

심전도 신호의 잡음 제거를 위한 적응 필터 설계

이재준 · 송철규 · 이제석 · 이명호

= Abstract =

Design of an Adaptive Filter for Noise Cancellation of ECG's

Jae Joon Lee, Chul Gyu Song, Je Suk Lee, and Myoung Ho Lee

An 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. An adaptive filter for noise cancellation minimizes the mean-square error between a primary input and a reference input. A primary input is the noisy ECG, and a reference input is a 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. 서 론

심전도는 파형의 크기가 수 mV 정도로 아주 작은 생체신호로서, 계측할 때 발생되는 잡음으로 인하여 해석하는 데 어려움을 준다. 따라서 컴퓨터를 이용해서 심전도 신호를 처리할 때 잡음을 제거하는 것은 전처리 과정으로 아주 중요하다. 1983년에 Alstrom과 Tompkins는 60Hz 잡음을 제거하는 필터, 심전도 신호의 dc 오프셋을 제거하는 필터, QRS 검출을 위한 대역 통과 필터 등을 각각 서브루틴으로 만들어 이를 연결해서 실시간으로 심전도 신호를 처리할 수 있는 디지털 필터에 관한 연구를 발표하였다. 1985년에는 비순환 FIR 필터에 의한 전력선 간섭과 기저선 동요 제거에 관한 연구가 발표되었다.

1960년대에 Bernard Widrow 등의 연구에 의해 적응 신호처리가 디지털 신호처리 분야에서 독립

된 연구분야가 된 이래로 종래의 신호처리와는 달리 시변(time-varying) 시스템에서 신호 조건의 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 입력 데이터에 대한 응답으로 출력을 내보내는 필터링 과정과 필터링 과

(접수 : 1992년 5월 27일)

연세대학교 공과대학 전기공학과

*Dept. of Electrical Engineering, Yonsei University

정에 사용되는 조정 가능한 파라미터들을 적응 제어하는 적응 과정으로 구성된다. 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 최소로 하기 위해 적응 알고리즘을 이용하여 필터 계수를 개선시킨다.

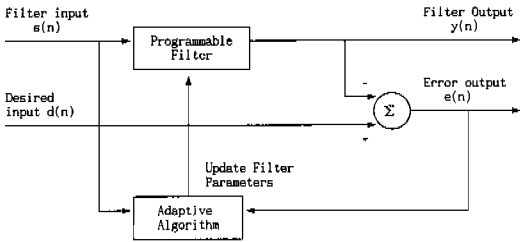


그림 2·1 적응 처리 과정의 블록선도
Fig. 2·1 Block diagram of adaptive processing

3. 잡음 제거용 적응 필터 설계

3·1 LMS 알고리즘

Least mean squares(LMS)알고리즘은 해당신호의 통계적 특성이 시간에 따라 변화할때 필터의 가중치(weights)를 조절할 수 있는 알고리즘이다. LMS 알고리즘에서 필터의 입출력 관계는 다음과 같다.

$$y_k = \sum_{n=0}^L W_n(k)X_{k-n} \quad (3 \cdot 1)$$

필터계수의 시변 성질은 $W_n(k)$ 로 표현되며 적응

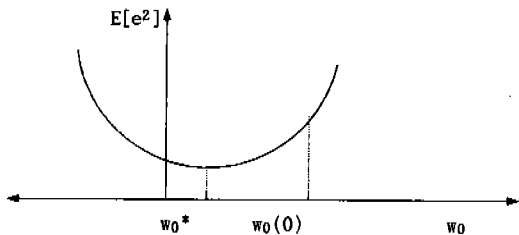


그림 3·1 단일계수 필터의 MSE실행표면
Fig. 3·1 MSE performances surface for one-coefficient filter

필터가 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, 최소평균제곱오차(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. 비정상(nonstationary) 상황에서는 MMSE 해가 신호조건에 따라서 변한다. 따라서 적응 과정은 MMSE 해로 쫓아가기 위해 계속해서 필터계수를 조정해야 한다. 필터 계수를 개선하기 위해 LMS 알고리즘에서는 다음과 같은 최급강하법(steepest descent method)를 기초로 한다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu \nabla_k \quad (3 \cdot 2)$$

$$\text{계수벡터 : } W_k = [w_0(k) \cdots w_L(k)]^T$$

$$\text{Gradient : } \nabla_k = \frac{\partial E[ek^2]}{\partial W_k} = \left[\frac{\partial E[ek^2]}{\partial w_0(k)} \cdots \frac{\partial E[ek^2]}{\partial w_L(k)} \right]^T$$

