

논문 2009-46SP-6-10

순시 이득 조절 알고리즘을 이용한 적응 잡음 제거기의 구현

(Implementation of Adaptive Noise Canceller Using Instantaneous Gain Control Algorithm)

이 재 균*, 김 춘 식*, 이 채 욱*

(Jae-Kyun Lee, Chun-Sik Kim, and Chae-Wook Lee)

요 약

다양한 적응 잡음 제거기 중에, LMS알고리즘은 강인성, 높은 추적성, 구현의 단순성 때문에 가장 많이 사용되는 알고리즘이다. 하지만, LMS알고리즘은 비균일적인 수렴과 수렴율과 EMSE사이에서 trade-off를 가진다. 이러한 단점을 극복하기 위해, 많은 가변 스텝 사이즈 알고리즘이 수년간 연구되고 있다. 이들 LMS알고리즘에서 보다 빠른 수렴속도를 위하여 복잡한 가변 스텝방식을 사용하는데 이는 많은 계산량을 필요로 한다. 이는 LMS알고리즘의 장점인 단순성과 강인성을 손상한다. 제안하는 IGC알고리즘은 원신호와 잡음신호의 순시 이득 값을 사용한다. 그 결과, IGC알고리즘은 계산량을 줄이고, 보다 높은 성능을 유지한다.

Abstract

Among the adaptive noise cancellers (ANC), the least mean square (LMS) algorithm has probably become the most popular algorithm because of its robustness, good tracking properties, and simplicity of implementation. However, it has non-uniform convergence and a trade-off between the rate of convergence and excess mean square error (EMSE). To overcome these shortcomings, a number of variable step size least mean square (VSSLMS) algorithms have been researched for years. These LMS algorithms use a complex variable step method approach for rapid convergence but need high computational complexity. A variable step approach can impair the simplicity and robustness of the LMS algorithm. The proposed instantaneous gain control (IGC) algorithm uses the instantaneous gain value of the original signal and the noise signal. As a result, the IGC algorithm can reduce computational complexity and maintain better performance.

Keywords : LMS, VSSLMS, ANC, IGC

I. 서 론

적응 알고리즘은 많은 신호처리 분야에서 중요한 역할을 하고 있다. 가장 널리 알려진 적응 필터들 중에 하나는 LMS(Least Mean Square)이다^[1~3]. 이는 간단하고, 강인하며, 구현하기 쉽게 때문에 널리 사용된다. 이 알고리즘의 안정성은 스텝 사이즈 값에 의해 조절된다.

LMS알고리즘의 스텝사이즈는 수렴율에 영향을 받을 뿐만 아니라 최적의 Wiener 값과 비교되는 EMSE (Excess Mean Square Error)에 의해 결정된다. 수렴시간은 스텝 사이즈 값에 역으로 비례하기 때문에, 빠른 수렴을 위해 큰 스텝 사이즈 값이 비 정상성 입력 신호를 사용하는 응용분야에 종종 사용된다. 그러나 이러한 선택은 EMSE 및 잔여파워(Residual Power: RP)가 증가하는 결과를 초래한다.

이러한 LMS알고리즘의 제약을 극복하기 위해, 가변 스텝 사이즈(Variable Step Size: VSS)알고리즘들이 제안되었다^[4~6]. 알고리즘이 최적의 값에 도달했을 때, EMSE를 줄이기 위해 작은 스텝 사이즈를 사용함으로써, 더 좋은 성능을 얻는다. 이러한 알고리즘은 적응 처

* 정희원, 대구대학교 정보통신공학부
(Department of Computer and Communication
Engineering Daegu University)

※ 본 논문은 2009학년도 대구대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임.

접수일자: 2009년4월29일, 수정완료일: 2009년10월26일

리 상태의 측정을 제공하는 일부 기준에 따라 스텝 사이즈 값이 결정되지만, 높은 계산량을 필요로 한다.

본 논문은 다양한 다른 가변 스텝 사이즈 LMS (Variable Step Size Least Mean Square: VSSLMS)과 비교하는 것이 첫 번째고, 적은 계산량을 가지는 IGC(Instantaneous Gain Control)알고리즘을 제안하는 것이 두 번째이다. IGC알고리즘의 스텝사이즈는 원 신호와 잡음 신호의 순시 이득 값의 추정치에 의해 결정된다. 적응잡음제거기의 시뮬레이션은 적응 알고리즘의 평가 기준인 EMSE, RP 계산량 등에 있어서 다른 알고리즘보다 성능이 우수하다는 것을 보인다.

