

논문 2007-44SP-3-12

음성강화를 위한 이동 평균 예측량 기반의 검출방법 최적화

(Optimization of Detection Method Using a Moving Average Estimator for Speech Enhancement)

이 수 정*, 신 계 현**, 김 순 협*

(Soojeong Lee, Kyehyeon Shin, and Soonhyob Kim)

요 약

적응 반향제거기는 휴대전화나 음성 인식 시스템과 같은 음성 통신 시스템에서 중요한 부분의 하나로 자리잡았다. 이러한 응용에서 반향경로는 긴 임펄스 응답을 가지게 된다. 본 논문에서는 음향반향제거를 위해 Moving-Average Least Mean Square(MVLMS) 알고리즘을 제안하였다. 유색 입력 모델을 이용한 실험 결과는 MVLMS 검출 알고리즘이 Least Mean Square 검출 알고리즘에 비해 수렴 성능이 우위에 있음을 입증하였다. MVLMS 알고리즘은 약간의 계산 복잡도 향상이 있지만, 표준 LMS 검출 알고리즘에 비해 월등한 안정성 향상을 가져온다.

Abstract

Adaptive echo canceller(AEC) has become an important component in speech communication systems, including mobile phones and speech recognition. In these applications, the acoustic echo path has a long impulse response. We propose a moving-average least mean square(MVLMS) algorithm with a detection method for acoustic echo cancellation. Using the result of the tests that used colored input models clearly shows that the MVLMS detection algorithm has convergence performance superior to the least mean square(LMS) detection algorithm alone. Although the computational complexity of the new MVLMS algorithm is only slightly greater than that of the standard LMS detection algorithm, the new algorithm confers a significant improvement in stability.

Keywords : Adaptive echo cancellation, LMS, moving average estimator, Speech enhancement

I. 서 론

음향반향제거기는 핸드프리 전화, 음성인식 시스템, 휴대전화, 그리고 음성명령 시스템^[1]과 같은 음성 통신 시스템에 적합하다. 위와 같은 응용시스템에서의 음향 반향제거기의 문제점이 그림 1에 나타나 있다. 이러한 시스템에 사용되는 마이크로폰은 라우드 스피커를 통하여 음을 취득한다. 또한, 피드백효과는 반향의 원인이 되고, 시간지연 길어질수록 반향의 효과는 더욱 커진다^[1]. 대부분의 통신응용시스템과 같이 시간지연이 충분히 긴 상황, 특히 휴대전화에서 음향반향은 통화품질에 적

지 않은 영향을 끼치게 된다^[2-3].

반향제거를 위해 가장 널리 사용되는 필터로는 Least Mean Square(LMS) 적응 유한 임펄스응답(FIR) 필터가 있다^[2]. 구현의 간단함과 미지 경로에 대한 FIR 필터의 성능으로 인해 LMS 필터는 중요하다. 하지만, 긴 임펄스 응답을 가지는 시스템에서 적응반향제거기의 성능은 다음의 두 가지 이유로 인해 그 성능이 감소하게 된다.

첫째, 통신 시스템과 같이 긴 시간지연을 포함한 경우 필터의 계수 크기가 커지게 된다.

둘째, 미지경로를 향한 입력 신호와 예측량이 높은 상관도를 가지는 음성 패턴으로 구성되어 있을 때, 큰 크기의 계수로 인한 수렴속도의 부작용이 증대된다^[3].

최근 몇 년간, inactive parts를 내재한 긴 임펄스 응

* 정회원, ** 학생회원, 광운대학교 컴퓨터공학과
(Dept. Computer Eng. Kwangwoon University)
접수일자: 2006년9월19일, 수정완료일: 2007년4월17일

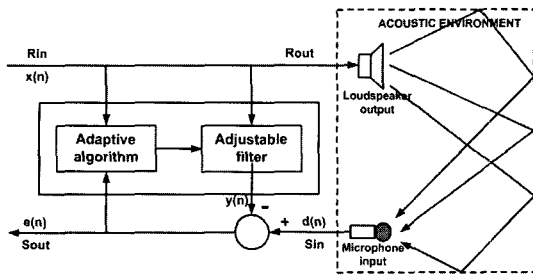


그림 1. 음향 반향 블록 다이어그램
Fig. 1. The block diagram of the acoustic echo.