μ 는 수렴비를 제어하는 파라미터이다. 일단 최소 평균제곱오차(MMSE)에 도달하면 gradient는 0이 되어 계수는 최적값으로 남아 있게 된다. 식(3·2)의 알고리즘은 실행 표면의 gradient ∇_k 에 대한 정보가 부정확하므로 실제로 실행하기가 어렵다. LMS알고리즘에서는 순간 제곱오차를 기본으로 한 gradient 추정값을 사용한다.

$$\nabla_k = \frac{\partial ek^2}{\partial W_k} = 2e_k \frac{\partial (d_k - y_k)}{\partial W_k} \quad (3 \cdot 3)$$

d_k : 희망응답

y_k : 필터 출력

$e_k = d_k - y_k$

희망응답 d_k 는 필터계수와 상관없이 출력 y_k 는 입력 x_k 와 필터계수 W_k 로 나타내어지므로 식(3·3)은 다음과 같이 된다.

$$\nabla_k = -2e_k X_k \quad (3 \cdot 4)$$

$X_k = [x_k \ x_{k-1} \ \cdots \ x_{k-L}]^T$: 입력신호 벡터

식(3·2), (3·4)에서 다음과 같이 LMS 알고리즘을 쓸 수 있다.

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu e_k X_k \quad (3 \cdot 5)$$

μ 는 수렴 파라미터, e_k 는 오차신호, X_k 는 입력신호 벡터이다.

LMS 알고리즘의 성능을 알아보기 위하여 적응

라인 인핸스먼트(line enhancement)를 실행한다. 그림 3·2에서 희망 응답은 잡음이 섞인 정현신호이다. d_k 의 잡음 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.

$$d_k = \sqrt{2}\sin(3\pi k/40) + \sqrt{12}(r_k - 0.5) \quad (3 \cdot 6)$$

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

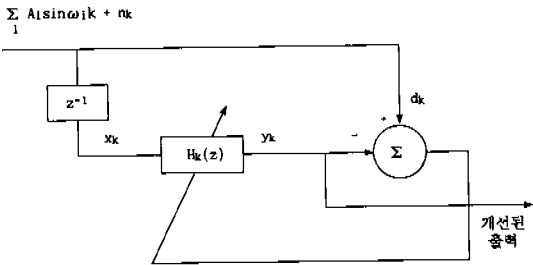


그림 3·2 적응 라인 인핸스먼트를 위한 적응 필터의 구조

Fig. 3·2 Structure of adaptive filter for line enhancement

r_k 는 난수발생함수에서 나오는 난수이다. 식(3·5)에서 수렴 파라미터 μ 를 0.1로 했을 때 d_k 와 x_k 의 파형을 그림 3·3에 나타냈다. μ 를 바꾸었을 때 y_k 의 변화를 보기 위해 μ 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 잡음 제거용 적응 필터의 구조

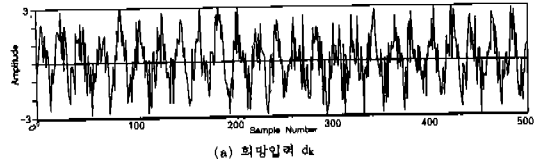
그림 3·6(a)에서 주(primary) 입력은 잡음 n_1 이 섞인 심전도 신호 s_1 이고 기준(reference) 입력은 n_1 과 상관 관계를 갖고 있는 잡음 n_2 이다. 필터 출력이 y 이고 필터 오차가 $e = (s_1 + n_1) - y$ 라면

$$e^2 = (s_1 + n_1)^2 - 2y(s_1 + n_1) + y^2$$

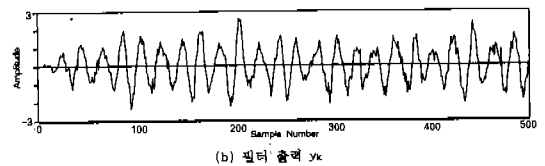
$$= (n_1 - y)^2 + s_1^2 + 2s_1n_1 - 2ys_1 \quad (3 \cdot 7)$$