II. IGC 알고리즘

1. 적응 잡음 제거기

적응잡음제거기는 주입력 $d(n)$ 과 참조신호 $X(n)$ 로 이루어져 있고, 주입력은 미지의 잡음 전송채널을 통과한 잡음 $n_0(n)$ 과 음성 신호 $s(n)$ 로 구성되고, 적응필터의 입력 참조신호는 잡음 $n_0(n)$ 과는 상관관계이고, 음성신호 $s(n)$ 과는 비상관관계이다. 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 은 주입력 $d(n)$ 와 필터 출력 $y(n)$ 의 오차이며, 그림 1은 전형적인 적응잡음제거기의 구조를 나타낸다.

적응필터 출력 $W(n)$ 는

$$W(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ w_2(n) \ \dots \ w_{L-1}(n)] \quad (1)$$

이때 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 는

$$e(n) = d(n) - y(n) = s(n) + n_0(n) - W^T(n)X(n) \quad (2)$$

$$X(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)] \quad (3)$$

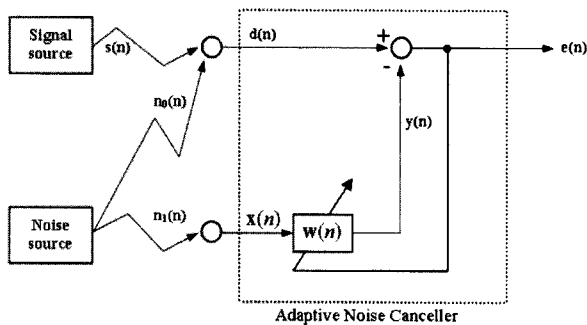


그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조
Fig. 1. Structure of Adaptive Noise Canceller.

여기서, L 은 필터 차수이고, $(\cdot)^T$ 은 (\cdot) 의 전치행렬이다. 음성신호와 잡음신호가 비상관관계이고, 참조신호에 음성신호 성분이 포함되어 있지 않다면, 적응잡음제거기의 MSE(Mean Square Error)를 최소화 시키는 방향으로 필터를 적응시키는 것이 출력에서 거의 완벽한 음성신호를 획득할 수 있다. 이때 적응 필터가 완전하게 제거 못한 잡음 성분이 출력에 존재하게 된다. 그러므로 본 논문에서는 최적의 필터를 해석하기 위한 가정을 둔다.

가정 1.

음성신호 $s(n)$ 와 $n_0(n)$ 는 비상관관계이고, $n_0(n)$ 과 $X(n)$ 는 상관관계이다.

가정 2.

$n_0(n)$ 와 $X(n)$ 는 평균이 0이과 WSS(Wide-Sense Stationary)이다.

가정 1에 의해

$$E[X(n)s(n)] = 0 \quad (4)$$

$L \times L$ 자기상관행렬과 $L \times 1$ 상호상관벡터는 다음과 같다.

$$R = E[X(n)X^T(n)] \quad (5)$$

$$P = E[X(n)n_0(n)] \quad (6)$$

수식(5)로부터 R 는 symmetric matrix, Toeplitz, Positive definite이다.

$$\sum_{l=1}^L \lambda_l = \text{tr}(R) = L\sigma_x^2 \quad (7)$$

$\text{tr}(\cdot)$ 은 모든 대각선분의 합이다. 최적의 적응필터는

$$W^* = R^{-1}P \quad (8)$$

오차신호 $e^o(n)$ 는 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 과 음성신호 $s(n)$ 의 오차로, 수식 (9)와 같다.

$$e^o(n) = e(n) - s(n) = n_0(n) - W^T(n)x(n) \quad (9)$$

여기서, $e_{\min}^o = n_0(n) - W^{*T}X(n)$ 이고, 최소 오차신

호와 참조신호의 비 상관 관계를 이용하면

$$E[X(n)e_{main}^o] = 0 \tag{10}$$

수식 (9) 제곱하여 기댓값을 취한 후 W^* 을 W 에 대입하면, MMSE(Minimum Mean Square Error)는

$$MSE_{min} = \sigma_{no}^2 - P^T W^* \tag{11}$$

LMS알고리즘의 적응필터는 아래와 같다.

