

## 상관(Correlation) LMS 적응 기법을 이용한 비선형 반향신호 제거에 관한 연구

### Nonlinear Echo Cancellation using a Correlation LMS Adaptation Scheme

박 흥 원\*, 안 규 영\*, 송 진 영\*, 남 상 원\*\*

\* 한양대학교 전자통신전공학과(전화:(02)2281-0588, 팩스:(02)2298-1957, E-mail : hwp4zetset@ihanyang.ac.kr)

\*\* 한양대학교 전자전기공학과(전화:(02)2290-0346, 팩스:(02)2298-1957, E-mail : swnam2@dreamwiz.com)

**Abstract** : In this paper, nonlinear echo cancellation using a correlation LMS (CLMS) algorithm is proposed to cancel the undesired nonlinear echo signals generated in the hybrid system of the telephone network. In the telephone network, the echo signals may result the degradation of the network performance. Furthermore, digital to analog converter (DAC) and analog to digital converter (ADC) may be the source of the nonlinear distortion in the hybrid system. The adaptive filtering technique based on the nonlinear Volterra filter has been the general technique to cancel such a nonlinear echo signals in the telephone network. But in the presence of the double-talk situation, the error signal for tap adaptations will be greatly larger, and the near-end signal can cause any fluctuation of tap coefficients, and they may diverge greatly. To solve a such problem, the correlation LMS (CLMS) algorithm can be applied as the nonlinear adaptive echo cancellation algorithm. The CLMS algorithm utilizes the fact that the far-end signal is not correlated with a near-end signal. Accordingly, the residual error for the tap adaptation is relatively small, when compared to that of the conventional normalized LMS algorithm. To demonstrate the performance of the proposed algorithm, the DAC of hybrid system of the telephone network is considered. The simulation results show that the proposed algorithm can cancel the nonlinear echo signals effectively and show robustness under the double-talk situations.

**Keywords** : Volterra filtering, double-talk, nonlinear echo cancellation, correlation LMS

#### 1. 서론

전화망 시스템에서 반향신호는 시스템의 성능을 저하시키는 큰 요인이 되고 있다. 특히, Two-to-four wire hybrid network에서 발생하는 입피드스 비정합이 전화망에서 발생하는 반향 신호의 비선형 왜곡의 주요한 원인이 된다[1]. 이런 반향 신호를 제거하는데 적응 필터링 기법이 가장 많이 사용되는 알고리즘이다. 더구나 hybrid 시스템에서는 analog to digital converter (ADC), digital to analog (DAC)에서 반향신호에 비선형 왜곡이 발생되어 반향신호 제거 시스템의 성능을 저하시키게 된다. 이러한 비선형 왜곡을 보상하기 위하여 Volterra filtering을 이용한 반향신호의 제거기법이 이전 논문에서 제안되었다[1-3]. 그러나, near-end 신호가 존재하는 double-talk 상황 하에서는 적응 필터의 에러 신호가 near-end 신호와 같게 되어서, 결과적으로 적응 필터의 계수가 계속적으로 크게 변화하거나 발산할 수 있다. 위와 같은 double-talk 상황을 해결하기 위한 여러 가지 방법들이 제안되었다[7-10]. 가장 고전적인 방법으로는 double-talk 상황이 발생했을 때, 적응 필터의 계수를 갱신하기 위한 step-size를 '0'으로 만들어서 더 이상 필터 갱신을 하지 않는 방법이 있

다. 다른 방법으로는 subband에서 반향신호를 제거하는 방법으로, 이 방법은 전대역 신호 자체로 필터를 갱신하는데 사용하는 것이 아니라, subsampling된 데이터를 M개의 필터를 통해서 병렬로 필터 갱신을 수행하는 방법이다[8]. 또한, double-talk에서도 far-end 신호와 near-end 신호가 서로 상관관계가 없다는 것을 이용해서 능동적으로 적응을 지속하는 Correlation LMS 알고리즘이 제안되었다[7].

