

음향 반향 제거를 위한 가변수렴인자를 갖는 잡음에 강건한 적응 NLMS 알고리즘

박장식[†] · 손경식^{**}

요 약

본 논문에서는 계산량이 크게 증가하지 않으면서 음향 반향 제거기의 성능을 향상시키는 잡음에 강건한 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 NLMS 알고리즘을 기반으로 적응 상수를 기준 입력신호와 마이크 입력신호의 전력합으로 정규화한다. 마이크 입력으로 근단화자의 음성신호와 잡음이 입력되면 그 전력만큼 적응 상수가 작아지기 때문에 이들 주변 잡음신호에 의한 계수 오조정을 줄일 수 있다. 따라서 제안하는 알고리즘은 동시통화와 주변 잡음이 있는 상황에서 반향 제거 기능을 잘 수행한다. 제안하는 알고리즘의 수렴 속도는 반향 신호가 10~20 dB SPL 정도 감쇠되기 때문에 NLMS 알고리즘에 비해서 크게 느려지지 않는다. 본 논문에서는 제안하는 알고리즘의 성능을 분석하고 기존의 알고리즘과 비교한다.

A Noise-Robust Adaptive NLMS Algorithm with Variable Convergence Factor for Acoustic Echo Cancellation

Jang Sik Park[†] and Kyung Sik Son^{**}

ABSTRACT

In this paper, a new robust adaptive algorithm is proposed to improve the performance of AEC without computational burden. The proposed adaptive algorithm is based on NLMS algorithm, and its step-size is varied with the reference input signal power and the desired signal power. Its step-size is normalized by the sum of the powers of the reference input signal and the desired signal. When the near-end speaker's speech and noise are applied into the microphone, the step-size becomes small and the misalignment of coefficients are reduced. Therefore, AEC with proposed algorithm performs well in the noisy environment and the double-talk situation. The convergence speed is comparable to NLMS algorithm at AEC application because the echo signals are attenuated about 10~20 dB SPL. The characteristics of this algorithm is also analyzed and compared with conventional ones in this paper.

1. 서 론

통신시스템의 발달로 다양한 음성통신 서비스가 제공되고 있으며 편리하고 안전한 통화를 위해서 핸드프리(hands-free) 단말기를 이용한 음성 통신이 원거리회의(teleconference), 차량용 핸드프리 전화기 등에 활용되고 있다[1-7]. 그러나 핸드프리 단말

기를 이용한 음성 통신에서는 스피커의 출력 음성 신호가 마이크로 입력되는 음향 반향(acoustic echo)이 생긴다[3]. 음성을 전송한 원단화자는 상대방의 마이크로 입력된 자신의 반향과 상대방의 음성신호를 함께 듣기 때문에 부자연스럽게 된다. 핸드프리 단말기를 이용한 음성 통신에서 음향 반향을 제거하여 원활한 음성 통신을 할 수 있도록 하는 것이 음향 반향 제거 기술이다. 공간의 음향 환경 즉, 창문의 개폐나 사람들의 움직임에 따라 반향 경로의 임펄스 응답이 변한다. 따라서 시변하는 반향 경로를 추정하

본 연구는 정보통신분야 우수학교 지원사업 과제로 수행되었음.

[†] 동의공업대학 영상정보처리과

^{**} 부산대학교 전자공학과

여 음향 반향을 제거하는 적응필터(adaptive filter) 기법이 활용되고 있다[8,9].

구조가 간단하고 안정한 수렴을 하는 NLMS(normalized least mean square) 알고리즘이 음향 반향 제거 알고리즘으로 널리 사용되고 있다[1][10]. 그런데 NLMS 알고리즘은 입력 신호가 음성신호와 같이 유색 신호(colored signal)인 경우에는 수렴속도가 현저히 저하된다[11]. 그리고 적응 필터 기법을 이용한 음향 반향 제거기는 잡음에 의해서 적응 필터의 계수가 오조정되어 반향제거 성능을 저하된다. 특히 동시통화시 즉 근단화자의 음성 신호가 마이크로 입력될 때 적응 필터의 계수 오조정이 심각하게 발생한다. 동시통화의 문제를 해결하기 위해서 동시통화 검출기를 이용하는 방법과 적응필터의 적응 상수를 조절하는 방법이 제안되고 있다. 일반적으로 동시통화 검출기를 이용하는 방법은 근단화자의 음성 신호가 검출되면 적응필터의 적응을 중단한다[10]. 통계적으로 비슷한 성질을 갖는 반향과 근단화자의 음성 신호를 분리하기가 어렵기 때문에 동시통화 검출이 어렵다. 한편 Hirano 등[5,6]은 동시통화 검출기를 사용하지 않고 동시통화를 포함한 잡음 환경에 강건한 알고리즘을 제안했다. 이 방법은 기본적으로 주변 잡음의 전력만큼 적응필터의 적응상수를 작게 함으로써 계수 오조정을 줄이는 방법이다. 이 알고리즘은 수렴속도가 느리기 때문에 적응 초기에는 반향이 거의 제거되지 않는다.

본 논문에서 음향 반향 제거기의 성능을 향상시키기 위해서 주변 잡음에 대해서 강건한 적응 알고리즘을 제안한다. 제안하는 적응 알고리즘은 근단화자의 음성신호 등의 주변 잡음에 의해서 적응필터의 계수가 오조정되지 않도록 적응필터 입력신호의 전력과 마이크로 입력 신호 전력의 합으로 적응 상수를 정규화한다. 이 알고리즘은 근단화자의 음성 신호 등의 주변 잡음 신호가 없는 경우에는 NLMS 알고리즘과 같이 동작하고 주변 잡음 신호가 있는 경우에는 주변 잡음 신호의 전력만큼 적응 상수가 작아져서 적응 필터의 계수 오조정이 작아진다. 따라서 주변 잡음 신호에 의해서 반향 제거 성능이 저하되는 것을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 과잉 평균 자승 오차(excess mean square error)를 통해서 제안하는 알고리즘이 주변 잡음신호에 대해서 강건한 특성이 있음을 보인다. 기존의 NLMS 알고리즘은 주변 잡음신

호의 전력에 비례해서 과잉 평균 자승 오차가 증가하지만 제안하는 알고리즘은 잡음 신호의 전력이 증가하더라도 일정한 값으로 수렴한다. 또한 본 논문에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해서 성능이 우수함을 보였다.