답을 가지는 시스템에 대한 많은 연구가 진행되었다. 그 예로 공간 음향반향 경로^[3-4] 이동무선채널과 NLMS 검출^[4-6]이 있다. 본 논문에서는 반향제거, 특히 음성 반향제거를 위한 적응 필터 기법에 대해 초점을 맞추어, LMS 검출 알고리즘^[4]을 수정한 moving-average least mean square(MVLMS) 검출 알고리즘을 제안하고, 표준 LMS 알고리즘, 그리고 RLS 알고리즘^[7]과 비교를 하였다. MVLMS 필터는 평균제곱의 이동평균을 일반화시킨 것이다. Homer^[4]에 의해 검증된 계수 검출 알고리즘의 장인한 결과를 위하여 MVLMS 필터의 스텝 크기를 늘리는 것에 대해 특별한 관심이 기울여졌다. 수렴 속도가 스텝크기에 따라 좌우되는 결점을 보완하기 위하여 이동평균 필터가 사용되었다. 제안된 논문의 실험 결과는 MVLMS 알고리즘의 성능이 수렴속도에 긍정적인 영향을 끼치는 것으로 나타났다.

제안된 논문은 다음과 같이 구성된다. II장과 III장에서는 각각 반향제거기와 적응 필터의 기본에 대한 설명을 하고, IV장에서는 탭 검출을 통한 이동평균 LMS(MVLMS)에 대해 자세히 설명한다. V장에서는 실험 결과 및 성능 평가를 보이고 마지막으로 VI장에서 결론으로 이어진다.

II. 신호 모델

현대의 음성 통신 시스템은 본질적으로 긴 임펄스 응답을 가지기 때문에 높은 음질을 보장하기 위해 특정 형태의 반향 제거기법이 필요하다. 이 장에서는 특히 반향 제거기에 큰 비중을 두고 이러한 기법에 대해 설명한다.

음향의 반향경로는 유동적이다. 공간 안에서의 사물의 움직임, 온도, 기압, 습도에 따라 소리가 반사되는 형태는 달라진다^[8]. 이것은 시변 임펄스 응답 필터를 사용함으로써 수학적으로 효과적으로 모델링 될 수 있다.

반향제거기의 기본 개념은 그림 2와 같다. 반향

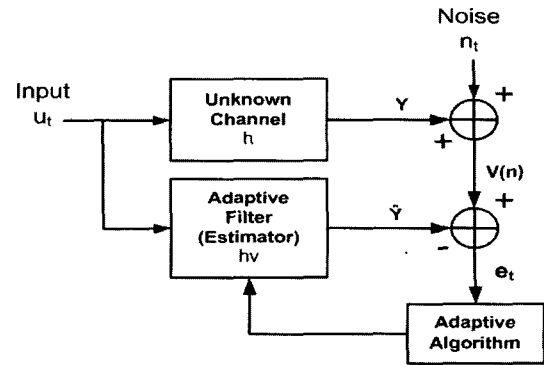


그림 2. 일반적인 LMS 반향 제거기
Fig. 2. General LMS echo canceller.

$y(n)$ 의 예측치 $\hat{y}(n)$ 은 마이크론의 출력 $v(n)$ 에서 감산되고, $v(n)$ 과 $\hat{y}(n)$ 의 차이인 error signal $e(n)$ 은 far-end로 보내지게 된다. $\hat{y}(n)$ 이 $x(n)$ 과 같아지게 되면 $e(n)$ 은 near-end 신호만 가지고 있게 된다. 반향경로는 일반적으로 디지털 영역에 속하고, 임펄스 응답 $h(n, l)$ 을 가지는 선형 시변 필터에 의해서 모델링된다. 따라서, 반향 $y(n)$ 은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y(n) = \sum_{-\infty}^{+\infty} h(n, l)u(n-l) \tag{1}$$

반향 $y(n)$ 과 near-end 신호 $noise(n)$ 으로 이루어진 마이크론의 출력 $v(n)$ 은 다음 식에 의해서 얻어진다.

$$v(n) = y(n) + noise(n) = \sum_{l=0}^{+\infty} h(n, l)u(n-l) + noise(n) \tag{2}$$

$h(l)$ 이 지수적으로 감소하는 envelope를 가지고, 이는 l 에 비해 매우 작기 때문에 대개의 경우, $l \geq n$ 일 때 $h(n, l) = 0$ 으로 가정한다. 이는 다음 식을 도출해 낸다.

$$v(n) = \sum_{l=0}^{N-1} h(n, l)u(n-l) + noise(n) \tag{3}$$

예측된 반향 $\hat{y}(n)$ 은 far-end 신호 $u(n)$ 을 $h(n, l)$ 에 부합하는 선형 시불변 필터 $hv(n, l)$ 에 필터링함으로써 얻어낼 수 있다.