$$W(n+1) = W(n) + \mu e(n)X(n) \tag{12}$$

$E[e^2(n)]$ 이 최소가 되도록 필터출력 $y(n)$ 는 $n_0(n)$ 를 근사적으로 추정하게 되어 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 은 음성신호 $s(n)$ 이 된다. 수식 (2)을 수식 (12)에 대입하면

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu(d(n) - y(n))X(n) \\ &= W(n) + \mu(s(n) + n_0(n) - y(n))X(n) \\ &= W(n) + \mu(n_0(n) - y(n))X(n) + \mu s(n)X(n) \end{aligned} \tag{13}$$

수식 (2), 수식 (13)과 가정 (2)로부터 적응필터 W 이 최적의 적응필터에 W^* 에 근사적으로 접근할 때, $n_0(n)$ 가 $y(n)$ 와 거의 같다.

$$\Delta W = W(n+1) - W(n) \approx s(n)X(n) \tag{14}$$

ΔW 는 $\mu s(n)X(n)$ 의 최적의 값을 중심으로 계속적으로 변화한다^[7~9]. 이는 최적의 값 주위에서 큰 EMSE(Excess Mean Square Error)의 결과를 초래하여 그 성능을 저하시킨다^[10~11]. 적은 스텝사이즈를 선택함으로써 EMSE를 줄일 수 있지만, 수렴속도가 저하되는 문제가 발생한다. 적응잡음제거기에서 스텝사이즈의 선택은 수렴속도와 EMSE를 동시에 만족할 수 있어야 한다.

2. 제안하는 알고리즘

그림 2는 IGC(Instantaneous Gain Control)알고리즘을 적용한 적응 잡음 제거기의 구조를 나타내고 있다. $y(n)$ 은 적응 필터의 출력으로 $s(n)$ 에 섞여있는 잡음 성분을 유사하게 출력하고 $e(n)$ 은 잡음이 제거된 음성 신호를 출력한다. 알고리즘의 반복마다 $y(n)$ 과 $e(n)$ 의 순시 파워를 이용하여 이득 측정하여 스텝 사이즈 값을 적절하게 조절하여 수렴율과 misadjustment를 줄인 알고리즘이다. 기존의 가변 스텝 사이즈 알고리즘은 오차

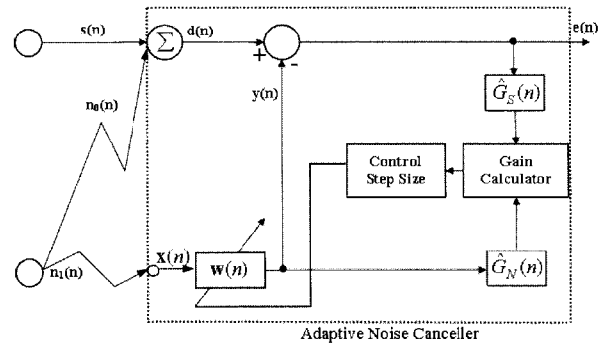


그림 2. 제안하는 IGC알고리즘
Fig. 2. Proposed IGC algorithm.

신호 $e(n)$ 의 값에 따라 스텝 사이즈를 조절하였으나 제안하는 알고리즘은 오차신호 $e(n)$ 과 필터의 출력 $y(n)$ 의 특성 즉, 원하는 음성신호와 잡음신호의 이득을 이용하여 스텝 사이즈를 조절하므로 음성 신호와 주변 환경의 급작스런 변화에도 시스템이 안정적이면서 수렴 속도가 빠르게 되고 misadjustment도 줄이게 된다.

