

論文2000-37SP-11-8

점근상대효율을 이용한 최소평균제곱 계열 적응여파기의 성능 비교

(The Comparison of the Performance for LMS Algorithm Family Using Asymptotic Relative Efficiency)

孫 園 *
(Won Sohn)

요 약

이 논문은 최소평균제곱계열 적응여파기의 성능을 동일한 수렴속도를 가지는 조건에서 최소평균제곱 알고리즘에 대한 상대적인 성능을 점근상대효율을 이용하여 분석하였다. 분석된 최소평균제곱 계열 알고리즘은 Hybrid II 및 MZF(Modified Zero Forcing) 알고리즘이다. 이들은 최소평균제곱 알고리즘을 단순화한 형태로서 각각 입력신호의 부호정보, 오차신호와 입력신호의 부호정보를 사용한다. 각 알고리즘에 대한 추정기의 점근상대효율은 동일수렴속도 조건에서 분석되었으며, 적응등화기에 대한 모의실험이 분석결과를 확인하기 위하여 수행되었다. 각 알고리즘에 대하여 유도된 점근상대효율에 대한 명시적 표현은 모의실험결과와 유사한 결과를 가졌으며, 점근상대효율은 입력신호와 오차신호간의 상관계수 값에만 좌우된다는 것이 밝혀졌다.

Abstract

This paper examines the performance of adaptive filtering algorithms in relation to the asymptotic relative efficiency (ARE) of estimators. The adaptive filtering algorithms are Hybrid II and modified zero forcing (MZF) algorithms. The Hybrid II and MZF algorithms are simplified forms of the LMS algorithm, which use the polarity of the input signal, and polarities of the error and input signals, respectively. The ARE of estimators for each algorithm is analyzed under the condition of the same convergence speed. Computer simulations for adaptive equalization are performed to check the validity of the theory. The explicit expressions for the ARE values of the Hybrid II and MZF algorithms are derived, and its results have similar values to the results of computer simulation. It also revealed that the ARE values depend on the correlation coefficients between input signal and error signal.

I. 서 론

이 논문은 최소평균제곱 적응여파기 알고리즘에 대한 Hybrid II와 MZF 적응여파기 알고리즘의 성능을 각 알고리즘의 기울기 추정기의 점근상대효율^{1,2)}을 이용하여 분석하였다. 많은 저자들이 최소평균제곱 알고리즘과 단순화된 최소평균제곱 알고리즘의 관계를 분석하였다. Duttweiler³⁾는 반향제거기에서 비선형 곱

셈기를 가지는 적응여파기 성능을 분석하여, 최소평균제곱 알고리즘이 가장 뛰어난 성능을 가진다는 것을 보였다. Masry와 Bullo⁴⁾는 입력 신호가 무상관이고 정규분포를 가질 때, 적응여파기에 대한 Hybrid I 알고리즘의 수렴성 분석에 관한 연구를 하였으며, E. Eweda⁵⁾는 여러 가지 적응알고리즘에 대하여 일시적인 성능이 떨어지는 것에 대하여 연구하여, 시스템 식별기를 모형으로 평균수렴시간에 대한 닫힌 형식의 표현을 유도하였다. Koike⁶⁾는 정규화된 Hybrid II 알고리즘에 대하여 분석하여 여파기의 수렴성을 계산하기 위한 차방정식의 유도를 시도하였다. 많은 저자들이 상기 알고리즘의 성능을 여파된 출력과 원하는 결과에 대한 평균제곱오차 등을 이용하여 비교하였다.

* 正會員, 慶熙大學校 電子情報學部

(School of Electronics and Information, Kyung Hee University)

接受日: 1999年 7月20日, 수정완료일: 2000年 10月11日

참고문헌^[7]에서는 Hybrid I 알고리즘의 성능에 대하여 점근상대효율을 이용하여 구했으나, 여기서는 Hybrid II 알고리즘과 MZF 알고리즘의 성능을 최소평균제곱 알고리즘에 대하여 점근상대효율을 이용하여 분석하고자 한다.

