

QRS 파의 증대를 위한 신경망 ALE 설계

원 상 철, 박 종 철, 최 한 고
금오공과대학교, 전자공학부

Design of neural network based ALE for QRS enhancement

Sang Cheol Won, Jong Cheol Park, Han Go Choi
School of Electronic Engineering, Kumoh Nat. Univ. of Tech.
haunter@knut.kumoh.ac.kr

Abstract

This paper describes the application of a neural network based adaptive line enhancer (ALE) for enhancement of the weak QRS complex corrupted with background noise. Modified fully-connected recurrent neural network is used as a nonlinear adaptive filter in the ALE. The connecting weights between network nodes as well as the parameters of the node activation function are updated at each iteration using the gradient descent algorithm. The real ECG signal buried with moderate and severe background noise is applied to the ALE. Simulation results show that the neural network based ALE performs well the enhancement of the QRS complex from noisy ECG signals.

I. 서 론

잡음이 포함된 정현파 신호의 신호 대 잡음비를 크게 하거나 단순히 line enhancement 등은 신호처리 분야에 있어서 자주 접하는 문제이다 [1]. 이를 해결하기 위해 여러 가지 적응 필터링 방법이 사용되고 있으며, 적응필터 계수는 least mean square (LMS) 나 recursive least square (RLS) 알고리즘을 사용하여 갱신한다. 그러나

LMS와 RLS 알고리즘은 입력신호에 근거하고 있으므로 높은 colored 가우시안 잡음에 섞여 있는 정현파 신호들을 처리하기에는 효율적이지 못하다.

최근의 신경망은 복잡한 비선형 신호처리에 적용되어 사용되고 있다. 신경망은 신호의 비선형성을 처리할 수 있는 분산된 뉴런으로 구성되어 있고 주변의 상황에 적응할 수 있는 학습능력을 갖고 있으므로 신경망에 근거한 필터링 방법은 비선형적이고 시변(time-varying) 신호처리에 유용하다[2].

본 논문에서는 배경잡음이 섞여 있는 심전도 신호에서 미약한 QRS complex를 증대시키기 위해 신경망 적응필터 ALE의 설계를 다루고 있다. ALE는 입력의 광대역 잡음성분을 억제하고 협대역 신호성분을 통과시키는 적응잡음제거기(ANC)의 특수한 형태이다. 본 논문에서는 ALE의 비선형 적응필터로 수정된 리커런트 신경망(MRNN)을 제안하고 있다. 이 구조는 Elman과 Jordan의 리커런트 신경망 구조의 합성된 형태이며, 기울기 급강하(gradient descent) 알고리즘을 사용하여 층간의 연결강도 뿐만 아니라 각 뉴런 활성화함수의 이득, 기울기, 그리고 지연 등도 매 학습마다 갱신하도록 하였다.

본 논문에서 제안된 리커런트 신경망을 비선형 필터로 사용한 ALE를 이용하여 실제 심전도 신호에 적용되었는데, 실험결과에 의하면 심전도

신호에 포함된 배경잡음을 제거함으로써 미약한 크기의 QRS complex를 증대시킬 수 있음을 확인하였다. 그리고 기존의 LMS 알고리즘을 이용한 선형 적응필터의 ALE 보다 더 우수한 성능을 보여주었다.

II. 신경망 ALE

그림 1은 ALE 구조를 보여주고 있다. ALE는 주입력과 기준입력이 동시에 사용되는 ANC(adaptive noise canceler)와 달리 주입력만 사용하고 있는데, 적응필터의 기준입력 $x(t-M)$ 은 주입력 $x(t)$ 에 있는 잡음 $n(t)$ 를 지연시켜 사용하고 있다. 이러한 지연은 기준 신호와 주입력의 잡음과의 상관관계를 제거하기 위한 역할을 함으로써 잡음이 섞여있는 신호 $x(t)$ 에서 잡음 신호 $n(t)$ 를 제거함으로써 원하는 신호 $s(t)$ 를 증가시키는 것이다.

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

심전도 신호에서 $s(t)$ 는 QRS complex를 나타내며, 잡음 $n(t)$ 는 P와 T파, 계기잡음, 전원잡음, 그리고 근전도 잡음 등을 나타낸다. 이러한 시변 잡음 성분들은 서로 상관관계를 갖는 colored 잡음이다.