본 논문에서는 전화망의 hybrid 시스템과 converter에서 발생하는 비선형 왜곡을 보상해 주기 위해, 기존의 방법[1-2]을 개선하여 비선형 왜곡을 최소화하도록 디자인된 3차 적응 볼테라 필터링 기법을 도입한다. 특히, 기존 적응 필터를 이용한 반향신호의 제거기법과는 달리 Correlation LMS 알고리즘을 이용하여, double-talk 상황 하에서도 능동적으로 적응 필터의 계수를 갱신하여 비선형 반향신호의 제거를 할 수 있는 알고리즘을 제시한다.

다음 절에서는 Volterra 급수 모델링과 비선형 반향신호 제거의 일반적으로 방법을 제시하고, 3절에서는 correlation LMS 알고리즘을 이용한 적응 볼테라 필터링 기법을 다룬다. 마지막으로 4절에서는 모의실험을

통해서 기존에 주로 사용하는 NLMS 알고리즘과 projection correlation 알고리즘과의 성능의 비교를 통해서 본 논문에서 제안한 기법의 타당성을 보인다.

## II. Volterra Series 모델링과 비선형 반향신호 제거

### 1. Volterra Theory

Volterra 급수는 메모리를 가진 Taylor 급수의 확장된 형태이다. 볼테라 시스템의 출력은 시스템 커널들에 대해서 선형성을 유지하므로, 기존의 선형 필터의 이론이 비선형 시스템 분석에 적용될 수 있다[5]. 특히 hybrid 전화망의 반향신호 비선형 왜곡의 요인인 DAC는 다음의 3차 볼테라 시스템으로 모델링 할 수 있다[2].

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

여기서,  $h_1[i]$ ,  $h_2[i, j]$ , 그리고  $h_3[i, j, k]$ 은 각각 1차, 2차 그리고 3차 볼테라 커널(kernel)이다. 또한 비선형 커널들(즉,  $h_2[i, j]$ 와  $h_3[i, j, k]$ )은 대칭적이라고 가정한다. 그러면 입-출력 관계는 다음의 벡터형식으로 간단히 표현할 수 있다.

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

여기서, Volterra 커널벡터는 선형, 2차 그리고 3차 커널들로 구성되고, 입력벡터는 선형, 2차 그리고 3차 입력으로 각각 이루어져 있다.

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

$$\mathbf{h}_v[n] = [h_1[0], \dots, h_1[N-1], h_2[0,0], h_2[0,1], \dots, h_2[0, N-1], h_2[1,1], \dots, h_2[1, N-1], h_2[2,2], \dots, h_2[N-1, N-1], h_3[0,0,0], \dots, h_3[0,0, N-1], \dots, h_3[N-1, N-1, N-1]]^T \quad (4)$$

### 2. 비선형 반향신호의 제거

비선형 반향신호 제거의 기본적인 구조는 그림 1에서 보여준다[1-3]. 구체적으로  $y[n]$ 은 반향신호이고,  $\hat{y}[n]$ 은 3차 볼테라 필터의 출력으로서 반향신호의 복제신호이다. 오차 신호  $e[n]$ 은 반향신호  $y[n]$ 과 복제신호  $\hat{y}[n]$ 의 차이로서 정의된다.

$$e[n] = y[n] - \hat{y}[n] \quad (5)$$

다음으로, Volterra 필터 계수는 정규화된 LMS(NLMS) 알고리즘을 이용하여 다음처럼 갱신할 수 있다[11].

$$\mathbf{h}_v[n+1] = \mathbf{h}_v[n] + \mu e[n] \frac{\mathbf{x}_v[n]}{\|\mathbf{x}_v[n]\|^2} \quad (6)$$

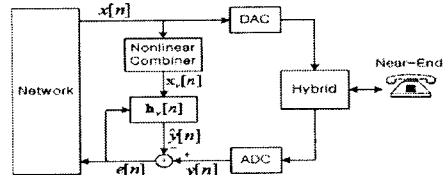


그림 1. 일반적인 비선형 반향 제거기.

Fig. 1. The conventional nonlinear line echo canceller.