최소평균제곱오차 기준에 대한 최적여파기인 위너 여파기에 대한 해법은 기울기 벡터를 요구하는 최대하강법을 통하여 구할 수 있으며, 기울기 벡터는 탭 입력의 상관행렬과 탭 입력과 기대 결과값 사이의 교차상관벡터를 포함하는 두 가지 요소에 좌우한다. 우리가 분석하고자 하는 적응여파 알고리즘은 기울기벡터의 두 가지 요소를 어떻게 추정하느냐에 따라 최소평균제곱 알고리즘, Hybrid I 알고리즘, Hybrid II 알고리즘 및 MZF 알고리즘으로 구분된다. 최소평균제곱 알고리즘은 두 가지 요소의 순시값을 추정기로 사용하는 것이며, Hybrid I 알고리즘은 입력 신호와 오차신호부호를 이용한 것이며, Hybrid II 알고리즘은 입력 신호부호와 오차신호를 사용한 것이며, MZF 알고리즘은 입력신호부호와 오차신호부호를 사용한 것이다.

최소평균제곱 계열 알고리즘 간의 차이점은 각 알고리즘은 기울기 벡터에 대하여 다른 추정기를 사용한다는 데 있다. 우리는 각 알고리즘의 추정기를 기울기 벡터에 대한 비편향 추정기로 변형하고 이들에 대한 점근상대효율값을 찾은 다음, 그 결과를 적응등화기를 이용한 모의실험을 통해 얻은 점근상대효율값과 비교한다.

II. 최소평균제곱 계열 알고리즘과 점근상대효율

최소평균제곱 알고리즘은 최대하강법을 단순화한 형태를 이루며, 기울기 벡터, $\nabla(n)$ 를 대신하여, 기울기 벡터 추정값을 사용하며, 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}(n+1) &= \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu \mathbf{u}(n) e^*(n) \\ e(n) &= d(n) - \hat{\mathbf{w}}^H(n) \mathbf{u}(n) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $\hat{\mathbf{w}}(n)$ 은 시간 n 일 때의 추정 가중벡터, $\mathbf{u}(n)$ 은 시간 n 일 때의 입력신호벡터, μ 는 이득상수, $e(n)$ 은 추정오차, $d(n)$ 은 기대출력값을 의미한다.

Hybrid II, 및 MZF 알고리즘은 최소평균제곱 알고리즘보다 단순화된 기울기 추정기를 사용하며 탭 가

중벡터에 대한 순환식은 각각 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}(n+1) &= \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu \operatorname{sgn}[\mathbf{u}(n)] e^*(n) \\ \hat{\mathbf{w}}(n+1) &= \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu \operatorname{sgn}[\mathbf{u}(n)] \operatorname{sgn}[e^*(n)] \end{aligned} \quad (2)$$

점근상대효율은 특정 매개변수를 추정하기 위한 추정기의 점근적 상대효율을 구하기 위하여 사용되며, 추정기의 성능을 비교하기 위하여 두 가지 경우로 정의될 수 있다. 첫째는 두 추정기의 수렴속도가 동일하다는 가정 아래 각 추정기의 정규화된 분산값을 비교하는 것이고, 둘째는 각 추정기의 수렴된 정규화된 분산값이 동일하다는 가정 아래 각각의 수렴속도를 비교하는 것이다. 이 논문에서는 첫째 경우에 대하여 살펴보았다. 기울기 벡터 $\nabla(n)$ 을 추정하는 기울기 추정기를 각각 $\hat{\nabla}_1(n)$, $\hat{\nabla}_2(n)$ 라고 하고, $\sqrt{n}[\hat{\nabla}_i(n) - \nabla(n)] \xrightarrow{L} N(0, \sigma_i^2)$ 일 때, $\hat{\nabla}_1(n)$ 에 대한 $\hat{\nabla}_2(n)$ 의 점근상대효율은

$$e_{2,1} = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \quad (3)$$

이 된다. 여기서 L 은 $\sqrt{n}[\hat{\nabla}_i(n) - \nabla(n)]$ 의 분산함수가 $N(0, \sigma_i^2)$ 에 약하게 수렴하여, $\sqrt{n}[\hat{\nabla}_i(n) - \nabla(n)]$ 은 $N(0, \sigma_i^2)$ 의 극한분포를 가진다는 것을 의미한다.