따라서 예측된 필터의 출력은 다음과 같다.

$$\hat{y}(n) = \sum_{l=0}^{N-1} hv(n, l)u(n-l) \tag{4}$$

합성된 신호 $\hat{y}(n)$ 과 목표 신호 $v(n)$ 은 far-end로 보내지게 된다.

$$e(n) = v(n) - hv * U \tag{5}$$

반향제거기의 제어부는 반향제거 필터 $hv(n,i)$ 이다. 필터는 확실한 의미를 가지는 측정법에 의해 $\hat{y}(n)$ 과 $u(n)$ 의 차이를 최소화시키는 방향으로 선택되어야 한다. 일반적인 기준은 다음과 같다.

$$hv_{opt} = \arg[\min E|e(n)|^2] \tag{6}$$

여기서 hv 와 hv_{opt} 는 $N \times 1$ 벡터이며, l 번째 요소는 반향 제거 필터 $hv(n,l)$ 과 최적 반향 제거 필터 $hv_{opt}(n,l)$ 각자의 l 번째 필터 계수이다.

반향 제거 필터 $hv(n,l)$ 은 일반적으로 적응 필터이기 때문에 새로운 데이터가 들어오면 자동적으로 필터의 계수를 갱신한다. 필터는 적응형이기 때문에 환경에 맞춰 자신을 조정하고 환경의 변화를 추적한다..

III. 적응 필터

반향 제거기의 주요 부분은 반향 제거 필터이다. 이 필터는 통계적인 의미로 볼 때, 예측된 반향과 마이크로폰 출력의 차이가 최소한으로 작아져야 한다. 일반적으로 차이의 크기를 측정하는 방법으로 Wiener 필터^{[7][9]}를 수반하는 mean square error(MSE)가 있다. 반향 제거기가 다른 환경에서 동작하고 환경의 변화를 추적하기 위하여 반향제거 필터는 적응형으로 만들어졌다. 본 절에서는 Wiener 필터^{[7][9]}의 기본과 적응필터를 설명한다.

1. Wiener Solution

noise(n) = 0으로 가정하고 그림 2를 참조하면, $hv(n)$ 은 이론적으로 $h(n)$ 과 같아지게 되고, 이는 mean square error(MSE) $|\hat{e}(n)|^2$ 을 최소화하게 된다.

그러므로 손실 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$J(n) = E[|e(n)|^2] \tag{7}$$

$$e(n) = v(n) - \hat{y}(n) \tag{8}$$

$$\hat{y}(n) = hv^T * U \tag{9}$$

$E[v^2(n)]$ 은 $v(n)$ 의 평균 제곱 σ_v^2 이기 때문에 기

댓값 $E[v(n)u(n)]$ 은 $v(n)$ 과 $u(n)$ 의 Cross correlation vector이다. 필터를 거친 후에 $v(n)$ 은 $u(n)$ 이 되기 때문에 이 둘은 상관관계에 있다. Cross correlation vector는 P_N 으로 표현된다. 자기상관행렬은 $R_{uu} = E[u(n)u(n)^T]$ 로 표현된다.

Solution은 다음과 같다.

$$R_{uu}hv_{opt} = P_N \tag{10}$$

$$hv_{opt} = R_{uu}^{-1}P_N \tag{11}$$

이는 최적 탭 가중치 벡터 hv_{opt} 를 도출해 낸다^[14].

2. The Least-Mean-Square(LMS) 알고리즘

Steepest Descent Method로부터 필터의 다음 갱신 파라미터는 다음 식과 같다.

$$hv(n+1) = hv(n) + \mu' [P_N - R_{uu}hv(n)] \tag{12}$$

이를 확장하면 다음과 같다.

$$hv(n+1) = hv(n) + \mu' U(n)e(n) \tag{13}$$

LMS 알고리즘은 종종 확률적 기울기 알고리즘으로 불린다. 이 알고리즘은 단순성 외에도 실제에서 잘 동작하기 때문에 가장 널리 쓰이는 적응 필터 알고리즘이다. LMS는 상대적으로 적은 계산량을 요구하며, 파라미터 μ 는 LMS 알고리즘에서 매우 중요한 역할을 한다. μ 는 시간에 따라 변할 수 있지만, 해당 응용 분야에 대한 실험을 거쳐 상수 값이 결정된다.

IV. 이동평균 예측량을 이용한 검출 방법의 최적화

FIR 필터는 이동평균 필터의 개념을 일반화한 것이다. 이동 평균 필터는 변동이 심한 데이터를 해석하기 전에 평탄하게 하기 위해 사용된다^[10].

