論 文
54D-10-8

ECLMS 알고리즘을 이용한 비선형 반향신호 제거

Nonlinear Echo Cancellation using an ECLMS Algorithm

南 尙 沅† · 金 炳 秀*
(Sang-Won Nam · Byoung-Soo Kim)

Abstract - In this paper, a robust nonlinear echo cancellation is proposed, where a third-order adaptive Volterra filtering is employed along with an expanded correlation LMS (ECLMS) algorithm to compensate for nonlinear distortion in the echo path. (e.g., DAC of the hybrid network). Finally, the robustness in the echo cancellation of the proposed approach is demonstrated using computer simulations, where high attenuation of echo signals is achieved even in the double-talk situation (e.g., 8dB improvement in ERLE).

Key Words : Nonlinear Echo Cancellation, Adaptive Volterra Filtering, ECLMS (Expanded Correlation LMS) Algorithm

1. 서 론

원격통신(telecommunications), telephone circuits, hands-free telephones 등에서 반향 신호(echo signal)의 발생으로 인해 시스템 성능이 저하되기도 한다[1-7]. 이런 반향 신호를 제거하기 위해 적응 LMS 알고리즘을 기반으로 하는 방법이 보편적으로 사용되어 왔다. 그러나, near-end signal과 far-end signal이 동시에 존재하게 되는 double-talk 상황이 되면 LMS 알고리듬을 기반으로 하는 적응 필터의 에러 신호에는 near-end signal이 존재하게 되어 필터 계수가 변화하거나 크게 발산할 수 있다. 위와 같은 double-talk 상황에서의 문제점을 해결하기 위해 여러 방법들이 제안되었다[1,2,3,7]: (i) double-talk 상황 발생 시, double-talk detector를 통해서 double-talk 상황이라고 판단되면 적응필터의 step-size를 0으로 하여 더 이상 필터 갱신을 하지 않는 방법, (ii) 서브밴드에서 반향 신호를 제거하는 방법으로 필터 갱신을 수행하는 방법, (iii) 입력 신호와 에러 신호의 파워를 비교하여 적응 필터의 step-size를 변화시키는 방법, (iv) correlation LMS(CLMS) 및 Expanded correlation LMS (ECLMS) 방법 [3]. 특히, 전화망의 hybrid 시스템에서는 analog-to-digital converter(ADC)와 digital-to-analog converter (DAC)의 비선형 특성으로 인하여 반향신호에 비선형 왜곡이 발생하여 기존의 선형 적응필터링의 기법만으로는 만족할 만한 반향신호 제거를 기대하기 어려웠다.

본 논문에서는 기존의 선형 반향 신호 제거 방법을 확대 적용하여 비선형 왜곡을 최소화하도록 적응 볼테라 필터링 기법을 도입한다. 특히, 기존 적응 필터를 이용한 반향 신호 제거 기법과는 달리 ECLMS 알고리즘을 적용하여, double-talk 상황에서도 높은 성능의 비선형 반향신호 제거 알고리듬을 제안한다. 구체적으로 2절에서 볼테라 시스템 모델링에 대해 기술하고, ECLMS를 적용한 적응 볼테라 필터링에 대해 설명한다. 또한, 3절에서 모의시험을 통해 기존의 반향 신호 제거 방법과 성능을 비교하고, 4절에서 결론을 맺는다.

2. ECLMS를 이용한 비선형 반향신호 제거

2.1 볼테라 시스템 모델링

볼테라 급수(Volterra series)는 다양한 비선형 시스템 특성의 해석에 많이 적용되어 왔다. 특히, 볼테라 커널(kernel)과 시스템 출력과의 선형 관계를 이용하면 기존의 선형필터 이론이 볼테라 필터링에 확장 적용될 수 있다. 따라서 본 논문에서 다음의 3차 볼테라 시리즈를 이용하여 비선형 시스템을 모델링할 수 있다.

$$y[n] = \sum_{i=0}^{N-1} h_1[i]x[n-i] + \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=i}^{N-1} h_2[i,j]x[n-i]x[n-j] + \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=i}^{N-1}\sum_{k=j}^{N-1} h_3[i,j,k]x[n-i]x[n-j]x[n-k] \quad (1)$$

식(1) 에서 $x[n]$과 $y[n]$은 각각 시스템의 입력과 출력을 나타내며, $h_1[i]$, $h_2[i,j]$, $h_3[i,j,k]$는 각각 1차(linear), 2차(quadratic) 그리고 3차(cubic) 볼테라 커널들이고, N은 시스템의 메모리를 나타낸다. 여기서 비선형 커널들은 대칭

