

論文2002-39SC-1-9

심전도 신호의 기저선 잡음 제거를 위한 적응 신경망 필터 설계

(A Design of Adaptive Neural Network Filter to Remove the Baseline Wander of ECG)

李建基*, 金榮一*, 李珠原*, 趙沅來**

(Gun-Ki Lee, Young-Il Kim, Ju-Won Lee, and Weon-Rae Jo)

요 약

본 논문은 심전도 신호의 잡음제거에 있어 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화함과 동시에 기저선 변동 잡음을 제거하기 위한 연구이다. 일반적인 표준필터와 적응필터는 심전도신호의 기저선 변동잡음을 제거하기 위해 주로 사용된다. 그러나 표준필터는 기저선 잡음의 시변 특성 때문에 고정된 주파수 대역으로 잡음을 제거하기가 어렵고, 적응필터를 이용하여 필터링 할 경우에는 참조신호를 설정하기가 매우 어렵다. 따라서 본 연구에서는 시-지연신경망과 RBF 신경망을 이용하여 참조신호 없이 잡음을 제거하는 새로운 구조의 적응 필터를 제안하였다. 그리고 제안된 기법의 성능을 평가하기 위해 MIT-BIH 심전도데이터를 이용하였고, 실험결과에서 평균 잡음 제거비는 표준 필터가 -16.3[dB], 적응 필터가 -44.9[dB]이고 제안된 필터의 경우에는 -53.3[dB]로 나타나 다른 필터의 경우보다 우수한 잡음 제거 성능을 보였다.

Abstract

In this paper, it is studied to remove the baseline wander and to minimize the distortion of ST segment in the noise filtering of ECG. In general, the standard filter and adaptive filter are used to remove the baseline wander of the ECG. But the standard filter is limited because the frequency of the baseline signal is variable and the adaptive filter is difficult to select the reference signal in case of using the adaptive filter. So we proposed a new method of the structure without reference signal using neural networks. To be convinced of the performance of this method, we used ECG data of MIT-BIHs. and obtained the result of the high performance,(-53.3[dB]) than standard filter (-16.3[dB]) and adaptive filter (-44.9[dB]).

I. 서 론

의료장비와 환자 진단에 있어서 가장 중요한 신호의 종류는 심장의 활동에서 발생하는 심전도(ECG) 신호와

* 正會員, 慶尙大學校 電子工學科

(Department of Electronic Eng., Gyeongsang National University)

** 正會員, 浦港1大學 電氣科

(Dept. of Electricity, Pohang 1'st College)

接受日字:2001年7月16日, 수정완료일:2001年10月15日

근육의 전기적인 활동으로부터 발생하는 근전도(EMG), 뇌로부터 발생하는 뇌전도(EEG) 등이 있는데, 이 중에서도 심전도 신호가 임상적 활용가치 때문에 현대 의학에서 중요한 위치를 차지하고 있다.

심전도는 동방결절에서 발생하는 미세한 전류에 의한 심장의 수축과 이완 운동을 신체의 표면상에서 전기적 신호를 기록한 것으로서, 심장활동에 관련된 여러 정보를 내포하고 있어 심장 질환이나 진단에 결정적 혹은 중요한 보조적 역할을 할 수 있다. 특히 심근경색이나 심근허혈과 같은 심장질환을 진단하기 위해서는 진단 파라미터인 ST 세그먼트를 정확히 측정하여야 한

다. 이 ST 세그먼트의 중요성은 Suzuki와 Onu 그리고 Weisner 등에 의해서 강조되어졌다^[1].

일반적으로 심전도 신호의 주파수 대역은 약 0.05~100Hz인데, 심전계에서 획득한 심전도 신호에는 크게 세 가지 종류의 잡음들이 포함되어 있다. 그 잡음은 60Hz 전력선 잡음, 호흡에 의한 기저선 변동 잡음 등과 주변장치들의 영향이나 환자의 움직임에 의해 발생하는 근잡음 등이 있다^[2]. 특히 기저선 변동은 1Hz 미만의 저주파 성분의 잡음으로서 크기가 작고 저주파인 ST 세그먼트의 주파수대역과 겹치게 된다. 따라서 기저선 변동 잡음 제거에 있어서 ST 세그먼트의 왜곡 최소화는 필수적이다. 기저선 변동 잡음을 제거하기 위해 표준필터의 고역통과필터나 적응필터를 주로 사용한다. 표준필터의 경우에는 고정된 차단 주파수 대역 내에서는 잡음 제거특성이 우수하고 신호 왜곡도 적지만 차단 주파수 대역을 넘어서는 잡음은 제거할 수 없으며, 이를 제거하기 위하여 차단 주파수를 넓게 하면 심전도 신호의 왜곡을 가져오므로 진단 파라미터를 정확하게 추출할 수 없게 된다. 적응필터의 경우에는 모든 분야에서 우수한 성능을 보이고 있지만, 두 번째 입력으로 사용되는 참조신호의 선택에 어려움이 따른다. 잘못된 참조신호를 입력으로 사용하였을 경우에는 전혀 잡음을 제거하지 못하는 경우도 있고, 심지어는 원 신호의 왜곡만을 가져오는 경우도 발생한다^[3].

따라서 본 논문에서는 기저선 변동 잡음 제거에 있어서 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화하고, 적응필터의 문제점을 개선하기 위해 참조신호 없이 필터링할 수 있는 방사기저함수 신경망 필터를 설계 및 실험하여 그 결과를 제시하고자 한다.