2. 기존의 음향 반향 제거 알고리즘

2.1 NLMS 알고리즘

적응필터를 이용한 음향 반향 제거기는 그림 1과 같은 구조이다. 적응 알고리즘으로는 일반적으로 안정된 수렴을 하고 구조가 간단한 NLMS 알고리즘을 활용한다[1].

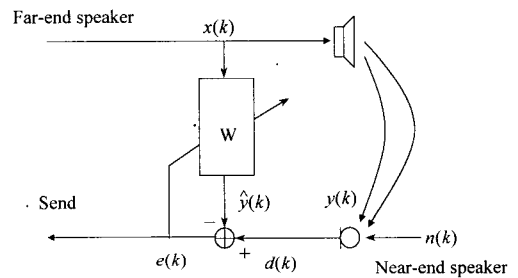


그림 1. 적응필터를 이용한 음향 반향 제거기

NLMS 알고리즘은 LMS 알고리즘의 적응상수를 입력신호의 전력으로 정규화한 것이다. 그림 1과 같은 구조에서 적응 필터를 적용시키는 NLMS 알고리즘은 식(1)~(4)과 같이 추정 오차신호와 입력신호로 적응필터의 계수를 적응시킨다.

$$d(k) = y(k) + n(k) = W_o^T(k) X(k) + n(k) \quad (1)$$

$$e(k) = d(k) - \hat{y}(k) = d(k) - W^T(k) X(k) \quad (2)$$

$$W(k+1) = W(k) + \mu(k)e(k)X(k) \quad (3)$$

$$\mu(k) = \frac{\alpha}{X^T(k) X(k)} \approx \frac{\alpha}{L\sigma_x^2} \quad (4)$$

$d(k)$ 는 음향 반향과 주변 잡음신호의 합으로써 마이크로 입력되어 샘플링된 신호이다. $n(k)$ 는 측정잡음 등을 포함하는 주변 잡음신호이다. $W_o(k)$ 는 음향 반향 경로의 계수벡터로써 최적 계수벡터(optimal weight vector)이다. $X(k)$ 와 $W(k)$ 는 각각 적응필터의 입력벡터와 계수벡터이다. $[*]^T$ 는 벡터의 전치(transpose)이다. 식(4)의 $\mu(k)$ 는 적응상수이고, α

는 적응필터의 정규화 적응상수이다. L 은 적응필터 차수를 나타내며 σ_x^2 는 입력신호의 분산이다. $e(k)$ 는 추정 오차신호로써 상대방으로 전송되어질 신호이다. 추정 오차신호는 음향 반향 제거기에서는 잔여 반향신호이기도 하다.

적응필터의 계수벡터 $W(k)$ 는 $e(k)$ 와 $X(k)$ 를 이용해서 $E[e^2(k)]$ 가 최저가 되도록 적응한다[12]. 계수벡터 $W(k)$ 가 최적 계수 벡터 $W_o(k)$ 를 추정해감에 따라서 적응필터의 출력 $\hat{y}(k)$ 가 반향신호 $y(k)$ 를 추정한다. 식(2)와 같이 마이크 입력신호 $d(k)$ 로부터 $\hat{y}(k)$ 를 빼면 전송되어야할 근단화자의 음성신호 $n(k)$ 를 분리할 수 있다.

NLMS 알고리즘은 동시통화시 근단화자의 음성신호에 의해서 적응필터의 계수가 크게 오조정되어 음향 반향 제거 성능이 저하되는 단점이 있다. 동시통화시에는 추정 오차신호에 이들 신호가 포함되어 식(1)을 (2)에 대입하면

$$e(k) = y(k) + n(k) - W^T(k) X(k) = W_o^T(k) X(k) - W^T(k) X(k) + n(k) \quad (5)$$

이 되고 식(5)를 식(3)에 대입하면

$$W(k+1) = W(k) + \mu(k) (y(k) - W^T(k) X(k)) X(k) + \mu(k) n(k) X(k) \quad (6)$$

이 된다. 적응필터 계수벡터 $W(k)$ 는 상관관계(correlation)가 없는 $n(k)$ 에 의해서 오조정된다. 그리고 $n(k)$ 에 에너지가 큰 근단화자의 음성신호가 포함되면 오조정은 더욱 커진다.

2.2 Hirano의 적응 알고리즘

Hirano 등[5, 6]은 자동차 소음에 의해서 적응필터의 계수가 오조정되는 것을 방지하기 위해서 식(7)~(9)과 같이 적응 상수를 입력 신호와 추정 주변 잡음신호에 따라 시변하는 방법을 제안했다.

$$\mu(k) = \frac{\alpha P_x(k)}{L(P_x^2(k) + P_n^2(k))} \quad (7)$$

$$P_n(k) = \gamma P_N(k) \quad (8)$$

$$P_N(k+1) = \begin{cases} \beta P_N(k) + (1-\beta)e^2(k), & P_e(k) \geq P_{\beta}(k) \\ P_N(k), & P_e(k) < P_{\beta}(k) \end{cases} \quad (9)$$

$P_x(k)$ 와 $P_N(k)$ 는 각각 입력신호와 추정 잡음의 전력이며, $P_e(k)$ 는 추정 오차신호의 전력이며 $P_{\beta}(k)$ 는 반향 추정신호의 전력이다. β 는 전력을 추정하기 위한 망각지수(forgetting factor)이다. $P_n(k)$ 는 $P_N(k)$ 에 특정한 값 γ 를 곱해서 얻어지는 임계값이다. 잡음 전력을 추정하는데 있어 잔여 반향의 영향을 없애기 위해 추정 잡음전력은 반향이 없을 때만 식(9)과 같이 갱신된다. 반향과 추정 잡음전력을 분리할 수 없기 때문에 반향 추정신호를 반향신호로 간주하고 반향 추정신호와 추정 오차신호를 비교하여 추정 오차신호가 크면 추정 오차신호에 주변 잡음신호가 많은 것으로 판정하여 $P_N(k)$ 를 갱신한다.

