 개의 과거 입력샘플만으로 블록을 구성하여 처리한다.

$$B_i = \{x_{i-1} \ x_{i-2} \ \dots \ x_{i-N}\} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

M : sequence number

여기서 B_i 는 i 번째 블록을 의미하고 N 은 한 블록을 이루고있는 입력샘플의 갯수를 나타낸다.

이렇게 이루어진 i 번째 블록에서 극단값을 제외한 평균을 구하여 적응 비선형 억압 함수의 선형 범위를 매 샘플마다 변화시켜준다. 구성된 블록의 극단값을 제외한 평균값은 다음식 (3)으로 구할 수 있다.

$$E_T[B_i] = E_T[\{x_{i-1} \ x_{i-2} \ \dots \ x_{i-N}\}] \quad , \quad i = 1, 2, \dots, M$$

$$E_T[\cdot] = m_T \quad (3)$$

여기서 m_T 는 구성요소 중 절대값이 가장 큰 요소인 극단값을 제외한 나머지 요소들의 평균을 의미한다.

기존의 연구자들[2][5]의 충격잡음 제거기에 사용된 일반적인 비선형 함수는 다음과 식과 같이 나타낼 수 있으며, 함수의 모양은 그림 5와 같다.

$$\Psi(t) = \begin{cases} -te^{-\frac{(t+\beta)^2}{2\sigma^2\alpha}} & , \text{ if } t \leq -l \\ t & , \text{ if } |t| \leq l \\ te^{-\frac{(t-\beta)^2}{2\sigma^2\alpha}} & , \text{ if } t \geq l \end{cases} \quad (4)$$

그림 5에서 볼 수 있는바와 같이 비선형 함수는 t 축에서 영점을 중심으로 일정 영역 $-l$ 에서 l 까지만 선형이고 꼬리 부분에서는 영 (zero)으로 접근하는 모양을 하고 있다. 그러므로 입력신호 중 크기가 작은 신호, 즉 원시 신호는 적응 비선형 억압 함수의 선형부분을 통과하므로 원래 크기 그대로 출력단으로 전달되는 반면에, 크기가 큰 충격잡음 신호는 선형 부분을 넘어서 함수의 꼬리부분을 통과하게 되므로 출력단에서는 제거되는 효과를 얻을 수 있다.

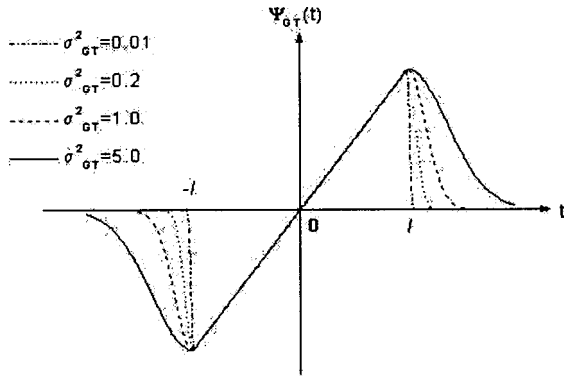


그림 5. 비선형 억압 함수
Fig. 5. Nonlinear suppressing function.

그러나 원신호에도 잡음은 아니나 크기가 큰 신호부분이 있을 수 있다. 만일 비선형 억압 함수를 고정시킨 채널력신호를 통과시키면 크기는 크나 충격잡음이 아닌 원신호까지도 억압되어 출력단에서 제거될 수 있다. 이로 인해 원하는 정보를 손실하게 되어 전체 시스템의 성능을 저하시키는 단점을 나타내게 된다. 이런 점을 해결하기 위해서 원신호와 복원신호의 차로 생성되는 오차신호를 비선형 억압 함수로 통과시키는 방법도 사용하기도 하지만, 이는 신호의 복원에 따르는 많은 계산량과 알고리즘의 복잡성이 또다른 문제점으로 제기된다.

