

순시 이득을 이용한 적응잡음제거기 구현

정회원 이재균*, 준회원 김춘식*, 종신회원 이채욱*

Implementation of Adaptive Noise Canceller with Instantaneous Gain

Jae-Kyun Lee* *Regular Member*, Chun-Sik Kim* *Associate Member*,
Chae-Wook Lee*^o *Lifelong Member*

요약

LMS알고리즘은 잡음이 섞인 신호로부터 원 신호를 복원하는데 자주 사용된다. 이 LMS알고리즘의 주된 결점은 음성 신호 파워에 따라 선형적으로 EMSE(Excess Mean Square Error)가 증가한다. 그 결과 최적의 값에서 큰 EMSE 때문에 성능의 효율성이 떨어진다. 이러한 결점은 적은 스텝사이즈를 선택함으로써 해결 할 수 있지만, 수렴율이 늦어지는 단점이 있어, 빠른 수렴율과 낮은 EMSE를 동시에 만족할 수 있는 값이 필요하다. 본 논문에서는 IGC(Instantaneous Gain Control) 알고리즘을 음성신호가 존재하는 경우에서 제안한다. 시뮬레이션은 음성신호와 가우시안 잡음을 이용하여 수행하였고, 수렴율, 잡음제거, 그리고 EMSE에서 LMS알고리즘보다 IGC알고리즘이 우수하다는 것을 보인다.

Key Words : ANC, IGC, LMS, EMSE

ABSTRACT

The Least Mean Square (LMS) algorithm is often used to restore signal corrupted by additive noise. A major defect of this algorithm is that the excess Mean Square Error (EMSE) increases linearly according to speech signal power. This result reduces the efficiency of performance significantly due to the large EMSE around the optimum value. Choosing a small step size solves this defect but causes a slow rate of convergence. The step size must be optimized to satisfy a fast rate of convergence and minimize EMSE. In this paper, the Instantaneous Gain Control (IGC) algorithm is proposed to deal with the situation as it exists in speech signals. Simulations were carried out using a real speech signal combined with Gaussian white noise. Results demonstrate the superiority of the proposed IGC algorithm over the LMS algorithm in rate of convergence, noise reduction and EMSE.

I. 서론

적응잡음제거기의 사용은 잡음 제거의 효과적인 방법이다^[1-5]. 이러한 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^[6]. 적응필터 출력 $W(n)$ 는

* 본 논문은 2008학년도 대구대학교 학술 연구비 지원에 의한 논문임.

* 대구대학교 정보통신공학과 (ljk6031@daegu.ac.kr, movienik@nate.com, cwlee@daegu.ac.kr) (° : 교신저자)

논문번호 : KICS2009-04-179, 접수일자 : 2009년 4월 27일, 최종논문접수일자 : 2009년 8월 12일

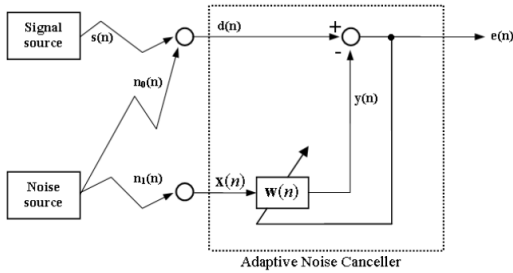


그림 1. 적응잡음제거기 구조

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

이때 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 는

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

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

이다. 이때, L 은 필터 차수이고, $(\cdot)^T$ 는 (\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 완전히 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 '0'이고 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.

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

$tr(\cdot)$ 은 모든 대각선분의 합이다. 최적의 적응

필터는^[7]

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

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 오차신호와 참조신호의 비상관관계를 이용하면^[2]

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

수식(9)를 사용하여 기댓값을 취한 후 수식(8)의 W^* 를 수식(9)의 W 에 대입하면 MMSE(Minimum Mean Square Error)를 획득한다.

$$MSE_{\min} = \sigma_{n_0}^2 - P^T W^* \quad (11)$$

LMS알고리즘^{[8],[11]}의 적응필터는 아래와 같다.

$$W(n+1) = W(n) + \mu e(n)X(n) \quad (12)$$

$E[e^2(n)]$ 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)를 (12)로 대입하면

$$W(n+1) = W(n) + \mu(d(n) - y(n))X(n) = W(n) + \mu(n_0(n) - y(n))X(n) + \mu s(n)X(n) \quad (13)$$

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.

$$\Delta W = W(n+1) - W(n) \approx s(n)X(n) \quad (14)$$

ΔW 는 $\mu s(n)X(n)$ 의 최적의 값을 중심으로 계속적으로 변화한다.^{[12],[14]} 이는 최적의 값 주위에서 큰 EMSE(Excess Mean Square Error)의 결과를 초래하게 된다.^{[15],[17]} 이는 적은 스텝사이즈를 선택함으로써 EMSE를 줄일 수 있지만, 수렴속도가 저하되는 문제가 발생한다. 적응잡음제거기에서 스텝사이즈의 선택은 수렴속도와 EMSE를 동시에 만족할 수 있어야 한다.

