

추정상관을 이용한 ECLMS에 관한 연구

정희원 오신범*, 권순용*, 이채욱*

A Study On ECLMS Using Estimated Correlation

Shin-Bum Oh*, Soon-Yong Kwon*, Chae-Wook Lee* *Regular Members*

요약

적응신호처리 분야에서 LMS 알고리즘은 수식이 간단하고, 적은 계산량으로 인해 널리 사용되고 있지만, 알고리즘 성능을 좌우하는 고정된 적응상수를 적절하게 선택해야 하는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 적응필터의 참조입력과 에러신호사이의 추정상관을 이용, 매 샘플시간마다 다른 값을 가지는 상관 추정 가변스텝사이즈(ECLMS) 알고리즘을 제안한다.

제안한 알고리즘을 적응 다중 노치필터에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 LMS알고리즘과 기존의 가변스텝 사이즈와 비교하여 그 성능이 우수함을 입증한다.

ABSTRACT

Although least mean square(LMS) algorithm is known to one of the most popular algorithm in adaptive signal processing because of the simplicity and the small computation, the choice of the step size reflects a tradeoff between the misadjustment and the speed of adaptation. In this paper, we present a new variable step size LMS algorithm, so-called ECLMS(Estimated correlation LMS), using the correlation between reference input and error signal of adaptive filter. The proposed algorithm updates each weight of filter by different step size at same sample time.

We applied this algorithm to adaptive multiple-notch filter. Simulation results are presented to compare the performance of the proposed algorithm with the usual LMS algorithm and another variable step algorithm.

I. 서론

특정한 신호에 포함된 협대역(narrow band) 간섭을 제거하는 필터를 노치 필터(notch filter)라고 한다^[1,2,3]. 노치 필터의 설계에 있어서 신호나 잡음에 대한 사전지식이 없거나 신호의 통계적 성질이 시변(time variant)일 경우 LMS(least mean square) 알고리즘과 같은 적응 알고리즘을 사용하는데 이를 적응 노치필터(adaptive notch filter)라 한다. 이러한 적응노치필터는 심전도(ECG : electro cardiography) 측정기의 간섭 제거, 음성신호의 노이즈 제거, 안테나 side lobe 간섭 제거, adaptive self-tuning filter

등 여러 분야에 다양하게 응용되고 있다^[4,5,6].

LMS 알고리즘은 그 수식의 간단성과 적은 계산량으로 인해 널리 사용되고 있는 적응신호처리 알고리즘 중의 하나이다^[7,8]. 그러나 LMS 알고리즘은 수렴속도 및 수렴 후 오차를 결정하는 적응상수 μ 가 일정하게 고정된 값이기 때문에 적응상수의 값이 크면 수렴은 빠르나 수렴 후의 오조정(misadjustment)이 크게 되고 반대로 적응상수의 값이 작으면 수렴 후 misadjustment는 작으나 수렴속도가 늦어지는 tradeoff의 문제가 있다^[7]. 그리고 입력신호에 대한 사전정보가 없으면 적응상수의 값을 적절히 선택하는 것이 어렵다는 단점이 있다.

* 대구대학교 정보통신공학부 디지털신호처리 연구실(cwlee@daegu.ac.kr)

논문번호 : 010393-1214, 접수일자 : 2001년 12월 14일

※ 이 논문은 2001학년도 대구대학교 학술연구비지원에 의한 논문임.

이러한 문제점을 보완하기 위하여 시간에 따라 적응상수의 크기를 가변시켜 수렴 초기에는 큰 적응상수로 빠른 수렴이 가능하도록 하고 점차 적응상수의 크기를 줄여서 misadjustment도 줄이는 가변 스텝사이즈 LMS(VSS LMS : Variable step size LMS) 알고리즘이 발표되었다^[8]. 그러나 VSS LMS 알고리즘의 경우, 오차신호의 제곱에 따라서 적응상수의 크기를 가변시키는데, 적응 노치 필터에 있어서 오차신호는 곧 notch filter의 출력 신호이다. 그러므로 정상상태(steady state)의 오차신호는 잡음이 제거된 원신호가 되고 알고리즘이 완전히 수렴한 후에도 원신호가 가진 신호레벨에 따라 적응상수의 크기가 불필요하게 변동되어 성능의 악화를 가져온다. 그리고 VSS LMS 알고리즘에서 적응상수 μ 의 값은 오차신호의 제곱에 따라서 크기가 변하는 스칼라인데 반해서 필터의 계수(weight)는 벡터이기 때문에 각각의 스텝에서 필터의 모든 계수를 동일한 적응상수를 이용하여 update하게 된다. 그러므로 각 계수의 update에 최적의 적응상수를 사용한다고 할 수 없고, 적응 노치필터에 적용하였을 때 좋은 성능을 기대하기 어렵다.