$$\Psi(t) = \begin{cases} -le^{-\frac{(t+l)^2}{2\sigma_{OT}^2}}, & \text{if } t \leq -l \\ t, & \text{if } |t| \leq l \\ le^{-\frac{(t-l)^2}{2\sigma_{OT}^2}}, & \text{if } t \geq l \end{cases} \quad (5)$$

$$l = a|m_T| + b$$

$|\cdot|$: absolute value of \cdot

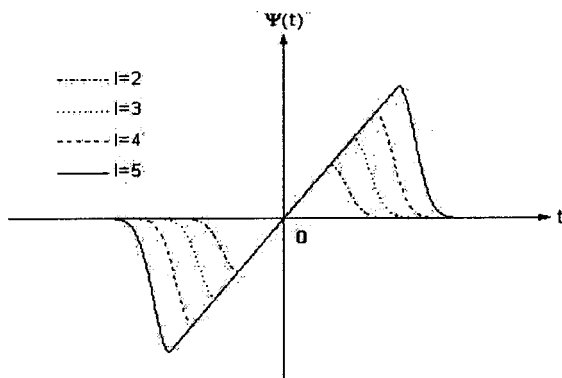


그림 6. 적응 비선형 억압 함수 ($\sigma_{OT}^2 = 0.5$)
Fig. 6. Adaptive nonlinear suppressing function ($\sigma_{OT}^2 = 0.5$).

따라서 본 연구에서는 이런 점을 해결하기 위해서 입력신호의 변화 추이에 따라 선형 범위가 순간순간 변화

하는 식 (5)와 같은 적응 비선형 억압 함수를 고안하였다. 적응 비선형 억압 함수의 선형 범위는 각 블록마다 B_i 의 극단값을 제외한 평균 m_T 를 이용하여 그때마다 적응시키며, 그림 6에 함수의 변화 모양을 나타내었다

IV. 실험 및 결과고찰

4.1. 컴퓨터 모의실험

본 장에서는 제안된 알고리즘의 성능을 다음과 같은 모의실험을 통하여 평가하였다. 성능평가의 정량적 지표로는 신호 대 잡음비 (SNR:Signal-to-Noise Ratio)와 평균 자승오차 (MSE:Mean Squared Error)를 다음 식 (6),(7)과 같이 정의하였다.

$$1) SNR = \frac{E[x^2(n)]}{E[x(n) - \hat{x}(n)]^2}, \quad n = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

$x(n)$: original signal

$\hat{x}(n)$: estimate signal

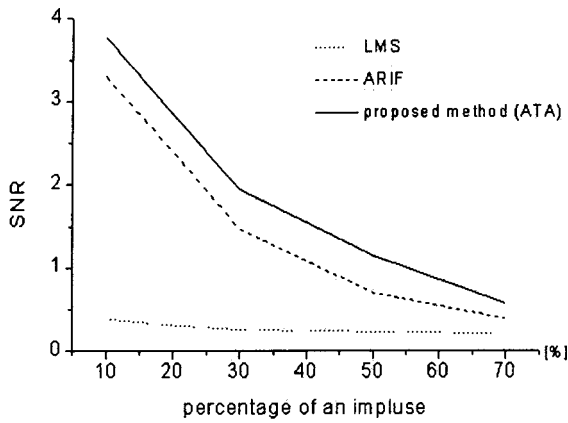
$$2) MSE = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} \{x(n) - \hat{x}(n)\}^2 \quad (7)$$

M : sequence number

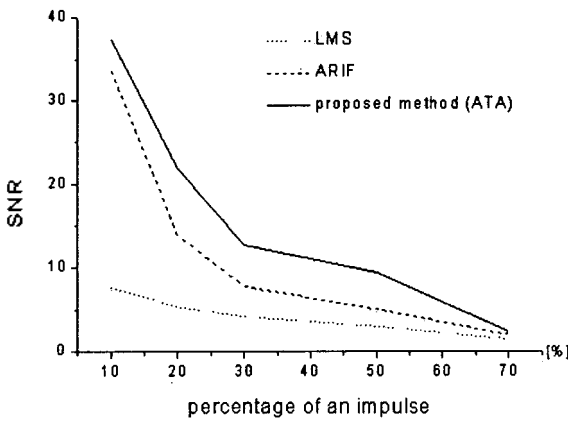
모의실험을 위해 사용된 신호는 그림 2의 충격잡음 모델을 바탕으로 구성한, 그림 3에서 나타낸 2개의 혼합신호, 즉 $x_N(n)$ 은 평균이 영이고, $\sigma_N^2 = 81$ 인 백색 가우시안 정상신호와 $\sigma_N^2 = 750$ 인 가우시안 비정상신호를 각각 발생시켜 사용하였고, 부가적 충격잡음 신호 $v(n)$ 은 발생확률 ϵ 와 분산 σ_ϵ^2 이 40 ($\epsilon = 0.1$)에서 254 ($\epsilon = 0.7$) 사이를 갖는 베르누이 확률 과정(Bernoulli random process) 신호 [5]를 각각 사용하였다. 이를 바탕으로 기존의 타 연구자들의 알고리즘인 LMS[6], ARIF[5]의 성능과 본 연구에서 제안한 ATA 알고리즘의 성능을 비교하였다.

