

적응잡음제거기를 위한 정규 부호화 알고리즘의 수렴특성 분석

정희원 김 현 태*, 박 장 식**, 배 종 갑***, 손 경 식****

A Convergence Analysis of Normalized Sign Algorithm for Adaptive Noise Canceler

Hyun Tae Kim*, Jang Sik Park**, Jong Kab Bae***, Kyung Sik Son**** *Regular Members*

요 약

적응필터에서는 기준 입력신호와 상관성이 없는 원신호의 목표신호 성분에 의해서 적응필터의 계수가 오조정된다. 본 논문에서는 목표신호가 있는 경우에 대해서 NSA(normalized sign algorithm)의 정상상태 성능과 수렴특성을 NLMS 알고리즘과 비교 분석했다. NLMS 알고리즘의 평균자승오차는 목표신호의 전력에 비례하지만, NSA는 목표신호 전력의 제곱근에 비례한다. 수렴특성은 목표신호가 큰 경우 NSA는 NLMS 알고리즘에 비해서 느리게 적응한다. 본 논문에서는 이론적으로 분석된 정상상태 성능과 수렴특성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 검증한다.

ABSTRACT

Coefficients of the adaptive filter are misadjusted by primary signals which are uncorrelated with reference signals of the adaptive filter. In this paper, the normalized sign algorithm is analyzed and compared with the NLMS algorithm by the steady state performance and the transient characteristics when target signals are included in primary signals. The excess mean square error of the NLMS algorithm is proportional to the power of target signals. That of normalized sign algorithm is proportional to the square root of the target signal power. However, the convergence speed of the normalized sign algorithm is slower than that of NLMS algorithm. In this paper, it is shown that theoretical analysis of the steady state performance and the transient characteristics are well consisted with the results of computer simulation.

I. 서론

입력신호의 통계적 특성변화와 주변환경에 따라 필터의 계수를 적응시키는 NLMS 알고리즘을 이용한 적응잡음제거(ANC, adaptive noise cancellation)에 대한 연구가 이루어져 왔다^{[1][2]}. NLMS 알고리즘을 이용한 적응잡음제거기는 잡음원 근처에 입력 마이크를 두고 기준 입력신호(reference signal)로 입력하고, 특정한 잡음전달경로를 통과한 잡음과 음성신호가 합쳐진 원신호(primary signal)를 적응필터

로 입력시켜 음성신호를 분리시키는 2 채널 적응잡음제거기가 일반적으로 적용되고 있다. 그러나, 2 채널 적응잡음제거기는 적응필터의 원신호에 기준 입력신호와 상관성이 없는 목표신호(target signal)가 포함되어 있는 경우 목표신호에 의해서 적응필터의 계수 오조정(misadjustment)이 커진다. 정상상태에서 오조정을 줄이기 위해 적응상수를 적게 하면 오조정은 줄지만 수렴이 늦어진다.

목표신호에 의한 오조정을 줄이려는 많은 연구는 다양하게 진행되었다^[3-8]. Greenberg는 보청기(hear-

* 부산·울산지방 중소기업청

** 동의공업대학 영상정보처리과(af1tkim@digital.smba.go.kr)

*** 동의공업대학 전자과

**** 부산대학교 전자공학과(ksson@hyowon.cc.pusan.ac.kr)

논문번호 : 98284-0706, 접수일자 : 1998년 7월 6일

ing aids)에서의 궤환경로를 모델링하는 적응필터의 계수가 입력 음성신호에 의해서 오조정되는 것을 방지하기 위해서 적응상수를 입력신호와 적응잡음제거기의 출력신호의 전력으로 정규화 하는 시변적응상수로 적응필터의 계수를 적응시키는 알고리즘을 제안하였다(이후 Sum-LMS 알고리즘이라 한다.)^{[3][4]}. 이 알고리즘은 전력이 큰 유성음구간에서 그 적응상수가 상대적으로 작아지기 때문에 적응필터의 계수오조정이 적어지지만, 오차가 큰 수렴초기에도 적응상수가 작아지므로 수렴이 다소 느려진다.

