

적용 알고리즘을 이용한 Double-Talk 반향 제거

오학준* 이승환* 이해수** 원용규*** 정찬수*
 송실대 전기공학과* 경기공업대** 서울강서기능대***

Double-Talk Echo Cancellation using Adaptive Algorithm

Hak-Joon Oh* Seung-Whan Lee* Hae-Soo Lee** Yong-Kyu Won*** Chan-Soo Jung*
 Dept. E.E. Soongsil Univ* Kyonggi Institute of Technology** Seoul Kangseo Polytechnic College***

Abstract - In the double-talk situation where both the near-end and far-end signal present, the performance of echo cancellation using the conventional LMS algorithm is degraded easily since it freezes the adaptation in this situation. Recently CLMS and ECLMS algorithm were proposed to solve this problem. These algorithms could be used to adapt the filter's parameters continuously even in the double-talk situation. In this paper, we compare and analyze their performance. The computer simulation was performed and the results showed as that both algorithms were robust and kept the desirable performance even in the double-talk situation.

1. 서 론

전화 통화중에 발생하는 반향은 전화기 자체의 혼성에 의해 발생하는 근접 반향과 전화국 내의 혼성의 임피던스 불일치에 의해 발생하는 원거리 반향으로 나눌 수 있다[1][2]. 전화 통화 품질 향상을 위해서 원거리 반향의 제거는 필수적이다. 이러한 반향을 제거하기 위한 반향 제거기는 반향 경로의 특성을 정확하게 추정해야하고 그것의 변화에 적응해야 하므로 적응 필터를 적용한다. 적응 필터 알고리즘 중 LMS알고리즘은 계산속도와 하드웨어 적용이 쉽기 때문에 가장 광범위하게 사용한다. 그러나 double-talk 환경에서 에러신호는 상당히 커지기 때문에 발산할 수도 있다. 일반적인 LMS알고리즘을 적용한 시스템은 double-talk 센서가 이러한 상황에 접했을 때 적응을 멈춰버리고 더 이상의 계수추정을 하지 않는다. 본 논문에서는, 이러한 문제를 해결하기 위해 double-talk에서도 반향에 대한 추정을 정상적으로 진행할 수 있는 두 가지 알고리즘을 비교, 분석하고자 한다. 두 가지 알고리즘은 제어기의 입력신호 자체 대신에 입력신호의 상관함수를 이용하는 CLMS (Correlated Least Mean Square) 알고리즘[3]과 CLMS의 변형된 형태로 일반적인 LMS와 비슷한 구조를 가지는 ECLMS(Expanded CLMS) 알고리즘이다[3][4]. 이들 두 알고리즘을 사용하여 double-talk 반향 제거기를 구성하고, 모의실험을 통해 그 성능을 비교, 분석한다. 모의실험 결과 두 개의 알고리즘은 LMS 알고리즘에 비해 좋은 수렴특성을 보이며, 수렴 특성면에서는 ECLMS 알고리즘이 좋으나 계산 속도는 CLMS 알고리즘이 빠름을 알 수 있다.

2. 본 론

2.1 반향 제거기에서의 DOUBLE-TALK

그림 1은 LMS 알고리즘[5]을 이용한 반향 제거 시스템이다.

적용필터의 출력 $\hat{y}(n)$ 은 식(1)로 표현할 수 있다.

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \hat{h}_i x(n-i) \quad (1)$$

여기서, \hat{h}_i : FIR 필터의 계수

$x(n)$: FIR 필터의 입력(화자 A의 목소리)

N : FIR 필터의 차수

이다.

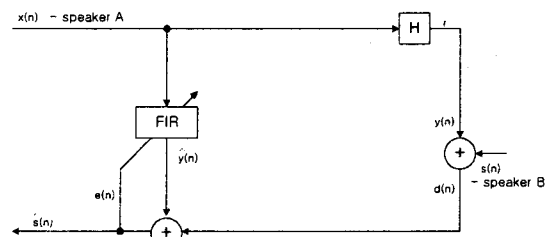


그림 1. LMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 시스템

목표신호 $d(n)$ 과 적응필터의 출력 $\hat{y}(n)$ 의 차인 오차신호 $e(n)$ 은 식(2)와 같으며, 이 오차신호는 식(3)에서와 같이 적응필터의 계수를 갱신하는데 사용한다.

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (2)$$

$$\hat{h}_i(n+1) = \hat{h}_i(n) + 2\mu e(n)x(n-i) \quad (3)$$

여기서, μ 는 수렴 계수로서 적응이득을 나타낸다.

double-talk 환경에서 목표신호 $d(n)$ 은 입력 $x(n)$ 의 반향 신호인 $y(n)$ 과 화자 B의 목소리인 $s(n)$ 의 합이다.

$$d(n) = y(n) + s(n) \quad (4)$$

그런데, 오차신호 $e(n)$ 은 입력신호 $x(n)$ 과는 상관관계가 없는 $s(n)$ 을 포함하고 있으므로, 일반적인 LMS알고리즘을 적용한 적응필터는 정상적인 계수추정을 하지 못한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 CLMS 알고리즘 및 ECLMS 알고리즘이 제시되었다.

