

# 적응보상기를 채용한 주파수영역 적응 잡음제거 시스템 및 알고리즘

## (Frequency-Domain Adaptive Noise Canceller and Its Algorithm with Adaptive Compensator)

孫慶植\*, 金秀重\*\*

(Kyung Sik Son and Soo Joong Kim)

### 要 約

본 연구에서는 적응 잡음 제거기의 성능을 향상시키기 위하여 적응 보상기를 채용한 시간 영역상의 적응 잡음 제거기 및 그 알고리즘(CLMS 알고리즘)<sup>[1]</sup>을 주파수 영역상의 적응 잡음 제거기로 변환시키고, 이것을 적용시킬 수 있는 “overlap-save”방법에 근거를 둔 Compensated Frequency-domain Least Mean Squares(CFLMS) 알고리즘을 제시한다.

제안되는 CFLMS 알고리즘은 표준 LMS 알고리즘에 비해 필터의 차수가 32차 이상에서, CLMS 알고리즘보다 16차 이상에서 각각 계산량 면에서 더 효과적이다. 입력이 비상관 잡음일 경우 제안된 CFLMS 알고리즘과 CLMS 알고리즘의 수렴속도는 거의 같다. 그러나 입력이 상관될 잡음일 경우 CFLMS 알고리즘은 LLMS 알고리즘 보다 수렴속도가 빠르다. 제안된 CFLMS 알고리즘의 성능의 우수함은 전산 시뮬레이션을 통하여 입증된다.

### Abstract

The time domain adaptive noise canceller (time domain ANC) with the adaptive compensator and its algorithm, so called compensated least mean squares (CLMS) algorithm, had been introduced to improve the performance of ANC[1].

In this paper the time domain ANC with the adaptive compensator is transformed into the frequency domain ANC with the adaptive compensator. An compensated frequency-domain least mean squares (CFLMS) algorithm that can adapt the proposed frequency domain ANC is presented. The CFLMS algorithm is based on the “overlap-save” technique used in the frequency-domain filtering.

The proposed CLMS algorithm is more efficient than the LMS and CLMS algorithm for the number of taps  $N=32$  and  $N=16$ , respectively. With the uncorrelated input signal, the CLMS and CFLMS algorithms have almost the same convergence rate. But with the correlated input signal, the CFLMS algorithm has more rapid convergence rate than the CLMS algorithm.

\*正會員, 釜山大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Pusan Nat'l Univ.)

\*\*正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)  
接受日字: 1989年 9月 10日

### I. 서 론

FIR 적응 필터는 안정성면에서 IIR 적응 필터에 비해 유리하므로 신호 처리 분야에서 널리 이용되고 있다. 그러나 시간 영역상에서 처리할 경우, 입력신

호의 자기 상관 행렬의 고유치가 넓게 분포됨으로 인한 수렴속도의 저하 및 높은 필터 차수로 인한 계산량의 증가등이 문제점으로 대두되고 있다.<sup>[2]</sup> 이를 해결하고자 신호를 주파수 영역으로 변환시켜 입력 신호의 고유치 분포폭을 좁힘으로써 필터의 수렴 속도를 향상시키고 (data orthogonalization), 뿐만 아니라 FFT라는 고속 알고리즘을 이용함으로써 계산량을 대폭 감소시킬 수 있다.<sup>[3,4,5,6,7,8]</sup> 최근들어 FIR 적응 필터에 적응 보상기를 채용하여 적응 잡음 제거기의 성능을 향상시키는 개선 방안이 제시되었다.<sup>[1]</sup>

본 논문에서는 위에 서술한 주파수 영역상의 적응 필터가 가지는 여러 잇점 즉, 수렴속도의 향상 및 계산량의 감소를 얻고자 적응 보상기를 채용한 ANC 용 시간 영역상의 적응 필터를 주파수 영역상의 등가로 변환시키고, 이 변환된 주파수 영역 적응잡음 제거기를 적용시킬 수 있는 새로운 compensated frequency-domain least mean squares (CFLMS) 알고리즘을 개발하였다. 제안되는 CFLMS 알고리즘은 표준 LMS 알고리즘에 비해 필터의 차수가 32차 이상에서, 시간영역상에서 적응 보상기를 채용한 적응 잡음 제거기의 적응 알고리즘인 CLMS 알고리즘<sup>[1]</sup> 보다 16차 이상에서 각각 계산량면에서 더 효과적이다. 입력이 비상관 잡음일 경우 제안된 CFLMS 알고리즘과 CLMS 알고리즘의 수렴속도는 거의 같으나 입력이 상관된 잡음일 경우 CFLMS 알고리즘은 CLMS 알고리즘보다 수렴속도가 빠르다. 또한 주파수 영역상에서도 적응 보상기를 채용한 적응 잡음 제거기가 채용하지 않은 경우보다 수렴상태의 정상 상태에서의 필터 각부 파형이 우수하다는 것을 전산 시뮬레이션을 통하여 입증한다.

## II. 주파수 영역 적응 필터

우선 주파수 영역 적응 필터에 대하여 간단히 설명하고자 한다. 그림 1은 linear convolution을 구현하고 있는 시간 영역상의 FIR 적응 필터를 도시하고 있다. 그림 1에서 입력  $x(n)$ , 출력  $y(n)$  및 충격 응답  $w(n)$  사이에는 다음과 같이 linear convolution으로 표시된다.

$$y(n) = w(n) * x(n) = \sum_{i=0}^N w(i) \times (n-i) \quad (1)$$

식(1)과 같은 시간 영역상의 linear convolution을 FFT를 이용한 fast convolution으로 대신할 수 있다. 그러나 FFT 알고리즘은 circular convolution의 성질을 가지기 때문에 보통 "overlap-save"방법을 이용하여 linear convolution 효과를 가지게 한다. 이를 위

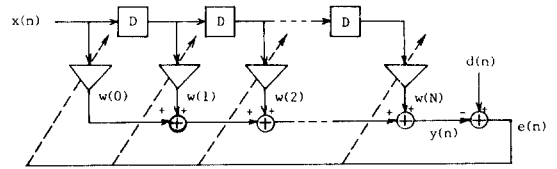


그림 1. 시간 영역상의 FIR 적응 필터  
Fig. 1. Adaptive FIR filter in time domain.

