

가변환경에 적합한 새로운 가변 적응 계수에 관한 연구 (New variable adaptive coefficient algorithm for variable circumstances)

오 신 범* 이 채 욱*
(Shin-Bum Oh) (Chae-Wook Lee)

요 약 적응 신호처리 분야에서 LMS(Least Mean Square)알고리즘은 그 식의 간편함과 구현의 용이함으로 가장 널리 이용되고 있다. 대부분의 LMS 알고리즘은 수렴비를 조절하는 적응계수를 일정한 값으로 정하는데, 이는 안전성과 속도사이에서 트레이드오프가 존재한다. 이러한 단점을 해결하고 성능을 개선하기 위하여 가변 LMS(VLMS: Variable LMS)가 발표되었다. 그러나 기존에 발표된 알고리즘들은 급격한 환경변화에 적용하지 못하고 발산하는 경우도 있으며 수렴속도에 문제가 있다.

본 논문에서는 기존의 적응계수의 특성을 일부 변형시킴으로서 계산량을 줄이고, 급격한 환경변화에서도 수렴하도록 하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안한 적응계수의 성능 확인을 위하여 시스템 식별 및 잡음 제거 시스템에 적용하여 기존의 알고리즘들과 비교하였다.

Abstract One of the most popular algorithm in adaptive signal processing is the least mean square(LMS) algorithm. The majority of these papers examine the LMS algorithm with a constant step size. The choice of the step size reflects a tradeoff between misadjustment and the speed of adaptation. Subsequent works have discussed the issue of optimization of the step size or methods of varying the step size to improve performance. However there is as yet no detailed analysis of a variable step size algorithm that is capable of giving both the speed of adaptation and the convergence.

In this paper we propose a new variable step size algorithm where the step size adjustment is controlled by square of the prediction error. The simulation results obtained using the new algorithm about noise canceller system and system identification are described. They are compared to the results obtained for other variable step size algorithm. function.

1. 서 론

디지털 필터는 고정형 필터와 적응형 필터로 나눌 수 있는데, 고정형 필터는 디지털 필터를 설계하는데 있어 고정된 파라미터 값을 가져야 하므로 설계 전에 입력 신호와 잡음의 특성에 대한 정보를 알고 있어야 한다. 반면에 적응형 필터는 필터 자신이 필터 인자를 자동으로 조절하는 능력이 있으므로 입력 신호의 특성을 모르거나 주위의 통신환경이 시간적으로 변화할 때 유용하다[1][2].

적응 신호처리 분야에서 필터의 계수인자(수렴인자)를 찾는 데 널리 이용되는 LMS(Least Mean Square)알고리즘은 매 샘플 시간마다 순시치로 계산된 에러 값의 제곱을 최소화하는 적응 알고리즘으로서 그 식의 간편함과 구현의 용이함으로 지금도 널리 이용되고 있다[1][2][3][4]. 그러나 LMS알고리즘은 수렴비(convergence rate)를 조절하는 계수 μ 를 일정한 범위 내에서 임의로 정해야 하는 문제점이 있다. 수렴계수 μ 를 크게 하면 수렴속도는 빨라지나 원하는 신호와의 최종 수렴오차는 커지게 된다. 반면 μ 를 적게 하면 수렴속도는 느려지지만 원하는 신호와의 최종 수렴오차는 작아지게 된다[2][5]. 이처럼 LMS알고리즘은 안전성과 속도사이에서 트레이드오프가 존재한다.

한편 비교적 간단한 구조로 실현할 수 있는 LMS 알고

* 이 논문은 과학기술부에서 시행하는 중점국가연구개발사업의 하나인 자연재해방재기술사업으로 수행된 것입니다.

* 대구대학교 정보통신공학부

리즘은 입력의 고유값폭(eigenvalue spread)이 클 경우에는 항상 수렴하지는 않는다. 그리고 고정된 적응필터의 비 적응 성분으로 인해 주위 환경변화에 만족할만한 성과를 보이지 않고, 일정한 환경하에서만 만족할만한 효과가 있고, 시변환된 환경에서는 제기능을 수행하지 못하게 되는 경우도 있다.

이러한 단점을 극복하기 위해 μ 를 입력신호의 전력에 역비례하도록 설정한 NLMS(Normalized LMS) 알고리즘이 발표되었으나, 입력전력의 사전정보를 예상하고 있어야 한다는 문제점이 있다[5]. NLMS의 문제점을 해결하는 방법으로 가변 step size를 적용한 알고리즘(VLMS: variable LMS)이 발표되었다[6][7][8][9][10]. VLMS 알고리즘 중에서도 오차특성(steady state performance)을 유지하면서 가변스텝계수를 독립적으로 변화시킴으로써 수렴특성을 개선시키는 알고리즘은 nonstationary 환경에서 tracking을 하는데 매우 유리하다[7][9][12]. 그러나 기존에 발표된 알고리즘들은 급격한 환경변화에 적응하지 못하고 발산하는 경우도 있으며 수렴속도에 다소 문제가 있다[6][9][12].

