

FBEGS-PAP 알고리즘 기반 볼테라 필터링을 이용한 비선형 반향신호 제거

論 文
56-2-29

Nonlinear echo cancellation using FBEGS-PAP based Volterra filtering

徐在範* · 金景在** · 南尚沅†
(Jae-Bum Seo · Kyoung-Jae Kim · Sang-Won Nam)

Abstract - In this paper, an efficient nonlinear echo cancellation method is proposed, whereby the fast block exact Gauss-Seidel pseudo affine projection (FBEGS-PAP) is further utilized for adaptive Volterra filtering. In particular, the proposed nonlinear echo cancellation approach requires lower computational complexity as in the conventional linear adaptive echo cancellation methods based on NLMS and GS-PAP, and still provides nonlinear echo cancellation performance similar to the GS-PAP method. Finally, echo cancellation performance of the proposed approach is demonstrated by providing some simulation results.

Key Words : adaptive algorithm, Volterra filtering, GS-PAP, echo cancellation, ERLE

1. 서 론

Hands-free cellular telephony, internet telephony 등 실제 시스템에서 음향 반향신호의 효과적인 제거를 위해 적응 필터링을 이용한 음향 반향신호 제거 기법이 널리 사용되어 왔다. 구체적으로, 반향신호는 hands-free 등의 양방향 통신 시스템에서 스피커와 마이크 사이의 open-air 경로에서 발생될 수 있는데, 실제 반향신호는 스피커 및 ADC(analog to digital convertor)와 DAC(digital to analog convertor)를 통과하면서 비선형 특성을 보이게 되어 기존 선형 기법으로는 비선형 음향 반향신호의 제거가 어렵게 된다[1]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 적응 볼테라 필터링을 이용한 비선형 반향신호 제거 기법이 제안되어 왔다[1-3]. 그러나, 볼테라 필터링에 많이 적용되고 있는 normalized least mean square (NLMS) 알고리즘의 경우 수렴 속도가 느린 단점이 있는데, 이를 해결하기 위하여 affine projection (AP) 알고리즘이 제안되었지만, projection 차수가 커질수록 연산량이 크게 늘어나는 문제점이 있다. 최근, AP 알고리즘의 문제점을 개선하여 빠른 수렴 성능과 적은 연산량을 요구하는 Gauss-Seidel pseudo affine projection (GS-PAP) 알고리즘이 제안되었다[4]. 또한, GS-PAP 알고리즘의 update를 블록으로 연산하여 수렴 성능은 GS-PAP 알고리즘과 비슷하게 유지하면서도, NLMS 보다도 연산량을 줄인 fast block exact Gauss-Seidel pseudo affine projection (FBEGS-PAP) 알고리즘도 제안되어 선형 음향 반향신호 제거에 많

이 적용되어 왔다[2-5].

본 논문에서는 비선형 반향신호 제거를 위해, 선형 반향신호 제거기법으로 적용되어온 FBEGS-PAP 알고리즘을 볼테라 필터링에 확장 적용하여 보다 효과적인 비선형 반향신호 제거 기법을 제안한다. 다음 2장에서는 볼테라 필터링에 적용된 FBEGS-PAP 알고리즘을 분석하며, 3장에서는 실험을 통하여 연산량과 수렴성능을 비교하여 제안된 알고리즘의 성능을 확인하였다. 끝으로 4장에서 결론을 맺는다.

2. 볼테라 필터링을 적용한 FBEGS-PAP 알고리즘

그림 1은 볼테라 필터링을 이용한 비선형 반향신호 제거 시스템을 나타낸다. 특히, 볼테라 커널과 시스템의 출력의 관계가 선형이기 때문에 기존의 선형 이론을 확장 적용할 수 있어서, 입력 신호 벡터를 $\mathbf{x}[n]$, 반향경로의 임펄스 응답 벡터를 $\mathbf{h}[n]$, 반향경로를 지난 반향 신호를 $y[n]$ 이라고 할 때, 3차 볼테라 필터의 입출력 관계는 다음과 같이 나타낼 수 있다[2].