하여 파라미터  $w(n)$ 을 다음과 같이 zero-padding 한다.

$$w(i) = w(i), \quad i=0, 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$= 0, \quad i=N+1, \dots, 2N+1$$

입력데이터  $x(n)$ 의 흐름을 2N개를 한 단위로 묶고 그전의 block과 N개의 데이터가 겹치도록 다음과 같이 나눈다.

$$x_s(n) = x(sN+n), \quad n=0, 1, 2, \dots, 2N-1 \quad (3)$$

$$s=0, 1, 2, \dots$$

식(3)에서  $x_s(n)$ 은 s번째 block에 속하는 데이터를 나타낸다. 출력  $y(n)$  역시 마찬가지로 나눈다.

$$y_s(n) = y(sN+n), \quad n=0, 1, 2, \dots, 2N-1 \quad (4)$$

$$s=0, 1, 2, \dots$$

식(2), (3) 및 (4)를 이용하여 linear convolution인 식(1)을 circular convolution으로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} y_s(2N-1) \\ y_s(2N-2) \\ \vdots \\ y_s(N) \\ y_s(N-1) \\ \vdots \\ y_s(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s(0), & x_s(1), & \dots, & x_s(2N-1) \\ x_s(2N-1), & x_s(0), & \dots, & x_s(2N-2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_s(N+1), & x_s(N), & \dots, & x_s(N) \\ x_s(N), & x_s(N+1), & \dots, & x_s(N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_s(1), & x_s(2), & \dots, & x_s(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ w_s(N) \\ w_s(N-1) \\ \vdots \\ w_s(0) \end{bmatrix} \quad (5)$$

식(5)에서 우변의 행렬은 시간 영역상의 데이터로 구성된 행렬로서  $x_s$ 로 표기한다. 그림 1을 주파수 영역상의 등가로 변환시키면 다음의 그림 2와 같다. 그림 2의 구성 및 다음 장에서 소개할 적응 보상기를 가지는 주파수 영역상의 적응 필터를 이해하기 위해 먼저 다음과 같은 기호 및 정의를 설명한다.

### 기호 및 정의

(1) DFT 행렬  $F$

$$\mathbf{F} = [f_{kj}], \quad f_{kj} = \exp(-i \frac{2\pi}{2N} kj)$$

$$k, j = 0, 1, 2, \dots, 2N-1 \quad (6)$$

$$\mathbf{F}^* = 2N\mathbf{F}^{-1} (*; \text{transpose complex conjugate}) \quad (7)$$

(2) 창행렬 (windowing matrix)  $\mathbf{h}_L$  및  $\mathbf{h}_U$

i) 전창행렬 (prewindowing matrix)

$$\mathbf{h}_L = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서  $\mathbf{I} = N \times N$  단위행렬 및  $\mathbf{O} = N \times N$  null 행렬이다.

ii) 후창행렬 (postwindowing matrix)

$$\mathbf{h}_U = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기서  $\mathbf{I} = N \times N$  단위행렬 및  $\mathbf{O} = N \times N$  null 행렬이다.

(3) 시간 영역상의 데이터 벡터 및 행렬

$\mathbf{d}_s, \mathbf{x}_s, \mathbf{w}_s, \mathbf{y}_s$  및  $\mathbf{e}_s^c$ 는 시간 영역상에서의  $s$ 번째 block의  $2N$  point 벡터로서 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{d}_s = [d_s(0), \dots, d_s(n), \dots, d_s(2N-1)]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{x}_s = [x_s(0), \dots, x_s(n), \dots, x_s(2N-1)]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{w}_s = [w_s(0), \dots, w_s(n), \dots, w_s(2N-1)]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{y}_s = [y_s(0), \dots, y_s(n), \dots, y_s(2N-1)]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{e}_s^c = \mathbf{d}_s - \mathbf{y}_s$$

$$= [e_s(0), \dots, e_s(n), \dots, e_s(2N-1)]^T \quad (14)$$

식 (10)부터 (14)까지에서  $\mathbf{d}_s, \mathbf{x}_s, \mathbf{w}_s, \mathbf{y}_s$  및  $\mathbf{e}_s^c$ 는 각각 원하는 출력 벡터, 입력 벡터, 추정 파라미터 벡터, 추정 출력 벡터 및 추정 오차 벡터이다. 특히 식 (13) 및 (14)에서  $\mathbf{y}_s$  및  $\mathbf{e}_s^c$ 는 FFT를 이용한 circular convolution한 결과이다.

(4) 주파수 영역상의 데이터 벡터 및 행렬

벡터  $\mathbf{D}_s, \mathbf{W}_s, \mathbf{E}_s^z$  및  $\mathbf{Y}_s$ 는 각각 벡터  $\mathbf{d}_s, \mathbf{w}_s, \mathbf{e}_s^c$  및  $\mathbf{y}_s$ 의  $2N$  point DFT를 의미하며 다음과 같다.

$$\mathbf{D}_s = [D_s(0), \dots, D_s(k), \dots, D_s(2N-1)]^T$$

$$= \mathbf{F} \mathbf{d}_s \quad (15)$$

$$\mathbf{W}_s = [W_s(0), \dots, W_s(k), \dots, W_s(2N-1)]^T$$

$$= \mathbf{F} \mathbf{w}_s \quad (16)$$

$$\mathbf{Y}_s = [Y_s(0), \dots, Y_s(k), \dots, Y_s(2N-1)]^T$$

$$= \mathbf{F} \mathbf{y}_s \quad (17)$$

$$\mathbf{E}_s^z = [E_s^z(0), \dots, E_s^z(k), \dots, E_s^z(2N-1)]^T$$

$$= \mathbf{F} \mathbf{e}_s^c \quad (18)$$

시간 영역상의 행렬  $\mathbf{x}_s$ 를 DFT를 이용하여 다음과 같이 주파수 영역상의 대각선 행렬  $\mathbf{X}_s$ 로 변환시킬 수 있다.

$$\mathbf{X}_s = \mathbf{F} \mathbf{x}_s \mathbf{F}^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} X_s(0) & & & \mathbf{O} \\ & \dots & & \\ & & X_s(k) & \\ & & & \dots \\ \mathbf{O} & & & X_s(2N-1) \end{bmatrix} \quad (19)$$

식 (19)에서  $X_s(k)$ 는  $x_s(n)$ 의 DFT이다. 이상의 기호 및 정의를 이용하여 식(5)를 주파수 영역으로 변환시키면 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_s = \mathbf{x}_s \mathbf{w}_s \quad (20)$$

식 (20)에서  $\mathbf{y}_s$  및  $\mathbf{w}_s$ 는 각각,

$$\mathbf{y}_s = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{Y}_s \quad (21)$$

$$\mathbf{w}_s = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{W}_s \quad (22)$$

이므로 식 (21)과 (22)를 식 (20)에 대입하여 양변에  $\mathbf{F}$ 를 곱하고, 식 (19)를 이용하면 다음과 같은 결과식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{Y}_s = \mathbf{F} \mathbf{X}_s \mathbf{F}^{-1} \mathbf{W}_s = \mathbf{X}_s \mathbf{W}_s \quad (23)$$

식(5) 및 (20)에서 알 수 있듯이  $\mathbf{y}_s(n)$ 에서부터  $\mathbf{y}_s(2N-1)$ 까지는 linear convolution한 결과와 동일하나  $\mathbf{y}_s(0)$ 에서부터  $\mathbf{y}_s(N-1)$ 까지는 실제의 linear convolution한 결과와 다르다. 따라서 실제의 적응 필터에서 사용되는 오차 신호는  $\mathbf{e}_{s(N)}$ 에서부터  $\mathbf{e}_{s(2N-1)}$ 까지이다. linear convolution한 결과만 포함하는 벡터를  $\mathbf{e}_s^z$ 라 하면  $\mathbf{e}_s^z$ 는 다음식과 같다.