일반적으로 LMS와 같은 확률적 경사형 알고리즘(stochastic gradient algorithm)의 안정성을 보장하는 수렴상수 μ 의 조건은 $0 < \mu < \frac{1}{\sigma_x^2}$ 으로 주어진다[4][6][7]. 따라서 LMS 실험에서는 이 안정성 조건에 부합하도록 수렴상수 $\mu = 0.1$, 입력신호 전력 $\sigma_x^2 = 2$ 로 설정하여 주었고, 과거 입력의 영향을 줄여주는 망각 인자 (forgetting factor) $\alpha = 0.01$ 로 설정해 주었다. ARIF에서는 참고문헌 [5]에서의 실험환경과 동일한 파라미터들로 설정해 주고 실험을 진행하였으며, 제안한 ATA 알고리즘은 블록의 길이 $N=3$, 실험적 산출수치인 $a=3.3$ 으로 $b=1.3$ 으로 설정하였다.

이와같은 모의실험 조건하에서, 임펄스 잡음의 발생 확률인 ϵ 을 0.1에서 0.7까지 변화 시켜가면서 부가시킨 입력신호에 대하여 각 알고리즘들을 수행하여 식 (6)의 SNR 값을 구하여 정량적으로 비교하여 그림 7과 같이 나타내었다.



(a)

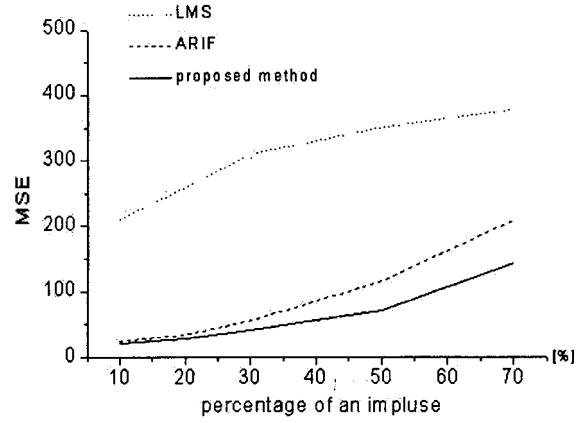


(b)

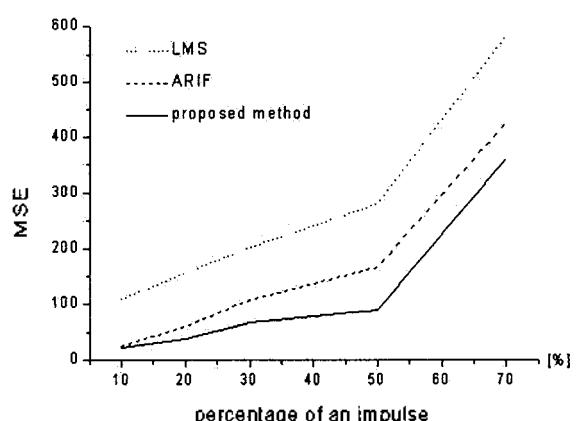
그림 7. 충격잡음 발생 확률 ϵ 의 변화에 따른 SNR 그래프
 (a) 정상신호 + 충격잡음 : 시험신호 1
 (b) 비정상신호 + 충격잡음 : 시험신호 2
 Fig. 7. SNR graph to the percentage of an impulse,
 (a) stationary signal + impulse noise : test signal 1,
 (b) nonstationary signal + impulse noise : test signal 2.