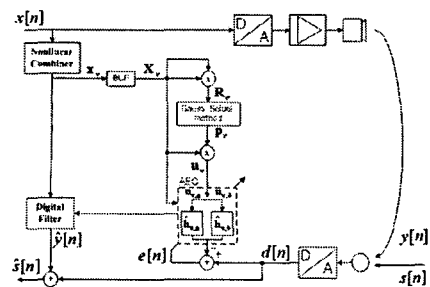


그림 1 비선형 반향신호 제거기
Fig. 1 nonlinear echo cancellation structure

* 學生會員 : 漢陽大學校 電子通信컴퓨터學科 碩士課程
** 學生會員 : 漢陽大學校 電子通信컴퓨터學科 碩士課程
† 교신저자, 正會員 : 漢陽大學校 電子通信컴퓨터學科 教授 · 工博

E-mail : swnam@hanyang.ac.kr

接受日字 : 2006年 11月 30日

最終完了 : 2007年 1月 12日

$$\hat{y}[n] = \hat{\mathbf{h}}_v^T[n] \mathbf{x}_v[n] \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_v[n] = [x[n], \dots, x[n-L+1], x^2[n], x[n]x[n-1], \dots, x[n]x[n-L+1], x^2[n-1], x[n-1]x[n-L+1], x[n-2]x[n-2], \dots, x^2[n-L+1], x^3[n], \dots, x^2[n]x[n-L+1], \dots, x^3[n-L+1]]^T \quad (2)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_v[n] = [h_1[0], \dots, h_1[L-1], h_2[0,0], h_2[0,1], \dots, h_2[0,L-1], h_2[1,1], h_2[1,L-1], h_2[2,2], \dots, h_2[L-1,L-1], h_3[0,0,0], \dots, h_3[0,0,L-1], \dots, h_3[L-1,L-1,L-1]]^T \quad (3)$$

$$e[n] = d[n] - \hat{y}[n] \quad (4)$$

식 (1)에서 $\mathbf{x}_v[n]$ 은 볼테라 입력 벡터, $\hat{\mathbf{h}}_v[n]$ 은 볼테라 커널 벡터를, L 은 반향경로의 계수벡터의 길이를 나타낸다. 또한, $e[n]$ 은 error signal vector로 반향 신호와 near-end signal $s[n]$ 이 섞인 $d[n]$ 과 $\hat{y}[n]$ 과의 차이이다. 다음으로 볼테라 필터링에 적용된 FBEGS-PAP 알고리즘을 살펴보자. 입력신호 $\mathbf{x}[n]$ 이 stationary할 때 GS-PAP 알고리즘에서 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\mathbf{R}[n] \begin{pmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{p-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}^T[n] \mathbf{u}[n] \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

특히, $\mathbf{R}[n]$ 은 $\mathbf{x}[n]$ 의 autocorrelation 행렬로서, symmetric 및 positive definite 성질을 갖는다. 또한, 식 (5)에서 $\mathbf{u}[n]$ 는 approximated decorrelation 벡터이고, $[1 \ a_1 \ \dots \ a_{p-1}]^T$ 벡터는 optimal forward 선형 예측 계수 벡터이다. 그리고, $\mathbf{R}_v[n]$ 및 $\mathbf{X}_v[n]$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{R}_v[n] = \mathbf{X}_v^T[n] \mathbf{X}_v[n] + \mathbf{I}\delta[-1] \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_v[n] = [\mathbf{x}_v[n] \ \mathbf{x}_v[n-1] \ \dots \ \mathbf{x}_v[n-N+1]] \quad (7)$$

식 (6)에서 $\delta[-1]$ 은 매우 작은 초기 값으로 $\mathbf{R}_v[n]$ 이 ill-condition되지 않도록 해준다. $\mathbf{X}_v[n]$ 은 비선형 GS-PAP 알고리즘을 이용하기 위한 볼테라 입력으로 matrix의 형태를 갖는다. 이 관계를 3차 볼테라로 모델링된 입력 벡터로 확장하여 식 (5)과 함께 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{R}_v[n] \mathbf{p}_v[n] = \mathbf{b} \quad (8)$$