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

그림 3·6(b)는 심전도가 여러 전극에서 기록될 때를 나타낸다. 주 입력 $s_1 + n_1$ 은 한 전극에서 받아



(a) 희망입력 d_k



(b) 필터 출력 y_k

그림 3·3 LMS 알고리즘을 이용한 적응 라인 인핸스먼트($L=20, \mu=0.1$)

Fig. 3·3 Adaptive line enhancement using LMS algorithm($L=20, \mu=0.1$)

Fig. 3.3 Adaptive line enhancement using LMS algorithm($L=20, \mu=0.1$)

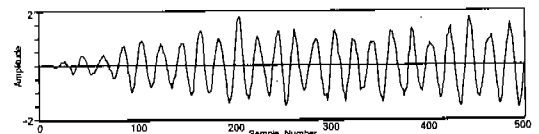


그림 3·4 $\mu=0.01$ 일 때의 필터 출력 y_k

Fig. 3·4 Filter output y_k at $\mu=0.1$

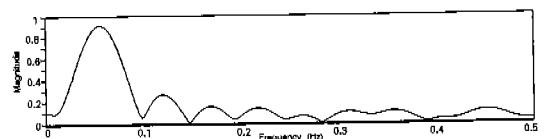


그림 3·5 적응 필터의 주파수 응답

Fig. 3·5 Magnitude response of adaptive filter

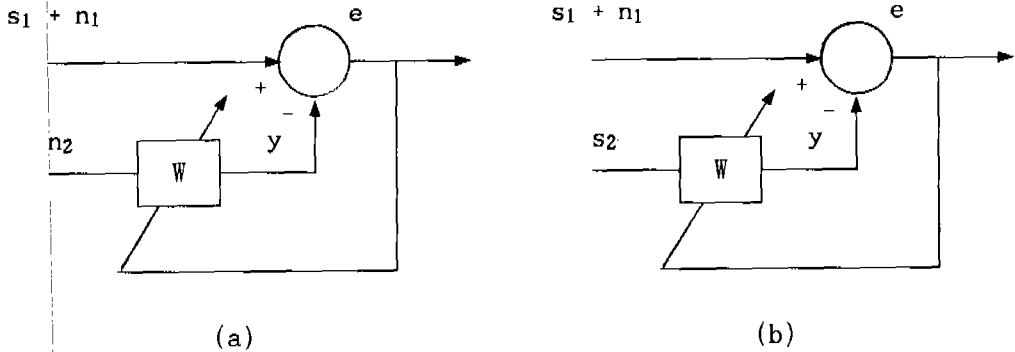


그림 3·6 잡음 제거용 적응 필터의 구조

(a) 기준 입력이 잡음 n_2 와 상관관계가 있는 n_1 인 경우

(b) 기준 입력이 신호 s_2 와 상관관계가 있는 s_1 인 경우

Fig. 3·6 Structure of an adaptive noise canceller

(a) the reference input is noise n_2 correlated with noise n_1

(b) the reference input is signal s_2 correlated with signal s_1

틀이는 신호이고 기준 입력 s_2 는 잡음이 없는 다른 전극에서 얻는다.

여기서는

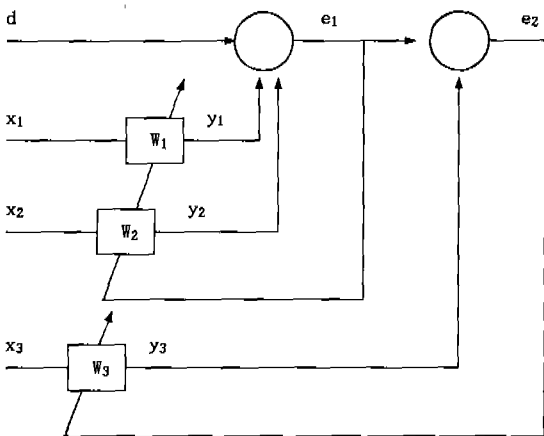
$$e^2 = (s_1 + n_1)^2 - 2y(s_1 + n_1) + y^2$$

$$= (s_1 - y)^2 + n_1^2 + 2s_1 n_1 - 2y n_1 \quad (3 \cdot 9)$$

이 되고 평균제곱오차는 다음과 같이 된다.

