

Filtered-x 최소평균사승 능동 소음 제어기 수렴 분석

이 강 승*

* 동의대학교 컴퓨터공학과

Convergence Analysis of a Filtered-x Least Mean Fourth Active Noise Controller

Kang Seung Lee

Dept. of Computer Eng. Donggeui University

E-mail : kslee@hyomin.donggeui.ac.kr

Abstract

In this paper, we propose a new filtered-x least mean fourth (LMF) algorithm where the error raised to the power of four is minimized and analyze its convergence behavior in a multiple sinusoidal acoustic noise and Gaussian measurement noise. Application of the filtered-x LMF adaptive filter to active noise cancellation (ANC) requires estimating of the transfer characteristic of the acoustic path between the output and error signal of the adaptive canceller. The results of the convergence analysis of the filtered-x LMF algorithm indicates that the effects of the parameter estimation inaccuracy on the convergence behavior of the algorithm are characterized by two distinct components: Phase estimation error and estimated again. In particular, the convergence is shown to be strongly affected by the accuracy of the phase response estimate. Also, we newly show that convergence behavior can differ depending on the relative sizes of the Gaussian measurement noise and convergence constant.

1. 서론

전형적인 적용 능동 제어 시스템은 그림 1과 같다. 스피커에서 발생하는 제 2차 인공 소음이 입력 마이크로폰으로 음향 제한되는 현상을 배제하기 위하여 입력 마이크로폰 대신 타코미터(tachometer), 액셀러로미터(accelerometer)와 같은 비음향 소자를 사용할 수도 있다. 또한 제어 대상 소음이 주기성을 가질 경우는 이 신호의 기본 주파수를 이용하여 입력신호를 발생시킬 수도 있다^[1]. 적용 필터 출력은 에러 마이크로폰의 입력점에서 원래의 소음과 스피커로 출력되는 인공 소음을 합하여 소음을 제어할 목적으로 스피커를 구동시킨다.

지금까지는 적응 알고리즘들 중에서도 구현의 간단성 때문에 최소평균사승 알고리즘^[2]이 널리 이용되어 왔다. 그러나 Walach 와 Widrow^[3]는 최소평균사승 알고리즘들을 적응 플랜트 모델링에 적용하여 계수 추정 오차 벡터의 평균 및 분산에 대하여 해석하였다.

본 논문에서는 최소평균사승 알고리즘을 능동 소음 제어 문제에 적용하였다. 그러나 최소평균사승 알고리즘을 그림 1의 능동 소음 제어기에 직접 적용하는 것은 적절하지 못하다. 왜냐하면 필터 출력과 오차 신호의 합점(summation point) 사이의 스피커-공기-마이크로폰으로 구성된 2차 음향 경로(secondary acoustic path)는 주파수적으로 민감하여 에러신호의 크기 및 위상을 왜곡시킨다. 결과적으로 에러 경로에서 신호 크기 및 위상 왜곡은 일반적으로 최소평균사승 알고리즘의 성능 저하를 야기시킨다. 그 결과 수렴 속도가 느려지고 있어 에러(residual error)는 증가되며 조건에 따라 알고리즘이 불안정하게 된다. 이러한 이유로 적응 제어기의 출력과 에러신호 사이의 전달 특성을 추정하여 최소평균사승 알고리즘에 반영한 filtered-x 최소평균사승 알고리즘을 제안하였다.

2차 음향 경로 추정의 정확도 여부가 filtered-x 최소평균사승 알고리즘의 수렴 특성에 어떠한 영향을 미치는가에 대한 이론 분석은 수렴의 안정 조건만 입력 신호가 단일 정현파인 경우에 분석하였다^[4]. 또한, 소음이 복수 정현파 신호로 구성될 때 수렴 특성을 시간 영역에서 이론적으로 분석하였다^{[5][6]}.

