

능동 소음 제어를 위한 Filtered-x 최소평균사승 알고리즘 및 수렴 특성에 관한 연구

(The Filtered-x Least Mean Fourth Algorithm for Active Noise Control and Its Convergence Analysis)

李康昇* , 李在天** , 尹大熙***

(Kang Seung Lee, Jae Chon Lee, and Dae Hee Youn)

요 약

본 논문은 소음이 복수 정현파(multiple sinusoids) 신호로 구성되고 측정 잡음이 가우시안일 때 filtered-x 최소평균사승 알고리즘을 제안하고, 이 알고리즘의 수렴 특성을 새로운 해석 기법을 적용하여 이론적으로 분석하였다. Filtered-x 최소평균사승 알고리즘은 오차 신호의 4승을 비용 함수(cost function)로 하여 gradient-descent 방법으로 구한 능동 소음 제어를 위한 알고리즘인데 적응 제어기 출력과 오차 신호 사이에 존재하는 음향 경로의 전달 특성 추정이 요구된다. 알고리즘의 수렴 특성 결과, 알고리즘에 사용된 파라미터 추정의 부정확성으로 수렴 성능 저하를 가져오는데 위상 추정 오차와 추정 이득의 영향을 많이 받는다는 사실을 알았다. 특히, filtered-x 최소평균사승 알고리즘의 수렴은 위상 응답 추정의 정확도에 많은 영향을 받을 뿐만 아니라 가우시안 측정 잡음의 분산과 수렴 상수의 크기에 따라 서로 다른 수렴 형태를 보였다.

Abstract

In this paper, we propose the filtered-x least mean fourth (FXLMF) algorithm where the error raised to the power of four is minimized and analyze its convergence behavior for a multiple sinusoidal acoustic noise and Gaussian measurement noise. Application of the FXLMF adaptive filter to active noise control requires to estimate the transfer characteristics of the acoustic path between the output and the error signal of the adaptive controller. The results of the convergence analysis of the FXLMF algorithm indicate 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 gain. In particular, the convergence is shown to be strongly affected by the accuracy of the phase response estimate. Also, we newly show that the convergence behavior can differ depending on the relative sizes of the Gaussian noise and the convergence constant.

* 正會員, 韓國電力工事 電力研究院
(Korea Electric Power Institute)

** 正會員, 亞洲大學校 시스템工學科
(Dept. of Systems Engineering, Ajou University)

*** 正會員, 延世大學校 電子工學科
(Dept. of Electronic Engineering, Yonsei University)

接受日字: 1995年1月19日, 수정완료일: 1995年11月13日

I. 서론

일반적으로 소음 제어 기법으로 흡음재, 차음재, 그리고 방음벽 등을 사용하는 수동적인 방법이 주를 이루었으나 이 기법은 가청 주파수 대역중 고주파수 영역에서는 효과적인 반면 저주파수 영역에서는 비효율적인 단점을 극복하기 위해 저주파의 소음에 대하여 동일한 진폭과 위상이 180° 반전된 2차 인공소음(anti-noise)을 스피커로 발생하여 원래의 소음과 중첩시켜 결과적으로 음압 레벨을 저하시키는 능동 소음 제어에 관한 연구가 활발히 행해지고 있다.^{11) 12)}

1970년초 이래 급속한 컴퓨터 기술 발전과 성능이 우수한 디지털 신호 처리기(digital signal processor) 개발로 디지털 신호 처리 기술은 능동 소음 제어 시스템 구현에도 응용되었다. Ross¹³⁾는 디지털 필터 이론을 이용하여 소음 제어기의 필터 특성을 적절하게 컴퓨터로 설계한 간단한 시스템을 제안하였다. 그러나, 이 시스템은 비적응 시스템으로 제어기의 필터 특성을 미리 결정해야 하는 단점이 있었다. 실제로 엔진 또는 회전체의 부하 및 속도가 계속적으로 변하므로 소음의 주파수 및 크기도 맞물려서 변화된다. 덧붙여서, 시스템 주위 환경(기온, 습도, 풍속 등)이 변함에 따라 전파되는 음파 속도가 변한다. 따라서, 능동 제어 시스템의 제어기는 이들 변화에 대응할 수 있는 적응 시스템이 필요하게 되었다.

Burgess¹⁴⁾는 Widrow가 제안한 최소평균자승 적응 알고리즘¹⁵⁾을 도입하여 덕트에서의 능동 소음 제어 시스템에 대하여 컴퓨터 모의실험을 하였고, Poole^{16) 17)}은 지향성 입력 마이크로폰을 사용하여 제 2 음원 스피커에 의한 음향 캐환이 입력 마이크로폰에 주는 영향을 최소화함으로써 소음 레벨을 크게 감소시킬 수 있음을 보여 주었다. 또한, Eriksson¹⁸⁾은 일반적으로 사용되는 무지향성 입력 마이크로폰을 사용하여 캐환 제어 알고리즘, 즉 순환 최소평균자승 알고리즘을 이용하면 음향 캐환 영향을 보상하여 적절한 소음을 능동적으로 적응 제어할 수 있음을 보여 주었다.

전형적인 적응 능동 제어 시스템은 그림 1과 같다. 스피커에서 발생하는 제 2차 인공 소음이 입력 마이크로폰으로 음향 캐환되는 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 발생할 수도 있다¹⁹⁾. 적응 필터 출력은 여러 마이크로폰의 입력점에서 원래의 소음과 스피커로 출력되는 인공 소음을 합하여 소음을 제어할 목적으로 스피커를 구동시킨다.

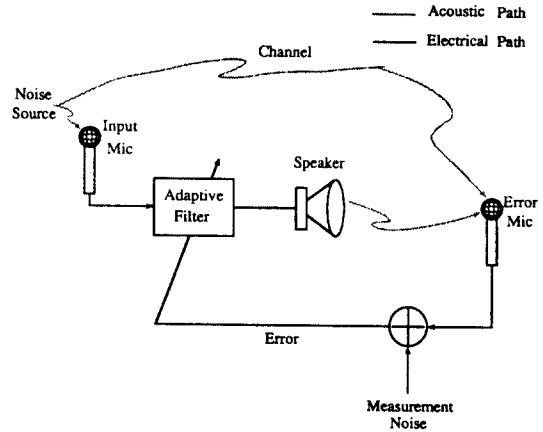


그림 1. 기본적인 적응 능동 소음 제어기 구조
Fig. 1. Basic adaptive active noise controller configuration.

