

# 심전도 신호의 잡음 제거를 위한 적응 필터

이재준 · 송철규 · 이계석 · 이명호  
연세대학교 전기공학과

## Adaptive Filter for Noise Cancellation of ECG's

Jaejoon Lee · Chulgyu Song · Lee Jesuk · MyoungHo Lee  
Dept. of Electrical Engineering Yonsei University

### ABSTRACT

Adaptive filter for noise cancellation of ECG is proposed. An adaptive noise canceller using the least mean squares algorithm is used to reduce unwanted noise. The adaptive noise canceller minimizes the mean-square error between a primary input, which is the noisy ECG, and a reference input, which is either noise that is correlated in some way with the noise in the primary input or a signal that is correlated only with ECG in the primary input.

### 1. 서론

1960년대에 Bernard Widrow 등의 연구에 의해 적응 신호처리가 디지털 신호처리 분야에서 독립된 연구분야가 된 이래로 종래의 신호처리와는 달리 시변(time-varying)시스템에서 신호조건 변화에 따라 적응적으로 대처할 수 있는 장점 때문에 여러 분야에서 널리 응용되어 사용되고 있다. 적응 필터란 대역폭, 노치(notch)주파수 등의 필터 파라미터들이 시간에 따라 변화하는 선형 프로세서이다. 적응 필터의 계수들은 신호의 통계적 특성 변화에 의하여 시간에 따라 변하게 된다. 적응 필터링 기술은 심전도 처리 분야에도 이용이 되어 1982년에 Ferrara와 Widrow는 산모의 복부에 부착한 전극에서 얻은 심전도에서 적응 필터를 써서 태아 심전도만을 분리, 검출하였다.

본 논문에서는 Least mean squares(LMS) 알고리즘을 이용한 적응 필터를 설계하여 심전도 신호의 기저선 동요, 60Hz 전력선 간섭, 근잡음 등의 잡음을 제거하였다.

### 2. 적응 필터의 특성

적응 필터링 알고리즘은 다음 두가지 과정으로 실행된다.

- 1) 입력 데이터에 대한 응답으로 출력을 내보내는 필터링 과정
- 2) 필터링 과정에 사용되는 조정가능한 파라미터들을 적응 제어하는 적응과정

적응 프로세서는 폐루프(closed-loop)방식으로 동작한다. 입력신호  $s(n)$ 이 프로그래머블 필터(programmable filter)에서 필터링 되어 출력  $y(n)$ 이 나오고 이것이 희망 신호  $d(n)$ 과 비교되어 오차신호  $e(n)$ 을 발생시킨다. 이 오차를 최소화 하기 위해 적응 알고리즘을 이용하여 필터계수를 개선시킨다.

### 3. 적응 잡음 제거기 설계

#### 3.1 LMS 알고리즘

Least mean squares(LMS)알고리즘은 해당신호의 통계적 특

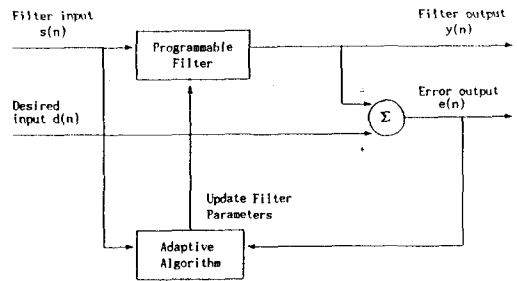


그림 2.1 적응 처리 과정의 블럭선도

성이 시간에 따라 변화할 때 필터의 가중치(weights)를 조절할 수 있는 알고리즘이다.

LMS 알고리즘에서 필터의 입출력 관계는 다음과 같다.

$$y_k = \sum_{n=0}^L w_n(k)x_{k-n} \quad (3.1)$$

필터계수의 시변 성질은  $w_n(k)$ 로 표현되며 적응필터가 FIR 구조로 실현될 때 오차실행 표면은 필터계수의 2차 함수로 나타난다. 계수가 하나일 때( $L=0$ )의 경우를 그림 3.1에 나타냈다.  $w_0(0)$ 는 초기조건을 나타내고  $w_0^*$ 은 최적 상태 즉, 최소평균 제곱오차(minimum mean-square-error : MMSE)를 나타낸다. 일반적인 경우 실행 표면은  $(L+2)$ 차원 공간의 포물선 함수가 된다. 적응 과정의 목적은 초기조건  $w_n(0)$ 에서 시작해서 MMSE 해  $w_n^*$ 로 접근하기 위해 필터계수를 조정하는 것이다. 비안정(nonstationary) 상황에서는 MMSE해가 신호조건에 따라서 변한다. 따라서 적응 과정은 MMSE 해로 쫓아가기 위해 계속해서 필터계수를 조정해야 한다.