† 교신저자, 正會員 : 漢陽大 電子通信컴퓨터 工學部 敎授 · 工博,
E-mail : swnam@hanyang.ac.kr
* 正 會 員 : 漢陽大 電子通信電波工學科 卒 (2005. 2: 碩士). 현재 LG 전자 연구원
接受日字 : 2005年 6月 18日
最終完了 : 2005年 9月 6日

성을 가진다고 가정하고 벡터 표현식을 이용하여 식 (1)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y[n] = \mathbf{h}_v^T[n]\mathbf{x}_v[n] \tag{2}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_v[n] = [\, & x[n], \cdots, x[n-N+1], x^2[n], x[n]x[n-1], \\ & \cdots, x[n]x[n-N+1], x^2[n-1], \cdots, \\ & x[n-1]x[n-N+1], x[n-2]x[n-2], \cdots, \\ & x^2[n-N+1], x^3[n], \cdots, x^2[n]x[n-N+1], \\ & \cdots, x^3[n-N+1]\,]^T\end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{h}_v[n] = [\, & h_1[0], \cdots, h_1[N-1], h_2[0,0], h_2[0,1], \cdots, \\ & h_2[0,N-1], h_2[1,1], \cdots, h_2[1,N-1], \\ & h_2[2,2], \cdots, h_2[N-1,N-1], h_3[0,0,0], \\ & \cdots, h_3[0,0,N-1], \cdots, \\ & h_3[N-1,N-1,N-1]\,]^T\end{aligned} \tag{4}$$

여기에서, $\mathbf{h}_v[n]$과 $\mathbf{x}_v[n]$은 각각 볼테라 커널 벡터와 볼테라 입력 벡터이다.

2.2 ECLMS를 이용한 적응 볼테라 필터링

Near-end signal과 far-end signal이 존재하는 double-talk 상황에서 오차 신호는 near-end signal 뿐만 아니라 비선형 반향신호를 포함하게 되어 반향 path의 펄스 응답을 추정시 문제가 발생한다 (그림 2 참조). 따라서 보다 정확한 필터 계수를 업데이트하기 위해 본 논문에서는 비선형 시스템을 3차 볼테라 급수로 모델링하고 ECLMS 알고리즘을 확장 적용한 알고리즘을 제안했다. 구체적으로 far-end signal $x[n]$과 near-end signal $s[n]$사이의 교차상관함수 $\phi_{dx_v}[n]$을 다음과 같이 정의한다.

$$\phi_{dx_v}[n,k] = \sum_{j=0}^{n} d[j]x_v[n, j-k] \tag{7}$$

여기서, $x_v[n, j-k]$은 $\mathbf{x}_v[n]$의 $(j-k)$-th component 이다. 특히, double-talk 상황에서 $d[n] = s[n] + y[n]$을 이용하고 far-end signal과 near-end signal이 서로 상관관계가 없다는 사실을 이용하면, 교차상관함수 $\phi_{dx_v}[n]$는 다음의 형태로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}\phi_{dx_v}[n,k] &= \phi_{sx_v}[n, j-k] + \sum_{j=0}^{N-1} d[j]x_v[n, j-k] \\ &\cong \sum_{j=0}^{N-1} r_s\phi_{xx_v}[n, k-j]\end{aligned} \tag{8}$$

또한, 반향경로를 추정하고자 하는 적응필터는 far-end signal의 상관함수 $\Phi_{xx_v}[n]$을 입력으로 볼테라 커널 벡터 $\mathbf{h}_v[n]$와 컨볼루션 관계로 나타나며, 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\hat{\phi}_{dx_v}[n,k] = \sum_i h_v[n,i]\phi_{xx_v}[n, k-i] \tag{9}$$

여기서, $h_v[n,i]$는 $\mathbf{h}_v[n]$의 i-번째 원소이고, $\hat{\phi}_{dx_v}[n,k]$는 $\phi_{dx_v}[n,k]$의 추정 값이다. 적응필터의 계수를 적응시키기 위한 cost function을 다음과 같이 지연 제곱된 오차(lagged squared error)들의 합으로 정의한다.

$$J = E[\mathbf{e}^T[n]\mathbf{R}\mathbf{e}[n]] \tag{10}$$

식 (10)에서, R은 오차 성분들에 대한 가중치 요소로서 τ_i을 대각행렬의 각 행렬 값으로 갖는 positive semidefinite 대각행렬(diagonal matrix)로서 다음과 같다.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \tau_0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \tau_1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \tau_{N-1} \end{bmatrix} \tag{11}$$