2.2 CLMS 알고리즘

그림 2는 CLMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 시스템이다.

입력 신호 $x(j)$ 에 대한 상관함수는 식(5)와 같다.

$$\phi_{xx}(n, k) = \sum_{j=0}^n x(j)x(j-k) \quad (5)$$

목표신호 $d(j)$ 와 입력 $x(j)$ 대한 식(6)과 같다.

$$\phi_{dx}(n) = \sum_{j=0}^n d(j)x(j) \quad (6)$$

여기서, $d(j) = y(j) + s(j)$ (7)

$$y(j) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(j-i) \quad (8)$$

이다. 식(8)에서 h_i 는 반향 경로의 임펄스 응답이다.

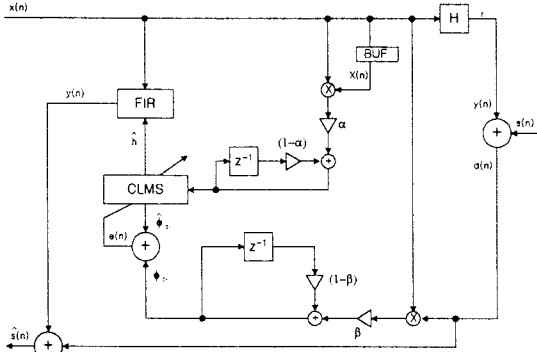


그림 2. CLMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 시스템

식(7)과 식(8)을 이용하면 식(6)은 식(9)로 표현할 수 있다.

$$\phi_{dx}(n) = \phi_{xx}(n) + \sum_{i=0}^n y(i)x(i) \quad (9)$$

$\phi_{xx}(n)$ 은 화자 A와 화자 B 신호간의 상관함수이다. 그러나 $s(n)$ 과 $x(n)$ 은 독립적인 신호이므로 식(9)는 식(10)으로 표현할 수 있다.

$$\phi_{dx}(n) \approx \sum_{i=0}^{N-1} h_i \phi_{xx}(n, i) \quad (10)$$

식(10)으로부터 FIR 필터의 출력인 식(11)을 구할 수 있다. $\hat{\phi}_{dx}(n)$ 은 $\phi_{dx}(n)$ 의 추정치이며, \hat{h}_i 는 FIR 필터의 계수이다.

$$\hat{\phi}_{dx}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \hat{h}_i \phi_{xx}(n, i) \quad (11)$$

목표상관 함수 $\phi_{dx}(n)$ 과 추정치 $\hat{\phi}_{dx}(n)$ 간의 평균자승 오차는 식(12)와 같다.

$$J = E[e(n)^2] \quad (12)$$

여기서, $e(n) = \phi_{dx}(n) - \hat{\phi}_{dx}(n)$ 이다.

평균자승 오차의 gradient 벡터는

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial \hat{h}} = -2E \begin{bmatrix} e(n)\phi_{xx}(n, 0) \\ e(n)\phi_{xx}(n, 1) \\ \vdots \\ e(n)\phi_{xx}(n, N-1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$= -2E[e(n)\Phi_{xx}(n)]$$

이고, 식(14)와 같은 최대경사 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + 2\mu E[e(n)\Phi_{xx}(n)] \quad (14)$$

여기서,

$$\hat{h}(n) = [\hat{h}_0(n), \hat{h}_1(n), \dots, \hat{h}_{N-1}(n)]^T$$

$$\Phi_{xx}(n) = [\phi_{xx}(n, 0), \phi_{xx}(n, 1), \dots, \phi_{xx}(n, N-1)]^T$$

이다.

LMS 알고리즘과 마찬가지로 기대값 추정 대신 매 순간의 평균자승오차로 대체할 수 있다. 적용 알고리즘은 수렴에 대한 충분한 조건을 확보하기 위해 입력상관 함수의 파워로 정규화 한다.

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \frac{2\mu}{1 + \Phi_{xx}^T(n)\Phi_{xx}(n)} \Phi_{xx}(n)e(n) \quad (15)$$

여기서, μ 는 수렴계수로서 $0 < \mu < 1$ 인 상수이다.

$\phi_{xx}(n, i)$ 와 $\phi_{dx}(n)$ 를 계산하기 위해 (16)(17)식을 사용한다.

$$\phi_{xx}(n, i) = (1-\alpha)\phi_{xx}(n-1, i) + \alpha x(n)x(n-i) \quad (16)$$

$$\phi_{dx}(n) = (1-\beta)\phi_{dx}(n-1) + \beta d(n)x(n) \quad (17)$$

여기서, $0 < \alpha, \beta < 1$ 이다.