III. 점근상대효율을 통한 최소평균제곱 계열 알고리즘의 분석

각 알고리즘을 비교하기 위해서 특정 시간에 각 알고리즘의 입력 신호와 기대 출력신호 값은 동일하나 가중 벡터값은 정상상태의 평균제곱 오차값에 따라 다르기 때문에 각 오차 신호는 서로 다른 값을 가지기 때문에, 최소평균제곱 알고리즘, Hybrid II 알고리즘, 및 MZF 알고리즘의 오차신호를 각각 $e_1(n)$, $e_2(n)$, $e_3(n)$ 이라고 두면, 각 알고리즘의 기울기 추정기는 (식 4)와 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{LMS} : \hat{\nabla}_1(n) &\equiv u_i(n) e_1(n) \\ \text{Hybrid II} : \hat{\nabla}_2(n) &\equiv \operatorname{sgn}[u_i(n)] e_2(n) \\ \text{MZF} : \hat{\nabla}_3(n) &\equiv \operatorname{sgn}[u_i(n)] \operatorname{sgn}[e_3(n)] \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, $u_i(n)$ 은 입력신호벡터, $\mathbf{u}(n)$ 의 i 번째 요소이고, $\hat{\nabla}_j(n)$, $j=1,2,3$ 는 각 추정기 벡터신호의 i 번

제 요소이다. 기울기 추정기의 통계적 분석을 수학적 으로 다루기 쉽게 하기 위해서, 입력신호요소, $u_i(n)$ 과 오차신호, $e_j(n)$ 이 공동으로 평균값이 0인 정규분 포를 가지고 입력신호, $u_i(n)$ 는 정상이라고 가정한다. 이 때, $\hat{v}_2(n)$ 과 $\hat{v}_3(n)$ 의 기대값은 (식 5)와 같다.

$$\begin{aligned} E[\hat{v}_2(n)] &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_{e_2(n)} \rho_2(n) \\ E[\hat{v}_3(n)] &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sin^{-1} \rho_3(n) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $\sigma_{e_2(n)}$ 은 Hybrid II 알고리즘의 오차신호에 대 한 분산값, $\rho_2(n)$ 와 $\rho_3(n)$ 는 입력신호요소와 Hybrid II/MZF 알고리즘의 오차신호간의 상관계수값이다. 반 복횟수인 n 값이 증가함에 따라 각 추정기는 수렴하기 때문에 오차신호의 분산값인 $\sigma_{e_2(n)}$ 과 상관계수인 $\rho_j(n)$ 이 시간불변값인 $\sigma_{e_2}^2$ 과 ρ_j 가 된다. 따라서 n 이 무한대로 갈 때, 입력신호와 오차신호간의 상관계수는 작기 때문에 기울기 추정기의 기대값은 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{v}_2(n)] &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_{e_2} \rho_2 \\ \lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{v}_3(n)] &\approx \frac{2}{\pi} \rho_3 \end{aligned} \quad (6)$$

가중벡터값이 상수일 때, 기울기 벡터의 기대값이 최 소평균제곱 알고리즘의 기울기 추정기의 기대값과 동 일하고^[8,9], 참고문헌 [7]에 따르면 최소평균제곱 알고 리즘의 기울기 추정기에 대한 기대값은 (식 7)의 값으 로 수렴한다.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{v}_1(n)] = \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1 \quad (7)$$

Hybrid II와 MZF 알고리즘의 기울기 추정기와 기울 기 벡터의 비편향성을 알아보면 (식 8)과 같다.

