

## 증가인자 시변제어를 위한 신경망 증가평가필터 설계

박상희 · 최한고

금오공과대학교, 전자공학부  
(2002년 4월 13일 접수, 2002년 10월 11일 채택)

### Design of Neural Network Based IEF Filter for Time-varying Control of Incremental Factor

Sang-Hee Park, Han-Go Choi

School of Electronic Engineering, Kumoh National Institute of Technology  
(Received April 13, 2002. Accepted October 11, 2002)

**요약**: 생체신호 수집시 전력선 잡음은 일반적인 잡음원이다. 증가평가필터(Incremental Estimation Filter, IEF)는 생체신호, 특히 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호에 있어서 전력선 잡음을 제거하기 위해 사용되어 왔다. 증가평가필터의 잡음제거 성능에 영향을 미치는 상수 값의 증가인자는 입력신호에 따라서 경험적으로 혹은 실험적으로 결정되고 있다. 본 논문에서는 증가인자의 시변(time-varying) 제어를 위해 신경망을 이용한 증가평가필터 설계를 제시하고 있다. 제안된 증가평가필터는 인위적인 신호뿐만 아니라 MIT/BIH 데이터베이스의 실제 심전도 신호에 적용함으로써 평가하였으며, 잡음제거 성능의 상대적인 비교를 위해 적응잡음제거기와 기존의 증가평가필터등과 비교하였다. 실험결과 신경망에 근거한 증가평가필터는 수렴속도와 특정 주파수에서의 잡음제거에서 기존의 적응필터보다 우수함을 보여주었다.

**Abstract**: Powerline interference in bioelectric recordings is a common source of noise. IEF(Incremental Estimation Filter) has been used to eliminate powerline interferences in biosignals, especially in ECG(Electrocardiogram) signals. The constant incremental factor in the IEF filter, which affects the performance of noise rejection, is usually determined empirically or experimentally based on the input signals. This paper presents the design of neural network based IEF filter for time-varying control of the incremental factor. The proposed IEF filter is evaluated by applying to artificial signals as well as ECG signals of MIT/BIH database. For the relative comparison of noise-rejection performance, it is compared with adaptive noise canceler and conventional IEF filter. Simulation results show that the neural network based IEF filter outperforms these adaptive filters with respect to convergence speed and noise rejection in specific frequencies.

**Key words**: Incremental estimation filter, Neural networks, Powerline interference, Electrocardiographic signals

## 서론

생체신호 수집시 좋은 환경조건에서도 측정된 생체신호는 우리가 원하는 신호와 함께 항상 잡음이 포함되어 있는데, 이중 가장 공통적으로 직면하게 되는 잡음은 전력선 간섭잡음이다. 측정대상으로부터 검출되는 생체신호의 대부분이 수 마이크로 정도의 미약한 크기의 전압인 것을 감안하면 이러한 간섭잡음은 생체신호 분석에서 오차를 발생시킴으로써 진단결과에 오류를 초래할 수 있다[1]. 따라서 신호추정 후 전처리 과

정에서 신호특성을 변화시키지 않으면서 신호 대 잡음비를 높이기 위한 잡음제거 필터가 요구된다. 특히, 심전도(ECG) 신호에서 전력선 잡음 제거를 위해 사용되는 노치(notch) 필터로는 Lynn 필터, Weaver 필터, 비케환 band-reject 노치필터와 같은 협대역 제거필터가 있는데[2-5], 이러한 선형 필터는 진폭이 큰 잡음을 제거할 경우 노치 주파수에서의 완만한 밴드 특성 때문에 잡음주파수 부근의 심전도 신호성분들의 제거 및 왜곡을 초래하며, 또한 불안정한 전원으로 인하여 60Hz를 중심으로 주파수 성분이 소폭으로 변화하는 경우에도 효과적으로 대응할 수 없다. 따라서 전력선 간섭잡음을 제거시키면서 원신호의 왜곡을 줄이고 전원 주파수의 변화에도 적용할 수 있는 적응필터가 사용되고 있으며, 일반적으로 전력선 간섭잡음 제거에 선형필터보다는 적응필터가 더 효과적인 필터로 알려져

통신저자: 최한고, (730-701) 경북 구미시 신평동 188

금오공과대학교, 전자공학부

Tel. (054)467-4267, Fax. (054)467-4484

E-mail. hgchoi@kumoh.ac.kr

있다[6,7].

대표적인 적응필터로 Widrow가 제안한 적응잡음제거기(Adaptive Noise Canceler, ANC)와 Mortara가 제안한 증가평가필터(Incremental Estimation Filter, IEF)가 사용되고 있는데[8-11], 이러한 적응필터에서 요구되는 수렴율과 증가인자는 입력신호에 따라서 사용자의 경험이나 반복적인 실험을 통해서 주로 결정된다. 그리고 이러한 파라미터 값들에 의해 필터의 잡음제거 성능이 좌우되므로 제거하고자 하는 잡음성분의 특성에 따라서 이러한 값들을 자동으로 결정할 수 있는 알고리즘의 개발이 요구된다[12]. 증가평가필터의 경우 Kweon은 개선된 증가인자 제어방법을 제안하였으나 여전히 시험 데이터의 분석을 통해서 결정되었다[7].

본 논문에서는 현재 심전도 신호에 포함되어 있는 전력선 잡음 제거에 많이 사용되고 있는 증가평가필터의 증가인자 값 결정을 위해서 신경망을 이용하여 시간에 따라서 자동으로 인자 값을 제어하는 새로운 증가평가필터 구조를 제안한다. 신경망은 회로망 내부에 비선형적인 처리능력을 갖춘 유닛(processing unit)으로 구성되어 있으며, 또한 주위 환경에 적응할 수 있는 학습능력을 갖고 있으므로 적응필터와 같이 비선형 시변(time-varying) 신호처리에 적합한 모델이라 할 수 있다. 특히, 전력선 간섭잡음 신호가 생체대상에 따라서 시변 특성을 갖고 있으나 정현파 형태로 발생되므로 이러한 잡음신호의 주기성을 신경망이 학습함으로써 전력선 잡음의 시변 특성을 추정할 수 있다.