식 (8)에서, 벡터 $\mathbf{p}_v[n]$ 는 선형예측 계수 벡터로서 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{p}_v[n] = [1/\mathbf{x}_v^T[n] \mathbf{u}_v[n] \ a_1/\mathbf{x}_v^T[n] \mathbf{u}_v[n] \ \dots \ a_{p-1}/\mathbf{x}_v^T[n] \mathbf{u}_v[n]] \quad (9)$$

특히, 식 (9)에서 벡터 \mathbf{b} 는 첫 원소는 1이고 나머지 모두가 0인, N 차원의 벡터이며, Gauss-Seidel 방법을 이용하여 식 (8)로부터 벡터 $\mathbf{p}_v[n]$ 을 다음과 같이 구할 수 있다[4,5].

$$p_{v(i)}[n] = \frac{1}{r_{ii}[n]} (b_i - \sum_{j < i} r_{ij}[n] p_{v(j)}[n] - \sum_{j > i} r_{ij}[n] p_{v(j)}[n]) \quad (10)$$

식 (10)에서 $p_{v(i)}[n]$ 는 $\mathbf{p}_v[n]$ 의 i 번째 원소이고, $r_{ij}[n]$ 는 $\mathbf{R}_v[n]$ 의 i 번째 행과 j 번째 열의 원소가 되며, $\mathbf{u}_v[n]$ 는 $\mathbf{p}_v[n]$ 로부터 다음과 같이 계산된다.

$$\mathbf{u}_v[n] = \frac{1}{p_{v(0)}[n]} \sum_{i=0}^{N-1} p_{v(i)}[n] \mathbf{x}_v[n-i] \quad (11)$$

그리고, 식 (11)에서 구한 $\mathbf{u}_v[n]$ 을 이용하여 볼테라 적응 필터 계수 벡터 $\hat{\mathbf{h}}_v[n]$ 는 다음과 같이 갱신된다.

$$\hat{\mathbf{h}}_v[n] = \hat{\mathbf{h}}_v[n-1] + \mathbf{u}_v[n] \bar{e}[n] \quad (12)$$

$$\bar{e}[n] = \frac{\mu}{\mathbf{u}_v^T[n] \mathbf{u}_v[n] + \delta[n]} e[n] \quad (13)$$

또한, 식 (13)에서 μ 는 step-size로 그 범위는 $0 < \mu < 1$ 이며, $\delta[n]$ 은 다음과 같이 실시간 갱신되는 정규화 인수이다[6].

$$\delta[n] = L \max \{ (N-1) \overline{|x[n]|^2}, \overline{|s[n]|^2} \} \quad (14)$$

식 (14)에서 $|\cdot|^2$ 는 time-average power이며, 필터 계수 벡터의 업데이트 식(즉, 식 (12))을 블록별로 계산하여 연산량을 줄인 FBEGS-PAP 알고리즘에서, 벡터 $\hat{\mathbf{h}}_v[n]$, $\mathbf{u}_v[n]$, $\mathbf{x}_v[n]$ 을 아래의 표 1과 같이 fixed part ($\hat{\mathbf{h}}_{v,b}[i]$, $\mathbf{u}_{v,b}[n]$, $\mathbf{x}_{v,b}[n]$)와 updating part ($\hat{\mathbf{h}}_{v,a}[i]$, $\mathbf{u}_{v,a}[n]$, $\mathbf{x}_{v,a}[n]$)로 나누며, 표 2의 식들을 이용하여 적응 필터 계수 벡터를 갱신한다.

