

순시신호 대 잡음비 알고리즘을 이용한 적응 잡음 제거기의 DSP 구현

An Implementation of Adaptive Noise Canceller using Instantaneous Signal to Noise Ratio with DSP Processor

이재균, 류부식, 김춘식, 이체욱

Jae-Kyun Lee, Boo-Shik Ryu, Chun-Sik Kim, Chae-Wook Lee

요약

LMS(Least Mean Square) 알고리즘은 식이 간단하고 계산량이 비교적 적기 때문에 널리 사용되고 있다. 그러나 LMS 알고리즘은 수렴속도를 높이기 되면 주위 환경이 급격하게 변하는 경우 발산하게 되고, 안정성을 높이기 되면 수렴속도가 떨어지는 수렴속도와 안정성 사이에 trade-off가 발생한다. 이러한 LMS 알고리즘의 단점을 개선하기 위해 VSSLMS(Variable Step Size LMS) 알고리즘이 개발되었다. VSSLMS 알고리즘은 여러 신호를 이용하여 스텝사이즈를 조절하여 수렴속도와 성능을 동시에 향상시킨다.

본 논문에서는 실시간 환경에서 적응잡음 제거기의 성능을 개선시키기 위해 I-VSSLMS(Instantaneous Signal to Noise Ratio VSSLMS)을 제안한다. 제안한 I-VSSLMS을 TMS320C6713 DSP 보드를 이용하여 적응 잡음 제거기에 적용하여, 실시간으로 시뮬레이션을 하였고, 각 알고리즘의 성능을 비교 분석하여 제안한 알고리즘의 성능이 우수함을 입증하였다.

Abstract

LMS(Least Mean Square) algorithm requires simple equation and is used widely because of the low complexity. If the convergence speed increase, LMS algorithm has a divergence in case of sharp environment changes. And if a stability increase, the convergence speed becomes slow. This algorithm based on a trade off between fast convergence and system stability. To improve this problem, VSSLMS (Variable Step Size LMS) algorithm was developed. The VSSLMS algorithm improved the convergence speed and performance as adjusting step size using error signal. In this paper, I-VSSLMS algorithm is proposed to improve the performance of adaptive noise canceller in real-time environments. The proposed algorithm is applied to adaptive noise canceller using TMS320C6713 DSP board and we did simulation by real time. Then we compared performance of each algorithm and demonstrated that proposed algorithm has superior performance.

Keywords : LMS, SNR, VSSLMS, Adaptive Noise Canceller, DSP Processor

I. 서론

소음은 주위 환경을 열악하게 만들어 사람에게 심리적인 스트레스를 주거나 작업 능률을 저하시키는 등 최근 산업의 발전에 따라 심각한 문제가 되고 있다. 특히 근대에 생활수준이 향상됨에 따라 쾌적한 환경에 대한 욕구가 늘어나고 있으며 소음공해에 대한 관심도 증가하고 있어 이에 대한 연구의 필요성이 커지고 있다.

잡음이 포함된 신호로부터 원하는 신호의 검출은 디지털 신호 처리 분야에서 가장 일반적으로 접하는 문제이다. 이러한 경우 관

측된 신호에 어떠한 처리를 하여 그 중에서 필요한 성분만 추출해내어야 하는데, 이와 같은 처리를 필터링(filtering) 혹은 필터처리라 부른다. 그리고 이러한 처리를 이산적으로 수행하는 장치를 디지털필터(digital filter)라 한다[1].

신호와 잡음이 서로 다른 주파수 대역에 존재하는 경우 대역 통과 필터를 사용함으로써 잡음을 대부분 효율적으로 제거시킬 수 있으므로 원 신호를 쉽게 찾아 낼 수 있다. 그러나 실제로 발생하는 대부분의 잡음 신호는 넓은 주파수 범위에 걸쳐 존재할 뿐만 아니라 시간에 따라 잡음의 성분이 변하는 특성을 갖고 있다. 따라서 입력신호의 사전정보를 모르는 경우 혹은 주위환경의 변화에 따라 통계적 성질이 변화하는 경우에는 신호 처리하는 과정에서 시스템을 어떠한 기준 아래에서 최적이 되도록 추차 수정해 주는 기능을 갖춘 적응필터(adaptive filter)가 요구되고 있다 [1]-[6].