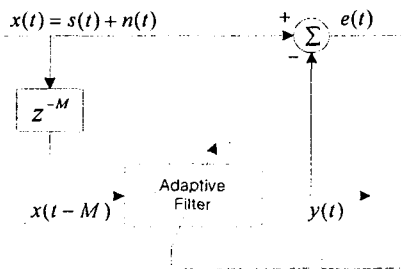


그림 1. Adaptive line enhancer

잡음신호 $n(t)$ 는 q 개의 이전 샘플 $\{n(t-i)\}$ 의 선형결합에 의해 예측될 수 있으며, 지연된 기준입력이 필터에 가해졌을 때 출력은 다음과 같다.

$$n(t) = \sum_{i=1}^q w(i)n(t-i) + \epsilon(t) \quad (2)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^q w(i)x(t-i) = \sum_{i=1}^q w(i)s(t-i) + \sum_{i=1}^q w(i)n(t-i) = \hat{s}(t) + n(t) - \epsilon(t) \quad (3)$$

여기서 $w(i)$ 는 필터계수를, $\epsilon(t)$ 는 모델이 정확하다면 백색잡음의 근사화 과정에서 발생하는 모델링 오차를 나타내며, $\hat{s}(t)$ 는 필터를 통과한 $s(t)$ 의 추정치이다. QRS complex는 비교적 높은 주파수 성분들로 구성되어 있으므로 적당한 필터 차수 q 를 선택함으로써 필터가 QRS complex를 예측할 수 없도록 할 수 있다. 즉, 필터차수를 충분히 작게 하여 $s(t)$ 의 높은 주파수 성분들이 필터계수 $w(i)$ 에 의해 모델링되지 않을 때 배경잡음 $n(t)$ 가 이전의 잡음 $n(t-i)$ 로부터 제대로 예측되지 못하므로 추정치 $\hat{s}(t)$ 는 $s(t)$ 와 같게 된다. 만약 배경잡음이 백색잡음으로만 구성되어 있고, $n(t) = \epsilon(t)$ 모델링이 정확히 이루어진다면 추정치 $\hat{s}(t)$ 는 $s(t)$ 와 동일하다.

선형 적응필터에서 일반적으로 많이 사용되고 있는 LMS 알고리즘은 배경잡음에 내재되어 있는 비선형적인 특성 때문에 잡음을 감소시키고 QRS를 증가시키기에는 필터성능의 한계가 있다. 따라서 배경잡음의 샘플사이에 존재하는 비선형인 관계를 더 정확하게 모델링 할 수 있는 방법을 선택하여야 한다. 심전도 신호의 비선형성에 대응하기 위해서 본 논문에서는 신경망에 근거한 비선형 적응필터를 사용하여 선형적용 필터에서의 필터링 성능을 향상시키고자 한다.

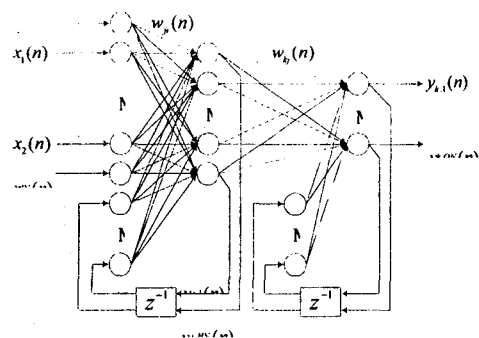


그림 2. 수정된 리커런트 신경망

그림 2는 ALE의 적응필터로 사용하고 있는 제안된 리커런트 신경망으로서 Elman과 Jordan

리커런트 신경망의 합성된 구조이다. Elman 구조는 히든층의 뉴런출력이 입력층으로 케환되며, Jordan 구조는 출력층의 뉴런 출력이 히든층으로 케환되는 구조로서, 이러한 케환구조는 신경망의 동특성을 향상시킨다.

신경망의 히든층과 출력층의 입력($z_i(n)$, $z_j(n)$)과 출력($y_j(n)$, $y_k(n)$)은 각각 다음과 같다.

$$z_i(n) = \{bias, x_1(n), \dots, x_{IN}(n), y_{i,1}(n-1), \dots, y_{i,HN}(n-1)\}$$

$$z_j(n) = \{y_{j,1}(n), \dots, y_{j,HN}(n), y_{k,1}(n-1), \dots, y_{k,ON}(n-1)\}$$

$$y_j(n) = f\{v_j(n)\} = f\left(\sum_{i=1}^{K_1} w_{ji}(n) z_i(n)\right), \quad K_1 = IN + HN + 1$$

$$y_k(n) = f\{v_k(n)\} = f\left(\sum_{j=1}^{K_2} w_{kj}(n) z_j(n)\right), \quad K_2 = HN + ON$$

여기서 $v_j(n)$ 과 $v_k(n)$ 은 히든층과 출력층 뉴런의 내부 상태를 나타낸다.