$$\mathbf{e}_s^z = [ \underbrace{0, \dots, 0}_{\substack{\text{zero-padded} \\ (N \text{ points})}}, \underbrace{e_s(n), \dots, e_s(2N-1)}_{\substack{\text{linear convolved} \\ \text{results}}} ]^T$$

$$= \mathbf{h}_U \mathbf{e}_s^c \quad (24)$$

따라서 그림 2의 주파수 영역 적응 필터에서는  $\mathbf{e}_s^z$ 의 FFT인  $\mathbf{E}_s^z$ 의 norm의 자승인  $|\mathbf{E}_s^z|^2$ 을 최소화 하는 방향으로 벡터  $\mathbf{W}_s$ 를 적응시켜 나간다. 그 결과 주파수 영역상의 적응 필터 알고리즘의 일반적인 형태는 다음과 같이 주어진다.<sup>4,5,6,7)</sup>

$$\mathbf{W}_{s+1} = \mathbf{W}_s + \Lambda_s \mathbf{X}_s^* \mathbf{E}_s^z \quad (25)$$

여기서  $\Lambda_s$ 는 적응 이득 행렬이다.

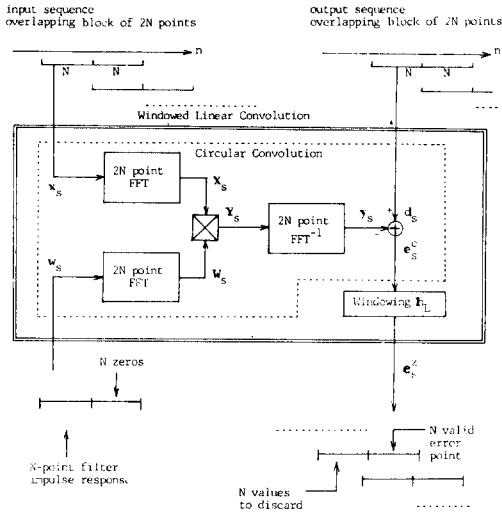


그림 2. 주파수 영역상의 적응 필터  
Fig. 2. Adaptive filter in frequency domain.

III. 적응 보상기를 채용한 주파수 영역상의 적응 잡음 제거기

적응 잡음제거 시스템의 일반적인 구성 형태는 다음의 그림 3 과 같다. 그림3에서 적응 필터  $W(n, z)$  및 적응 보상기  $C(n, z)$  는 각각 다음과 같다.

$$W(n, z) = \sum_{i=0}^N w_n(i) z^{-i} \quad (26)$$

$$C(n, z) = 1 - \sum_{i=1}^N C_n(z) z^{-i} \\ = 1 - \widetilde{C}(n, z) \quad (27)$$

$W(n, z)$ 와  $C(n, z)$ 의 필터 차수를  $N$ 으로 동일하게 한 것은 같은 point의 FFT를 이용하기 위해서이다. 위의 그림 3을 주파수 영역으로 옮긴 것이 다음의 그림 4와 같다. 그림 4의 주파수 영역의 등가를 이해하기 위해 다음과 같은 기호 및 정의를 먼저 설명하고자 한다. 이하의 기호 및 정의들은 II장에서 설명한 기호 및 정의들의 연장 및 보충 사항들이다.

기호 및 정의

(1) 출력 벡터

i) circular convolution된 출력

식 (23)으로부터 FFT를 이용하여 circular convolution된 결과의 출력은 다음과 같이 표시된다.

$$y_s = F^{-1}(X_s W_s) \quad (28)$$

$y_s$ 의 2N point 출력 데이터들 중 처음 N point 는

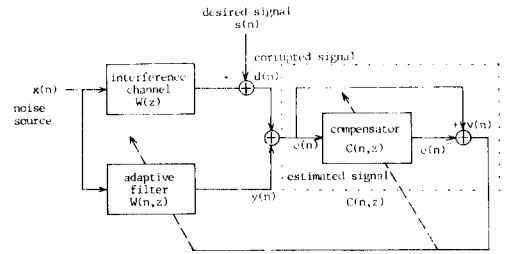


그림 3. 적응 보상기를 채용한 시간 영역상의 ANC 구조  
Fig. 3. Structure of ANC in time domain with adaptive compensator.

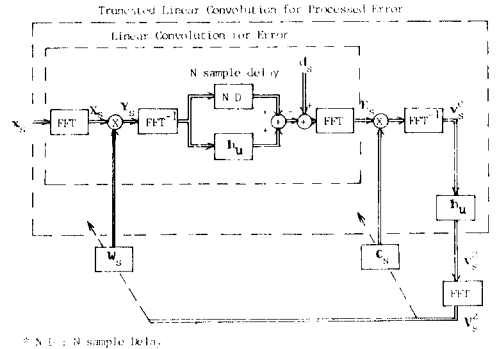


그림 4. 적응 보상기를 채용한 주파수 영역상의 ANC 구조  
Fig. 4. Structure of ANC in frequency domain with adaptive compensator.

linear convolution한 결과와 틀린다는 것은 앞서 설명한 바와 같다. 이를 그림으로 표시하면 다음과 같다.

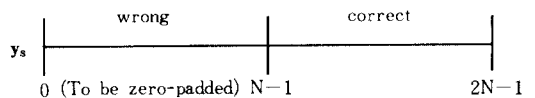


그림 5. Circular convolution된 출력 상  
Fig. 5. Circular convolved output.

ii) N 샘플 만큼 circular shift된 출력

$y_s$ 의 앞의 N point 부분과 뒤 N point 부분을 서로 교체한 결과를  $y'_s$ 라 하면  $y'_s$ 는  $y_s$ 를 N point 만큼 circular shift한 결과임을 알 수 있다. 시간 영역상



식 (33)의 벡터  $\mathbf{E}_s$ 의 각 인자들을 대각선 인자로 하는 다음과 같은 대각선 행렬을 정의한다.

$$\boldsymbol{\epsilon}_s = \begin{bmatrix} E_s(0) & & & \mathbf{0} \\ & \ddots & & \\ & & E_s(k) & \\ & & & \ddots \\ \mathbf{0} & & & & E_s(2N-1) \end{bmatrix} \quad (38)$$

(3) 보상기 파라미터 벡터

i) 시간 영역상의 보상기, 파라미터

식 (27)의 보상기 파라미터를 다음과 같이 벡터 형식으로 표시할 수 있다.

$$\mathbf{c}_s = [c_s(1), \dots, c_s(n), \dots, c_s(N)]^T \quad (39)$$

ii) 주파수 영역상의 보상기 파라미터

식 (39)의 2N point FFT를 벡터로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_s &= [C_s(0), \dots, C_s(k), \dots, C_s(2N-1)]^T \\ &= \text{FFT}[0, \underbrace{c_s(1), \dots, c_s(N)}_{\mathbf{c}_s}, \underbrace{0, \dots, 0}_{\substack{N-1 \text{ point} \\ \text{zero-padded}}}]^T \end{aligned}$$

식 (40)에서 벡터  $\mathbf{C}_s$ 의 각 인자들으로써 다음과 같은 대각선 행렬을 정의한다.