Gain Calculator는 아래와 같은 수식으로 구해진다.

$$G.C(n) = 10 \log \left(\frac{\hat{G}_S(n)}{\hat{G}_N(n) + \gamma} \right) dB \tag{15}$$

$$\hat{G}_S(n) = (\hat{d}^2(n) - \hat{y}^2(n)) = \hat{e}^2(n) \tag{16}$$

$$\hat{G}_N(n) = \hat{y}^2(n) \tag{17}$$

여기서 γ 는 매우 작은 값으로 분모가 0이 되는 것을 막는다. 본 알고리즘의 동기는 이득이 클 경우는 잡음성분이 작다는 의미이기 때문에 스텝사이즈를 작게 하여 misadjustment를 줄이고 반대로 이득 작을 경우는 잡음성분이 크다는 의미이기 때문에 스텝사이즈를 크게 하여 수렴율을 향상시켰다. 스텝사이즈 업데이트는 수식 (18)이다.

$$\mu_{GC} = \begin{cases} \mu_{GCmin} & G.C_{max} < G.C(n) \\ \alpha G.C(n) + \beta & G.C_{min} < G.C(n) \leq G.C_{max} \\ \mu_{GCmax} & G.C(n) < G.C_{min} \end{cases} \tag{18}$$

$\alpha = (\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}) / (G.C_{max} - G.C_{min})$ 이고, $\beta = \mu_{GCmin} - (\alpha G.C_{max})$ 이다.

$G.C(n)$ 이 초기에 설정한 $G.C_{max}$ 값 보다 클 경우 μ_{GC} 값을 작게 설정하고, $G.C(n)$ 이 초기에 설정한 $G.C_{min}$ 값 보다 작을 경우 μ_{GC} 값 크게 설정하여 수렴

속도를 빠르게 한다. 또한 $G.C(n)$ 이 $G.C_{max}$ 와 $G.C_{min}$ 사이에 존재할 경우 $a \cdot G.C(n) + b$ 의 수식에 의해 μ_{GCmax} 와 μ_{GCmin} 사이의 값으로 조절된다. μ_{GCmax} 값은 알고리즘의 발산하지 않는 최대의 값으로 설정하며 μ_{GCmin} 값은 적당한 수렴율을 가지면서 misadjustment가 작은 값으로 설정한다.

3. 성능분석

LMS 타입의 적응 알고리즘은 MSE가 최소가 되는 방향으로 $W(n)$ 을 계산하는 기울기 추정방식이다. 알고리즘의 형태는

$$W(n+1) = W(n) + \mu_{GC} e(n) X(n) \quad (19)$$

여기서 μ_{GC} 는 IGC알고리즘의 스텝사이즈이고, 기울기 추정값에 의해 결정된다. LMS의 경우 스텝 사이즈는 고정상수이다. 수식 (2)와 적응필터 오차 벡터 $C(n+1) = W(n+1) - W^*$, $C(n) = W(n) - W^*$ 와 $X^T(n) W^*(n)$ 항을 이용하면,

$$e(n) = e^*(n) - X^T(n) C(n) \quad (20)$$

EMSE는 $\xi_{ex}(n) = \xi(n) - \xi_{min}$ 이므로, 수식 (20)로부터 $\xi(n) = E((e^2(n))) = \xi_{min} + E(c^T(n) R c(n))$ 이고, 재정리하면 수식 (21)과 같다.

$$\xi_{ex}(n) = E(c^T(n) R c(n)) \quad (21)$$

matrix algebra 조건과 $Q^T E(C(n)) = E(V(n))$, $R = Q \Lambda Q^T$ 수식을 이용하면,

$$\begin{aligned} \xi_{ex}(n) &\approx tr(RE(c(n)c^T(n))) \\ &= tr(RE(QV(n)V^T(n)Q^T)) \\ &= E(tr(V^T(n)Q^T R Q V(n))) \\ &= E(tr(V^T(n)\Lambda V(n))) \\ &= \sum_{l=1}^L \lambda_l E(v_l(n)^2) \end{aligned} \quad (22)$$

$$[12]에서, \frac{\mu \xi_{min}}{2 - \mu \lambda_l} + (1 - \mu \lambda_l)^{2n} (|v_l(0)|^2 - \frac{\mu \xi_{min}}{2 - \mu \lambda_l})$$

는 $E(|v_l(n)|^2)$ 를 나타낸다.

