

# EVSS-FLMS 주파수영역 적응알고리즘에 관한 연구

정회원 오 신 범\*, 정 희 준\*, 이 채 육\*

## A study on EVSS-FLMS Frequency Domain Adaptive Algorithm

Shin-Bum Oh\*, Hee-Jun Jung\*, Chae-Wook Lee\* *Regular Members*

### 요 약

주파수영역 적응필터는 많은 계산량을 요구하는 통신분야에 많이 응용되고 있다. 본 논문에서는 신호의 환경에 따라 적응상수의 값을 변화시키는 새로운 가변스텝사이즈 알고리즘인 EVSS-FLMS(Exponential Variable Step Size FLMS)를 제안한다. 제안한 알고리즘은 주파수 영역 적응필터의 수렴속도 향상과 계산량을 감소시키는 이점을 가지며 또한 시스템 환경이 갑자기 변화하는 경우에도 안전하게 수렴을 한다.

제안한 알고리즘을 합성음성을 사용한 적응잡음제거기에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 수렴 성능과 계산량을 비교, 분석하여 기존의 FLMS알고리즘보다 성능이 우수함을 입증한다.

### ABSTRACT

Frequency domain adaptive filter is effective to communication fields of many computational requirements. In this paper, we propose a new variable step size algorithm, EVSS-FLMS(Exponential Variable Step Size FLMS), which varies adaptive constant by the change of signal environment. The proposed algorithm has advantages reducing computational complexity, improving convergence speed of frequency-domain adaptive filter and this algorithm converges stably in a sudden change of system environment.

The proposed algorithm did computer simulation using adaptive noise canceler(ANC) applying synthesis speech. Analyses of convergence properties and computational complexity show that the proposed algorithm is more efficient than normalized-FLMS.

### I. 서 론

적응필터란 필터계수를 시간에 따라 자동적으로 바꾸면서 시스템 스스로 최적의 상태에 이르도록 하는 알고리즘을 사용하여 입력 신호의 특성을 모르거나 주위의 환경이 시간적으로 변화하는 경우라도 발산하지 않고 수렴하도록 하는 것으로 통신분야뿐만 아니라 레이더(radar), 소나(sonar), 의료, 지진학 등에 적용되고 있다. 일반적으로 적응필터는 만족할 만한 결과를 얻기 위하여 수 백개의 템을 가지는 경우가 많은데, 이러한 시스템이 적응 과정을 수행하는데는 상당히 많은 계산을 필요하게 된

다. 이는 DSP(Digital Signal Processor)칩을 이용한 실제 시스템의 구현에 있어서 부담으로 작용하게 된다.

Acoustic echo canceler, Sonar, Adaptive equalizer 등과 같이 수십에서 수천의 차수를 필요로 하는 응용에서 시간영역의 FIR 적응필터는 차수에 비례하는 많은 계산량과 메모리가 요구된다. 이에 대한 해결방안으로 시간영역에서 IIR필터를 사용하는 방법과 입력을 block으로 하여 필터처리 하는 방법이 있는데, 전자의 경우는 항상 안정성 판별이 요구되므로 적절하지 않다<sup>[1]</sup>.

시간영역의 block LMS알고리즘은 표준 LMS알고리즘에 비해 수렴 성능은 비슷하지만 계산량이

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

논문번호 : K01204-1008, 접수일자 : 2001년 12월 04일

※이 논문은 2001학년도 대구대학교 학술연구비지원에 의한 논문임.

줄어드는 장점이 있다. 하지만 시간영역에서 block으로 처리하여도 높은 차수에 대한 계산량의 감소는 한계가 있다.

따라서 이러한 시간영역의 block 적응필터를 FFT(Fast Fourier Transform) 변환을 사용하여 처리한다면 상당한 계산효과를 가져 올 수 있다[2]. block LMS알고리즘을 주파수영역으로 변환한 것이 바로 Fast LMS(FLMS)알고리즘이다[2][3][4].

본 논문에서는 주파수영역 적응필터의 수렴속도를 향상시키기 위하여 적응상수를 신호환경에 따라 변화시키는 가변스텝사이즈 알고리즘인 EVSSFLMS를 제안하여 적응필터의 계산량 감소, 수렴속도 향상 그리고 급격한 시스템의 환경변화에도 안정하게 수렴할 수 있도록 하였다. 제안한 알고리즘들을 adaptive noise canceler에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션하였으며, 각 알고리즘들의 계산량, 수렴속도 그리고 SNR(Signal to Noise Ratio)을 이용하여 각각 비교 분석하였다.