적용 신호처리는 적응 알고리즘에 따라 필터의 계수를 수정하

*대구대학교 정보통신공학과

투고 일자 : 2009. 7. 7 수정완료일자 : 2009. 7. 24

계재확정일자 : 2009. 7. 29

* 본 논문은 2009학년도 대구대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임.

여 시스템 스스로 최적의 상태에 이르도록 하는 기술로써 현재 여러 가지 분야에 적용되고 있다. 적응 신호처리 분야에서 steepest descent 방식인 LMS(Least Mean Square) 알고리즘은 그 식이 간단하고 적은 계산으로 소기의 목적을 달성할 수 있어서 지금도 널리 사용되고 있다[1][3]. 그러나 LMS알고리즘은 수렴속도를 높이기 되면 주위 환경이 급격하게 변하는 경우 발산하게 되고, 안정성을 높이기 되면 수렴속도가 떨어지는 수렴속도와 안정성 사이에 trade-off가 발생한다. 이러한 LMS 알고리즘의 단점을 개선하기 위해, VSSLMS(Variable Step Size LMS) 알고리즘[7]-[16]이 개발되었다.

본 논문에서는 주위 환경이 급격히 변화하는 환경에서 기존의 알고리즘 보다 성능이 우수한 새로운 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘은 I-VSSLMS 알고리즘으로 효율적으로 잡음을 제거하기 위해 적응 잡음 제거기의 출력단과 적응 필터 출력단의 잔여잡음을 비교하여 적응 상수를 조절하는 알고리즘이다. 성능 분석을 위해 제안한 알고리즘을 적응 잡음 제거기(Adaptive Noise Canceller)에 적용하여 실시간으로 데이터를 획득하고 시뮬레이션 하는 환경을 구축함으로써 실시간 환경에서도 제안한 알고리즘의 성능이 우수함을 입증하였다.

II. 적응 알고리즘

2.1. LMS 알고리즘

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.

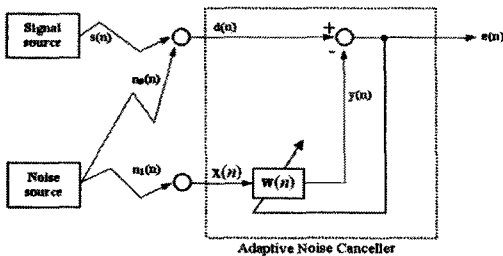


그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조
Fig. 1. Structure of Adaptive Noise Canceller

필터 계수 $W(n)$ 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

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - y(n) \\ &= s(n) + n_0(n) - W^T(n)X(n) \end{aligned} \quad (2)$$

$$X(n) = [x_0(n) \ x_1(n) \ \dots \ x(n-L+1)] \quad (3)$$

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 0이고 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.

$$\begin{aligned} e^o(n) &= e(n) - s(n) \\ &= n_0(n) - W^T(n)x(n) \end{aligned} \quad (9)$$

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

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

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

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

LMS알고리즘[2]-[6]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)을 수식 (12)에 대입하면

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

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. 이는 최적의 값 주위에서 큰 EMSE(Excess Mean Square Error)의 결과를 초래하여 그 성능을 저하시킨다. 적은 스텝사이즈를 선택함으로써 EMSE를 줄일 수 있지만, 수렴속도가 저하되는 문제가 발생한다. 적응잡음제거기에서 스텝사이즈의 선택은 수렴속도와 EMSE를 동시에 만족할 수 있어야 한다.

2.2. I-VSSLMS 알고리즘

그림 2는 I-VSSLMS 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 이득을 측정하여 수렴율과 오조정(misadjustment)을 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 오조정도 줄이게 된다.

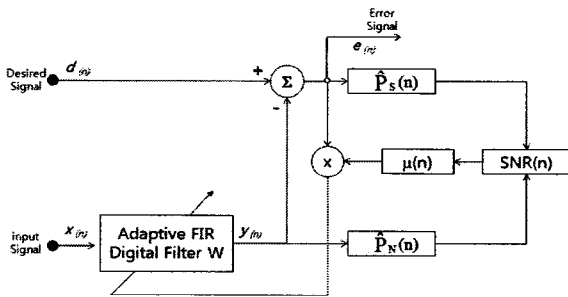


그림 2. 제안하는 IGC 알고리즘
Fig. 2. Proposed IGC algorithm

그림 2의 $\mu(n)$ 은 $\mu_{SNR}(n)$ 을 나타낸다. $SNR(n)$ 다음과 같은 수식으로 구해진다.