그림 7(a)에서 볼 수 있듯이 기존의 방식인 LMS와 ARIF 방법보다는 제안한 알고리즘의 성능이 정상신호인 시험신호 1에 대해 ϵ 변화의 전범위에서 신호 대 잡음비인 SNR값이 비교대상 중 가장 큰 값을 알 수 있다. 또한 비정상신호인 시험신호 2에 대해서도 제안한 알고리즘의 SNR값이 가장 큰 값을 그림 7(b)에서 확인할 수 있다. 이것은 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 충격잡음 환경 하에서 원신호의 복원능력이 더 우수하다는 결과를 보여주는 것이다.

다음으로 기존의 방법과 제안한 알고리즘의 실험 결과들을 식 (7)로 정의한 MSE 면에서 비교, 평가하여 그림 8에 그래프로 나타내었다.



(a)



(b)

그림 8. 충격잡음 발생 확률에 대한 MSE 그래프
 (a) 정상신호 + 충격잡음 : 시험신호 1
 (b) 비정상신호 + 충격잡음 : 시험신호 2
 Fig. 8. MSE graph to the percentage of an impulse,
 (a) stationary signal + impulse noise : test signal 1,
 (b) nonstationary signal + impulse noise : test signal 2.

그림 8에서 볼 수 있듯이 시험신호 1과 시험신호 2에 대해서 제안한 알고리즘의 MSE의 값이 비교대상 중 가장 작은 값을 나타내었다. 충격잡음 발생확률 ϵ 가 작은 값에서는 제안한 알고리즘과 ARIF가 비슷한 MSE 값을 나타내었으나, ϵ 값이 커질수록 MSE값의 차이가 현저해짐을 알 수 있다. 이것은 SNR 결과와 같이 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 어떠한 충격잡음 환경 하에서도 원신호의 복원능력이 우수함을 증명하는 것이다.

다음으로 그림 9에는 충격잡음 발생확률을 20% ($\epsilon = 0.2$)로 하여 구성된 시험신호 1을 대상으로 각 알고리즘들을 수행하여 충격잡음 제거 결과를 나타내었다.

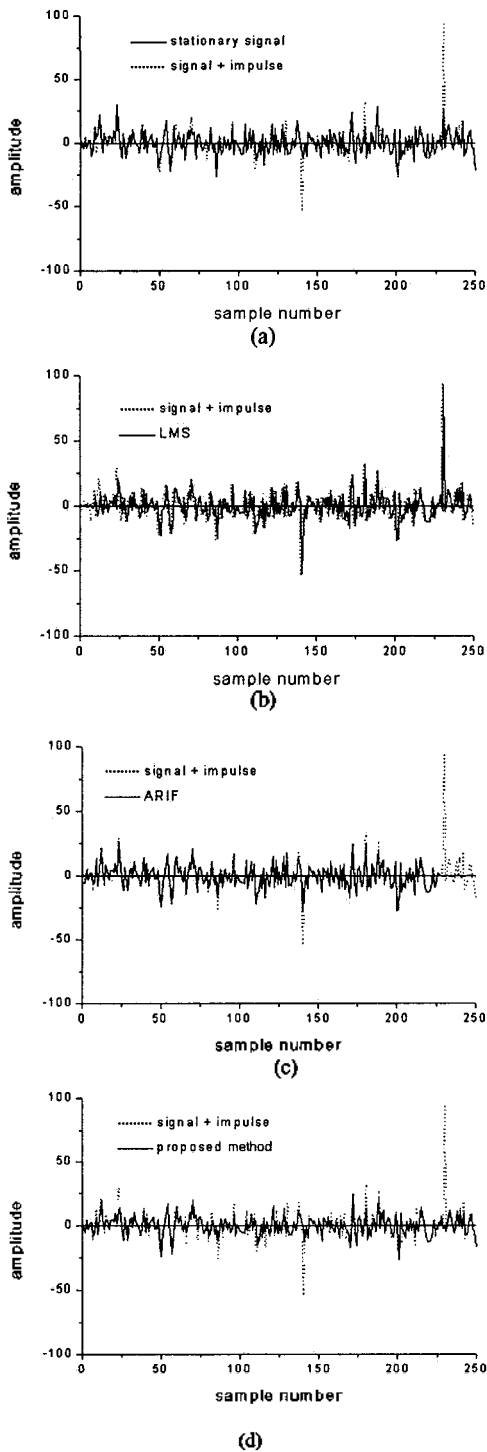
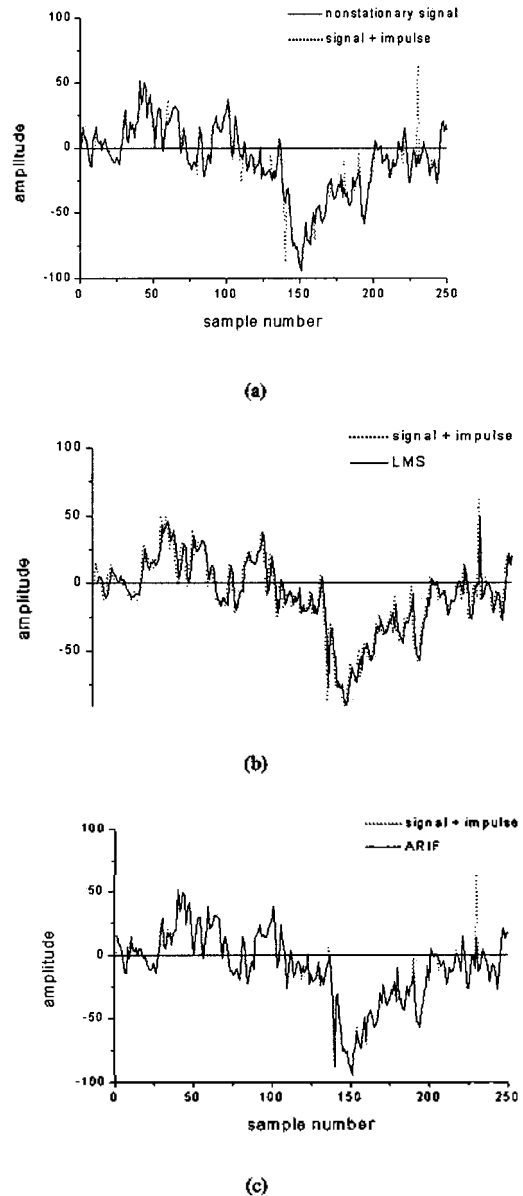