이 알고리즘은 NLMS 알고리즘에 비해서 작은 계산량의 추가만으로 주변 잡음에 강건한 특성을 얻을 수 있다. 그러나 이 알고리즘은 적응 초기에 수렴속도가 느려진다. 수렴초기에는 적응필터의 계수들의 값이 0 이므로 추정 반향신호는 0 이 되고 반면에 추정 오차신호는 크다. 따라서 잔여 반향이 잡음으로 간주되어 추정 잡음의 전력이 갱신되어 빠르게 수렴해야하는 적응 초기에 적응상수가 작아져서 수렴속도가 느려진다. 그리고 식(8)의 γ 에 의해서 성능이 크게 변해서 상황에 따라 γ 를 변화시켜야 하는 불편한 점이 있다.

3. 잡음에 강건한 적응 알고리즘

3.1 제안하는 적응 알고리즘

본 논문에서는 주변잡음에 의해서 적응필터의 계수 오조정되는 것을 줄이기 위해서 잡음에 대해서 강건한 음향 반향 제거 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 적응필터의 계수를 적응시킬 때 식(4)의 NLMS 알고리즘 적응상수 대신 식(10)과 같이 가중값을 곱한 적응상수를 이용하여 잡음에 의한 계수 오조정을 감소시킨다.

$$\mu(k) = \frac{\sigma_x^2(k)}{\sigma_x^2(k) + \sigma_n^2(k)} \frac{\alpha}{X^T(k) X(k)} \quad (10)$$

$\sigma_x^2(k)$ 와 $\sigma_n^2(k)$ 는 각각 입력신호와 마이크로폰 입력신호의 분산(variance), 즉 전력이다. 가중값은 근단화자나 주변잡음이 적은 경우에는 1에 가까워져서 NLMS 와 같이 적응하고 주변잡음신호가 있는 경우

에는 그 전력만큼 적응상수 값을 감소시켜 계수오차를 줄일 수 있다. 그리고 식(10)은 입력신호벡터의 내적을 입력신호의 전력으로 표현할 수 있기 때문에 식(11)으로 표현할 수 있다.

$$\mu(k) = \frac{\sigma_x^2(k)}{\sigma_x^2(k) + \sigma_d^2(k)} \frac{\alpha}{L\sigma_x^2(k)} = \frac{\alpha}{L(\sigma_x^2(k) + \sigma_d^2(k))} \quad (11)$$

NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 계산량을 표 1에서 비교한다. 마이크 입력신호의 전력을 Running power estimate로 구한다면 곱셈과 덧셈이 각각 3회, 2회가 증가한다. 적응 FIR 필터를 이용해서 음향 반향 제거기를 구현에 있어 중요한 요소는 필터 탭수이다. 일반적으로 적응 필터의 탭수를 256으로 설정하는 경우에 대해서 곱셈 계산량을 비교하면 NLMS 알고리즘이 516 회이고 제안하는 알고리즘이 519회이다. 따라서 제안하는 알고리즘은 NLMS 알고리즘에 비해서 크게 계산량이 증가하지는 않는다.

표 1. 계산량 비교

Algorithm	Multiplication	Addition	Division
NLMS	2L+4	L+4	1
Proposed	2L+7	L+6	1

적용 알고리즘의 성능을 분석하기 위해서 본 논문에서 다음과 같이 가정한다.

① 입력신호 $x(k)$ 와 주변 잡음신호 $n(k)$ 는 정적(stationary)이고 통계적으로 iid(independent identically distributed)이다.

② 입력신호 $x(k)$ 와 주변 잡음신호 $n(k)$ 는 상관관계가 없다.

③ ②의 가정에 따라 $n(k)$ 는 반향 신호 $y(k)$ 와 추정 반향신호 $\hat{y}(k)$ 와 상관관계가 없다.

④ $x(k)$ 와 적응필터 계수 벡터 $W(k)$ 는 독립이다.

3.2 정상상태 성능 분석

본 논문에서는 과잉 평균 자승오차를 통해서 NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 정상상태를 비교하고자 한다. LMS 알고리즘의 평균 자승 오차는

$$J(k) = J_{min} + E[V^T(k)RV(k)] \quad (12)$$

이다[13]. J_{min} 는 최소 평균 자승오차이다. R 는 입력신호의 자기상관 행렬이며 $V(k)$ 는 계수 오차벡터이다. LMS 알고리즘의 과잉 평균 자승오차는

$$J_{ex}(k) = J(k) - J_{min} = E[V^T(k)RV(k)] \quad (13)$$

으로 정의한다. 정상상태에서 주변 잡음신호를 고려한 LMS 알고리즘의 과잉 평균 자승오차는 식(14)과 같다[14, p.43].

$$J_{ex}(\infty) = \frac{\mu L \sigma_x^2 (J_{min} + \sigma_n^2)}{2 - \mu L \sigma_x^2} \quad (14)$$

σ_n^2 는 주변 잡음의 분산이다. 식(14)의 μ 에 식(4)의 시변 적응상수를 대입함으로써 NLMS 알고리즘의 과잉 평균 자승오차를 식(15)과 같이 얻을 수 있다.

$$J_{ex-NLMS}(\infty) = \frac{\alpha (J_{min} + \sigma_n^2)}{2 - \alpha} \quad (15)$$

$J_{ex-NLMS}$ 는 NLMS 알고리즘의 과잉 최소 자승오차이다. 식(15)에서 NLMS 알고리즘은 입력신호의 전력에 무관하지만 주변 잡음신호의 전력에 영향을 받는 것을 알 수 있다. NLMS 알고리즘의 과잉 평균 자승오차는 주변 잡음신호의 전력에 비례해서 증가한다. 제안하는 알고리즘 역시 같은 방법으로 그 정상상태 특성을 알 수 있다. 식(14)의 μ 에 식(11)의 시변 적응상수를 대입하면

$$J_{ex-prop}(\infty) = \frac{\alpha \sigma_x^2 (J_{min} + \sigma_n^2)}{(2 - \alpha) \sigma_x^2 + 2\sigma_d^2} \quad (16)$$