본 논문에서는 적응 노치필터 시스템에서 적응필터의 참조입력과 에러신호사이의 상관이 점점 0으로 수렴해간다는 점에 착안하여, 필터의 참조입력과 에러신호 사이의 추정상관(Estimated correlation)을 이용, 적응상수를 벡터로 한 상관추정 가변스텝사이즈 알고리즘 ECLMS(Estimated correlation LMS)를 제안한다. 상관추정 가변스텝사이즈 알고리즘은 벡터인 계수를 수정하는데 있어서 벡터인 적응상수를 사용하기 때문에 계수 update에 사용되는 적응상수가 각 계수에 따라 적절한 값으로 조정된다. 그리고 오차신호와 참조입력의 상관을 이용하기 때문에 알고리즘이 수렴한 후에는 적응상수의 변화가 작으므로 LMS 알고리즘 및 VSS LMS 알고리즘 보다 뛰어난 성능을 나타낸다.

본 논문에서는 여러 개의 협대역 간섭을 제거하는 필터인 adaptive multiple-notch filter에 제안하는 알고리즘을 적용하여, 고정 적응상수를 갖는 LMS 알고리즘 및 VSS LMS 알고리즘 보다 수렴속도와 신호대 잡음비 면에서 우수함을 입증하였다.

II. 적응 노치 필터

1. 적응 잡음 제거기로서의 노치 필터

그림 1은 적응노치 필터의 구조이다. 적응 노치

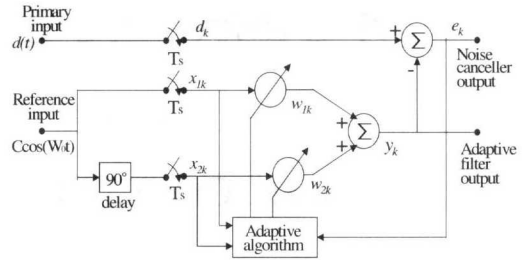


그림 1. 적응 노치 필터의 구조

필터에 있어서 하나의 협대역 간섭을 제거하는데 필요한 필터의 차수는 2차이다. 따라서 노치 필터의 구성을 위해서는 필터의 차수가 2차 이상이어야 한다. 이런 형태의 적응 노치 필터는 고정필터에 비해서 대역폭(bandwidth)을 쉽게 조절할 수 있고 필터의 중심주파수 조정이 간단하며 원하는 중심 주파수에서 원하는 만큼의 감쇠(attenuation)를 가지도록 NULL을 형성할 수 있다는 장점이 있다^[4,6].

그림 1에서 $d(t)$ 는 원신호와 노이즈가 섞인 원시 입력(primary input)이고 적응 노치 필터로 들어가는 참조입력(reference input)은

$$\begin{aligned} x_{1k} &= C \cos(k W_0) \\ x_{2k} &= C \sin(k W_0) \end{aligned} \tag{1}$$

가 되고 각각의 계수 업데이트 과정은 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} w_{1,k+1} &= w_{1k} + 2\mu e_k x_{1k} \\ w_{2,k+1} &= w_{2k} + 2\mu e_k x_{2k} \end{aligned} \tag{2}$$

그림 2는 적응 노치 필터의 전달함수를 구하기 위하여 primary input에서 노치필터의 출력까지 신호의 전파(propagation)를 분석한 흐름도 이다. $k=1$ 인 순간에 e_k 지점에 진폭 α 인 임펄스를 가하면

$$e_k = \alpha \delta(k-i) = \begin{cases} \alpha & , k=i \\ 0 & , k \neq i \end{cases} \tag{3}$$

이 된다. 이때 점선 블록 앞까지의 응답을 구하면 다음과 같다.

$$2\mu e_k C \cos(W_0 k T) = \begin{cases} 2\mu \alpha C \cos(W_0 k T) & , k=i \\ 0 & , k \neq i \end{cases} \tag{4}$$

점선 부분의 전달함수는 $H(z) = 1/(z-1)$ 이고 임

펄스 응답(impulse response)은 $h(k) = u(k-1)$ 이므로 w_{1k}, w_{2k} 의 임펄스 응답은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$w_{1k} = 2\mu\alpha C \cos(W_0 iT) u(k-i-1) \quad (5)$$

$$w_{2k} = 2\mu\alpha C \sin(W_0 iT) u(k-i-1) \quad (6)$$

따라서

$$y_{1k} = 2\mu C^2 \alpha \cos(W_0 kT) \cos(W_0 iT) u(k-i-1) \quad (7)$$

$$y_{2k} = 2\mu C^2 \alpha \sin(W_0 kT) \cos(W_0 iT) u(k-i-1) \quad (8)$$

이다. 따라서 다음과 같이 주어진다.