제안된 필터구조의 잡음제거 능력을 조사하기 위하여 임의로 생성된 60Hz 잡음과 편이된 주파수를 갖는 전력선 잡음을 사용하여 그 성능을 평가하였으며, 실제의 심전도 신호에 대한 상대적인 성능비교를 위해 MIT/BIH 데이터 베이스의 심전도 신호에 적용하여 적응잡음제거기와 기존 증가평가필터의 잡음제거 결과를 상호 비교하였다. 실험결과에 의하면 제안된 신경망 증가평가필터가 적응잡음제거기와 기존의 증가평가필터보다 전력선 잡음을 효과적으로 제거하였다.

## 적응잡음제거필터

입력신호의 변화에 적응하여 필터링을 수행할 수 있는 적응필터로 널리 사용되고 있는 적응잡음제거기와 CSE(Common Standards for Quantitative Electrocardiography) 위원회에서 ECG 잡음신호 처리를 위해 추천하고 있는 증가평가필터, 그리고 본 논문에서 제안한 신경망을 사용한 증가평가필터의 동작 개념은 각각 다음과 같다.

### 2.1 적응잡음제거기(ANC)

그림 1은 전원 주파수와 같이 특정 주파수를 갖는 잡음을 제거하기 위해 널리 사용되고 있는 적응잡음제거기 구조로서 시스템 출력을 적응필터로 환산시켜 LMS(Least Mean Square) 알고리즘에 의해 시스템 출력을 최소화하도록 적응필터의 임펄스 응답을 변화시킨다. 이 방법은 입력신호  $x(k)$ 에 포함된 잡

음신호와 상관관계가 있는 기준신호  $n(k)$ 를 적응필터의 입력신호로 사용하여 조정된 필터계수에 의한 필터의 출력신호  $\hat{n}(k)$ 와 입력신호의 차이를 이용하여 매 샘플 당 필터계수를 계속 갱신함으로써 입력신호에 포함된 시변잡음을 제거시킨다[9].

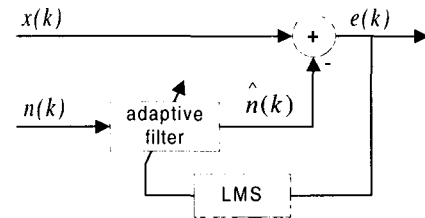


그림 1. 적응잡음제거기 구조

Fig. 1. Structure of adaptive noise canceler

적응필터는 선형결합(linear combiner) 구조로서 필터출력  $\hat{n}(k)$ 와 기준신호  $n(k)$ 는 다음과 같다.

$$\hat{n}(k) = \sum_{i=1}^N \{w_{n1}(k)n_{n1}(k) + w_{n2}(k)n_{n2}(k)\} \quad (1)$$

$$n_{n1}(k) = \cos(2\pi k f_c / f_s), \quad n_{n2}(k) = \sin(2\pi k f_c / f_s) \quad (2)$$

여기서  $w_i$ 는 필터계수이며,  $N$ 은 제거하고자 하는 잡음주파수 개수로서 제거하고자 하는 주파수당 2개의 기준입력이 사용되고 있다. 그리고  $f_c$ 는 제거할 노치 주파수이고,  $f_s$ 는 샘플링 주파수이다. 식 (1)의 필터계수는 LMS 알고리즘에 의해서 다음과 같이 갱신된다.

$$w_i(k+1) = w_i(k) + 2\mu e(k)n_i(k) \quad (3)$$

$$e(k) = x(k) - \hat{n}(k) \quad (4)$$

위 식에서 수렴율  $\mu$ 는 시스템 안정과 수렴을 위한 상수로서 사용자에게 의해서 결정되며, 노치 주파수에서의 3dB 밴드폭, BHz는  $\mu$ 값에 비례한다.

$$B = 2\mu C^2 / (\pi T), \quad T = 1/f_s \quad (5)$$

상수  $C$ 는 기준입력의 진폭을 나타낸다.

### 2.2 증가평가필터(IEF)

그림 2는 Mortara가 제안한 증가평가필터의 구조를 보여주고 있으며[8], 필터의 입력신호  $x(k)$ 는 잡음이 없는 원 신호  $s(k)$ 와 60Hz의 정현파 잡음신호  $n(k)$ 로 구성되어 있다.

그림에서와 같이 예측된 전력선 잡음신호  $\hat{n}(k)$ 는 다음과 같다.

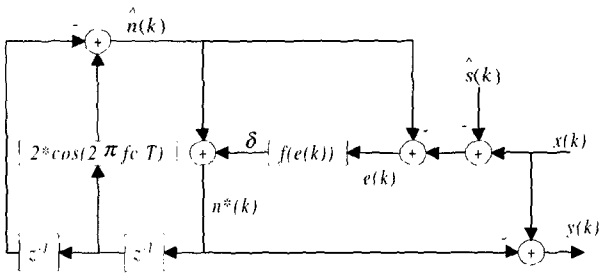


그림 2. 증가평가필터 구조  
Fig. 2. Structure of IEF filter

$$\hat{n}(k) = 2 \cos(\omega_c T) n^*(k-1) - n^*(k-2) \quad (6)$$

여기서  $\omega_c$ 는 제거될 노치 주파수를,  $T$ 는 샘플주기, 그리고  $n^*(k)$ 는  $k$ 번째 샘플에서 측정된 잡음의 진폭을 각각 나타낸다. 원 신호  $s(k)$ 의 예측 값을  $\hat{s}(k)$ 로 두면 잡음신호에 대한 예측값의 오차  $e(k)$ 와  $n(k)$ 에 대한 측정값  $n^*(k)$ 는 각각 다음과 같다.