표준 검출 LMS^{[2][8]}는 LMS에 비해 더 나은 수렴률을 가진다. 수렴 가중치 인자 μ 가 커지면 안정성은 감소하고, 이와 반대로 수렴 가중치 인자 μ 가 작아지면 안정성은 증가하게 된다. 이 장에서는 새로운 MVLMS 알고리즘을 이용하여 안정성에 못지않게 수렴률 또한 강조될 것이다. 식 (14)에서 정의된 바와 같이 이동 평균 필터는 간단한 선형 시불변 시스템이다^[10]. 식 (14)에서 정의된 시스템은 시간 n 의 출력이 $e[n]$ 의 평균과 $L-1$ 개의 이전 입력으로 계산되기 때문에 L-point 예

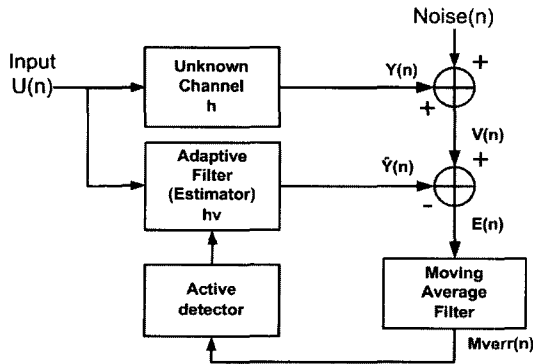


그림 3. MVLMS 반향 제거기
Fig. 3. MVLMS echo canceller.

측 에러 이동 평균기라고 한다.

$$\begin{aligned} MVerr[n] &= \frac{1}{L} \sum_{k=0}^{L-1} e[n-k] \\ &= \frac{1}{L} (e[n] + e[n-1] + \dots + e[n-L+1]) \end{aligned} \quad (14)$$

제안된 시스템에서의 새로운 반향 제어 기법은 그림 3에서 보이는 바와 같이 반향제거 알고리즘과, 동적 검출기와 이동 평균 필터의 혼합된 형태의 시스템이다.

1. 검출 개요

$m \ll n; 0 \leq t_1 \leq t_2 < \dots < t_m \leq n-1$ 일 때, 미지의 채널은 미약하게 활동한다. 미지의 채널을 n 차원의 파라미터 벡터로 정의하면 식 (15)와 같다.

$$h = [\theta_{j_1-1}, b_{j_1}, \theta_{j_2-j_1-1}, b_{j_2}, \dots, \theta_{j_m-j_{m-1}-1}, b_{j_m}, \theta_{n-1-j_m}]^T \quad (15)$$

여기서 $n > j_m > j_{m-1} > \dots > j_2 > j_1 > 0$ 이며, θ_j 는 $1 \times j$ 크기의 영행렬이다. b_{j_m} 은 영행렬이 아닌 행렬이며 $|b_{j_i}| > \sqrt{\mu \sigma_{noise}^2 / (\hat{m} \sigma_u^2)}$ 이다. 여기서 \hat{m} 은 m 의 예측치이며 σ_u^2 와 σ_{noise}^2 는 $u(k)$ 와 $noise(k)$ 의 편차이다. 활성 파라미터는 LMS 적용 잡음치보다 큰 크기를 갖는다. 각각의 나머지 파라미터는 비활성 파라미터로 정의된다^{[4][13]}. 검출의 목표는 m 개의 0이 아닌 h 의 요소의 위치를 정하는 것이다. 여기서는 다음의 structurally consistent least squares(SCLS)에 기반한 비용 함수를 사용하기로 한다.

$$J_{SCLS}(N) = J_{LS}(N) + m\sigma_v^2 \log N \quad (16)$$

여기서 $J_{LS}(N) = \sum_{k=1}^N [v(k) - hvU(k)^T]^2$ 이고, σ_v^2 은 $v(k)$ 의 편차이다. m 은 알려지지 않은 활동 파라미

터의 수이다.

$$\hat{J}_{SCLS} = \sum_{k=1}^N v^2(k) - \sum_{i=1}^m [X_{j_i}(N) - \sigma_v^2 \log N] \quad (17)$$

$$X_{j_i}(N) = \frac{\left[\sum_{k=1}^N v(k) u_{j_i}(k) \right]^2}{\sum_{k=1}^N u_{j_i}^2(k)} \quad (18)$$

J_{SCLS} 가 $X_{j_i}(N) > T(N)$ 을 만족하는 $J_i = J$ 인 인덱스에 의해 최소화되는 것은 명확하다. 여기서 $X_{j_i}(N)$ 은 활성측정치이고 $T(N)$ 은 활성 임계치이며 $T(N)$ 은 다음 식과 같이 정의된다.

$$T(N) = \sigma_v^2 \log N \approx \frac{\log N}{N} \sum_{k=1}^N v^2(k) \quad (19)$$

2. 수정된 이동 평균 예측기

이 방법은 다음과 같은 알고리즘으로 요약할 수 있다^[14].