### III. 상관(Correlation) LMS 적응 기법을 적용하는 적응 Volterra 필터링

그림 2는 Double-talk 상황에서 반향신호의 제거를 위해 correlation LMS 알고리즘을 적용하여 적응 볼테라 필터링을 하는 기본적인 구조를 보여준다.

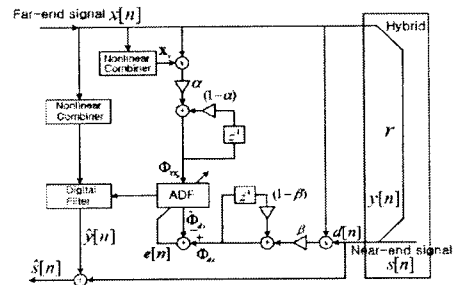


그림 2. 상관함수를 이용하여 제안한 비선형 반향신호 제거 시스템.

Fig. 2. The proposed nonlinear echo cancellation system using a correlation function.

Double-talk 상황에서는 기존 LMS 알고리즘에서는 near-end 신호에 의해서 오차 신호가 커지게 되어, 결과적으로 적응 필터의 계수가 변화가 심하거나 혹은 발산하게 되는 단점이 있다. 이런 문제점을 극복하고 효과적으로 반향신호의 비선형 왜곡을 제거하기 위해서 correlation을 이용하는 CLMS 알고리즘을 적응 Volterra 필터링과 함께 이용하였다. 이전 논문에 CLMS 알고리즘은 핸드프리 시스템의 선형 반향신호의 제거에 있어서, double-talk 상황에서도 우수한 성능을 보였다[7]. CLMS 알고리즘은 far-end 신호와 near-end 신호간의 서로 상관관계가 없다는 것을 이용

한다. 따라서 적응 필터의 계수의 갱신에 대한 나머지 오차가 기존 NLMS 알고리즘에 비해서 상대적으로 작아지게 된다.

구체적으로 CLMS 알고리즘에서는 입력벡터가 그 자체로 입력으로 이용되는 것이 아니라 자기상관(auto-correlation) 입력벡터로 구성이 되어서 반향신호 제거기의 입력으로 사용된다. 또한 원하는 값은 입력신호와 반향신호 사이의 교차상관(cross-correlation) 값으로 정의된다. 즉, 입력의 자기상관 벡터  $\Phi_{xx}[n]$ , 그리고 원하는 값과 입력신호 사이의 교차상관  $\phi_{dx}[n]$  값은 다음처럼 정의된다.

$$\Phi_{xx} = x[n]x_v[n] \quad (1)$$

$$\phi_{dx}[n] = \sum_{i=0}^n d[i]x[i] \quad (2)$$

더욱이,  $d[n]$ 은 반향신호  $y[n]$ 과  $s[n]$ 로 구성이 된다.

$$d[n] = y[n] + s[n] \quad (3)$$

Far-end 신호  $x[n]$ 과 near-end 신호  $s[n]$ 는 서로 상관관계가 없기 때문에 교차상관 (2)의 수식은 다음처럼 정리될 수 있다.

$$\begin{aligned} \phi_{dx}[n] &= \phi_{xx}[n] + \sum_{i=0}^n y[i]x[i] \\ &\cong \sum_{i=0}^n y[i]x[i] \end{aligned} \quad (4)$$

또한 반향신호  $y[n]$ 은 far-end 신호  $x[n]$ 에 의한 반향경로  $r_i$ 의 출력이다. 부가적으로,  $\phi_{xx}[n, i]$ 이  $\Phi_{xx}[n]$ 의  $i$ 번째 값일 때, 교차상관  $\phi_{dx}[n]$ 은 다음처럼 표현할 수 있다.

$$\phi_{dx}[n] \cong \sum_i r_i \phi_{xx}[n, i] \quad (5)$$

그러므로 원하는 교차상관 신호  $\phi_{dx}[n, i]$ 의 추정값  $\hat{\phi}_{dx}[n]$ 은 다음처럼 나타낼 수 있다.

$$\hat{\phi}_{dx}[n] = \sum_i h_v[n, i] \phi_{xx}[n, i] \quad (6)$$

여기서,  $h_v[n, i]$ 는  $h_v[n]$ 의  $i$ 번째 값이다.