$E(|v_l(n)|^2)$ 를 수식 (22)에 대입하고 $n \rightarrow \infty$ 이면,

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\xi_{min} \cdot \mu_{GC} \cdot tr(R)}{2 - \mu_{GC} \cdot tr(R)} \quad (23)$$

$\sum_{l=1}^L \lambda_l = tr(R) = L\sigma_x^2$ 이기 때문에, 수식 (23)은

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\mu_{GC} \cdot L\sigma_x^2 (\xi_{min})}{2 - \mu_{GC} \cdot L\sigma_x^2} \quad (24)$$

수식 (15), (16), (17), 그리고 (18)를 수식 (24)에 대입하면,

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\left(\alpha \cdot \log \left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma} \right) + \beta \right) L\sigma_x^2 (\xi_{min})}{2 - \left(\alpha \cdot \log \left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma} \right) + \beta \right) L\sigma_x^2} \quad (25)$$

$\alpha = (\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}) / (G.Cmax - G.Cmin) \cong 0$ 이고, $\beta = \mu_{GCmin} - (\alpha G.Cmax)$ 값이 작다면,

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\beta \cdot L\sigma_x^2 \xi_{min}}{2} \quad (26)$$

Misadjustment M 은 $M = \xi_{ex}(\infty) / \xi_{min}$ 이므로, 수식 (26)에 대입하면

$$M = \frac{\mu_{G.Cmin} L\sigma_x^2}{2} \quad (27)$$

4. 계산량

IGC알고리즘을 구현하기 위해서는 $2L+5$ 의 곱셈(출력 $y(n)$ 을 계산하기 위해 L 개, $(\mu_{GC} \times e(n))$ 을 얻기 위해 1개, G.C값을 추정하기 위해 3개, 스칼라 벡터 $(\mu_{GC} \times e(n)) \times X(n)$ 을 얻기 위해 1개)가 필요하며, $2L$ 개의 덧셈(출력 $y(n)$ 을 계산하기 위해 $L-1$ 개, $e(n)$ 을 얻기 위해 1개, $W(n)$ 을 업데이트하기 위해 L 개)가 필요하다. 표 1은 각 알고리즘의 계산량을 비교한 표이다.

표 1. 알고리즘별 계산량

Table 1. Computational Complexity of each algorithm.

	LMS	MVSS ^[5]	SNRNVSS ^[6]	IGC
곱셈	2L+1	2L+7	5L+4	2L+5
덧셈	2L	2L+2	5L-3	2L

III. 실험

그림 3은 시뮬레이션 구조를 나타낸다.

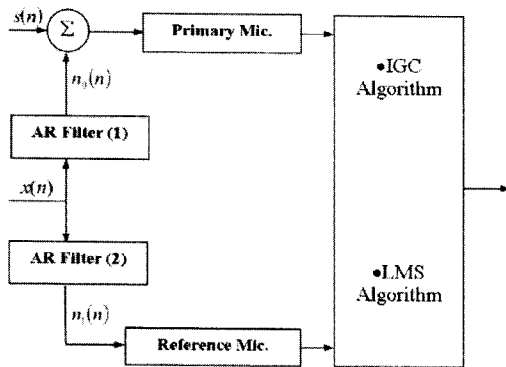


그림 3. 시뮬레이션 구조
Fig. 3. Structure of simulation.

음성 신호는 “Welcome to 3CI”라는 11kHz의 여성 음성을 사용하였고, 샘플 비트수는 16비트이고 총 샘플은 21056개/ 약 1.9초이다. 시뮬레이션에서 사용한 파라미터는 $P = 2000$, $J = 200$, 필터 차수는 32차이다. P 는 정상 상태에 도달했을 때의 샘플 수이고, J 는 추정에 사용한 샘플 수이다. 참조신호는 평균이 ‘0’이고, 분산이 ‘1’인 가우시안 잡음을 사용하였다. 그림 3에서 2개의 autoregressive필터들의 사용 목적은 원 신호와 잡음 신호 사이의 통신 채널을 시뮬레이션 하기 위해 사용하고, AR 필터의 전달함수는 아래와 같다.

$$F(z) = \frac{1}{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3}} \quad (28)$$

여기서 첫 번째 AR 필터의 값은 $b_0 = 1$, $b_1 = 0.9$, $b_2 = 0.5$, $b_3 = -0.1$ 이고, 두 번째 AR 필터의 값은 $b_0 = 1$, $b_1 = 0.9$, $b_2 = 0.5$, $b_3 = 0.1$ 이다. 제안하는 IGC알고리즘은 $V_{\max} = -10$, $V_{\min} = -50$, $\mu_{\min} = 0.001$, $\mu_{\max} = 0.01$ 을 가지고 구현하였다. LMS알고리즘은 $\mu = 0.009$ 을 선택하였고, SNRNVSS 알고리즘은 $V_{\max} = -10$, $V_{\min} = -50$, $\mu_{\min} = 0.001$, $\mu_{\max} = 0.01$, $M = 32$ 을 사용하였다. M 은 오차 신호의 평균 파워와 잡음 신호의 평균 파워의 추정 개수를 나타낸다. 음성신호와 같은 비정상성 환경에서 MVSS알고리즘은 안정성을 높이기 위해, $W(n+1) = W(n) + \mu_{MVSS}e(n)X(n)/X^T(n)X(n)$ 로 정규화 하였고, 그 파라미터 값들은 $\alpha = 0.97$,