## II. 주파수영역 적응 알고리즘

### 1. FLMS 알고리즘

FLMS 알고리즘은 시간영역의 block LMS 알고리즘을 빠르게 실행하기 위해 주파수영역으로 변환한 것으로 계산량의 감소와 잠재적인 수렴속도를 향상시키는 효과가 있다[2,4,5,6,7,8].

시간영역상의 block LMS알고리즘의 계산량은 필터의 텁 입력과 필터계수사이의 linear convolution, 오차신호와 필터의 텁 입력사이의 linear correlation이 주를 이룬다. 시간영역상의 linear convolution과 linear correlation을 FFT을 이용한 fast convolution과 fast correlation으로 대신할 수 있다. 그러나 FFT 알고리즘은 circular convolution의 성질을 가지고 있기 때문에 보통 overlap-save 방법을 이용하여 linear convolution의 효과를 가지게 한다.

FLMS 알고리즘에 있어 효율적인 overlap-save 방법을 위해 50%의 overlap을 사용한다. 필터계수가 L개 일 때 같은 수의 "0"을 padding하며 N-point의 FFT가 사용되어진다. 또한 필터계수 벡터의 길이 L과 block 길이 M은 같다.

j번째 block iteration에 대해서 block 길이 M의 새로운 입력샘플 벡터는 아래의 식과 같다.

$$N = 2L \quad (1)$$

$$X_j = [x(jM), x(jM+1), \dots, x(jM+M-1)]^T \quad (2)$$

$$D_j = [d(jM), d(jM+1), \dots, d(jM+M-1)]^T \quad (3)$$

$N \times 1$  벡터  $W_j$ 는 필터계수 벡터  $w_{m,j}$ 의 zero-padding된 FFT 계수벡터를 나타내며, O는  $L \times 1$  null 벡터이고  $FFT[\cdot]$ 는 FFT을 나타낸다.

$$w_{m,j} = [w_{0,j}, w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{L-1,j}]^T \quad (4)$$

$$m = 0, 1, \dots, L-1$$

$$W_j = FFT \begin{bmatrix} w_{m,j} \\ O \end{bmatrix} \quad (5)$$

위와 같이, 주파수영역의 필터계수 벡터  $W_j$ 는 시간영역의 필터계수 벡터  $w_{L,j}$ 의 두 배에 해당한다.

주파수영역의 필터입력  $U_j$ 는 식(6)과 같이 이전 입력 block과 현재 입력 block에 의한  $N \times N$  대각행렬이며, 필터출력 벡터  $Y_j$ 는 식(7)와 같이 첫 번째 L 성분들은 circular convolution에 해당하기 때문에 마지막 L 성분만이 남게된다.

$$U_j = diag \{ FFT [ X_{j-1}^T, X_j^T ]^T \} \quad (6)$$

$$Y_j = [y(jM), y(jM+1), \dots, y(jM+M-1)]^T \quad (7)$$

$$= \text{last } L \text{ elements of } IFFT [ U_j W_j ]$$

$M \times 1$  시간영역 오차벡터는,

$$e_j = [e(jM), e(jM+1), \dots, e(jM+M-1)]^T \quad (8)$$

$$= D_j - Y_j$$

이고, 식(7)에서 linear convolution을 실현하기 위해 필터출력으로부터 첫 번째 L 성분이 제거됨에 주의 하며,  $N \times 1$  주파수영역 오차벡터는

$$E_j = FFT \begin{bmatrix} O \\ e_j \end{bmatrix} \quad (9)$$

이다.

주파수영역의 필터계수 벡터는 아래와 같이 j번째 block마다 update되어진다.

$$W_{j+1} = W_j + \mu_b \Psi_j, 0 < \mu_b < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (10)$$

여기서,  $\mu_b$ 는 block 스텝사이즈이며 주파수영역 기울기벡터  $\Psi_j$ 는 식(12)와 같다.

