

실시간 소음제거를 위한 IGC Algorithm의 LabVIEW FPGA 구현

준회원 김 춘 식*, 종신회원 이 채 욱*

Labview FPGA Implementation of IGC Algorithm for Real Time Noise Cancelation

Chun-Sik Kim* Associate Member, Chae-Wook Lee* Lifelong Member

요 약

LMS알고리즘은 강인성, 높은 추성, 구현의 단순성 때문에 많이 사용되고 있지만, 비균일적 수렴과 EMSE사이 에 trade-off를 가진다. 이러한 단점을 극복하기 위해 가변 스텝 사이즈 알고리즘 방식이 사용되는데, 많은 계산량 을 필요로 한다. 본 논문에서 제안하는 IGC 알고리즘은 원 신호와 잡음신호의 순시이득값을 사용함으로써, 계산 량을 줄이고, 주위 환경변화에도 안정적으로 적용할 수 있다. 실시간 처리를 위하여 IGC 알고리즘에서 log함수를 제거하여, 실제로 자동차 소음제거기에 적용하여 제안한 알고리즘의 성능을 확인하였다. 그리고 Labview FPGA 구현을 하여, 기존의 다른 알고리즘과 비교하여 효율적이라는 것을 입증하였다.

Key Words : LMS, IGC, LabVIEW, Real-time, FPGA

ABSTRACT

The LMS(Least Mean Square) algorithm is generally used because of tenacity, high mating spots and simplicity of realization. But the LMS algorithm has trade-off between nonuniform collect and EMSE(Excess Mean Square Error). To overcome this weakness, variable step size is used widely but it needs a lot of calculation load. In this paper we consider new algorithm, which can reduce calculations and adapt in case of environment changes, uses original signal and noise signal of IGC(Instantaneous Gain Control). For the real time processing of IGC algorithm, we remove the logarithmic function. The performance of proposed algorithm is tested to adaptive noise canceller in automobile. We show implemented LabVIEW FPGA system of IGC algorithm is more efficient than others.

1. 서 론

잡음이 포함된 신호로부터 원하는 신호의 검출은 디지털 신호처리 분야에서 가장 일반적으로 접하는 문제이다.

신호와 잡음이 서로 다른 주파수 대역에 존재하는 경우 대역 통과 필터를 사용함으로써 잡음을 대부분

효율적으로 제거시킬 수 있어, 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 주 위환경의 변화에 따라 통계적 성질이 변화하는 경우 에는 신호처리 하는 과정에서 시스템을 어떠한 기준

※ 본 논문은 2010학년도 대구대학교 학술 연구비 지원에 의한 논문임.

* 대구대학교 정보통신공학과 (movienik@nate.com, cwlee@daegu.ac.kr)

논문번호 : KICS2011-01-032, 접수일자 : 2011년 1월 12일, 최종논문접수일자 : 2011년 3월 18일

아래에서 최적이 되도록 축차 수정해 주는 기능을 갖춘 적응필터(adaptive filter)가 요구되고 있다.^[1,2]

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^[3-5]. 그러나 LMS 알고리즘은 수렴속도를 높이게 되면 주위 환경이 급격하게 변하는 경우에는 발산하게 되고, 안정성을 높이게 되면 수렴속도가 떨어지는, 수렴속도와 안정성 사이에 trade-off가 발생한다. 이러한 LMS 알고리즘의 단점을 개선하기 위해 NLMS (Normalized LMS) 알고리즘, VSS LMS (Variable Step Size LMS) 알고리즘 등이 개발되었다^[6-11]. 그러나 이러한 알고리즘은 스텝사이즈의 선택에 따라 수렴속도가 저하되는 경우가 발생한다.

본 논문에서는 수렴율과 misadjustment를 줄이기 위하여 오차신호와 필터의 출력, 즉 원하는 음성신호와 잡음신호의 이득을 이용하여, 스텝사이즈를 조정하는 IGC(Instantaneous Gain Control) 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 음성신호와 주변 환경의 급작스런 변화에도 시스템이 안정하다. 또한 본 논문에서는 실시간 처리를 위하여 IGC 알고리즘에서 log 항목을 제거하고, 실제로 자동차 소음제거기에 적용하여 제안한 알고리즘의 성능을 확인하고, 기존의 알고리즘과 비교 분석하여, IGC 알고리즘이 우수함을 입증하였다.