지금까지는 적응 알고리즘들 중에서도 구현의 간단성 때문에 최소평균자승 알고리즘^{110) 111)}이 널리 이용되어 왔다. 그러나 Walach 와 Widrow¹¹²⁾는 최소평균자승 알고리즘을 적응 플랜트 모델링에 적용하여 계수 추정 오차 벡터의 평균 및 분산에 대하여 해석하였다.

본 논문에서는 최소평균자승 알고리즘을 능동 소음 제어 문제에 적용하였다. 그러나 최소평균자승 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 여러 경로에서 신호 크기 및 위상 왜곡은 일반적으로 최소평균자승 알고리즘의 성능 저하를 야기시킨다. 그 결과 수렴 속도가 느려지고 잉여 에러(residual error)는 증가되며 조건에 따라 알고리즘이 불안정하게 된다. 이러한 이유로 적응 제어기의 출력과 에러신호 사이의 전달 특성을 추정하여 최소평균자승 알고리즘에 반영한 filtered-x 최소평균자승 알고리즘을 제안하였다.

2차 음향 경로 추정과 정현파의 정확도 여부가 filtered-x 최소평균자승 알고리즘의 수렴 특성에 어떠한 영향을 미치는가에 대한 이론 분석은 수렴의 안정 조건만 입력 신호가 단일 정현파인 경우에 분석하였다^{[13] [14] [15]}. 또한, 소음이 복수 정현파 신호로 구성될 때 수렴 특성을 시간 영역에서 이론적으로 분석하였다^{[16] [17]}.

많은 실제 응용에서 제어 대상 소음은 회전체 기계류(rotating machines)에 의해서 발생되므로 기본 정현파 신호와 주파수가 정수배인 harmonics의 합으로 모델^{[9] [18] [19]}할 수 있다. 본 논문은 소음이 복수 정현파 신호로 구성되고 측정 잡음이 가우시안일 때 먼저 filtered-x 최소평균자승 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 최소평균자승(FXLMS)과 filtered-x 최소평균자승(FXLMF) 알고리즘 성능을 비교 평가에 초점을 맞추었다.

II장에서는 기본적인 적응 능동 소음 제어 시스템 모델 설명 및 filtered-x 최소평균자승 알고리즘을 제안하였고, III장과 IV장은 수렴 분석 및 컴퓨터 모의 실험 결과를 각각 나타냈으며 V장에서 결론을 맺었다.

II. 복수 정현파 소음 제어를 위한 filtered-x 최소평균자승 알고리즘

적응 능동 소음 제어 시스템에서 입력 센서인 마이크로폰 대신 타코미터, 예세레로미터 등 비음향소자를 사용하면 스피커의 출력 신호가 입력 신호로 되돌아오지 않는 비폐환 음향 시스템이고 스피커-공기-마이크로폰의 음향 경로를 선형이라고 가정할 수 있다. 그러므로 그림 1의 2차 음향 경로를 합성 이후로 재조정하여 배치하면 그림 2와 같은 등가 시스템을 얻을 수 있다. 여기에서 원래의 희망신호에 방사스피커, 공기, 그리고 에러 마이크로폰에 대하여 각각 역을 취하면 새로운 희망신호는 유도된다.

소음이 M개의 정현파로 구성되는 복합 신호일 때 입력신호와 희망신호 사이의 경로를 그림 3의 상부와 같이 동상(I) 및 직교위상(Q) 계수로 표현할 수 있다.

m번째 정현파와 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.

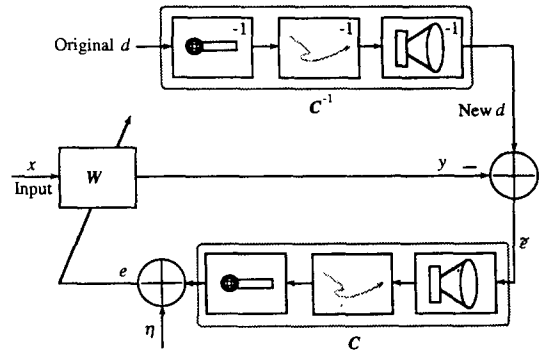


그림 2. 선형 시스템인 경우 재조정된 제어기 형태
Fig. 2. Rearranged form of the controller under linear system condition.

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 : 가지 지수(branch index) = 1, 2, 3, ..., M,

n : 이산(discrete) 시간 지수.

A : 진폭.

ω : 정규화 주파수.

ϕ : 랜덤 위상이다.

또한, 그림 3의 신호 표시를 참조하면 오차 신호 $e(n)$ 은 다음과 같다.

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

여기에서

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

$\hat{e}_Q(n) : \hat{e}_I(n)$ 가 90 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.

$$y_Q(n) = \sum_{m=1}^M \{w_{I,m}(n) x_{Q,m}(n) - w_{Q,m}(n) x_{I,m}(n)\}$$

$$= \sum_{m=1}^M A_m \{w_{I,m}(n) \sin \Psi_m(n) - w_{Q,m}(n) \cos \Psi_m(n)\}. \quad (3)$$

(1), (2) 그리고 (3)으로 부터 gradient-descent 방법^[5]을 이용하여 $e^{2k}(n)$ 을 최소화하는 계수 갱신 방정식은 다음과 같이 표시된다.

$$w_{I,m}(n+1) = w_{I,m}(n) + \mu_m k^{2k-1}(n) \{c_{I,m} x_{I,m}(n) + c_{Q,m} x_{Q,m}(n)\}.$$

그리고

$$w_{Q,m}(n+1) = w_{Q,m}(n) + \mu_m k^{2k-1}(n) \{c_{I,m} x_{Q,m}(n) - c_{Q,m} x_{I,m}(n)\} \quad (4)$$

여기에서 μ_m 은 수렴 상수이다.