$$\Phi_j = \text{first } L \text{ elements of } IFFT [ U_j^H E_j ] \quad (11)$$

$$\Psi_j = FFT \begin{bmatrix} \Phi_j \\ O \end{bmatrix} \quad (12)$$

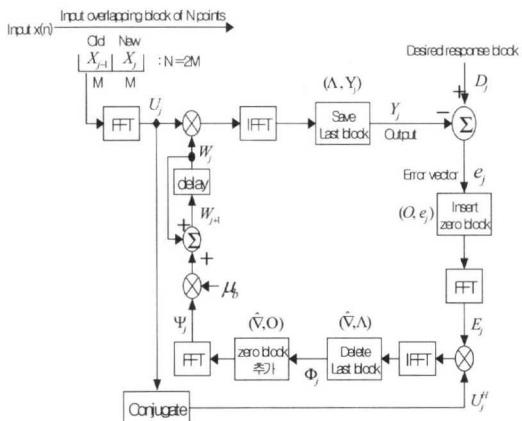


그림 1. 주파수영역 적응필터 FLMS 알고리즘의 흐름도

그림 1은 주파수영역 적응필터의 FLMS 알고리즘을 간략화해서 나타낸 것이다. 그림에서 Conjugate는 block 입력을 FFT 변환한 복소 대각행렬  $U_j$ 의 복소공액 행렬을 의미한다.

## 2. Normalized-FLMS 알고리즘

FLMS 알고리즘의 수렴특성을 향상시키기 위해 적응상수를 입력신호 전력으로 나누어 각각의 필터 계수를 수정시키는 Normalized-FLMS의 형태는 아래 식과 같다.

식(11)의 주파수영역 기울기벡터가 식(13)과 같이 다시 주어지며, 식(12)에 의해 주파수영역 기울기벡터로 변환된 다음 식(14)과 같이 필터계수가 update 되어진다.

$$\Phi_j = \text{first } L \text{ elements of } IFFT[\Omega_j U_j^H E_j] \quad (13)$$

$$W_{j+1} = W_j + \alpha \Psi_j, \quad 0 < \alpha < 1 \quad (14)$$

여기서,  $\alpha$ 는 적응상수이고  $\Omega_j$ 는 j번째 block에서 입력신호전력의 역수에 해당하는  $N \times N$  대각행렬로서,

$$\Omega_j = diag[P_{0,j}^{-1}, P_{1,j}^{-1}, \dots, P_{2M-1,j}^{-1}] \quad (15)$$

와 같이 주어진다. j번째 block에서 각각에 입력되는 신호전력의 추정치를 나타내는  $P_{i,j}$ 는

$$P_{i,j} = \gamma P_{i,j-1} + (1 - \gamma) |U_{i,j}|^2, \quad i=0, 1, \dots, 2M-1 \quad (16)$$

와 같이 표현되며,  $U_{i,j}$ 는 j번째 block에서 주파수 영역 필터입력 대각행렬의 대각성분이고,  $\gamma$ 는 forgetting factor로서 이전 입력신호의 전력을 현재의 입력신호의 전력에 참조하는 정도를 나타내는 상수로서  $0 < \gamma < 1$ 의 조건을 만족해야 한다.

입력신호가 크면 적응상수 값이 적어져 수렴속도는 느리지만 안정성을 보장할 수 있으며 입력신호가 적으면 상대적으로 적응상수 값이 커지므로 수렴속도를 빠르게 할 수 있는 장점이 있으나 또 다른 계수인자  $\gamma$ 를 경험적으로 선택하여 사용하기 때문에 최적의 수렴속도를 보장하기 어렵다.

## III. 새로운 주파수영역 적응 알고리즘

안정성면에서 IIR 적응필터에 비해 유리한 FIR 적응필터의 주파수영역 LMS 알고리즘인 FLMS 알고리즘의 수렴속도를 향상시키기 위해 j번째 Block마다  $\mu_b$ 를 가변으로 하여 빠른 수렴과 동시에 급격한 시스템 환경변화에서도 뛰어난 적응력을 갖는 가변스텝사이즈를 갖는 알고리즘을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 적응 알고리즘은 j번째 block의 오차신호의 평균전력을 이용하여  $\mu$ 를 가변으로 하는 알고리즘인 EVSS-FLMS(Exponential Variable Step Size FLMS)알고리즘으로서 기존의 FLMS 알고리즘을 입력신호의 전력으로 정규화(normalization)한 알고리즘보다 계산량과 수렴속도에서 더 효과적이다. 또한 기존에 발표된 가변스텝 사이즈 알고리즘을 주파수영역 적응필터에 적합하게 수정하여 modified VSS-FLMS, modified AVSS-FLMS 알고리즘이라 부르기로 한다.