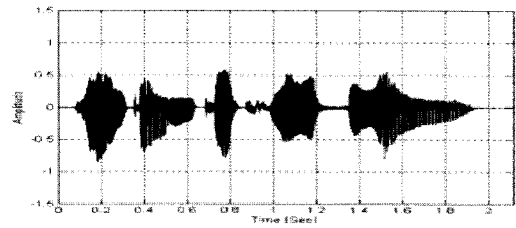


그림 4. 음성 신호
Fig. 4. Speech signal.

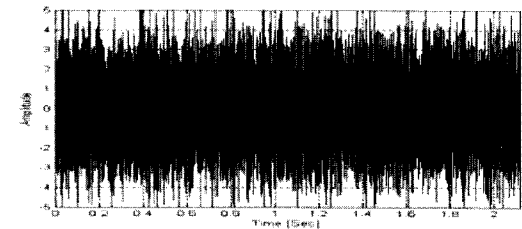


그림 5. 잡음이 섞인 신호
Fig. 5. Noise-corrupted signal.

$\beta = 0.95$, $\gamma = 1 \times 10^{-5}$, $\mu_{\min} = 0.04$, $\mu_{\max} = 1$ 이다. 그림 4와 그림 5는 음성 신호와 잡음이 섞인 신호를 각각 나타낸다.

주어진 음성 신호에서 SNR은 약 -19dB이며, 잔여과워 다음과 같이 정의된다.

$$RP = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=P}^{N-1} (e(j) - s(j))^2}{\sum_{n=P}^{N-1} s(j)^2} \right) dB \quad (29)$$

표 2는 각 알고리즘의 잔여과워를 비교한 표이다. 표 2에서 알 수 있듯이, IGC알고리즘의 RP값은 더 적은 계산량으로 SNRNVSS알고리즘과는 비슷하고, LMS와 MVSS알고리즘보다는 각각, 8.95dB와 5.25dB만큼 더 성능이 좋은 것을 볼 수 있다.

또한, 그림 6, 그림 7은 각 알고리즘 별 제곱 오차 출력과 EMSE 비교한 것이다.

LMS알고리즘의 초기 EMSE값이 다른 알고리즘보다 탁월하나, 점차 그 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있고,

표 2. 알고리즘별 계산량(단위: dB)
Table 2. Computational Complexity of each algorithm.

	LMS	MVSS	SNRNVSS	IGC
입력 SNR	-19dB			
잔여과워	6.71	10.41	15.46	15.66

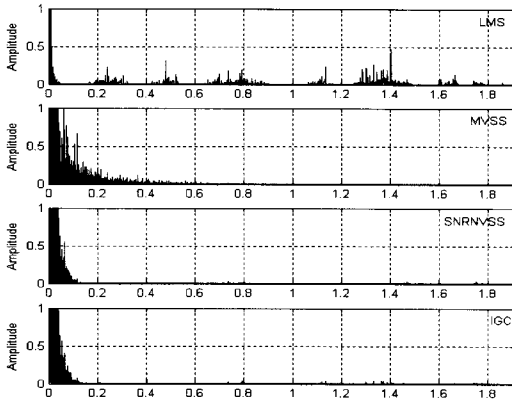


그림 6. 제곱 오차 신호 비교
Fig. 6. Comparisons of Square Error signal.