$$e(k) = x(k) - \{\hat{s}(k) + \hat{n}(k)\} \quad (7)$$

$$n^*(k) = \hat{n}(k) + f(e(k)) \quad (8)$$

Mortara는  $s(k) = s(k-1)$ 로 가정하고  $\hat{s}(k)$ 와  $f(e(k))$ 를 다음 식과 같이 정의하였다.

$$\hat{s}(k) = x(k-1) - n^*(k-1) \quad (9)$$

$$f(e(k)) = \begin{cases} \delta, & e(k) > 0 \\ -\delta, & e(k) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

여기서  $\delta$ 는 증가인자로서 예측된 진폭이 실제 잡음신호 진폭으로의 수렴속도를 결정하며 일반적으로 사용자의 경험이나 실험에 의해 결정된다. 즉, 잡음 추정신호는  $f(e(k))$ 가 0보다 크면 예측된 값들이 작기 때문에 보다 큰 값으로 보상하고,  $f(e(k))$ 가 0보다 작으면 예측된 값들이 크기 때문에 작은 값으로 보상한다.

$$n^*(k) = \begin{cases} \hat{n}(k) + \delta, & f\{e(k)\} > 0 \\ \hat{n}(k) - \delta, & f\{e(k)\} < 0 \end{cases} \quad (11)$$

2.3 제안된 증가평가필터

증가평가필터에서 작은  $\delta$ 값은 진폭의 수렴시간이 길어지거나 세밀한 제어가 가능하며, 큰  $\delta$ 값은 수렴시간이 짧아지는 반면 실제 잡음의 진폭단차에서는 세밀하게 조정하지 못하고 오히려 진동이 발생될 수 있다. 또한, 상수 값의 증가인자는 비선형의

시변 전력선 잡음을 효과적으로 제거할 수 없다. 즉, 증가인자 값에 따라서 필터의 잡음제거 성능이 달라지므로 이를 개선하기 위해 신경망을 이용하여 잡음신호의 변화에 따라서 증가인자 값을 시간에 따라서 자동으로 결정하는 새로운 증가평가필터를 설계하였다.

신경망을 이용한 증가평가필터의 구조는 그림 3과 같으며, 신경망 구조는 실시간 구현을 위해 계산 시간을 최소화하기 위하여 그림 4와 같이 간단한 순방향 신경망(Feedforward Neural Networks, FNN)을 사용하였다. 신경망은 기울기 강하법(gradient descent method)에 의해 예측된 전력선 잡음  $\hat{n}(k)$ 와 필터 입력신호와 예측된 원 신호의 차  $x(k) - \hat{s}(k)$ 와 의 오차  $e(k)$ 가 최소가 되도록 신경망 내부의 결합계수를 갱신하며, 신경망 출력은 매우 작은 상수 값의 증가인자와 합해져서 추정된 잡음신호의 진폭을 매 샘플마다 조정하게 된다. 신경망 출력을  $y_k(k)$ 라 하면  $n(k)$ 에 대한 측정값  $n^*(k)$ 는 다음과 같다.

$$n^*(k) = \hat{n}(k) + \delta(k) = \hat{n}(k) + \{f(e(k)) - y_k(k)\} \quad (12)$$

여기서  $\hat{n}(k)$ 와  $e(k)$ 는 식 (6)과 식 (7)과 각각 동일하다.

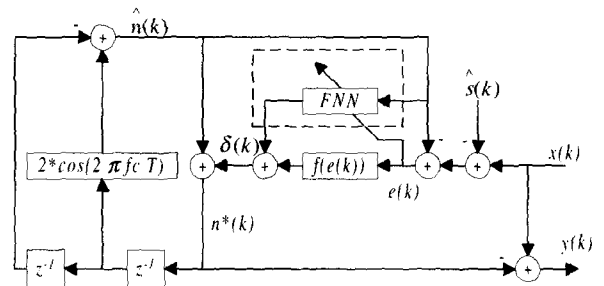


그림 3. 제안된 증가평가필터 구조  
Fig. 3. Structure of proposed IEF filter

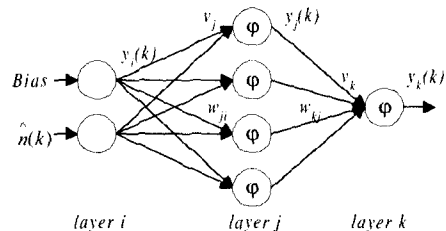


그림 4. 순방향 신경망 구조  
Fig. 4. Structure of feedforward neural networks

그림 4는 수렴인자 값 제어를 위한 신경망 구조로서 신경망 각 층의 입력은 다음과 같다.

$$v_i(k) = \begin{cases} Bias = 1, & i=0 \\ \hat{n}(k), & i=1, \dots, IN \end{cases} \quad (13)$$

$$v_f(k) = \sum_{i=0}^{IN} w_{fi}(k) y_i(k) \quad (14)$$

$$v_k(k) = \sum_{i=0}^{HN} w_{ki}(k) y_i(k) \quad (15)$$

여기서  $IN$ 과  $HN$ 은 입력층과 히든층의 뉴런수이며,  $w_{fi}(k)$ 와  $w_{ki}(k)$ 는 입력층과 히든층, 그리고 히든층과 출력층간의 연결계수이다. 입력층은 추정된 잡음신호  $\hat{n}(k)$ 를 히든층으로 처리없이 전달하며 히든층과 출력층의 출력은 다음과 같다.

$$y(k) = \phi(v(k)) = \frac{1}{1 + e^{-sv(k)}} \quad (16)$$

$u(k)$ 는 각 유닛의 입력으로 히든층과 출력층에서는 각각  $v_f(k)$ 과  $v_k(k)$ 에 해당되며,  $\phi(\cdot)$ 는 비선형 함수로 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였으며,  $s$ 는 시그모이드 함수의 기울기이다.