$$\Gamma_s = \begin{bmatrix} C_s(0) & & & \mathbf{0} \\ & \ddots & & \\ & & C_s(k) & \\ & & & \ddots \\ \mathbf{0} & & & & C_s(2N-1) \end{bmatrix} \quad (41)$$

(4) 처리된 오차 신호

i) circular convolution결과의 처리된 오차 벡터

그림 4에서 처리된 오차 벡터  $\mathbf{v}_s^c$ 는 보상기에 해당하는 FFT에 의해 circular convolution된 결과이므로 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_s^c &= \boldsymbol{\epsilon}_s - \mathbf{F}^{-1}(\boldsymbol{\epsilon}_s \mathbf{C}_s) \\ &= \mathbf{F}^{-1} \mathbf{E}_s - \mathbf{F}^{-1}(\boldsymbol{\epsilon}_s \mathbf{C}_s) \\ &= \mathbf{F}^{-1} \mathbf{E}_s - \mathbf{F}^{-1}(\Gamma_s \mathbf{E}_s) \\ &= \mathbf{F}^{-1}(\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{E}_s \end{aligned} \quad (42)$$

식 (42)에서 끝에서 두번째 식이 성립하는 이유는,

$$\boldsymbol{\epsilon}_s \mathbf{C}_s = \Gamma_s \mathbf{E}_s \quad (43)$$

이기 때문이다.

ii) postwindow(zero-padded)된 처리된 오차 벡터

식 (42)의  $\mathbf{v}_s^c$ 는 circular convolution된 결과이므로 앞부분의 틀린 N개의 값을 다음과 같이 zero-padding

한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_s^z &= \mathbf{h}_u \mathbf{v}_s^c \\ &= \mathbf{h}_u \mathbf{F}^{-1}(\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{E}_s \end{aligned} \quad (44)$$

iii) 주파수 영역상의 처리된 오차 벡터

벡터  $\mathbf{v}_s^z$ 의 FFT는 다음과 같이 표시된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_s^z &= \mathbf{F} \mathbf{v}_s^z = \mathbf{F} \mathbf{h}_u \mathbf{F}^{-1}(\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{E}_s \\ &= \mathbf{H}_u(\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{E}_s \end{aligned} \quad (45)$$

또는,

$$\mathbf{V}_s^z = \mathbf{H}_u(\mathbf{E}_s - \boldsymbol{\epsilon}_s \mathbf{C}_s) \quad (46)$$

이상의 기호 및 정의를 이용하여 그림 4의 주파수 영역상의 보상기를 최적화시키는 적응 알고리즘을 제시하고자 한다.

#### IV. 최적 필터 (Optimum filter)

식 (46)으로부터  $E\{\|\mathbf{V}_s^z\|^2\}$ 을 최소로 하는  $\mathbf{C}_s$ 는 다음과 같이 구한다. 여기서  $E(\cdot)$ 는 ensemble average를 의미한다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E\{\|\mathbf{V}_s^z\|^2\}}{\partial \mathbf{C}_s} &= -2E\{\boldsymbol{\epsilon}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s\} \\ &\quad + 2E\{\boldsymbol{\epsilon}_s^* \mathbf{H}_u \boldsymbol{\epsilon}_s\} \mathbf{C}_s \\ &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (47)$$

식 (47)을 풀면 최적치  $\mathbf{C}_{\text{opt}}$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{C}_{\text{opt}} = [E\{\boldsymbol{\epsilon}_s^* \mathbf{H}_u \boldsymbol{\epsilon}_s\}]^{-1} E\{\boldsymbol{\epsilon}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s\} \quad (48)$$

식 (48)의 우변 괄호 안에 있는 행렬은 positive definite하므로 최적치는 하나로 존재한다.

마찬가지로  $E\{\|\mathbf{V}_s^z\|^2\}$ 을 최소로 하는  $\mathbf{W}_s$ 도 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E\{\|\mathbf{V}_s^z\|^2\}}{\partial \mathbf{W}_s} &= -2E\{\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s)^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{D}_s\} \\ &\quad + 2E\{\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s)^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{H}_u^* \mathbf{X}_s\} \mathbf{W}_s \\ &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (49)$$

따라서 최적치  $\mathbf{W}_{\text{opt}}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{\text{opt}} &= [E\{\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s)^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{H}_u^* \mathbf{X}_s\}]^{-1} \cdot \\ &\quad [E\{\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s)^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{D}_s\}] \end{aligned} \quad (50)$$

식 (49) 및 (50)에서 구한 최적 필터는 그 형태가 복잡하며 특히  $\mathbf{W}_s$ 의 최적 필터  $\mathbf{W}_{\text{opt}}$ 는 상당히 복잡한 형태로 표시된다. 따라서 약간의 근사화 과정을 거쳐 다음과 같은 적응 알고리즘으로  $\mathbf{C}_s$  및  $\mathbf{W}_s$ 를 구한다.

V. 적응 알고리즘

ensemble average  $\in \{ \| \mathbf{V}_s^z \|^2 \}$  대신 매 block 마다의  $\| \mathbf{V}_s^z \|^2$  을 최소화하도록  $\mathbf{C}_s$  및  $\mathbf{W}_s$  를 적응 시키도록 한다. 식 (46) 으로부터  $\mathbf{V}_s^z \|^2$  은 다음과 같이 표시됨을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \| \mathbf{V}_s^z \|^2 &= \{ \mathbf{E}_s^* - \mathbf{C}_s^* \mathbf{e}_s^* | \mathbf{H}_u | \mathbf{E}_s - \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s \} \\ &= \mathbf{E}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s - \mathbf{C}_s^* \mathbf{e}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s \\ &\quad - \mathbf{E}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s + \mathbf{C}_s^* \mathbf{e}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s \end{aligned} \quad (51)$$

$\| \mathbf{V}_s^z \|^2$  의 파라미터  $\mathbf{C}_s$  에 대한 추정 기울기 벡터를  $\hat{\mathbf{G}}_c$  라 하면  $\hat{\mathbf{G}}_c$  는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{G}}_c &= \frac{\partial \| \mathbf{V}_s^z \|^2}{\partial \mathbf{C}_s} \\ &= -2 \mathbf{e}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s + 2 \mathbf{e}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s \\ &= -2 \mathbf{e}_s^* (\mathbf{H}_u \mathbf{E}_s - \mathbf{H}_u \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s) \\ &= -2 \mathbf{e}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{E}_s - \mathbf{e}_s \mathbf{C}_s) \\ &= -2 \mathbf{e}_s^* \mathbf{V}_s^z \end{aligned} \quad (52)$$

따라서 적응 보상기의 주파수 영역상의 파라미터는 다음과 같이 경도법으로 적응시킬 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{s+1} &= \mathbf{C}_s - \Lambda_c \hat{\mathbf{G}}_c \\ &= \mathbf{C}_s + \Lambda_c \mathbf{e}_s^* \mathbf{V}_s^z \end{aligned} \quad (53)$$

식 (53) 에서 행렬  $\Lambda_c$  는 적응 이득을 나타내는 대각선 행렬이다. 식 (51) 을 최소화하도록  $\mathbf{W}_s$  를 결정하면 그 최적치는 식 (50) 과 같이 복잡한 형태가 되므로 이에 대한 적응 알고리즘의 형태도 복잡하게 된다. 따라서 이러한 문제점을 피하기 위하여 다음과 같은 근사화 과정을 거쳐 비교적 간단하고 실용적인 형태의 알고리즘을 유도하도록 한다.