$$E[e^2] = E[(s_1 - y)^2] + E[n_1^2] \quad (3 \cdot 10)$$

주 입력과 기준 입력 사이의 평균제곱오차를 최소



W_1 : 기저선 동요 제거 필터

W_2 : 60Hz 제거 필터

W_3 : 근잡음 제거 필터

그림 3·7 2단계 다입력 적응 필터

Fig. 3·7 Two-stage multiinput adaptive filter

화하면 필터 출력 y 에서는 신호 s_1 에 가장 접근한 추정값이 나온다.

3·3 2단계 다입력 필터

심전도에서 모든 형태의 노이즈는 동시에 예측할 수 없게 나타난다. 그림 3·7은 2단계 다입력 필터 구조를 나타낸다. 주 입력은 운동중인 사람의 심전도이며 기저선 동요, 60Hz 전력선 간섭, 근잡음을 포함하고 있다. 첫번째 단계는 기저선 동요 y_1 , 60Hz 잡음을 없앤다. 두번째 단계에서는 근잡음을 제거한다.

4. 실험 및 결과 고찰

4·1 실험

트레드밀 위에서 운동중인 정상인 남자의 심전도를 Tape Recorder(TEAC사, 4ch)를 써서 30초동안 기록한 후 DT2801을 이용해 500Hz로 A/D 변환하여 실험 데이터를 만들었다. 이 심전도 데이터를 그림 3·7의 d에 desired input으로 넣는다. W_1 과 W_2 를 거치면서 기저선 동요와 60Hz 전력선 간섭이 없어지며 W_3 을 통해 근잡음이 없어진다. 실험 장치의 블록선도를 그림 4·2에 나타냈다.

