

주파수영역 적응필터의 수렴속도 향상을 위한 가변스텝사이즈 알고리즘에 관한 연구

정 회 준, 오 신 범, 이 채 욱
대구대학교 정보통신공학과
전화 : 053-850-4403 / 핸드폰 : 017-540-3964

A study on Variable Step Size algorithms for Convergence Speed Improvement of Frequency-Domain Adaptive Filter

Hee-Jun Jung, Shin-Bum Oh, Chae-Wook Lee
Dept. of Computer & Communication Engineering, Taegu University
E-mail : junghj@biho.taegu.ac.kr

Abstract

Frequency domain adaptive filter is effective to communication fields of many computational requirements. In this paper we propose a new variable step size algorithms which improves the convergence speed and reduces computational complexity for frequency domain adaptive filter. we compared MSE of the proposed algorithms with one of normalized FLMS using computer simulation of adaptive noise canceler based on synthesis speech.

역 적응필터로서 계산량 감소와 수렴향상효과를 가지는 장점이 있어 많이 사용되고 있다[2].

본 논문에서는 주파수영역 적응필터의 수렴속도를 향상시키기 위하여 적응상수를 신호환경에 따라 변화시키는 가변스텝사이즈 알고리즘을 제안함으로써 계산량 감소, 수렴속도 향상 그리고 급격한 시스템의 환경 변화에도 안정하게 수렴할 수 있도록 하였다. 제안한 알고리즘들을 adaptive noise canceler에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션 하였으며, 각 알고리즘들의 계산량, 수렴속도 그리고 SNR(signal to noise ratio)을 이용하여 각각 비교, 분석하였다.

I. 서론

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

시간영역의 block 적응필터를 FFT(Fast Fourier Transform) 변환을 사용하여 처리하는 것이 주파수영

II. 주파수영역 적응 알고리즘

2.1 FLMS 알고리즘

FLMS(Fast Least Mean Square)는 시간영역의 block LMS 알고리즘을 빠르게 실행하기 위해 주파수영역으로 변환한 알고리즘이다[3,4].

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

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

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

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

여기서, X_j 는 입력신호 벡터이고 D_j 는 희망신호 벡터이다. L 은 필터길이에 해당한다.

필터계수 벡터 W_j 는 $w_{m,j}$ 의 zero-padding된 $N \times 1$ 복소수 계수벡터를 나타내며, O 는 $L \times 1$ null 벡터이고 FFT[]는 Fast Fourier Transform을 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 시간 영역의 필터계수 벡터 $w_{L,j}$ 의 두 배에 해당한다.

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

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

= last L 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, $N \times 1$ 주파수영역 오차벡터는

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

이다.

주파수영역의 필터계수 벡터는 아래와 같이 j 번째 block마다 update되어진다.

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

여기서, μ_b 는 block 스텝사이즈이며 주파수영역 기울기벡터 Ψ_j 는 다음과 같다.

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

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

2.2 Normalized-FLMS 알고리즘

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

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

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

여기서, α 는 적응상수이고 Ω_j 는 j 번째 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. j 번째 block에서 각각에 입력되는 신호전력의 추정치를 나타내는 $P_{i,j}$ 는

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

$, i=0, 1, \dots, 2M-1$

와 같이 표현되며, γ 는 forgetting factor로서 이전 입력신호의 전력을 현재의 입력신호의 전력에 참조하는 정도를 나타내는 상수로서 $0 < \gamma < 1$ 의 조건을 만족해야 한다.

III. 제안하는 가변 스텝 사이즈 적응알고리즘

안정성면에서 IIR 적응필터에 비해 유리한 FIR 적응필터의 주파수영역 LMS 알고리즘인 FLMS 알고리즘의 수렴속도를 향상시키기 위해 j 번째 block마다 μ_b 를 가변으로 하여 빠른 수렴과 동시에 급격한 시스템 환경 변화에서도 뛰어난 적응력을 갖는 가변스텝사이즈 알고리즘을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 적응 알고리즘은 j 번째 block의 오차신호의 평균전력을 이용하여 μ 를 가변으로 하는 알고리즘인 EVSS(exponentially variable step size)-FLMS 알고리즘으로서 normalized-FLMS보다 계산량과 수렴속도에서 효과적이다.