이 된다. $J_{ex-prop}$ 는 제안하는 적응 알고리즘의 과잉 평균 자승오차이다. 그리고 식(16)의 분모에서 두 번째 항의 σ_d^2 는 음향 반향 $y(k)$ 와 주변 잡음신호 $n(k)$ 가 서로 상관관계가 없다는 가정을 이용하면 식(17)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} E[d^2(k)] &= E[y^2(k) + n^2(k) + 2y(k)x(k)] \\ &= E[y^2(k)] + E[n^2(k)] \end{aligned} \quad (17)$$

이 된다. 따라서 식(16)는 식(18)과 같이 표현할 수 있다.

$$J_{ex-prop}(\infty) = \frac{\alpha \sigma_x^2 (J_{min} + \sigma_n^2)}{(2 - \alpha) \sigma_x^2 + 2(\sigma_y^2 + \sigma_n^2)} \quad (18)$$

식(18)에서 σ_n^2 가 계속 커지면 식(19)과 같이 일정한 값이 된다.

$$\lim_{\sigma_n \rightarrow \infty} J_{ex-prop}(\infty) = \frac{\alpha \sigma_x^2}{2} \quad (19)$$

제안하는 알고리즘의 과잉 평균 자승오차는 주변 잡음신호의 전력이 증가해도 계속 선형으로 증가하지는 않는다. 식(15)와 식(18)을 비교하면 NLMS 알고리즘의 과잉 최소 자승오차는 주변잡음의 전력에 대해서 선형으로 증가하지만 제안하는 적응 알고리즘은 큰 주변 잡음신호 전력에 대해서 과잉 최소 자승오차는 커지지 않고 일정하다. 식(18)을 통해서 주변 잡음에 대한 과잉 최소 자승오차의 변화를 입력신호의 분산이 1 인 경우에 대해서 주변 잡음신호의 분산을 증가시킨 경우에 NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘을 그림 2와 같이 비교하였다. 그림 2의 가로축은 반향에 대한 근단화자의 신호비(NTE, near-end signal to echo ratio)이고 세로축은 과잉 최소 자승오차이다. NTE 가 증가하는 것은 근단화자의 신호가 커짐을 나타낸다. (a)는 스피커에서 마이크 사이의 감쇠가 약 20 dB 인 것을 가정한 것이고 (b)는 감쇠없이 마이크로 입력되는 경우이다. NTE가 적은 경우에는 NLMS알고리즘과 제안하는 알고리즘의 과

잉 최소 자승오차가 거의 비슷하다. 그러나 두 경우에 대해서 NLMS 알고리즘은 NTE가 증가함에 따라 선형으로 증가하지만 제안하는 알고리즘은 일정한 값으로 수렴하는 것을 알 수 있다.

3.3 수렴 특성 분석

적용 알고리즘의 수렴 특성을 정성적으로 분석하기 위해서 LMS 알고리즘의 수렴 특성을 분석하고 LMS 알고리즘의 적응 상수에 식(11)의 시변 적응 상수를 대입하여 제안하는 적응 알고리즘의 수렴 특성을 분석한다. 수렴 특성 분석은 전통적인 방법에 따라 지수함수로 근사화하여 시정수를 구하고 각 샘플에 대한 과잉 평균 자승오차의 변화를 분석하였다. LMS 알고리즘의 수렴 특성을 구하는 것은 다소 복잡하기 때문에 직관적으로 수렴 특성을 분석하기 위해서 본 논문에서 LMS 알고리즘의 적응 상수가 1 보다 아주 작다고 가정하고 수렴 특성을 분석한다. 이 가정을 바탕으로 유도된 이론적 결과와 시뮬레이션 결과가 일치하는 것을 보임으로써 가정의 타당함을 보인다.

$x(k)$ 와 $W(k)$ 가 독립이라는 가정을 이용하고 계수 오차벡터를 이동하고 회전하여 식(13)의 LMS알고리즘의 과잉 최소 자승오차를 다시 정리하면 다음과 같다[13 p.182-p.184].

$$J_{ex}(k) = \sum_{i=0}^{L-1} \lambda_i E[v_i^2(k)] \quad (20)$$

$$E[v_i^2(k)] = (1 - \mu \lambda_i)^{2k} v_i(0)^2 + \mu^2 \sum_{j=0}^{k/2} (1 - \mu \lambda_i)^{2j} J_{min} \lambda_i \quad (21)$$

λ_i 는 입력신호의 자기상관 행렬의 i 번째 고유값이고 v_i 는 계수 오차벡터를 이동하고 회전한 벡터의 i 번째 요소이다. $v_i(0)$ 는 계수 오차의 초기값이다.

식(21)에서 $\mu \ll 1$ 이라 가정하면 두 번째 항은 무시할 수 있고 식(20)은

$$J_{ex}(k) = \sum_{i=0}^{L-1} \lambda_i (1 - \mu \lambda_i)^{2k} v_i(0)^2 \quad (22)$$

가 된다. 식(22)는 Greenberg의 결과와 일치한다[14, p.58]. 식(22)를 지수함수의 합으로 표현하면 LMS 알고리즘의 각 탭의 시정수 τ_i 는

$$\tau_i = \frac{-1}{\log(1 - \mu \lambda_i)} \quad (23)$$

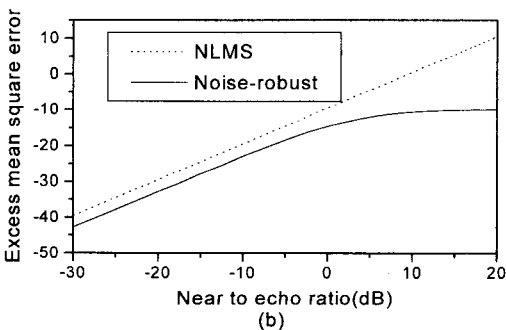
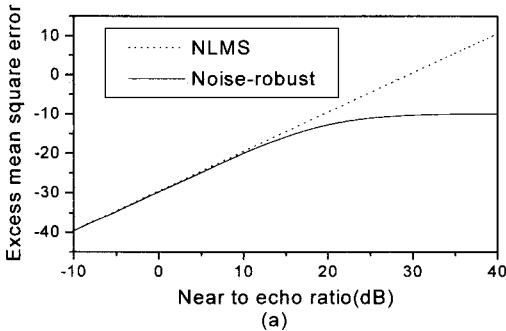