그림 3 의 시간 영역상의 시스템에서 다음과 같은 사실을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} &\underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ e(n) v(n) \} \\ &= \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ [v(n) \hat{e}(n) + v(n)] \} \\ &= \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n)^2 \} + \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n) e(n) \} \end{aligned} \quad (54)$$

여기서  $\mathbf{W}_{OPT}$  는  $\mathbf{W}_{OPT}$  에 대한 시간 영역상의 최적 파라미터 벡터를 의미한다. 위의 식 (54) 에서  $v(n)$  은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} v(n) &= e(n) - \hat{e}(n) \\ &= e(n) - \sum_{i=1}^N c_n(i) e(n-i) \end{aligned} \quad (55)$$

식 (47) 과 (48) 에서 최적 파라미터  $\mathbf{C}_{OPT}$  및 그의 시간

영역상의 등가인  $\mathbf{C}_{OPT}$  은,

$$\begin{aligned} &\underset{\mathbf{C}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ \| \mathbf{V}_s^z \|^2 \} \\ &= \underset{\mathbf{C}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ \frac{1}{N} \sum_{n=N}^{2N-1} v_s(n)^2 \} \end{aligned} \quad (56)$$

를 만족하므로 orthogonality principle 을 식 (56) 에 적용하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} &\underset{\mathbf{C}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n)^2 \} \\ &\Rightarrow \{ v(n) e(n-i) \} = 0, \quad i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (57)$$

여기서,

$$\hat{e}(n) = \sum_{i=1}^N c_n(i) e(n-i)$$

이므로 식 (56) 및 (57) 로부터 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

$$\{ v(n) \hat{e}(n) \} = 0 \quad (58)$$

따라서 식 (54) 및 (58) 로부터 다음과 같은 근사식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} &\underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ e(n) v(n) \} \\ &= \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n)^2 \} + \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n) \hat{e}(n) \} \\ &\cong \underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ v(n)^2 \} \end{aligned} \quad (59)$$

이상의 식들로부터 파라미터  $\mathbf{w}$  의 시간 영역상의 최적치는  $\{ v(n)^2 \}$  을 최소화하는 대신  $\{ e(n) v(n) \}$  이 최소가 되도록 결정해도 무방하다.

식 (59) 에서 ensemble average  $\{ e(n) v(n) \}$  은 다음과 같이 한 block내의 time average로 대체한다.

$$\begin{aligned} &\underset{\mathbf{W}_{OPT}}{\text{minimize}} \{ e(n) v(n) \} \\ &\Rightarrow \underset{\mathbf{W}_{S,OPT}}{\text{minimize}} \{ \frac{1}{N} \sum_{n=N}^{2N-1} e_s(n) v_s(n) \} \\ &= \underset{\mathbf{W}_{S,OPT}}{\text{minimize}} \{ \frac{1}{N} \mathbf{e}_s^* \mathbf{h}_u \mathbf{v}_s^c \} \\ &= \underset{\mathbf{W}_{S,OPT}}{\text{minimize}} \{ \frac{1}{N} \mathbf{e}_s^* \mathbf{v}_s^z \} \end{aligned} \quad (60)$$

여기서,  $\mathbf{w}_{S,OPT}$  은 한 block내에서의 최적치를 의미한다. 식 (60) 에서,

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_s^* \mathbf{v}_s^z &= (\mathbf{F}^{-1} \mathbf{E}_s)^* (\mathbf{F}^{-1} \mathbf{V}_s^z) \\ &= \mathbf{E}_s^* (\mathbf{F}^{-1})^* \mathbf{F}^{-1} \mathbf{V}_s^z \\ &= \frac{1}{2N} \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^z \end{aligned} \quad (61)$$

임을 알 수 있다(Parseval 정리). 따라서 식(60)의 주파수 영역상의 등가는 다음과 같다.

$$\underset{\mathbf{W}_{S,OPT}}{\text{minimize}} \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^z \quad (62)$$

여기서  $\mathbf{W}_{s,opt}$ 는  $\mathbf{w}_{s,opt}$ 에 대한 주파수 영역상의 등가이다. 식 (62)을 이용하면 파라미터  $\mathbf{W}_s$ 의 기울기 벡터  $\hat{\mathbf{G}}_w$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_w &= \frac{\partial \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^Z}{\partial \mathbf{W}_s} = \frac{\partial \mathbf{E}_s^*}{\partial \mathbf{W}_s} \frac{\partial \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^Z}{\partial \mathbf{E}_s} \\ &= \frac{\partial \mathbf{E}_s^*}{\partial \mathbf{W}_s} 2\mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{E}_s \\ &= 2 \frac{\partial \mathbf{E}_s^*}{\partial \mathbf{W}_s} \mathbf{V}_s^Z \end{aligned} \quad (63)$$

또한 식 (32)로부터,

$$\frac{\partial \mathbf{E}_s^*}{\partial \mathbf{W}_s} = -\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u \quad (64)$$

이므로 식 (64)을 식 (63)에 대입하면  $\hat{\mathbf{G}}_{TW}$ 는 다음과 같다

$$\mathbf{G}_w = -2\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{V}_s^Z = -2\mathbf{X}_s^* \mathbf{V}_s^Z \quad (65)$$

식 (65)는  $\mathbf{H}_u \mathbf{V}_s^Z = \mathbf{V}_s^Z$ 를 이용하였다.  $\hat{\mathbf{G}}_w$ 를 이용하여 파라미터  $\mathbf{W}_s$ 는 다음과 같이 적응된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{s+1} &= \mathbf{W}_s - \Lambda_w \hat{\mathbf{G}}_w \\ &= \mathbf{W}_s + \Lambda_w \mathbf{X}_s \mathbf{V}_s^Z \end{aligned} \quad (66)$$

여기서 행렬  $\Lambda_w$ 는 파라미터  $\mathbf{W}_s$ 에 대한 적응 이득 행렬을 의미한다. 식 (53) 및 (66)으로부터 경도법을 이용한 알고리즘은 다음과 같다. 이 알고리즘은 편이상 compensated frequency-domain LMS(CFLMS) 알고리즘이라 하겠다.

CFLMS 알고리즘

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{s+1} &= \mathbf{W}_s + \Lambda_w \mathbf{X}_s^* \mathbf{V}_s^Z \\ \mathbf{C}_{s+1} &= \mathbf{C}_s + \Lambda_c \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^Z \end{aligned} \quad (67)$$

시간 영역상의 신호  $x(n)$ 에 비해 주파수 영역상의  $X(k)$ 는 그 고유치 분포폭이 훨씬 좁아진다는 것은 잘 알려진 사실이다.<sup>[5,6]</sup> 이 점을 이용하여 각각의 주파수 성분에 해당하는 파라미터의 적응 이득을 대응하는 주파수 성분으로 정규화하여 알고리즘의 수렴성을 향상시키고 있다.<sup>[5]</sup> 본 논문에서도 마찬가지로 이 방법을 이용하여 CFLMS 알고리즘의 적응 이득을 다음과 같이 정규화한다.