본 논문에서는 적응잡음제거기의 출력인 추정오차신호의 부호만을 고려하는 NSA(normalized sign algorithm)를 활용하여 목표신호에 의해서 적응필터의 계수가 오조정 되는 것을 감소시키기 적응잡음제거기를 제안하고자 한다. 일반적으로 적응잡음제거 알고리즘 NLMS 알고리즘이 사용되는데 NLMS 알고리즘은 LMS(least mean square) 알고리즘의 적응상수를 입력신호의 전력으로 정규화 한다. 입력신호의 정규화를 통해서 비정상적인(non-stationary) 입력신호에 대해서도 안정된 적응을 할 수 있다. 본 논문에서는 같은 이유로 SA(sign algorithm)의 적응상수를 입력신호의 전력으로 정규화 하는 NSA 알고리즘의 정상상태 성능(steady-state performance)과 수렴특성(convergence characteristics)을 NLMS 알고리즘 그리고 Sum-LMS 알고리즘과 비교 분석하였다. 정상상태의 성능은 과잉평균자승오차(excess mean square error)로 비교하였다. NLMS 알고리즘의 과잉평균자승오차(excess mean square error)는 목표신호의 전력에 대해서 비례하고, Sum-LMS 알고리즘은 입력신호의 전력과 추정오차신호의 전력으로 정규화 하였지만 입력신호의 전력에 따라서 과잉평균자승오차가 변한다. NSA의 과잉평균자승오차는 목표신호의 전력 제공근에 비례한다. 따라서 목표신호가 아주 적은 경우에는 NLMS과 Sum-LMS 알고리즘의 과잉평균자승오차가 적지만, 입력신호의 전력과 목표신호의 전력이 커지면 NSA의 과잉평균자승오차가 NLMS 알고리즘과 Sum-LMS 알고리즘에 비해서 적다. 그러나, NSA는 큰 목표신호에 대해서 NLMS 알고리즘과 Sum-LMS 알고리즘에 비해서 느려진다. 본 논문에서 이론적으로 분석한 결과가 컴퓨터 시뮬레이션과 일치함을 보였다.

II. 적응잡음제거기

두 입력센서를 가진 적응잡음제거기의 구조는 그

림 1과 같다. 일반적으로 두 개의 입력을 가지는 구조에서 기준입력신호는 적응필터의 입력이 되고, 음성신호와 잡음경로 $P(z)$ 를 지난 잡음신호 $n_2(k)$ 는 주입력신호 $d(k)$ 로 입력이 된다. 주입력신호와 적응필터의 출력신호 $y(k)$ 의 차신호 $e(k)$ 가 ANC의 출력이 된다.

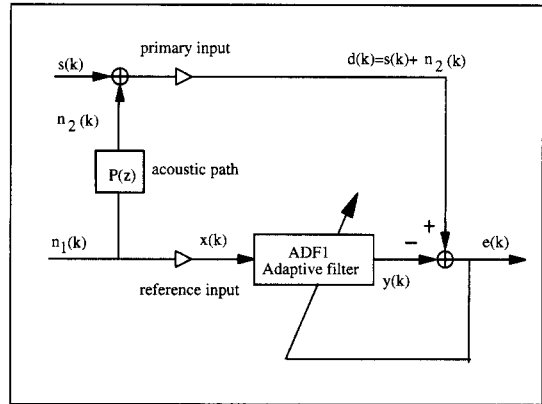


그림 1. 두 입력센서를 가진 적응잡음제거 구조

그림 1의 적응필터는 잡음의 음향경로를 추정함으로써 잡음을 제거한다. 적응 알고리즘으로는 구조가 간단하고 계산량이 적기 때문에 식(1), (2)로 표현되는 NLMS 알고리즘을 주로 사용한다.

$$e(k) = d(k) - y(k) \tag{1}$$

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + 2\mu \mathbf{X}(k) e(k) \tag{2}$$

$e(k)$ 는 주입력신호와 적응필터 출력간의 추정오차신호이며 ANC의 출력신호이다. $\mathbf{W}(k)$ 는 적응필터의 계수벡터, $\mathbf{X}(k)$ 는 적응필터의 입력벡터이고 μ 는 적응상수(step-size)이다. $E[e^2(k)]$ 를 최소화함으로써 적응필터가 최적값으로 수렴하고, $y(k)$ 는 $n_2(k)$ 를 근사적으로 추정하게 된다^[2]. 따라서, 적응잡음제거기는 입력음성신호 $s(k)$ 에 근사한 출력신호 $d(k)$ 를 출력하게 된다. 그런데, 식(2)에 식(1)을 대입하면

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k+1) = & \mathbf{W}(k) + 2\mu \mathbf{X}(k) (n_2(k) - y(k)) \\ & + 2\mu \mathbf{X}(k) s(k) \end{aligned} \tag{3}$$