(4)에서 $k=2$ 일 때, 즉 $e^4(n)$ 을 최소화하는 계수 갱신 방정식을 filtered-x 최소평균사승 알고리즘이라고 명명한다.

Filtered-x 최소평균사승(FXLMF) 알고리즘

$$w_{I,m}(n+1) = w_{I,m}(n) + 2\mu_m e^3(n) \{c_{I,m} x_{I,m}(n) + c_{Q,m} x_{Q,m}(n)\}.$$

그리고

$$w_{Q,m}(n+1) = w_{Q,m}(n) + 2\mu_m e^3(n) \{c_{I,m} x_{Q,m}(n) - c_{Q,m} x_{I,m}(n)\} \quad (5)$$

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 대치된다. 다음에는 알고리즘의 수렴을 계수 추정 오차의 평균 및 합분산에 대하여 분석하여 고찰한다.

III. 수렴 분석

1. 계수 추정 오차(weight error)의 평균(크기)

(5)와 같이 유도한 적응 알고리즘이 부정확한 $\hat{c}_{I,m}$ 및 $\hat{c}_{Q,m}$ 에 대해 어떻게 동작하는지를 보기 위해 먼저 적응 계수들의 평균값에 대한 수렴 특성을 조사한다.

그림 3의 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.

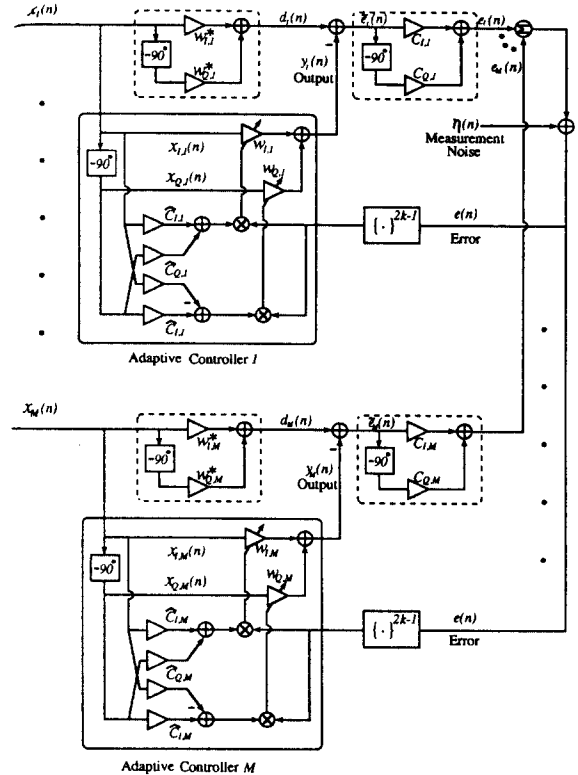


그림 3. 적응 능동 소음 제어 시스템
Fig. 3. The diagram of adaptive active noise controller system under study.

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

$$v_{Q,m}(n) \triangleq w_{Q,m}(n) - w_{Q,m}^*. \quad (6)$$

한편, (2), (5), 그리고 그림 3 으로부터 다음을 얻는다.

$$\hat{e}_{I,m}(n) = -v_{I,m}(n) x_{I,m}(n) - v_{Q,m}(n) x_{Q,m}(n),$$

$$\hat{e}_{Q,m}(n) = -v_{I,m}(n) x_{Q,m}(n) + v_{Q,m}(n) x_{I,m}(n). \quad (7)$$

또한, (6)을 (5)에 대입하면 계수 추정 오차 $v_{I,m}(n)$, $v_{Q,m}(n)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$v_{I,m}(n+1) = v_{I,m}(n) + 2\mu_m e^3(n) \{c_{I,m} x_{I,m}(n) + c_{Q,m} x_{Q,m}(n)\},$$

$$v_{Q,m}(n+1) = v_{Q,m}(n) - 2\mu_m e^3(n) \{c_{I,m} x_{Q,m}(n) - c_{Q,m} x_{I,m}(n)\}. \quad (8)$$

마지막으로, (7)과 (2)를 (8)에 대입하여 정리한 후, 입력 신호 $x_m(n)$, 추정 잡음 $\eta(n)$, 그리고 계수 추정 오차 $v_{L,m}(n)$ 과 $v_{Q,m}(n)$ 사이의 관계가 서로 독립적이라고 가정할 후 양변에 통계적 평균을 취하면 다음과 같은 계수 추정 오차 방정식을 얻는다.

$$\begin{aligned}
 E | v_{L,m}(n+1) | &= (1 - 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \cos \Delta \theta_{L,m}) E | v_{L,m}(n) | \\
 &+ 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \sin \Delta \theta_{L,m} E | v_{Q,m}(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \cos \Delta \theta_{L,m} E | v_{L,m}(n) | E | v_{L,m}^2(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \sin \Delta \theta_{L,m} E | v_{L,m}^2(n) | E | v_{Q,m}(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \cos \Delta \theta_{L,m} E | v_{L,m}^2(n) | \\
 &+ \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \sin \Delta \theta_{L,m} E | v_{Q,m}^2(n) | ,
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 E | v_{Q,m}(n+1) | &= (1 - 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \cos \Delta \theta_{Q,m}) E | v_{Q,m}(n) | \\
 &- 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \sin \Delta \theta_{Q,m} E | v_{L,m}(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \cos \Delta \theta_{Q,m} E | v_{L,m}^2(n) | E | v_{Q,m}(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \sin \Delta \theta_{Q,m} E | v_{L,m}^2(n) | E | v_{Q,m}^2(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \cos \Delta \theta_{Q,m} E | v_{Q,m}^2(n) | \\
 &- \frac{3}{4} \mu_m A_m^1 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \sin \Delta \theta_{Q,m} E | v_{L,m}^2(n) | , \quad (9)
 \end{aligned}$$