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{v}_2(n) - v(n)] &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_{e_2} \rho_2 - \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1 \\ \lim_{n \rightarrow \infty} E[\hat{v}_3(n) - v(n)] &= \frac{2}{\pi} \sigma_{e_3} \rho_3 - \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1 \end{aligned} \quad (8)$$

(식 8)에 따르면 $\sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_{e_2} \rho_2 \neq \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1$ 와 $\frac{2}{\pi} \sigma_{e_3} \rho_3 \neq \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1$ 의 조건에서 $\hat{v}_2(n)$, $\hat{v}_3(n)$ 는 기울기 벡터에 대한 비편향 추정기가 아님을 알 수 있으며, 이 조건은 일 반적으로 성립한다고 볼 수 있다. Hybrid II와 MZF 알고리즘의 기울기 추정기를 비편향성으로 만들기 위 하여 변환된 추정기 T_j , $j=1,2,3$ 를 (식 9)와 같이

정의하였다.

$$\begin{aligned} T_1(n) &\equiv \hat{v}_1(n) \\ T_2(n) &\equiv \frac{\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{v}_1(n)}{\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{v}_2(n)} \hat{v}_2(n) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{\sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1}{\sigma_{e_2} \rho_2} \hat{v}_2(n) \\ T_3(n) &\equiv \frac{\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{v}_1(n)}{\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{v}_3(n)} \hat{v}_3(n) = \frac{\pi}{2} \frac{\rho_1}{\rho_3} \sigma_u \sigma_{e_1} \hat{v}_3(n) \end{aligned} \quad (9)$$

T_j , $j=1,2,3$ 는 $\lim_{n \rightarrow \infty} E[T_j(n) - v(n)] = 0$ 을 만족 하기 때문에 기울기 벡터의 i 번째 요소에 대하여 점 근적으로 비편향 추정기가 됨을 알 수 있다. n 이 무 한대로 갈 때, 각 변환된 기울기 추정기의 분산값을 구하면 (식 10)과 같다.

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \text{var}[T_1(n)] &= (1 + \rho_1^2) \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2 \\ \lim_{n \rightarrow \infty} \text{var}[T_2(n)] &= \left(\frac{\pi}{2\rho_2^2} - 1 \right) \rho_1^2 \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2 \\ \lim_{n \rightarrow \infty} \text{var}[T_3(n)] &= \left(\left(\frac{\pi}{2\rho_3} \right)^2 - 1 \right) \rho_1^2 \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2 \end{aligned} \quad (10)$$

$n \rightarrow \infty$ 일 때, $\sigma_{e_2(n)}^2 \rightarrow 0$ 가 되므로, 변형된 기울기 추 정기, T_j , $j=1,2,3$ 는 기울기 벡터에 대하여 일치추정 기가 된다.^[2] 추정기, T_j 가 점근적으로 정규분포를 가 진다고 하였을 때, 추정기의 점근상대효율에 대한 다 음과 같은 충분 조건이 존재한다.

$$\begin{aligned} T_1(n) - v(n) &\xrightarrow{L} N(0, (1 + \rho_1^2) \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2) \\ T_2(n) - v(n) &\xrightarrow{L} N\left(0, \left(\frac{\pi}{2} - \rho_2^2\right) \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2\right) \\ T_3(n) - v(n) &\xrightarrow{L} N\left(0, \left(\left(\frac{\pi}{2}\right)^2 - \rho_3^2\right) \sigma_u^2 \sigma_{e_1}^2\right) \end{aligned} \quad (11)$$

(식 3)에 따라 $T_1(n)$ 에 대한 $T_2(n)$ 와 $T_3(n)$ 의 점근 상대효율은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} e_{21} &= \left(\frac{1 + \rho_1^2}{\pi/2 - \rho_2^2} \right) \left(\frac{\rho_2}{\rho_1} \right)^2 \\ e_{31} &= \left(\frac{1 + \rho_1^2}{(\pi/2)^2 - \rho_3^2} \right) \left(\frac{\rho_3}{\rho_1} \right)^2 \end{aligned} \quad (12)$$

(식 12)에 따르면 점근상대효율값은 상관계수값에만 좌우한다는 것을 알 수 있으며, 이를 좀 더 분석하기 위하여 ρ_j 의 오차신호항을 없애면 (식 13)과 같이 표 현될 수 있다.