적응필터 갱신에 대한 오차신호벡터$\mathbf{e}[n]$ 은 아래와 같이 표현된다.

$$\mathbf{e}[n] = [e[n,0], e[n,1], \cdots, e[n,N-1]]^T \tag{12}$$

$$e[n,k] = \phi_{dx_v}[n,k] - \hat{\phi}_{dx_v}[n,k], \quad k = 0, 1, \cdots, N-1 \tag{13}$$

그리고, 시간 n에서 cost function 식 (10)을 최소화하는 최적의 볼테라 커널 벡터를 구하기 위해 식 (10)을 볼테라 커널벡터 $\mathbf{h}_v[n]$에 대해 미분하고 steepest descent 방법을 사용하면, cost function의 gradient 벡터는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\nabla J = -2E\{\Psi_{xx_v}[n]\mathbf{R}\mathbf{e}[n]\} \tag{14}$$

$$\mathbf{e}[n] = \Phi_{dx_v}[n] - \Psi_{xx_v}[n]\mathbf{h}_v[n] \tag{15}$$

$$\Phi_{dx_v}[n] = [\phi_{dx_v}[n,0], \phi_{dx_v}[n,1], \cdots, \phi_{dx_v}[n,N-1]]^T \tag{16}$$

$$\Psi_{xx_v}[n] = \begin{bmatrix} \phi_{xx}[n,0] & \phi_{xx}[n,1] & \cdots & \phi_{xx}[n,N-1] \\ \phi_{xx}[n,-1] & \phi_{xx}[n,0] & \cdots & \phi_{xx}[n,N-2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{xx}[n,1-N] & \phi_{xx}[n,2-N] & \cdots & \phi_{xx}[n,0] \end{bmatrix} \tag{17}$$

여기서, $\phi_{xx_v}[n,k] = \phi_{xx_v}[n,-k]$이므로, Ψ_{xx_v}는 Toeplitz 행렬이다. 따라서 cost function 식 (10)을 이용하여 유도한 식(14)으로부터, 기존 normalized LMS 알고리즘처럼 gradient noise amplification의 영향을 감소시키기 위해 전력 정규화(power normalization)를 함으로써, 다음의 steepest-descent ECLMS 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{h}_v[n+1] = \mathbf{h}_v[n] + \frac{2\mu}{1 + \mathrm{tr}[\Psi_{xx_v}[n]\mathbf{R}\Psi_{xx_v}[n]]}\Psi_{xx_v}[n]\mathbf{R}\mathbf{e}[n] \tag{18}$$

여기서, $0 < \mu < 1$이고 $tr[\cdot]$는 trace operator를 의미한다. 식(18)을 살펴보면, ECLMS 알고리듬은 식(11)에서 정의한 대각행렬의 원소들인 weighting factor τ_i의 첫 번째 원소 τ_0가 1이고 나머지 원소들이 '0' 으로 구성이 된다면 CLMS 알고리듬의 cost function과 동일하게 된다는 것을 쉽게 알 수 있다. 추가로, 적응 알고리듬에 적용하기 위해서 다음 식을 사용하여 자기상관 벡터와 교차상관 벡터를 계산한다.

$$\phi_{xx_v}[n,i] = (1-\alpha)\phi_{xx_v}[n-1,i] + \alpha x[n]x_v[n,i] \tag{19}$$

$$\phi_{dx_v}[n,i] = (1-\beta)\phi_{dx_v}[n-1,i] + \beta d[n]x_v[n,i] \tag{20}$$

여기에서, $x_v[n,i]$ 는 볼테라 입력벡터 $\mathbf{x}_v[n]$의 i-번째 원소이고, $0 < \alpha, \beta < 1$이다. 그러므로 최종 반향신호 제거

기의 출력은 다음처럼 계산된다.

$$\hat{s}[n] = d[n] - \mathbf{h}_v^T[n]\mathbf{x}_v[n] \quad (21)$$

3. 모의실험

반향경로의 모델링을 위해서 hybrid 구조에서의 반향경로(echo path)는 지수적으로 감소하는 일반적인 선형 특성을 가지는 단순반향경로 $r[n]$과 DAC에 의해 비선형 왜곡이 발생하는 부분으로 구분하여 모델링할 수 있다.

$$f(x[n]) = 1.01333x[n] - 0.01333x^3[n] \quad (22)$$

$$r[n] = e^{-0.8n}, \qquad n \geq 0 \quad (23)$$

제안된 알고리듬을 정량적으로 성능을 평가하기 위해서, 일반적으로 반향신호 제거기의 성능평가에 사용되는 Echo Return Loss Enhancement(ERLE)를 사용했으며, ERLE의 정의는 다음과 같다.

