

방사기저함수 신경망을 기반한 ECG신호의 적응필터링

RBF Neural Networks-Based Adaptive Noise Filtering from the ECG Signal

이주원, 이한욱, 이종희, 장두봉*, 김영일, 이진기
경상대학교 전자공학과, *남해전문대학 전자통신과

Abstract

The ECG signal is very important information for diagnosis of patient and a cardiac disorder. It is hard to remove the noise because that is mixed with a lot of noise, and the error of the filtering will distort the ECG signal. The existing method for the filtering of the ECG signal has structure that has many steps for filtering, so that structure is complex and the processing speed is slow. For the improvement of that problem, we propose the method of filtering that has simple structure using the RBF neural networks and have good results.

I. 서론

의용전자공학의 발달로 정확한 생체신호의 측정과 진단에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 대표적인 생체 신호는 심장활동에서 발생하는 심전도 신호와 근육의 전기적인 활동으로부터 발생하는 근전도, 뇌전도 등이다. 심장의 수축과 이완 작용에 의해 신체 표면에 발생하는 생체의 전기적 신호를 기록할 수 있도록 한 장치가 심전계라고 하며, 이때 기록한 신호를 심전도 신호라 한다. 이 신호는 심장활동에 관련된 여러 정보를 의사에게 제공하며, 의사가 심장 및 환자의 상태를 진단하는데 있어 매우 중요한 신호이며 병원의 수술실, 중환자실 등에서 광범위하게 사용되고 있다. 심전도 신호의 주파수 대역은 약 0.05~100[Hz]인데 심전계에서 획득한 심전도 신호에는 전력선 잡음 60[Hz] 잡음, 호흡에 의한 기저선 변동, 그리고 심전도 신호를 측정하기 위한 전극의 움직임에 의해 발생하는 근잡음 등이 포함되어 있다. 60[Hz] 전력선 잡음은 실제로 심전도 신호 해석시 진폭이 작은 Q파와 P파에 영향을 주어 부정맥과 심근 경색 진단에 오류를 발생시키기도 하고, 심전도 신호를 왜곡시켜 심전도 진단에 중요한 파라미터인 QRS 콤플렉스 간격이나 QT간격의 측정에 오류를 발생시킨다. 이러한

60[Hz] 전력선 잡음을 제거하기 위해 60[Hz] 대역의 대역제거필터(notch filter) 또는 60[Hz] 성분을 기준신호로 설정하여 60[Hz] 성분이 포함된 입력신호와의 차이를 최소화 될 때까지 필터계수를 조정하는 적응 필터를 사용하기도 한다. 그리고 기저선 변동은 호흡에 의해 발생하는 1[Hz]미만의 저주파 성분의 잡음으로서 심근경색 진단 파라미터로 사용되는 심전도 신호의 ST 세그먼트와 같은 주파수 대역을 갖기 때문에 ST 세그먼트를 정확히 검출하기 위해서는 기저선 변동을 효과적으로 제거하는 것이 좋다. 이 신호는 시변의 특성을 가지기 때문에 주로 적응 필터를 사용하고 있다. 근잡음(muscle artifact)은 넓은 주파수 대역에 분포하기 때문에 잡음제거시 심전도 신호의 왜곡을 발생시킨다. 이 잡음을 제거하기 위해 주로 평균 또는 메디안 값을 이용하여 제거하기도 한다. 그러나 이러한 기법은 각각의 기능을 다 단계로 필터를 구성하여 심전도 신호를 처리하므로 많은 연산시간이 소요되고, 각 필터의 기능의 성능에 따라 후단처리에 왜곡을 줄 수가 있으며, 각 필터들의 파라미터가 증가되어 파라미터를 조정하기가 어렵다.

따라서 본 연구에서는 60[Hz] 전력선 잡음, 기저선 변동, 근잡음 등을 동시에 제거하기 위해 비선형 신호처리에 우수한 성능을 보이는 인공지능의 기법인 RBF(Radial Basis Function) 신경회로망을 이용하여 다단계 형태의 신호처리가 아닌 간단한 구조와 심전도 신호의 잡음을 필터링하고 그 결과를 제시하였다.