II. 표준필터와 적응필터 설계

AHA(American Heart Association)에서는 심전도 신호의 DC 요소를 제거하기 위한 고역통과 필터의 차단 주파수는 0.05Hz를 초과하지 않도록 권장하고 있으며, 필터가 선형 위상 특성을 가진다면 고역통과 필터의 차단 주파수를 심박동의 기본 주파수(0.8Hz)와 같은 주파수 또는 더 낮은 주파수로 선택할 수 있다^[4]. 따라서 본 논문에서는 선형 위상 특성을 갖는 FIR 고역통과 필터를 창 함수 방식을 이용하여 설계하였는데, 이 필터의 차단 주파수는 ST 세그먼트 왜곡의 최소화를 위해 AHA에서 권장하고 있는 0.8Hz로 하였고 창 함수는

해밍(Hamming) 윈도우를 사용하였다.

적응필터는 주 입력에 기저선 변동 잡음이 포함되어 있는 심전도 신호를 사용하고, 참조신호는 주 입력에 포함된 기저선 변동 잡음과 상관관계가 있는 잡음 신호를 사용하는 5차 구조로 설계하였다. 각 가중치들은 Widrow가 제안한 최소평균자승(LMS) 알고리즘을 이용하여 에러가 최소화 되도록 잡음이 제거된 신호를 얻도록 하였다. 그림 1은 적응필터의 구조를 나타낸다.

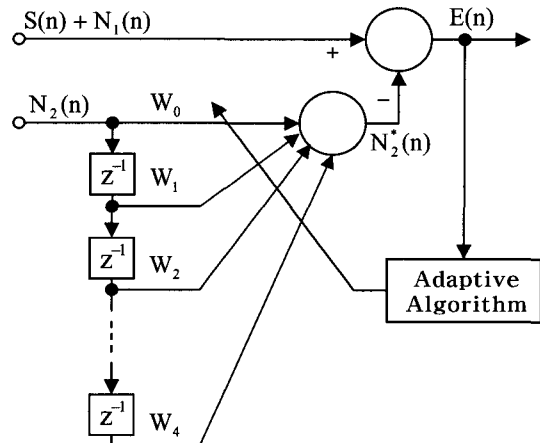


그림 1. 적응필터의 구조(5차)

Fig. 1. Structure of five order adaptive filter.

$$E(n) = S(n) + N_1(n) - N_2^*(n) \quad (1)$$

$$N_2^*(n) = \sum_{i=0}^4 W_i N_2(n-i) \quad (2)$$

$$W_i(k+1) = W_i(k) + 2\mu E(n) N_2(n-i) \quad (3)$$

여기서 $S(n)$ 는 원(original) 신호이고, $N_1(n)$ 는 잡음 성분이며, $N_2^*(n)$ 는 추정된 잡음신호이다, 그리고 $W_i(k)$ 는 필터계수, μ 는 수렴 상수이다.

III. 방사기저함수 신경망 필터 설계

본 논문에서 제안하는 방사기저함수 신경망 필터(radial basis function neural filter : RBFNF)는 그림 2와 같은 구조를 가진다.

신경망 필터뱅크는 시간-지연 신경망의 활성화 함수를 선형함수로 설정하면 FIR 필터의 구조와 알고리즘이 동일하다는 점^[5]을 이용하여 단순히 대역통과 필터의 역할을 하도록 하기 위하여 학습 알고리즘은 사용하지 않고 가중치를 대역통과 필터의 계수로서 대치하

였다. 대역통과필터는 해밍 윈도우를 이용하여 계수를 구하였다. 그림 3은 신경망 필터뱅크의 구조를 나타낸다.

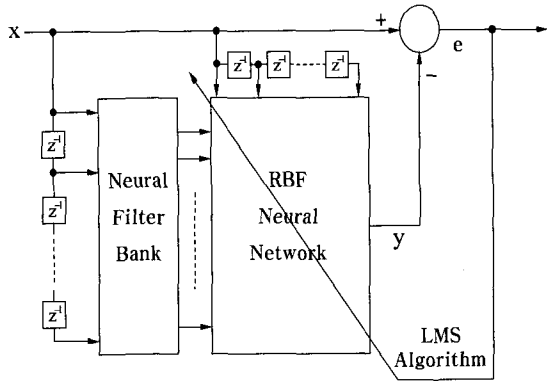


그림 2. 제안된 RBF 신경망 필터의 블럭도
Fig. 2. The block diagram of RBF neural filter.

RBF 신경망은 가우시안 함수를 사용하는 10개의 뉴런을 갖는 은닉 층과 1개의 뉴런을 갖는 출력 층으로 구성하였다. 은닉 층의 입력은 신경망 필터뱅크의 출력 신호와 원 입력신호의 조합으로 구성된다. 그리고 가우시안 함수의 중심값과 분산 및 각 층의 가중치를 갱신하기 위하여 LMS 알고리즘을 사용하였다. 그림 4는 RBF 신경망의 구조를 나타낸다.