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

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

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

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

$$\mu_{SNR}(n) = \begin{cases} \mu_{SNRmin} & SNR_{max} < SNR(n) \\ \alpha SNR(n) + \beta & SNR_{min} < SNR(n) \leq SNR_{max} \\ \mu_{SNRmax} & SNR(n) < SNR_{min} \end{cases} \quad (18)$$

$\alpha = (\mu_{SNRmin} - \mu_{SNRmax}) / (SNR_{max} - SNR_{min})$ 이고, $\beta = \mu_{SNRmin} - (\alpha \cdot SNR_{max})$ 이다. $SNR(n)$ 이 초기에 설정한 SNR_{max} 값 보다 클 경우 μ_{SNR} 값을 작게 설정하고, $SNR(n)$ 이 초기에 설정한 SNR_{min} 값 보다 작을 경우 μ_{SNR} 값 크게 설정하여 수렴 속도를 빠르게 한다. 또한 $SNR(n)$ 이 SNR_{max} 와 SNR_{min} 사이에 존재할 경우 $a \cdot SNR(n) + b$ 의 수식에 의해 μ_{SNRmax} 와 μ_{SNRmin} 사이의 값으로 조절된다. μ_{SNRmax} 값은 알고리즘의 발산하지 않는 최대의 값으로 설정하며 μ_{SNRmin} 값은 적당한 수렴율을 가지면서 오조정이 작은 값으로 설정한다.

2.3 성능분석

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

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

여기서 μ_{SNR} 는 I-VSSLMS 알고리즘의 스텝 사이즈이고, 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 $\xi(n) = E(e^2(n)) = \xi_{min} + E(c^T(n)Rc(n))$ 이고, 재정리하면 수식 (21)과 같다.

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

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

$$\xi_{ex}(n) \approx tr(RE(c(n)c^T(n))) \quad (22)$$

$$= tr(RE(QV(n)V^T(n)Q^T))$$

$$= E(tr(V^T(n)Q^T R Q V(n)))$$

$$= E(tr(V^T(n)AV(n)))$$

$$= \sum_{l=1}^L \lambda_l E(v_l(n)^2)$$

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

$E(|v_l(n)|^2)$ 을 나타낸다.

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

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

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

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

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

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

$\alpha = (\mu_{SNR_{\min}} - \mu_{SNR_{\max}}) / (SNR_{\max} - SNR_{\min}) \cong 0$ 이 고, $\beta = \mu_{SNR_{\min}} - (\alpha \cdot SNR_{\max})$ 값이 작다면,

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

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

$$M = \frac{\mu_{SNR_{\min}} L\sigma_x^2}{2} \quad (27)$$

2.4. 계산량

표 1은 LMS알고리즘과 제안하는 알고리즘의 계산량을 비교한 것이다. 제안하는 알고리즘은 적응 필터의 출력 $y(n)$ 을 계산하기 위해 필터 차수 만큼인 N 번, 필터 계수 계산과정에서 $N+1$ 번, 스텝사이즈 계산을 위해 4번, 총 $2N+5$ 번의 곱셈이 필요하고, 덧셈은 $2N$ 번이 필요하다.

표 1. 알고리즘의 계산량 비교

Table 1. Comparison of computational complexity of each algorithm

	LMS	VSSLMS[10]	I-VSSLMS
곱셈	$2N+1$	$2N+7$	$2N+5$
덧셈	$2N$	$2N+2$	$2N$

III. DSP Board 시뮬레이션

그림 3은 시뮬레이션에 사용된 적응 잡음제거기의 시뮬레이션 구조이며, DSP보드를 사용한 하드웨어 구조는 그림 4와 같다. 제안하는 알고리즘을 DSP 보드에서 실시간으로 다른 적응 알고리즘들과 성능을 비교하여 보았다.