II. IGC 알고리즘

2.1 적응 잡음 제거기

적응잡음제거기는 주 입력 $d(n)$ 과 참조신호 $X(n)$ 로 이루어져 있고, 주 입력은 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 주 입력 $d(n)$ 와 필터 출력 $y(n)$ 의 오차이며, 그림 1은 전형적인 적응잡음제거기의 구조를 나타낸다.

적응필터 출력 $W(n)$ 는

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

이때 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 는

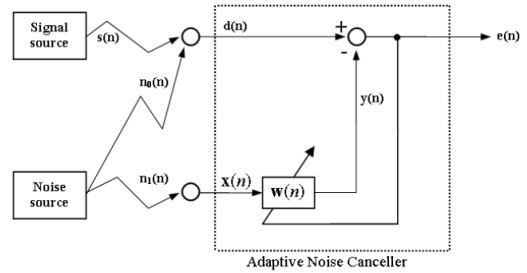


그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조

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

$$X(n) = [x_0(n) \ x_1(n) \ \dots \ x_{L-1}(n)]^T \quad (3)$$

여기서, L 은 필터 차수이고, $(\cdot)^T$ 은 (\cdot) 의 전치행렬이다.

본 논문에서는 최적의 필터를 해석하기 위한 다음과 같은 가정을 한다.

가정 1. 음성신호 $s(n)$ 과 $n_0(n)$ 은 비상관관계이고, $n_0(n)$ 과 $X(n)$ 은 상관관계이다.

가정 2. $n_0(n)$ 과 $X(n)$ 은 평균이 '0'이고 WSS(Wide-Sense Satationary)이다.

가정 1에 의해

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

$L \times L$ 자기상관 행렬과 $L \times 1$ 상호 상관 벡터는 다음과 같다.

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

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

수식(5)로부터 R 은 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 적응필터는 다음과 같다.

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

한편 오차신호 $e^o(n)$ 는 적응잡음제거기의 출력 $e(n)$ 과 음성신호 $s(n)$ 의 오차로, 다음 식과 같다.

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

이때 최소 오차신호는 다음과 같다.

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

수식 (9)를 제공하여 기댓값을 취한 후 W^* 을 W 에 대입하면, MMSE(Minimum Mean Square Error)는 다음 식과 같다.

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

LMS알고리즘의 적응필터는 아래와 같다.

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

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

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

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

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

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^[14]. 이는 작은 스텝사이즈를 선택함으로써 EMSE를 줄일 수 있지만, 수렴속도가 저하되는 문제가 발생하는 것을 알 수 있다. 적응잡음제거기에서 스텝사이즈의 선택은 수렴속도와 EMSE를 동시에 만족할 수 있어야 한다.

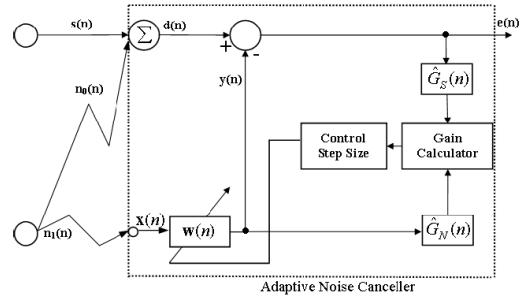


그림 2. IGC알고리즘

2.2 IGC알고리즘

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, 이득을 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.

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

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

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

여기서 γ 는 매우 작은 값으로 분모가 0이 되는 것을 막는다. 스텝사이즈 업데이트는 다음 식과 같다.