$$y_k = 2\mu C^2 \alpha \cos((k-i)W_0 T) u(k-i-1) \quad (9)$$

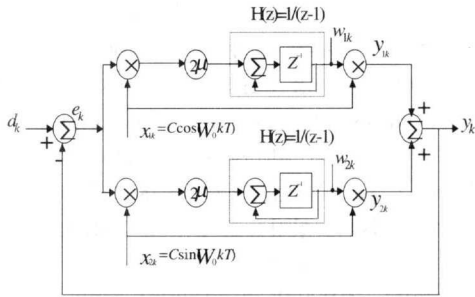


그림 2. LMS 적응 notch 필터의 흐름도

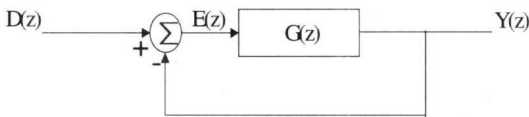


그림 3. 적응 notch 필터의 전달함수 Diagram

시스템에 임펄스를 가한 시간 $i=0$ 라고 가정하면

$$e_k = \alpha \delta(k) \quad (10)$$

이 된다. 따라서

$$y_k = 2\mu C^2 \alpha \cos(W_0 kT) u(k-1) \quad (11)$$

로 된다.

시스템 전체의 전달함수를 구하기 위하여 그림 2를 간략화 하여 전달함수 다이어그램으로 나타내 보면 그림 3과 같다. 그림 3에서 귀환(feedback)경로만을 본 전달함수 $G(z)$ 는 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$G(z) = \frac{Z(y_k)}{Z(e_k)} \quad (12)$$

$$= \frac{2\mu C^2 (\cos(W_0 T)z - 1)}{z^2 - 2\cos(W_0 T)z + 1}$$

따라서 단일 주파수 적응 notch 필터 시스템 전체의 전달함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$H(z) = \frac{1}{1 + G(z)} \quad (13)$$

$$= \frac{z^2 - 2\cos(W_0 T)z + 1}{z^2 - 2(1 - \mu C^2)\cos(W_0 T)z + (1 - 2\mu C^2)}$$

2. adaptive multiple-notch filter

기본적인 적응 notch 필터가 하나의 주파수 혹은 협대역 간섭만을 제거하는데 비해 이를 병렬로 접속하여 참조 입력을 복수로 주면 복수의 협대역 간섭을 제거할 수 있다¹⁴⁾. 즉 필터의 참조 입력을 n 개로 하면 필터의 입력은 $2n$ 개가 되고 n 개의 협대역 간섭이 제거될 수 있는 구조로 된다. 이렇게 참조 입력을 복수로 하여 여러 개의 협대역 간섭을 제거할 수 있도록 구성된 적응 notch 필터를 adaptive multiple-notch filter 혹은 multi-reference adaptive notch filter라 한다. 그림 4는 adaptive multiple-notch filter의 구조이다. 그림에서 제거할 협대역 간섭에 대한 참조입력과 LMS 알고리즘에 의해 가변되는 필터의 계수들은 각각 다음과 같다.

$$X_k = [x_{0k} \ x_{1k} \ \dots \ x_{Lk}]^T \quad (14)$$

$$W_k = [w_{1k} \ w_{2k} \ \dots \ w_{ik}]^T \quad (15)$$

적응필터의 출력 y_k 는

$$y_k = X_k^T W_k = W_k^T X_k \quad (16)$$

가 되어 LMS 알고리즘의 적응과정에서 원시입력에 포함된 노이즈 성분과 같아지게 되고 결국 잡음제거의 출력 e_k 는 원신호 성분만 남게 된다.

$$e_k = d_k - y_k$$

$$= d_k - X_k^T W_k \quad (17)$$

$$= d_k - W_k^T X_k$$

이러한 adaptive multiple-notch filter는 단일 주파수 적응 notch 필터를 병렬로 여러 개 연결한 것이기 때문에 전달함수는 다음과 같이 단일 주파수 적응 notch 필터의 전달함수를 곱하는 형태로 얻어질

수 있다.