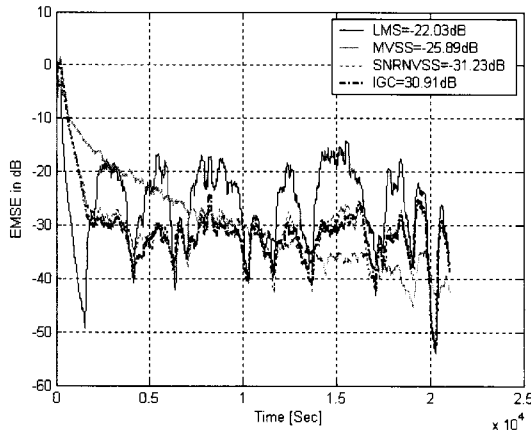


그림 7. EMSE 비교
Fig. 7. Comparisons of EMSE.

IGC알고리즘이 다른 알고리즘보다 9dB - 0.1dB만큼 성능이 우수한 것을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는, 적은 계산량을 가지는 순시 이득 조절 가변 스텝사이즈를 제안하였다. 이 알고리즘은 순시 이득 값에 따라 비선형적으로 스텝사이즈를 변화시키므로, 음성신호와 같은 환경에 가장 적합한 알고리즘이다. IGC알고리즘의 안정성을 보장하기 위해서는 최소값이 최대값이 미리 결정되어야 하며, 본 시뮬레이션인 가우시안 잡음 환경에서 제안하는 알고리즘이 적은 계산량으로 EMSE 및 RP값이 다른 알고리즘보다 우수한 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Boll, S. F. and D. C. Pulsipher, Suppression of acoustic noise in speech using two microphone adaptive noise cancellation, *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol.ASSP-28, no.6, 1980.
- [2] Kim, Dai I. and P. De Wild, Performance analysis of the DCT-LM2S adaptive filtering algorithm, *Signal Processing*, vol.80, no.8, pp.1629-1654, 2000.
- [3] Widrow, B., et al., Adaptive noise canceling: principles and applications, *Proc. IEEE*, vol.63, pp.1692-1762, 1975.
- [4] R. H. Kwang and E. W. Johnston, A Variable Step Size LMS Algorithm, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.40, no.7, pp.1633-1642, 1992.
- [5] T. Aboulnasr and K. Mayyas, A Robust Variable Step-Size LMS-Type Algorithm: Analysis and Simulations, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.45, no.3, pp.631-639, 1997.
- [6] Joonwan Kim and Poularikas, A. D. , Comparison of two proposed methods in adaptive noise canceling, *IEEE SSST 2003*, pp.400-403, 2003.
- [7] Ho, K. C., A minimum misadjustment adaptive FIR filter, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.44, no.3, pp.577-585, 1996.
- [8] Maxwell, J. A. and P. M. Zurek, Reducing acoustic feedback in hearing aids, *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, vol.3, no.4, pp.304-313, 1995.
- [9] Anrikulu, O. and A. G. Constantinides, The LMS algorithm with time-varying forgetting factor for adaptive system identification in additive output noise, *ICASSP 96*, pp.1851-1854, 1996.
- [10] Al-Saleh, M. A., Fast tracking two stage adaptive noise canceller, *IEEE Region 10 Conference TENCON*, pp.606-609, 2004.
- [11] Delgado, R. E., O. Ozadmar, S. Rahman and C. N. Lopez, Adaptive noise cancellation in a multimicrophone system for distortion product otoacoustic emission acquisition, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol.47, no.9, pp.1154-1164, 2000.
- [12] Haykin, S., *Adaptive Filter Theory*, 4th ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002.

저 자 소 개



이 재 균(정회원)
 2004년 2월 대구대학교 정보통신
 공학부 통신공학과 학사
 2006년 2월 대구대학교 정보통신
 공학과 석사
 2006년 3월~현재 대구대학교
 정보통신공학과 박사 수료

<주관심분야 : 디지털 신호처리, ANC응용, 이차
 원바코드>



김 춘 식(정회원)
 2009년 2월 대구대학교 정보통신
 공학부 멀티미디어공학과
 학사
 2009년 3월~현재 대구대학교
 정보통신공학과
 석사 과정

<주관심분야 : 디지털 신호처리, 음성처리, DSP
 응용>



이 채 욱(정회원)-교신저자
 1980년 2월 한국항공대학교
 통신공학과 학사
 1987년 2월 동경공업대학 전기
 전자공학과 석사
 1990년 2월 동경공업대학 전기
 전자공학과 박사

2001년 9월~2002년 12월 대구과학대학 전임강사
 <주관심분야 : 디지털 신호처리, ANC, 광통신 공
 학>