이다. 식(3)에서 적응필터가 수렴한 정상상태에서는 $y(k) \approx n_2(k)$ 이다. 따라서, 적응필터의 계수벡터

$W(k)$ 는 주로 음성신호 $s(k)$ 에 의해 적용되고, 음성신호의 에너지가 큰 유성을 구간에서 오조정이 커진다. 목표신호를 고려한 과잉평균자승오차는

$$J_{\alpha}(\infty) = \frac{\mu L \sigma_x^2 (J_{\min} + \sigma_s^2)}{2 - \mu L \sigma_x^2} \quad (4)$$

가 된다⁹⁻¹⁰⁾. L 은 적응필터의 차수이며, J_{\min} 은 최소자승오차이다. 그리고, σ_x^2 와 σ_s^2 는 각각 입력신호의 분산과 목표신호의 분산을 나타낸다. 식(4)에서 LMS 알고리즘은 입력신호와 목표신호의 전력에 비례함을 알 수 있다. 일반적으로 안정성(stability)과 수렴속도(convergence speed)가 입력신호의 전력에 의존하지 않도록 적응상수 μ 를 입력신호의 전력에 따라 식(5)와 같이 시변하는 NLMS 알고리즘을 사용하고, 과잉평균자승오차는 식(6)과 같다.

$$\mu(k) = \frac{\alpha}{L \sigma_x^2} \quad (5)$$

$$J_{\alpha}(\infty) = \frac{\alpha (J_{\min} + \sigma_s^2)}{2 - \alpha} \quad (6)$$

α 는 정규화 적응상수이다. 목표신호에 의해서 적응필터 계수가 오조정 되는 것을 감소하기 위해서 Greenberg는 Sum-LMS 알고리즘을 제안하였다. Sum-LMS 알고리즘은 식(7)과 같이 적응상수 μ 를 입력신호와 추정오차신호 전력의 합으로 정규화 함으로써 추정오차신호 속에 포함되어 있는 목표신호의 영향을 줄일 수 있다.

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

그리고, 추정 오차신호는 목표신호와 계수 오조정에 의한 오차의 합으로 되어 있기 때문에 추정 오차신호의 분산은 식(8)로 표시할 수 있다.

$$\sigma_e^2(k) = \sigma_s^2 + J_{\min} + J_{\alpha}(k) \quad (8)$$

식(7)과 식(8)을 이용하여 정리하면 Sum-LMS 알고리즘의 과잉평균자승오차는 식(9)와 같다³⁾.

$$J_{\alpha}(\infty) = \frac{\sqrt{(2-\alpha)\sigma_x^2 + 2(\sigma_{ex}^2)^2 + 8\alpha\sigma_x^2\sigma_{ex}^2}}{4} - \frac{(2-\alpha)\sigma_x^2 + 2\sigma_{ex}^2}{4} \quad (9)$$

$$\sigma_{ex}^2(k) = J_{\min} + \sigma_s^2$$

식(9)에서 Sum-LMS 알고리즘의 적응상수가 입력신호와 추정오차신호의 전력 합으로 정규화 되었지만 과잉평균자승오차가 입력신호의 전력에 의존함을 알 수 있다. 입력신호의 전력에 따라 정상상태의 성능이 변한다.

III. 부호 알고리즘의 정상상태 및 수렴특성

1. 정상상태 성능 분석

NSA는 NLMS 알고리즘에 비해서 계산이 간단하고 임펄스 잡음에 대해서 강건한 특성이 있는 것으로 알려져 있다¹⁰⁾. 입력신호의 전력으로 NSA를 LMS 알고리즘의 적응상수 μ 를 식 (10)과 같이 시변하는 것으로 간주하고 정상상태의 성능과 수렴특성을 분석하였다.

$$\mu(k) = \frac{\alpha}{L \sigma_x^2(k) |e(k)|} \quad (10)$$

$e(k)$ 가 Gauss 분포를 갖고, 평균이 0 이며 분산이 σ_e^2 인 것으로 가정한다면 식(11)과 같이 둘 수 있다¹²⁾.

$$E[|e(k)|] = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_e \quad (11)$$

식(11)을 식(10)에 대입하고 식(8)을 활용하면

$$\mu(k) = \frac{\alpha}{L \sigma_x^2(k) \sqrt{\frac{2}{\pi} \sqrt{\sigma_s^2 + J_{\min} + J_{\alpha}(k)}}} \quad (12)$$

이 된다. 그리고 식(12)을 식(4)에 대입하면

$$J_{\alpha}(\infty) = \frac{\alpha (J_{\min} + \sigma_s^2)}{2\sqrt{\frac{2}{\pi} \sqrt{\sigma_s^2 + J_{\min} + J_{\alpha}(k)}} - \alpha} \quad (13)$$

이 되고 정리하면.