본 논문에서는 기존의 적응계수의 값을 변경함으로써 계산량을 줄이고, 급격한 환경변화에서도 수렴하도록 하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안한 적응계수의 성능 확인을 위하여 시스템 식별 및 잡음 제거 시스템에 적용하여 기존의 알고리즘과 비교하였다.

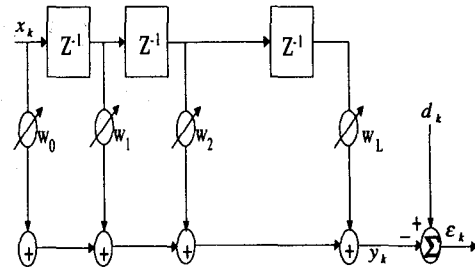
2. 적응 신호처리

2.1. LMS 알고리즘

<그림 1>에 적응 필터의 구조를 보인다. W_k 와 X_k 는 k 시점에서의 각각의 필터의 계수와 입력신호의 샘플들이다.

$$W_k = [w_{0,k}, w_{1,k}, \dots, w_{L,k}]^T \quad (1)$$

$$X_k = [x_{0,k}, x_{1,k}, \dots, x_{L,k}]^T \quad (2)$$



<그림 1> 적응 필터의 구조

이때 k 시점에서의 출력오차 ϵ_k 는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \epsilon_k &= d_k - y_k = d_k - X_k^T W \\ &= d_k - W_k^T X_k \end{aligned} \quad (3)$$

한편, 알고리즘의 성능을 평가하는 기준으로 사용되는 평균자승오차(Mean Square Error : MSE)는 식(3)에서 양변을 제곱하여 평균을 취하여 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} MSE &= E[\epsilon_k^2] = E[d_k^2] + W_k^T E[X_k X_k^T] W_k \\ &\quad - 2E[d_k X_k^T] W_k \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 입력의 자기 상관행렬(input autocorrelation matrix) R 과 입력의 상호 상관벡터(input cross-correlation vector) P 를 다음과 같이 표시하면,

$$R = E[X_k X_k^T], \quad P = E[d_k X_k] \quad (5)$$

자승평균오차 $E[\epsilon_k^2]$ 는

$$E[\epsilon_k^2] = E[d_k^2] + W^T R W - 2P^T W \quad (6)$$

로 나타낼 수 있다.

오차 MSE는 2차 곡면이므로 필터계수에 대한 도함수를 0으로 두어서 MSE의 최소값을 구하면 최적필터계수를 구할 수 있다. 그러나 일반적으로 계산에 필요한 상관행렬 R 과 시점 k 에서의 곡면의 기울기를 정확히 알기가 쉽지

않으므로 근사적인 값을 이용하여 반복계산을 수행한다. 적응 알고리즘의 전개를 위해서 ϵ_k^2 의 shot-term사이의 평균의 차를 취함으로써 $\xi = E[\epsilon_k^2]$ 의 gradient 추정을 하지만, LMS 알고리즘의 전개에 있어서는 ξ_k 의 추정을 위해 평균자승오차로부터 ∇ 를 구하는 대신 ϵ_k^2 으로부터 ∇ 의 근사치인 $\hat{\nabla}$ 를 이용한다.

가중치가 W_k 일 때 반복적 경도 추정은 대수적으로 다음과 같다.

$$W_{k+1} = W_k + \mu (-\nabla_k) \quad (7)$$

식(7)

에서 k 는 반복 실행 횟수를 나타내며 W_{k+1} 은 새로운 가중치 값이고 W_k 은 현재의 가중치 값이다. μ 는 계수로서 수렴비와 안정도를 조절한다. μ 는 수렴속도를 결정하는 스텝의 크기로서 가중 벡터 W 가 최적의 값으로 수렴하기 위해서는 일반적으로 $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$ 를 만족해야 하는데 λ_{\max} 는 행렬 R 의 최대 고유치를 의미한다.

∇_k 는 평균자승오차의 기울기이며 다음과 같이 정리된다.

$$\nabla_k \equiv \frac{\partial \xi}{\partial W} = \left[\frac{\partial \xi}{\partial w_0} \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_L} \right]^T \quad (8)$$

$$\hat{\nabla}_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial \epsilon_k^2}{\partial w_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial \epsilon_k^2}{\partial w_L} \end{bmatrix} = -2 \epsilon_k \begin{bmatrix} \frac{\partial \epsilon_k}{\partial w_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial \epsilon_k}{\partial w_L} \end{bmatrix} = -2 \epsilon_k X_k \quad (9)$$

가중치에 대한 ϵ_k 에 대한 미분은 다음과 같이 된다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu \hat{\nabla}_k = W_k + 2 \mu \epsilon_k X_k \quad (10)$$

$0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$

식(11)은 LMS 알고리즘으로 식에서 알 수 있듯이 제곱이나 평균, 또는 미분을 하지 않으므로 유용하고 효과적이다.