표 1 Vector partition

Table 1 Vector partition

$\mathbf{x}_v^T[n] = [\mathbf{x}_{v,a}^T[n] \ \mathbf{x}_{v,b}^T[n-2M]]$
$\mathbf{u}_v^T[n] = [\mathbf{u}_{v,a}^T[n] \ \mathbf{u}_{v,b}^T[n-2M]]$
$\hat{\mathbf{h}}_v^T[n] = [\hat{\mathbf{h}}_{v,a}^T[n] \ \hat{\mathbf{h}}_{v,b}^T[n]]$
$\mathbf{x}_{v,a}[n] = [x_v[n], \dots, x_v[n-2M+1]]$
$\mathbf{u}_{v,a}[n] = [u_v[n], \dots, u_v[n-2M+1]]$
$\hat{\mathbf{h}}_{v,a}[n] = [\hat{h}_{v,1}[n], \dots, \hat{h}_{v,2M}[n]]$
$\mathbf{x}_{v,b}[n-2M] = [x_v[n-2M], \dots, x_v[n-T_L+1]]$
$\mathbf{u}_{v,b}[n-2M] = [u_v[n-2M], \dots, u_v[n-T_L+1]]$
$\hat{\mathbf{h}}_{v,b}[n] = [\hat{h}_{v,2M+1}[n], \dots, \hat{h}_{v,T_L}[n]]$

표 2 볼테라 필터링을 이용한 FBEGS-PAP 알고리즘

Table 2 FBEGS-PAP algorithm

$\hat{y}_a[i] = \mathbf{x}_{v,a}^T[i] \hat{\mathbf{h}}_{v,a}[i] + \sum_{j=1}^{M+i-n} \sigma_j [i-2M] \bar{e}[i-j]$	(15)
$\sigma_j [i-2M] = \mathbf{u}_{v,b}^T [i-2M-j] \mathbf{x}_{v,b} [i-2M]$	(16)
$\hat{\mathbf{h}}_{v,a}[i] = \hat{\mathbf{h}}_{v,a}[i-1] + \mathbf{x}_{v,a}[i-1] \bar{e}[i-1]$	(17)
$\hat{\mathbf{h}}_{v,b}[n] = \hat{\mathbf{h}}_{v,b}[n-M] + \sum_{j=1}^L \mathbf{u}_{v,b} [i-2M-j] \bar{e}[n-j]$	(18)
$e[i] = y[i] - \hat{y}_a[i] - \mathbf{u}_{v,b}^T [i-2M] \hat{\mathbf{h}}_{v,b}[n-M]$	(19)

구체적으로 표 2의 식 (15)-(19)에서 i 는 n 부터 $n-M+1$ 까지의 블록 연산을 나타내며, fixed part의 업데이트 식 (18)을 제외한 나머지 부분(즉, 식 (15)-(17), 식 (19))을 우선 업데이트한다(여기에서 M 은 블록의 크기임). 특히, 식 (18)은 한 블록의 연산이 끝나는 M 번째에만 수행이 되며 $\hat{\mathbf{h}}_{v,b}[n]$ 의 길이가 매우 긴 경우 연산량이 크게 줄어든다. 또한, M 은 updating part와 fixed part의 길이를 결정하며 연산량에 큰 영향을 준다. 그림 2는 FBEGS-PAP 알고리즘의 업데이트 계산 시 요구되는 곱셈과 나눗셈 수를 나타내며 (표 3 및 [5] 참조), 가로 축은 필터 계수의 길이, 세로축은 필터 길이에 적절한 블록의 크기, 즉, 연산량이 가장 적게 되는 블록의 크기 M 을 표시한 것이다. 또한, 그림 2에서 블록 크기가 일정한 부분들이 있는데 이는 블록의 크기가 updating part와 fixed part의 길이를 결정하기 때문에 일정 범위 내에서 같은 블록 크기에서 최소 연산량을 보인다[5].

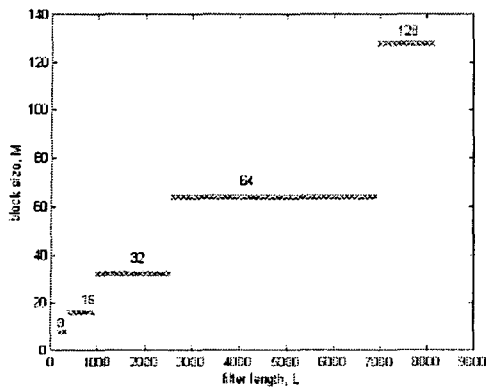


그림 2 필터 계수의 길이에 따른 optimal block 크기
 Fig. 2 The dependence of the "optimal" block size on the filter length