1. $\alpha \in [0, 1)$ 의 범위에서 LMS forgetting factor를 고른다.

$$d(k) = 0, a_j(0) = 0, b_j(0) = b_0 > 0, c_j(0) = 0, \hat{\theta}_j(0) = 0$$

으로 설정하며 이때 $j = 0, 1, \dots, n-1$ 이다.

$$2. b_j(k) = b_j(k-1) + v(k)u(k-j)$$

$$a_j(k) = a_j(k-1) + u(k-j)^2$$

$$c_j(k) = \frac{b_j^2(k)}{a_j(k)}$$

$$d(k) = d(k-1) + v(k)^2$$

을 이용하여 시간 k 의

$$d(k), a_j(j \leq k), b_j(j \leq k), c_j(j \leq k)$$
를 갱신한다.

3. $x_j(k) > [d(k) \log k] / k$ 를 만족하는 인덱스 집합 $\{b_{j_i}\}$ 를 결정한다. 인덱스의 집합 $\{b_{j_i}\}$ 와 대응하는 위치에 1이 들어가고 나머지 위치에는 0이 들어가는 $n \times 1$ 크기의 벡터 $g(k)$ 를 만든다.

4. 수정된 이동 평균 예측기는 다음을 이용하여 k 시간의 $\hat{\theta}_j(k)$ 를 갱신한다.

$$\begin{aligned}
 hv &= (\hat{\theta}_0(k), \hat{\theta}_1(k), \dots, \hat{\theta}_{n-1}(k))^T \quad n=48 \\
 e(n) &= v(n) - hv(k)^T * U \\
 MVerr[n] &= \frac{1}{L} \sum_{K=0}^{L-1} e[n-k] \\
 &= \frac{1}{L} (e[n] + e[n-1] + \dots + e[n-L+1]) \\
 \hat{\theta}_j(K+1) &= \alpha^{1-g_j(k)} \hat{\theta}_j(k) + \mu * MVerr * g_j(k) u(k-j)
 \end{aligned}$$

여기서 $g_j(k)$ 는 j 번째 $g(k)$ 요소이다.

5. 2번부터 반복한다.

V. 실험 결과

이 장에서는 non-zero tap(즉, 활성탭) 검출방법을 이용한 LMS, MVLMS, RLS 알고리즘의 실험결과를 논한다. 미지의 채널은 $m=5$ 의 탭(4,-2,3,-3,1)과 $n=48$ 의 총 길이를 가졌다. 실험에서 사용된 부가적 신호 noise는 단위편차를 가지는 영 평균 가우시안 신호였다.

1. 표준 적응 필터 비교

실험에 사용된 필터의 목록이 표 1에 나타나 있다: LMS, NMLS, RLS. 16,000샘플의 표준제곱에러(MSE)는 RLS가 LMS, NMLS에 비해 적게 나타났다.

표 1. LMS, NMLS, RLS의 MSE 비교
Table 1. Comparison LMS, NMLS and RLS with mean squared error.

	LMS	NLMS	RLS
백색 입력에서의 MSE	0.02	0.01~0.02	0.0002~0.001
유색 입력에서의 MSE	0.03	0.03~0.04	0.005~0.006

2. 탭 검출을 이용한 MVLMS 결과

이동평균 LMS 알고리즘이 검출방법과 혼용되었다. 탭 검출을 이용한 LMS^[4]는 대체적으로 불안정하고,

표 2. 새로운 MVLMS방법과 탭 검출을 이용한 LMS의 성능비교

Table 2. Comparison of newly MVLMS method and LMS with tap detection.

	탭 검출을 이용한 LMS				탭 검출을 이용한 MVLMS			
	0.001	0.01	0.05	0.1	0.001	0.01	0.05	0.1
수렴 가중치 인차	0.001	0.01	0.05	0.1	0.001	0.01	0.05	0.1
MSE	0.002	0.04	0.4	0.2	20	0.06	0.003	0.001

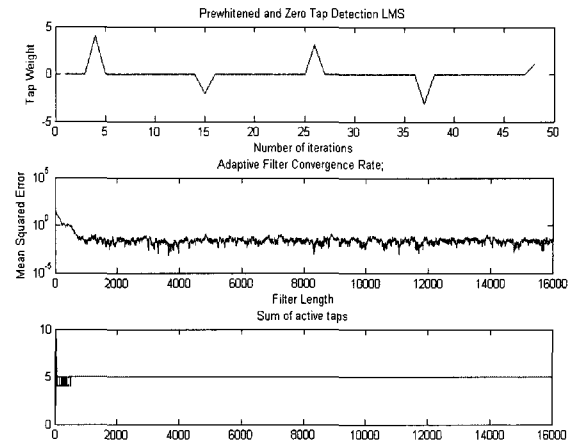


그림 4. MVLMS를 통해 검출된 활동 탭 수와 MSE
Fig. 4. Mean squared error and the number of active taps detected MVLMS.