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

여기서

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

IGC알고리즘의 장점 중 하나는 계산량의 축소이다. IGC알고리즘을 구현하기 위해서는 $2L+5$ 의 곱셈이 필요하며, $2L$ 개의 덧셈이 필요하다. 표 1은 각 알고리즘의 계산량을 비교한 표이다. 여기서 IGC 알고리즘을 동일한 S/N 기반의 log연산인 SNRVSS 알고리즘과 비교해보면 다음 표와 같다.

표 1. 알고리즘별 계산량

	LMS	VSSLMS	IGC
곱셈	2L+1	2L+4	2L+5
덧셈	2L	2L+1	2L

III. 실시간 처리 IGC 알고리즘

3.1 실시간처리 알고리즘

IGC 알고리즘은 계산량은 적으나, 실행시간이 오래 걸리는 문제가 있다. 실행 시간을 지연하는 가장 큰 문제는 수식 (15)의 Gain Calculator에서 log값에 의해 실행시간을 지연시킨다는 점이다.

본 논문에서는 실시간 처리를 위하여 다음과 같이 log를 제거한 IGC 알고리즘을 이용한다.

$$G.C(n) = \left(\frac{\widehat{G}_S(n)}{\widehat{G}_N(n) + \gamma} \right) \quad (19)$$

수식 (15)의 IGC 알고리즘에서 log만 제거 하였는데, 식(15)의 G.C(n) 값이 -10dB에서 -60dB 사이에 있고, log를 제거한 IGC 알고리즘에서는 0.1에서 0.000001으로 변경된 것을 알 수 있다. 이 수치는 log의 특성에서 알 수 있듯이, log를 제거하여도, 실제로 전체적인 값은 변하지 않는 것을 알 수 있다.

그림 3은 Matlab으로 시뮬레이션 한 출력 그림이다. 원 신호와 잡음 신호를 같은 조건에서 실행 하였다. 원 신호는 잡음이 포함 되지 않은 깨끗한 전자 음

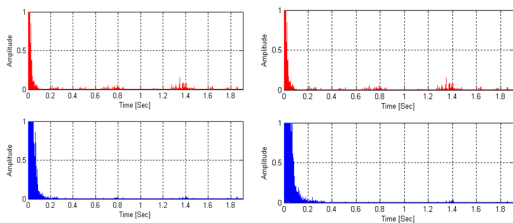


그림 3. IGC와 log 제거 IGC

성신호를 사용 하였고 잡음은 백색 잡음을 이용하여 시뮬레이션 하였다. 기존 IGC와 log를 제거한 IGC알고리즘에 대하여 필터링을 한 후 제공오차신호를 그래프로 표현한 것으로, 극히 짧은 처음에는 수렴율이 다소 저조하지만, 왼쪽 아래의 기존 IGC와 오른쪽의 log 제거 IGC가 제공 오차 그래프를 통하여 알고리즘 간의 차이가 없다는 것을 알 수 있다.

3.2 실행시간

표 2에 IGC알고리즘과 log 제거 IGC 알고리즘의 실행시간을 비교하였다. 표 2는 전체 실행 시간에 대하여 반복횟수로 나누어 각 시뮬레이션에 대한 실행시간을 비교한 표이다. log 제거 IGC알고리즘은 IGC 알고리즘 보다 약 2배 이상의 빠른 실행 속도를 가지는 것을 알 수 있다.

표 2. Running time

Running time		
iteration	기존 IGC	개선된 IGC
100	1.0647	0.4474

IV. LabVIEW FPGA 실험

4.1 Matlab Simulation

본 논문에서는 자동차 소음 제거 시뮬레이션에 앞서 IGC의 성능 테스트를 위해 MATLAB에서 백색 잡음을 가지고 실험하였다. 그림 4에서 음성 신호는 잡음신호가 없는 깨끗한 신호를 사용하였다.

그림 5는 음성 신호와 잡음신호가 섞인 신호와 잡음 신호의 입력을 가지고 LMS알고리즘 필터 출력 파형과 squared error 신호를 보여 주고 있다.

그림 6은 VSSLMS 알고리즘의 출력 파형과 squared error의 값을 보여 주고 있다. LMS 알고리즘 보다 성능이 우수하나 원 신호와 비교 시 차이가 있다.