3. 모의실험

모의실험에서는 일반적인 전화망의 DAC에서 발생하는 비선형 왜곡[1]을 나타내는 다음의 3차 비선형 모델을 적용하였으며 반향 경로는 $h[n] = e^{-0.8n}$ ($n \geq 0$)을 사용하였다[3].

$$f(x[n]) = 1.01333x[n] - 0.01333x^3[n] \quad (20)$$

또한, 제안한 비선형 반향신호 제거 방법과 기존의 적응 반향신호 제거 알고리즘들에서 요구되는 연산량 및 다음에 정의된 Echo Return Loss Enhancement (ERLE)를 비교하였다.

$$ERLE = 10 \log_{10} \frac{E\{y^2[n]\}}{E\{e^2[n]\}} \quad (21)$$

식 (21)에서 $y[n]$ 은 반향 신호이며, $e[n]$ 은 오차 신호로 $e[n] = d[n] - \hat{y}[n]$ 의 관계를 갖는다. 또한, 그림 3은 선형 반향 경로를 통과한 음성신호를 이용하여 여러 알고리즘 별로 반향 경로 추정 시 수렴 성능을 나타낸 결과이다. 구체적으로 알고리즘별 수렴 성능 비교를 위해 실제 반향경로와 적응 알고리즘으로 추정된 반향경로 간의 misalignment를 이용하였다.

$$\text{Misalignment} = 10 \log_{10} \frac{\|\hat{h} - h\|^2}{\|h\|^2} \quad (22)$$

구체적으로 그림 3에서 FBEGS-PAP 알고리즘과 GS-PAP 알고리즘은 조금 차이는 있지만 10,000 sample 부분에서 수렴함을 알 수 있으며, NLMS 알고리즘은 25,000 sample에서 수렴하여 수렴 성능에 큰 차이가 있음을 확인할 수 있다. 또한, 8 kHz 샘플링 된 두 사람의 목소리를 이용해 그림 4에서와 같이 실제 전화 통신 상황, 즉, single-talk 과 double-talk 상황을 가정하여, 0-0.1 초 사이를 single-talk, 0.1-0.5초 사이는 double-talk, 0.5-0.6 초 사이는 다시 single-talk인 신호를 분석하였다. 제안한 비선형 반향신호 제거 알고리즘과 GS-PAP 알고리즘의 수렴 성능은 거의 비슷하며, NLMS 기반 알고리즘과는 수렴 성능 차이를 그림 4로부터 확인할 수 있는데, 구체적으로 처음 0-0.1 초 사이에서는 FBEGS-PAP 및 GS-PAP 기반의 비선형 반향신호 제거 알고리즘들의 ERLE curves들이 NLMS에 비해 10 dB 높게 나타났으며, 0.1-0.5 초 사이의 double-talk 상황에서는 세 알고리즘 모두 ERLE가 낮게 나타났고, 0.5-0.6초 사이의 single-talk 상황에서는 첫 부분과 동일하게 NLMS 알고리

즘과 10 dB 정도의 ERLE 차이를 보였다.

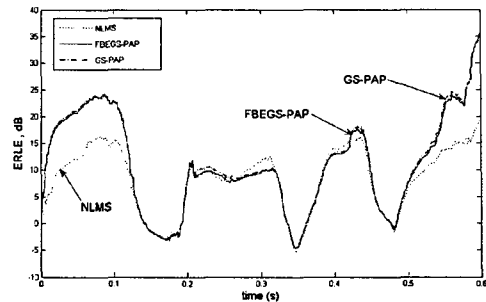


그림 3 ERLE curves
 Fig. 3 ERLE curves

또한, 각 알고리즘별 필터 계수 update에서 요구되는 연산량들을 표 3에 표시하였으며, T_L 은 적응 블테라 커널 벡터의 길이, N 은 affine projection order, M 은 FBEGS-PAP 알고리즘을 위한 블록의 크기를 나타낸다. 또한, 표 4는 표 3에서의 식을 이용하여 필터 길이에 따른 연산량을 나타내는데, 제안한 알고리즘의 경우가 연산량이 가장 적음을 확인할 수 있다. 즉, 필터 계수의 길이가 1560일 경우, GS-PAP 경우보다 연산량이 약 1/3 정도로 적게 요구되었다.