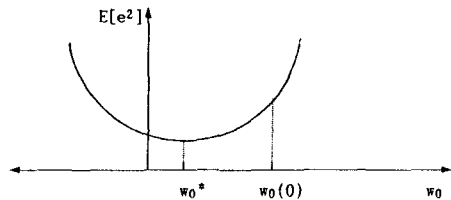


그림 3.1 단일계수 필터의 MSE 실행표면

필터 계수를 개선하기 위해 LMS알고리즘에서는 다음과 같은 최급강하법(steepest descent method)을 기초로 한다.

$$w_{k+1} = w_k - \mu \nabla_k \quad (3.2)$$

계수벡터 :  $\mathbf{w}_k = [w_0(k), \dots, w_L(k)]^T$   
 Gradient :  $\mathbf{v}_k = \frac{\partial E[e_k^2]}{\partial \mathbf{w}_k} = \left[ \frac{\partial E[e_k^2]}{\partial w_0(k)}, \dots, \frac{\partial E[e_k^2]}{\partial w_L(k)} \right]^T$   
 vector

$\mu$ 는 수렴비를 제어하는 파라미터이다. 일단 최소평균제곱오차(MMSE)에 도달하면 gradient는 0이 되어 계수는 최적값으로 남아 있게 된다. 식(3.2)의 알고리즘은 실행표면의 gradient  $\mathbf{v}_k$ 에 대한 정보가 부정확하므로 실제로 실행하기가 어렵다. LMS알고리즘에서는 순간 제곱오차를 기본으로 한 gradient 추정값을 사용한다.

$$\hat{\mathbf{v}}_k = \frac{\partial e_k^2}{\partial \mathbf{w}_k} = 2e_k \frac{\partial (d_k - y_k)}{\partial \mathbf{w}_k} \quad (3.3)$$

$d_k$  : 희망응답  
 $y_k$  : 필터 출력  
 $e_k = d_k - y_k$

희망응답  $d_k$ 는 필터계수와 상관없이 없고 출력  $y_k$ 는 입력  $x_k$ 와 필터계수  $\mathbf{w}_k$ 로 나타내어지므로 식(3.3)은 다음과 같이 된다.

$$\hat{\mathbf{v}}_k = -2e_k \mathbf{x}_k \quad (3.4)$$

$\mathbf{x}_k$  : 입력신호벡터  
 $\mathbf{x}_k = [x_k \ x_{k-1} \ \dots \ x_{k-L}]^T$

식(3.2), (3.4)에서 다음과 같이 LMS 알고리즘을 쓸 수 있다.

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + 2\mu e_k \mathbf{x}_k \quad (3.5)$$

$\mu$ 는 수렴 파라미터,  $e_k$ 는 오차신호,  $\mathbf{x}_k$ 는 입력신호벡터이다.

LMS 알고리즘의 성능을 알아보기 위하여 적응 라인 인핸스먼트(line enhancement)를 실행한다. 그림 3.2에서 희망 응답은 잡음이 섞인 정현신호이다.  $d_k$ 의 노이즈 성분과  $x_k$ 가 상관되지 않도록 희망 응답을 1만큼 지연시킨 신호를 필터 입력으로 넣는다. 적응 과정 동안 출력  $y_k$ 는 원래 입력  $d_k$ 의 개선된 형태가 된다.  $d_k$ 와  $x_k$ 는 다음과 같다.