그림 7은 IGC의 출력 파형과 squared error의 값을

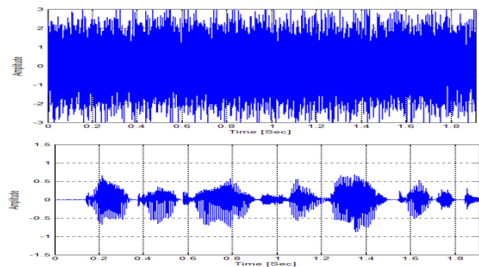


그림 4. 음성 신호와 백색잡음

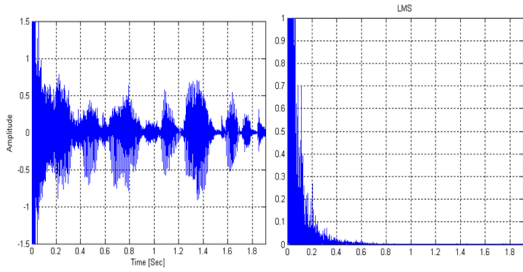


그림 5. LMS 출력 파형과 squared error

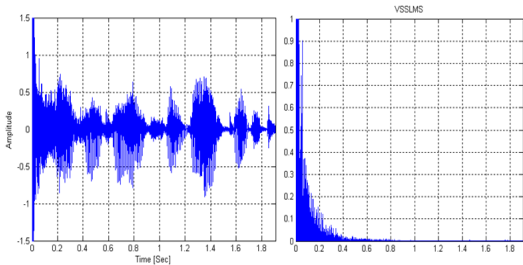


그림 6. VSSLMS 출력 파형과 squared error

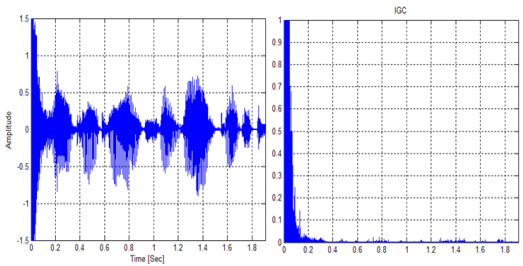


그림 7. IGC 출력 파형과 squared error

나타내고 있다.

그림 5~7을 살펴보면 MATLAB을 통하여 정해진 구간에서의 일정한 잡음을 통하여 Simulation을 실시하였다. 필터의 차수는 32차로 하였고 100번의 반복을 통하여 동시의 모든 알고리즘을 출력하였다. 그 결과 왼쪽의 출력 파형에서 IGC알고리즘의 파형이 다른 알고리즘들 보다 그림 4의 음성 파형과 가장 유사하는 것을 확인 할 수 있다. 또한 오른쪽의 squared error의 값을 보더라도 다른 알고리즘 보다 높은 수렴율을 지니고 있다는 것을 알 수 있다.

4.2 시뮬레이션 환경 및 실험

본 논문의 시뮬레이션 환경은 LabVIEW에서 실행하였다. 그림 8은 Real-Time ANC Hardware 구조를 나타낸다.

본 논문의 시스템은 Host PC, cRIO-9014 real-time

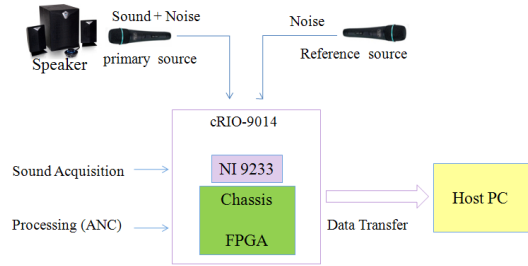


그림 8. 시뮬레이션 구조

controller, NI 9233 아날로그 입력 모듈로 구성되었다. primary source로부터 원 신호와 잡음이 섞인 신호를, reference source로부터 잡음 신호를 NI 9233 모듈을 통해 입력 받아, cRIO-9014의 FPGA를 통해 LMS, VSSLMS, IGCLMS알고리즘을 LabVIEW FPGA로 구현하여, 그 결과를 Host PC로 DMA FIFO를 통해 전송하고, 그 전송된 데이터를 실시간 출력한다. 각 알고리즘의 desired signal, reference signal, ANC out signal은 24bit로 구현하였으며, 그 중 4bit는 정수이다. step size는 16bit로 구현하였다.