많은 실제 응용에서 제어 대상 소음은 회전체 기계류(rotating machines)에 의해서 발생되므로 기본 정현파 신호와 주파수가 정수배인 harmonics의 합으로 모델^[7]할 수 있다. 본 논문은 소음이 복수 정현파 신호로 구성되고 측정 잡음이 가우시안 일때 먼저 filtered-x 최소평균사승 알고리즘을 제안하고, 또한 이 알고리즘의 계수 추정 오차 평균 및 합분산에 대한 수렴 특성을 실제 시스템 구축과 부합되는 시간 영역에서 과도기 상태와 정상 상태로 분리하여 이론적으로 분석하였다. 수렴 분석은 알고리즘 성능에 있어서 파라미터 추정의 부정확으로 인한 효과 및 측정 잡음이 가우시안 확률 밀도 함수를 가질 경우 filtered-x 최소평균사승(FXLSMS)과 filtered-x 최소평균사승(FXLMF) 알고리즘 성능을 비교 평가에 초점을 맞추었다.

II. Filtered-x 최소평균사승 능동소음제어기

적용 능동 소음 제어 시스템에서 입력 센서인 마이크로폰 대신 타코미터, 액셀러로미터 등 비음향소자를 사용하면 스피커의 출력 신호가 입력 신호로 되돌아오지 않는 비제한 음향 시스템이고 스피커-공기-마이크로폰의 음향 경로를 선형이라고 가정할 수 있다. 그러므로 그림 1의 2차 음향 경로를 합점 이후로 재조정하여 배치하면 등가 시스템을 얻을 수 있다. 여기에서 원래의 희망신호에 방사 스피커, 공기, 그리고 에러 마이크로폰에 대하여 각각 역할을 취하면 새로운 희망신호는 유도된다.

소음이 M 개의 정현파로 구성되는 복합 신호일 때 입력 신호와 희망신호 사이의 경로를 그림 2의 상부와 같이 동상(I) 및 직교위상(Q) 계수로 표현할 수 있다. m 번째 정현파 잡음 신호에서 적응 제어기의 구조는 각각의 입력 신호 $x_{I,m}(n)$ 와 $x_{Q,m}(n)$ 에 대하여 두개의 적응 계수 $w_{I,m}(n)$, $w_{Q,m}(n)$ 을 갖는다.

따라서 제어기의 출력 $y(n)$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y(n) = \sum_{m=1}^M \{ w_{I,m}(n)x_{I,m}(n) + w_{Q,m}(n)x_{Q,m}(n) \} \quad (1)$$

여기에서

$$x_{I,m}(n) = A_m \cos(\omega_m n + \phi_m) \triangleq A_m \cos \psi_m(n),$$

$x_{Q,m}(n) = A_m \sin(\omega_m n + \phi_m) \triangleq A_m \sin \Psi_m(n)$,
 m 가지지수(branch index) = 1, 2, 3, ..., M,
 n : 이산(discrete) 시간 지수,
 A : 진폭,
 ω : 정규화 주파수,
 ϕ 랜덤 위상이다.

또한, 그림 2의 신호 표시를 참조하면 오차 신호 $e(n)$ 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 e(n) &= \sum_{m=1}^M [c_{I,m} \tilde{e}_{I,m}(n) + c_{Q,m} \tilde{e}_{Q,m}(n)] + \eta(n) \\
 &= \sum_{m=1}^M A_m [c_{I,m} \sin \Psi_m(n) + c_{Q,m} \sin \Psi_m(n)] (w_{I,m}(n) - w_{I,m}^*) \\
 &\quad - \sum_{m=1}^M A_m [c_{I,m} \sin \Psi_m(n) - c_{Q,m} \cos \Psi_m(n)] (w_{Q,m}(n) - w_{Q,m}^*) \\
 &\quad + \eta(n) \quad (2)
 \end{aligned}$$

여기에서

$$\tilde{e}_I(n) \triangleq \tilde{e}(n) = \sum_{m=1}^M \{d_m(n) - v_m(n)\},$$

$$\tilde{e}_Q(n) : \tilde{e}_I(n) \text{ 가 } 90^\circ \text{ 위상 전이된 신호,}$$

$\eta(n)$: 평균이 0인 가우시안 측정 잡음이다

$w_{I,m}(n)$ 과 $w_{Q,m}(n)$ 은 $x_{I,m}(n)$ 및 $x_{Q,m}(n)$ 에 비하여 상대적으로 천천히 시변한다고 가정하면 (1)로부터 90° 위상 전이된 필터 출력은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned}
 v_Q(n) &= \sum_{m=1}^M \{w_{I,m}(n)x_{Q,m}(n) - w_{Q,m}(n)x_{I,m}(n)\} \\
 &= \sum_{m=1}^M A_m \{w_{I,m}(n) \sin \Psi_m(n) - w_{Q,m}(n) \cos \Psi_m(n)\} \quad (3)
 \end{aligned}$$