$$\rho_j = \frac{\left(E[u_i(n) d(n)] - \sum_{k=1}^M w_{jk}(n) \rho_{u(n)}(k-i) / \sigma_{u(n)} \right)}{\sigma_{u(n)}^2 \sigma_{e_1}^2} \quad (13)$$

여기서, $j=1,2,3$, $i=1, 2, \dots, M$, M 은 여파기의 계수 차수이며, $w_{jk}(n)$ 은 j 추정기의 가중 벡터의 k 번째 요소이다. 입력신호와 기대출력 값은 각 추정기에 동일한 값이 적용되기 때문에, 각 추정기의 입력신호와 오차신호간의 상관계수는 오차신호의 분산값과 탭 가중 벡터값에 좌우된다는 것을 알 수 있다. 각 알고리즘의 탭 가중 벡터 값이 유사하다는 가정아래 ρ_j 는 각 알고리즘의 오차신호의 분산 값에 반비례한다는 것을 알 수 있다. 곧, 오차신호의 분산 값이 증가하면, 상관계수 값이 감소한다는 것을 알 수 있다. (그림 1)과 (그림 2)는 각각 $\rho_1 \geq \rho_j$, ($j=2,3$)를 만족시키는 ρ_1 에 대한 각 알고리즘의 점근상대효율 값을 그래프로 표현한 것이다. Hybrid II 및 MZF 알고리즘은 최소평균제곱 알고리즘을 단순화한 것이기 때문에 최소평균제곱 알고리즘의 오차신호에 대한 분산 값이 세 알고리즘 가운데서 가장 작다고 할 수 있다. 따라서 최소평균제곱 알고리즘의 상관계수 값이 가장 크기 때문에 점근상대효율 값을 $\rho_1 \geq \rho_j$ 에 대하여 구하였다.

(그림 1)과 (그림 2)에 따르면 최소평균제곱 알고리즘에 대한 MZF 알고리즘의 점근상대효율 값은 Hybrid II 알고리즘의 점근상대효율 값에 비하여 작은 값을 가지며, $\frac{\rho_1}{\rho_j}$ 값이 증가할수록 점근상대효율 값은 감소함을 알 수 있다. $\rho_1 = \rho_j$ 인 경우에는 ρ_1 값이 증가함에 따라 점근상대효율 값은 증가함을 알 수 있다.

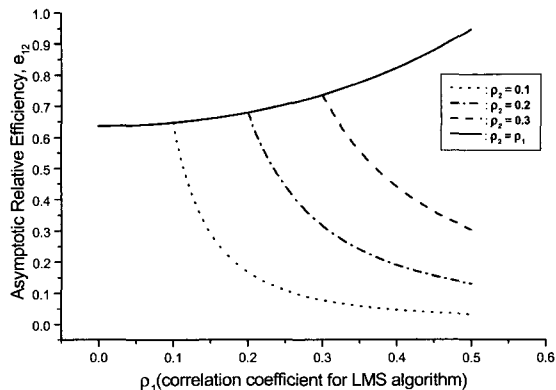


그림 1. 상관계수값에 따른 Hybrid II 알고리즘의 점근상대효율
Fig. 1. ARE of Hybrid II algorithm with respect to correlation coefficient values.

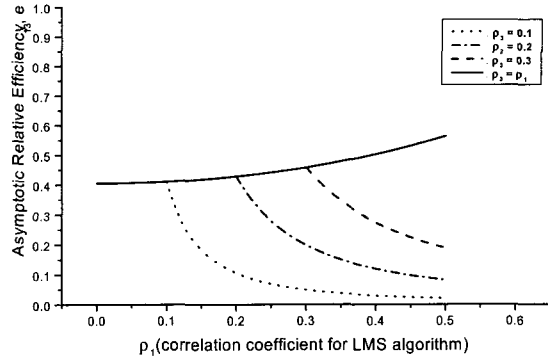


그림 2. 상관계수값에 따른 MZF 알고리즘의 점근상대효율
Fig. 2. ARE of MZF algorithm with respect to correlation coefficient values.