$$d_k = \sqrt{2} \sin(3\pi k/40) + \sqrt{1/2}(\gamma_k - 0.5) \quad (3.6)$$

$$x_k = d_{k-1}$$

$$\sum_1 A \sin \omega_0 k + n_k$$

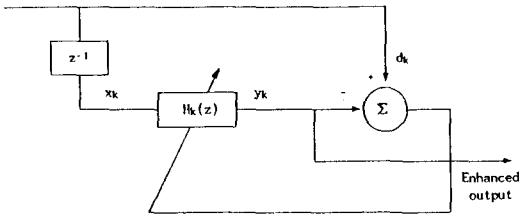
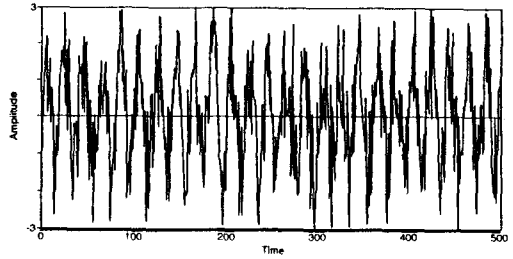


그림 3.2 적응 라인 인핸스먼트를 위한 적응 필터의 구조

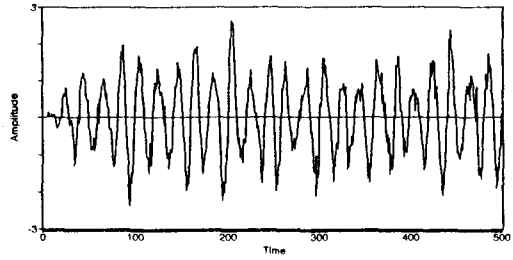
$r_k$ 는 난수발생함수에서 나오는 난수이다. 식(3.5)에서 수렴 파라미터  $\mu$ 를 0.1로 했을 때  $d_k$ 와  $x_k$ 의 파형을 그림 3.3에 나타냈다.  $\mu$ 를 바꾸었을 때  $y_k$ 의 변화를 보기 위해  $\mu$ 를 0.01로 하여 라인 인핸스먼트를 하였을 때  $y_k$ 의 파형을 그림 3.4에 나타냈다. 그림 3.5의 주파수 응답에서 필터 이득은  $d_k$ 에 있는 정현 신호의 주파수인 0.05Hz 근처에서 최대가 된다.

### 3.2 적응 잡음 제거기의 구성

그림 3.6(a)에서 주(primary) 입력은 잡음  $n_1$ 이 섞인 심전도 신호  $s_1$ 이고 기준(reference) 입력은  $n_1$ 과 상관 관계를 갖고 있는 잡음  $n_2$ 이다. 필터 출력이  $y$ 이고 필터 오차가  $e = (s_1 + n_1) - y$ 라면



(a)  $d_k$



(b)  $y_k$

그림 3.3 LMS 알고리즘을 이용한 적응 라인 인핸스먼트 ( $L=20, \mu=0.1$ )

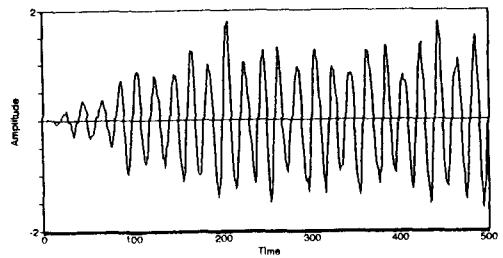


그림 3.4  $\mu=0.01$ 일 때의  $y_k$  파형

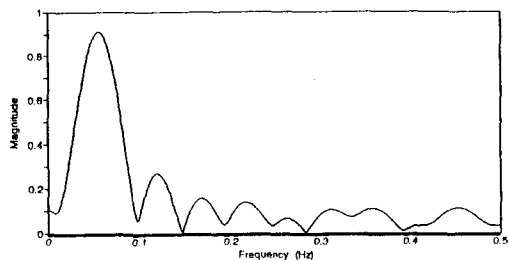


그림 3.5 적응 필터의 주파수 응답

$$e^2 = (s_1 + n_1)^2 - 2y(s_1 + n_1) + y^2 = (n_1 - y)^2 + s_1^2 + 2s_1n_1 - 2ys_1 \quad (3.7)$$

이 되고 신호와 잡음은 상관관계가 없으므로 평균제곱오차는 다음과 같다.

$$E[e^2] = E[(n_1 - y)^2] + E[s_1^2] \quad (3.8)$$

따라서 평균제곱오차를 최소화하면 필터오차출력  $e$ 는 신호  $s_1$ 에 가장 근사한 추정값으로 된다.