(1), (2) 그리고 (3)으로 부터 gradient-descent 방법^[4]을 이용하여 $e^2(n)$ 을 최소화하는 계수 갱신 방정식을 filtered-x 최소평균사승 알고리즘이라고 명명한다.

$$\begin{aligned}
 w_{I,m}(n+1) &= w_{I,m}(n) + 2\mu_m e^1(n) \{c_{I,m} x_{I,m}(n) + c_{Q,m} x_{Q,m}(n)\}, \\
 w_{Q,m}(n+1) &= w_{Q,m}(n) + 2\mu_m e^1(n) \{c_{I,m} x_{Q,m}(n) - c_{Q,m} x_{I,m}(n)\} \quad (4)
 \end{aligned}$$

여기에서 μ_m 은 filtered-x 최소평균사승 알고리즘의 수렴 상수이다.

Filtered-x 최소평균사승 알고리즘을 구현하려면 $c_{I,m}$ 및 $c_{Q,m}$ 을 알아야 한다. 즉, $c_{I,m}$ 과 $c_{Q,m}$ 을 각각 추정값 $\hat{c}_{I,m}$ 및 $\hat{c}_{Q,m}$ 으로 대체된다. 다음에는 알고리즘의 수렴을 계수 추정 오차의 합분산에 대하여 분석 고찰한다.

III. 수렴 분석

그림 2의 신호 모델로부터 $E\{w_{I,m}(n)\}$ 과 $E\{w_{Q,m}(n)\}$ 은 수렴하는 조건을 만족하는 경우 정상 상태에 이르면 각각 $w_{I,m}^*$ 와 $w_{Q,m}^*$ 에 도달된다 따라서 수렴 방정식을 간단히 하기 위해 다음과 같이 계수 추정 오차 $v_{I,m}(n)$ 및 $v_{Q,m}(n)$ 정의한다.

$$v_{I,m}(n) \triangleq w_{I,m}(n) - w_{I,m}^* \text{ 그리고 } v_{Q,m}(n) \triangleq w_{Q,m}(n) - w_{Q,m}^* \quad (5)$$

한편, (2), (4), 그리고 그림 2 으로부터 다음을 얻는다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{e}_{I,m}(n) &= -v_{I,m}(n)x_{I,m}(n) - v_{Q,m}(n)x_{Q,m}(n), \\
 \tilde{e}_{Q,m}(n) &= -v_{I,m}(n)x_{Q,m}(n) - v_{Q,m}(n)x_{I,m}(n) \quad (6)
 \end{aligned}$$

또한, (5)를 (4)에 대입하면 계수 추정오차 $v_{I,m}(n)$, $v_{Q,m}(n)$ 는 다음과 같이 표현된다

$$\begin{aligned}
 v_{I,m}(n+1) &= v_{I,m}(n) + 2\mu_m e^1(n) \{\hat{c}_{I,m}(n)x_{Q,m}(n) + \hat{c}_{Q,m}(n)x_{I,m}(n)\}, \\
 v_{Q,m}(n+1) &= v_{Q,m}(n) + 2\mu_m e^1(n) \{\hat{c}_{I,m}(n)x_{Q,m}(n) - \hat{c}_{Q,m}(n)x_{I,m}(n)\} \quad (7)
 \end{aligned}$$

(2)와 (5)를 이용하여 평균 제곱 에러 (MSE : mean-square-error) $E\{e^2(n)\}$ 는 다음과 같이 표현되어, 평균 제곱 에러의 수렴 연구는 자승 계수 추정 오차의 합 (sum of squared weight errors) $\xi_m(n)$ 을 연구하는 것과 직결됨을 인지할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 E\{e^2(n)\} &= \sum_{m=1}^M e_m^2(n) + \sigma_\eta^2 \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M A_m^2 \xi_m(n) + \sigma_\eta^2 \quad (8)
 \end{aligned}$$