IV. 모의실험

실험모델은 참고문헌 [8]의 적응등화기를 이용하였으며, 이 때의 매개변수의 값으로는 $M=11$, $\sigma_a^2=1.0$, $\sigma_v^2=0.001$ 및 $W=3.1$ 을 적용하였다. 각 기울기 추정기의 비편향성을 확인하기 위하여 각 추정기의 비편향성을 다음과 같이 정의하였다.

$$\xi_i = \frac{\|E[T_1(n)]\| - \|E[T_i(n)]\|}{\|E[T_1(\infty)]\|} \quad (14)$$

여기서, $T_1(\infty)$ 는 정상상태 영역에서의 $T_1(n)$ 을 의미한다. 각 알고리즘에 대한 비편향성을 다음과 같이 구하였다.

$$\xi_j = \left(\sqrt{\sum_{i=1}^M E^2[T_{1,i}]} - \sqrt{\sum_{i=1}^M E^2[T_{j,i}]} \right) E_0^{-1}, \quad j=2,3 \quad (15)$$

여기서, $E_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^M (E[T_1(\infty)])^2}$. 각 알고리즘의 기울기 추정기의 비편향성에 대한 모의실험 결과는 (그림 3)과 같다. 이 때의 각 알고리즘의 이득상수는 모의실험에 의하여 찾은 각 알고리즘이 동일한 수렴속도를 가질 때의 값이며, Hybrid I 알고리즘의 결과는 [7]의 결과를 인용한 것이다. (그림 3)에 의하면 각 기울기 추정기는 시간이 지남에 따라 비편향화 된다는 것을 알 수 있다.

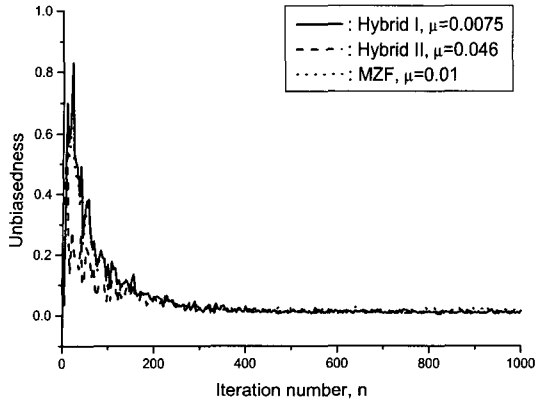


그림 3. 각 기울기 추정기에 대한 비편향성
Fig. 3. Unbiasedness for the gradient estimators.

각 기울기 추정기의 분산벡터크기는 (식 16)을 이용하여 구하였다.

$$\begin{aligned} \|\text{var}[T_2(n)]\| &= \\ \frac{\pi}{2} \left(\frac{\sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1}{\sigma_{e_2} \rho_2} \right)^2 &\sqrt{\sum_{i=1}^M (\text{var}[\text{sgn}[u(n-i+1)]e_2(i)])^2} \\ \|\text{var}[T_3(n)]\| &= \\ \left(\frac{\pi \sigma_u \sigma_{e_1} \rho_1}{2\rho_3} \right)^2 &\sqrt{\sum_{i=1}^M (\text{var}[\text{sgn}[u(n-i+1)]\text{sgn}[e_3(i)])]^2} \end{aligned} \quad (16)$$

각 기울기 추정기의 분산벡터크기에 대한 모의실험 결과는 (그림 4)와 같다. (그림 4)의 결과로부터 모의실험 점근상대효율값을 정상 영역에서 분산 크기를 평균함으로써 구하였다. 이론 및 모의실험에 의한 점근상대효율값은 (표 1)에 있다.