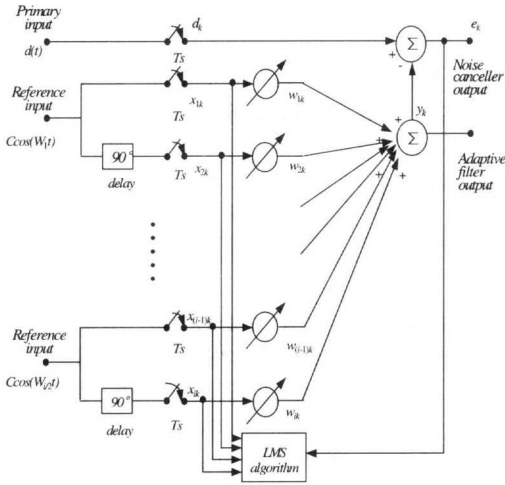


그림 4. Adaptive multiple-notch filter의 구조

$$H(z) = \prod_{m=1}^M \frac{z^2 - 2 \cos(W_m T)z + 1}{z^2 - 2(1 - \mu C^2) \cos(W_m T)z + (1 - 2\mu C^2)} \quad (18)$$

그림 5는 M=2인 adaptive multiple-notch filter의 전달함수 진폭특성을 보여주고 있다.

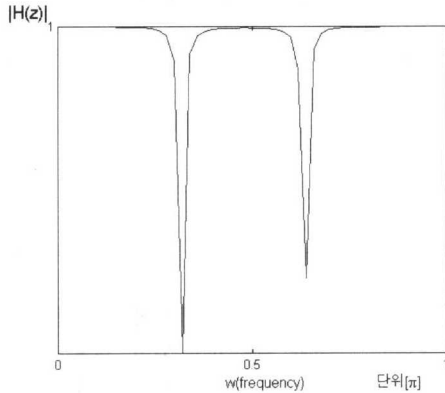


그림 5. adaptive multiple notch filter의 전달함수

III. ECLMS 알고리즘

1. 가변스텝 사이즈 LMS 알고리즘

가변 스텝사이즈 LMS(VSS LMS : Variable Step Size LMS) 알고리즘은 위에서 서술한 LMS 알고리즘의 문제점을 보완하기 위한 알고리즘이다^[8]. VSS LMS 알고리즘에서는 시간에 따라 적응상수의

크기를 가변시켜 수렴 초기에는 큰 적응상수로 빠른 수렴이 가능하도록 하고 점차 적응상수의 크기를 줄여서 misadjustment도 줄이는 방법으로 성능의 향상을 꾀한다. VSS LMS 알고리즘은 아래의 식으로 요약할 수 있다.

$$\mu_{k+1} = a \mu_k + \gamma e_k^2 \quad (19)$$

where $0 < a < 1, \gamma > 0$

$$\mu_{k+1} = \begin{cases} \mu_{\max} & \text{if } \mu_{k+1} > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \text{if } \mu_{k+1} < \mu_{\min} \\ \mu_{k+1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

적응상수 μ 의 초기값은 μ_{\max} 값을 사용하며 μ_{\max} 는 다음의 식으로 정의된다.

$$\mu_{\max} = \frac{2}{3tr(R)} \quad (21)$$

원하는 수준의 성능을 얻기 위하여 a, γ, μ_{\min} 의 값은 시스템에 따라 적절하게 정하게 된다. 식에서 볼 수 있듯이 VSS LMS 알고리즘은 오차 신호의 제공에 따라서 적응상수 μ 의 값이 변화된다. 즉, 오차 신호가 크면 적응상수의 크기를 늘여서 빠른 적응이 가능하게 하고 오차신호가 작을 때에는 적응상수를 줄여서 안정성을 높인다. VSS LMS 알고리즘의 경우 LMS 알고리즘의 문제점을 상당부분 보완했지만, 정해줘야 할 파라미터 수가 너무 많다는 단점이 있다. 그리고 대부분의 경우 적응필터의 계수가 벡터인데 반해서 적응상수는 여전히 스칼라이기 때문에 모든 계수를 각각의 시간에서 동일한 적응상수를 이용하여 업데이트 하게된다. 그러므로 계수를 업데이트하는데 있어서 최적의 적응상수를 사용한다고 보기는 어렵다.

2. 제안하는 알고리즘

LMS 알고리즘은 고정된 적응상수 μ 를 사용하므로 변화된 환경에는 잘 적응하지 못하는 단점이 있다. 이 점을 보완하기 위한 VSS LMS 알고리즘은 정해줘야 하는 파라미터의 수가 너무 많고 μ 값 자체가 스칼라이기 때문에 일반적으로 계수가 벡터인 적응 필터에서 최적의 성능을 내기에는 부족한 점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위하여 입력신호와 오차신호의 추정된 상관(Estimated correlation)을 이용하여 적응 상수의 값을 변화시키는 ECLMS 알고리즘을 제안한다. 여기서 추정된 상관이라고 한 이유는 X, Y를 서로 다른 두 개의 신호라고 할 때, 원래 상관이라 함은

E[XY]를 의미하지만 본 논문에서는 신호 전체가 아닌 각각의 샘플링타임까지의 상관값을 사용하는 순시치(instantaneous)의 의미가 있기 때문이다.