그림 2. 과잉 최소 자승오차 비교
(a) 20 dB 감쇠 (b) 감쇠없는 경우

이 되고 $\mu \lambda_i \ll 1$ 이라 가정하면

$$\tau_i \approx \frac{1}{\mu \lambda_i} \quad (24)$$

가 된다. 식(24)에 따라 NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 시정수, τ_{i-NLMS} 와 τ_{i-prop} 를 구하면 각각 식(25)와 식(26)이 된다.

$$\tau_{i-NLMS} = \frac{L\sigma_x^2}{\alpha\lambda_i} \quad (25)$$

$$\tau_{i-prop} = \frac{L(\sigma_x^2 + \sigma_n^2 + \sigma_y^2)}{\alpha\lambda_i} \quad (26)$$

제안하는 알고리즘의 시정수는 주변잡음의 전력과 반향의 전력에 의존하고 주변 잡음신호의 전력과 반향 신호의 전력 만큼 시정수가 길어진다.

그림 3은 NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 평균 자승오차 변화를 지수함수로 근사하여 식(27)에 따라 계산한 결과이다.

$$J(k) = J(\infty) + (J(0) - J(\infty))e^{-t/\tau} \quad (27)$$

시정수는 각각 식(25)와 식(26)을 이용한다. 알고리즘의 각 파라메타 $\alpha=0.2$, $L=10$, $J_{min}=0$, $\sigma_x^2 = \sigma_s^2$, $J_{ex}(0) = \sigma_y^2$ 그리고 $\lambda_i = \sigma_x^2$ 로 설정한다. 실선과 점선은 각각 제안하는 알고리즘과 NLMS 알고리즘의 과잉 평균 자승오차의 곡선이다. 그림 3의 (a)는 스피커에서 마이크 사이의 음향 반향 경로가 감쇠가 없는 경로로 가정한 것이다. 입력 NTE가 -10 dB 인 경우는 주변 잡음 등이 거의 없는 경우이고 0 dB는 근단화자의 음성신호가 반향만큼 있는 경우를 가정한 것이다. NTE가 -10 dB 혹은 0 dB 일 때 제안하는 알고리즘의 수렴 속도가 NLMS 알고리즘에 비해서 느린 것을 볼 수 있다. 이는 반향 신호가 원단화자의 음성신호에 대해서 거의 감쇠가 없기 때문에 초기 수렴속도가 느린 것이다. 그리고 NTE가 -10 dB 일 때는 정상 상태 성능이 거의 비슷하지만 0 dB 일 때는 제안하는 알고리즘의 오차가 작은 것을 알 수 있다.

그림 (b)는 스피커 출력신호에 대해서 반향이 10 dB 감쇠되는 경우이다. NTE가 -10 dB 나 6 dB 일 때 모두 제안하는 알고리즘의 수렴 속도가 NLMS 알고리즘과 거의 유사한 것을 볼 수 있다. 이것은 반향이 10 dB 정도 감쇠되었기 때문에 수렴 속도에 크게 영향을 주지 않았기 때문이다. 그리고 주변 잡음

신호가 거의 없는 경우에는 두 알고리즘의 정상상태 성능이 거의 같지만 NTE가 6 dB 일 때는 제안하는 알고리즘의 오차가 NLMS 알고리즘에 비해서 작아지는 것을 볼 수 있다.

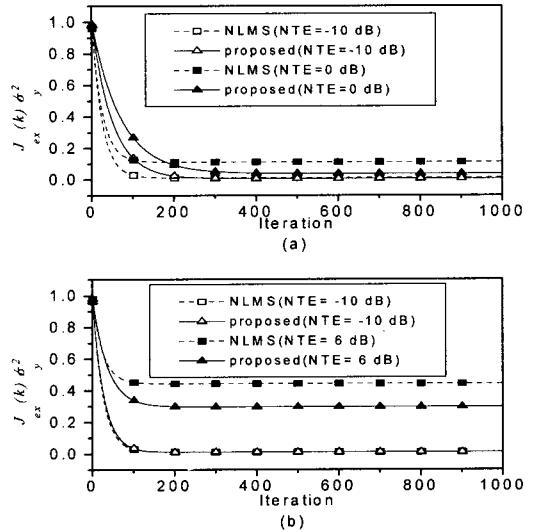


그림 3. NLMS 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 수렴 특성
(a) 감쇠가 없는 반향 경로 (b) 10 dB 감쇠가 있는 경로

주변 잡음신호가 있을 때 적응 상수가 작아져서 계수 오조정을 적게 하지만 반향이 있을 때 수렴이 느리면 반향 제거가 효율적으로 되지 않는다. 그러나 일반적으로 반향 신호는 스피커의 출력에 비해서 10 ~ 20 dB 정도 감쇠되기 때문에 입력신호의 전력이 비해서 상당히 작다. 따라서 음향 반향 제거기에 활용될 제안하는 알고리즘은 NLMS 알고리즘에 비해서 수렴 속도가 크게 느려지지 않으면서 근단화자의 음성신호에 대해서 계수 오조정에 의한 성능 저하가 작기 때문에 반향 제거에 효율적이다. 제안하는 알고리즘은 입력신호와 마이크 입력신호의 전력의 합으로 적응상수를 시변함으로써 적응 계수가 마이크 입력신호 속에 포함되어 있는 근단화자의 음성신호에 의해서 오조정되는 것을 줄인다. 따라서 같은 방법으로 AP 알고리즘의 적응상수를 시변함으로써 주변 잡음에 민감한 설정을 보완하여 음향 반향 제거 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것이다.