II. 제안 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 잡음성분을 유사하게 출력하고, $e(n)$ 은 잡음이 제거된 음성신호를 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 오차신호 $e(n)$ 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 수렴속도가 빠르게 되고 misadjustment도 줄이게 된다.

Gain Calculator는 아래와 같은 수식으로 구해진다.

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

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

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

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

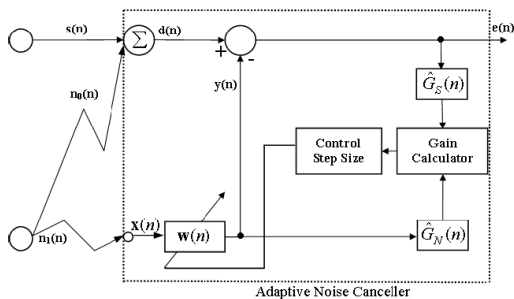


그림 2. 제안하는 IGC알고리즘 구조

$$\mu_{GC} = \begin{cases} \mu_{G.Cmin} & , G.C_{max} < G.C(n) \\ \alpha G.C(n) + \beta, G.C_{min} < G.C(n) \leq G.C_{max} \\ \mu_{G.Cmax} & , G.C(n) < G.C_{min} \end{cases} \quad (18)$$

여기서, $\alpha = \frac{\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}}{G.Cmax - G.Cmin}$ 이고, $\beta = \mu_{GCmin} - (\alpha G.Cmax)$ 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 가지는 실험에 의한 misadjustment가 작은 값으로 설정한다.

III. 성능 분석

수식(12)로부터,

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

여기서 μ_{GC} 는 IGC알고리즘의 스텝사이즈이다. 적응필터 오차 벡터 $C(n+1) = W(n+1) - W^*$, $C(n) = W(n) - W^*$ 와 W^* 를 이용하면,

$$C(n+1) = C(n) + \mu_{GC} e(n) X(n) \quad (20)$$

수식(2)와 $X^T(n) W^*(n)$ 항을 이용하면,

$$e(n) = e^*(n) - X^T(n) C(n) \quad (21)$$

만약 적응필터가 잡음을 완벽하게 추정한다면, $e^*(n)$ 적응잡음제거기의 최적의 출력이다. 수식(21)을 수식(20)에 대입한 후 기대값을 취하면

$$E(C(n+1)) - E(e(n)) = E(\mu_{GC} X(n) (e^*(n) - X^T(n) C(n))) \quad (22)$$

좀 더 수학적으로 접근을 용이하게 하기 위해, 가정 3을 둔다.

가정 3.

$$E(\mu_{GC}(n) X(n) e(n)) = E(\mu_{GC}(n)) E(X(n) e(n))$$

만약 μ_{GC} 가 상수라면 이 가정은 참이나, IGC알고리즘의 μ_{GC} 은 변수이다. 그러나 만약 $\alpha = \frac{\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}}{G.Cmax - G.Cmin}$ 값이 거의 0에 근접하면, 첫 항이 스텝사이즈 업데이트의 거의 영향을 주지 않으므로, 참이라고 말할 수 있다.

$$\mu_{GC}(n) = \alpha \log\left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma}\right) + \beta \quad (23)$$

$$\mu_{GC}(n) = \beta, \quad \text{constant}$$

가정 3과 상관 조건 $R = E[X(n)X^T(n)]$ 을 수식(22)에 대입하면, 수식(24)를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} E(C(n+1)) &= E(C(n)) + E(\mu_{GC}X(n)(e^*(n) - X^T(n)C(n))) \\ &= (I - E(\mu_{GC})R)E(C(n)) \end{aligned} \quad (24)$$

$R = Q \wedge Q^T$ 이고, $I = QQ^T$ 이다. $Q^T E(C(n)) = E(V(n))$ 로 두면, 수식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E(V(n+1)) = (1 - E(\mu_{GC})\Lambda)E(V(n)) \quad (25)$$