한편, 전달 특성의 이득 및 위상 응답 파라미터를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 g_m &\triangleq \sqrt{C_{L,m}^2 + C_{Q,m}^2} , \\
 \hat{g}_m &\triangleq \sqrt{\hat{C}_{L,m}^2 + \hat{C}_{Q,m}^2} , \\
 \theta_{L,m} &\triangleq \tan^{-1} \left(\frac{C_{Q,m}}{C_{L,m}} \right) , \\
 \hat{\theta}_{L,m} &\triangleq \tan^{-1} \left(\frac{\hat{C}_{Q,m}}{\hat{C}_{L,m}} \right) , \\
 \Delta \theta_{L,m} &\triangleq \theta_{L,m} - \hat{\theta}_{L,m} . \quad (10)
 \end{aligned}$$

(9)에서 $E | v_{L,m}(n) |$ 과 $E | v_{Q,m}(n) |$ 의 2차 이상의 고차 모멘트항은 1차 모멘트항에 비해 급격히 감쇄한다. 따라서 2차 이상 고차 모멘트항을 무시하면 다음을 얻는다.

$$\begin{bmatrix} E | v_{L,m}(n+1) | \\ E | v_{Q,m}(n+1) | \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} \alpha_m & \beta_m \\ -\beta_m & \alpha_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E | v_{L,m}(n) | \\ E | v_{Q,m}(n) | \end{bmatrix} \quad (11)$$

여기에서

$$\begin{aligned}
 \alpha_m &\triangleq 1 - 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \cos \Delta \theta_{L,m} , \\
 \beta_m &\triangleq 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \sin \Delta \theta_{L,m} \text{ 이다.}
 \end{aligned}$$

한편 (11)의 $E | v_{L,m}(n) |$ 과 $E | v_{Q,m}(n) |$ 을 decoupling된 형태로 만들기 위해서 유사 변환을 이용하면 다음과 같이 변환된 영역으로 바꾸어 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} E | \tilde{v}_{L,m}(n+1) | \\ E | \tilde{v}_{Q,m}(n+1) | \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \lambda_{L,m} & 0 \\ 0 & 1 - \lambda_{Q,m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E | \tilde{v}_{L,m}(n) | \\ E | \tilde{v}_{Q,m}(n) | \end{bmatrix} \quad (12)$$

여기에서

$$\lambda_{i,m} = 3\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 [\cos \Delta \theta_{i,m} - j \sin \Delta \theta_{i,m}] , \quad i = L, Q \text{ 이다.}$$

(12)에서 $\lambda_{i,m}$ 가 복소수 값이므로 변환된 계수 추정 오차도 복소수값이다. 그러므로 복소수인 경우, 실수부와 허수부를 따로 고려하거나 또는 복소수값의 크기와 위상에 대한 수렴성을 고려해야 한다. 따라서 본 논문에서는 변환된 계수 추정 오차의 크기(magnitude of transformed weight error)에 대한 수렴을 생각한 다.

$$\xi_{i,m}(n+1) = | 1 - \lambda_{i,m} | \xi_{i,m}(n) , \quad i = L, Q \quad (13)$$

여기에서

$$\xi_{i,m}(n) \triangleq | E | \tilde{v}_{i,m}(n) | \text{ 이다.}$$

(13)에서 볼 수 있듯이, 계수 추정 오차의 크기는 다음의 조건하에서 지수적으로 0 으로 수렴한다. (결과적으로 계수 추정 오차 위상의 수렴에 관계없이 $E | w_{L,m}(n) |$ 은 $w_{L,m}^*$ 으로, $E | w_{Q,m}(n) |$ 은 $w_{Q,m}^*$ 으로 수렴한다.)

$$| 1 - \lambda_{i,m} | < 1 \quad \forall i,m \quad i = L, Q \quad (14)$$

(14)를 제곱하여 정리하면 다음의 안정 조건을 얻는다.

$$\begin{aligned}
 1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2 \cos \Delta \theta_{L,m} + 9\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_\eta^4 &< 1 \\
 0 < \mu_m < \frac{2 \cos \Delta \theta_{L,m}}{3 A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2} \text{ 또는 } 0 < x_{m,t} < 1 . \quad (15)
 \end{aligned}$$

여기에서 $x_{m,t} \triangleq \frac{3\mu_m A_m^4 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_\eta^2}{2 \cos \Delta \theta_{L,m}}$ 으로 정의한다.

(15)의 안정 조건은 filtered-x 최소평균자승 알고리즘^{[15],[16],[17]} 과 달리 추정 잡음 신호의 분산에 영향을

받음을 알 수 있다.

지수적 수렴(exponential convergence)의 시정수 τ 는 충분히 큰 시정수 τ 영역에서 다음과 같이 단순화되어 유도된다¹⁵⁾.

$$e^{-\tau/\tau_{i,m}} \cong 1 - \frac{1}{\tau_{i,m}} \\ = |1 - \lambda_{i,m}|, \quad i = I, Q \quad (16)$$

한편, (13)과 (16)으로 부터 시정수는 다음과 같이 얻는다.

$$\tau_{i,m} = \frac{1}{1 - \sqrt{1 - 6\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 \cos^2 \Delta\theta_{i,m} + 9\mu_m^2 A_m^4 g_m^2 \sigma_y^2}}, \quad i = I, Q \\ = \frac{1}{1 - \sqrt{1 - 4x_{m,i}(1 - x_{m,i}) \cos^2 \Delta\theta_{i,m}}}. \quad (17)$$

2. 계수 추정 오차의 합분산(summed variance of weight errors)

(2)와 (6)을 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.

$$E[e^2(n)] = \sum_{m=1}^M e_m^2(n) + \sigma_y^2 \\ = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M A_m^2 \xi_m(n) + \sigma_y^2 \quad (18)$$

여기에서

$$\xi_m(n) \triangleq E[v_{I,m}^2(n)] + E[v_{Q,m}^2(n)],$$

$$\sigma_y^2 \triangleq E[\eta^2(n)] \text{ 이다.}$$

(1)과 (2)를 (6)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 $E[v_I^2(n+1)]$, $E[v_Q^2(n+1)]$ 을 얻을 수 있다. 상기 두 방정식이 서로 대칭이므로 더한 후 $E[v_{I,m}^2(n+1)] \cong E[v_{Q,m}^2(n+1)]$ 이라고 근사화 하자. 따라서 계수 추정 오차의 2차 모멘트 방정식을 간단하게 하기 위하여 아래 첨자 I, Q 를 제거한 후 정리하면 다음을 얻는다.