적응 노치필터에서 필터에 입력되는 참조신호는 원시입력에 포함된 잡음신호와 상관관계이다. 그러므로 adaptive process의 초기상태에서 입력신호와 오차신호는 큰 상관도를 가진다. 그러나 적응 과정이 진행됨에 따라서 오차신호에서 잡음성분은 점점 제거되고 따라서 입력신호와 오차신호의 상관은 점점 0으로 수렴하게 된다. 즉 정상상태(steady state)에서 입력신호와 오차신호의 상관을 τ 라고 하면 다음과 같다.

$$\tau = E[x_{i,\infty}e_{\infty}] = 0, \text{ where } i=1,2,3,\dots \quad (22)$$

여기서 i 는 필터의 차수이다. 이러한 성질을 이용하여 식 (23), (24)으로 정의되는 상관 추정 LMS 알고리즘을 제안한다.

$$\Psi_{i,k} = \Psi_{i,k-1} + x_{i,k}e_k \quad (23)$$

where $\Psi_{i,0}=0 \quad i, k=1,2,3,\dots$

$$\begin{cases} \mu_{i,k} = \frac{\alpha}{k} \Psi_{i,k} \\ \mu_{i,k} = \mu_{\min} \end{cases} \quad (24)$$

k 는 샘플링타임이고 α 는 적응 상수의 값이 0과 1 사이의 값이 되도록 해주는 scaling factor이다. 식에서 알 수 있듯이 상관 추정 LMS 알고리즘은 상관도가 변함에 따라서 적응상수의 값을 가변시키고 또한 각각의 참조신호와 오차신호 사이의 상관값을 사용하기 때문에 적응상수가 벡터의 형태가 된다. 따라서 각 계수들을 update하는데 있어서 계수마다 적절한 적응상수를 이용하게 되어 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다. 그리고 VSS LMS 알고리즘에 비해서 정해줘야 하는 파라미터의 수가 α 와 μ_{\min} 의 두 개이므로 적당한 적응 상수의 값을 찾기가 훨씬 수월해진다. 상관 추정 LMS 알고리즘을 사용하였을 경우 필터의 계수 업데이트과정은 다음의 식으로 나타내어진다.

$$\begin{aligned} w_{1,k+1} &= w_{1,k} + 2\mu_{1,k} e_k x_{1,k} \\ w_{2,k+1} &= w_{2,k} + 2\mu_{2,k} e_k x_{2,k} \\ &\vdots \\ w_{i,k+1} &= w_{i,k} + 2\mu_{i,k} e_k x_{i,k} \end{aligned} \quad (25)$$

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

실험은 제안하는 상관추정 LMS 알고리즘을 adaptive multiple-notch filter에 적용하고 신호대 잡음비 및 MSE를 다른 알고리즘과 비교하는 방식으로 진행하였다. adaptive multiple-notch filter는 2개의 협대역 간섭을 제거할 수 있도록 필터의 차수가 4차인 구조를 사용하였다.

원시입력은 원신호에 잡음이 부가된 형태로서, 원신호는 80Hz, 150Hz 두 정현파 신호의 합을 사용하였고 잡음은 주파수가 60Hz, 120Hz인 두 정현파의 합에 평균 0, 분산 0.5인 백색잡음(white noise)을 부가하였다. 이때 샘플링 간격은 0.1ms로, 샘플수는 10,000개를 사용하였다.

먼저 고정된 적응상수 값을 갖는 LMS 알고리즘의 성능을 각각 적응상수의 값을 달리하여 비교해 보았다. 아래의 표 1은 그 결과를 보여주고 있다

표 1. LMS 알고리즘에서의 성능비교

구분	적응상수 μ 의 값		
	0.0008	0.0012	0.0016
출력 SNR(dB)	14.7463	15.1013	14.8067
excess MSE	0.4236	0.3926	0.4685
최소 MSE	20.6993		
Misadjustment	0.0205	0.0190	0.0226
수렴구간	4500/ -11dB	3000/ -7dB	2000/ -5dB

실험경과입력 신호대잡음비가 0보다 큰 경우 적응상수 μ 의 값이 0.0012일 때 가장 좋은 신호대 잡음비인 15.1013[dB]를 보였으며, 이 경우 misadjustment는 0.0190이고 약 3,000번째 iteration에서 -7[dB]지점으로 수렴함을 볼 수 있었다. 이 때의 출력신호 주파수 스펙트럼(frequency spectrum) 및 MSE 곡선이 그림 6과 그림 7에 각각 나타나있다.