### 1. EVSS-FLMS 알고리즘

식(8)에서 j번째 Block의 오차신호는 M개의 원소들(elements)를 가지는 벡터이다. 제안하는 알고리즘에서 이용할 오차신호의 평균전력은 이러한 M개의 제한된 오차신호성분에 대한 평균전력이다.

j번째 오차신호의 평균전력 값이 크면  $\mu_b(j)$ 의 값을 크게 하여 빠른 수렴이 일어나고 평균전력 값이 작으면  $\mu_b(j)$ 의 값을 작게 하여 안정된 수렴을 하도록 한다. 또한, 오차신호의 평균전력이 아주 작으면  $\mu_b(j)$ 의 값이 '0'가 되어 계수(weight)가 적응되지 않는 것을 방지하기 위해  $\mu_b(j)$ 를 최소값으로 제한한다. j번째 스텝사이즈  $\mu_b(j)$ 의 계산식은 다음과 같다.

$$E_p(j) = \frac{1}{M} e_j^T e_j \quad (17)$$

$$\delta(j) = \exp(-\alpha_s E_p(j)) \quad (18)$$

$$\mu_b(j) = 1 - \delta(j) \quad (19)$$

$$\mu_b(j) = \begin{cases} \mu_{\min} & \text{if } \mu_b(j) < \mu_{\min} \\ \mu_b(j) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

여기서,  $\alpha_s$ 는 scaling factor로서  $0 < \delta(j) < 1$ 의 조건을 만족시키기 위해 약  $10^{-3} \sim 10^{-5}$ 의 범위에서 결정한다.

이 알고리즘에서는 매 구간(iteration)마다  $\mu_b$ 의 값을 미리 계산하여 식(10)에 적용하여 현재 계산되어지는 오차신호의 성분에 따라  $\mu_b$ 의 값이 변하게 된다. 한 block의 오차 출력 신호에 대한 평균전력을 사용하여 적응상수를 수정한다. 식(18)에 의해 block 오차신호의 평균전력 값이 크면  $\delta(j)$ 의 값이 작아져 '0'에 가까워지므로 식(19)에 의해 적응상수  $\mu_b(j)$ 의 값은 커져 '1'에 가까워진다. 반면 오차신호의 평균전력 값이 작아지면  $\delta(j)$ 의 값은 커지게 되어 '1'에 가까워지므로 식(19)에 의해 적응상수  $\mu_b(j)$ 의 값은 작아지게 된다. 따라서, 적응상수는  $0 < \mu_b(j) < 1$ 의 범위에서 변하게 된다. 그럼 2는 EVSS-FLMS 알고리즘의 흐름도이다.  $\text{Exp}(\cdot)$ 은 exponential 함수를 의미한다.

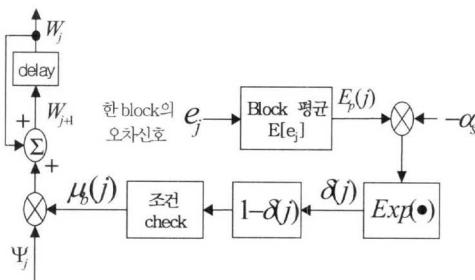


그림 2. EVSS-FLMS 알고리즘의 흐름도

## 2. modified VSS-FLMS 알고리즘

기존에 발표된 VSS-LMS 알고리즘을 주파수영역 적응필터에 맞게 수정한 알고리즘이 바로 modified VSS-FLMS 알고리즘이다[5][6].

j번째 오차벡터의 각 성분들에 해당하는 적응상수를 계산하여 그 평균된 값을 식(10)에 적용하였다. 적응상수 update 계산식은 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{i,j+1} &= \rho \mu_b(j) I + \beta \varepsilon_{i,j}^2 \\ i &= 0, 1, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (21)$$

$I$ 는  $M$ 개의 성분들이 모두 '1'인  $M \times 1$  벡터이다.  $\rho$ 와  $\beta$ 는  $0 < \rho < 1$ ,  $\beta > 0$ 의 조건을 만족해야 하며,  $\beta$ 는 대개 작은 값을 선택하는데 Misadjustment를 고려하여  $\rho$ 값과 관련하여 적절하게 선택해야 한다.