3.1 EVSS-FLMS 알고리즘

식 (8)에서 j 번째 block의 오차신호는 M 개의 성분을 가지는 벡터이다. 제안하는 알고리즘에서 이용할 오차신호의 평균전력은 이러한 M 개의 제한된 오차신호성분에 대한 평균전력이다.

j 번째 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'이 되어 weight의 adjustment가 발생하지 않는 것을 방지하기 위해 μ_b 를 최소값으로 제한한다.

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

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.

3.2 modified VSS-FLMS 알고리즘

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

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

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

I는 M개의 성분들이 모두 '1'인 $M \times 1$ 벡터이다.

ρ 와 β 는 $0 < \rho < 1, \beta > 0$ 의 조건을 만족해야 하며, β 는 대개 작은 값을 선택하는데 Misadjustment를 고려하여 ρ 값과 관련하여 적절하게 선택해야 한다.

식 (21)에서 계산된 각 오차신호에 해당하는 $\mu_{i,j+1}$ 의 평균된 값이 다음 iteration에서의 적응상수로 선택된다.

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

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

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

3.3 modified A-VFLMS 알고리즘

modified A-V(Arctan-Variable)FLMS 알고리즘은 기존의 A-VLMS 알고리즘을 수정한 것으로 식 (11)에

의해 계산된 기울기 벡터를 이용하여 아래의 수식과 같이 M개의 적응상수에 대한 평균값을 현재의 적응상수로 결정한다.

$$\mu_{i,j} = 1 - \exp(-\alpha_s \tan^{-1}(|1 - \Phi_{i,j}|)) \quad (24)$$

$$, i=0, 1, \dots, M-1$$

여기서, α_s 는 scaling factor이다.

식 (24)에서 계산된 각각의 적응상수는 식 (25)와 같이 평균된 값으로 식 (10)에 적용된다.

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

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

적용한 환경은 그림 1과 같이 입력 $x(n)$ 은 평균이 '0', 전력이 '1'인 white gaussian noise로 하였고, 원신호 $s(n)$ 은 샘플링 주파수가 16kHz이고 16bits로 양자화한 여성합성음성으로서 전체 입력 data 수는 162223개의 샘플로 되어있다. 잡음의 전달경로 $H(z)$ 는 32차 FIR 필터로 근사화하였으며, 입력음성 $d(n)$ 의 SNR은 -3.43dB가 되도록 하였다.

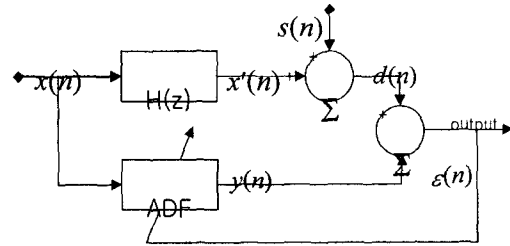


그림 1. 적응 잡음제거기의 시뮬레이션 modeling

normalized-FLMS와 제안한 알고리즘사이의 수렴성능을 MSE(mean square error)를 통하여 비교하고 EVSS-FLMS, modified VSS-FLMS 그리고 modified A-VFLMS 알고리즘을 통해 가변스텝사이즈 알고리즘을 주파수영역 적응필터에 적용하였을 때의 효과들을 확인한다. 그림 2~4는 각 알고리즘별 MSE의 성능곡선이다.