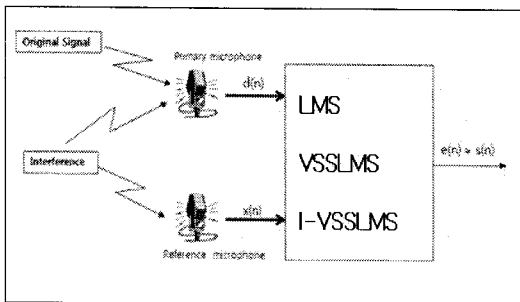


그림 3. 시뮬레이션 구조
Fig. 3. Structure of simulation

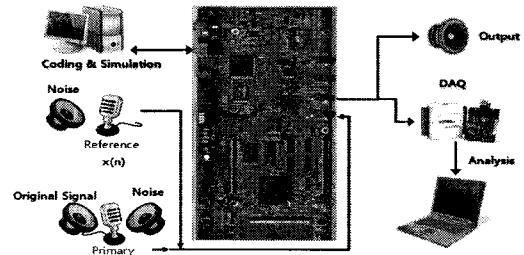


그림 4. 하드웨어 구조
Fig. 4. Structure of Hardware

신호에 잡음이 혼신된 신호 $s(n)$ 은 주 입력으로 사용되고, 잡음 신호 $x(n)$ 은 참조 신호로 적응 필터에 입력된다. 실험은 원 신호로는 “자연의 파괴로 앓고 있는 지구와” 라는 여성 화자의 음성을 16비트, 16KHz로 샘플링 한 신호를 사용하였으며, 전체 입력 데이터 수는 36,757개의 샘플로 되어 있다. 잡음은 다양한 잡음 형태를 구성하기 위해 평균이 ‘0’이고, 분산이 ‘1’인 백색잡음(white gaussian noise)을 첨가하여 사용하였다.

그림 5과 그림 6은 원 신호와 원 신호에 잡음이 포함된 신호이다. 실험은 적응 필터의 차수를 32차로 각 알고리즘을 수행하여 성능을 알아보았고, 또한 원 신호와 최종 출력신호에 남아있는 잔여잡음의 값을 비교·분석하였다.

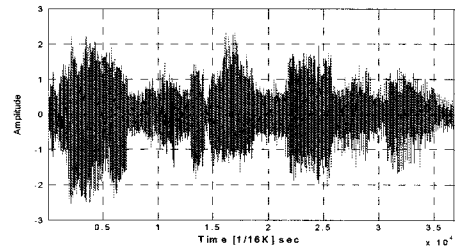


그림 5. 원 신호
Fig. 5. Original signal

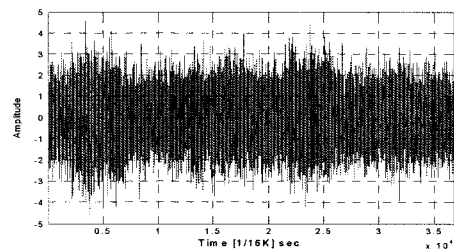


그림 6. 잡음이 섞인 신호
Fig. 6. Noise Corrupted signal

그림 7~9은 LMS, VSSLMS, I-VSSLMS 각 알고리즘들의 ANC(Adaptive Noise Canceller) 출력 신호들이며, 그림 10~12는 출력 오차 신호를 보여주고 있다. LMS 스텝사이즈는 $\mu = 0.0045$, VSSLMS는 $a = 0.97$, $r = 0.765 \times 10^{-3}$, $\mu_{\max} = 0.028$, $\mu_{\min} = 0.0001$ 의 파라미터 값들을 사용하고 있으며, I-VSSLMS는 $V_{\max} = 65$, $V_{\min} = -700$, $\mu_{SNR_{\max}} = 0.03$, $\mu_{SNR_{\min}} = 0.0005$ 의 값들을 사용하였다.