여기에서

$$\xi_m(n) \triangleq E\{v_{I,m}^2(n)\} + E\{v_{Q,m}^2(n)\}, \quad \sigma_\eta^2 \triangleq E\{\eta^2(n)\} \text{이다.}$$

(1)과 (2)를 (5)에 대입하여 제곱하여, 입력 신호 $x_m(n)$, 측정 잡음 $\eta(n)$, 그리고 계수 추정 오차 $v_{I,m}(n)$ 과 $v_{Q,m}(n)$ 사이의 관계가 서로 독립적이라고 가정한 후 양변에 통계적 평균을 취하면 두개의 방정식 $E\{v^2(n+1)\}$,

$E\{v_Q^2(n+1)\}$ 을 얻을 수 있다. 상기 두 방정식이 서로 대칭이므로 더한 후 $E\{v_{I,m}^2(n+1)\} \equiv E\{v_{Q,m}^2(n+1)\}$ 이라고 근사화 하자. 따라서 계수 추정 오차의 2차 모멘트 방정식을 간단하게 하기 위하여 아래 첨자 I, Q 를 제거한 후 정리하면 다음을 얻는다

$$\begin{aligned}
 E\{v^2(n+1)\} &= \frac{5}{4} \mu_m^2 A_m^2 \hat{c}_m^2 E\{v^2(n)\} + 3E\{v^2(n)\}E\{v^2(n)\} \\
 &\quad - \frac{3}{2} \mu_m A_m^2 \hat{c}_m^2 \hat{c}_m \cos \Delta \theta_{I,m} \{E\{v^2(n)\} + (E\{v^2(n)\})^2\} \\
 &\quad + \frac{45}{2} \mu_m^2 A_m^2 \hat{c}_m^2 \hat{c}_m^2 E\{v^2(n)\} \{E\{v^2(n)\} + (E\{v^2(n)\})^2\} \\
 &\quad + (1.6 \mu_m A_m^2 \hat{c}_m \hat{c}_m E\{v^2(n)\} \cos \Delta \theta_{I,m} \\
 &\quad + 30 \mu_m^2 A_m^2 \hat{c}_m^2 \hat{c}_m^2 E\{v^2(n)\}) E\{v^2(n)\} \\
 &\quad + 2 \mu_m^2 A_m^2 \hat{c}_m^2 E\{v^2(n)\} \quad (9)
 \end{aligned}$$

$\eta(n)$ 은 평균이 0인 가우시안이고, 적응계수 $w_{I,m}(n)$, $w_{Q,m}(n)$ 이 가우시안 랜덤 변수이라고 가정하면 계수 추정 오차 $v_m(n)$ 은 또한 가우시안 랜덤 변수이다 따라서 (9)는 $E\{v_m^{2k}(n)\}$ 을 $E\{v_m^2(n)\}$ 형태로 표현하여 간략화 시킬 수 있다. 여기에서 K 는 양의 정수이다. $E\{v_m(n)\}$ 은 비록 급격히 감소하지만 처음부터 0이 아니므로 평균이 0인 가우시안 랜덤 변수 $\Delta w_m(n)$ 과 이것의 분산을 다음과 같이 도입한다.

$$\Delta w_m(n) \triangleq v_m(n) - V_m(n), \text{ 그리고 } E\{v_m^2(n)\} = V_m^2(n) + \rho_m^2(n) \quad (10)$$

여기에서 $V_m(n) \triangleq E\{v_m(n)\}$ 이고 $\rho_m^2(n) \triangleq E\{\Delta^2 w_m(n)\}$ 이다