$$J_{\alpha}(\infty) 2\sqrt{\frac{2}{\pi} \sqrt{\sigma_s^2 + J_{\min} + J_{\alpha}(k)}} = \alpha (J_{\min} + \sigma_s^2) + \alpha J_{\alpha}(\infty) \quad (14)$$

이 되고 양변을 제곱하여 정리하면

$$(J_{\alpha}(\infty) + \sigma_s^2 + J_{\min}) \left(\frac{8}{\pi} (J_{\alpha}(\infty))^2 - \alpha^2 J_{\alpha}(\infty) - \alpha^2 (\sigma_s^2 + J_{\min}) \right) = 0 \quad (15)$$

이 된다. 그리고 식(15)이 성립하도록 하는 $J_{ex}(\infty)$ 는

$$J_{ex}(\infty) = \frac{a^2 + a\sqrt{a^2 + \frac{32}{\pi}(J_{min} + \sigma_s^2)}}{\frac{16}{\pi}} \quad (16)$$

이다. 그리고, 적응상수 a 를 $a = 2a'\sqrt{2/\pi}$ 로 두면

$$J_{ex}(\infty) = \frac{a'^2 + a'\sqrt{a'^2 + 4(J_{min} + \sigma_s^2)}}{2} \quad (17)$$

이 된다. 식(17)은 Cho 와 Mathew 에 의해서 분석된^[11] SA에 대해서 J_{min} 을 $(J_{min} + \sigma_s^2)$ 로 대치한 것과 같다. 식 (17)과 식 (7), (9)를 비교하면, NLMS 알고리즘은 과잉평균자승오차가 입력신호의 전력에 의존하지 않지만 목표신호의 전력에 비례하지만, NSA 는 목표신호 전력의 제곱근에 비례한다. 그리고 Sum-LMS 알고리즘은 입력신호의 전력에 따라서 정상상태 성능이 결정되는 것을 알 수 있다

2. 수렴특성 분석

LMS 알고리즘의 $J_{ex}(k)$ 을 구하고 LMS 알고리즘의 적응상수 μ 에 식(5), (7), (10)를 각각 대입하는 방법으로 각 알고리즘의 수렴특성을 분석한다. LMS 알고리즘의 과잉평균자승오차는 식(18)으로 표시된다^[12].

$$J_{ex}(k) = J(k) - J_{min} = \sum_{i=0}^{k-1} \lambda_i E[v_i^2(k)] \quad (18)$$

$$E[v_i^2(k)] = (1 - \mu\lambda_i)^{2k} |v_i(0)|^2 + \mu^2 \sum_{j=0}^{2k} (1 - \alpha\lambda_i)^{2j} J_{min} \lambda_i \quad (19)$$

λ_i 와 $v_i(0)$ 는 적응필터 각 탭의 고유값(eigenvalues)과 초기 계수오차이고 L은 적응필터의 차수이다. 적응상수 μ 가 충분히 작은 값이라면 식(19)의 두 번째항은 무시할 수 있고 식(19)은 식(20)로 쓸 수 있다.

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

각 탭의 과잉평균자승오차를 식(21)로 정의하면

$$J_{ex,i}(k) = \lambda_i (1 - \mu\lambda_i)^{2k} |v_i(0)|^2 \quad (21)$$

이 되고, 식 (20)와 (21)로부터 식 (22)을 얻을 수

있다.

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

μ 에 식 (5), (7), (10)을 대입하면, NLMS, Sum-LMS 그리고 NSA의 과잉평균자승오차의 순차식을 각각 식(23), (24), (25)로 구할 수 있다.

$$J_{ex}(k+1) = \sum_{i=0}^{k-1} \left(1 - \frac{\alpha\lambda_i}{L\sigma_x^2}\right)^2 J_{ex,i}(k) \quad (23)$$

$$J_{ex}(k+1) = \sum_{i=0}^{k-1} \left(1 - \frac{\alpha\lambda_i}{L(\sigma_x^2 + \sigma_e^2)}\right)^2 J_{ex,i}(k) \quad (24)$$

$$J_{ex}(k+1) = \sum_{i=0}^{k-1} \left(1 - \frac{\alpha\lambda_i}{L\sigma_x^2\sqrt{2/\pi}\sigma_e}\right)^2 J_{ex,i}(k) \quad (25)$$