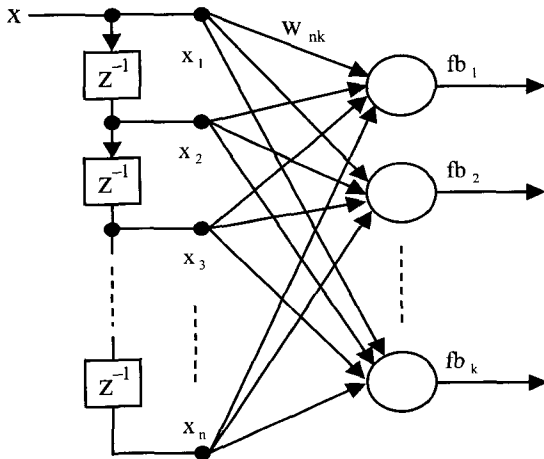


그림 3. 신경망 필터뱅크의 구조
Fig. 3. The structure of neural filter bank.

그림 3에서 신경망 필터뱅크의 출력 fb_k 는 다음의 식으로 표현된다.

$$fb_k = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N w_{nk} \cdot x_n \quad (4)$$

여기서, w_{nk} 는 대역통과 필터의 계수이고, x_n 은 원 입력신호이다.

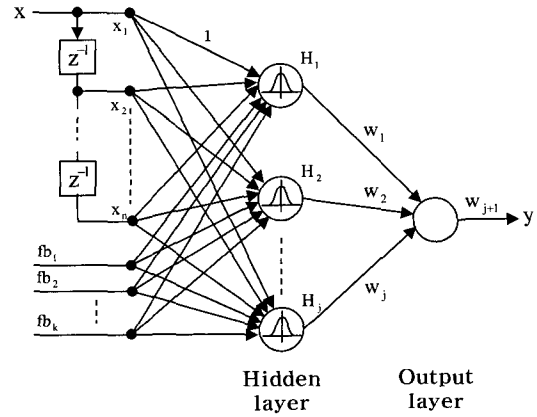


그림 4. RBF 신경망 필터의 구조
Fig. 4. The structure of RBF neural network filter.

그림 4에서 RBF 신경망의 입력 rb_i 은 $rb_i = [fb_k, x_n] = [rb_{i1}, rb_{i2}, \dots, rb_{iN}]$ 가 된다. 신경망 필터뱅크의 출력과 원 입력신호에 대한 가중치는 1로 설정하였다. RBF 신경망의 각 은닉 층 뉴런의 출력은 다음의 식으로 표현된다.

$$H_j = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \exp \left[-\frac{(rb_{in} - c_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2} \right] \quad (5)$$

여기서, c_{ji} 는 i -번째 입력에 대한 j -번째 가우시안 함수의 중심값, σ_{ji} 는 i -번째 입력에 대한 j -번째 가우시안 함수의 분산, H_j 는 은닉 층의 j -번째 뉴런의 출력이고 각 뉴런의 출력에 대한 가중치는 w_j 이다. 그러므로 최종 출력은 식(6)으로부터 얻을 수 있다.

$$y_n = \sum_{j=1}^J H_j \cdot w_j = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I w_j \cdot \exp \left[-\frac{(rb_{in} - c_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2} \right] \quad (6)$$

그리고 출력 에러는 식(7)과 같다.

$$e_n = x_n - y_n \quad (7)$$

최적의 중심값과 분산 및 가중치를 구하기 위하여 LMS(least mean square) 알고리즘을 사용하는데, 식(8)과 같이 정의된 제곱에러의 최소화로서 이루어진다.

$$E_n = \frac{1}{2} [e_n]^2 \quad (8)$$

출력 에러에 대한 가우시안 함수의 중심변화량(식(9))과 분산변화량(식(10)) 및 가중치 변화량(식(11))은 다음과 같다.

$$\Delta c_{ji} = 2 \eta_c e_n \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n H_j w_j \left(\frac{rb_i - c_{ji}}{\sigma_{ji}^2} \right) \quad (9)$$

$$\Delta \sigma_{ji} = 2 \eta_\sigma e_n \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n H_j w_j \cdot \left(\frac{(rb_i - c_{ji})^2}{\sigma_{ji}^3} \right) \quad (10)$$

$$\Delta w_j = \eta_w e_n \sum_{i=1}^n H_i \quad (11)$$

여기서 η_c , η_σ , η_w 는 수렴 상수이다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 신경망 필터뱅크의 입력뉴런의 수=20, 출력 뉴런의 수=8로 설정하고, RBF 신경망은 가우시안 함수를 사용하는 10개의 뉴런을 갖는 은닉층과 1개의 뉴런을 갖는 출력층으로 구성되어 두 가지 실험을 실시하였다. 먼저 심전도 신호의 ST 세그먼트의 왜곡도를 평가하기 위하여 AHA에서 권장하고 있는 삼각 파형 실험을 실시하였다. 제안된 방사기저함수 신경망 필터의 ST 세그먼트 왜곡도 평가를 위하여 AHA에서 권장하고 있는 삼각 파형을 이용한 실험을 실시하였다. 이 삼각 파형은 심전도 신호 ST 세그먼트의 크기와 주기가 비슷하게 구성이 되는데, 삼각 파형의 크기는 1.5[mV], 주기는 100[ms]로 360[Hz] 샘플링 주파수를 갖도록 파형을 구성하여 실험하였으며, 실험에서 설정된 적응필터의 수렴상수는 $\mu = (f_c \pi) / f_s = 0.8\pi / 360 = 0.00698$ 로 설정하여 실험하였다. 그림 5에서 (a)는 위의 조건으로 구성된 삼각 파형을 나타내고, (b)는 본 논문에서 제안하는 방사기저함수 신경망 필터를 통과한 출력 삼각 파형, (c)는 표준 필터를, (d)는 적응 필터를 통과한 출력 삼각 파형을 나타낸다. 출력 삼각 파형을 살펴보면, 표준 필터와 적응 필터의 경우에는 육안으로도 상당한 왜곡이 발생했음을 알 수 있지만, 제안된 필터의 경우에는 육안으로는 왜곡의 정도를 파악할 수가 없다. 따라서, 정확한 왜곡의 정도를 파악하기 위하여 각 필터를 통과한 출력 삼각 파형의 J점 오차와 ST 세그먼트의 평균 오차를 구하여 보았다. 이 두 오차를 구하여 표 1에 기록하였다. 표 1에서 나타난 바와 같이 적응 필터의 경우에는 J점의 오차와 ST 세그먼트의 평균 오차가 다른 필터에 비하여 왜곡의 정