(10)으로부터 $E\{v_m^2(n)\}$ 는 처음부터 정상 상태에 도달 이전까지 즉, 과도기 상태에서는 $\rho_m^2(n)$ 은 $V_m^2(n)$ 보다 상대적으로 매우 작아 무시되므로 $V_m^2(n)$ 만 고려되고, 정상 상태에서는 반대로 $V_m^2(n)$ 이 $\rho_m^2(n)$ 보다 상대적으로 매우 작아 무시되므로 $\rho_m^2(n)$ 만 고려됨을 알 수 있다 한편, (10)을 (9)에 대입하여 가우시안 랜덤 변수의 $E\{v_m^{2k}(n)\}$ 과 $E\{v_m^2(n)\}$ 사이의 관계^[9]를 이용하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 & V_m^2(n+1) + \rho_m^2(n+1) \\
 &= 5\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 V_m^2(n) + 9\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 18\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 6\rho_m^2(n) \\
 &\quad - (3\mu_m A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \cos \Delta\theta_{c,m} - 45\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2) \\
 &\quad \quad \quad V_m^2(n) + 4\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 2\rho_m^2(n) \\
 &\quad + (1 - 6\mu_m A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \cos \Delta\theta_{c,m} + \mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2) V_m^2(n) + \rho_m^2(n) \\
 &\quad + 30\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2 \quad (11)
 \end{aligned}$$

수렴 방정식 (11)은 두가지 경우에 대하여 연구할 수 있다. 먼저 과도기 상태에서는 $\rho_m^2(n)$ 과 (11)의 마지막 항은 무시할 수 있고 극단적인 경우에 있어서 $V_m^2(n)$ 항 또는 $V_m^2(n)$ 항중 어느 한 항이 지배적이다 이 두항 값이 같을 때, 이 때의 $V_m^2(n)$ 값을 $V_{m,sh}^2$ 한다면 $V_{m,sh}^2$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다

$$V_{m,sh}^2 = \sqrt{\frac{1 - 6\mu_m A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \cos \Delta\theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2}{5\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2}} \quad (12)$$

(12)에서 특기할 사항은 $V_{m,sh}^2$ 는 $\Delta\theta_{c,m}$ 에 거의 영향을 받지 않는다. 또한 $V_m^2(n)$ 이 $V_{m,sh}^2$ 보다 클 때는 처음 $V_m^2(n)$ 항이 지배적으로 작용하며, $V_{m,sh}^2$ 보다 작을 때는 마지막 $V_m^2(n)$ 항이 지배적으로 작용한다.

$$V_m^2(n+1) \cong \begin{cases} 5\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 V_m^2(n) & V_m^2(n) \gg V_{m,sh}^2 \quad (13a) \\ (1 - 6\mu_m A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \cos \Delta\theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2) V_m^2(n) & V_m^2(n) \ll V_{m,sh}^2 \quad (13b) \end{cases}$$

수렴 방정식 (11)은 정상 상태에서는 $V_m^2(n)$ 는 아주 작아지고 $\rho_m^2(n)$ 과 $\rho_m^2(n)$ 을 포함하는 항은 제거할 수 있으므로 다음과 같이 근사화 된다.

$$\rho_m^2(n+1) \cong (1 - 6\mu_m A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \cos \Delta\theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2) \rho_m^2(n) + 30\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_n^2 \quad (14)$$

한편, (13),(14)로부터 안정 조건, 시정수, 및 정상상태 값을 구할 수 있다

IV. 모의 실험 결과 및 고찰

filtered-x 최소평균사승 알고리즘에 대한 이론 분석에 덧붙여서 2가지 컴퓨터 모의 실험 결과를 나타냈다.

경우 1. FXLMF 알고리즘의 수렴 특성

경우 2. FXLMF와 FXLMS 알고리즘간 성능 비교.

두개의 정현파로 구성된 복수 정현파인 경우를 생각한다. 첫번째, 두번째 정현파 신호의 주파수는 각각 120 Hz, 240 Hz 이고 표본화 주파수는 2 KHz 로 선택하였고 입력 신호 $x(n)$ 및 희망 신호 $d(n)$ 은 다음과 같이 나타내었다.

$$\begin{aligned}
 x(n) &= \sum_{m=1}^2 A_m \cos(\omega_m n + \phi_m) \\
 &= \sqrt{2} \left\{ \cos\left(\frac{240\pi}{2000} n + \phi_1\right) + \cos\left(\frac{480\pi}{2000} n + \phi_2\right) \right\}, \\
 d(n) &= \sum_{m=1}^2 \{w_{1,m}^* x_{1,m}(n) + w_{2,m}^* x_{2,m}(n)\} \\
 &= 0.6x_{1,1}(n) - 0.1x_{1,1}(n) + 0.3x_{2,1}(n) - 0.3x_{2,2}(n) \quad (15)
 \end{aligned}$$

2차 음향 정보의 전달 특성이 $g_1 = g_2 = 1, \theta_{c,1} = -45^\circ$

그리고 $\theta_{c,2} = 45^\circ$ 로 모델되고, 측정 잡음 신호의 분산 σ_n^2 이 1 및 0.001 일때 모의 실험을 하였다. 또한 초기 적응 웨이트 값은 모두 0으로 하였다. 컴퓨터 모의 실험 결과 이상불 평균은 1,000번씩 독립적으로 실행하여 얻었다.