식 (23), (24), (25)로부터 NLMS 알고리즘의 수렴속도는 목표신호 전력에 무관하고, Sum-LMS 알고리즘과 NSA는 목표신호의 전력에 영향을 받고, 목표신호가 클수록 수렴이 느려지는 것을 알 수 있다. 따라서, 목표신호가 큰 경우에는 NSA 로 적응필터를 적응시키고, 목표신호가 적거나 수렴천이구간에서 수렴이 빠른 NLMS 알고리즘으로 적응함으로써 수렴속도의 저하없이 목표신호의 영향을 감소시킬 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

목표신호와 입력신호의 전력을 변화에 따라 각 알고리즘의 정상상태 성능과 수렴특성을 비교하기 위해서 10차 FIR를 추정하는 적응필터에 대해서 컴퓨터 시뮬레이션 하였다. 입력신호는 평균이 0인 백색잡음신호를 이용한다. 본 논문에서는 입력신호의 분산의 변화에 따른 과잉평균자승오차의 변화로써 정상상태 성능과 수렴속도를 비교한다.

그림 2의 입력 TJR(target to jammer ratio)과 jammer gain은 식(26)과 식(27)로 계산했으며 입력 TJR은 원신호에 포함되는 잡음신호에 대해서 목표신호의 비이며, TJR이 클수록 목표신호가 크다. 그리고 jammer gain은 잡음신호에 대한 과잉평균자승오차이다. jammer gain 이 적을수록 성능이 우수한 알고리즘이다.

$$input TJR = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_j^2} \quad (26)$$

$$jammer gain = \frac{J_{ex}(\infty)}{\sigma_j^2} \quad (27)$$

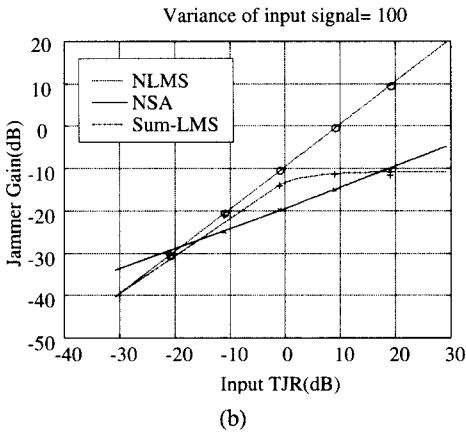
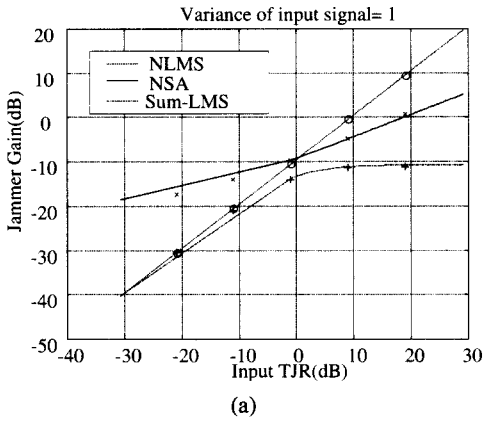


그림 2. 각 알고리즘의 잡음 이득

은 입력신호가 잡음전달경로를 통과한 신호의 분산이다. 그림 2의 (a)와 (b)는 각각 입력신호의 분산을 1, 100 으로 했을 때 각 알고리즘의 목표신호 분산에 따른 과잉평균자승오차이다. 실선으로 표시된 것은 이론적으로 분석된 결과이고 \circ , \times , $+$ 로 표시된 것은 실험한 결과이다. 이론적으로 분석된 결과와 실험결과가 일치하는 것을 알 수 있다. 그림 2의 (a)에서 NSA 알고리즘은 작은 목표신호에 대해서 NLMS 알고리즘보다 성능이 떨어지지만 목표신호가 커질수록 NLMS 알고리즘에 비해서 성능이 향상됨을 알 수 있다. Sum-LMS 알고리즘은 목표신호가 작은 경우에는 NLMS 알고리즘과 비슷한 성능을 보이지만 목표신호가 커짐에 따라 일정한 값으로 과잉평균자승오차가 수렴하여 NLMS 알고리즘과 NSA에 비해서 성능이 우수하다. 그림 2의 (b)는 입력신호의 분산 100인 경우이며 Sum-LMS 알고리즘의 성능에는 변화가 없고 NLMS 알고리즘과 NSA의 성능이 향상된 것처럼 보이지만 jammer

gain 은 과잉최소자승오차와 jammer 신호의 비값이다. 입력신호의 크기에 따라 jammer 신호도 변함으로 Sum-LMS 알고리즘의 과잉최소자승오차가 증가했음을 나타낸다. 입력신호의 분산이 100인 경우에는 Sum-LMS 알고리즘의 정상상태 성능이 NSA보다 저하되는 영역이 있다.