앞에서 기술한 제안하는 적응 알고리즘의 정상상태 성능과 수렴 특성을 시뮬레이션을 통해서 확인한다. 적응필터의 입력신호는 평균이 0 이고 분산이 1

인 백색 Gaussian 잡음을 사용한다. 주변 잡음 신호는 NTE가 -10 dB, 0 dB 그리고 6 dB 가 되도록 조정한다. 스피커 출력에 대해서 감쇠없는 반향을 발생시키는 경로의 임펄스 응답은 $W^*=[0.5106 \ 0.1368 \ 0.0424 \ -0.2558 \ 0.4805 \ 0.0056 \ 0.4182 \ 0.1920 \ 0.3579 \ 0.0812]$ 으로 모델링하고 10 dB 감쇠되는 반향은 $W^*=[0.1615 \ 0.043 \ 0.0134 \ -0.00809 \ 0.1519 \ 0.0018 \ 0.1322 \ 0.0607 \ 0.1132 \ 0.0257]$ 으로 둔다. 적응 필터의 탭수는 경로의 임펄스 응답 탭수와 같이 $L=10$ 으로 하고 정규화 적응 상수, $\alpha=0.2$ 로 두고 시뮬레이션한다.

시뮬레이션은 반향 경로에 의해서 거의 감쇠가 없는 경우와 10 dB 감쇠되는 경우에 대해서 시뮬레이션한다. 그림 4의 (a)와 (b)는 반향이 원단화자의 음성신호에 대해서 감쇠가 없는 경우에 대해서 NTE가 각각 -10 dB, 0 dB 인 상황에 대한 시뮬레이션 결과이고 그림 (c)는 10 dB 감쇠된 경우에 대해서 NTE가 6 dB인 상황에 대한 시뮬레이션 결과이다. 세로축은 추정오차의 평균 자승오차를 반향 신호의 분산으로 정규화한 것이다. 실선은 이론적으로 유도된 평균 자승오차이고 점선은 시뮬레이션 결과이다. 시뮬레이

션 결과는 10 회의 불규칙 신호를 발생시켜 각 샘플에 대해서 추정 오차를 평균한 것이다. 불규칙 신호로 시뮬레이션한 결과가 이론적으로 유도된 결과를 중심으로 진동하는 것을 통해서 지수함수로 근사화하는 유도가 타당함을 보였다.

4. 음향 반향 제거 실험 결과 및 검토

본 논문에서는 멀티미디어 PC의 사운드 카드를 전이중 방식(full-duplex)으로 설정하고 원단화자신호를 스피커로 출력하면서 동시에 마이크로 입력된 반향신호를 녹음하여 반향을 제거하는 실험을 하였다. 별도의 DSP를 이용하지 않고 전이중 방식으로 재생 및 녹음하는 프로그램으로 반향제거 실험을 하였다.

실험에서 적응필터의 차수는 256차로 지정하고 정규화 적응상수는 α 는 0.2로 두었다. 적응필터의 입력신호의 전력 $P_x(k)$ 과 마이크로폰 입력신호의 전력 $P_d(k)$ 는 running power estimate를 추정하였다. 각 전력을 추정하기 위한 망가지수 β 는 0.998로 두고 실험하였다. 원단화자의 음성 신호는 8 kHz 로 샘플링하고 16 비트로 양자화하였다.

성능평가는 잔여 반향신호와 음향 반향 제거 성능 평가에 일반적으로 사용되는 ERLE(echo return loss enhancement)를 비교한다. ERLE는 클수록 반향 제거 성능이 우수하며 식(28)과 같이 계산한다.

$$ERLE(k) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{k-1} d^2(n-i)}{\sum_{i=0}^{k-1} (d(n-i) - \hat{y}(n-i))^2} \quad (28)$$

그림 5와 그림 6는 근단화자의 음성신호가 있는 경우에 대한 음향 반향 시뮬레이션 결과이다. 그림 5는 각 알고리즘으로 반향 제거 시뮬레이션을 한 결과이다. 그림 5의 (a)는 마이크로 입력된 반향신호와 근단화자의 음성신호를 나타낸다. 약 16000 샘플에서 22000 샘플사이에서 근단화자의 음성신호이다. 근단화자의 음성신호는 “반향”이라는 발음을 남성이 한 것이다. (b)와 (c)는 각각 NLMS 알고리즘과 Hirano 등이 제안한 알고리즘에 의한 반향 제거 시뮬레이션 결과이고 (d)는 제안하는 적응 알고리즘에 의한 반향 제거 시뮬레이션 결과이다. NLMS 알고리즘을 이용한 반향 제거 결과는 근단화자의 음성신호가

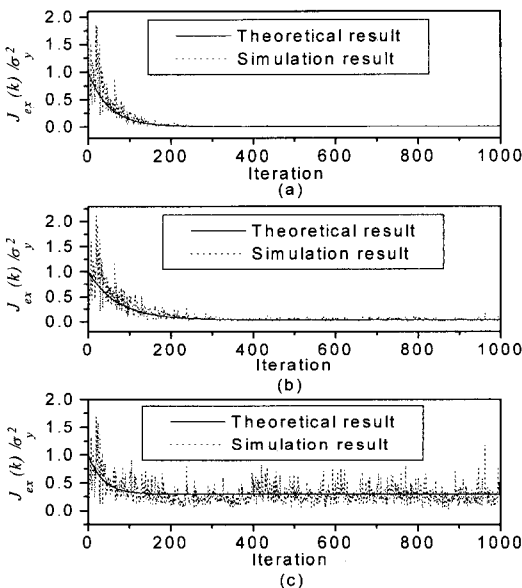


그림 4. 수렴 특성에 대한 시뮬레이션 결과

- (a) 감쇠없는 경로(NTE= -10 dB)
- (b) 감쇠없는 경로(NTE= 0 dB)
- (c) 10 dB 감쇠되는 경로 (NTE= 6 dB)