II. RBF 신경망 필터

RBF 신경회로망은 다층 신경회로망을 대신해서 함수 근사화나 제어응용에 인기를 끌고 있다. 그 이유는 구조가 간단하고, 바라는 목표점에 대한 수렴속도가 빠르며 수학적인 배경이 잘 확립되어 있기 때문이다. 본 연구에서는 가우시안(gaussian) 함수를 가진 RBF 신경회로망을 사용하였고 그 특징으로는 지역적인 특성의 학습과

새로운 패턴(pattern) 입력이 추가되어도 추가된 부분만 학습이 가능하다. RBF 신경회로망의 학습 알고리즘은 지도학습(supervised learning)으로서 패턴 군들에 대하여 가우시안 함수의 중심과 폭을 결정할 수 있게 학습하기 때문에 심전도 신호에서 잡음의 분산 및 추정을 쉽게 얻을 수 있다. 따라서 RBF 신경망을 이용하여 적응필터를 구성하면 그림 1과 같고, 구조는 I개의 참조신호 입력, 가우시안 함수로 구성되어 있는 J개의 은닉층, 선형 활성화 함수를 가진 1개의 뉴런을 가진 출력층으로 구성되어 있다.

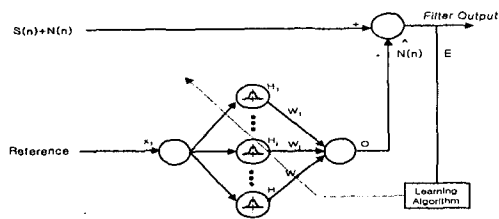


그림 1. RBF 신경망 필터

RBF 신경망 필터의 적응 필터링 알고리즘은 필터의 입력신호 $I(n)$ 에 혼입된 잡음신호 $N(n)$ 를 참조(reference) 신호 $N_R(n)$ 을 기반하여 가우시안 함수의 파라미터인 중심과 폭 그리고 가중치들을 학습으로 조정하여 잡음을 추정하며, 추정된 잡음 $\hat{N}(n)$ 을 입력신호 $I(n)$ 와 감산하므로써 원하는 $S(n)$ 를 얻을 수 있다.

$$I(n) = S(n) + N(n) \quad (1)$$

$$E(n) = \text{FilterOutput} = S(n) + N(n) - \hat{N}(n) \quad (2)$$

그림1에서 RBF 신경망 필터 입력층 뉴런의 입력신호는 참조신호 $N_R(n)$ 로서, 잡음신호 $N(n)$ 과 상관관계가 있는 신호이다

$$x_1 = N_R(n) \quad (3)$$

그리고 참조신호 x_1 에 대한 j번째 은닉층 뉴런의 출력 H_j 는 식(4)와 같다.

$$H_j = \exp\left[-\frac{(x_1 - m_{j1})^2}{\sigma_{j1}^2}\right] \quad (4)$$

여기서 m_{j1} 은 입력에 대한 j번째 RBF 함수의 중심값이며, σ_{j1} 는 입력에 대한 j번째 RBF 함수의 폭이다. 그리고 출력층 뉴런의 출력은 추정잡음 $\hat{N}(n)$ 을 출력한다.

$$\hat{N}(n) = \left(\sum_{j=1}^J w_j H_j\right) + 1 \quad k=1,2,\dots,K \quad (5)$$

RBF 신경망 필터를 학습시키기 위한 학습 알고리즘은 추정 잡음 $\hat{N}(n)$ 과 입력신호 $I(n)$ 와의 오차 $E(n)$ 을 최소화하는 최적의 m_{j1} , σ_{j1} , w_j 를 구하는 것이며, 이들 파라미터는 LMS(Least Mean Square)의 경사 하강법으로 구할 수 있다.

$$E(n) = \frac{1}{2} [I(n) - \hat{N}(n)]^2 \quad (6)$$

RBF 신경망 필터의 출력 오차가 최소가 되기 위한 학습 알고리즘은 아래의 식들로 이루어지며, 신경회로망의 출력층은 델타학습규칙과 같다. 출력 에러에 대한 출력층의 가중치 변화량은 다음 식으로부터 조정된다.

$$\Delta w_j = \eta_w \frac{-\partial E}{\partial w_j} = \eta_w (I(n) - \hat{N}(n)) H_j \quad (7)$$

출력 Error에 대한 가우시안 함수의 중심 변화량 Δm_{j1} 를 구하면, 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta m_{j1} &= -\eta_m \frac{\partial E}{\partial m_{j1}} \\ &= 2\eta_m (I(n) - \hat{N}(n)) w_j H_j \frac{(x_1 - m_{j1})}{\sigma_{j1}^2} \end{aligned} \quad (8)$$

그리고 출력 Error에 대한 가우시안 함수의 폭 변화량 $\Delta \sigma_{j1}$ 는 식(9)와 같이 구할 수 있다.