신경망의 모든 뉴런의 활성화함수는 시그모이드 함수를 사용하고 있으며, 뉴런 k 에서 출력은

$$y_k(n) = f(net_k) = \frac{g(n)}{1 + e^{-s(n)(net_k - v'(n))}} \quad (4)$$

로서 net_k 는 뉴런의 내부상태이며, $g(n)$, $s(n)$, $v'(n)$ 는 활성화함수의 이득, 기울기, 지연을 각각 나타내며 시변 변수로 고려되었다. 학습방법으로는 오차 역전파 알고리즘(error backpropagation)을 사용하여 층간의 연결강도는 식 (5)에 의해, 뉴런 활성화함수의 이득, 기울기, 그리고 지연은 식 (6)에 따라서 매 학습 때마다 갱신하였다.

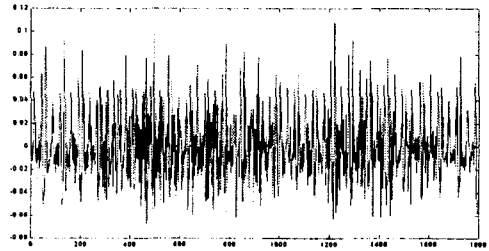
$$\Delta w(n) = -\eta_w \frac{\partial E(n)}{\partial w(n)} = \eta_w \delta(n) y(n) \quad (5)$$

$$\Delta p(n) = -\eta_p \frac{\partial E(n)}{\partial p(n)} = \eta_p e_k(n) \frac{\partial f(v(n))}{\partial p(n)} \quad (6)$$

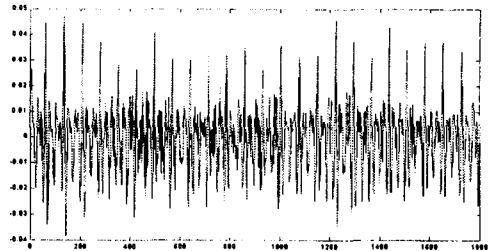
III. 실험결과

시험신호로 사용된 심전도 신호는 Harvard-MIT 대학의 HST에서 300[Hz]의 샘플링 주파수를 사용하여 측정된 심전도 신호를 사용하였다 [3]. 사용된 신경망 구조는 입력, 히든, 그리고 출력층의 뉴런수가 각각 5,9,1이며, 지연 $M=5$ 이다. 학습율과 모멘텀율은 0.7을, 이득과 기울기 율은 0.3을 사용하였으며, 2000번의 학습을 수행하였다. 지연변수는 심전도 신호의 잡음제거 성능에 영향을 주지 못하였으므로 본 연구에서는 사용하지

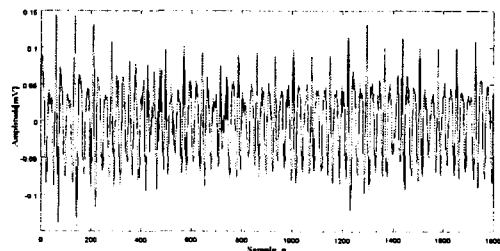
않았으며, 이러한 구조와 학습율과 모멘텀율은 실험에 의해 결정되었다. 필터링 성능의 상대적인 비교를 위해 같은 심전도 신호가 LMS 알고리즘을 사용하는 tapped-delay line 구조의 선형 적응필터에도 적용되었다. 선형필터 구조의 변수는 $M=5$ 탭수=10, 그리고 스텝크기=0.03을 사용하였으며 잡음제거 성능을 향상시키기 위해 같은 신호에 대해 200번 반복하였다.