도가 가장 심하게 나타났으며, 다음으로는 표준 필터가 왜곡이 심하게 나타났다. 본 논문에서 제안하는 방사기저함수 신경망 필터의 경우에는 J점 오차가 -0.0217[mV]로 상당히 미세한 오차를 보였으며, 적응 필터와는 0.3001[mV], 표준 필터와는 0.1769[mV] 차이를 보였다. ST 세그먼트 평균 오차의 경우에는 -0.0107[mV]로 J점의 오차보다 낮게 나타났으며, 적응 필터와는 0.3850[mV], 표준 필터와는 0.1887[mV] 차이를 보였다. 적응 필터와 표준 필터의 경우에는 J점의 오차보다 ST 세그먼트의 오차가 큰 반면에, 방사기저함수 신경망 필터의 경우에는 J점의 오차보다 ST 세그먼트의 오차가 적게 나타났다.

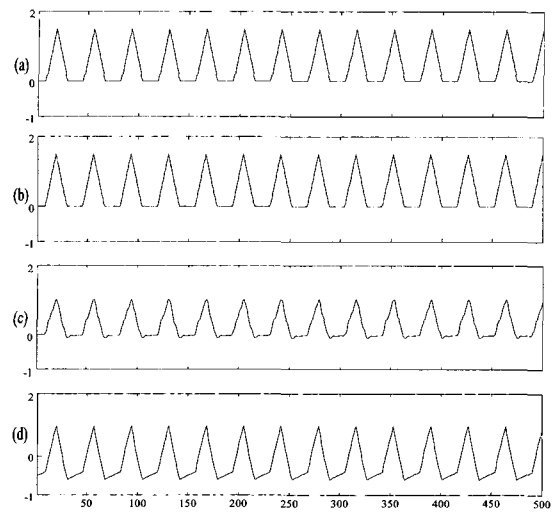


그림 5. 삼각파를 필터링한 결과 (a) 원 신호 (b) RBF 신경망필터의 출력 (c) 표준필터의 출력 (d) 적응필터의 출력

Fig. 5. Filtered result of triangle signal (a) Original triangle signal (b) Output signal of RBF neural filter (c) Output signal of standard filter (d) Output signal of adaptive filter.

두 번째 실험으로 기저선 잡음제거 특성을 평가하기 위한 실험을 실시하였다. 제안된 방사기저함수 신경망 필터의 기저선 잡음제거 특성을 평가하기 위하여 2가지의 실험을 실시하였다. 첫 번째 실험으로 MIT-BIH 데이터베이스의 모든 데이터 레코드를 필터링 후, 필터링 되어진 출력 신호의 0.8[Hz] 이하 잡음제거 정도를 알아보았다. 이 실험은 MIT-BIH 데이터베이스의 총 48개의 데이터 레코드에서 각 레코드의 첫 번째 신호 데이터 중 기저선 변동이 가장 극심하다고 판단되는 부분의 10,000개의 데이터를 임의적으로 선정하여 실험

하였다. 잡음 제거비를 구하는데 있어서, 표준 필터는 시간 지연 구간이 있고 적응 필터와 제안된 방사기저 함수 신경망 필터에는 적응 구간이 존재하게 된다. 따라서 정확한 잡음 제거비를 구하기 위하여 적응 구간에 상응하는 데이터를 제외한 9,000개의 출력 데이터에 대한 0.8[Hz] 이하의 잡음 제거비를 구하여 보았다. 먼저 9,000개의 입력 신호와 출력 신호를 각각 FFT를 취하고, 0.8[Hz] 이하의 데이터를 추출한 다음 전력비를 구하여 dB 스케일로 나타내었다.

표 1. J-점과 ST 세그먼트의 왜곡 결과
Table 1. Distortion values of triangular wave of J-point and ST-segment average.