식(21)에서 계산된 각 오차신호에 해당하는  $\mu_{i,j+1}$ 의 평균된 값이 다음 구간에서의 적응상수로 선택된다. 식(22)에서처럼 각각의 제곱오차에 의해 계산된  $\mu_{i,j+1}$ 를 평균한 이유는 각각의 계산된 값을 사용하여 각 필터계수의 수정에 사용할 경우 수렴하지 않고 발산하는 경우가 생길 수 있으며, 식(10)의 필터계수 값이 복소수이므로 알고리즘이 더욱 복잡해지기 때문이다.

알고리즘이 발산하지 않고 안정된 수렴을 보장하기 위하여 식(23)과 같이 적응상수의 최소, 최대를 정하여 경계치 내에서 적응상수가 수정되게 하였다.

$$\mu_b(j+1) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \mu_{i,j+1} \quad (22)$$

$$\mu_b(j+1) = \begin{cases} \mu_{\max} & \text{if } \mu_b(j+1) > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \text{if } \mu_b(j+1) < \mu_{\min} \\ \mu_b(j+1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

초기값  $\mu_b(0)$ 는 대개  $\mu_{\max}$ 를 사용하며,  $\mu_{\max}$ 을 사용한다. 적응상수  $\mu_b(j+1)$ 은 지수적으로 빠르게 감소하다가 최소값에 이르러 일정하게 고정된다.

## 3. modified AVSS-FLMS 알고리즘

modified AVSS-FLMS 알고리즘은 기존의 AVSS-LMS(Arctangent Variable Step Size LMS) 알고리즘을 수정한 것으로 식(11)에 의해 계산된 기울기 벡터를 이용하여 아래의 수식과 같이  $M$ 개의 적응상수에 대한 평균값을 현재의 적응상수로 결정한다.

$$\begin{aligned} \mu_{i,j} &= 1 - \exp(-\alpha_s \tan^{-1}(|1 - \phi_{i,j}|)) \\ i &= 0, 1, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (24)$$

기울기벡터  $\phi_{i,j}$ 는 j번째 iteration에서 각각의 i번째 기울기 성분들이고, 다른 알고리즘들과 마찬가지로 scaling factor  $\alpha_s$ 를 이용하여 안정성을 확보한다. 식(24)에서 계산된 각각의 적응상수는 식(25)와

같이 평균된 값으로 식(10)에 적용된다.

$$\mu_b(j) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \mu_{i,j} \quad (25)$$

#### 4. 각 알고리즘들에 대한 계산량 비교

LMS 적응필터의 실수 곱셈량의 대부분은 필터 출력을 위한 convolution과 기울기 계산을 위한 correlation이다. 시간영역에서 M개의 입력샘플에 대한 LMS 알고리즘의 전체 실수 곱셈량은 Block length가 M인 block LMS 알고리즈다 보다 조금 더 많다.

주파수영역 적응필터에 사용되는 FFT는 circular convolution과 circular correlation의 성질을 가지고 있기 때문에 대개 50%의 “overlap-save”방법을 이용하여 linear convolution과 linear correlation 효과를 가지게 한다. 따라서, block length가 M이면  $N=2M^2$  되어, N-point FFT가 실행된다. N-point FFT에 필요한 총 곱셈수는  $\frac{N}{2} \log_2 N$ 이다.

FLMS 알고리즘의 전체 실수 곱셈량은 5번의 변환(N-point FFT가 3번, IFFT가 2번), 2N의 복소수 곱셈(8N의 실수곱셈), 2N의 실수 곱셈을 필요로 한다. Normalized FLMS일 경우, 입력신호의 Power 계산에 필요한 곱셈수가 추가되고 EVSS-FLMS 알고리즘일 경우, 오차신호의 평균전력에 필요한 곱셈과 exponential 함수에 필요한 곱셈량이 추가된다. 또한 modified VSS-FLMS와 modified AVSS-FLMS 알고리즘은 약 2N과 4N이 각각 추가되어지며 한번의 나눗셈은 한번의 곱셈으로 간주한다. 각 알고리즘들에 대한 실수 곱셈량은 표 1과 같다.