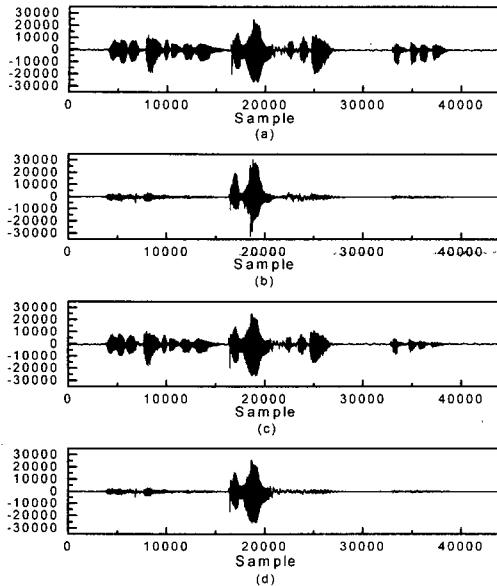


그림 5. 근단화자의 음성신호가 있을 때 시뮬레이션 결과
 (a) 반향신호 (b) NLMS 결과
 (c) Hirano의 방법 (d) 제안하는 방법

다소 손상이 된 것을 볼 수 있다. 그리고 크게 차이가 나지는 않지만 근단화자의 음성신호가 끝난 이후 약 22000~27000 샘플 구간에서 제안하는 알고리즘에 비해서 다소 잔향이 많이 남아 있는 것을 볼 수 있다. (d)에서 보는 바와 같이 마이크 입력 신호의 전력으로 정규화함으로써 적응필터의 계수 오조정이 작기 때문에 제안하는 적응 알고리즘에 의한 반향 제거 결과는 근단화자의 음성신호가 Hirano 등이 제안하는 방법과 같이 손상이 없다. 그리고 근단화자의 음성신호가 끝난 이후에도 반향이 NLMS 알고리즘에 비해서 잘 제거되고 있음을 볼 수 있다.

그림 6에서는 세 알고리즘에 의한 반향 제거 결과를 ERLE로 비교한다. 적용하는 초기에 제안하는 알고리즘이 NLMS 알고리즘과 같은 정도로 수렴한다. 그리고 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서는 Hirano 등이 제안하는 알고리즘과 같이 ERLE가 거의 0 dB이다. 이는 ERLE가 잔여반향에 대한 마이크 입력신호의 비이므로 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서는 잔여 반향에는 근단화자의 음성신호가 대부분이다. 일반적으로 ERLE는 SNR(signal to noise ratio)와 같이 클수록 반향 제거 성능이 우수한 것이지만 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서는

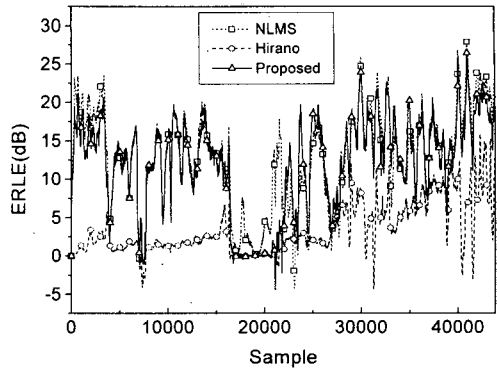


그림 6. 근단화자의 음성신호가 있을 때 ERLE 비교

ERLE가 거의 0 dB되는 것이 근단화자의 음성신호에 왜곡이 생기지 않은 것으로 간주할 수 있다.

따라서 제안하는 알고리즘과 Hirano 등이 제안하는 알고리즘은 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서 거의 0 dB를 나타내므로 근단화자의 음성신호에 대해서 거의 영향을 받지 않고 근단화자의 음성신호가 왜곡이 생기지 않은 것으로 판단할 수 있다. 그런데 NLMS 알고리즘을 이용해서 반향을 제거한 경우에는 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서 ERLE가 다른 두 알고리즘에 비해서 크다. 이는 적응필터의 계수 오조정에 의해서 근단화자의 음성신호가 왜곡된 결과이다. Hirano 등이 제안한 알고리즘의 식 (8)에서 $\lambda=50$ 으로 두고 시뮬레이션한 결과 근단화자의 음성신호가 있는 구간에서는 ERLE가 거의 0 dB로 근단화자의 음성신호의 왜곡이 없지만 수렴이 너무 느리기 때문에 반향이 거의 제거되지 않고 남아 있다.

그림 7과 8은 이상적인 동시통화 검출기를 이용하는 경우와 제안하는 잡음에 강건한 알고리즘을 이용하여 반향을 제거한 결과이다. 이상적인 동시통화 검출기는 근단화자의 음성 구간을 수동으로 검출하여 그 구간에서는 적응 필터를 적용시키지 않는 방법이다. 그림 7의 (a)는 마이크 입력신호이고 (b)는 제안하는 적응 알고리즘으로 반향을 제거한 결과이고 (c)는 동시통화 검출을 하여 동시통화 구간에서는 적응을 하지 않은 결과이다. 두 결과의 차이가 거의 구별할 수 없을 정도가 비슷한 것을 볼 수 있다. 그림 8의 ERLE 그래프는 점선이 동시통화를 검출하여 반향을 제거한 결과이고 실선은 제안하는 알고리즘으로 반향을 제거한 결과이다. 동시통화 구간에서 두 알고

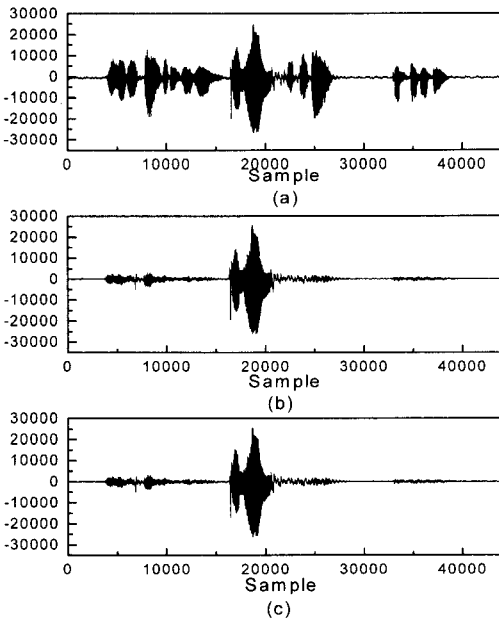


그림 7. 이상적인 동시통화 검출기를 이용한 경우와 제안하는 알고리즘으로 반향 제거를 한 결과는 (a) 반향 (b) 이상적인 동시통화검출기 (c) 제안하는 알고리즘