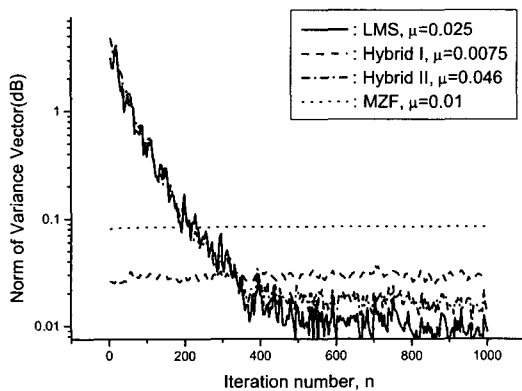


그림 4. 최소평균제곱 계열 알고리즘의 기울기 추정기에 대한 분산벡터크기
Fig. 4. The variance vector norm for the gradient estimators of the LMS family algorithms.

표 1. 이론 및 모의실험 점근상대효율값
Table 1. Theoretical and simulated ARE values.

	LMS	Hybrid II	MZF
이론값	1.0	0.547	0.108
모의실험 결과값	1.0	0.625	0.120

V. 결론

우리는 최소평균제곱 알고리즘에 대한 Hybrid II 알고리즘과 MZF 알고리즘의 성능을 각 알고리즘의 기울기 추정기에 대한 점근상대효율을 통하여 분석하였다. 점근상대효율의 분석결과인 (식 12)에 따르면 점근상대효율값은 Hybrid I 알고리즘^[7]의 경우와 같이 각 알고리즘의 입력신호와 오차신호간의 상관계수의 함수라는 결론이 나왔다. 따라서 각 알고리즘의 상대적인 성능은 절대적이지 않고 응용분야에 따른 주위 환경에 좌우됨을 알 수 있다.

점근상대효율에 의한 분석결과 정확성을 동일 수렴 속도 조건에서 등화기를 이용한 모의실험을 한 결과, 실험 값과 이론 값이 유사하다는 것이 밝혀졌으며, 이 논문에서 사용한 등화기 응용에서는 최소평균제곱 알고리즘에 대한 Hybrid II 알고리즘과 MZF 알고리즘의 점근상대효율값이 각각 정량화된 값인 0.55와 0.11의 값을 얻을 수 있었다.

참고 문헌

- [1] E. L. Lehmann and G. Casella, Theory of Point Estimation. New York: Springer Verlag, 1998.
- [2] J. D. Gibson and J. L. Melsa, Introduction to Nonparametric Detection with Applications. New York: Academic Press, 1975, and IEEE Press Classic Reissue, 1995.
- [3] D. L. Duttweiler, "Adaptive filter performance with nonlinearities in the correlation multiplier," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-30, pp. 578-586, August 1982.
- [4] E. Masry and F. Bullo, "Convergence analysis of the sign algorithm for adaptive filtering,"

- IEEE Trans. Inform. Theory, vol. IT-41, pp. 489-495, March 1995.
- [5] E. Eweda, "Transient performance degradation of the LMS, RLS, sign, signed regressor, and sign-sign algorithms with data correlation," IEEE Trans. Circuits Syst., vol. CAS-46, pp. 1055-1063, August 1999.
- [6] S. Koike, "Analysis of adaptive filters using normalized signed regressor LMS algorithm," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. IT-47, pp. 2710-2723, October 1999.
- [7] 손원, "동일 수렴속도 조건에서 접근상대효율을 이용한 LMS와 Hybrid I 알고리즘의 성능분석," 한국통신학회논문지, 제25권 제 2B호, 385-390 쪽, 2000년 2월
- [8] S. Haykin, Adaptive Filter Theory. New York: Prentice Hall, 1995.
- [9] B. Widrow and S. D. Stearns, Adaptive Signal Processing. New York: Prentice Hall, 1985.

 저 자 소 개



孫 園(正會員)

1982년 2월: 경북대학교 공학사 (전자공학과). 1990년 5월: 텍사스 A&M 대 공학석사 (전기공학과). 1993년 8월: 텍사스 A&M 대공학박사(전기공학과). 1982년 1월~1987년 6월: 국방과학연구소(진해). 1993년 9월~1999년 2월: 한국전자통신연구원. 1999년 3월~현재: 경희대학교 전자정보학부 조교수. <관심분야> 디지털방송, 위성통신, 신호처리