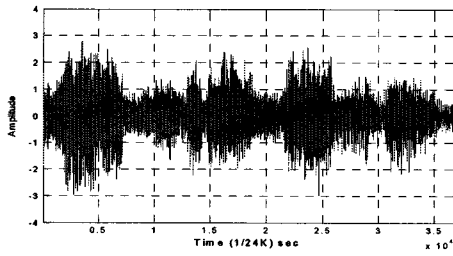


그림 7. LMS 알고리즘 출력
Fig. 7. Output of LMS algorithm

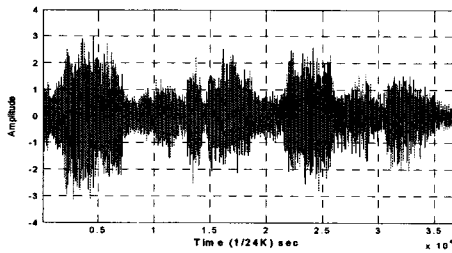


그림 8. VSSLMS 알고리즘 출력
Fig. 8. Output of VSSLMS algorithm

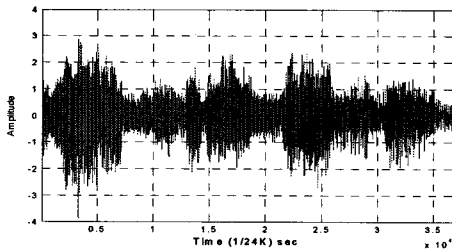


그림 9. I-VSSLMS 알고리즘 출력
Fig. 9. Output of I-VSSLMS algorithm

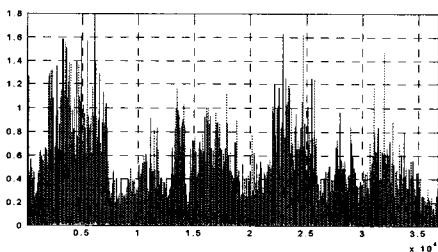


그림 10. LMS 알고리즘 출력 자승 에러
Fig. 10. Squared Error signal of LMS

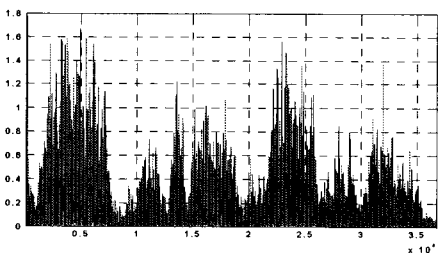


그림 11. VSSLMS 알고리즘 출력 자승 에러
Fig. 11. Squared Error signal of VSSLMS

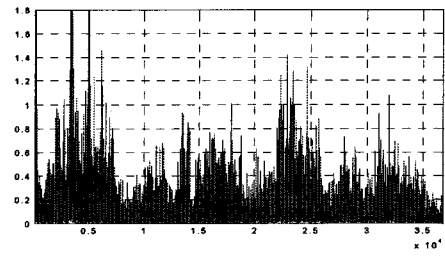


그림 12. I-VSSLMS 알고리즘 출력 자승 에러
Fig. 10. Squared Error signal of I-VSSLMS

각 알고리즘의 성능을 출력 그래프만으로 비교하기엔 한계가 있기 때문에 각 알고리즘의 수행결과 남아있는 잔여 잡음 양으로 성능을 비교하여 보았다. 잔여잡음은 원 신호의 파워와 알고리즘 수행결과 제거되지 못한 잡음의 파워를 신호대 잡음 비로 계산하며 dB 스케일로 표현된다. 잔여잡음은 다음 수식으로 계산되었다.

$$RP = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum_{j=0}^{N-1} (e(j) - s(j))^2}{\sum_{j=0}^{N-1} (s(j))^2} \right) dB \quad (28)$$

표 2는 전체 알고리즘 수행 구간에 대한 잔여잡음의 양을 비교하였다, 필터의 차수가 높음으로서 성능이 조금 더 좋게 나오며, 전체적으로 근소한 차이로 본 논문에서 제안한 I-VSSLMS 알고리즘이 VSSLMS 알고리즘보다 성능이 조금 더 우수함을 알 수 있다.

표 2. 알고리즘의 잔여 잡음 비교

Table 1. Comparison of RP of each algorithm

	LMS	VSSLMS	I-VSSLMS
RP[dB]	-9.490	-7.302	-6.374

IV. 결론

일반적으로 적응 신호처리 연구는 시뮬레이션 환경을 설정할 때 시간에 따라 주위의 특성이 급격히 변하지 않는다는 가정 하에 적응신호처리 알고리즘을 적용하였다. 그러나 실제 우리가 접하는 환경은 시간에 따라 급격히 변화하는 경우가 자주 있다. 이러한 경우 시스템이 발산하거나 수렴속도가 저하되는 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 주변 환경이 시간에 따라 변하는 경우에도 시스템이 안정적이고 효율적으로 잡음을 제거할 수 있는 I-VSSLMS 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 DSP 보드를 사용하여 적응 잡음 제거기를 구성한 후 기존 적응 알고리즘과 성능을 비교하였다.

DSP 보드로 실험한 결과, 제안하는 알고리즘은 잡음제거 기능에 도움이 되었으며, 안정성도 높일 수 있었다. VSSLMS 알고리즘보다 좀 더 낮은 성능을 보여주었으며, 잔여 잡음의 양으로도 비교했을 때 제안하는 알고리즘의 성능이 조금 더 우수함을 알 수 있었다.