-이재준 외 : 심전도 신호의 잡음 제거를 위한 적응 필터 설계-

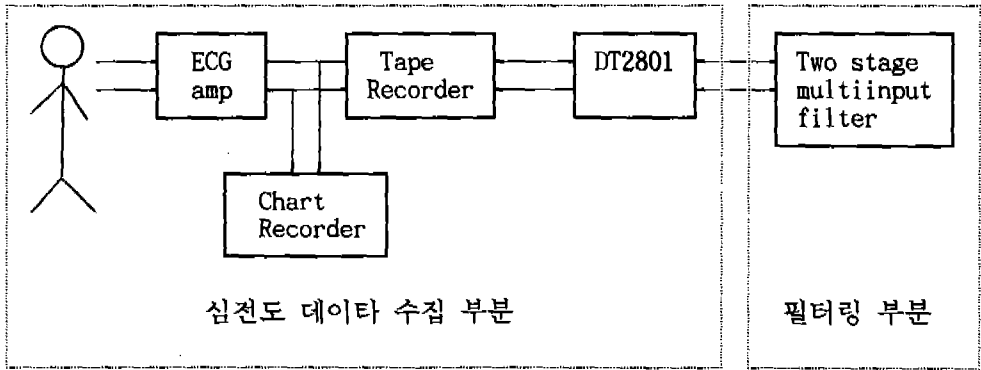


그림 4·1 실험 장치의 블럭선도

Fig. 4·1 Block diagram of the experimental system

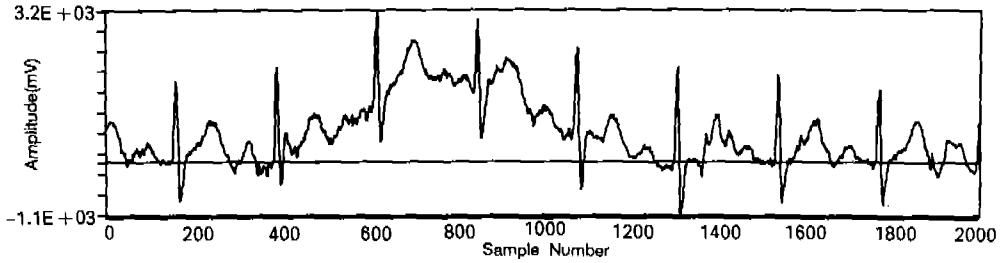
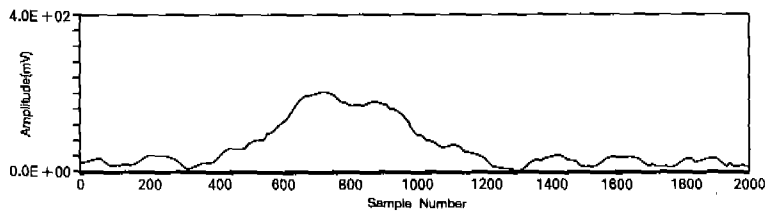
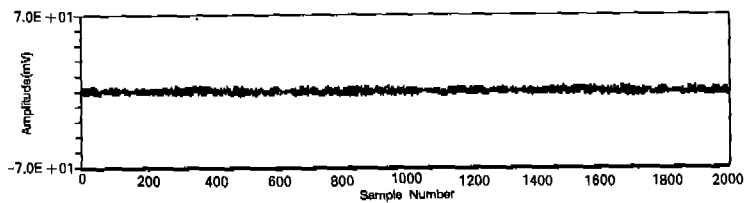


그림 4·2 입력 심전도 파형

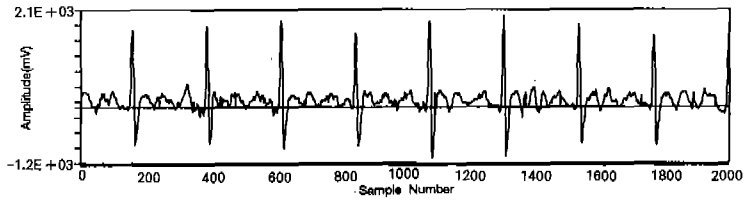
Fig. 4·2 Input ECG waveform



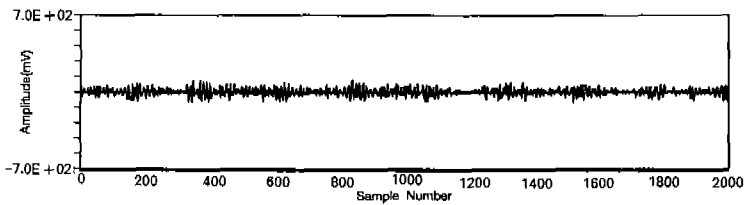
(a) 입력 심전도에서 분리해낸 기저선 동요



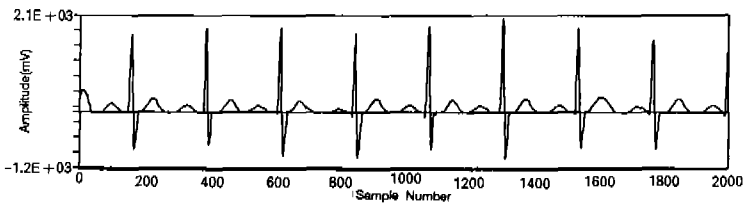
(b) 입력 심전도에서 분리해낸 60Hz 전력선 간섭



(c) 기저선 동요와 60Hz 간섭이 제거된 후의 심전도



(d) 입력 심전도에서 분리해낸 근전도



(e) 필터링된 심전도

그림 4·3 심전도 신호의 잡음 제거(계속)

Fig. 4·3 Noise Cancellation of ECG(Continued)

5. 결 론

심전도 신호의 잡음을 없애기 위한 방법으로 적응 필터링 기술을 이용하여 실제로 트레드밀 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 com-

plex가 한번씩 나타나므로 형태(morphology)가 불안하다거나, 시간간격이 일정하지 않고 변화가 있을 때는 부정맥이 있다는 것을 의미한다. 적응 필터를 이용하면 정상 심전도와 다른 형태를 갖는 부정맥을 검출할 수가 있어서 심전도 해석에 도움을 줄 수 있다.

참 고 문 헌

- 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. 1987.
 - 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 Alste 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. 1052-1562, 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, 1985.
 - 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.