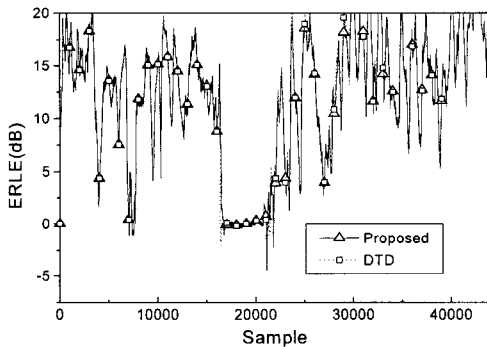


그림 8. 이상적인 동시통화 검출기를 이용하는 경우와 제안하는 알고리즘의 ERLE 비교

리즘의 ERLE가 거의 0 dB 근처에 있는 것을 볼 수 있다.

그림 5에서 8까지의 결과를 통해서 제안하는 알고리즘이 NLMS 알고리즘에 비해서 수렴속도가 크게 저하되지 않으면서 근단화자의 음성신호에 의해서 적응필터의 계수 오조정이 적은 것을 확인할 수 있다. 그리고 기존의 잡음에 강건한 알고리즘에 비해서도 반향 제거 성능이 우수함을 확인하였다.

7. 결론

음향 반향 제거는 핸드프리 단말기를 이용한 음성 통신에서 필수적인 요소이다. 음향 반향 제거는 주로 적응필터 기법을 이용하고 있으나 근단화자의 음성신호를 포함한 주변 잡음신호에 의해서 적응필터의 계수 오조정이 되어 음향 반향 제거 성능이 저하된다. 논문에서는 잡음에 강건한 알고리즘을 제안한다. 제안하는 잡음에 강건한 알고리즘은 LMS 알고리즘의 적응 상수를 입력신호와 마이크 입력신호 전력의 합으로 정규화한다. 마이크에 근단화자의 음성신호가 없다면 제안하는 알고리즘은 기존의 NLMS 알고리즘과 같이 동작하고 근단화자의 음성신호가 있는 경우에는 근단화자의 음성신호의 전력만큼 적응 상수가 작아진다. 따라서 적응필터의 계수가 근단화자의 음성신호에 의해서 오조정이 되는 것을 줄일 수 있다. 본 논문에서는 제안하는 알고리즘이 주변 잡음신호에 강건함을 과잉 최소 사승 오차를 구해서 확인하고 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 통해서 검증하였다.

참고 문헌

- [1] S. Makino, "The Past, Present, and Future of Audio Signal Processing-Acoustic Echo Cancellation," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp.39-41, Sep. 1997.
- [2] S. M. Kuo, H. Chuang, and P. P. Mallela, "Integrated Automotive Signal Processing and Audio System," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 39, No. 3, pp. 522-532, Aug. 1993.
- [3] S. H. Jensen, "Acoustic Echo Canceller for Hands-free Mobile Radiotelephony," *Proc. EUSIPCO*, Belgium, pp.1629-1632, 1992.
- [4] S. M. Kuo, Y. C. Huang, and Z. Pan, "Acoustic Noise and Echo Cancellation Microphone System for Videoconferencing," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 41, No. 4, pp. 1195-1150, Nov. 1995.
- [5] A. Hirano and A. Sugiyama, "A Noise-Robust Stochastic Gradient Algorithm with An Adaptive Step-Size Suitable for Mobile Hands-

Free Telephones," *Proc. of ICASSP95*, pp. 1392-1395, 1995.

[6] Y. Hiratani, A. Hirano, and M. Kanazawa, "A Noise-Robust Echo Canceller on V830 Multi-media RISC Processor Intergrated into a Car Navigation System," *Proc. of ICASSP 98*, pp.1314-1317, 1998.

[7] B. Ayad, G. Faucon, and R. Le Bouguin-Jeannes, "Optimatization of a Noise Reduction Preprocessing in An Acoustic Echo and Noise Controller," *Proc. ICASSP 96*, pp.953-956, 1996.

[8] C. Antweiler, J. Grunwald, and H. Quark, "Approximation of Optimal Step Size Control for Acoustic Echo Cancellation," *Proc. of ICASSP 97*, pp.295-298, 1997.

[9] P. Heitkamper, "An Adaptation Control for Acoustic Echo Cancellers," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 4, No. 6, pp. 170-172, June 1997.

[10] H. Ye and B. X. Wu, "A New Double-Talk Detection Algorithm Based on the Orthogonality Theorem," *IEEE Trans. Communications*, Vol. 39, No 11, pp. 1542-1545, Nov. 1991.

[11] K. Ozeki and T. Umeda, "An Adaptive Filtering Algorithm Using an Orthogonal projection to an affine subspace and its property," *Electron. Comm. Japan*, Vol. J67-A, No. 2, pp.126-132,

1984.(Japanese)

[12] B. Widrow, et. al, "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications," *Proc. IEEE*, Vol. 63, No. 12, pp.1692-1716, Dec. 1975.

[13] P. M. Clarkson, *Optimal Adaptive Signal Processing*, CRC Press, pp. 182-184, 1993.

[14] J. E. Greenberg, "Improved Design of Microphone-Array Hearing Aids", *MIT, PhD Thesis*, Sep. 1994.



박 장 식

부산대학교 전자공학과에서 공학 석사와 공학박사 학위를 취득하였으며 1997년부터 동의공업전문대학 영상정보처리과에 조교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 음성 및 음향 신호처리 및 멀티미디어 통신 그리고 입체음향 분야이다.



손 경 식

부산대학교 전자공학과에서 공학 석사 학위를 취득하고 경북대학교에서 공학박사 학위를 취득했다. 1979년부터 현재까지 부산대학교 전자공학과 교수로 재직중이다. 주요 관심분야는 디지털 신호처리 및 적응 신호 처리이며 음성 및 음향 응용 시스템에 대한 연구를 하고 있다.