수식(25)이 수렴하기 위해서는

$$|1 - E(\mu_{GC})\Lambda| < 1 \quad (26)$$

수식(26)에서 평균 스텝사이즈 $E(\mu_{GC})$ 는 아래와 같다.

$$0 < E(\mu_{GC}) < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (27)$$

수식(21)로부터 $\lim_{n \rightarrow \infty} W(n) = W^* \Rightarrow e(n) \approx e^*(n)$ 이다. 수식(2),(15),(16),(17),(18)을 수식(19)에 대입하면,

$$W(n+1) = W(n) + (\alpha \log(\cdot) + \beta)X(n) \times (s(n) + n_0(n) - W^T(n)X(n)) \quad (28)$$

여기서,
 $(\cdot) = \frac{e^*(n)^2 - 2X^T(n)C(n)e^*(n) + C^T(n)X(n)X^T(n)C(n)}{y^2(n) + \gamma}$
 이다. 가정 1, 3 그리고 $n_0(n) = W^{*T}(n)X(n)$ 을 이용하면

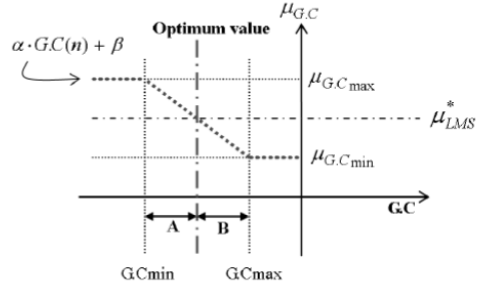


그림 3. EMSE와 수렴속도 사이의 최적의 값

$$\begin{aligned} E(W(n+1)) - E(W(n)) &= \\ -E(\alpha \log(\cdot) + \beta)R(n)E(C(n)) \end{aligned} \quad (29)$$

그러므로 $E[C(n)]$ 는 통계적인 평균관점에서 0로 수렴한다. 그러나 EMSE와 수렴속도에서 더 좋은 성능을 얻기 위해 우리는 그림 3과 같이 Optimum value를 선택해야 한다.

만약 임의의 LMS스텝사이즈 μ_{LMS}^* 가 μ_{GCmax} 와 μ_{GCmin} 사이에 존재한다면, μ_{GC}^{TR} 은

$$\mu_{GC}^{TR} : \alpha G.C(n) + \beta = \mu_{LMS}^* \quad (30)$$

그러면,

$$\begin{aligned} G.C(n) - G.C_{\max} &= \\ \left(\frac{G.C_{\max} - G.C_{\min}}{\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}} \right) (\mu_{GCmin} - \mu_{LMS}^*) \end{aligned} \quad (31)$$

만약 $|\mu_{GCmin} - \mu_{GCmax}| = 2|\mu_{GCmin} - \mu_{LMS}^*|$ 라면,

$$G.C(n) = G.C_{\max} - \left(\frac{G.C_{\max} - G.C_{\min}}{2} \right) \quad (32)$$

여기서, 최적의 값의 의미는 만약, $G.C(n) > G.C_{\max} - \left(\frac{G.C_{\max} - G.C_{\min}}{2} \right)$ 라면, 노이즈 성분이 증가하여, 적응벡터 성분이 최적의 해로부터 멀어져, 스텝사이즈를 크게 하여 원하는 해의 방향으로 빠르게 수렴하게 하는 것이다.

반면에,

$G.C(n) < G.C_{\max} - \left(\frac{G.C_{\max} - G.C_{\min}}{2} \right)$ 조건이면, 노이즈 성분이 감소하여, 필터가 수렴하여, EMSE를 줄이게 된다.

EMSE $\xi_{ex}(n)$ ^[18]는

$$\xi_{ex}(n) = \xi(n) - \xi_{\min} \quad (33)$$

수식(21)로부터

$$\begin{aligned} \xi(n) &= E((e^2(n))) \\ &= E((e^*(n) - X^T(n)c(n))^2) \\ &= \xi_{\min} + E(c^T(n)Rc(n)) \end{aligned} \quad (34)$$

수식(34)을 수식(33)에 대입하면

$$\xi_{ex}(n) = E(c^T(n)Rc(n)) \quad (35)$$

matrix algebra조건에 의해

$$tr[AB] = tr[BA] \quad (36)$$

$Q^TE(C(n)) = E(V(n))$ 로 두면,

$$\begin{aligned} \xi_{ex}(n) &\approx tr(RE(c(n)c^T(n))) \\ &= tr(RE(QV(n)V^T(n)Q^T)) \\ &= E(tr(RQV(n)V^T(n)Q^T)) \\ &= E(tr(V^T(n)Q^TRQV(n))) \\ &= E(tr(V^T(n)\Lambda V(n))) \\ &= \sum_{l=1}^L \lambda_l E(v_l(n)^2) \end{aligned} \quad (37)$$