CFLMS 알고리즘의 적응 이득 행렬을 매 block의 함수로 표시하면 다음과 같다.

CFMS 알고리즘

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{s+1} &= \mathbf{W}_s + \Lambda_{w,s} \mathbf{X}_s^* \mathbf{V}_s^Z \\ \mathbf{C}_{s+1} &= \mathbf{C}_s + \Lambda_{c,s} \mathbf{E}_s^* \mathbf{V}_s^Z \end{aligned} \quad (68)$$

행렬  $\Lambda_{w,s}$  및  $\Lambda_{c,s}$ 을,

$$\Lambda_{w,s} = \text{diag}[\mu_{w,s}(0), \mu_{w,s}(1), \dots, \mu_{w,s}(2N-1)] \quad (69)$$

$$\Lambda_{c,s} = \text{diag}[\mu_{c,s}(0), \mu_{c,s}(1), \dots, \mu_{c,s}(2N-1)] \quad (70)$$

로 표시할 때  $\mu_{w,s}(i)$  및  $\mu_{c,s}(i)$ 는 다음과 같다.

$$\mu_{w,s}(i) = \frac{\alpha_w}{z_{w,s}(i)} \quad (71)$$

$$\mu_{c,s}(i) = \frac{\alpha_c}{z_{c,s}(i)} \quad (72)$$

식 (71) 및 (72)에서 계수  $\alpha_w$  및  $\alpha_c$ 는 정규화된 수렴 상수(normalized convergency constant)를 의미하며  $z_{w,s}(i)$  및  $z_{c,s}(i)$ 는 각 주파수 성분의 에너지를 smoothing한 것으로 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} z_{w,s}(i) &= (1 - \beta_w) z_{w,s-1}(i) + \beta_w |X_s(i)|^2 \\ &i=0, 1, \dots, 2N-1 \end{aligned} \quad (73)$$

$$\begin{aligned} z_{c,s}(i) &= (1 - \beta_c) z_{c,s-1}(i) + \beta_c |E_s(i)|^2 \\ &i=0, 1, \dots, 2N-1 \end{aligned} \quad (74)$$

여기서  $\beta_w$  및  $\beta_c$ 는 에너지 완화 상수(energy smoothing constant)라 하며 0에서 1사이의 값을 가지게 한다.

식 (71) 및 (72)에서 각 파라미터들을 그 각각에 해당하는 주파수 성분의 에너지로 정규화하지 않고 식(73) 및 (74)와 같이 smoothing된 에너지로써 정규화하는 이유는, FFT 알고리즘의 circular convolution 효과를 linear convolution 효과로 대체하기 위하여 overlap-save 방법을 이용한 결과로서의 행렬  $\mathbf{H}_u$  및  $\mathbf{H}_l$ 이 완전한 대각선 행렬이 아니라 sinc 함수로서 구성되는 circulant matrix이므로 식 (48) 및 (50)에서 최적치  $\mathbf{C}_{opt}$  및  $\mathbf{W}_{opt}$ 을 구하는데 사용되는 행렬  $\{\mathbf{E}_s^* \mathbf{H}_u \mathbf{E}_s\}$  및  $\{\mathbf{X}_s^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s)^* \mathbf{H}_u (\mathbf{I} - \Gamma_s) \mathbf{H}_s^* \mathbf{X}_s\}$ 가 완전히 대각선 행렬화하지 못함으로써 그 결과 주파수 영역상에서도 오차 신호 및 입력 신호에 대하여 완전한 data orthogonalization을 얻을 수 없기 때문에 이 점을 완화시키기 위해서이다. 식 (68)에서 (74)까지의 식들을 종합한 결과의 알고리즘을 편이상 unconstrained CF CFLMS(UCFLMS) 알고리즘이라 하겠다.

### VI. 계산량에 대한 고찰

N point 입력 데이터에 대해 표준 LMS 알고리즘은  $N(2N+3)$ 개의 실수 곱셈이 필요하고, 보상기를 가지는 시간 영역상의 CLMS 알고리즘<sup>[11]</sup>은  $N(4N+4)$ 개의 실수 곱셈이 필요하다. 한편, 같은 N point에 대해 주파수 영역상에서 적응 보상기가 없는 FLMS 알고리즘은 2N point의 FFT가 3번, 복소수 곱셈이 2N개, 실수 곱셈이 2N개 그리고 실수 나눗셈이 N개



있게 되고 보상기를 가지는 CFLMS 알고리즘에서는 2N point의 FFT가 5번, 복소수 곱셈이 4N개, 실수 곱셈이 4N개 및 실수 나눗셈이 2N개 있게 된다. 한번의 복소수 곱셈은 4번의 실수 곱셈이 된다는 점과 한번의 2N point FFT는 한번의 N point FFT와 N개의 복소수 곱셈으로 실현시킬 수 있다는 점을 고려하고 실수 나눗셈을 실수 곱셈으로 간주하면 N개의 데이터 block당 각 알고리즘의 실수 곱셈량은 표 1과 같다.

표 1. 각 알고리즘들의 실수 곱셈량의 비교  
Table 1. Comparison of real multiplies of each algorithm.

LMS	CLMS	FLMS	CFLMS
$N(2N+3)$	$4N(N+1)$	$6N \log \frac{N}{2} + 23N$	$10N \log \frac{N}{2} + 42N$

표준 LMS 알고리즘의 실수 곱셈량과 CLMS 알고리즘의 실수 곱셈량, FLMS 알고리즘의 실수 곱셈량 및 CFLMS 알고리즘의 실수 곱셈량간의 비는 각각,

$$\gamma_1 = \frac{4N+4}{2N+3} \tag{75}$$

$$\gamma_2 = \frac{6 \log N/2 + 23}{2N+3} \tag{76}$$

$$\gamma_3 = \frac{10 \log N/2 + 42}{2N+3} \tag{77}$$

과 같다. 여러 N값에 대해서 이 비를 비교한 것이 표 2이다.

표 2. LMS 알고리즘에 대한 실수 곱셈량의 비  
Table 2. Ratios of real multiplies with respect to LMS.

N	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$
16	1.943	0.812	1.458
32	1.970	0.451	0.807
64	1.985	0.245	0.436
128	1.992	0.131	0.232
256	1.996	0.069	0.122
512	1.998	0.037	0.064

표 2에서 적응 보상기를 채택한 주파수 영역상의 알고리즘(CFLMS 알고리즘)이 보상기가 없는 시간 영역상의 알고리즘(표준 LMS 알고리즘)에 비해 필

터 차수가 32차 이상에서 계산량면으로 유리하다는 것을 알 수 있다.