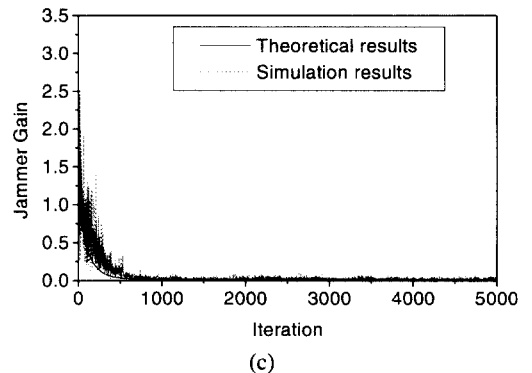
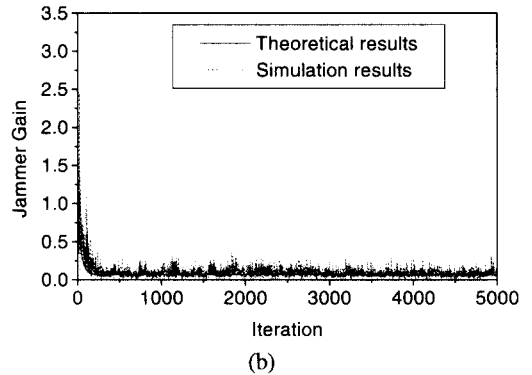
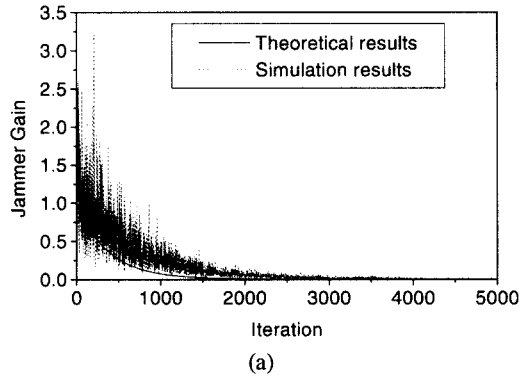


그림 3. NSA의 이론적으로 유도된 결과와 시뮬레이션 결과

즉, Sum-LMS 알고리즘은 비록 입력신호와 추정 오차신호 전력의 합으로 정규화 하지만 입력신호의 분산에 영향을 받는 것을 알 수 있다. 그림 2의 (a)

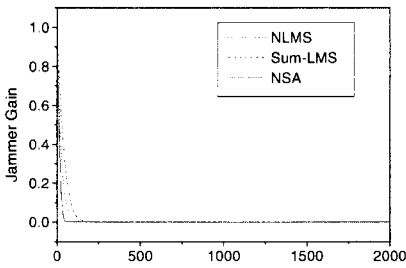
에서 입력 TJR이 각각 약 0 dB, (b)에서는 -20 dB에서 NLMS 알고리즘과 NSA의 정상상태 성능 분기점이 있으며 이 점은 목표신호 전력이 1 정도되는 값이다. 목표신호의 전력이 약 1보다 커지면 NSA의 정상상태 성능이 NLMS 알고리즘보다 향상된다는 것을 의미한다.

그림 3은 3.2절에서 유도한 NSA의 수렴특성을 검증하기 위해서 이론적으로 유도된 수렴특성 곡선과 시뮬레이션 결과를 비교한 것이다.

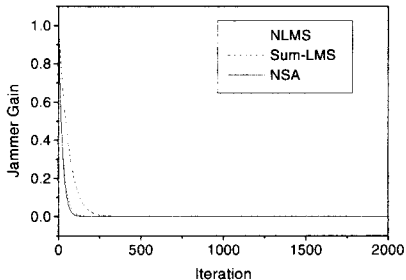
시뮬레이션은 10회 반복 수행하여 평균한 것이다. 그림 3의 (a), (b), (c)는 각각 입력신호의 분산이 1, 10, 100에 대한 결과이며 입력TJR은 0으로 설정했다. 시뮬레이션 결과와 이론적인 결과가 비슷함을 볼 수 있다. NSA의 수렴특성은 입력신호와 목표신호의 전력이 커짐에 따라서 수렴속도가 느려진다.

그림 4은 NLMS 알고리즘, Sum-LMS 알고리즘 그리고 NSA의 수렴특성이다. (a), (b), (c)는 각각 입력신호의 전력을 1로 두고 입력 TJR을 각각 -10, 0, 10 dB인 경우이다. (d), (e), (f)는 입력신호 전력을 100으로 두고 입력 TJR을 각각 -20, 0, 20 dB에 대한 수렴특성 곡선이다.