$$ERLE = 10\log_{10}\frac{E\{y^2[n]\}}{E\{\epsilon^2[n]\}} \quad (24)$$

여기에서, $y[n]$은 반향신호이고, $\epsilon[n]$은 near-end signal $s[n]$이 포함되지 않은 오차신호를 각각 나타낸다. 그러므로 $\epsilon[n]$는 다음과 같이 표현된다.

$$\epsilon[n] = e[n] - s[n] \quad (25)$$

본 실험에서는 실제 전화망에서와 같이 far-end signal $x[n]$과 near-end signal $s[n]$을 8kHz로 샘플링한 음성신호를 사용하였으며 모의실험에서는 DAC의 전달함수에서 발생하는 비선형 왜곡의 보상을 위해서 3차 Volterra 시스템을 이용했는데, 기존에 많이 사용하는 2차 Volterra 시스템을 사용하는 것 보다 더 효과적으로 비선형 반향신호를 제거하는 장점을 보여주기 때문이다. Double-talk상황에서 ECLMS 알고리듬의 반향신호 제거 성능을 측정하는 것이 목적이므로 각각의 신호(far-end signal과 near-end signal)의 구성은 다음과 같이 구성을 하였다. (i) 최초 0.1초 구간에서는 single-talk 상황이 전개된 후 바로 simple echo path가 변경되고, (ii) simple echo path가 변경되는 동시에 double-talk 상황이 인가되며, (iii) 0.5초 후에 최조의 single-talk 상황으로 전환된다 (그림3 참조). 일반적으로 많이 사용되는 방법인 Normalized LMS(NLMS) 알고리즘[6]과 Correlation LMS(CLMS) 알고리즘[7], 그리고 본 논문에서 적용한 ECLMS 알고리즘[3]을 동일 환경하에서 적용하여 모의실험을 하였으며, 그 결과는 그림 3과 같다. 처음 single-talk만 인가된 상황에서는 세 알고리즘 모두 성능이 좋은 ERLE곡선을 보여주고 있지만, 0.1초가 되는 순간 double-talk 상황이 주어지게 되면 ECLMS알고리즘은 약 30dB에서 곡선이 유지되고, ELMS 알고리즘은 약 20dB에서 유지되는 반면, NLMS 알고리즘은 성능이 떨어지는 것을 확인 할 수 있다. 위에서 설정한 (i)과 (iii)의 single talk 상황뿐만 아니라 (ii)의 double talk 상황에서도 본 논문에서 제안한 비선형 반향제거 알고리즘이 double talk 상황에서 기존의 normalized LMS(NLMS)[6]과 correlation LMS(CLMS)[7]보다 반향신호 제거 ERLE 성능이 8dB 이상 향상됨을 알 수 있다(그림 4 참조).

4. 결 론

본 논문에서는 전화망의 성능을 저하시키는 비선형 반향신호를 제거하기 위해, double-talk 상황에서도 능동적이고 안정적인 적응특성을 보이는 ECLMS 알고리즘과 적응 볼테라 필터링을 기반으로 새로운 높은 성능의 비선형 반향신호 제거 알고리즘을 제안하였다. 기존의 CLMS 알고리즘을 이용한 방법은 correlation 함수와 cost function의 정보 부족으로 인하여 충분한 수렴특성을 보이지 못하였다. 이를 보안하기 위해 본 논문에서 ECLMS 알고리즘과 3차 적응 볼테라 필터링을 이용한 기법은 과거의 모든 상관 정보를 이용하는 방법과 cost function의 확장을 통해 정보의 양을 더 고려하여 double-talk에서 여전히 기존에 제시된 CLMS 알고리즘보다 더욱 안정적이고 개선된 수렴성능을 보이는 방법을 제시했다. 모의실험을 통해 기존 NLMS 알고리즘, CLMS 알고리즘과의 성능비교를 통해 본 논문에서 제안한 ECLMS을 기반으로 한 3차 적응 볼테라 필터링 기법이 double-talk 상황에서도 안정성과 우수한 반향신호 제거 성능을 보였다.

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] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th ed., Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, Inc., 2002.

[2] O. Agazzi, D. Messerschmitt, and D. Hodges, "Nonlinear echo cancellation of data signals," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 30, no. 11, pp. 2421-2433, Nov. 1982.