표 1. 각 알고리즘들의 실수 곱셈량

알고리즘	실수 곱셈량
Standard LMS	$2M^2 + M$
FLMS	$\frac{5N}{2} \log_2 N + 10N$
Normalized FLMS	$\frac{5N}{2} \log_2 N + 17N$
EVSS-FLMS	$\frac{5N}{2} \log_2 N + 11N + 4$
modified VSS-FLMS	$\frac{5N}{2} \log_2 N + 12N + 2$
modified A-VFLMS	$\frac{5N}{2} \log_2 N + 14N$

#### IV. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 주파수영역 적응필터의 수렴

속도 향상을 위한 가변스텝사이즈 알고리즘들의 성능분석을 위하여 적응잡음제거기(adaptive noise canceler)에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다 [14,15,16].

#### 1. 시뮬레이션 조건

잡음은 평균이 ‘0’, 전력이 ‘1’인 white gaussian noise로 하였고, 원신호은 샘플링 주파수가 16kHz이고 16bits로 양자화한 여성합성음성으로서 전체 입력 데이터(data) 수는 162223개의 샘플로 되어있다. 입력음성의 SNR은 -3.43dB가 되도록 하였으며, 잡음의 전달경로 32차 FIR 필터로 균사화하여, 이 필터를 통과한 출력이 적응알고리즘이 입력이 되게 하였다.

입력 block length는 M=32로 하여 적응필터의 차수와 같게 하였다. 각 알고리즘별 수렴상태를 비교하기 위하여 각각의 적응 parameter들은 실험적으로 성능이 가장 좋을 때의 값들로 선정하였다.

표준 LMS와 FLMS의 적응상수  $\mu_b = 2 \times 10^{-4}$ , normalized-FLMS의 적응상수  $a=0.016$   $\gamma=0.8$ 로 하였다. normalized-FLMS와 제안한 알고리즘들 사이의 수렴비교는 표 2와 같은 파라미터 조건으로 실험하였다.

표 2. Simulation 파라미터

Normalized-FLMS	$a=0.016, \gamma=0.8$
EVSS-FLMS	$\alpha_s=0.00023, \mu_{\min}=0.00035$
modified VSS-FLMS	$\rho=0.9, \beta=0.00002, \mu_{\min}=0.0005, \mu_{\max}=0.0035$
modified A-VFLMS	$\alpha_s=0.00045$

normalized-FLMS와 제안한 알고리즘사이의 수렴 성능을 MSE를 통하여 비교하고 EVSS-FLMS, modified VSS-FLMS, modified AVSS-FLMS 알고리즘을 통해 가변스텝사이즈 알고리즘을 주파수영역 적응필터에 적용하였을 때의 효과를 확인한다.

#### 2. 시뮬레이션 결과 및 고찰

시간영역의 표준 LMS 알고리즘과 주파수영역의 FLMS 알고리즘의 수렴특성을 평균자승오차(MSE)를 이용하여 나타낸 것이 그림 3이다. 시간영역의 표준 LMS 알고리즘과 주파수영역의 FLMS 알고리즘 둘 다 450번의 iteration에 의해 수렴하는 비슷한

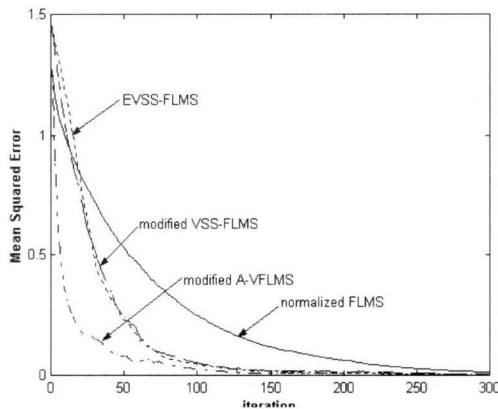


그림 3. 표준 LMS, FLMS, normalized FLMS 의 MSE의 비교

수렴속도를 나타내었다.

FLMS 알고리즘의 normalization 형태인 normalized-FLMS는 350번의 iteration에 의해 수렴하여 위의 두 알고리즘보다 수렴성능이 향상됨을 보였다. 하지만, FLMS 알고리즘보다 더 많은 계산량이 요구되므로 차수가 많은 응용에서는 적절하지가 않다.

그림 4는 표 2에 의한 normalized FLMS 알고리즘과 제안한 가변스텝사이즈 알고리즘들 사이의 수렴속도를 MSE를 통하여 비교한 것이다. 제안한 알고리즘이 normalized FLMS 알고리즘보다 더 적은 계산량으로 수렴성능이 향상됨을 알 수 있다.