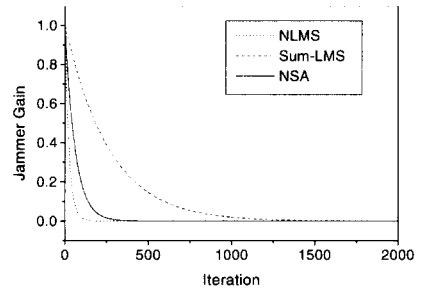
입력신호 전력이 1인 경우에는 NLMS 알고리즘의 수렴속도는 변화가 없다. Sum-LMS 알고리즘과 NSA의 수렴속도는 입력 TJR이 증가함에 따라서 즉 목표신호의 전력이 증가함에 따라서 수렴속도가 느려진다. Sum-LMS 알고리즘의 수렴속도가 현저히 느려진다.



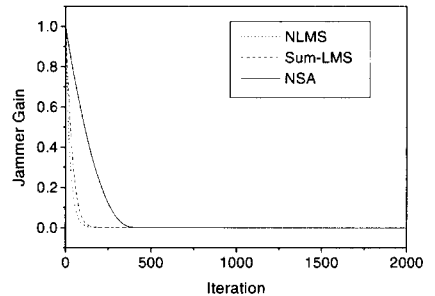
(a)



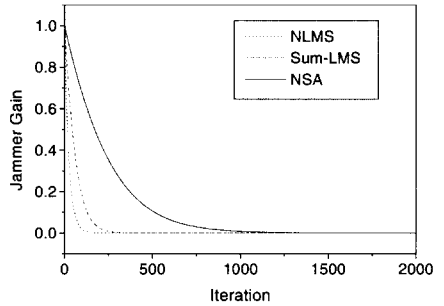
(b)



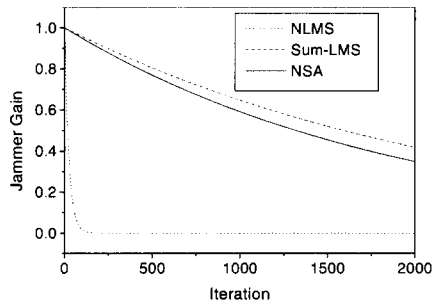
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 4. 각 알고리즘의 천이 특성

입력신호의 전력이 100인 경우에도 NLMS 알고리즘의 수렴속도는 변화가 없다. Sum-LMS 알고리즘과 NSA는 목표신호의 전력에 따라서 수렴이 느려지고, 목표신호의 입력 TJR이 20 dB 일때는 수

렴속도가 NLMS 알고리즘에 비해서 두 알고리즘은 현저히 느려진다. 입력 TJR이 -20 dB과 0 dB일 때는 NSA의 수렴이 가장 느리지만 20dB 일 때는 Sum-LMS 알고리즘의 수렴이 가장 느리다.

입력신호의 전력이 1인 경우에 대해서 수렴특성과 정상상태 성능의 관계가 상반된 관계로 나타난다. Sum-LMS 알고리즘은 정상상태의 성능이 다른 두 알고리즘에 비해서 항상 우수하지만 수렴속도는 입력 TJR에 상관없이 느리다. 그리고 NLMS 알고리즘과 NSA는 입력 TJR이 -10 dB인 경우에는 NSA의 수렴속도가 빠르지만 정상상태 성능은 좋지 못하다. 입력 TJR이 0 dB인 경우에는 정상상태 성능과 수렴특성이 거의 같은 결과를 보인다. 입력 TJR이 10 dB인 경우에는 NSA의 정상상태 성능이 우수하고 대신 수렴속도는 NLMS 알고리즘에 비해 느리다.

입력신호의 전력이 100이고, 입력 TJR이 -20 dB인 경우에는 NLMS 알고리즘과 NSA의 정상상태 성능은 비슷하지만 NSA의 수렴속도가 느리다. 0, 20 dB인 경우에는 NSA의 정상상태 성능이 우수하지만 수렴속도가 느린 상반관계를 보인다. 그리고 NSA와 Sum-LMS 알고리즘을 정상상태와 수렴속도의 관점에서 비교하면 NLMS와 같이 입력 TJR이 적은 경우를 제외하면 수렴속도와 정상상태 성능의 상반관계가 있어 NSA의 정상상태 성능이 좋은 경우에는 수렴속도가 느려진다.