[3] M.R. Asharif, A. Shimabukuro, T. Hayashi, and K. Yamashita, "Expanded CLMS algorithm for double-talk echo cancelling," Proc. *SMC'99*, pp. 998-1002, Oct. 1999.

[4] A. Borys, *Nonlinear aspects of telecommunications: Discrete Volterra Series and Nonlinear Echo Cancellation*, CRC Press LLC, 2001.

[5] F. Kuch and W. Kellermann, "Nonlinear line echo cancellation using a simplified second-order Volterra filter," Proc. ICASSP'02, pp. 1117-1120, 2002.

[6] 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.

[7] D.O. Hwang, S.W. Nam, and H.W. Park, "Nonlinear echo cancellation using a correlation LMS adaptation scheme," Proc. *ICASSP'03*, pp. 600-603, Apr. 2003.

[8] M. Schetzen, *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems*, John Wiley & Sons, Inc., New

York, 1980.

[9] J. Chen and J. Vandevalle, "Study of adaptive nonlinear echo canceller with Volterra expansion," Proc. *ICASSP'89*, pp. 1376-1379, May 1989.

[10] V.J. Mathews and G.L. Sicuranza, *Polynomial Signal Processing*, John Wiley & Sons, Inc., 2000.

[11] F. Albu and H.K. Kwan, "A new block exact affine projection algorithm," Proc. *ISCAS2005*, pp. 4337-4340, May 2005.

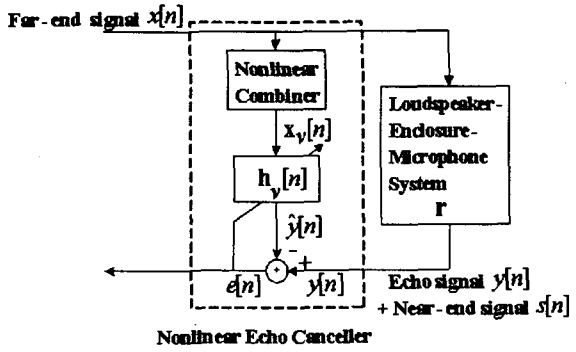

그림 1. 비선형 반향 신호 제거 시스템 구조

Fig. 1. Nonlinear echo cancellation system structure

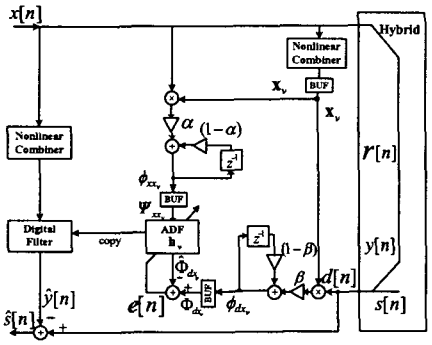

그림 2. 제안된 비선형 반향제거 시스템

Fig. 2. The proposed onlinear echo cancellation system

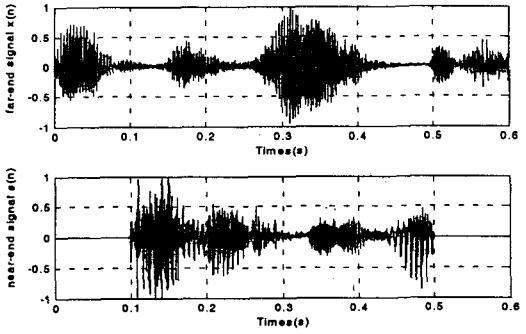

그림 3. Far-end signal $x[n]$과 near-end signal $s[n]$

Fig 3. Far-end signal $x[n]$과 near-end signal $s[n]$

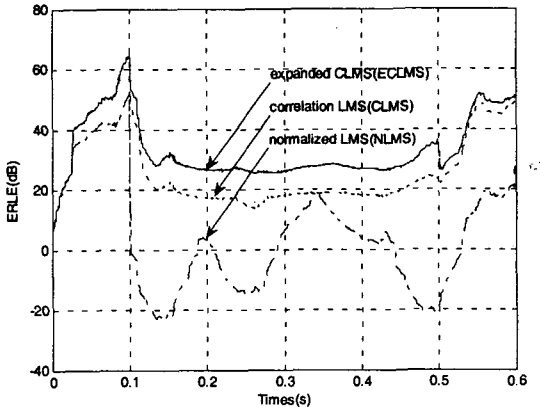

그림 4. ERLE's (ECLMS, CLMS, and NLMS 경우)

Fig. 4. Echo Return Loss Enhancement(ERLE) curves in case of three adaptive algorithms (i.e., ECLMS, CLMS, and NLMS)