적응 보상기를 가지는 시간 영역상의 알고리즘인 CLMS 알고리즘의 실수 곱셈량과 보상기가 없는 주파수 영역상의 알고리즘인 FLMS 알고리즘의 실수 곱셈량 및 보상기가 있는 주파수 영역상의 알고리즘인 CFLMS 알고리즘의 실수 곱셈량간의 비는 각각,

$$\gamma_4 = \frac{6 \log N/2 + 23}{4(N+1)} \tag{78}$$

$$\gamma_5 = \frac{5 \log N/2 + 21}{2(N+1)} \tag{79}$$

가 된다. 여러 N값에 대하여 이 비를 비교한 것이 표 3이다. 표 3를 보면 알 수 있는 바와 같이 CFLMS 알고리즘이 CLMS 알고리즘에 비해 필터 차수가 16차 이상에서 계산량면으로 유리하다.

표 3. CLMS 알고리즘에 대한 실수 곱셈량의 비  
Table 3. Ratios of real multiplies with respect to CLMS.

N	$\gamma_4$	$\gamma_5$
8	0.739	1.334
16	0.418	0.750
32	0.230	0.410
64	0.123	0.220
128	0.066	0.116

Ⅶ. 전산 시뮬레이션 및 검토

그림 3에서 잡음 전달 경로 W(z)는 표 4와 같은 차수가 32인 FIR 필터로 한다. 제안된 CFLMS 알고리즘의 수렴상태가 무수하다는 것을 보이기 위하여 ANC의 입력이 요구된 출력과 비상관 잡음일 경우 및 요구된 출력과 상관된 잡음일 경우에 대하여 각각 전산 시뮬레이션하여 본다. 적응 필터 W(n, z)가 W(z)에 수렴하는 정도를 보기 위하여 다음과 같은 parametric distance D를 이용한다.

$$D = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^{32} [W(i) - w_s(i)]^2}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{32} W(i)^2}} \tag{80}$$

먼저 입력이 비상관 잡음일 경우에 입력은 power가 1인 백색 잡음으로 하고 원하는 신호는 주기가

표 4.  $W(z)$ 의 계수  
Table 4. Coefficients of  $W(z)$ .

$w(0) = 0.5$	$w(16) = 0.092$
$w(1) = 0.6475$	$w(17) = 0.118$
$w(2) = 0.415$	$w(18) = 0.075$
$w(3) = 0$	$w(19) = 0$
$w(4) = -0.328$	$w(20) = -0.0617$
$w(5) = -0.427$	$w(21) = -0.0774$
$w(6) = -0.267$	$w(22) = -0.0502$
$w(7) = 0$	$w(23) = 0$
$w(8) = 0.2153$	$w(24) = 0.0409$
$w(9) = 0.274$	$w(25) = 0.0517$
$w(10) = 0.174$	$w(26) = 0.0323$
$w(11) = 0$	$w(27) = 0$
$w(12) = -0.1422$	$w(28) = -0.0262$
$w(13) = -0.18$	$w(29) = -0.034$
$w(14) = -0.114$	$w(30) = -0.0212$
$w(15) = 0$	$w(31) = 0$
	$w(32) = 0.0173$

7이고 power가 2.25인 구형파로 한다. 그리고 LMS 알고리즘, CLMS 알고리즘,<sup>[1]</sup> FLMS 알고리즘 및 제안된 CFLMS 알고리즘의 수렴상태를 비교하기 위하여 각각의 적응이득은 다음과 같이 선택한다. LMS 알고리즘은  $\mu_w=0.01$ 로 CLMS 알고리즘은  $\mu_w=0.01$  및  $\mu_c=0.001$ 로 FLMS 알고리즘은  $\alpha_w=0.1$  및  $\beta_w=0.8$ 로 CFLMS 알고리즘은  $\alpha_w=0.1, \alpha_c=0.02$  및  $\beta_w=\beta_c=0.8$ 로 한다. 이러한 조건하에서의 시뮬레이션 결과가 그림 8이다.

그림 8에서 CLMS 알고리즘 및 CFLMS 알고리즘의 수렴상태의 정상상태는 LMS 알고리즘 및 FLMS 알고리즘의 수렴상태의 정상상태 보다 훨씬 우수하다. 이것은 적응 보상기의 채용으로 인한 결과라 보아진다. CLMS 알고리즘과 CFLMS 알고리즘을 비교해 보면, 수렴속도는 두 알고리즘이 거의 같다.

다음으로 입력이 상관된 잡음일 경우의 수렴상태를 알아보기 위하여 입력은 power가 1인 백색잡음을 차단주파수가 350 Hz인 12차 저역통과 Butterworth filter에 통과시켜 ANC의 입력으로 사용한다. 원하는 신호는 입력이 비상관 잡음일 경우와 같이한다. 각 알고리즘의 적응이득은 LMS 알고리즘은  $\mu_w=0.001$ 로 CLMS 알고리즘은  $\mu_w=0.001$  및  $\mu_c=0.0005$ 로 FLMS 알고리즘은  $\alpha_w=0.2$  및  $\beta_w=0.8$ 로 CFLMS 알고리즘은  $\alpha_w=0.2, \alpha_c=0.04$  및  $\beta_w=\beta_c=0.8$ 로 선택한다. LMS 알고리즘 및 CLMS 알고리즘에서 입

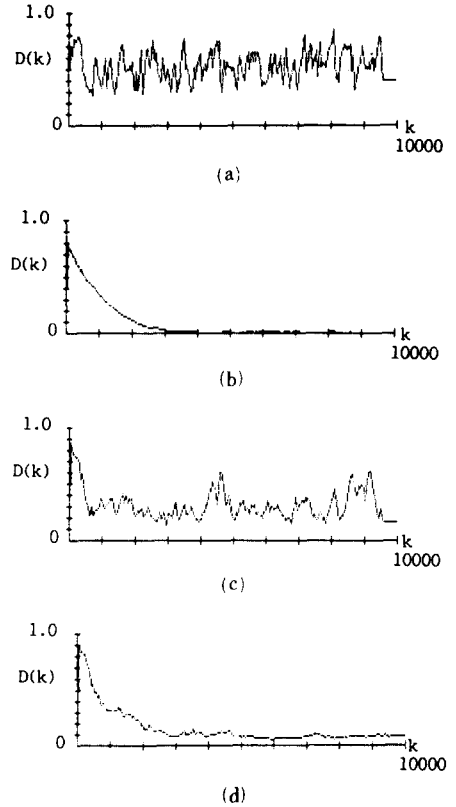


그림 8. 비상관 입력에 대한 각 알고리즘의 수렴상태  
(a) LMS 알고리즘 (b) CLMS 알고리즘  
(c) FLMS 알고리즘  
(d) CFLMS 알고리즘

Fig. 8. Convergence state of each algorithm for uncorrelated input.  
(a) LMS algorithm, (b) CMMS algorithm,  
(c) FLMS algorithm,  
(d) CFLMS algorithm.