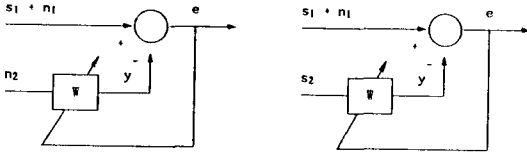
그림 3.6(b)는 심전도가 여러 전극에서 기록될 때를 나타낸

다. 주 입력  $s_1 + n_1$ 은 한 전극에서 받아들이는 신호이고 기준 입력  $s_2$ 는 잡음이 없는 다른 전극에서 얻는다. 여기서

$$e^2 = (s_1 + n_1)^2 - 2y(s_1 + n_1) + y^2 = (s_1 - y)^2 + n_1^2 + 2s_1n_1 - 2yn_1 \quad (3.9)$$

이 되고 평균제곱오차는 다음과 같이 된다.

$$E[e^2] = E[(s_1 - y)^2] + E[n_1^2] \quad (3.10)$$



(a) 기준입력이 잡음  $n_1$ 과 상관관계가 있는  $s_2$ 인 경우(A형)  
(b) 기준입력이 신호  $s_1$ 과 상관관계가 있는  $s_2$ 인 경우(B형)  
그림 3.6 적응 잡음 제거기의 구성

주 입력과 기준 입력 사이의 평균제곱오차를 최소화하면 필터 출력  $y$ 에서는 신호  $s_1$ 에 가장 접근한 추정값이 나온다.

### 3.2 심전도 신호의 잡음 제거

#### (1) 기저선 동요

심전도를 기록할 때 호흡때문에 저주파수 정현파 형태의 기저선 동요가 일어난다. 기준입력으로 0.4Hz 이하의 저주파 정현파를 넣는다. 이 필터는 대역폭이 다음과 같은 노치를 만든다.

$$\left(\frac{\Delta f}{\pi}\right) * f_s \quad f_s : \text{샘플비}$$

#### (2) 60Hz 전력선 간섭

심전계와 연결되어 있는 전력선에서 나오는 60Hz와 이에 따른 고조파가 심전도와 같이 기록된다. 전력선 간섭을 없애기 위해 60Hz 정현신호를 적응 필터의 기준입력으로 사용한다.

#### (3) 근잡음

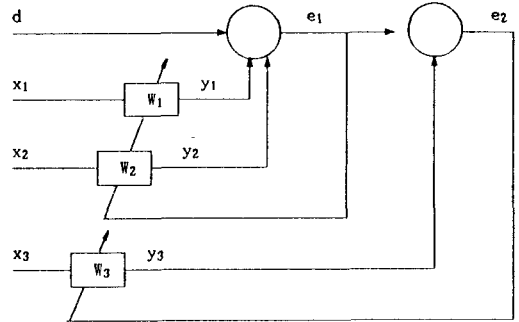
심전도를 기록하기 위해서 피부에 전극을 붙이는데, 전극이 붙어 있는 부위의 근수축 때문에 Gaussian 노이즈와 같은 근잡음이 생긴다. 근잡음은 25Hz에서 수 KHz에 이르는 넓은 대역폭을 갖고 있다.

표 3.1 필터설계 요약

잡음 형태	필터 형태	주입력	기준입력	결과가 나오는 곳
기저선 동요	A형	심전도 + 잡음	저주파수 정현파	e
60Hz 전력선 간섭	A형	심전도 + 잡음	60Hz 정현파	e
근잡음	B형	심전도 + 잡음	심전도	y

### 3.3 2 단계 다채널 필터

심전도에서 모든 형태의 노이즈는 동시에 예측할 수 없게 나타난다. 그림 3.2는 조합 필터 구조를 나타낸다. 주입력은 운동중인 사람의 심전도이며 기저선 동요, 60Hz 전력선 간섭, 근잡음을 포함하고 있다. 첫번째 단계는 기저선 동요  $y_1$ , 60Hz 잡음을 없앤다. 두번째 단계에서는 근잡음을 제거한다.



$W_1$  : 기저선 동요 제거 필터  
 $W_2$  : 60Hz 제거 필터  
 $W_3$  : 근전도 제거 필터

그림 3.7 2단계 다입력 적응 필터

## 4. 실험 및 결과 고찰

### 4.1 실험

트레드밀 위에서 운동중인 정상인 남자의 심전도를 Tape Recorder(TEAC사, 4 ch)를 써서 30초동안 기록한 후 DT2801을 이용해 500Hz로 A/D변환하여 실험 데이터를 만들었다. 이 심전도 데이터를 그림 3.2의 d에 desired input으로 넣는다.  $W_1$ 과  $W_2$ 를 거치면서 기저선 동요와 60Hz 전력선 간섭이 없어지며  $W_3$ 을 통해 근잡음이 없어진다.