제안한 알고리즘들은 거의 150~200번의 iteration 만에 수렴하는 것으로 나타났다. 이것은 normalized-FLMS 보다 거의 2배의 수렴향상효과가 있는 것을 알 수 있다.

이 실험에서 적응 집음제거기 출력신호의 SNR은

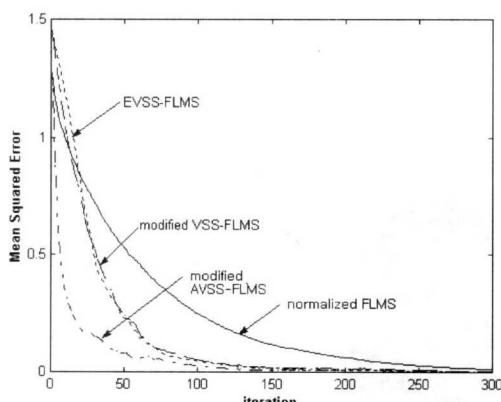


그림 4. Simulation 파라미터에 의한 MSE의 비교

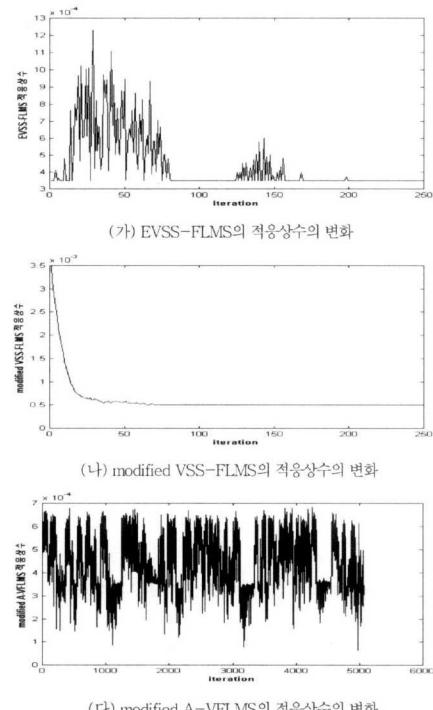


그림 5. 제안한 알고리즘들의 적응상수의 변화

표준 LMS, FLMS과 normalized FLMS는 약 14dB에서 15dB정도이고, 제안한 알고리즘의 SNR은 약 16dB에서 17dB 정도로 나타났다.

기울기를 이용한 modified AVSS-FLMS 알고리즘이 EVSS-FLMS 알고리즘보다 더 나은 수렴성능을 나타내지만 EVSS-FLMS 알고리즘보다 계산량이 더 많이 필요하다는 단점이 있다. 각각의 알고리즘들에 대한 SNR은 Normalized-FLMS는 15dB, EVSS-FLMS는 16.5dB, modified VSS-FLMS는 18dB, modified AVSS-FLMS는 16.4dB로 각각 출력신호의 SNR이 향상되었다.

그림 5에서 제안한 가변스텝사이즈 알고리즘들의 적응상수의 변화를 볼 수 있다. (a)와 (b)는 250번의 iteration동안 변화하는 적응상수를 나타내고 (c)는 전구간에 걸친 적응상수의 변화를 나타낸다.

그림 6은 시스템에 급격한 환경변화를 주었을 때 각 알고리즘별 MSE 곡선을 나타낸다. 시스템 환경변화는 일정한 시점에 필터계수를 인위적으로 -0.15를 끌하는 형태로 모델링 하였다.

이런 경우 제안한 가변스텝사이즈 알고리즘들 중 EVSS-FLMS 알고리즘이 환경변화에도 일정한 수렴성능을 나타내었다.

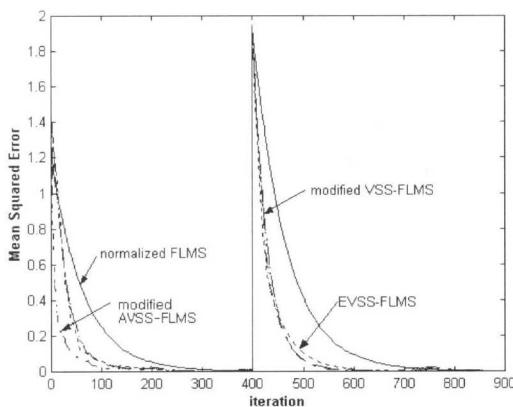


그림 6. 급격한 시스템 환경변화에 따른 MSE 비교

## V. 결 론

본 논문에서는 주파수영역 적응필터의 수렴속도를 향상시키기 위해 가변스텝사이즈를 이용한 주파수영역 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘들을 적용 잡음제거기에 적용하여 비교하였다. 그 결과, 시간영역에 비해 주파수영역 적응필터가 32차 이상일 때 계산량의 감소효과를 기짐을 확인하였고 제안한 가변스텝 알고리즘과 normalized FLMS 알고리즘이의 계산량 비교에서 제안한 알고리즘이 더 적은 계산량이 요구되었다.