그림 9. 시험신호 1의 충격잡음 제거 결과 : ($\epsilon = 0.2$)
 (a) 원시신호(가우시안 신호)와 충격잡음이 섞인 신호
 (b) LMS로 충격잡음을 제거한 결과
 (c) ARIF로 충격잡음을 제거한 결과
 (d) 제안한 알고리즘으로 충격잡음을 제거한 결과

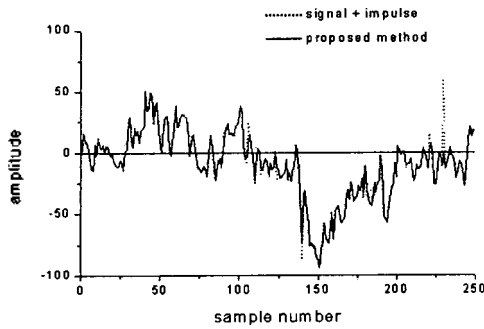
Fig. 9. Results of impulse noise cancellation of test signal 1 : ($\epsilon = 0.2$),
 (a) Original signal(Gaussian signal) added impulse noise,
 (b) Result of impulse noise cancellation using LMS,
 (c) Result of impulse noise cancellation using ARIF,
 (d) Result of impulse noise cancellation using proposed algorithm.

실험결과 그림 9의 (b)에서 볼 수 있듯이 LMS 방법은 시작부분은 수렴시간의 영향으로 신호를 제대로 따라가지 못하였으며, 신호 전구간에 걸쳐서 원시신호에 부가된 충격잡음을 효과적으로 제거하지 못하고 시험신호 1을 따라가는 결과를 보였다. 또한 그림 9 (c)의 ARIF 방법도 출력신호의 뒷부분 (sample number : 225-250)에서 원신호를 따라가지 못하고 영으로 수렴해버리는 결과를 보여 주었다. 그러나 그림 9 (d)에서 알 수 있듯이 제안한 알고리즘은 출력신호의 전구간에서 충격잡음을 효과적으로 제거하였다.

다음으로 그림 10에는 비정상신호에 충격잡음을 부가한 시험신호 2에 대한 각 알고리즘들의 성능평가 실험결과를 나타내었다.