Mean-Square값은^[2],

$$E(|v_l(n)|^2) = \frac{\mu_{\xi_{\min}}}{2 - \mu_{\lambda_l}} + (1 - \mu_{\lambda_l})^{2n} \left(|v_l(0)|^2 - \frac{\mu_{\xi_{\min}}}{2 - \mu_{\lambda_l}} \right) \quad (38)$$

수식(38)을 (37)에 대입하고, $n \rightarrow \infty$ 이면,

$$\begin{aligned} \xi_{ex}(\infty) &= \frac{\xi_{\min} \cdot \mu_{GC} \cdot \sum_{l=0}^L \lambda_l}{2 - \mu_{GC} \cdot \sum_{l=0}^L \lambda_l} \\ &= \frac{\xi_{\min} \cdot \mu_{GC} \cdot tr(R)}{2 - \mu_{GC} \cdot tr(R)} \end{aligned} \quad (39)$$

수식(39)을 다시 쓰면,

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\mu_{GC} \cdot L\sigma_x^2(\xi_{\min})}{2 - \mu_{GC} \cdot L\sigma_x^2} \quad (40)$$

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\left(\alpha \cdot \log \left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma} \right) + \beta \right) L\sigma_x^2(\xi_{\min})}{2 - \left(\alpha \cdot \log \left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma} \right) + \beta \right) L\sigma_x^2} \quad (41)$$

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

$$\xi_{ex}(\infty) = \frac{\beta \cdot L\sigma_x^2 \xi_{\min}}{2} \quad (42)$$

여기서, Misadjustment M 은 다음과 같이 정의된다.

$$M = \frac{\xi_{ex}(\infty)}{\xi_{\min}} \quad (43)$$

수식(43)을 수식(42)에 넣으면

$$M = \frac{\mu_{G.Cmin} L\sigma_x^2 \xi_{\min}}{2\xi_{\min}} \quad (44)$$

$\mu_{LMS}^* > \mu_{GCmin}^*$, $\mu_{LMS}^* > 0$, $\mu_{GCmin} > 0$ 이기 때문에

$$\frac{\mu_{LMS}^* \cdot L\sigma_x^2}{2} (LMS) > \frac{\mu_{G.Cmin} \cdot L\sigma_x^2}{2} (IGC) \quad (45)$$

그러므로 IGC알고리즘의 Misadjustment M 은 LMS알고리즘보다 적다.

IV. 시뮬레이션

음성 신호는 “Welcome to 3CI”라는 11kHz의 여성 음성을 사용하였고, 잡음은 평균이 0이고, 분산이 1인 가우시안 잡음을 사용하였다. 주어진 음성 신호에서 SNR은 -19.4dB이며, 잔여파워(residual power: RP)는 다음과 같이 정의된다.

$$RP = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=P}^{N-1} (e(j) - s(j))^2}{\sum_{n=P}^{N-1} s(j)^2} \right) dB \quad (46)$$

여기서 N 은 반복횟수, P 는 알고리즘이 정상상태 (steady-state)에 도달 후의 샘플 수이다. RP는 원 신호와 에러 신호 제공의 비로, 그 단위는 dB이다. 그림 5와 그림 6은 음성 신호와 잡음이 섞인 신호를 각각 나타낸 그림이다.

그림 4에서 2개의 AR 필터들의 사용 목적은 원 신호와 잡음 신호 사이의 통신 채널을 시뮬레이션 하기 위해 사용하고, AR 필터의 전달함수는 아래와 같다.

$$F(z) = \frac{1}{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3}} \quad (47)$$

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. 각 알고리즘에 사용한 파라미터는 표 1과 같다.

그림 7은 필터 차수가 16, 32차일 때, IGC알고리즘과 LMS알고리즘에서 적응잡음제거기 제공오차 출력을 나타낸다.

그림 8은 두 알고리즘의 EMSE의 그림이다. LMS 알고리즘의 EMSE가 IGC알고리즘보다 초기에는 수렴율이 더 빠르지만, 평균 IGC알고리즘의 EMSE가 LMS알고리즘보다 2.92dB(필터차수:16), 8.8dB(필터 차수:32)만큼 좋은 것을 알 수 있다.