연결계수  $w_{fi}(k)$ 와  $w_{ki}(k)$ 는 기존의 학습방법인 오차 역전달 학습(error backpropagation) 알고리즘을 이용하였으며 학습속도를 향상시키기 위해 모멘텀(momentum) 항이 추가되었다.

$$w(k+1) = w(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial w(k)} + \alpha \Delta w(k-1) \quad (17)$$

위 식에서  $\eta$ 는 학습율을 나타내며, 모멘텀을  $\alpha$ 를 포함하는 항은 모멘텀 항이다. 그리고 오차함수(cost function)  $J(k)$ 는 원하는 출력과 신경망 출력과의 차이의 제곱으로 정의되는데 제안된 구조에서는 다음과 같이 사용하였다.

$$J(k) = \frac{1}{2} [x(k) - \{\hat{s}(k) + \hat{n}(k)\}]^2 \quad (18)$$

본 논문에서는 입력층의 뉴런 수는 2개(그림 4에서와 같이 바이어스와  $\hat{n}(k)$ ), 히든층의 뉴런 수는 4개를 사용하였는데, 히든층의 뉴런 개수와 학습율 및 모멘텀을 실험을 통해서 오차함수 값이 최소가 되도록 결정되었다.

### 실험내용 및 결과

제안된 증가평가필터의 잡음제거 성능을 평가하기 위해 사용된 시험신호로는 인위적으로 만든 잡음신호와 MIT/BIH 데이터 베이스의 심전도 신호를 사용하였다[13]. 그리고 제안된 필터의 상대적인 성능비교를 위해서 위 시험신호들에 대해 제안된 증가평가필터의 잡음제거 결과를 기존의 증가평가필터와

적용잡음제거기의 결과와 상호 비교하였다.

#### 3.1 인위적인 잡음신호에 대한 실험

인위적으로 생성된 전력선 잡음신호는 0.2mV의 진폭과 60Hz의 정현파 신호와 주파수가 약간 편이된 59.9Hz와 60.1Hz의 정현파, 그리고 59Hz와 61Hz 같이 크게 편이된 주파수를 갖는 정현파를 사용하여 시험하였다[7]. 적응필터에서 샘플링 주파수는  $f_s=360\text{Hz}$ , 노치 주파수는  $f_c=60\text{Hz}$ 로 고정하여 실험하였으며, 적용잡음제거기의 수렴율  $\mu=0.5$ 를, 증가평가필터의 증가인자  $\delta=5 \times 10^{-6}$ 을 각각 사용하였다.

그림 5는 인위적으로 생성된 60Hz 전력선 잡음신호에 대한 각 필터의 출력을 보여주고 있는데, 수렴과정 후에는 60Hz 성분이 모두 제거됨을 알 수 있으며 그림에서 확인할 수 있듯이 필터간의 성능에는 큰 차이가 없으나, 기존의 적응필터에서 최적의 잡음 제거가 수행되도록 반복적인 실험을 통해 결정된 수렴율과 증가인자 값을 사용하였을 때 보다 제안된 증가평가필터가 더 빠른 수렴시간을 보여주었다. 모든 필터들의 안정된 동작을 위한 적응과정 혹은 수렴시간은 각 필터의 성능을 결정하는 인자들의 초기값에 의해 좌우되는데, 적용잡음제거기의 경우 수렴율은 수렴시간과 반비례 관계이며, 실제 전력선 잡음신호와 필터출력의 오차 값이 작을 경우에 큰 값의 수렴율은 진동을 발생시킨다. 또한, 기준입력은 원 신호에 포함되어 있는 잡음신호의 크기 및 주파수와 상관관계가 있으므로 기준입력의 크기 설정도 적용잡음제거기 성능에 영향을 미친다. 증가평가필터에서도 증가인자에 의해 성능이 좌우되는데 적용잡음제거기의 수렴율에 대한 영향과 유사하다.

실제로 전원 주파수는 60Hz를 중심으로 다소 변화하므로 전력선 잡음 주파수에서 편이된 주파수 성분들, 즉, 59.1Hz, 60.1Hz, 59Hz, 그리고 61Hz의 잡음신호에 대해서도 실험하였는데, 그림 6은 59Hz의 잡음신호에 대한 결과를 보여주고 있다. 주파수 편이가 클수록 적용잡음제거기는 일정한 시간이 경