(c)



(d)

그림 10. 시험신호 2의 충격잡음 제거 결과 : ($\epsilon = 0.2$)

- (a) 원신호와 충격잡음이 섞인 신호
- (b) LMS로 충격잡음을 제거한 결과
- (c) ARIF로 충격잡음을 제거한 결과
- (d) 제안한 알고리즘으로 충격잡음을 제거한 결과

Fig. 10. Results of impulse noise cancellation of test signal 2 : ($\epsilon = 0.2$),

- (a) Original signal(Gaussian) signal added impulse noise,
- (b) Result of impulse noise cancellation using LMS,
- (c) Result of impulse noise cancellation using ARIF,
- (d) Result of impulse noise cancellation using proposed algorithm.

그림 10. (b)에서 볼 수 있듯이 LMS는 충격잡음을 제거하지 못하고 출력신호가 시험신호를 따라가는 결과를 나타냈으며, ARIF경우는 그림 10. (c)와 같이 시험신호 1처럼 뒷부분을 따라가지 못하는 문제점을 보이지만 전체적으로 충격잡음을 효과적으로 제거하지 못하고 충격잡음과 원신호와의 크기가 비슷한 환경에서는 잡음을 따라가는 경향을 보여주었다. 그러나 그림 10. (d)의 제안한 알고리즘은 LMS나 ARIF에 비해서 신호 전체에서 충격잡음을 효과적으로 제거해 주는 성능을 나타내고 있다.

이상의 실험결과 다양한 충격잡음 환경에 대하여 본 연구에서 제안한 ATA 알고리즘이 기존의 방법들에 비하여 SNR과 MSE 면에서 평균 51.74%의 성능향상을 나타내었다.

4.2. 실제 근전도 신호의 충격잡음 제거실험

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 실제적용, 평가를 위하여 척추에서 발생한 횡단성 척수염 (transverse myelitis)에 의해 요수 신경 (lumbar nerves)이 손상되어 마미 증후군을 보이는 근육 질환자의 족저 단신근에 표면전극 (surface electrode)을 부착한 후, Compass 근전도 시스템 (Nicolet 사, 미국)의 Meridian 소프트웨어를 이용하여 근전도 신호를 수집하여, 충격잡음 제거 실험을 수행하였다.

그림 11에 족저 단신근에서 표면 전극으로 수집한 실제 근전도 신호를 나타내었다.

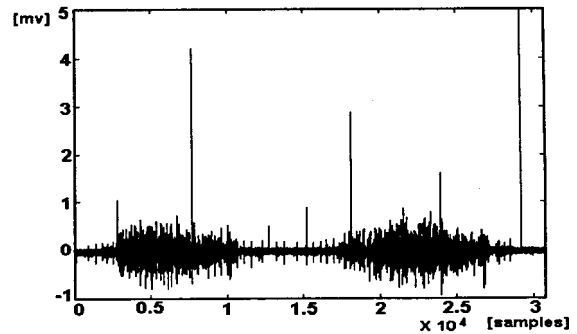


그림 11. 마미증 증후군 환자의 표면 근전도 신호 (차동증폭기 이득:1000, 필터 대역폭 : 10Hz-2kHz, 샘플링 주파수:8192Hz)

Fig. 11. Surface EMG signal of cauda equina syndrome patient(differential amplifier gain:1000, filter bandwidth:10Hz-2kHz, sampling frequency:8192Hz).

근전도 신호는 근육이 수축·이완할 때 발생되어 근섬유 (muscle fiber)를 따라 전도되는 운동 단위 활동 전위 (motor unit action potential : MUAP)의 기록이다. 그러므로 이때 근섬유를 통한 활동전위의 전도속도 (conduction velocity)는 근육의 전기적 활동의 분석에 영향을 미치는 중요한 요소로 작용한다. 예를 들면 근육의 피로도에 따른 근전도 신호의 주파수변화는 기본적으로 근섬유 전도속도의 변화에 의해서 기인한 현상이며, 기능적 근육 손상을 가진 환자의 경우 근섬유 전도속도의 변화를 측정함으로써 임상에서 근질환 진단의 유용한 정보로써 활용할 수 있다[12].