$$E[v_m^2(n+1)] \\ = \frac{5}{4} \mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 \{ E[v_m^2(n)] + 3E[v_m^2(n)] E[v_m^2(n)] \} \\ - \frac{3}{2} \mu_m A_m^1 g_m^2 \sigma_y^2 \cos \Delta\theta_{i,m} \{ E[v_m^2(n)] + (E[v_m^2(n)])^2 \} \\ + \frac{45}{2} \mu_m^2 A_m^4 g_m^2 \sigma_y^2 E[\eta^2(n)] \{ E[v_m^2(n)] + (E[v_m^2(n)])^2 \} \\ + (1 - 6\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 \cos^2 \Delta\theta_{i,m}) \\ + 30\mu_m^2 A_m^1 g_m^2 \sigma_y^2 E[\eta^2(n)] E[v_m^2(n)] \\ + 2\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 E[\eta^2(n)], \quad (19)$$

$\eta(n)$ 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 (19)는 $E[v_m^{2K}(n)]$ 을 $E[v_m^2(n)]$ 항으로 표현하여 간략화 시킬 수 있다. 여기에서 K는 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.

$$\Delta w_m(n) \triangleq v_m(n) - V_m(n),$$

$$\text{그리고 } E[v_m^2(n)] = V_m^2(n) + \rho_m^2(n) \quad (20)$$

여기에서 $V_m(n) \triangleq E[v_m(n)]$ 이고 $\rho_m^2(n) \triangleq E[\Delta^2 w_m(n)]$ 이다.

(20)으로 부터 $E[v_m^2(n)]$ 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, (20)을 (19)에 대입하여 가우시안 랜덤 변수의 $E[v_m^{2K}(n)]$ 과 $E[v_m^2(n)]$ 사이의 관계¹³⁾¹를 이용하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$V_m^2(n+1) + \rho_m^2(n+1) \\ = 5\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 \{ V_m^2(n) + 9\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 18\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 6\rho_m^2(n) \} \\ - (3\mu_m A_m^1 g_m^2 \sigma_y^2 \cos \Delta\theta_{i,m} - 45\mu_m^2 A_m^4 g_m^2 \sigma_y^2) \\ \{ V_m^2(n) + 4\rho_m^2(n) V_m^2(n) + 2\rho_m^2(n) \} \\ + (1 - 6\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2 \cos^2 \Delta\theta_{i,m} + 90\mu_m^2 A_m^1 g_m^2 \sigma_y^2) \\ \{ V_m^2(n) + \rho_m^2(n) \} + 30\mu_m^2 A_m^2 g_m^2 \sigma_y^2. \quad (21)$$

(1) 과도기 상태 수렴분석

수렴 방정식 (21)은 두가지 경우에 대하여 연구할 수 있다. 먼저 과도기 상태에서는 $\rho_m^{2k}(n)$ 과 (21)의 마지막 항은 무시할 수 있다. 그러므로 다음과 같은 과도기 수렴 방정식을 얻을 수 있다.

$$V_m^2(n+1) \cong 5\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^4 \hat{g}_m^{-2} V_m^2(n) - (3\mu_m A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} - 45\mu_m^2 A_m^8 \hat{g}_m^4 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2) V_m^2(n) + (1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2) V_m^2(n). \quad (22)$$

(22)의 우변은 극단적인 경우에 있어서 $V_m^6(n)$ 항 또는 $V_m^2(n)$ 항중 어느 한 항이 지배적이다. 이 두항 값이 같을 때, 이 때의 $V_m^2(n)$ 값을 $V_{m,th}^2$ 한다면 $V_m^2(n)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$V_{m,th}^2 = \sqrt{\frac{1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2}{5\mu_m^2 A_m^8 \hat{g}_m^4 \hat{g}_m^{-2}}}. \quad (23)$$

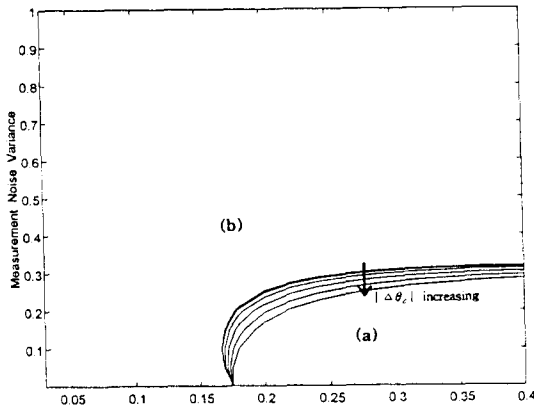


그림 4. 과도기 상태에서 filtered-x 최소평균사승 알고리즘의 계수 추정 오차 합분산 대한 지배항 판정도

Fig. 4. Dominant term decision diagram for filtered-x LMF algorithm of the summed variance of weight errors at the transient-state.

(23)에서 특기할 사항은 $V_{m,th}^2$ 는 $\Delta \theta_{c,m}$ 에 거의 영향을 받지 않는다. 그리고 (22)는 $V_m^2(n)$ 이 $V_{m,th}^2$ 보다 클 때는 처음 $V_m^6(n)$ 항이 지배적으로 작용하며, $V_{m,th}^2$ 보다 작을 때는 마지막 $V_m^2(n)$ 항이 지배적으로 작용한다. 그림 4는 일례로 $V_{m,th}^2=0.8$ 일 때 처음 $V_m^6(n)$ 항과 마지막 $V_m^2(n)$ 항 중 어느 항이 지배적인가를 보기위해 수렴 상수 μ_m 과 측정 잡음의 분산 σ_y^2 을 영역으로 하

여 나타냈다. 점 (a)는 처음 $V_m^6(n)$ 항이, 그리고 점 (b)는 마지막 $V_m^2(n)$ 항이 지배적으로 작용하는 영역이다. 그러므로 과도기 수렴 방정식 (22)는 다음과 같이 고려될 수 있다.

$$V_m^2(n+1) \cong \begin{cases} 5\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m^{-1} V_m^6(n) & , V_m^2(n) > V_{m,th}^2 \\ (1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2) V_m^2(n) & , V_m^2(n) < V_{m,th}^2 \end{cases} \quad (24a)$$