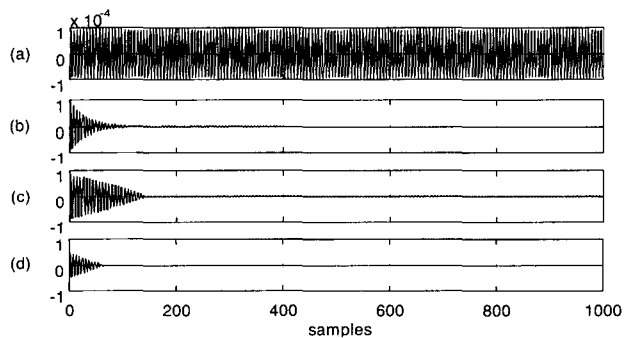


그림 5. 전력선 잡음신호에 대한 필터출력

(a) 60Hz 잡음신호, (b) 적응잡음제거기, (c) 증가평가필터, (d) 제안된 증가평가필터

Fig. 5. Filter outputs for powerline interference

(a) 60Hz interference, (b) ANC, (c) IEF, (d) Proposed IEF

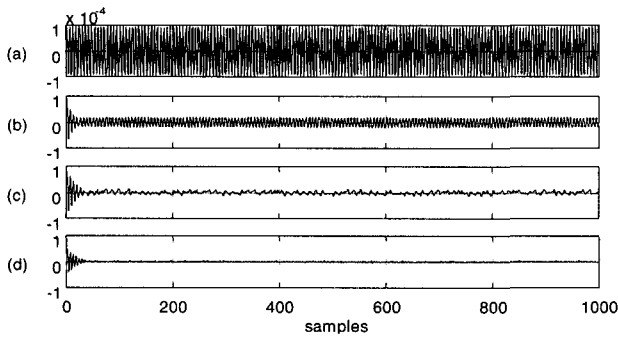


그림 6. 59Hz 잡음신호에 대한 필터출력  
 (a) 59Hz 잡음신호, (b) 적응잡음제거기, (c) 증가평가필터, (d) 제안된 증가평가필터  
 Fig. 6. Filter outputs for 59Hz interference  
 (a) 59Hz interference, (b) ANC, (c) IEF, (d) Proposed IEF

과하여도 잡음을 완전히 제거하지 못하였으며, 증가평가필터는 적응잡음제거기 보다 우수하였고, 제안된 증가평가필터는 기존의 증가평가필터보다 수렴시간과 잡음제거에서 더 우수한 성능을 보여주었다.

편이된 전력선 잡음신호에 대한 잡음제거 성능의 정량적인 평가를 위해 수렴 후 안정된 동작을 수행하는 부분에서 선택한 100개 샘플, 즉, 그림 6에서 샘플 801에서 샘플 900에 대해 조사하였는데, 시간영역에서는 필터 출력의 절대값을 계산하였고(표 1 참조), 주파수 영역에서는 필터 통과시 발생하는 의사(spurious) 주파수 성분들을 다음 식과 같이 계산하였다(표 2 참조).

$$\frac{\sum_k |Y(k) = \text{fft}\{y(n_1:n_2)\}|^2}{\sum_k |X(k) = \text{fft}\{x(n_1:n_2)\}|^2} \quad (19)$$

여기서  $x(n)$ 과  $y(n)$ 는 적응필터의 입력과 출력을,  $n_1:n_2$ 는 신호 구간으로서 구간의 첫 번째 샘플( $n_1=801$ )과 마지막 샘플( $n_2=900$ )을, 그리고  $X(k)$ 와  $Y(k)$ 는  $x(n)$ 과  $y(n)$ 의 FFT에 의한 주파수 스펙트럼을 나타내며,  $k$ 의 범위는 신호의 최대 주파수까지 포함하기 위해서 1~180Hz에 대응되도록 하였다. 60Hz 전원잡음 신호에 대한 경우와 같이 편이된 주파수

표 1. 시간영역에서 전력선 잡음 제거비교  
 Table 1. Comparison of interference rejection in time domain

필터 Hz	적응잡음 제거기	증가평가 필터	제안된 증가 평가필터
60.1	$79.3 \times 10^{-10}$	$1.83 \times 10^{-10}$	$1.01 \times 10^{-10}$
59.9	$79.4 \times 10^{-10}$	$2.16 \times 10^{-10}$	$1.20 \times 10^{-10}$
61.0	$580 \times 10^{-9}$	$7.29 \times 10^{-9}$	$2.05 \times 10^{-9}$
59.0	$587 \times 10^{-9}$	$3.69 \times 10^{-9}$	$2.29 \times 10^{-9}$

표 2. 주파수영역에서 전력선 잡음 제거비교  
 Table 2. Comparison of interference rejection in frequency domain

필터 Hz	적응잡음 제거기	증가평가 필터	제안된 증가 평가필터
60.1	0.0651	0.0201	0.0139
59.9	0.0648	0.0202	0.0139
61.0	0.5354	0.1146	0.0705
59.0	0.5390	0.0928	0.0740

신호에 대해서도 필터 통과시 완전 제거되어야 하나 적응필터의 입력이 고정된 60Hz 신호를 사용하므로 실제적으로 원하지 않는 신호가 발생하게 되는데, 이러한 원하지 않는 신호의 주파수를 의사 주파수라 한다.

표에서와 같이 적응잡음제거기와 기존의 증가평가필터보다 제안된 증가평가필터의 잡음제거 성능이 더 우수함을 알 수 있으며, 적응잡음제거기의 경우 주파수 편이가 클수록 잡음제거가 제대로 이루어지지 않음을 알 수 있다. 그리고 기존의 증가평가필터보다 신경망을 이용한 증가평가필터의 경우 시간영역과 주파수 영역에서 보다 적은 크기 성분이 남았는데, 이것은 기존 증가평가필터의 경우 증가인자가 상수이기 때문에 시변 잡음신호에 대해서 효과적으로 대응할 수 없으나, 신경망을 이용한 증가평가필터의 증가인자는 시간에 따라서 실제 원 잡음과 추정된 잡음과의 오차가 최소가 되도록 증가인자 값이 자동으로 조정되기 때문에 편이된 주파수 성분에 대해서도 잘 적응함을 알 수 있다.

### 3.2 심전도 신호에 대한 실험

실제 심전도 신호에 대한 각 필터의 전력선 잡음 제거능력을 비교하기 위해 MIT/BIH 데이터 베이스를 사용하였다[13]. 그러나 데이터 베이스에 포함된 신호는 잡음이 없는 원 심전도 신호에 대한 객관적인 기준이 없기 때문에 Tomkins에 의해 사용된 신호 평균법을 이용하여 잡음이 없는 심전도 신호를 생성하여 실험하였다[14]. 신호 평균법을 적용하기 위해 원 신호는 일정한 주기를 갖고 반복적으로 발생되어야 하고 잡음 신호는 원 신호와 상관관계가 없어야 하며 각 신호가 발생하는 위치를 정확히 알고 있어야 한다. 이를 위해 MIT/BIH 데이터 베이스 중 임의로 선택한 #106 심전도 데이터에서 정상적인 각 심전도 신호의 최대치 위치를 검출하여 최대치를 기준으로 분당 약 60개의 심전도 신호를 발생시켜 각 필터의 입력으로 하고, 각 필터를 통과한 후 제거된 잡음신호를 이용하여 원 신호의 왜곡정도를 비교하였다.