VSS LMS 알고리즘의 경우 파라미터의 수가 3개이기 때문에 최적값을 찾아내기가 매우 어렵다. 여기서는 먼저 γ 의 값을 고정시킨 상태에서 α 값을 변화시켜 신호대 잡음비의 최고값을 찾은 후 γ 를 변화시켜 최고값을 찾는 방법을 여러번 반복하여 최적의 α, γ 값을 얻을 수 있었다. 다음의 표 2는 반복 실험에서 얻은 γ 의 최적값인 1.7×10^{-5} 을 기준

으로 α 값을 변동시켜 본 결과를 보여주고 있다.

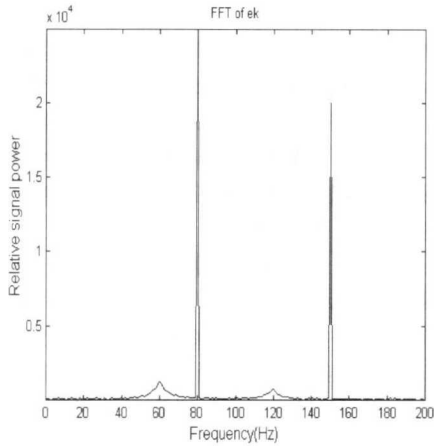


그림 6. LMS 알고리즘에서 출력신호의 주파수 스펙트럼

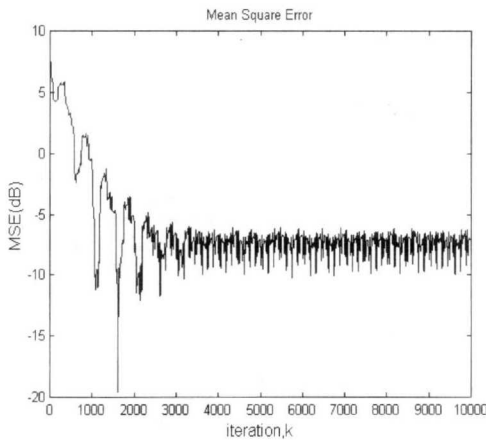


그림 7. LMS 알고리즘의 MSE 곡선

표 2. VSS LMS 알고리즘의 성능($\gamma = 1.7 \times 10^{-5}$)

구분	파라미터 α 의 값			
	0.30	0.32	0.34	0.36
출력 SNR	13.7559	13.7596	13.7579	13.7501
excess MSE	0.6643	0.6648	0.6664	0.6694
최소 MSE	20.6993			
Misadjustment	0.0321	0.0321	0.0322	0.0323
수렴구간	2200/ -9dB	2200/ -8dB	2200/ -8dB	2000/ -7dB

그림 8, 그림 9는 실험에서 출력신호대 잡음비 기준으로 VSS LMS 알고리즘의 성능이 가장 좋을 때인 $\alpha = 0.32$, $\gamma = 1.7 \times 10^{-5}$, $\mu_{\min} = 0.0006$ 일때의

출력신호 주파수 스펙트럼(frequency spectrum) 및 MSE 곡선이다. 출력신호대잡음비는 13.7596[dB]이고 이때의 misadjustment는 0.0321, 2,200번째 iteration에서 -8[dB]로 수렴하였다.