Distortion \ Filter	[mV]			
	Adaptive filter	Standard filter	Wavelet adaptive filter ^[5]	RBF neural filter
J point	-0.3002	-0.1986	-0.032	-0.0217
ST segment	-0.3957	-0.1994	-0.032	-0.0107

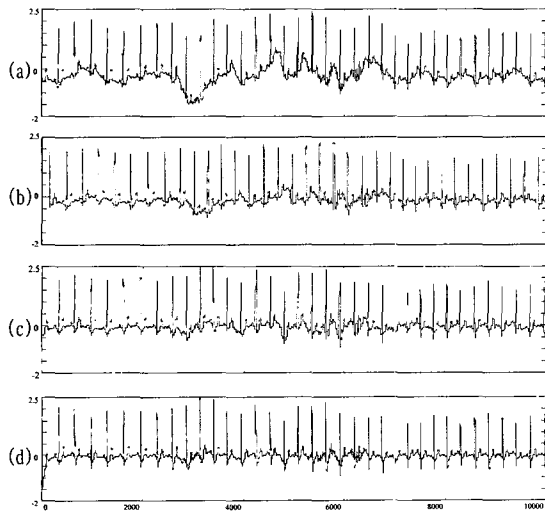


그림 6. MIT-BIH(103) 심전도 데이터를 필터링한 결과 (a) 원 신호 (b) 표준 필터 출력 (c) 적응 필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력

Fig. 6. Filtered result of MIT-BIH #103 data (a) Original data (b) Standard filter output (c) Adaptive filter output (d) RBF neural filter output.

9,000개의 데이터에 대한 주파수 영역에서 0.8[Hz] 이하의 데이터 수는 $0.8 \text{ Hz} \times 4,500 \text{ 개} \div 180 \text{ Hz} = 20 \text{ 개}$ 이고, 잡음 제거비는

$$10 \log \left[\frac{IS_{0.8\text{Hz}}}{OS_{0.8\text{Hz}}} \right] [\text{dB}] \quad (12)$$

이다. 여기서 $IS_{0.8\text{Hz}}$ 은 입력 신호 중 0.8[Hz] 이하의 잡음 전력이고, $OS_{0.8\text{Hz}}$ 는 출력 신호 중 0.8[Hz] 이하의 잡음 전력이다. 표 2는 MIT-BIH 데이터베이스의 100 시리즈에 대한 실험 결과표이고, 표 3은 200 시리즈에 대한 실험 결과표이다. 그림 6, 7은 100 시리즈 2개, 그림 8은 200 시리즈 1개에 대한 실험 결과 파형을 나타낸다.

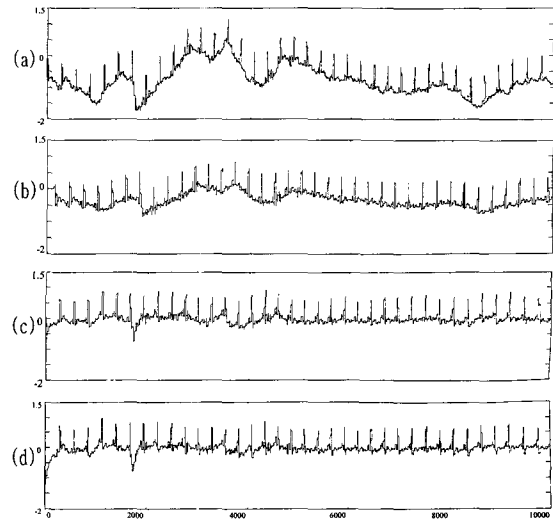


그림 7. MIT-BIH(121) 심전도 데이터를 필터링한 결과 (a) 원 신호 (b) 표준 필터 출력 (c) 적응 필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력

Fig. 7. Filtered result of MIT-BIH #121 data (a) Original data (b) Standard filter output (c) Adaptive filter output (d) RBF neural filter output.

표 2와 3에서 RBFNF는 제안된 방사기저함수 신경망 필터, ADF는 적응 필터, STF는 표준 필터를 나타낸다. 100 시리즈에 대한 잡음 제거비의 평균은 표준 필터가 -17.04[dB], 적응 필터가 -50.29[dB] 그리고 방사기저함수 신경망 필터의 경우는 -57.31[dB]이고, 200 시리즈에 대해서는 표준 필터가 -17.06[dB]로 나타났으며, 적응 필터는 -39.42[dB], 그리고 방사기저함수 신경망 필터의 경우는 -49.38[dB]로 나타났다. 100시리즈의 107 데이터에 대한 실험에서는 적응 필터가 제안된 필터의 잡음 제거비보다 약간 높게 나타날 뿐, 나머지의 모든 데이터에 대해서는 제안된 필터의 잡음 제거비가

일등히 우수함을 알 수가 있었다.



그림 8. MIT-BIH(210) 심전도 데이터를 필터링한 결과 (a) 원 신호 (b) 표준 필터 출력 (c) 적응 필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력

Fig. 8. Filtered result of MIT-BIH #210 data (a) Original data (b) Standard filter output (c) Adaptive filter output (d) RBF neural filter output.

기저선 잡음 제거 특성 평가를 위한 두 번째 실험은 잡음이 없는 심전도 신호에 인위적으로 잡음을 신호 대 잡음비로 첨가하여 실험을 실시하였다. 잡음 신호는 MIT-BIH Noise Stress Test Database에 있는 잡음 신호를 사용하였다. 이 데이터베이스에는 세 개의 잡음 신호가 있는데, 그 첫 번째는 환자나 리드들의 움직임에 의해서 야기되는 저주파 신호의 기저선 잡음 데이터이고, 두 번째는 기저선 잡음과 근잡음이 상당히 포함되어 있는 전극 움직임에 의한 잡음 신호이다. 세 번째는 심전도 신호의 주파수 스펙트럼과 겹치면서 높은 주파수 대역까지 확장되는 근잡음이다. 이 세 가지의 잡음 신호 중에서 본 실험의 목적에 부합하는 것은 첫 번째 잡음 신호이다. 그림 9의 (a)는 기저선 잡음이 포함되지 않은 심전도 신호를 나타내고, (b)는 심전도 신호에 첨가되는 기저선 변동 잡음 신호를 나타낸다. 잡음의 첨가는 신호 대 잡음비 계산을 기초로 하였다. 신호 대 잡음비 계산식은 다음과 같다.