적용필터 이론에서처럼, 비선형 반향경로는 적응 Volterra 필터의 계수(즉,  $h_v[n]$ )를 적응시킴으로써 추정할 수 있다. 또한, 적응필터 계수의 적응에 대한

오차 신호  $e[n]$ 은 다음처럼 계산된다.

$$e[n] = \phi_{dx}[n] - \hat{\phi}_{dx}[n] \quad (7)$$

지금까지 과정의 목적은 수식 (8)로 주어지는 평균제곱오차(MSE: mean-square error)를 최소화하는 최적의 Volterra 커널벡터  $h_v[n]$ 을 얻는 것이다.

$$\xi[n] = E\{|e[n]|^2\} = E\{|\phi_{dx}[n] - \hat{\phi}_{dx}[n]|^2\} \quad (8)$$

최급강하(Steepest descent) 알고리즘을 사용하여, 평균 제곱오차의 gradient는 다음과 같다.

$$\nabla_i = -2E\{e[n]\phi_{xx}[n, i]\} \quad (9)$$

LMS 알고리즘에서  $h_v[n]$ 에 적용되는 수정 성분은 입력벡터  $\Phi_{xx}[n]$ 에 비해한다. 그래서 입력벡터의 각각의 성분이 클 때, gradient 잡음증폭의 문제점이 나타날 수 있으므로, 입력벡터의 norm을 이용해서 LMS step-size를 정규화시킴으로써 잡음증폭 문제를 감소시킬 수 있다.

$$h_i[n+1] = h_i[n] + 2\mu_0 e[n]\phi_{xx}[n, i] / (1 + \|\Phi_{xx}\|^2) \quad (10)$$

자기상관 벡터와 교차상관 벡터를 적용하는 방법으로 추정하기 위해서 다음의 반복적인 공식을 이용한다.

$$\phi_{xx}[n, i] = (1 - \alpha)\phi_{xx}[n-1, i] + \alpha x[n]x_v[n, i] \quad (11)$$

$$\phi_{dx}[n] = (1 - \beta)\phi_{dx}[n-1] + \beta d[n]x[n] \quad (12)$$

여기서,  $x_v[n, i]$ 는  $x_v[n]$ 의  $i$ 번째 원소이고 크기는  $0 < \alpha, \beta < 1$ 로 제한된 값이다.

마지막으로, 반향신호 제거기의 출력은 다음과 같다.

$$\hat{s}[n] = d[n] - \sum_i h_v[n, i]x_v[n-i] \quad (13)$$

#### IV. 모의실험

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여, hybrid 전화망의 DAC 구조를 고려하였다. 그리고, 반향신호의 3차 비선형 왜곡의 근원은 DAC에서 발생하는 것으로 가정하였다. 그리고 그것의 전달함수는 다음의 3차 다항식으로 표현된 시스템을 고려하였다[2].

$$f(x) = 1.01333x - 0.01333x^3 \quad (1)$$

또한 반향경로 임펄스 응답은 다음을 고려한다.

$$g_i = e^{-0.8i} \quad (2)$$

본 논문에서 제안한 방법의 정량적인 성능의 측정을 위해 Echo Return Loss Enhancement(ERLE)를 사용했으며, 다음처럼 정의한다.

$$ERLE = 10 \log_{10} \frac{E\{|y^2[n]|\}}{E\{\epsilon^2[n]\}} \quad (3)$$

여기서  $y[n]$ 은 반향신호이고,  $\epsilon[n]$ 은 왜곡되지 않는 오차신호이다.  $\epsilon[n]$ 은 다음처럼 주어진다.

$$\epsilon[n] = e[n] - s[n] \quad (4)$$

모의실험 시 far-end 신호와 near-end 신호는 그림 3과 같은 상황을 이용하였고 ERLE 곡선은 그림 4에서 보여준다.