표 3 알고리즘별 연산량 계산 방법

Table 3 The method of complexity of algorithms

Algorithms	연산량 계산 방법
NLMS	$2T_L + 4$
FBEGS-PAP	$10M + 2 + [2(3/4)^k(T_L - 2M)] + N^2 + 4N$
GS-PAP	$2T_L + N^2 + 3N + 5$

표 4 알고리즘별 연산량 비교

Table 4 Complexity of algorithms

ALGORITHM	$T_L = 256, M = 8$ N=10	$T_L = 1560, M = 8$ N=10
GS-PAP	647	3255
FBEGS-PAP	425	1172
NLMS	516	3124

4. 결 론

본 논문에서는 선형 반향신호 제거에 주로 응용되어온 FBEGS-PAP 알고리즘을 블테라 필터링에 확장 적용한 새로운 비선형 반향신호 제거 기법을 제안하였다. 제안한 방법의 연산량 및 반향신호 제거 성능 평가를 위해 기존의 반향신호 제거 알고리즘(NLMS 및 GS-PAP)들과 연산량 및 수렴 성능을 비교하였다. 특히, 제안한 방법이 기존 NLMS 적응 알고리즘보다도 적은 연산량이 요구되면서, GS-PAP 알고리즘과 동일한 빠른 수렴 성능을 보임을 모의 실험을 통해 확인할 수 있었다.

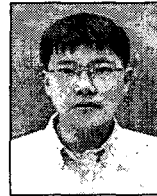
Acknowledgement

This study was supported by a grant of the Korea Health 21 R & D Project, Ministry of Health & Welfare, Republic of Korea (02-PJ3-PG6- EV08-0001).

참 고 문 헌

- [1] A. Borys, *Nonlinear Aspects of Telecommunications: Discrete Volterra Series and Nonlinear Echo Cancellation*, CRC Press LLC, 2001.
- [2] A. Guerin, G. Faucon, and R. Le Bouquin-Jeannes, "Nonlinear acoustic echo cancellation based on Volterra filters," *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol. 11, no. 6, pp. 672-683, 2003.
- [3] K.Y. Ahn, D.H. Kim, and S.W. Nam, "Nonlinear echo cancellation using an expanded correlation LMS algorithm," *IEEE Symp. on Circuits and Systems, Proc. of ISCAS2005*, vol. 4, pp. 3371-3374, May 2005.
- [4] F. Albu, and A. Fagan, "The Gauss-seidel pseudo affine projection algorithm and its application for echo cancellation," *Proc. of 2003 Asilomar Conf.*, Asilomar Grove, CA, U.S.A, Nov. 2003.
- [5] F. Albu and H.K Kwan, "A new block exact affine projection algorithm," *Proc. of ISCAS 2005*, pp. 4337-4340, May 2005.
- [6] H. Sheikhzadeh, R.L. Brennan, and K.R.L. Whyte, "Near-end distortion in over-sampled subband adaptive implementation of affine projection algorithm," *Proc. of EUSIPCO2004*, pp. 413-416, 2004.

저 자 소 개



서 재 범 (徐 在 範)

1982년 9월 2일생. 2005년 한국 산업기술 대학교 졸업 2005 ~ 현재 한양대학교 대학원 전자통신 컴퓨터 공학과 석사과정
 Tel : (02) 2281-0588
 E-mail : poscos@paran.com



김 경 재 (金 景 在)

1979년 2월 16일생. 2005년 한양대학교 졸업 2005 ~ 현재 한양대학교 대학원 전자통신 컴퓨터 공학과 석사과정
 Tel : (02) 2281-0588
 E-mail : ernol@hanmail.net



남 상 원 (南 尙 沅)

1957년 2월 24일생. 1981년 서울대학교 전자공학과 졸업. 1990년 Univ. of Texas at Austin 졸업(공박). 1991년~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터공학부 교수.
 Tel : (02) 2220-0346
 Fax : (02) 2298-1957
 E-mail : swnam@hanyang.ac.kr