그림 3은 위상 추정 오차 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 가 (1) 0° , (2) 45° , (3) 60° , (4) 75° 일 때 계수 추정 오차의 합분산에 대한 모의 실험을 통해 얻은 수렴 곡선이다. 정상 상태 값을 동일하게 놓고 서로 다른 위상 추정 오차 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 에 따라 수렴 속도를 비교한 결과 위상 추정 오차 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 가 크면 클수록 수렴 속도는 늦어졌다 또한, 정상 상태에 도달한 계수 추정 오차 합분산은 위상 추정 오차 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 에 대하여 거의 영향을 받지 않았다.

그림 4는 FXLMF 및 FXLMS 알고리즘의 정상상태 값을 동일하게 놓은 후 컴퓨터 모의실험을 통하여 수렴속도를 비교하였다. $V_{m,sh}^2$ 가 1 보다 충분히 작을 경우는 FXLMF 알고리즘의 초기 수렴은 FXLMS 알고리즘에 비해 매우 빨랐으며 곧이어 FXLMS 처럼 logarithm scale 상에서 거의 선형적으로 수렴한 반면, $V_{m,sh}^2$ 가 매우 클 경우는 FXLMF 알고리즘은 FXLMS 보다 약간 느리면서 선형적으로 수렴했다.

참고 문헌

- [1] C. F. Ross, "Elements of the Active Control of Transformer Noise," *Jour. Sound and Vibration*, Vol. 61, No. 4, pp. 473-480, 1978.
- [2] D. D. Falconer, "Adaptive Reference Echo Cancellation," *IEEE Trans. on Communications*, Vol. 30, No. 9, pp. 2083-2094, Sept. 1982.
- [3] E. Walach and B. Widrow, "The Least Mean Fourth (LMF) Adaptive Algorithm and Its Family," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 30, No. 2, pp. 275-283, March 1984.
- [4] K. S. Lee, J. C. Lee, D. H. Youn and I. W. Cha, "Convergence Analysis of the Filtered-x LMS Active Noise Canceller for a Sinusoidal Input," *Fifth Western Pacific Regional Acoustic Conference*, Vol. 2, pp. 873-878, August 23-25 1994.
- [5] K. S. Lee, J. C. Lee and D. H. Youn, "On the Convergence Behavior of the Filtered-x LMS Active Noise Canceller," *IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, October 5-7, 1994.
- [6] 이강승, 이재천, 윤대희, 강영석, "복수 정현파 소음 제거를 위한 Filterd-x LMS 알고리즘의 수렴 특성에 관한 연구," 한국음향학회, 제 14권 제 2호, pp.40-49, 1995
- [7] S. J. Elliott, P. A. Nelson, I. M. Stothers, et al., "In-flight Experiments on the Active Control of Propeller-induced Cabin Noise," *Jour. Sound and Vibration*, Vol. 140, pp. 219-238, 1990.
- [8] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing* : Prentice-Hall, 1985.
- [9] J. S. Bendat, *Nonlinear System Analysis and Identification from Random Data* - John Wiley & Sons, 1990

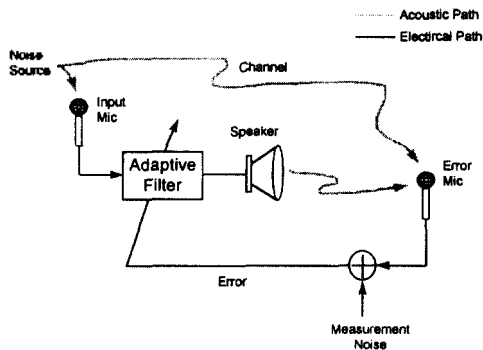


그림 1. 기본적인 적응 능동 소음 제어기 구조.