$$SNR[dB] = 10 \log \left[\frac{\sum S^2(n)}{\sum N^2(n) + S^2(n)} \right] \quad (13)$$

표 2. MIT-BIH(100 시리즈)를 잡음제거한 결과 (ST: 표준필터, ADF: 적응필터, RBFNF: 방사기저함수 신경망 필터)

Table 2. Noise rejection ratio for 100 series. (ST: Standard Filter, ADF: Adaptive Filter, RBFNF: Radial Basis Function Neural Filter).

MIT-BIH Data Num.	Noise rejection ratio below 0.8Hz (dB)		
	ST	ADF	RBFNF
100	-17.0389	-61.2539	-72.1937
101	-17.1918	-42.7169	-50.6924
102	-16.8999	-69.7418	-77.7175
103	-17.1534	-29.9404	-35.8105
104	-16.9858	-45.2035	-57.1532
105	-17.1574	-39.6626	-49.9334
106	-16.8290	-34.2507	-42.6248
107	-17.6123	-44.0785	-43.7410
108	-17.0390	-48.0936	-56.4090
109	-16.9928	-34.7300	-46.9673
111	-16.9373	-42.6214	-47.6691
112	-17.0116	-79.8973	-89.2717
113	-16.8886	-36.2149	-46.8802
114	-16.8632	-47.4182	-60.0789
115	-17.1132	-48.9575	-57.5470
116	-17.1718	-51.1755	-54.4935
117	-17.0919	-48.2938	-52.9501
118	-17.0506	-71.9415	-76.6669
119	-16.9793	-48.6887	-52.9814
121	-16.7310	-51.9047	-54.5943
122	-16.9990	-64.2586	-66.3251
123	-17.0958	-53.6526	-55.0828
124	-17.1283	-61.9037	-70.3955
평균	-16.29	-50.28	-57.31

여기서 $S(n)$ 은 기저선 잡음이 첨가되지 않은 입력 신호이고, $N(n)$ 은 첨가된 잡음 신호이다. 원하는 신호 대 잡음비를 얻기 위하여 잡음 신호에 적당한 이득을 곱한 다음 심전도 신호에 합하게 된다. 이 잡음 신호의 이득은 다음 식으로부터 얻어진다.

$$G = \frac{\sum S^2(n)}{\sum N^2(n) \cdot 10^{(SNR[dB])/10}} \quad (14)$$

여기서, G 는 잡음 신호의 이득이고, $S(n)$ 은 입력 심전도 신호, $N(n)$ 은 첨가되는 기저선 잡음 신호이다. 위와 같은 방법으로, 잡음 신호 이득을 10, 5, 0, -5, -7, -10[dB]에 대하여 구하면 표 4와 같다.

표 3. MIT-BIH(200 시리즈)를 잡음제거한 결과

Table 3. Noise rejection ratio for 200 series.

MIT-BIH Data Num.	Noise power below 0.8Hz		
	ST	ADF	RBFNF
200	-16.8534	-31.7995	-41.7753
201	-16.9448	-36.1188	-57.5342
202	-17.0888	-32.6636	-41.9784
203	-16.9478	-40.8369	-51.0201
205	-17.1169	-59.1568	-69.2326
207	-17.2272	-33.0114	-43.7144
208	-16.8747	-35.4762	-42.2148
209	-17.8420	-38.1241	-45.8436
210	-16.7118	-28.0431	-43.6219
212	-16.7951	-25.4459	-34.1103
213	-17.2088	-37.0379	-46.8767
214	-16.7115	-42.2485	-48.5555
215	-17.0643	-40.0796	-49.1888
217	-17.0442	-29.6239	-41.3422
219	-17.2568	-46.9486	-57.9578
220	-17.0691	-72.0423	-77.2265
221	-17.8740	-33.2681	-37.4668
222	-16.5855	-33.6405	-43.7136
223	-17.1241	-56.8847	-63.3030
228	-16.7955	-27.4349	-37.5051
230	-16.9023	-33.7381	-43.5183
231	-17.2252	-49.1985	-57.5078
232	-17.2782	-50.4727	-64.2758
233	-16.9094	-29.8541	-36.2876
234	-16.9983	-42.2728	-58.7895
평균	-16.37	-39.41	-49.38

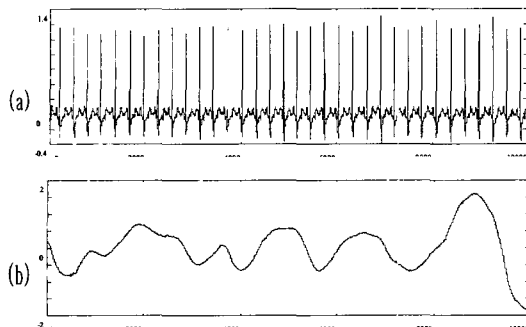


그림 9. (a) 잡음이 없는 심전도 신호 (b) 기저선 잡음 신호

Fig. 9. (a) Noise-free ECG signal (b) Baseline noise signal.