2.3 ECLMS 알고리즘

그림 3은 ECLMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 시스템이다.

목표신호 $d(j)$ 와 입력 $x(j)$ 대한 식(18)과 같다.

$$\phi_{dx}(n, k) = \sum_{j=0}^n d(j)x(j-k) \quad (18)$$

여기서,

$$d(n) = y(n) + s(n)$$

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(n-i)$$

이다. $s(n)$ 과 $x(n)$ 은 독립적인 신호이므로 식(18)은 식(19)로 표현할 수 있다.

$$\phi_{dx}(n) \approx \sum_{i=0}^{N-1} h_i \phi_{xx}(n, k-i) \quad (19)$$

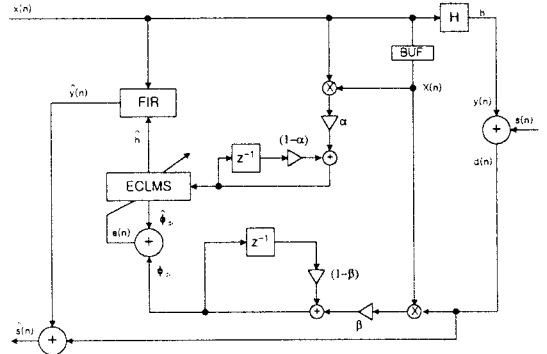


그림 3. ECLMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 시스템

식(19)으로부터 FIR 필터의 출력인 식(20)을 구할 수 있다. $\hat{\phi}_{dx}(n, k)$ 는 $\phi_{dx}(n, k)$ 의 추정치이며, \hat{h}_i 는 FIR 필터의 계수이다.

$$\hat{\phi}_{dx}(n, k) = \sum_{i=0}^{N-1} \hat{h}_i \phi_{xx}(n, k-i) \quad (20)$$

FIR 필터를 적용하기 위한 평가함수 J는 식(21)과 같다.

$$J = E[e^T(n)Re(n)] \quad (21)$$

$$R = \begin{bmatrix} r_0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & r_0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & r_{N-1} \end{bmatrix} \quad (22)$$

R : positive semidefinite diagonal matrix

여기서,

$$e(n) = [e(n, 0), e(n, 1), e(n, 0) \dots e(n, N-1)]^T \quad (23)$$

$$e(n, k) = \phi_{dx}(n, k) - \hat{\phi}_{dx}(n, k) \quad (24)$$

이다.

평균자승 오차의 gradient 벡터는

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} J &= \frac{\partial}{\partial \hat{h}} = E[e^T(n)Re(n)] \\ &= E\left[2\left[-\frac{\partial}{\partial \hat{h}} e(n)\right]^T Re(n)\right] \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(n)}{\partial \hat{h}} &= \frac{\partial}{\partial \hat{h}}[\Phi_{dx}(n) - \Psi_{xx}(n)\hat{h}] \\ &= -\Psi_{xx}(n) \end{aligned} \quad (26)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \Phi_{dx}(n) &= [\phi_{dx}(n,0), \phi_{dx}(n,1), \dots, \phi_{dx}(n,N-1)]^T \\ \Psi_{xx}(n) &= \begin{bmatrix} \phi_{xx}(n,0) & \phi_{xx}(n,1) & \dots & \phi_{xx}(n,N-1) \\ \phi_{xx}(n,-1) & \phi_{xx}(n,0) & \dots & \phi_{xx}(n,N-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{xx}(n,1-N) & \phi_{xx}(n,2-N) & \dots & \phi_{xx}(n,0) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$\Psi_{xx}(n)$: Toeplitz matrix

$$\hat{\nabla} J = -2E[\Psi_{xx}(n)Re(n)] \quad (27)$$

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + 2\mu E[\Psi_{xx}(n)Re(n)] \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \hat{h}(n+1) &= \hat{h}(n) + \frac{2\mu}{1 + \text{tr}[\Psi_{xx}(n)R\Psi_{xx}(n)]} \Psi_{xx}(n)Re(n) \end{aligned} \quad (29)$$

여기서, μ 는 수렴계수로서 $0 < \mu < 1$ 인 상수이고, $\text{tr}[\cdot]$ 은 trace operator이다.

$\phi_{xx}(n,i)$ 와 $\phi_{dx}(n,i)$ 를 계산하기 위해 (30)(31)식을 사용한다.

$$\phi_{xx}(n,i) = (1-\alpha)\phi_{xx}(n-1,i) + \alpha x(n)x(n-i) \quad (30)$$

$$\phi_{dx}(n,i) = (1-\beta)\phi_{dx}(n-1,i) + \beta d(n)x(n-i) \quad (31)$$

여기서, $0 < \alpha, \beta < 1$ 이다.