실험 데이터를 얻는 과정의 전체적인 구성도를 그림 4.1에 나타냈다.

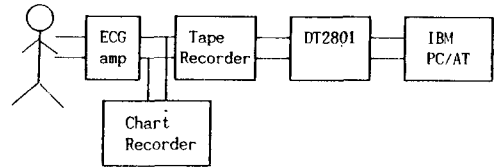


그림 4.1 심전도 데이터 수집과정의 블럭선도

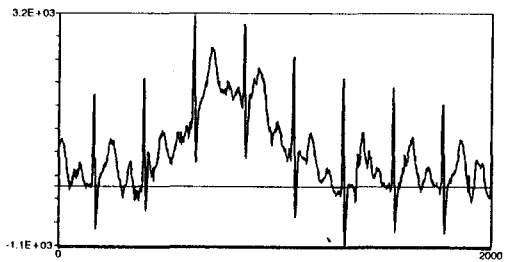
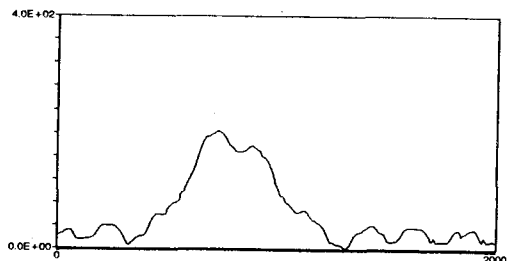
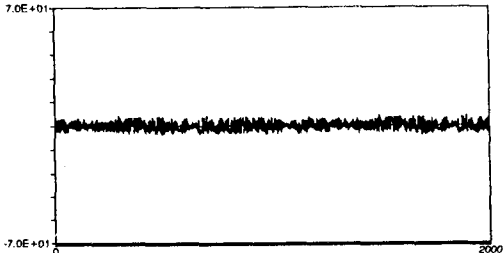


그림 4.2 입력 심전도 파형

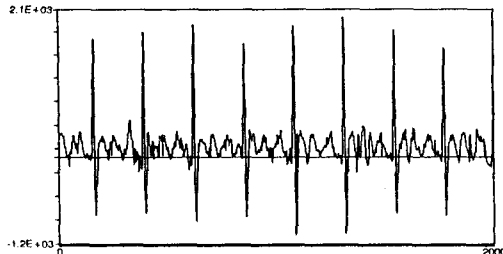
잡음이 섞인 심전도가 적응 필터를 통과하면서 잡음과 신호 성분이 분리되어 그림 4.2와 같은 출력으로 나타난다.