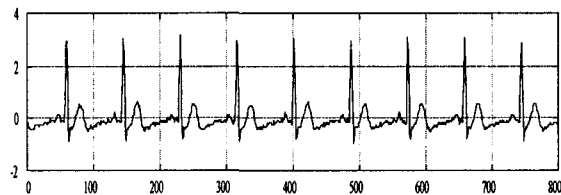
$$\begin{aligned} \Delta \sigma_{j1} &= -\eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_{j1}} \\ &= 2\eta_\sigma (I(n) - \hat{N}(n)) w_j H_j \frac{(x_1 - m_{j1})^2}{\sigma_{j1}^3} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 η_w , η_σ , η_m 는 학습 상수이다. 모멘텀 항은

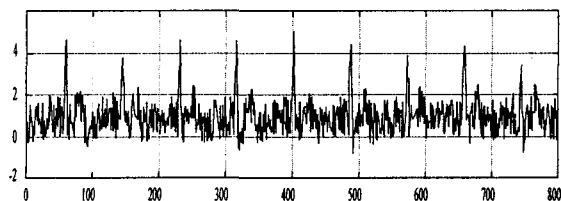
학습 알고리즘에 추가할 수 있으며 이 방법은 일반적인 방법과 같다. 그리고 학습 상수는 1차원적인 최적 알고리즘 또는 경험으로 통하여 얻을 수 있다. RBF 신경망의 구조는 가우시안 함수를 가지고 있기 때문에 생체에서 발생하는 심전도 신호와 잡음 신호의 분산을 쉽게 추정할 수 있고, 잡음 신호의 필터링에 대하여 우수한 결과 얻을 수 있다.

III. 실험 및 고찰

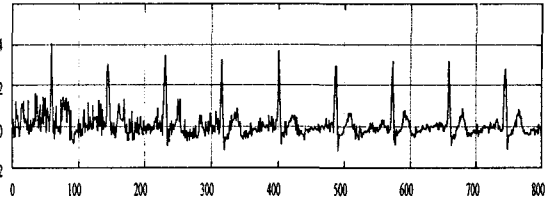
본 연구에서 심전도 신호의 잡음을 제거하기 위해 먼저 환자의 피부에 부착된 전극(electrode)으로부터 발생된 심전도 신호를 증폭 후 차단주파수 f_c 가 100[Hz]인 저역 통과 필터를 통과한 신호를 AD(Analog to Digital)변환기를 이용하여 신호를 측정 후 RBF 신경망으로 필터링하였고, 그 결과를 컴퓨터로 모니터링 하였다. 심전도 신호를 필터링하기 위해 입력층 뉴런 1개, 은닉층 뉴런 7개, 출력층의 뉴런 1개의 신경망 구조를 사용하였으며, 학습 상수 η_w , η_o , η_m 는 각 0.1, 0.01, 0.01로 설정하였다. 그리고 필터링 해야 할 신호 $I(n)$ 는 환자로 부터 발생하는 심전도 신호를 코트론 메디컬(Kontron Medical)사의 Arrhythmia Simulator 994에서 발생시켰고, 본 연구에서 사용된 심전도 신호는 정상인의 심전도 신호이다. 잡음 신호를 RBF 신경망의 입력에 참조신호로 입력하였고 입력 신호의 샘플링 주파수는 200[Hz]와 8[Bit] A/D변환기에 의해 데이터를 얻어 컴퓨터에서 온라인으로 필터링한 결과를 그림 2, 그림 3, 그림 4, 그림 5에 나타내었으며, 우수한 필터링 결과를 얻었다. 그림 4의 결과에서 제안된 방법의 출력은 기저선 동요에도 출력이 변화되지 않는 것이 큰 특징으로 나타났다.