표 2는 IGC알고리즘과 LMS알고리즘의 RP를 비교한 것이다. 비교 결과 IGC알고리즘이 LMS알고리즘보다 2.93dB(필터차수:16)와 8.85dB(필터차수:32) 더 좋은 것을 시뮬레이션을 통해 알 수 있었다.

표 1. 각 알고리즘의 파라미터

	Proposed IGC algorithm	LMS algorithm
Filter Order	16 32	
Common	P=2000, J=200	
Contant	-	$G.C_{max} = -5, G.C_{min} = -55$
μ	$\mu_{max} = 0.01$ $\mu_{init} = \mu_{max}$ $\mu_{min} = 0.001$	$\mu = 0.009$

표 2. 각 알고리즘의 RP비교

Filter Order	Residual Power(dB)	
	Proposed IGC algorithm	LMS algorithm
16	13.48dB	10.55dB
32	15.24dB	6.39dB

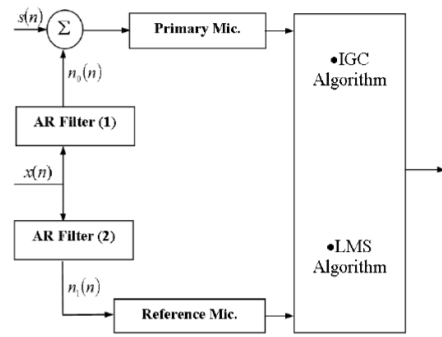


그림 4. 시뮬레이션 구조

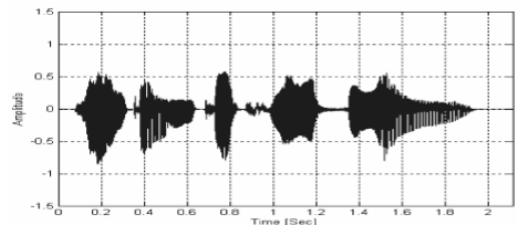


그림 5. 음성 신호

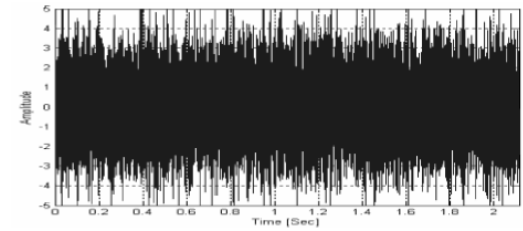


그림 6. 잡음이 섞인 음성신호

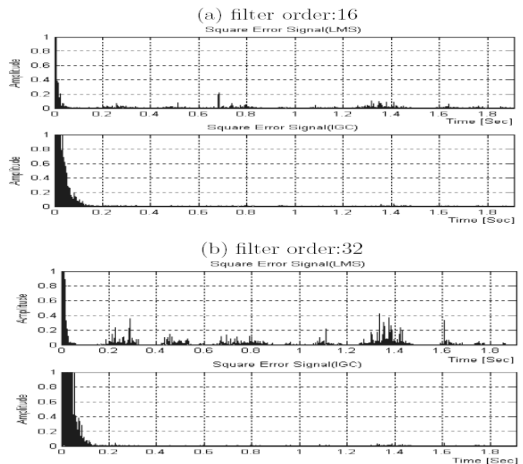


그림 7. 제공 오차 신호 비교(a):16차, (b):32차

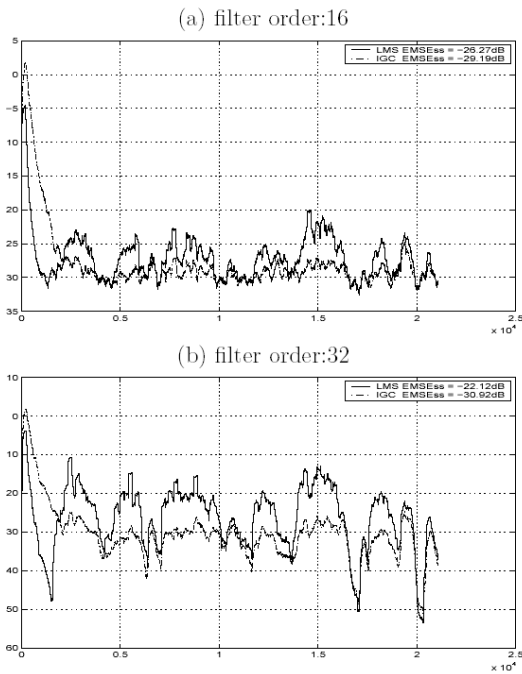


그림 8. EMSE 비교

V. 결 론

LMS알고리즘에서, 수렴율과 낮은 misadjustment 사이의 보완은 필수적이다. 제안하는 IGC알고리즘은 이러한 적응신호처리에서 가장 대표적인 평가 방법인 수렴율과 EMSE에 있어 가장 알맞은 알고리즘이다. 왜냐하면, 수렴율과 낮은 misadjustment를 줄이기 위해 순시 이득 값을 이용하여 스텝사이즈를 조절하여 적응필터를 업데이트하기 때문이다. 순시 이득 예측은 정상상태에서 EMSE와 RP(Residual Power)의 최소값을 기반으로 하여 최적의 스텝사이즈를 효율적으로 추정하므로, IGC알고리즘의 성능 향상이 두드러진다.

참 고 문 헌

[1] Greenberg, J. E., Modified LMS algorithms for speech processing with an adaptive noise canceller, IEEE Trans. Speech Audio Processing, Vol.6, No.4, pp.338-351, 1998.
 [2] Haykin, S., Adaptive Filter Theory, 4th ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002.
 [3] Harrison, W. A., J. S. Lim and E. Singer, A new application of adaptive noise cancellation,

IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing, Vol.34, No.1, pp.21-27, 1986.

[4] Ikeda, S. and A. Sugiyama, An adaptive noise canceller with low signal distortion for speech codecs, IEEE Trans. Signal Processing, Vol.47, No.3, pp.665-674, 1999.
 [5] Widrow, B., et al., Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter, Proc. IEEE, Vol.64, No.8, pp.1151-1162, 1976.