력이 비상관 잡음일 경우보다 상관된 잡음일 경우의 적응이득  $\mu_w$ 값을 10배 정도 낮게 선택한다. 이유는 입력이 상관된 잡음일 경우 적응 이득을 입력이 비상관 잡음일 경우와 같게 하면 ANC 시스템의 수렴 특성은 수렴하지 않고 발산해 버린다. 그러나 FLMS 알고리즘 및 CFLMS 알고리즘에서는 입력이 비상관 잡음일 경우보다 상관된 잡음일 경우의 적응이득  $\alpha_w$  값을 2배로 높게 선택할 수 있다. 이때의 수렴특성이 그림 9이다. 수렴특성은 입력이 상관된 잡음일 경우 비상관 잡음일 경우와 마찬가지로 LMS 알고리즘 및 FLMS 알고리즘보다 CLMS 알고리즘 및 CFLMS 알고리즘의 수렴특성이 훨씬 우수하다. 입

력이 상관된 잡음일 경우도 적응 보상기의 역할이 크다는 것을 알 수 있다. 또 그림 9에서 입력이 상관된 잡음일 경우 CLMS 알고리즘보다 CFLMS 알고리즘의 수렴속도가 높다는 것을 알 수 있다. 그림 10은 FLMS 알고리즘 및 CFLMS 알고리즘에서의 시스템의 각부 파형을 나타내고 있다. FLMS 알고리즘은 LMS 알고리즘과 CLMS 알고리즘은 CFLMS 알고리즘과 시스템의 각부 파형이 거의 같다.<sup>[1]</sup> 결국, 실험한 네 알고리즘 중에서 본 연구에서 제안된 CFLMS 알고리즘이 가장 우수하다고 볼 수 있다.

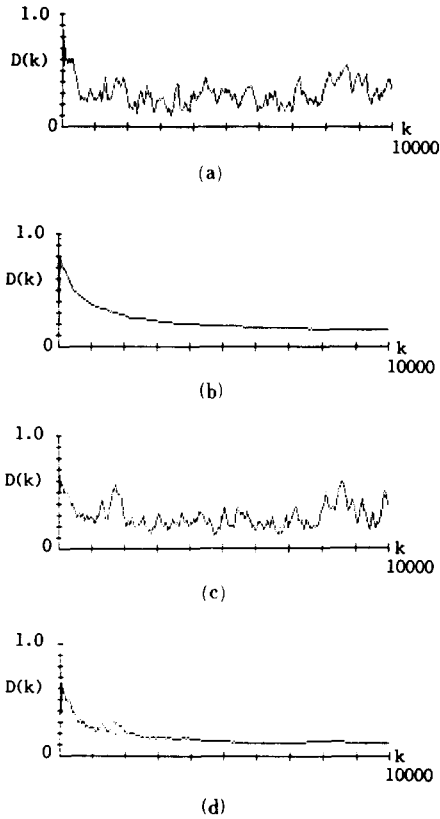


그림 9. 상관된 입력에 대한 각 알고리즘의 수렴상태  
 (a) LMS 알고리즘 (b) CLMS 알고리즘  
 (c) FLMS 알고리즘  
 (d) CFLMS 알고리즘  
 Fig. 9. Convergence state of each algorithm for correlated input.  
 (a) LMS algorithm,  
 (b) CLMS algorithm,  
 (c) FLMS algorithm,  
 (d) CFLMS algorithm.

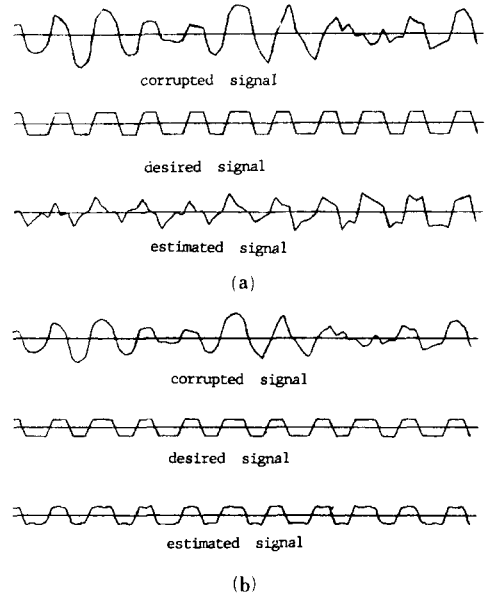


그림 10. 비상관 입력에 대한 ANC의 각부 파형  
 (a) FLMS 알고리즘  
 (b) CFLMS 알고리즘  
 Fig. 10. Each waveform of ANC for uncorrelated input.  
 (a) FLMS algorithm,  
 (b) CFLMS algorithm.

VIII. 결 론

적응 보상기를 채용한 새로운 주파수 영역 잡음 제거 시스템을 제안하고 이것을 적용시킬 수 있는 CFLMS 알고리즘을 제시하였다. 제안된 CFLMS 알고리즘은 적응 보상기를 채용한 시간 영역상의 잡음 제거 알고리즘인 CLMS 알고리즘<sup>[1]</sup>과 입력이 비상관 잡음일 경우는 수렴속도가 거의 비슷하였다. 그러나, 입력이 상관된 잡음일 경우 제안된 CFLMS 알고리즘은 CLMS 알고리즘보다 수렴속도가 빨랐다. 또한 제안된 CFLMS 알고리즘은 표준 LMS 알고리즘에 비해 필터의 차수가 32차 이상에서, CLMS 알고리즘보다 16차 이상에서 각각 계산량면에서 유리하였다.

參 考 文 獻

[1] 손경식, 신윤기, "비상관 잡음 제거를 위한 적응 잡음 제거 시스템 및 알고리즘" 전자공학 회 논문지, 제26권, 제 1 호, pp. 129-139, 1월 1989.

- [2] B. Widrow, J.M. McCool, M.G. Larmiore and C.R. Johnson Jr, "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of The LMS Adaptive Filter" *Proc. IEEE*, vol 84, no. 8, pp. 1151-1162, Aug., 1976.
- [3] B. Widrow, J.R. Glover Jr, and J.M. McCool, "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications" *Proc. IEEE*, vol. 63, no. 12, Dec 1975.
- [4] M. Dentin, J.M. McCool and B. Widrow, "Adaptive Filtering in Frequency Domain," *Proc IEEE*, vol 66, no. 12, Dec., 1978.
- [5] D. Mansour and A.H. Gray Jr., "Unconstrained Frequency Domain Adaptive Filter," *IEEE Trans. Acoust and Speech Signal Processing*, vol. aSSP-30, no. 5, Oct., 1982.
- [6] B. Widrow, J.M. McCool and M. Ball, "The Complex LMS Algorithm," *Proc. IEEE*, vol 63, pp. 719-720, Apr 1975.
- [7] S. Shankar, A.M. Peterson and N.J. Narshima "Transform LMS Algorithm," *IEEE Trans. Acoust and Speech Signal Processing*, vol. ASSP-31, no. 3, pp. 609-615, June, 1983.
- [8] 신윤기, 이종각, "주파수 영역 적응 필터 알고리즘에 관한 연구," 전자공학회 논문지, 제22권, 제2호, pp. 18-24, 3월, 1985.

---

著 者 紹 介

---

孫 慶 植 (正會員) 第26卷 第1號 參照  
 현재 부산대학교 전자공학과  
 조교수

金 秀 重 (正會員) 第27卷 第4號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과  
 교수