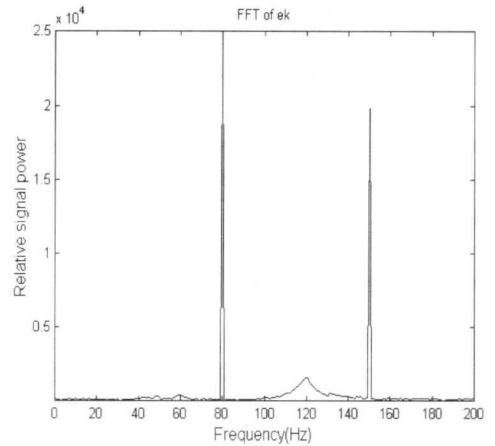


그림 8. VSS LMS 알고리즘에서 출력신호의 주파수 스펙트럼

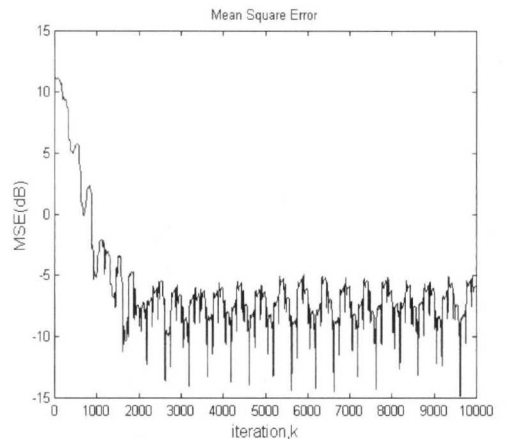


그림 9. VSS LMS 알고리즘의 MSE 곡선

상관추정 LMS 알고리즘에서 동등한 비교를 위하여, μ_{\min} 은 VSS LMS 알고리즘과 같은 0.0006으로 두고 scaling factor α 를 바꿔가면서 실험을 하였다. 실험 결과 및 최적의 성능을 보일 때의 출력신호의 주파수 스펙트럼, MSE 곡선은 아래와 같다. 표 3에서 볼 수 있듯이 $\alpha = 0.0006$ 일 때 출력신호대잡음비 기준으로 최고의 성능을 보였으며 이때의 출력신호대잡음비는 16.9923[dB], misadjustment는 0.0076 그리고 약 4,000번째 iteration에서

-13[dB]로 수렴함을 볼 수 있었다.

출력신호대 잡음비가 최고일 때를 기준으로 다른 두 알고리즘과 비교해 보면 LMS 알고리즘보다 신호대 잡음비는 1.891[dB]가 개선되었고 misadjustment는 0.0114가 개선된 결과를 얻을 수 있었다. 그리고 수렴속도 면에서는 LMS 알고리즘이 3,000 번째 iteration에서 -7[dB]로 수렴하고 제안한 알고리즘이 4000번째 iteration에서 -13[dB]로 수렴하지만 같은 MSE에서 비교해 볼 때 제안알고리즘은 약 1900번째 iteration에서 -7[dB]를 지나므로 더 빠른 수렴속도를 가진다고 볼 수 있다.

VSS LMS 알고리즘과 비교했을 때에도 신호대 잡음비가 3.2327[dB], misadjustment가 0.0245 개선되는 것을 볼 수 있었고 MSE 곡선을 비교해 보았을 때 VSS LMS 알고리즘이 약 2,200번째 iteration에서 -8[dB]로 수렴하는 반면 제안알고리즘은 약 1800번째 iteration에서 -8[dB]지점을 지나므로 제안하는 상관 추정 LMS 알고리즘의 성능이 더 우수함을 볼 수 있었다.

표 3. 상관 추정 LMS 알고리즘의 성능

구분	파라미터 α 의 값			
	0.0004	0.0006	0.0008	0.0010
출력 SNR	16.6880	16.9923	16.6469	16.1321
excess MSE	0.1790	0.1577	0.2003	0.2650
최소 MSE	20.6993			
Misadjustment	0.0086	0.0076	0.0097	0.0128
수렴구간	5000/ -13dB	4000/ -13dB	4000/ -13dB	4000/ -13dB

표 4는 지금까지 컴퓨터 시뮬레이션을 토대로 각 알고리즘별로 최고의 출력신호대잡음비일 경우일 때를 비교한 것이다. 표 4에서 알 수 있듯이 제안한 상관 추정 LMS 알고리즘은 입력신호와 오차신호의 추정된 상관을 이용하여 적응 상수의 값을 변화시키므로, 다른 기존의 알고리즘보다 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

표 4. 각 알고리즘별 최고의 성능일 때의 비교

구분	LMS	VSS LMS	상관 추정 LMS
출력 SNR	15.0013	13.7596	16.9923
exce MSE	0.3926	0.6648	0.1577
최소 MSE	20.6993		
Misadjustment	0.019	0.0321	0.0076
수렴구간	3000/-7dB	2200/-8dB	4000/-13dB