이렇게 구해진 잡음 신호 이득을 이용하여 각 신호 대 잡음비에 대한 입력 신호를 구하였고, 이 입력 신호가 각 필터를 통과한 출력 파형은 그림 10, 11, 12, 13과 같다. 또한 각 출력 파형을 이용하여 잡음 제거비를 구하여 보면 표 5와 같다. 표 5에서 RBFNF는 제안된 방사기저함수 신경망 필터, ADF는 적응 필터, STF는 표준 필터를 나타낸다. 평균 잡음 제거비는 표준 필터가 -18.58[dB], 적응 필터가 -30.54[dB]이고 제안된 필터의 경우에는 -42.12[dB]로 나타나 다른 필터의 경우보다 우수한 잡음 제거 성능을 보였다.

표 4. 잡음신호의 이득

Table 4. Gain of noise signal.

dB	Gain	dB	Gain
10	0.0064	-5	0.2020
5	0.0202	-7	0.3202
0	0.0639	-10	0.6388

표 5. 잡음제거비

Table 5. Noise rejection ratio.

SNR ratio	The kind of filter	Noise power below 0.8Hz		Noise rejection ratio(dB)
		Input power	Output power	
10dB	RBFNF	76.7256	44.9421	-31.7836
	ADF		52.1860	-24.5397
	STF		57.6959	-19.0298
5dB	RBFNF	92.0658	51.8457	-40.2200
	ADF		62.1385	-29.9272
	STF		72.8939	-19.1719
0dB	RBFNF	112.9122	66.4021	-46.5102
	ADF		80.9830	-31.9293
	STF		94.3317	-18.5805
-5dB	RBFNF	135.3517	91.5200	-43.8316
	ADF		103.0920	-32.2597
	STF		117.0664	-18.2852
-7dB	RBFNF	144.4735	98.5366	-45.9369
	ADF		112.1828	-32.2907
	STF		126.2438	-18.2297
-10dB	RBFNF	158.2101	113.8023	-44.4078
	ADF		125.8995	-32.3106
	STF		140.0289	-18.1813

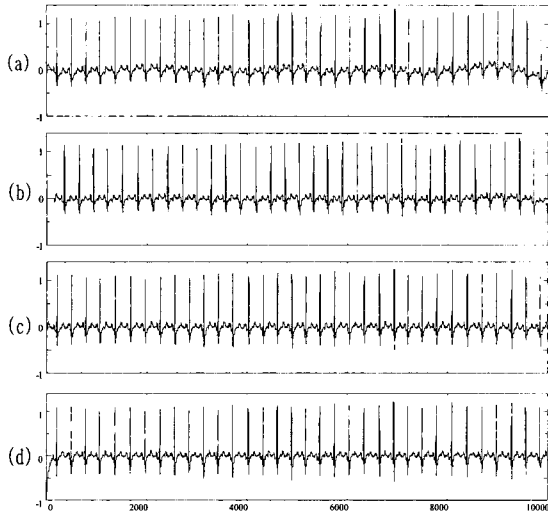


그림 10. 필터링 결과 (SNR 0dB 일 경우)
 (a) 입력신호 (b) 표준필터 출력 (c) 적응필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력
 Fig. 10. Filtered result of SNR 0 dB. (a) Input signal. (b) Standard filter output. (c) Adaptive filter output. (d) RBF neural filter output.

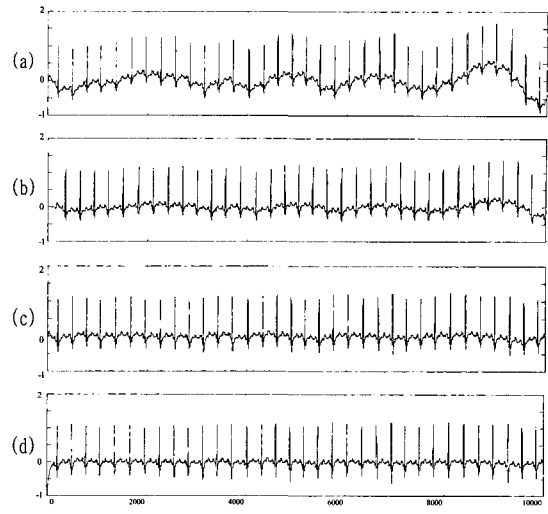


그림 12. 필터링 결과 (SNR -7dB 일 경우) (a) 입력신호 (b) 표준필터 출력 (c) 적응필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력
 Fig. 12. Filtered result of SNR -7 dB. (a) Input data. (b) Standard filter output. (c) Adaptive filter output. (d) RBF neural filter output.

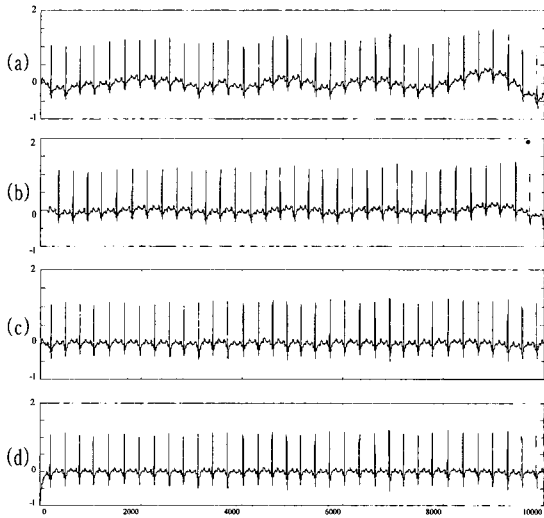


그림 11. 필터링 결과 (SNR -5dB 일 경우) (a) 입력신호 (b) 표준필터 출력 (c) 적응필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력
 Fig. 11. Filtered result of SNR -5 dB. (a) Input data. (b) Standard filter output. (c) Adaptive filter output. (d) RBF neural filter output.