 [6] Hongyan, C., S. Chongfei, X. Xiaobo, H. Yong and K. D. Luk, Study on Adaptive Noise canceller on Fixed-Point Algorithm for Real-Time Somatosensory Evoked Potential Monitoring, ICBBE 2008, pp.3274-3277, 2008.
 [7] Widrow, Bernard and Samuel D. Srearns, Adaptive signal processing, Englewood Cli@s, NJ:Prentice Hall,1985.
 [8] 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.
 [9] Kim, Dai I. and P. De Wild, Performance analysis of the DCT-LMS adaptive filtering algorithm, Signal Processing, Vol.80, No.8, pp.1629-1654, 2000.
 [10] Widrow, B., et al., Adaptive noise canceling: principles and applications, Proc. IEEE, Vol.63, pp.1692-1762, 1975.
 [11] Wallace, R. B. and R. A. Goubran, Improved tracking adaptive noise canceller for nonstationary environments, IEEE Trans. Signal Processing, Vol.40, No.30, pp.700-703, 1992.
 [12] Ho, K. C., A minimum misadjustment adaptive FIR filter, IEEE Trans. Signal Processing, Vol.44, No.3, pp.577-585, 1996.
 [13] 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.
 [14] Al-Saleh, M. A., Fast tracking two stage adaptive noise canceller, IEEE Region 10 Conference TENCON, pp.606-609, 2004.
 [15] 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.

- [16] 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.
- [17] Kim, Joonwan and A. D. Poularikas, Comparison of two proposed methods in adaptive noise canceling, IEEE SSST 2003, pp.400-403, 2003.
- [18] Liavas, A. P. and D. Tsipouridou, On the performance of the Mismatched MMSE and the LS Linear Equalizers, IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing, Vol.55, No.7, pp.3302-3311, 2007.

이 재 균 (Jae-kyun Lee)

정회원



2004년 2월 대구대학교 정보통신공학부 통신공학과 학사
 2006년 2월 대구대학교 정보통신공학과 석사
 2006년 3월~현재 대구대학교 정보통신공학과 박사 수료
 <관심분야> 디지털 신호처리, ANC응용, 이차원바코드

김 춘 식 (Chun-Sik Kim)

준회원



2009년 2월 대구대학교 정보통신공학부 멀티미디어공학과 학사
 2009년 3월~현재 대구대학교 정보통신공학과 석사 과정
 <관심분야> 디지털 신호처리, 음성처리, DSP응용

이 채 욱 (Chae-Wook Lee)

종신회원



1980년 2월 한국항공대학교 통신공학과 학사
 1987년 2월 동경공업대학 전기전자공학과 석사
 1990년 2월 동경공업대학 전기전자공학과 박사
 1990년 3월~현재 대구대학교 교수
 <관심분야> 디지털 신호처리, ANC, 광통신 공학