FPGA VI는 NI 9233으로부터 데이터를 입력받아 알고리즘 수행을 순차적으로 실행되게 플랫폼 구조로 이루어져 있다. 플랫폼 구조는 현재 단계가 끝나면 다음 단계로 넘어가는 구조로, 순차적인 실행을 할 때 쓰는 구조이다. 먼저, NI 9233으로 데이터를 획득하기 위해 Data Rate를 설정한다. Data Rate은 2kS/s에서 NI 9233이 지원하는 최대 샘플 속도인 50kS/s까지 사용자가 선택 할 수 있도록 한 후, FPGA의 인터럽트 라인에서 인터럽트를 요청하고, host로부터 ack신호가 올 때 까지 기다린다. Host로부터 ack신호가 오면 NI 9233이 데이터를 획득하기 시작하고 채널 당 획득 할 샘플의 수를 설정한다. NI 9233은 4개의 채널까지 데이터를 획득 할 수 있으나, 본 논문에서는 ch0, ch1만 사용한다. 2채널의 데이터를 인터리빙을 통해 알고리즘의 출력을 배열 화하여 DMA FIFO에 저장하면, Host에서 주기적으로 데이터를 읽어 처리 하는 방식이다.

실험을 통하여 출력되는 파형을 수치적으로 비교하기 위하여 잔여파워를 이용 하였다. 잔여파워를 다음과 같이 정의된다.

$$RP = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=P}^{N-1} (e(j) - s(j))^2}{\sum_{n=P}^{N-1} s(j)^2} \right) dB \quad (20)$$

여기서 N 은 반복횟수, P 는 알고리즘이 정상상태 (steady-state)에 도달 후의 샘플 수이다. RP는 원 신호와 에러 신호 제곱의 비로, 그 단위는 dB이다.

아래의 그림 9는 본 논문에서 사용한 음성 신호와 잡음신호이다. 음성 신호는 잡음이 없는 깨끗한 신호를 이용하였고, 잡음신호는 본 논문의 주제 맞게 마이크를 통하여 실시간 자동차의 소음을 직접 받아들여 사용하였다. 자동차 시동이 걸린 상태에서 엔진소리와 크랙션 소리를 첨가하여 자동차가 가지고 있는 기본적인 소음들을 이용하였다. 그림에서 위의 신호는 사람의 음성 신호이고, 아래의 신호는 자동차의 엔진소리이며, 갑자기 커지는 소음은 크랙션 소리이다.

아래의 그림 10은 LMS Algorithm을 LabVIEW로 표현하고 필터를 거쳐 출력된 음성신호를 표현한 것이다. 오리지널 신호와 비교했을 때, 큰 형태는 남아 있으나 잡음에서 크랙션 쪽의 갑작스런 변화에 대한 제거 능력이 떨어지는 것을 확인 할 수가 있다.

그림 11은 VSSLMS Algorithm을 LabVIEW로 표현 하고 필터를 출력하고 나온 음성신호에 대한 그림이다. 위의 LMS와 비교했을 시, 잡음 제거율에서 뛰어난 성능을 보이나 오리지널 신호와 비교했을 때 잡음이 많이 남아 있다.

그림 12는 log를 제거한 IGC 알고리즘으로 다른 알고리즘보다 필터 출력 신호가 오리지널신호에 가까운 것을 확인 할 수가 있다.