표 3. 이동평균필터 크기에 따른 MVLMS의 MSE
Table 3. Comparison of the MSE of MVLMS over moving average filter size.

이동평균 포인트	$\mu=0.05$	$\mu=0.5$	$\mu=0.1$
24 point	0.003	0.004	0.005
48 point	0.001~0.002	0.004	0.001~0.003
64 point	0.002	0.005	0.0005~0.0008

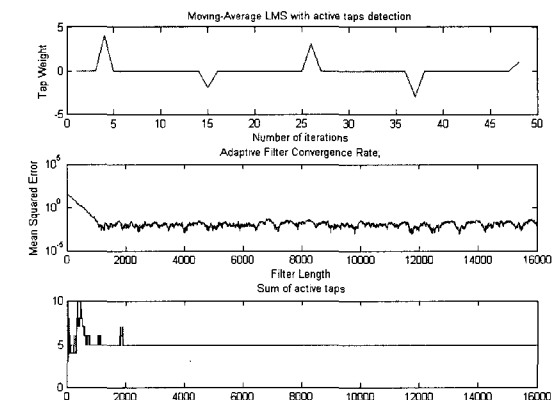


그림 5. 실험결과 비교 - MSE, LMS($\mu=0.001$), 검출을 이용한 LMS($\mu=0.001$), MVLMS($\mu=0.5$)
Fig. 5. Comparison of simulation result, LMS ($\mu=0.001$) LMS with detection($\mu=0.001$), MVLMS ($\mu=0.5$), SNR=0dB.

16000 샘플에서 큰 MSE를 갖는다. 반면에, MVLMS는 안정성과 MSE 양쪽 모두 적지 않은 향상을 가져왔다. 확실히 MVLMS는 검출방법을 이용한 LMS보다 더 나은 성능을 제공한다. 탭 검출을 이용한 LMS와 MVLMS의 성능 비교표는 표 2에 나타나 있다.

MVLMS 모델에 대한 실험 결과는 그림 4에 나타나

있다.

이동평균 필터 크기에 따른 전체적인 MVLMS의 성능이 표 3에 나타나 있다. 결과에서 보여지 듯 MVLMS는 안정성과 MSE 두 가지에서 많은 향상을 가져온다. 그림 5에서는 검출법을 이용한 LMS, RLS, MVLMS의 실험결과를 도식화한다.

3. 음성 신호를 이용한 실험

그림 6은 음성신호를 입력으로 가지는 FIR 필터 차수 1000과 스텝크기 0.005를 가지는 LMS 알고리즘의 목표 신호, 적응 출력 신호, 예측 에러와 비용함수를 도식하였다. MSE는 알고리즘이 진행됨에 따라 비용함수

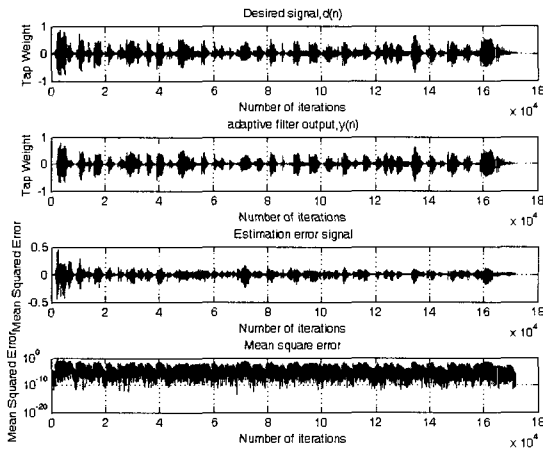


그림 6. 음성 입력을 가지는 표준 LMS 알고리즘, 적응 필터 탭=1000, 스텝 크기=0.001

Fig. 6. Standard LMS algorithm for speech input, adaptive filter tap=1000, step size=0.001.