한편, (24)로부터 안정 조건 및 시정수를 구할 수 있다. (24a)는 수열의 일반항 형태로 나타내면 아래와 같다.

$$V_m^2(n) = \{5\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m^{-1}\}^{(n-1)T} \{V_m^2(0)\}^n = \frac{1}{\sqrt{5} \mu_m A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m} \{ \sqrt{5} \mu_m A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m V_m^2(0) \}^n. \quad (25)$$

따라서 (25)는 다음 조건하에서 안정된다.

$$\begin{aligned} & | \sqrt{5} \mu_m A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m V_m^2(0) | < 1, \\ & 0 < \mu_m < \frac{1}{\sqrt{5} A_m^4 \hat{g}_m^3 \hat{g}_m V_m^2(0)}. \end{aligned} \quad (26)$$

(26)의 안정 조건에서 특기할 사항으로 수렴상수는 입력 신호의 크기, 2차 음향 경로의 이득 및 추정 이득 뿐만 아니라 계수 추정 오차의 초기값에 의해 제한됨을 알 수 있다.

또한, (24b)는 다음 조건을 만족하면 안정된다.

$$\begin{aligned} & | 1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2 | < 1 \\ & 0 < \mu_m < \frac{\cos \Delta \theta_{c,m}}{15 A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2} \quad \text{또는} \quad 0 < x_{m,s} < 1. \end{aligned} \quad (27)$$

여기에서 $x_{m,s} \triangleq \frac{15\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2}{\cos \Delta \theta_{c,m}}$ 로 정의한다.

(16)과 (24b)로부터 시정수는 다음과 같이 얻는다.

$$\begin{aligned} \tau_{m,s} &= \frac{1}{6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 (\cos \Delta \theta_{c,m} - 15\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2)} \\ &= \frac{5}{2x_{m,s} \cos^2 \Delta \theta_{c,m} (1 - x_{m,s})}. \end{aligned} \quad (28)$$

(2) 정상 상태 수렴분석

수렴 방정식 (21)은 정상 상태에서는 $V_m^2(n)$ 는 아주 작아지고 $\rho_m^4(n)$ 과 $\rho_m^6(n)$ 을 포함하는 항은 제거할 수 있으므로 다음과 같이 근사화 된다.

$$\rho_m^2(n+1) \cong (1 - 6\mu_m A_m^2 \hat{g}_m \hat{g}_m \sigma_y^2 \cos \Delta \theta_{c,m} + 90\mu_m^2 A_m^4 \hat{g}_m^2 \hat{g}_m^{-2} \sigma_y^2) \rho_m^2(n)$$

$$- 30 \mu_m^2 A_m^2 \hat{g}_m^2 \sigma_y^2. \tag{29}$$

또한, 계수 추정 오차 합분산의 정상상태 $\xi_m(\infty)$ 는 $2\rho_m(\infty)$ 이므로 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi_m(\infty) = 2\rho_m(\infty) &= \frac{10\mu_m \hat{g}_m \sigma_y^4}{g_m (\cos \Delta \theta_{i,m} - 15\mu_m A_m^2 g_m g_m \sigma_y^2)} \\ &= \frac{2\sigma_y^2 x_{m,s}}{3A_m^2 g_m (1 - x_{m,s})}. \end{aligned} \tag{30}$$

(3) FXLMF 및 FXLMS 알고리즘간 성능 비교
적용 알고리즘간의 성능 비교 평가 방법에는 통상 두가지 방법이 주로 이용되는데 첫번째는 알고리즘의 정상 상태의 값을 동일하게 놓은 후 수렴 속도를 비교 평가하는 방법과 나머지 한 방법은 알고리즘의 수렴 속도(통상적으로 시정수를 도입)를 동일하게 놓은 후 정상상태의 값을 비교하는 평가 방법이 사용된다. 다음은 filtered-x 최소평균자승(FXLMS) 및 filtered-x 최소평균자승(FXLMF) 알고리즘을 이론적으로 성능을 비교 평가한다.

[16]의 (18)과 같이 FXLMS 알고리즘의 계수 추정 오차 합분산은 등비 수열로 시정수를 정의할 수 있는 반면 FXLMF 알고리즘의 합분산 (21)은 등비 수열이 아님으로 시정수를 정의할 수 없다. 따라서 두 적용 알고리즘의 정상 상태 값을 동일하게 놓은 후 수렴 속도를 비교 평가한다. (30) 및 [16]의 (22)로부터 다음과 같은 관계식을 얻는다.

$$\begin{aligned} &\frac{10\mu_{Fx,m} \hat{g}_m \sigma_y^4}{g_m (\cos \Delta \theta_{i,m} - 15\mu_{Fx,m} A_m^2 g_m g_m \sigma_y^2)} \\ &= \frac{\mu_{Sx,m} \hat{g}_m \sigma_y^2}{g_m (\cos \Delta \theta_{i,m} - \frac{1}{16} \mu_{Sx,m} A_m^2 g_m g_m (9 - \cos 2\Delta \theta_{i,m}))} \end{aligned} \tag{31}$$

여기에서 $\mu_{Fx,m}$ 와 $\mu_{Sx,m}$ 은 각각 FXLMF 및 FXLMS 알고리즘의 수렴 상수이다.