그러나 그림 11에 나타낸바와 같이 근 질환자의 근전도 신호는 정상인의 경우와 비교해 볼 때 진폭이 대단히 미약하며, 중간 중간에 상대적으로 큰 진폭을 갖는 충격성 잡음이 존재하는 것을 볼 수 있다. 진폭특성이 가우시안 분포로 모델링 될 수 있는 정상인의 경우에 비하여, 근 질환자의 경우는 가우시안 분포모델에서 벗어나는 통계적 외란(outlier)인 충격잡음의 존재로 인해서 근섬유 전도속도 측정을 할 경우 기준에 발표된 통계적 신호처리 방법으로 측정 알고리즘이 발산하게 된다 [12]. 그러므로 이러한 근 질환자의 근전도 신호로부터 정확한 전도속도의 추정을 위해서는 충격잡음 제거의 선처리과정이 필수적이다.

다음 그림 12에 실제 근전도 신호를 가지고 각 알고리즘의 충격잡음 제거성능을 평가한 결과를 나타내었다.

앞에서 제시한 그림 7 과 그림 8의 모의실험과 동일하게 근전도 신호를 임펄스잡음의 존재 정도에 따라 나누어 실험한 결과로, 본 연구에서 제시한 알고리즘의 임펄스잡음제거 능력이 가장 우수함을 SNR과 MSE의 비교평가 그래프를 통해 알수있으며, 다양한 경우의 충격잡음이 부가되는 근 질환자의 근전도 신호로부터 충격잡음만을 제거한 원신호를 복원하여 근섬유 전도속도의 추정에 기존의 방법들을 대신하여 적용할 수 있음을 알 수있다.

앞으로 많은 경우의 근질환자의 근전도 신호를 대상으로 실험하여 제시한 알고리즘의 동적특성에 대한 연구가 이루어진다면 실제 임상에서 근 질환자의 진단에 이용될 수 있을 것으로 사료된다.

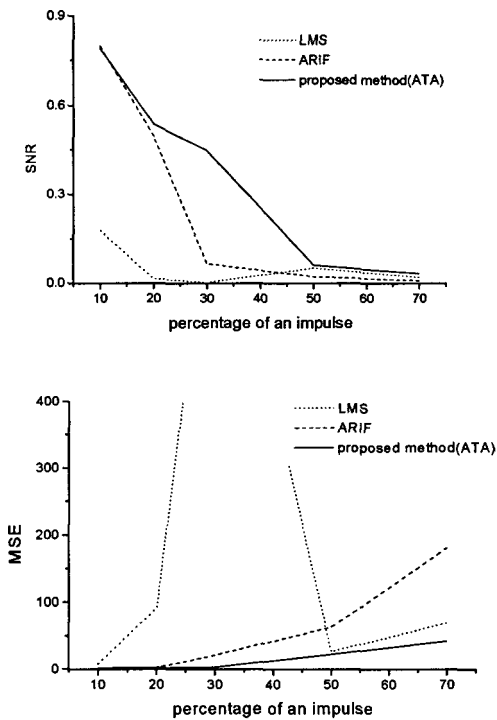


그림 12. 근 질환자의 근전도 신호에 대한 각 알고리즘의 성능 평가
 Fig. 12. Performance test of the algorithms for real EMG signal from the muscle diseased patient.

V. 결론

본 논문에서는 비가우시안 충격성 잡음 (impulsive non-Gaussian noise)이 부가되는 환경 하에서 충격잡음을 제거하는 알고리즘에 관해 연구하였다. 제안한 알고리즘은 비가우시안 잡음에 대해 강건한 성능을 위해서 시간축에서 영점을 중심으로 일정부분은 선형이고 꼬리부분은 영으로 접근하고, 과거 입력샘플들의 극단값을 제외한 평균으로 제어되는 적응 비선형 억압 함수가 사용되었다. 모의 시험신호로는 정상적인 신호에 충격잡음을 부가한 시험신호와 비정상적 신호에 충격잡음을 부가한 시험신호를 사용하였으며, 실제 적용가능한 실험예로 근육질환자의 근전도 신호를 이용하였다. 또한 계산량의 부담을 줄이기 위해서 출력신호가 화귀해서 들어오는 부분을 제거하였으며, 매우 간단한 구조로 우수한 성능을 가질 수 있도록 고안하였다. 실험 결과 제안한 알고리즘이 SNR과 MSE 면에서 기존의 방법보다 더 우수한 성능을 나타내었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 적은 계산량을 갖는 간단한 구조로 충격잡음 환경에서의 신호처리, 데이터 통신 등에서 충격잡음 제거에 활용될 수 있으리라 사료된다.