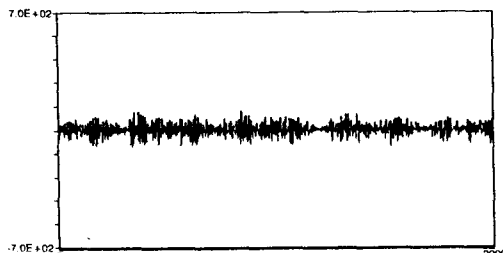
(a)  $y_1$  : 기저선 동요



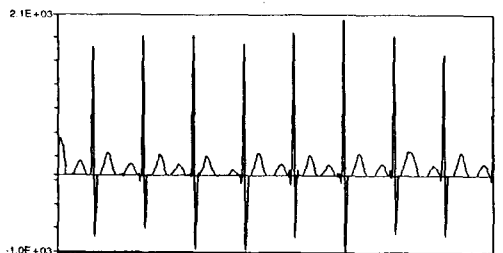
(b) y2 : 60 Hz 전력선 간섭



(c) e1 : 기저선 동요와 60Hz 간섭이 제거된 후의 심전도



(d) e2 : 근전도



(e) y3 : 필터링된 심전도

그림 4.3 심전도의 잡음제거

#### 4.2 결과 고찰

그림 4.2에서 입력 심전도는 잡음을 포함하고 있다. 기저선 동요는 피검자가 호흡할 때마다 주기적으로 나타난다. 기저선 동요가 있으면 심전도 해석을 위한 피크 인식 과정에서 정확한 인식이 이루어지지 않으므로 이를 교정해 주어야 한다. 그림 4.3(c)에서 보는 바와 같이 필터  $W_1$ 을 거친 후 기저선 동요가 없어져 ST 세그먼트가 0에 가까워졌다. 그림 3.7의 2단계 다입력 필터의  $W_2$ 는 60Hz 전력선 간섭을 제거하기 위해서 60Hz 정현신호를 기준입력으로 사용하였다.  $W_3$ 는 근잡음을 제거하기 위한 그림 3.6(b)형태의 필터로 신호 성분을 기준입력으로 넣는다. 운동중 심전도와 상관관계를 갖는 신호를 넣기 위해 ECG 시뮬레이터의 심전도 신호를 넣었다. 그림 3.6(a)형태의 필터와는 달리 원하는 결과는 오차출력이 아닌 필터출력으로 나타난다.

잡음 제거에서 가장 중요한 것은 신호성분에는 손상을 주지 않고 잡음만을 분리 추출하는 것이다. 그림 4.3(e)에서 볼 수 있는 것처럼 필터링된 심전도는 QRS군에는 손상이 없어 리드 해석에 적합하다. LMS알고리즘의 성능평가할 때 설정한 수렴 파라미터 0.01을 심전도의 적응 잡음 제거에 적용하였다.

신호처리에 적응 필터링을 도입한 것은 종래의 고정 시스템 (fixed system)으로는 신호의 통계적 특성 변화에 대처할 수 없기 때문이다. 잡음신호의 특성이 항상 변하고 있으므로 고정 시스템을 이용해서 잡음을 제거하면 필터링 과정에서 원래의 신호성분에 손상을 줄 수 가 있다. 적응 필터링을 이용하면 신호의 특성변화를 추정할 수 있어서 효율적인 필터링이 가능하며 고정 시스템의 단점을 보완할 수 있다. LMS 알고리즘보다 수렴 속도가 빠른 알고리즘을 사용한다면 신호특성 변화가 클 때에도 이에 대한 추적이 가능해 적응 필터의 성능을 향상시킬 수 있을 것이다.

#### 5. 결론

심전도 신호의 잡음을 없애기 위한 방법으로 적응 필터링 기술을 이용하여 실제로 트레이드밀 위에서 운동중인 사람의 심전도를 받아서 LMS 알고리즘을 통하여 기저선 동요, 60Hz 전력선 간섭, 근잡음을 단계적으로 제거하였다. 심전도에는 다양한 잡음원(noise source)에서 여러 잡음이 섞이게 되는데 이러한 잡음을 각각 다른 기준 입력을 이용해서 없앴다.

심전도는 심장이 박동할 때마다 P-QRS-T complex가 한 번씩 나타나므로 형태(morphology)가 불안하다거나, 시간 간격이 일정하지 않고 변화가 있을 때는 부정맥이 있다는 것을 의미한다. 적응 필터를 이용하면 정상 심전도와 다른 형태를 갖는 부정맥을 검출할 수 있어서 심전도 해석에 도움을 줄 수 있다.

#### 6. 참고 문헌

- [1] R. G. Mark and K. L. Ripley, "Ambulatory ECG monitoring: Real-time analysis versus tape scanning systems," *MD Computing*, Vol.2, No.1, pp.38-50, 1985.
- [2] D. B. Geselowitz, "On the theory of the Electrocardiogram," *Proc. IEEE*, Vol.77, No.6, pp.857-876, Jun. 1989.
- [3] O. Pahlm and L. Sörnmo, "Data processing of exercise ECG's," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.BME-34, No.2, pp.158-165, Feb. 1987.
- [4] J. A. Van Alsté and T. S. Schilder, "Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.BME-32, No.12, pp.1052-1062, Dec. 1985.
- [5] C. H. Chu and E. J. Delp, "Impulsive noise suppression and background normalization of electrocardiogram signals using morphological operators," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.36, pp.262-273, Feb. 1989.
- [6] S. D. Stearns and R. A. David, *Signal Processing Algorithms*, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1988.
- [7] E. R. Ferrara and B. Widrow, "Fetal Electrocardiogram Enhancement by time-sequenced adaptive filtering," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. BME-29, pp.458-460, Jun. 1982.
- [8] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed., Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1985.
- [9] C. F. N. Cowan and P. M. Grant, *Adaptive Filters*, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1985.