그림 7은 잡음이 없는 심전도 신호에 대해 필터 통과 후 발생하는 왜곡을 보여주고 있는데, 적응잡음제거기는 잡음이 없는 원 심전도 신호에 대해 많은 왜곡을 일으키고 있으며, 특히 심전도 신호의 QRST 파형에서 심한 왜곡이 발생됨을 보여주고 있다. 증가평가필터는 적응잡음제거기보다 우수한 성능을 보여주고 있으며, 제안된 증가평가필터는 기존의 필터보다 더 적은 왜곡을 발생시키고 있다.

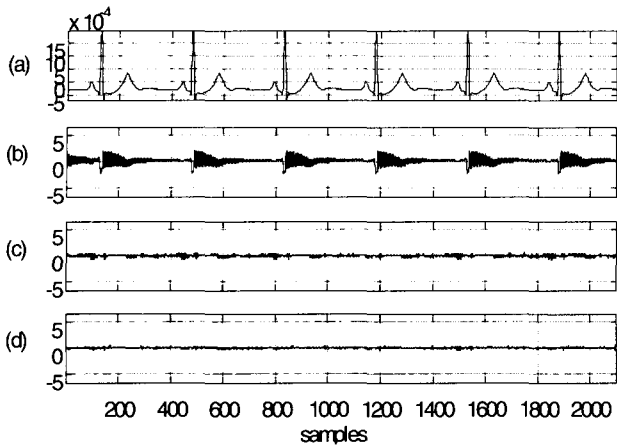


그림 7. 잡음이 없는 심전도 신호에 대한 왜곡  
 (a) 심전도 신호, (b) 적응잡음제거기, (c) 증가평가필터, (d) 제안된 증가평가필터  
 Fig. 7. Distortion for interference-free ECG signal  
 (a) ECG signal, (b) ANC, (c) IEF, (d) Proposed IEF

심전도 신호의 왜곡정도를 비교하기 위한 두 번째 방법은 신호 평균법에 의해 생성된 심전도 신호에 60Hz의 전력선 잡음신호가 첨가된 신호를 사용하여 실험하였다(그림 8(a)참조). 그림 8(b)-8(d)는 이러한 신호에 대해 필터 후 제거된 잡음신호를 보여주고 있으며, 그림 9는 수렴 후의 심전도 신호에 대한 주파수 스펙트럼이다. 그림으로부터 적응잡음제거기는 전력선 잡음신호를 완벽하게 제거하지 못하고 있으며, 기존의 증가평가필터와 제안된 필터는 60Hz 전력선 잡음을 효과적으로 제

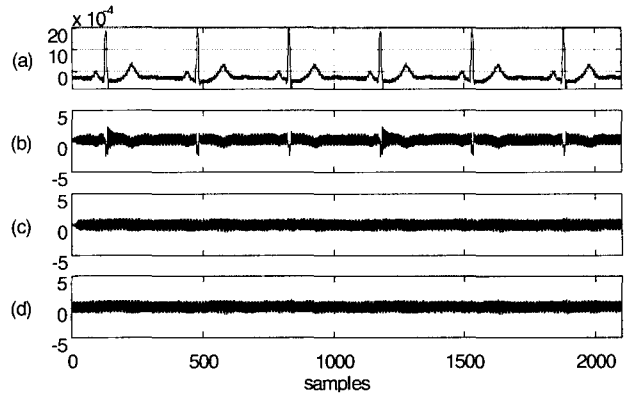


그림 8. 전력선 잡음이 포함된 심전도 신호의 필터 후 제거된 잡음신호  
 Fig. 8. Removed noise after filtering of ECG contaminated with 60Hz interference

거함을 알 수 있다. 그러나 잡음신호의 주파수 편이가 칼수록 제안된 증가평가필터는 다른 적응필터에 비해 전력선 잡음제거 능력이 상대적으로 우수하였으며 심전도 신호의 왜곡이 가장 적게 나타났다. 이러한 잡음제거성능은 사용되는 초기 파라미터 값들에 따라서 달라질 수 있는데, 그림 10은 59Hz 주파수를 갖는 잡음신호에 대해 표 3에 나타난 각 필터들의 파라미터 값에 따른 평균자승오차(Mean Square Error, MSE)를 비교하고 있다. 실험결과를 살펴보면 적응필터는 파라미터의 초기 값에 따라서 오차가 서로 다르며 제안된 증가평가필터는 모든 초기 값에 대해 가장 낮은 오차를 보여주고 있다.