참고 문헌

1. X. Ma and C. L. Nikias, "Parameter Estimation and Blind Channel Identification in Impulsive Signal Environments," *IEEE Trans. Signal Proc.* vol. 43, no. 12, pp. 2884-2897, Dec. 1995.
2. A. J. Efron and H. Jeon, "Detection in Impulsive Noise Based on Robust Whitening," *IEEE Trans. Sig. Proc.* vol. 42, no. 6, pp. 1572-1576, June 1994.
3. 이 진, 정정균, 이영석, 김성환, "임펄스 잡음 환경 하에서 FNOM과 MD를 이용한 새로운 시지연 및 시간-주파수 지연 복합 추정 방법," *한국 음향 학회지*, vol. 16, no. 5, pp. 96-104, 1997.
4. 이 진, 전광석, 여송필, 김성환, "임펄스 잡음 환경 하에서 MO-FIR 필터링을 이용한 적응 시지연 추정," *대한전자공학 회 논문지*, vol., 36, no. 3, pp. 106-115, 1999.
5. S. R. Kim and A. Efron, "Adaptive Robust Impulse Noise Filtering," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, no. 8, pp. 1855~1866, Aug. 1995.
6. V. Solo, "The Stability of LMS," *IEEE Trans. Signal Proc.* vol. 45, no. 12, pp. 3017-3026, Dec. 1997.
7. L. Guo, L. Lennart and G. J. Wang, "Necessary and Sufficient Conditions for Stability of LMS," *IEEE Trans. Auto. Control*, vol. 42, no. 6, pp. 761-770, June 1997.
8. Z. Zalevsky and D. Mendlovic, "Fractional Wiener filter," *Applied Optics*, vol. 35, no. 20, pp. 3930-3936, July 1996.
9. M. Bilgen and M. F. Insana, "Error analysis in acoustic elastography. II. Strain estimation and SNR analysis," *J. Acoust. Soc. Am.* 101(2), pp. 1147-1154, Feb. 1997.
10. A. K. Barros and N. Ohnishi, "MSE Behavior of Biomedical Event-Related Filters," *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, vol. 44, no. 9, pp. 848-855, Sept. 1997.
11. S. Adak, "Time-Dependent Spectral Analysis of Nonstationary Time Series," *Journal Am. Statist. Assoc.*, vol. 93, no. 444, pp. 1488-1501, Dec. 1998.
12. H. Zorn and M. Naeije, "Online muscle fiber action potential conduction velocity measurements using the surface e.m.g cross-correlation technique," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 21, pp. 239-240, 1983.

▲ 이 진 (Jin Lee)


1964년 8월 11일생



1987년 2월: 연세대학교 의용공학과 (공학사)
 1990년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학석사)
 1999년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학박사)
 1997년 3월~1999년 8월: 한려대학교 의공학과 전임강사


1999년 9월~현재: 삼척대학교 제어계측공학과 전임강사

▲ 박 종 환 (Jong-Hwan Park) 1975년 7월 23일생



1994년~1998년: 서울시립대학교 전자공학과
 1998년~2000년: 동대학원 전자공학과 석사과정
 2000년~현재: (주)대릉정밀 연구원


▲ 김 세 동 (Se-Dong Kim) 1956년 3월 3일생



1981년: 한양대학교 공과대학 전기공학과 졸업, 동대학원 전기공학과(석사)
 1997년: 서울시립대학교 전자전기공학부(공학박사), 건축전기설비기술사
 1980년~1984년: 한국전력공사 수화력


건설부 근무
 1984년~1997년: 한국건설기술연구원 수석연구원
 1997년~현재년: 두원공과대학 전기과 조교수

▲ 이 영 석 (Young-Suk Lee) 1968년 2월 13일생



1993년 2월: 서울시립대학교 전자공학과(공학사)
 1995년 2월: 서울시립대학교 전자공학과(공학석사)
 1998년 2월: 서울시립대학교 전자공학과(공학박사)
 1998년 3월~현재: 청운대학교 전자공학과 전임강사

▲ 김 성 환 (Sung-Hwan Kim) 1952년 6월 12일생



1975년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업
 1980년 2월: 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사).
 1977년~1982년: 대전 기계창
 1982년~현재: 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수.