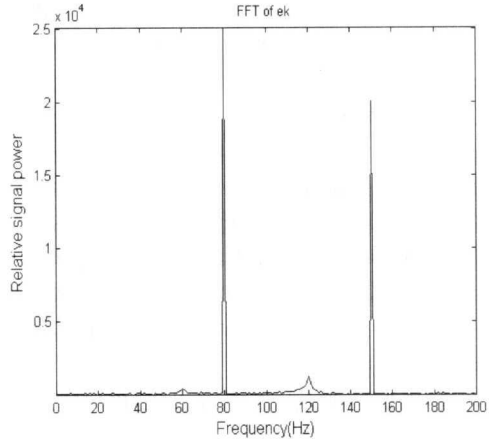


그림 10. 상관 추정 LMS 알고리즘의 출력신호 주파수

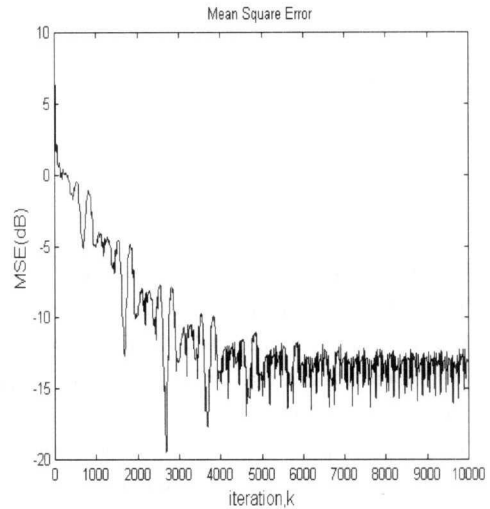


그림 11. 상관 추정 LMS 알고리즘의 MSE 곡선

V. 결론

본 논문에서는 LMS 알고리즘의 단점을 보완하기 위해 필터의 각 참조입력과 오차신호의 상관관계를 이용하여 적응 상수의 크기를 변화시키는 상관 추정 LMS 알고리즘을 제안하였고, 제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 복수의 협대역 간섭을 제거하는 adaptive multiple-notch filter에 적용해 보았다. 또한 LMS 알고리즘을 보완한 알고리즘인 VSS LMS 알고리즘과도 비교해 보았다. 적용한 알고리즘에 따른 필터의 신호대 잡음비, MSE, 수렴속도 및 misadjustment 등의 성능을 알아보기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하여 비교하였다.

제한한 상관 추정 LMS 알고리즘을 두 개의 협대역 간섭을 제거하는 4차 adaptive multiple-notch filter에 적용해 본 결과 계산량에서는 다소 불리하지만 출력신호대 잡음비가 최대일 때를 기준으로 했을 때 LMS 알고리즘 보다가 신호대 잡음비는 약 2[dB], misadjustment는 0.011이 개선되었고 수렴 속도도 우수함을 알 수 있었다. 그리고 VSS LMS 알고리즘과 비교했을 때에도 신호대 잡음비는 약 3.2 [dB], misadjustment는 0.024 정도 개선된 결과를 얻을 수 있었으며 수렴속도에서도 더 빠르다는 것을 알 수 있었다.

본 논문에서 제한한 상관 추정 LMS 알고리즘이 차후 적응 잡음제거(adaptive noise canceling)의 기본적인 알고리즘의 하나로 사용되고, 적응신호처리의 다양한 분야에 응용될 수 있을 것으로 기대한다.

향후 노치 필터 뿐만 아니라 다른 종류의 적응 필터에 적용하여 성능을 비교, 분석하고 필터의 차수가 매우 큰 경우 계산량을 줄일 수 있는 효율적인 알고리즘에 관한 연구가 있어야 하겠다.

참 고 문 헌

[1] Victor DeBrunner and Sebastian Torres, "Multiple Fully Adaptive Notch Filter Design Based on Allpass Sections", *IEEE Transactions on Signal Processing*, VOL. 48, NO. 2, pp. 550-552, Feb. 2000.

[2] Y. V. Joshi and S. C. Dutta Roy, "Design of IIR Multiple Notch Filters", *International Journal of Circuit Theory and Applications*, 26, pp. 499-507, 1998.

[3] Sebastian Torres and Victor DeBrunner, "An Adaptive, High-Order, Notch Filter Using All Pass Sections", *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, VOL. 3, May 1998.

[4] Bernard Widrow, John R. Glover, and John M. McCool 외 6명, "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Application," *Proceeding of the IEEE*, VOL. 63, NO. 12, pp. 1692-1716, Dec, 1975.

[5] William A. Harrison, Jae S. Lim and Elliot Singer, "A New Application of Adaptive Noise Cancellation", *IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing*, VOL. ASSP-34,

pp. 21-27, Feb. 1986.

[6] Bernard Widrow and Samuel D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice Hall, 1985.

[7] Joseph B. Evans, Ping Xue, Bede Liu, "Analysis and Implementation of Variable Step Size Adaptive Algorithms", *IEEE Transactions on Signal Processing*, VOL. 41, NO. 8, August 1993.

[8] Raymond H. Kwong. and Edward W Johnson, "A Variable Step Size LMS Algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, VOL. 40 NO. 7, July 1992.

오 신 범(Shin-Bum Oh)
제 24권 제 4A 호 참조

정회원

권 순 용(Soon-Yong Kwon)

정회원



1998년 2월 : 대구대학교 정보통신공학과 졸업
2000년 2월 : 대구대학교 정보통신공학과 석사
<주관심 분야> 디지털신호처리, 적응신호처리

이 채 욱(Chae-Wook Lee)
제 24권 제 4A 호 참조

정회원