수렴 방정식의 안정조건을 만족시키는 수렴상수값 $\mu_{Fx,m}$, $\mu_{Sx,m}$ 를 찾을 때 (31)의 양변 분모의 괄호안항 중 각각 두번째항은 첫번째항에 비하여 상대적으로 무시할 정도로 값이 작으므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mu_{Fx,m} = \frac{\mu_{Sx,m}}{10\sigma_y^2} \tag{32}$$

IV. 모의 실험 결과

본 절은 III절의 filtered-x 최소평균자승 알고리즘

에 대한 이론 분석에 덧붙여서 다음 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.

$$\begin{aligned} x(n) &= \sum_{m=1}^2 A_m \cos(\omega_m n + \phi_m) \\ &= \sqrt{2} \{ \cos(\frac{240\pi n}{2000} + \phi_1) + \cos(\frac{480\pi n}{2000} + \phi_2) \}, \\ d(n) &= \sum_{m=1}^2 \{ w_{L,m}^* x_{L,m} + w_{Q,m}^* x_{Q,m} \} \\ &= 0.6 x_{L,1}(n) - 0.1 x_{Q,1}(n) + 0.3 x_{L,2}(n) - 0.3 x_{Q,2}(n). \end{aligned} \tag{33}$$

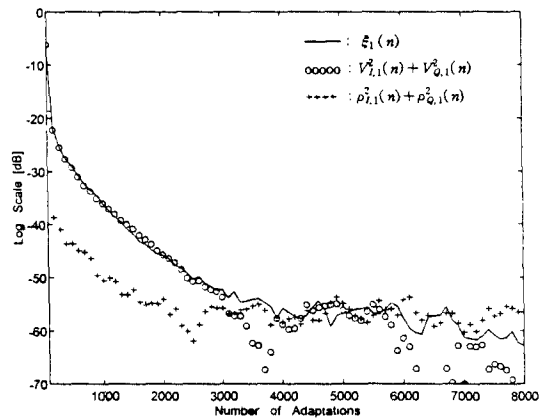


그림 5. $V^2(n)$ 와 $\rho^2(n)$ 으로 구분한 filtered-x 최소평균자승계수 추정 오차 합분산 수렴 곡선

Fig. 5. Learning curves for filtered-x LMF algorithm of the summed avriance of weight errors when the convergence behaviors are divided between $V^2(n)$ and $\rho^2(n)$.

2차 음향 경로의 전달 특성이 $g_1 = g_2 = 1$, $\theta_{c,1} = -45$ 그리고 $\theta_{c,2} = 45$ 로 모델되고, 추정 잡음 신호의 분산 σ_y^2 이 1 및 0.001 일때 모의 실험을 하였다. 또한 초기 적용 웨이트 값은 모두 0으로 하였다. 컴퓨터 모의 실험 결과 양상블 평균은 1,000번씩 독립적으로 실행하여 얻었다.

1. Filtered-x 최소평균사승(FXLMF) 알고리즘의 수렴 특성

$\mu_{F_x} = 0.2$, $\sigma_y^2 = 0.001$, 그리고 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 가 15 일 때 FXLMF 알고리즘에 대한 계수 추정 오차 합분산의 수렴 곡선을 $V_{i,1}^2(n) + V_{Q,1}^2(n)$ 과 $\rho_{i,1}^2(n) + \rho_{Q,1}^2(n)$ 으로 구분하여 모의 실험을 통해 얻은 결과를 그림 5에 나타냈다. 과도기 상태에서는 $V^2(n)$ 이 지배적이며 정상 상태에서는 $\rho^2(n)$ 이 지배적임을 알 수 있었다.

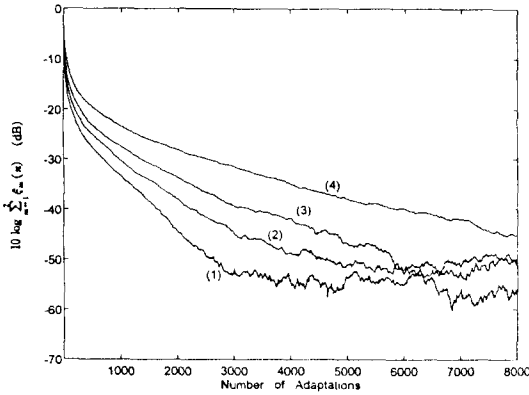


그림 6. Filtered-x 최소평균사승에 대한 계수 추정 오차 합분산의 수렴 곡선 ($\mu_F = 0.2$, $\sigma_y^2 = 0.001$.)

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

Fig. 6. Learning curves for filtered-x LMF algorithm of the summed variance of the weight errors. ($\mu_F = 0.2$, $\sigma_y^2 = 0.001$.)

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

그림 6은 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.

2. FXLMF 및 FXLMS 알고리즘간 성능 비교

FXLMF 및 FXLMS 알고리즘의 수렴 특성에 대해 모의 실험을 통해 비교 평가했다. 두 알고리즘의 정상

상태 값을 동일하게 놓은 후 수렴 속도를 비교하였다. 즉 주어진 측정신호의 분산에 대하여 (32)를 만족하는 FXLMS 및 FXLMF 알고리즘의 수렴 상수를 선택하였다. 구체적으로 σ_y^2 이 각각 0.001 및 1 이고 μ_s 가 0.002 일 때 두 알고리즘의 정상 상태 값이 같도록 μ_{F_x} 를 0.2 와 0.0002 로 선택하였다.

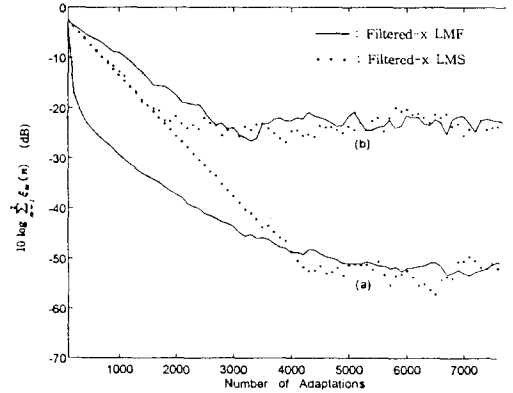


그림 7. FXLMF 및 FXLMS 알고리즘의 계수 추정 오차 합분산 수렴 특성 비교

- (a) $\mu_s = 0.002$, $\mu_{F_x} = 0.2$, $\sigma_y^2 = 0.001$, $|\Delta\theta_{c,m}| = 45^\circ$ 그리고 $V_{th}^2 = 0.558$.
- (b) $\mu_s = 0.002$, $\mu_{F_x} = 0.002$, $\sigma_y^2 = 1$, $|\Delta\theta_{c,m}| = 45^\circ$ 그리고 $V_{th}^2 = 558$.

Fig. 7. Comparison of the FXLMS and FXLMF algorithm learning curves of the summed variance of weight errors.