(a) 강한 배경잡음이 포함된 심전도 신호



(b) MRNN 필터된 심전도 신호

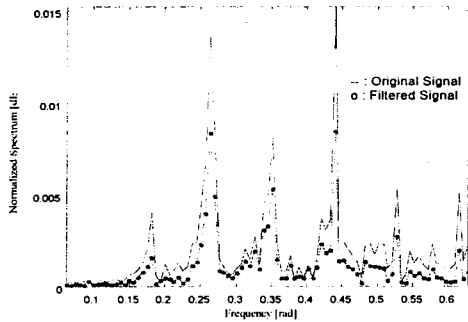


(c) LMS 필터된 심전도 신호

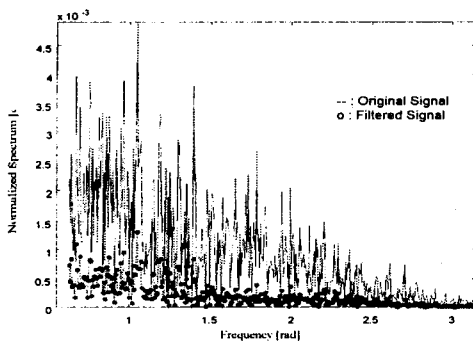
그림 3. 원 심전도와 필터된 심전도 신호

그림 3(a)는 강한 크기의 배경잡음이 섞여 있는 원 심전도 신호로서 배경잡음이 매우 강하여 QRS complex를 육안으로 확인할 수 없다. 그림 3(b)는 ALE의 비선형 적응필터를 통과한 출력으

로서 잡음이 감소되고 상대적으로 QRS complex의 크기가 증가되어 배경잡음으로부터 분명하게 구분되고 있음을 알 수 있다. QRS complex와 배경잡음의 주파수 성분이 중첩되므로 필터시 QRS complex가 어느 정도 영향을 받으나 신호대 잡음비가 분명히 증가되었다. 그림 3(c)는 선형구조에 LMS 알고리즘에 의해 필터링된 신호로서, 비선형 신경망 필터가 잡음제거 면에서 더 우수함을 알 수 있다. 이러한 결과는 신경망 ALE가 배경잡음을 만족할 만큼 제거함을 의미하는데 이를 주파수 스펙트럼을 조사함으로써 확인하였다.



(a) 주파수 범위, $0.02\pi - 0.2\pi [rad]$



(b) 주파수 범위, $0.2\pi - \pi [rad]$

그림 4. 원 심전도 신호와 MRNN 필터된 신호의 정규화된 주파수 스펙트럼 비교

그림 4는 잡음이 섞인 원 심전도 신호와 MRNN 적응필터 출력의 주파수 스펙트럼을 보여주고 있다. 잡음제거 성능을 자세하게 살펴보기 위하여 두 부분으로 구분하여 나타내고 있는데, 그림 4(a)와 4(b)는 $0.02\pi - 0.2\pi$, $0.2\pi - \pi$ 주

파수 사이에서 스펙트럼을 각각 비교하고 있다. 그림의 실선과 점선은 원 심전도 신호와 MRNN 필터된 신호의 정규화된 주파수 스펙트럼을 나타낸다. 그림에서 확인할 수 있듯이 높은 주파수 성분의 배경잡음이 크게 감소되었으며, QRS complex의 주 성분들은 크기가 다소 감소되었지만 여전히 유지하고 있음을 알 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 배경잡음이 섞여 있는 심전도 신호에서 미약한 크기의 QRS complex를 증대시키기 위해 신경망 적응필터를 사용하는 adaptive line enhancer(ALE) 적용을 다루고 있다. 비선형 적응필터로 수정된 리커런트 신경망(MRNN)을 사용하고 있으며 기울기 급강하 (gradient descent) 알고리즘을 사용하여 신경망 층간의 연결계수 뿐만 아니라 각 뉴런 활성화수로 사용하고 있는 시그모이드 함수의 이득, 기울기, 그리고 지연 등도 매 학습마다 갱신하도록 수정하여 사용하였다. MRNN 적응필터의 ALE는 잡음이 포함된 실제 심전도 신호에 적용하였는데, 실험결과에 의하면 제안된 ALE는 잡음이 섞인 ECG 신호부터 시변 배경잡음을 제거함으로써 QRS complex 신호를 증대시켰으며, 기존의 LMS 적응필터의 ALE 보다 성능이 우수함을 보여주었다. 따라서 본 논문에서 제안된 신경망을 이용하여 다른 분야의 비선형 신호처리에도 적용할 수 있으리라 기대된다.

참고문헌

- [1] M.Ghohgo, and N.Bershad, "Analytic behavior of the LMS adaptive line enhancer for sinusoids corrupted by multiplicative and additive noise," *IEEE on Signal Processing*, vol. 46, no. 9, pp. 2386-2393, Sept. 1998.
- [2] G.Panda and T.Chatterjee, "Broadband noise cancellation using a functional link ANN based nonlinear filter," *1977 ICNN*, vol. 4, pp. 2061-2066, Texas, U.S.A., Jun. 1997.
- [3] T.Heldt, and R.D. Kamm, "Computational models of the cardiovascular system and its response to microgravity," *Biennial Space Biomed. Wksp*, pp. 149-151, Jan. 1999.