그림 2에서 기울기를 이용한 modified A-VFLMS가 EVSS-FLMS보다 더 나은 수렴성능을 나타내지만 계산량이 더 많이 필요하다는 단점이 있다. 그림 4는 그림 3의 시뮬레이션에서 시스템의 급격한 환경변화를 주었을 때의 성능곡선으로 normalized-FLMS이 초기 수렴이 빠르게 나타나지만 시스템 환경변화가 일어났을 경우 수렴이 늦어지며 제안한 알고리즘은 안정하게 수렴하는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 주파수영역 적응필터의 수렴속도를 향상시키기 위해 가변스텝사이즈 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘들을 적응 잡음제거기에 적용하여 비교하였다. 그 결과, 제안한 알고리즘에 대한 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 A-VFLMS 알고리즘이 수렴성능이 가장 좋은 편이지만 제안 알고리즘들 중에서 계산량이 가장 많다는 단점이 있었다. 이에 비해 EVSS-FLMS 알고리즘은 수렴속도면에서는 modified A-VFLMS에 비해 약간 떨어지지만 더 적은 계산량으로 수행할 수 있는 장점이 있다. 그리고 제안한 알고리즘들 중에서 EVSS-FLMS 알고리즘이 급격한 시스템 환경에도 빠르게 적응함을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall, 1996
- [2] G. A. Clark, S. K. Mitra & 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 Vol. 4, 1865-1868, March 1999.
- [4] Kostas Berberidis and Sergios Theodoridis, "A New Fast Block Adaptive Algorithm", IEEE Trans. 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.

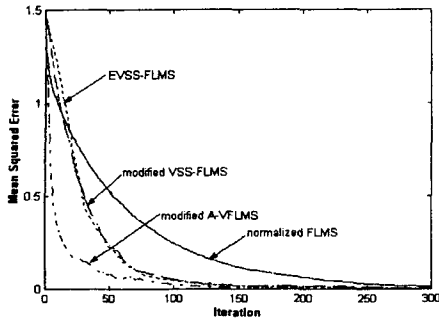


그림 2. 각 알고리즘에 대한 MSE의 비교 I
(normalized-FLMS($\alpha=0.016, \gamma=0.8$), EVSS-FLMS($\alpha_s=2.3 \times 10^{-4}, \mu_{min}=0.00035$), modified VSS-FLMS($\rho=0.9, \beta=0.2 \times 10^{-4}, \mu_{min}=0.0005, \mu_{max}=0.0035$), modified A-VFLMS($\alpha_s=0.00045$))

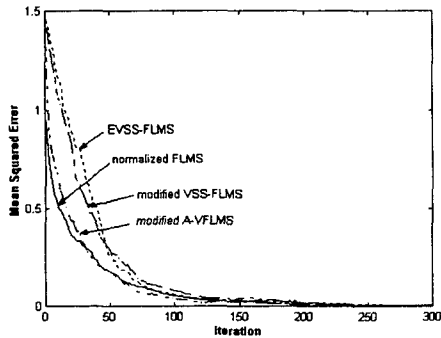


그림 3. 각 알고리즘에 대한 MSE의 비교 II
(normalized-FLMS($\alpha=0.023, \gamma=0.9$), EVSS-FLMS($\alpha_s=0.0002, \mu_{min}=0.00035$), modified VSS-FLMS($\rho=0.7, \beta=0.00001, \mu_{min}=0.0005, \mu_{max}=0.0035$), modified A-VFLMS($\alpha_s=0.00038$))

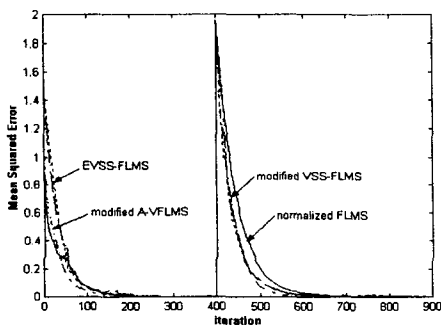


그림 4. 시스템 환경변화에 따른 MSE의 비교
(normalized-FLMS($\alpha=0.016, \gamma=0.8$), EVSS-FLMS($\alpha_s=0.00023, \mu_{min}=0.00035$), modified VSS-FLMS($\rho=0.9, \beta=0.00002, \mu_{min}=0.0005, \mu_{max}=0.0035$), modified A-VFLMS($\alpha_s=0.00045$))