- (a) $\mu_s = 0.002$, $\mu_{F_x} = 0.2$, $\sigma_y^2 = 0.001$, $|\Delta\theta_{c,m}| = 45^\circ$ and $V_{th}^2 = 0.558$.
- (b) $\mu_s = 0.002$, $\mu_{F_x} = 0.002$, $\sigma_y^2 = 1$, $|\Delta\theta_{c,m}| = 45^\circ$ and $V_{th}^2 = 558$.

그림 7은 위의 파라미터와 위상 추정 오차 $|\Delta\theta_{c,m}|$ 가 45 일 때 모의 실험을 통해 얻은 FXLMF 및 FXLMS의 계수 추정 오차 합분산의 수렴 특성 곡선을 비교하여 나타냈다. V_{th}^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_{th}^2 가 매우 클 경우 즉 FXLMF 알고리즘은 FXLMS 보다 약간 느리면서 선형적으로 수렴했다.

V. 결론

Filtered-x 최소평균사승 알고리즘의 수렴 특성에

대한 파라미터 추정 부정확으로 인한 효과는 뚜렷이 대별되는 두가지 성분, 즉 위상 추정 오차 및 추정 이득에 의해 특징지워 졌다. 특히, 알고리즘을 안정시키기 위한 수렴 상수값의 범위는 입력 신호의 크기, 위상 추정 오차, 추정 이득, 측정 잡음의 분산뿐만 아니라 계수 추정 오차의 초기값에 따라 제한됨을 새롭게 알 수 있었다. 또한, filtered-x 최소평균자승 알고리즘의 과도기 수렴 특성은 가우시안 측정 잡음의 분산과 수렴 상수의 크기에 따라 다음 두가지 경우로 특징지워 졌다 : (1) filtered-x 최소평균자승 알고리즘의 초기 수렴은 filtered-x 최소평균자승에 비해 매우 빨랐으며 곧이어 filtered-x 최소평균자승처럼 logarithm scale 상에서 거의 선형적으로 수렴한다; (2) filtered-x 최소평균자승 알고리즘의 수렴은 filtered-x 최소평균자승보다 약간 느리면서 선형적으로 수렴한다. 결론적으로 filtered-x 최소평균자승 알고리즘의 수렴은 위상 응답 추정의 정확도에 많은 영향을 받을 뿐만 아니라 가우시안 측정 잡음의 분산과 수렴 상수의 크기에 따라 서로 다른 수렴 형태를 보였다.

참 고 문 헌

- [1] S. J. Elliott and P. A. Nelson, "The Active Control of Sound," *Jour. Electronics and Communication Eng.*, pp. 127-136, 1990.
- [2] R. R. Leitch and M. O. Tokhi, "Active Noise Control Systems," *Proc. IEE*, Vol. 134, Pt. A, No. 6, pp. 525-546, 1987.
- [3] C. F. Ross, "A Demonstration of Active Control of Broadband Sound," *Jour. Sound and Vibration*, Vol. 74, No. 3, pp. 411-417, 1981.
- [4] J. C. Burgess, "Active Adaptive Sound Control in a Duct : A Computer Simulation," *Jour. Acoust. Soc. Am.*, Vol. 70, No. 3, pp. 715-726, 1981.
- [5] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing : Prentice-Hall*, 1985.
- [6] L. A. Poole, G. E. Wanaka, and R. C. Cutter, "The Implementation of Digital Filters Using a Modified Widrow-Hoff Algorithm for the Adaptive Cancellation Acoustic Noise," *Proc. ICASSP 84*, pp. 21.7.1-21.7.4, 1984.
- [7] G. E. Wanaka, L. A. Poole and J. Tichy, "Active Acoustic Attenuator," *U. S. Pat. No. 4,473,906*, Sept. 25, 1984.
- [8] L. J. Eriksson, M. C. Allie and R. A. Greiner, "The Selective and Application of an IIR Adaptive Filter for Use in Active Sound Attenuation," *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 35, pp. 433-437, 1987.
- [9] C. F. Ross, "Elements of the Active Control of Transformer Noise," *Jour. Sound and Vibration*, Vol. 61, No. 4, pp. 473-480, 1978.
- [10] D. D. Falconer, "Adaptive Reference Echo Cancellation," *IEEE Trans. on Communications*, Vol. 30, No. 9, pp. 2083-2094, Sept. 1982.
- [11] S. Qureshi, "Adaptive Equalization-A Comprehensive Review," *IEEE Communications Magazine*, pp. 9-16, March 1982.
- [12] 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.
- [13] P. L. Feintuch, N. J. Bershad and A. L. Lo, "A Frequency Domain Model for Filtered LMS Algorithms-Stability Analysis, Design, and Elimination of the Training Mode," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 41, No. 4, pp. 1518-1531, April 1993.
- [14] S. J. Elliott, I. M. Stothers and P. A. Nelson, "A Multiple Error LMS Algorithm and Its Application to the Active Control of Sound and Vibration," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 35, No. 10, pp. 1423-

- 1434, October 1987.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 이강승, 이재천, 윤대희, 강영석, "복수 정현파 소음 제어를 위한 Filtered-x LMS 알고리즘의 수렴 특성에 관한 연구," *한국음향학회, 제 14권 2호*, 1995
- [18] S. J. Elliott, I. M. Stothers, P. A. Nelson, et al., "The Active Control of Engine Noise Inside Cars," *Proc. Inter-Noise '88*, pp. 987-990, 1988.
- [19] 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.
- [20] J. S. Bendat, *Nonlinear System Analysis and Identification from Random Data* : Jhon Wiley & Sons, 1990.

— 저 자 소 개 —



李 康 昇(正會員)
 1963年 9月 28日生. 1985年 2
 月 연세대학교 전자공학과 졸업.
 1991年 2月 연세대학교 전자공
 학과 석사 학위 취득. 1995年 8
 月 연세대학교 전자공학과 박사
 학위 취득. 현재 한국전력공사

전력연구원에 재직중임. 주관심 분야는 능동 소음 제어 및 적응 신호 처리 등임.

李 在 天(正會員) 第 32卷 B扁 5號 參照

현재 아주대학교 시스템공학과 부교
 수

尹 大 熙(正會員) 第 32卷 B扁 5號 參照

현재 연세대학교 전자공학과 교수