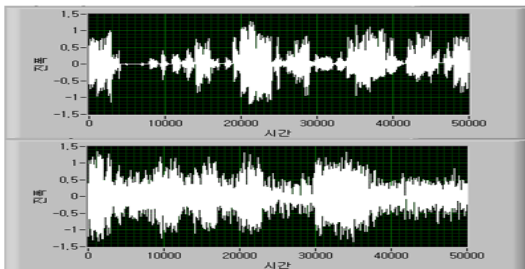


그림 9. 음성신호 및 잡음 신호

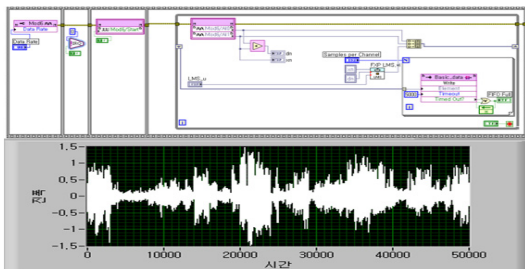


그림 10. LMS Algorithm

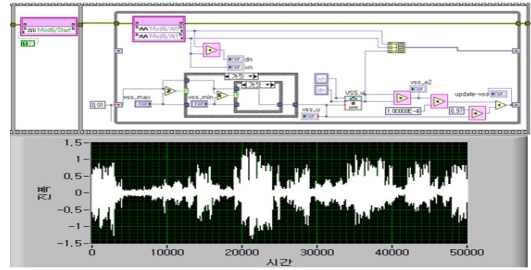


그림 11. VSSLMS Algorithm

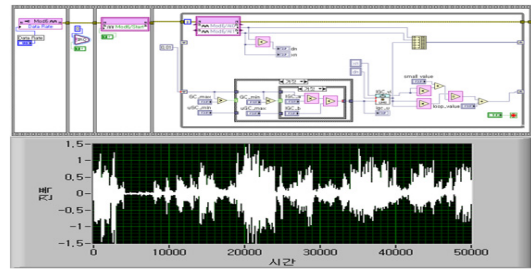


그림 12. IGC Algorithm

표 3은 각 알고리즘의 출력에 대한 잔여파워를 비교한 표이다. IGC알고리즘의 RP값은 더 적은 계산량으로 VSS알고리즘보다 약 1.2dB 좋고, LMS와 비교 시 약 2.8dB 만큼 더 성능이 좋은 것을 알 수 있다.

표 3. 알고리즘별 잔여파워(단위: dB)

ResidualPower(dB)		
LMS(dB)	VSS(dB)	개선된 IGC(dB)
7.6041	9.2518	10.4245

IV. 결 론

적응 신호처리 연구는 시뮬레이션 환경을 설정할 때, 시간에 따라 주위의 잡음 특성이 급격히 변하지 않는다는 가정 하에서 많이 이루어 졌다. 하지만 실생활에서 우리가 대면하는 환경은 시간에 따라 급격히 변화하는 경우가 많다.

본 논문에서는, 주변 환경에 대하여 급격히 변화는 자동차 환경에 대하여 실험을 하였고, 적은 계산량을 가지는 순시 이득 조절 가변 스텝사이즈 알고리즘에서 log를 제거하여 실행시간을 단축시켜 실시간 소음 제거에 이용할 수 있도록 하였다.

Matlab 시뮬레이션을 통하여 제안한 알고리즘이 LMS, VSSLMS알고리즘 보다 잡음 제거율에서 우수

함을 알 수 있었고, 실행시간은 약 2배 이상 단축되는 것을 알 수 있었다. 또한 실시간 자동차의 소음에 적합한 FPGA를 구현하였고, 실행한 시뮬레이션에서 다른 알고리즘보다 성능이 우수한 것을 확인 하였다.

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] 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.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] Ho, K. C., A minimum misadjustment adaptive FIR filter, IEEE Trans. Signal Processing, Vol.44, No.3, pp.577-585, 1996.

[9] 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.

[10] Al-Saleh, M. A., Fast tracking two stage adaptive noise canceller, IEEE Region 10 Conference TENCON, pp.606-609, 2004.

[11] 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.

[12] 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.

[13] Kim, Joonwan and A. D. Poularikas, Comparison of two proposed methods in adaptive noise canceling, IEEE SSST 2003, pp.400-403, 2003.

[14] 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.

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