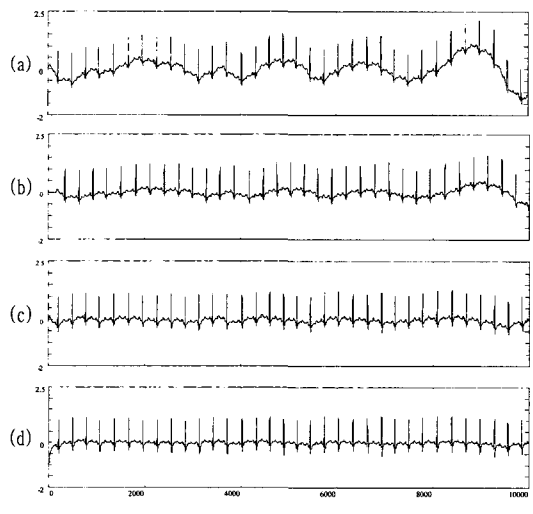


그림 13. 필터링 결과 (SNR -10dB 일 경우) (a) 입력신호 (b) 표준필터 출력 (c) 적응필터 출력 (d) RBF 신경망필터 출력
 Fig. 13. Filtered result of SNR -10 dB. (a) Input data. (b) Standard filter output. (c) Adaptive filter output. (d) RBF neural filter output.

V. 결 론

본 논문에서 심전도 신호의 기저선 변동 잡음의 제거와 동시에 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화 할 수 있는 방사기저함수 신경망 필터를 제안하였다. 이 필터는 전단의 신경망 필터뱅크와 후단의 RBF 신경망의 조합으로 이루어진다. 제안된 필터의 성능분석을 위하여 두 가지 실험을 실시하였다. 실험 결과에서 ST 세그먼트의 왜곡이 표준필터나 적응필터에 비하여 아주 미세함을 알 수 있었고, 기저선 잡음 제거 성능이 우수함을 알 수 있었다. 현재 가장 많이 사용되고 있는 적응필터는 제2의 입력인 참조신호를 설정하기가 매우 어렵다. 즉, 잘못 설정된 참조신호는 왜곡된 필터의 출력신호를 나타내기 때문에 원하는 성능을 얻기가 어렵다. 이에 제안된 필터는 참조신호를 사용하지 않고도 잡음환경에 적응하여 잡음을 제거할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방사기저함수 신경망 필터는 심전도의 기저선 변동 잡음제거와 동시에 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화하는데 아주 우수할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Sahambi, J. S., Tandon, S. N. and Bhatt, R. K. P. "Wavelet based ST-segment analysis", Med. Biol. Eng. & comput., 36, pp:568-572, 1998.
- [2] Gary, M. F., Thomas, C. J., et al. "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS Detection Algorithms", IEEE Trans. Biomed. Eng. 37(1), pp:85-98, 1990.
- [3] Van Alste, J. A. and Schilder, T. S. "Removal of baseline wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps", IEEE trans. Biomed. Eng, BME-32(12), pp:1052-1060, 1985.
- [4] AAMI Standard and Recommended Practice, Vol 2.2 : Biomedical Equipment, Part2.
- [5] Park, K. L., Lee, K. J. and Yoon, H. R. Application of a wavelet adaptive filter to minimise distortion of the ST-segment. Med. Biol. Eng. & comput., 36, pp:568-572, 1998.
- [5] Haykin, S. Adaptive Filter Theory-3rd ed., Prentice Hall, pp:855-874, 1996.
- [6] Widrow, B., Glover, J. R., Adaptive noise cancelling : Principles and applications. Proc. IEEE. 36 : 1692-1716, 1975.
- [7] Thakor, N. V. and Zhu, Y. S. Applications of adaptive filtering to ECG analysis : Noise cancellation and arrhythmia detection. IEEE Trans. Biomed. Eng. 38(8) : 785-794, 1991.
- [8] Lin, C. T. and George Lee, C. S. A neuro-fuzzy synergism to intelligent system. Prentice-Hall, Inc. : 250-272, 1996.
- [9] Lin Lee. Neural Fuzzy System, Printice Hall, 1996.

저 자 소 개

李建基(正會員) 第 37卷 SC編 第 1號 參照
현재 경상대학교 전자공학과 교수/공학연구원 자동화컴퓨터연구센터 연구원

金榮一(正會員) 第 37卷 SC編 第 1號 參照
현재 경상대학교 전자공학과 교수/공학연구원 자동화컴퓨터연구센터 연구원

李珠原(正會員) 第 37卷 SC編 第 1號 參照
현재 경상대학교 대학원 전자공학과 박사과정

趙沅來(正會員)
1990년 2월 : 경상대학교 전자공학과 졸업(공학사).
1992년 2월 : 경상대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사).
2001년 2월 : 경상대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사).
1998년 3월 ~ 현재 : 포항 1대학 교수.
주관심분야 : 디지털신호처리, 생체신호처리