실제 심전도 신호에 대한 실험은 10개의 서로 다른 심전도 데이터에 대해 수행되었는데, 그림 11은 #209 심전도 신호에

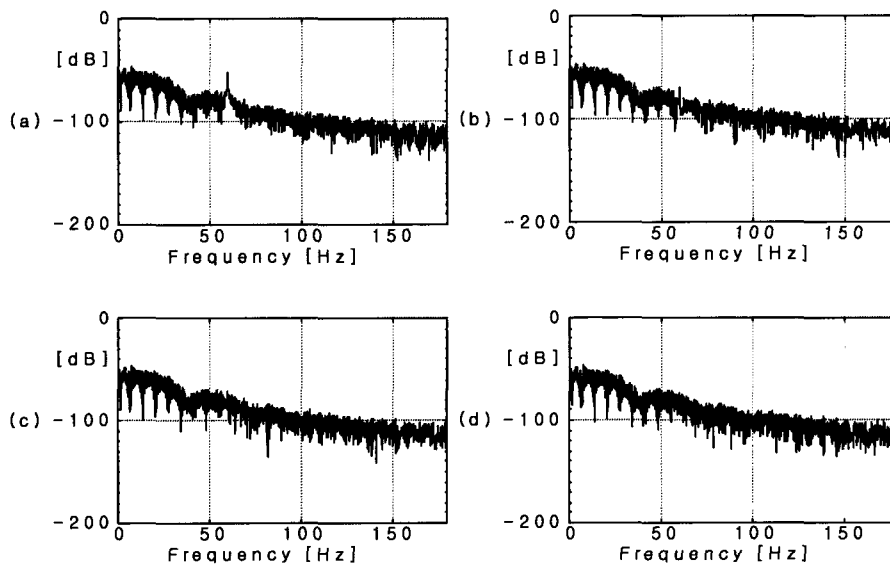


그림 9. 전력선 잡음이 포함된 심전도 신호의 필터 후 스펙트럼  
 (a) 심전도 신호, (b) 적응잡음제거기, (c) 증가평가필터, (d) 제안된 증가평가필터  
 Fig. 9. Frequency spectrum after filtering of ECG contaminated with 60Hz interference  
 (a) ECG signal, (b) ANC, (c) IEF, (d) Proposed IEF

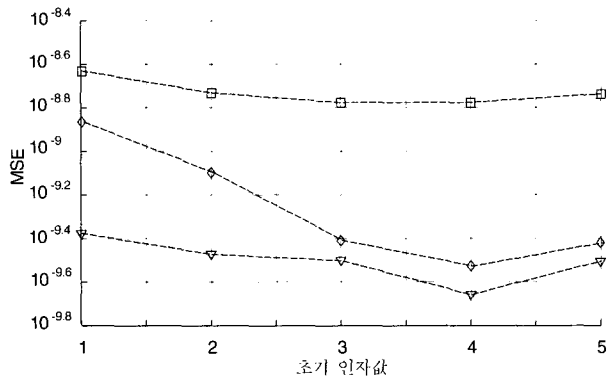


그림 10. 초기인자 값에 따른 필터의 평균자승오차  
 □: 적응잡음제거기, ◇: 증가평가필터, ▽: 제안된 증가평가 필터  
 Fig. 10. Mean square error of filters for initial values of parameters  
 □: ANC, ◇: IEF, ▽: Proposed IEF

표 3. 각 필터들의 초기 파라미터 값  
 Table 3. Initial values of parameters for filters

파라미터	초기 값				
ANC, $\mu$	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
IEF, $\delta$	$3 \times 10^{-6}$	$5 \times 10^{-6}$	$7 \times 10^{-6}$	$9 \times 10^{-6}$	$10^{-6}$
제안된 IEF, $\delta$	$3 \times 10^{-6}$	$5 \times 10^{-6}$	$7 \times 10^{-6}$	$9 \times 10^{-6}$	$10^{-6}$

대해 필터링 후 제거된 잡음신호를 보여주고 있다. 잡음이 없는 원 심전도 신호를 정확하게 알 수 없으므로 그림에서와 같이 시간영역에서의 단순 비교에 의한 성능평가는 사실상 불가능하다. 따라서 심전도 신호에서 제거하고자 하는 주파수 성분의 제거정도에 대한 상호비교를 통하여 평가하였다.

표 4는 10개의 심전도 데이터에 대해 특정 주파수 영역에서의 잡음 감소율에 대한 정량적인 평가를 위해서 식 (19)에 의해 계산된 값을 사용하여 필터들의 상대적인 성능비교를 보여

표 4. 특정 주파수 범위에서 잡음 제거율

Table 4. Ratio of noise rejection in specific frequency range

데이터	필터	적응잡음 제거기	증가평가 필터	제안된 증가 평가필터
#101		0.3878	0.3753	0.3174
#105		0.2070	0.2017	0.1761
#106		0.4246	0.4158	0.3277
#109		0.5737	0.4871	0.4149
#111		0.3138	0.1763	0.1762
#113		0.3222	0.2861	0.2640
#122		0.3898	0.3803	0.3573
#202		0.2421	0.2166	0.1595
#203		0.4158	0.4046	0.3290
#209		0.2055	0.1980	0.1636
평균		0.3482	0.3142	0.2686

주고 있다. 식 (19)에서  $x(n)$ 과  $y(n)$ 은 각각 원 심전도 신호와 필터 후 전력선 잡음이 제거된 심전도 신호로서, 각 필터들이 안정된 동작이 수행되는 구간, 즉, 그림 11에서 신호의 끝부분에 400개 샘플(샘플 2001에서 2400)을 선정하여 식 (19)에서  $n_1=2001$ ,  $n_2=2400$ 로 둬으로써 주파수 스펙트럼을 계산하였다. 그리고  $k$ 의 범위는 59~61Hz에 대응되도록 하였으며 이 주파수 범위에서 각 심전도 신호에 대한 필터된 신호와의 주파수 제거정도를 비교한 것으로 작은 값일수록 특정 주파수 부근에서 잡음제거능력이 더 우수함을 의미한다. 일반적으로 심전도 신호처리에는 적응잡음제거기 보다 증가평가필터가 더 유용한 필터로 알려져 있는데, 표 4에서 살펴보면 이 사실을 확인할 수 있다. 그리고 신경망을 이용한 제안된 증가평가필터는 기존의 증가평가필터보다 더 우수한 잡음제거 성능을 보여주고 있다. 참고로 본 논문에서 제시되지 않았지만 특정 주파수 제거에 많이 사용되었던 일반적인 비적용 협대역 노치필터