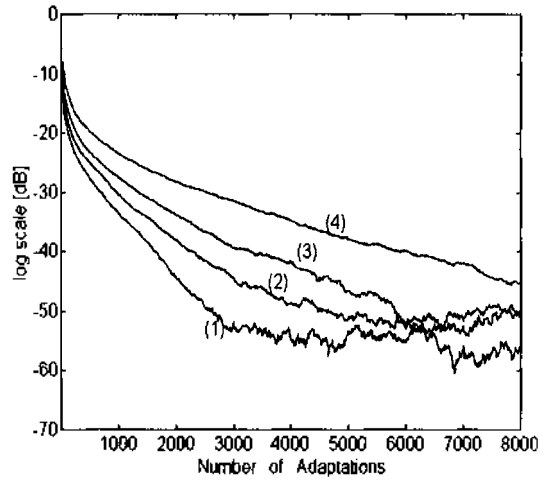


그림 3 Filtered-x 최소평균사승에 대한 계수 추정 오차
합분산의 수렴곡선. ($\mu_{F_x} = 0.2, \sigma_n^2 = 0.001$)

- (1) $|\Delta\theta_{e,m}| = 0^\circ$ (2) $|\Delta\theta_{e,m}| = 45^\circ$
 (3) $|\Delta\theta_{e,m}| = 60^\circ$ (4) $|\Delta\theta_{e,m}| = 75^\circ$

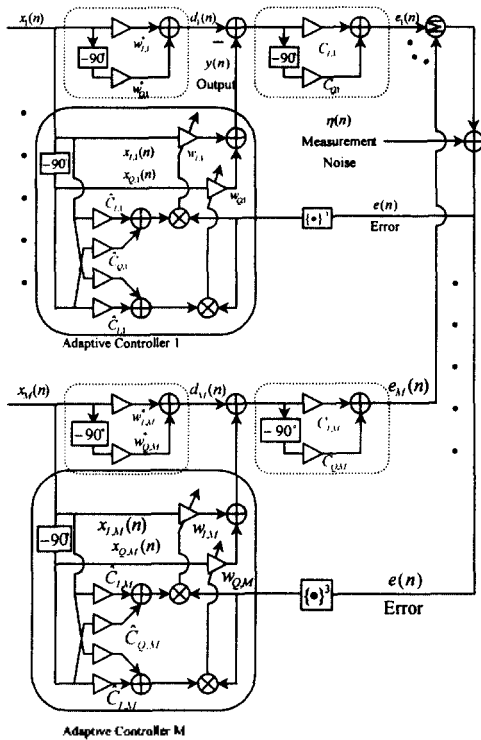


그림 2. 적응 능동 소음 제어 시스템.

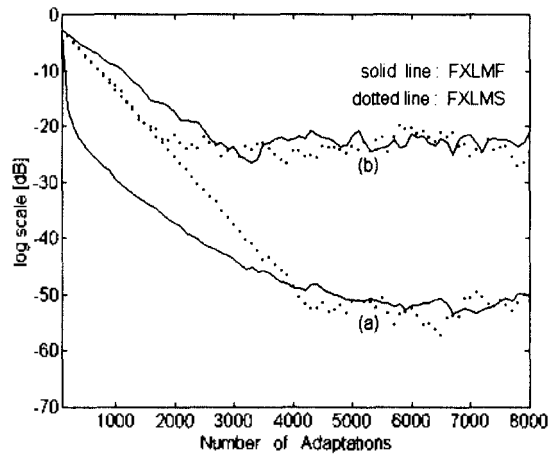


그림 4. FXLMF 및 FXLMS 알고리즘의 계수 추정 오차
합분산 수렴 특성 비교.

- (a) $\mu_{F_x} = 0.002, \mu_{F_y} = 0.2, \sigma_n^2 = 0.001, |\Delta\theta_{e,m}| = 45^\circ$ 그리고 $V_{\theta}^2 = 0.558$
 (b) $\mu_{F_x} = 0.002, \mu_{F_y} = 0.0002, \sigma_n^2 = 1, |\Delta\theta_{e,m}| = 45^\circ$ 그리고 $V_{\theta}^2 = 558$