3. 모의실험 결과

LMS, CLMS, ECLMS 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 모의실험을 하였다.

화자 A인 $x(n)$ 은 백색잡음을 사용하였다. 화자 B인 $s(n)$ 은 식(32)의 ARMA 모델과의 합성을 통해 얻은 300Hz의 유색잡음을 사용하였는데, 그림 4와 같다.

$$\begin{aligned} s(n) &= -\sum_{i=1}^2 a_i s(n-i) + \sum_{i=0}^n b_i x(n-i) \\ &= -\sum_{i=1}^2 a_i s(n-i) + \sum_{i=0}^n b_i x(n-i) \\ &= -a_1 s(n-1) - a_2 s(n-2) + b_0 x(n-1) \end{aligned} \quad (32)$$

여기서, $b_0 = \sin w_0$, $a_1 = -2 \cos w_0$, $a_2 = 1$, $w_0 = 300$ 알고리즘의 성능은 $e(n) = s(n) - \hat{s}(n)$ 을 통하여 확인하였다. $e(n)$ 이 0이라면 화자 B의 목소리를 정확히 추정했다고 할 수 있기 때문이다. 다시 말해 double-talk가 발생했을 때 화자 A의 귀에는 반향 신호는 제거된 채 화자 B의 목소리만 들리는 것이다. 여기서 $\hat{s}(n)$ 은 식(33)와 같다.

$$\hat{s}(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{N-1} h_i(n)x(n-i) \quad (33)$$

일반적인 LMS 알고리즘을 사용하였을 경우 적응필터는 $s(n)$ 에 대한 정보를 가지고 있지 않기 때문에 일정 스텝이 지난후 발산한다. 반면, CLMS, ECLMS 알고리즘을 사용한 경우 $s(n)$ 에 대한 정보를 적응필터가 갖고 있으므로 정상적으로 수렴한다.

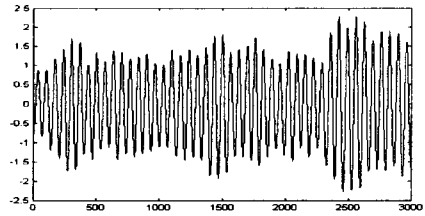


그림 4. 화자B의 목소리 $s(n)$

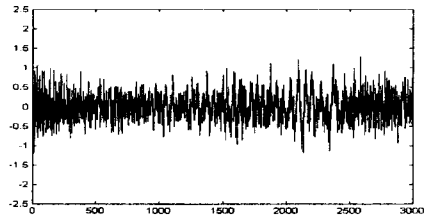


그림 5. CLMS 알고리즘을 이용하였을 때의 $e(n)$

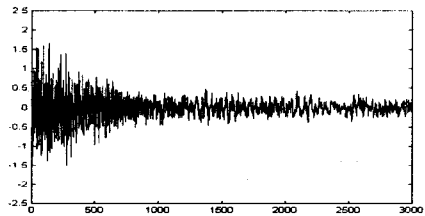


그림 6. ECLMS 알고리즘을 이용하였을 때의 $e(n)$

4. 결 론

본 논문에서는 double-talk 환경에서도 정상적으로 반향에 대한 추정을 진행할 수 있는 두 가지 알고리즘에 대해 모의실험을 통하여 비교, 분석 하였다. CLMS, ECLMS의 두 알고리즘 모두 정상적인 기능을 수행하였다. 수렴 특성은 ECLMS 알고리즘이 우수하나 계산속도는 CLMS 알고리즘이 빠름을 알 수 있었다. 향후 연구목표는 DSP 칩을 이용한 하드웨어 시스템에 두 가지 알고리즘을 적용하여 비교, 분석하는 것이다.

(참 고 문 헌)

- [1] N.Kalouptsidis, S.Theodoridis, "Adaptive System Identification and Signal Processing Algorithm", Prentice Hall, 1993
- [2] K.Murano, S.Unagami, F.Amano "Echo Cancellation and Applications", IEEE Communications Magazine, vol.28, pp.49-55, Jan. 1990
- [3] M.R.Asharif, T.Hayashi, K.Yamashita, "Correlation LMS algorithm and its application to double-talk echo cancelling", ELECTRONICS LETTERS, vol.35, No3, pp.194-195, 4th February 1999
- [4] M.R.Asharif, T.Hayashi, K.Yamashita, "Expanded CLMS algorithm for Double-Talk Echo Cancelling", in Proc. IEEE, SMC'99, Japan, vol.1, No3, pp.998-1002, Oct. 1999
- [5] S.Haykin, "Adaptive Filter Theory", Prentice Hall, 2nd Edition, 1991