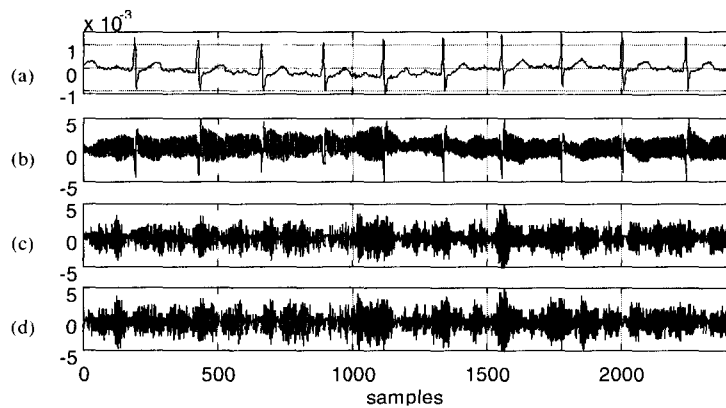


그림 11. 심전도 신호의 필터링 후 제거된 잡음신호  
 (a) MIT/BIH #209, (b) 적응잡음제거기, (c) 증가평가필터, (d) 제안된 증가평가필터  
 Fig. 11. Removed noise after filtering of ECG signal  
 (a) MIT/BIH #209, (b) ANC, (c) IEF, (d) Proposed IEF

와 Lynn 협대역 제거필터의 경우 평균값은 각각 0.4855와 0.4211이다.

실험결과를 요약하면 인위적으로 발생시킨 60Hz 주파수 성분의 제거에 있어서 제안된 IEF는 기존의 IEF에 비해 잡음 제거에는 차이가 없으나 수렴속도가 빠르며(그림 5), 편이된 주파수에 대해서는 잡음제거가 더 우수하였다(그림 6 혹은 표 1과 2). 그리고 잡음이 없는 심전도 신호에 대해서는 더 적은 왜곡을 발생시켰으며(그림 7), 잡음이 섞인 심전도 신호에서는 특정된 주파수(59-61Hz)에서 잡음제거 정도가 더 우수하였다. 그리고 그림 10에서와 같이 같은 초기 인자 값에 대해서도 더 적은 오차를 보여주었다.

## 결 론

본 논문에서는 심전도 신호에 포함되어 있는 전력선 잡음을 제거하기 위해 널리 사용되고 있는 증가평가필터의 단점을 보완하고 성능을 향상시키기 위해 신경망을 이용하여 증가인자 값을 제어하는 새로운 증가평가필터를 제안하였다. 제안된 필터는 실험을 통하여 그 유용성을 확인하였으며, 기존의 증가평가필터와 적응잡음제거기보다 우수한 잡음제거 성능을 보여주었다.

특히, 제안된 방법은 전력선 잡음성분의 비선형성과 주기성을 신경망을 통해 학습시킴으로써 시간에 따라서 잡음크기를 줄일 수 있도록 증가인자 값이 자동으로 결정되기 때문에 편이된 주파수를 갖는 잡음신호에 대해서도 기존의 증가평가필터보다 더 우수한 잡음제거 성능을 보여 주었다. 또한 실험결과에서 기술하지 않았지만 협대역 비적응 노치필터보다도 성능이 훨씬 우수함을 확인하였다. 제안된 신경망 구조는 간단하므로 신경망을 오프라인으로 학습시킬 필요가 없으며, 수렴속도가 빨라서 짧은 시간에 안정된 동작을 수행하기 때문에 빠른 적응신호처리가 요구되는 실시간 처리 분야에도 응용할 수 있으리라 판단된다.

## 참 고 문 헌

1. J.C. Huhta and J.G. Webster, "60Hz interference in electrocardiography", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 20, pp. 91-101, 1973
2. A.V. Oppenheim and R.W. Schaffer, Discrete Time

- Signal Processing, Upper Saddle River, N.J., Prentice Hall, 1999
3. P.A. Lynn, "Recursive digital filter for biological signals", Med. Biol. Eng., Vol. 9, pp. 37-45, 1971
4. C.S. Weaver and R.W. Lawrence, "Digital filtering with applications to electrocardiogram processing", IEEE Trans. Audio Electroacoust, Vol. 16, No. 3, 1968
5. M.L. Alstom and W.J. Tompkins, "Digital filters for real-time ECG signal processing using microprocessors", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 32, No. 9, pp. 708-713, 1985
6. P.S. Hamilton, "A comparison of adaptive and nonadaptive filters for reduction of power line interference in the ECG", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 43, pp. 105-109, 1996
7. H.J. Kweon, K.S. Jeong and M.H. Lee, "A study on the elimination of 60Hz powerline interference for the automated diagnosis of electrocardiogram", KOSOMBE, Vol. 17, No. 1, pp. 99-108, 1996
8. D.W. Mortara, "Digital filters for real-time ECG signals", Computer in Cardiology, pp. 511-514, 1977
9. B. Widrow and S.D. Stearns, Adaptive Signal Processing, Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, 1985
10. J.A. Korsi, "Interference removal with an improved incremental estimation filter", Math. Inform. Med., Vol. 33, No. 1, 1994
11. W.J. Tompkins, Biomedical Digital Signal Processing, Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, 1993
12. Y.Z. Ider and H. Koymen, "A new technique for line interference monitoring and reduction in biopotential amplifiers", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 37, pp. 624-631, 1990
13. G.B. Moody, R.G. Mark and A.L. Glodberger, "Physionet: A web-based resource for the study physiologic signals", IEEE Eng. Med. and Bio., Vol. 1, pp. 70-75, 2001
14. W.J. Tompkins and J.G. Webster, Design of Microcomputer-Based Medical Instrumentation, Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, 1981