V. 결론

본 논문에서 NSA과 기존의 적응잡음알고리즘으로 사용되고 있는 NLMS 알고리즘과 Sum-LMS 알고리즘의 정상상태 성능과 수렴특성을 분석하였다. 분석 결과 NSA는 목표신호의 전력이 입력신호의 전력보다 큰 경우에는 NLMS알고리즘에 비해서 정상상태 성능이 우수했다. 입력신호 전력이 작을 때, 정상상태 성능과 반대로 목표신호가 커지면 수렴속도가 느려진다.

큰 입력신호에 대해서 목표신호가 커지면 NSA가 NLMS 알고리즘에 비해서 우수한 정상상태 성능을 보였다. 그러나 목표신호의 전력이 적은 경우에는 비슷한 정상상태 성능을 보이면서 NSA의 수렴속도가 NLMS 알고리즘에 비해서 현저히 느려진다. 따라서 입력신호의 전력이 클 때 수렴속도가 저하되지 않으면서 좋은 정상상태 성능을 갖기 위해서는 목표신호의 전력이 큰 경우에는 NSA 로 적응하고

목표신호가 적은 경우에는 NLMS 알고리즘으로 적용하는 NLMS-NSA 결합알고리즘을 적용하는 것이 필요하다.

참고 문헌

- [1] William A. Harrison, J. S. Lim and Elliot Stinger, "A new application of adaptive noise cancellation," IEEE Trans. ASSP. Vol. ASSP-34, No. 1, pp. 21-27, Feb., 1986.
- [2] B. Widrow et al, "Adaptive noise cancelling: principles and applications," Proc. IEEE, Vol. 63, pp.1692-1716, Dec., 1975.
- [3] J. E. Greenberg, "Improved design of microphone-array hearing aids," MIT, PhD. Thesis, Sep, 1994
- [4] Joseph A. Maxwell and Patrick M. Zurek, "Reducing acoustic feedback in hearing aids," IEEE Trans. Speech and Audio Processing, Vol. 3, No. 4, pp. 304-313, July, 1995.
- [5] Alex C. Orgren, Soura Dagupta, Charles E. Rohrs and Norbert R. Malik, "Noise cancellation with improved residuals," IEEE Trans. ASSP. Vol ASSP-39, No 12, pp.2629-2639, Dec., 1991.
- [6] 박장식, 김형순, 김재호, 손경식, "음성신호로 인한 잡음전달 경로의 오조정을 감소시킨 적응잡음제거 알고리즘," 한국통신학회 논문지, 제 21권, 5호, pp 1172-1179, 5월 1996년
- [7] 김창기, 박장식, 배종갑, 손경식, "적응예측오차 필터를 가진 적응잡음제거기에서의 수렴율 향상에 관한 연구," 1996년도 제9회 신호처리합동학술대회 논문집, 제9권 pp. 15-19, 1996년 10월.
- [8] Simon Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J. 1990
- [9] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. pp. 196-197, 1985.
- [10] S. C. Bang, et. al, "Performance analysis of the dual sign algorithm for additive contaminated-Gaussian noise," IEEE signal processing Letters, Vol 1, No 12, Dec., 1994.
- [11] V. J. Mathew and Sung Ho Cho, "Improved convergence analysis of stockastic gradient adaptive filters using the sign algorithm," IEEE Trans. ASSP., Vol. 35, No. 4, pp. 450-454, April, 1987.

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

박 장 식(Jang-Sik Park) 정회원
한국통신학회 논문지 1997년 제22권 제10호 참조

김 현 태(Hyun-Tae Kim) 정회원



1989년 2월 : 부산대학교 전자
공학과(공학사)
1995년 2월 : 부산대학교 대 학
원 전자공학과(공학석사)
1998년 8월 : 부산대학교 대학
원 전자공학과(박사수료)
1990년 3월~1995년 7월 : 공군
기술장교 근무

1995년 1월~1997년 6월 : 현대전자 산업전자연구소
연구원

1995년 6월~1997년 1월 : 경남지방중소기업청 공업
연구사

1997년 2월~현재 : 부산·울산지방중소기업청 공업
연구사

배 종 갑(Jong-Kab Bae) 정회원



1951년 3월 30일생
1979년 2월 : 부산대학교 전자
공학과 졸업(공학사)
1985년 2월 : 부산대학교 대학
원 전자공학과 졸업(공학석사)
1998년 2월 : 부산대학교 전자
공학과 졸업(공학박사)

1986년 3월~현재 : 동의공업대학 전자과 교수
<주관심 분야> 디지털 신호처리, 적응신호처리 등

손 경 식(Kyung-Sik Son) 정회원
한국통신학회 논문지 1997년 제22권 제10호 참조