또한, 실시간 구현에서 VSSLMS 알고리즘은 스텝사이즈 변화폭이 작아 변하는 환경에 빠르게 적응하지 못하고 잡음도 완벽하게 제거하지 못하였지만 제안하는 알고리즘은 환경에 적절하게 적응하여 잡음을 잘 제거하는 것을 확인할 수 있었다. 제안하는 알고리즘의 계산량은 기존의 LMS 알고리즘 보다 다소 증가하였으나 시뮬레이션을 통해 알아본 결과 그 성능은 LMS 및 VSSLMS 알고리즘에 비해 우수함을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] 이채욱, 최신 디지털신호처리, (주)복스힐, 1999.
 [2] Bernard Widrow and Samuel D.Streams, Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, 1985
 [3] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, 2000
 [4] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall, 1996
 [5] V. J. Mathews and Z. Xie, A stochastic gradient adaptive filter with gradient adaptive step size, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 41, No. 6. pp. 2075-2087, Jun 1993.
 [6] Bernard Widrow, John R. Flover, and John M. McCool, Adaptive Noise Cancelling: Principles and Application, Proceeding of IEEE, vol.63, no.12, pp.1692-1716, Dec, 1975.
 [7] Kostas Berberidis & Sergios Theodoridis, A New Fast Block Adaptive Algorithm, IEEE Transactions on Signal Processing, vol.47, no.1, January, 1999.
 [8] A. Kanemasa and K. Niwa, An adaptive-step sign algorithm for fast convergence of a data echo canceller, IEEE Transactions on Communications, Vol. COM-35, No. 10, pp. 1102-1 106, Oct. 1987.
 [9] G. A. Clark, S. K. Mitra and S. R. Parker, Block implementation of adaptive digital filters, IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.36, No. 2, pp.173-189, Feb. 1989.
 [10] R. H. Kwong and E. W. Johnston, A Variable Step Size LMS Algorithm, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.40, No. 7, pp.1633-1642, Jul. 1992.
 [11] W. A. Harrison, J. S. Lim, and E. Singer, A new application of adaptive noise cancellation, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-34, No. 1, pp.21-27, Feb. 1986.
 [12] R. W. Harris, D. M. Chabries, and F. A. Bishop, A variable step (VS) adaptive filter algorithm, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-34, No. 2, pp.309-316, Apr. 1986.
 [13] Yonggang Zhang, J.A Chambers, Wenwu Wang, P.Kendrick and T.J. Cox, "A New Variable Step-size LMS algorithm with Robustness to Nonstationary Noise,

ICASSP2007, Vol. 3, pp.1349-1352, Apr. 2007.
 [14] Y.Zhang, N. Li, and J.A. Chambers, NEW GRADIENT BASED VARIABLE STEP-SIZE LMS ALGORITHM, Signal Processing, The 8th International Conference on, Vol. 1, pp.259-264, Oct. 2003.
 [15] M.S.E. Abadi and J,H. Husoy, Variable Step-Size Pradhan-Reddy Subband Adaptive Filters, Information, Communications and Signal Processing, 2005 Fifth International Conference on, pp.909-912, Dec. 2005.
 [16] S. Koike, A class of adaptive step-size control algorithms for adaptive filters, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 50, pp. 13 15- 1326, Jun 2002.



이 재 균 (Jae-Kyun Lee)

2004년 2월 대구대학교 정보통신공학부 통신공학과 학사.

2006년 2월 대구대학교 정보통신공학과 석사.
 2008년 2월~현재 대구대학교 정보통신공학과 박사 수료.

2008년 3월 ~ 현재 대구대학교 시간강사

※주관심분야: 디지털신호처리, 이차원마코드, ANC 응용



류 부 식 (Boo-Shik Ryu)

2007년 2월 대구대학교 정보통신공학부 통신공학과 학사.

2009년 2월 대구대학교 정보통신공학과 석사.
 2009년 3월~현재 대구대학교 정보통신공학과 박사 과정.

※주관심분야 : 디지털신호처리, 음성처리, DSP 응용



김 춘 식 (Chun-Sik Kim)

2009년 2월 대구대학교 정보통신공학부 멀티미디어공학과 학사.

2009년 3월 대구대학교 정보통신공학과 석사 과정

※주관심분야 : 디지털신호처리, 음성처리, DSP 응용



이 채 욱 (Chae-Wook Lee)

1980년 2월 한국항공대학교 통신공학과 학사.

1987년 2월 동경공업대학 전기전자공학과 석사.

1990년 2월 동경공업대학 전기전자공학과 박사.

1990년 3월~현재 대구대학교 정보통신공학부 교수.

※주관심분야 : 디지털신호처리, 광통신공학, ANC