(a) Original 심전도 신호

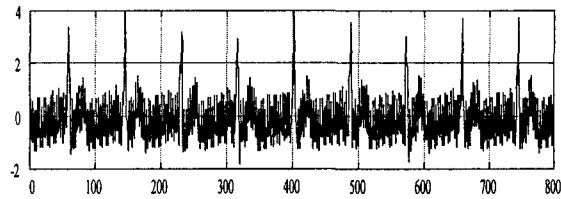


(b) 랜덤 잡음(근잡음)이 혼입된 심전도 신호

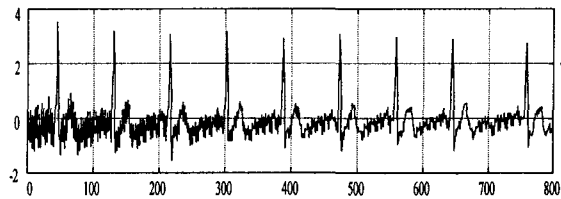


(c) 신경망에 의한 필터링 출력

그림 2. 심전도신호+랜덤신호 필터링

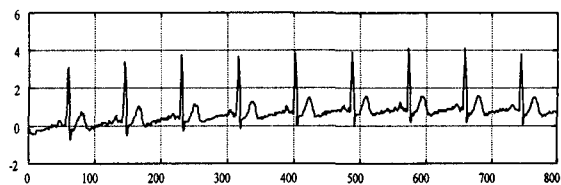


(a) 60[Hz] 전력선 잡음이 혼입된 심전도 신호

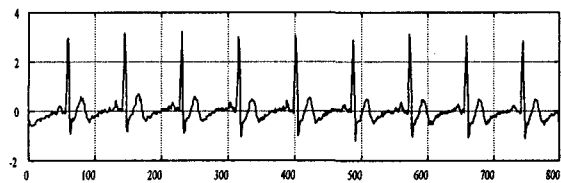


(b) 신경망의 필터링 출력

그림 3. 심전도 신호 + 60[Hz] 잡음 필터링

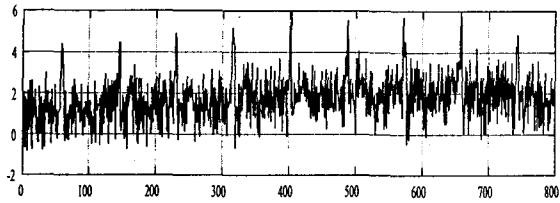


(a) 기저선이 동요된 심전도신호

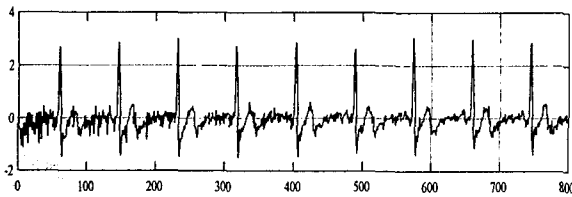


(b) 신경망에 의한 필터링 출력

그림 4. 심전도 신호 + 기저선 동요 필터링



(a) 심전도 신호 + 60[Hz] 잡음 + 기저선 동요



(b) 신경망에 의한 필터링 출력

그림 6. ECG + 60[Hz] + 기저선 동요 필터링

IV. 결론

환자의 상태 및 심장 질환 등을 진단에 있어 매우 중요한 정보신호인 심전도 신호는 많은 잡음이 혼입되어 있기 때문에 잡음 신호의 필터링이 매우 어렵고, 잘못된 신호처리는 심전도 신호의 왜곡을 가져올 수 있다.

현재 연구된 심전도 신호의 필터링 기법은 다단계 형태로 필터를 구성하여 처리하기 때문에 신호처리 구조가 복잡하고 연산 량이 많기 때문에 처리속도가 느려진다.

이러한 문제를 개선하기 위해 RBF 신경회로망을 이용하여 필터링 한 결과 우수한 특성을 얻었고, 다단계의 필터링 기법보다 신호처리의 구조를 간단하게 구현할 수 있어 필터링 과정의 복잡성을 단순화 시켰다. 그리고 RBF 신경망은 심전도 신호의 기저선 변동에도 필터의 출력에 영향이 없기 때문에 심전도 신호처리에 매우 적합하다는 것을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] 안창범, 우용재, 윤영로, 이경중, *생체신호처리 연구의 현황과 전망*, J. Biomed. Eng. Res. Vol. 20, No. 2, 119-138, 1999
- [2] Chin-Teng Lin, Chia-Feng Juang, *An adaptive Neural Fuzzy Filter and Its Applications*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 27, No. 4, August 1997
- [3] Yu-Min Cheng, Bor-Sen Chen, *Nonuniform Filter Bank Design with Noises*, IEEE Transactions on signal Processing, Vol. 46, No. 9, September 1998
- [4] Metin Akay, "Biomedical Signal Processing", Academic Press. 1994
- [5] Chin-Teng Lin, C. S. George Lee, "Neural Fuzzy Systems", Prentice-Hall, Inc. 1996