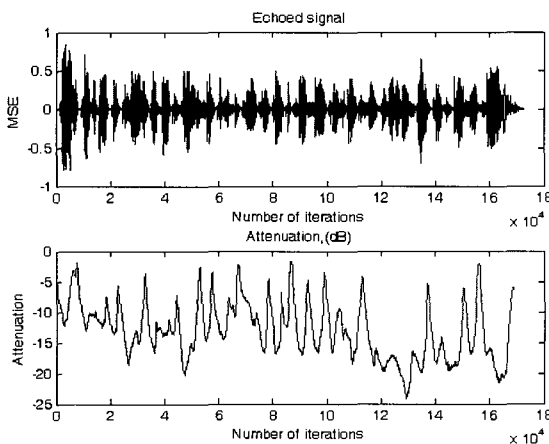


그림 7. LMS알고리즘에 의한 반향 신호의 감쇠도(dB)
Fig. 7. Attenuation of the echoed signal(dB) by the LMS algorithm.

의 평균값이 감소하는 것을 나타내고 있다. 이는 필터의 임펄스 반응이 실제 임펄스 반응으로 수렴하고 더 정확하게 목표 신호를 따라가면서 반향 신호를 소거하게 되는 것과 같다.

반향제거의 성공 여부는 목표 신호와 에러 신호의 비로 나타낼 수 있다. 그림 7은 이러한 감쇠도를 데시벨로 나타내고 있다. 이 실험에서의 LMS의 평균 감쇠도는 -13.5dB 이다.

MVLMS 알고리즘은 Matlab으로 실험이 이루어졌다. 이것은 실시간 반향제거를 위해서도 사용된다. 그림 8은 MVLMS 적응 반향 제거 실험의 결과를 보여준다.

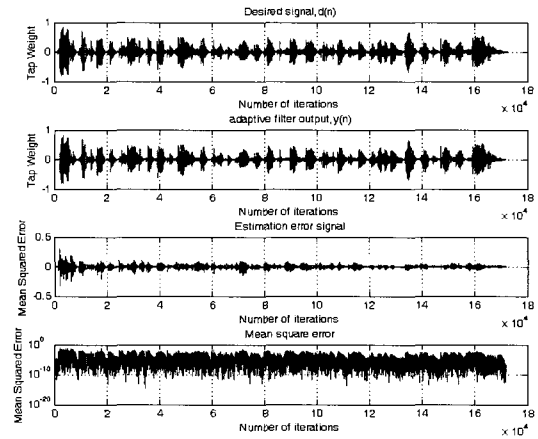


그림 8. 제안된 MVLMS 알고리즘, 적응 필터 탭=1000, 스텝 크기=0.5

Fig. 8. Proposed MVLMS algorithm for speech input, adaptive filter tap=1000, step size=0.5.

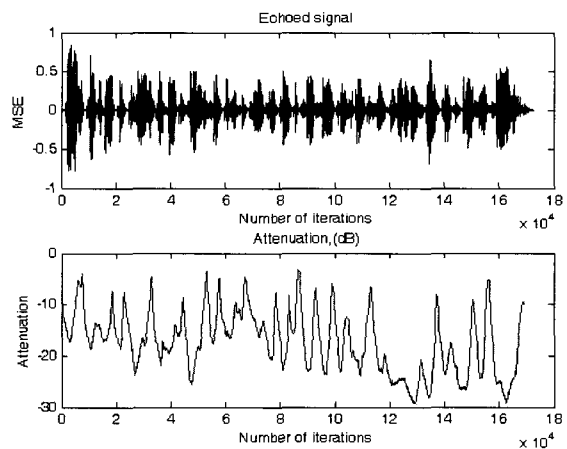


그림 9. MVLMS알고리즘에 의한 반향 신호의 감쇠도(dB)
Fig. 9. Attenuation of the echoed signal(dB) by the MVLMS algorithm.

그림 9는 MVLMS 적용 필터에 의한 반향 신호의 dB 감쇠도를 보인다. 평균 감쇠도는 -20dB이다. 표준 LMS 알고리즘에 비하여 5.5dB에 가까운 향상이 있었다. 이를 그림 6과 비교하면 에러 신호는 더 작고 MSE 역시 LMS 알고리즘에 비해 더 작은 것을 알 수 있다. 특히, MVLMS 방법은 더 강인한 결과를 위해 스텝 크기를 더 높게 되고 이는 LMS 알고리즘의 계산량보다 약간 더 많은 계산량을 요구하게 된다.

4. 계산량

LMS 활성 탭 예측기는 LMS 예측기에 비해 두 배 높은 샘플 간격당 $4n + 2$ 번의 곱셈을 요구한다^[7]. MVLMS의 계산량은 다음과 같다: $5n + 2$

표 4. 이동평균 예측기 계산량
Table 4. Computational cost of the MVLMS estimator.