한편, 적응 잡음제거기의 입력은 음성에 노이즈를 가한 SNR이 -3.43dB인 여성합성음성으로 하였으며 제안한 가변스텝사이즈 알고리즘을 적용한 적응 잡음제거기를 통과한 결과, 출력신호의 SNR은 16dB에서 18dB로 향상됨을 알 수 있었고 수렴속도 또한 normalized FLMS 알고리즘보다 개선됨을 알 수 있었다.

오차신호 및 기울기를 이용한 가변스텝사이즈 알고리즘들 중 기울기를 이용한 modified AVSS-FLMS 알고리즘이 수렴성능이 가장 좋은 편이지만 제안 알고리즘들 중에서 계산량이 가장 많다는 단점이 있었다. 이에 비해 EVSS-FLMS 알고리즘은 수렴속도면에서는 modified AVSS-FLMS에 비해 약간 떨어지지만 더 적은 계산량이 요구되는 장점이 있다. 그리고 제안한 알고리즘들 중에서 EVSS-FLMS 알고리즘이 급격한 시스템 환경에 가장 잘 적응함을 알 수 있었다.

앞으로 남은 과제로서 Adaptive echo canceler 등과 같이 수천 개의 차수를 필요로 하는 응용에서의 시뮬레이션뿐만 아니라 실제 구현을 통하여 알

고리즘을 검증하는 것이 필요하겠다. 그리고 주파수 영역 적응필터에서 block 입력에 따른 출력신호의 지연문제에 대한 해결과 더 적은 계산량이 요구되는 다른 변환기법의 연구가 계속되어야 하겠으며, 또한 계산량의 감소효과와 더불어 수렴속도 향상을 위해 제안한 가변스텝사이즈 알고리즘의 다른 방법에 대해서도 계속 연구되어야 하겠다.

## 참 고 문 헌

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall 1996
- [2] G. A. Clark, S. K. Mitra and S. R. Parker, "Block implementation of adaptive digital filters", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol.36, No. 2, pp.173-189, Feb. 1989
- [3] Junghsi Lee & Sheng-chieh Chang, "On the convergence properties of multidelay frequency domain adaptive filter", *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Volume 4 , pp.1865- 1868, March 1999
- [4] Kostas Berberidis & Sergios Theodoridis, "A New Fast Block Adaptive Algorithm", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol.47, no.1, January, 1999
- [5] Joseph B.Evans, Ping Xue & B.Liu "Analysis and Implementation of Variable Step Size Adaptive Algorithms", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.41, pp.2517-2534, August, 1993
- [6] F.F.Yassa, "Optimality in the choice of convergence factor for gradient based adaptive algorithm", *IEEE Trans. Acoustic, Speech, Signal Processing*, vol.ASSP-35, January, 1987

오 신 범(Shin-Bum Oh)



정회원

1997년 2월 : 대구대학교 정보  
통신공학과 졸업  
1999년 8월 : 대구대학교 정보  
통신공학과 석사  
1999년 9월~현재 : 대구대학교  
정보통신공학과 박사과정

<주관심 분야> 디지털신호처리, 적응신호처리

정 희 준(Hee-Jun Jung)

정회원

1998년 2월 : 대구대학교 정보통

신공학과 졸업

2000년 2월 : 대구대학교 정보통

신공학과 석사



<주관심 분야> 디지털신호처리, 적응신호처리

이 채 육(Chae-Wook Lee)

정회원

1980년 2월 : 한국항공대학교 통

신공학과 졸업

1987년 3월 : 동경공업대학교 전

기전자공학과 석사

1990년 3월 : 동경공업대학교 전

기전자공학과 박사

1990년 3월 ~현재 : 대구대학교

정보통신공학과 교수

<주관심 분야> 디지털필터, 적응신호처리, 광통신