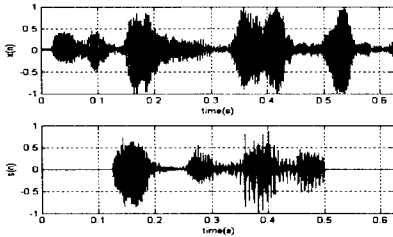


그림 3. Far-end 신호  $x[n]$ 과 near-end 신호  $s[n]$   
Fig. 3. A far-end signal  $x[n]$  and a near-end signal  $s[n]$ .

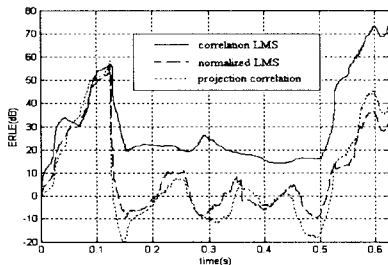


그림 4. 비선형 반향신호 제거에서 ERLE 곡선  
Fig. 4. ERLE curves in nonlinear echo cancellation

그림 4는 NLMS와 projection correlation[10], 그리고 Correlation LMS 알고리즘을 이용하여 얻은 ERLE 곡선을 보여준다. Straight line이 본 논문에서 제안한 CLMS 알고리즘을 이용한 ERLE이고, dashed line은 NLMS 알고리즘, 그리고 projection correlation 알고리

즘의 ERLE는 dotted line이다. Double-talk 상황에서 ERLE를 비교한 결과, 제안한 알고리즘이 성능의 우수하다는 것을 보여준다.

## V. 결론

본 논문에서는 Correlation LMS 알고리즘을 사용하여 3차 적응 Volterra 필터링 기법을 적용한 안정한 비선형 반향신호 제거기법을 제안하였다. 입력으로 자기 상관 함수를 이용하고, 반향 제거기 출력으로 입력과 원하는 신호 사이의 교차상관 함수를 이용하였으며, hybrid와 DAC 구조의 반향경로에서 비선형으로 왜곡을 보상하기 위해 3차 Volterra 필터를 이용하였다. 모의실험을 통해서 double-talk 상황에서도 제안한 방법의 성능의 우수함을 제시하였다.

## 참고문헌

- [1] B. Andrzej, *Nonlinear aspects of telecommunications : discrete Volterra series and nonlinear echo cancellation*, CRC Press, 2001.
- [2] F. Kuch, and W. Kellermann, "Nonlinear line echo cancellation using a simplified second order Volterra filter," *Proc. ICASSP'2002*, vol. 2, pp. 1117-1120, 2002.
- [3] O. Agazzi et al. "Nonlinear echo cancellation of data signals," *IEEE Trans. Comm.*, vol. 30, pp. 2421-2433, Nov. 1982.
- [4] J. Chen, and J. Vandevale, "Study of adaptive nonlinear echo canceller with Volterra expansion," *Proc. ICASSP'89*, pp. 1376-1379, Glasgow, 1989.
- [5] M. Schetzen, *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear System*, John Wiley and Sons, Inc., New York, 1980.
- [6] V. J. Mathews, and Giovanni L. Sicuranza, *Polynomial Signal Processing*, John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [7] M.R. Asharif, T. Hayashi, and K. Yamashita, "Correlation LMS algorithm and Its application to double-talk echo cancelling," *Electronics Letters*, vol. 35, no. 3, pp. 194-195, Feb. 1999.
- [8] E. Hansler, and Gerhard Uwe Schmidt, "Hands-free telephones Joint control of echo cancellation and postfiltering," *Signal Processing*, vol. 80, pp. 2295-2305, 2000.
- [9] J. Liu, "A novel adaptation scheme in the NLMS algorithm for echo cancellation," *IEEE Sig. Proc. Lett.*, vol. 8, pp. 20-22, Jan. 2001.
- [10] T. Creasy, and T. Aboulnar, "A projection-correlation algorithm for acoustic echo cancellation in the presence of double talk," *Proc. ICASSP'00*, vol. 1, pp. 436-439, 2000.
- [11] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, 4th Ed., Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, Inc., 2002.