1)	4단계에서의 MVLMS $h_v(k)$ 갱신	$3n$
2)	2,3단계에서의 활성 탐지	$2n + 2$
2.1)	$b_j(k)$ 의 갱신 $j = 0:n-1$	$2n$ 곱셈
2.2)	$a_j(k)$ 의 갱신 $j = 0:n-1$	1회 곱셈
2.3)	$(\log k)/k$ 는 look up table 로 부터 취득 $[d(k)\log k]/k$ 는 샘플 간격당 한번의 곱셈을 요구	1회 곱셈

VI. 결 론

본 논문은 활성 탭의 확장된 영역으로 구성된 임펄스 응답을 가지는 채널에 대한 LMS 예측에 대해 고려했다. 표준 검출 LMS 알고리즘은 LMS계열 알고리즘보다는 더 나은 수렴률을 가지지만 LMS계열 알고리즘과 매우 비슷한 특성 때문에 빠른 수렴이 이루어지지 못하였다. 수렴 가중치 인자 μ 가 커질수록 시스템의 안정도는 낮아진다. 본 논문에서 제안된 MVLMS 검출 방법은 향상된 안정성 못지않은 수렴 가중치 인자의 향상을 가져왔다. 앞으로 필요한 과제는 이 새로운 알고리즘의 강인성을 시험하기 위해 다양한 환경에서의 실험이 요구된다. 또한 제안된 알고리즘에 대한 정밀한 분석에 바탕을 둔 실험이 요구될 것이다.

참 고 문 헌

[1] WebProForum, Echocancellationtutorial.
http://webproforum.com/echo_cancel/index.htm, 2001.

[2] J. Homer, Adaptive echo cancellation in telecommunications, Ph.D.dissertation, Australian National University, Canberra, ACT, Australia, 1994.

[3] M .M. Sondhi, "Silencing echoes on the telephone network" Proceedings of the IEEE, Berkley, D.A. , Vol. 68, pp. 948963, 1980.

[4] J. Homer, "Detection guided NLMS estimation of sparsely parameterized channels". IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Analog and Signal Processing, Vol. 47, No.12, pp. 14371442, 2000.

[5] J. R. Casar-Corredera and J. A. Alcazar-Fernandez, "An acoustic echo canceller for teleconference systems", In Proceedings of the IEEE 1986 International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Tokyo, Japan, pp. 13171320, 1986.

[6] "Digital land mobile radio communications," Office for Official Publication of the European Communities, Luxembourg, Final Rep. COST 207, 1987.

[7] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", PrenticeHall, Upper Saddle River, New Jersey, 2002.

[8] S. L. Gay, "Acoustic Signal Processing for Telecommunication", Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 2000.

[9] B. Widrow and S. D. Stearns, "Adaptive Signal Processing", PrenticeHall, Upper Saddle River, New Jersey, 1985.

[10] J. H. McClellan, R. W. Schafer and M. A. Yoder, "Signal Processing First", PrenticeHall, Upper Saddle River, New Jersey, 2003.

[11] V. Edward, "Signal prewhitening schemes for detection-guided LMS estimates", Department of Electrical and Computer Engineering, University of Queensland, Brisbane, Queensland, Australia, 1999.

[12] H. Michael, "Acoustic echo cancellation digital signal processing", Bachelor of Engineering thesis, The school of electrical engineering, The university of Queensland, 2003.

[13] J. Homer and I. Mareels, "LS detection guided NLMS estimation of sparse systems", Proceedings of the IEEE 2004 International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Montreal, Quebec, Canada, pp. 861864, 2004.

[14] J. Homer, I. Mareels, R. R. Bitmead, B. Wahlberg and F. Gustafsson, "Improved LMS estimation via structural detection", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 46, No. 10, 26512663, 1998.

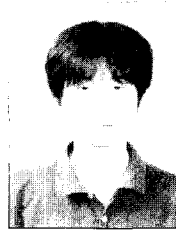
 저 자 소 개

이 수 정(정회원)

대한전자공학회 논문지

제 42권 SP편 4호 참조

<주관심분야 : 음성신호처리>



신 계 현(학생회원)

2006년 광운대학교 컴퓨터공학부
소프트웨어 학사 졸업.

2007년 현재 광운대학교
컴퓨터공학과 석사 과정.

<주관심분야 : 음성 및 음향 신호
처리, 음성인식, 음향심리>

김 순 협(정회원)

대한전자공학회 논문지

제 42권 SP편 4호 참조

<주관심분야 : 음성인식>