한편, 최적의 가중치 값을 가지기 위한 수렴조건은

$$\frac{1}{\lambda_{\max}} > \mu > 0 \quad (11)$$

로 된

다. 식(11)은 LMS 알고리즘이 수렴하기 위한 필요 충분 조건이다.

가중치 벡터 해에 있어서 수렴 속도와 잡음은 이 μ 값에 의해 결정된다. 이러한 경로 추적방식의 LMS알고리즘은 μ 라는 기준인자에 의해 영향을 받는다. 이 인자가 그 처리 시스템의 수렴속도, 정확도, 그리고 안정성을 조절하며 만약 μ 가 클 경우 수렴속도는 빠르지만 안정성이 부족하고 μ 가 적을 경우 안정성은 좋으나 수렴속도는 느리게 된다. 그러므로 적응 과정에서 적절한 수렴계수 μ 의 선택은 대단히 중요하다. 한편 LMS 알고리즘은 이러한 수렴성분이 고정되어 있어 그 실행에 대한 사전지식이나 지관에 의해 μ 값을 정하거나, 수 차례의 실행과 착오를 하면서 가장 적절한 μ 값을 구해야 한다. 그러나 실제 시스템에서 입력 값이 잡음 등의 영향으로 이상적으로 변할 경우 정확하게 예측하기란 어렵고 따라서 시스템이 불안정해지는 경우가 많다.

2.2 NLMS 알고리즘

입력이 통계적 성질이 안정된 특성을 가지고 X_k 가 시간대에 대해 상관 관계가 없다고 하면, 추정치 gradient의 기대값은 실제 gradient의 값이 된다. 따라서 W_k 의 기대값은 최적해가 되므로 이때 수렴조건은

$$0 < \mu < 1/\lambda_{\max} \quad (12)$$

이 되어야 한다.

여기서 λ_{\max} 는 R 의 최대고유치(eigenvalue)를 나타낸다. 그러나 실제 시스템에 적용하는데 있어서 식(31)의 λ_{\max} 를 계산하는데 필요한 R 을 추정하기가 힘들기 때문에 식(12)대신

$$0 < \mu < 1/\sum_L \lambda_L \quad (13)$$

를 일

반적으로 사용한다. λ_L 는 입력신호의 총전력(power)이므로 LMS 알고리즘을 변형하면

$$W_{k+1} = W_k + \frac{\mu X_k}{X_k X_k^T} \varepsilon_k, \quad 0 < \mu < 1 \quad (14)$$

이 된다[3]. 이 알고리즘은 적응 계수를 참조입력 신호 전력의 역수에 의해 정규화시킨 알고리즘으로 수렴 범위가 0 과 1 사이에 존재하게 함으로써 그 사이 값을 수렴 계수로 정하면 안정된 동작을 하게 된다.

입력신호가 크면 적응 계수값이 적어져 수렴속도는 느리지만 안정성을 보장할 수 있으며 입력신호가 적으면 상대적으로 적응 계수의 값이 커지므로 수렴속도를 빠르게 할 수 있다. 또, 입력의 상태가 환경에 따라 변하는 경우 LMS 알고리즘은 적응계수가 고정되어 있기 때문에 외부 환경에 적응하기가 어려운 반면 NLMS 알고리즘은 입력상태의 변화에 LMS에 비해 잘 적응하는 알고리즘이라 할 수 있다. 그러나 적응과정에서 NLMS 알고리즘은 입력값의 power를 이용하여 μ 값을 선정했으나 또 다른 계수인 자를 경험적으로 선택하여 사용하기 때문에 완벽한 형태의 적응 알고리즘이라고 할 수는 없다.

2.3 VLMS 알고리즘

LMS 와 NLMS 알고리즘은 수렴 속도와 수렴 오차를 결정하는 핵심 인자인 μ 에 의해 수렴 상태가 결정된다. 한편, 수렴의 초기 상태는 오차의 기울기 범위가 크고, 최적의 상태로 가까워질수록 오차의 기울기는 작다. 그러므로 수렴의 초기에는 μ 값을 크게 잡아 빠른 수렴을 하고, 나중으로 갈수록 μ 값을 작게 하면 빠르고, 안정된 수렴을 할 수 있다.

이러한 성질을 이용하여 반복구간 마다 다른 값을 갖는 가변 스텝사이클을 갖는 다음과 같은 알고리즘이 발표되어 있다[7]. 편의상 이 알고리즘을 E-VLMS 알고리즘이라 한다.

$$W_{k+1} = W_k + \frac{2\exp(-\alpha k)}{X_k X_k^T} \varepsilon_k X_k \quad (15)$$

E-VLMS 알고리즘은 매 반복구간마다 수렴 계수 값이 바뀌는 가변 스텝 사이클을 갖는 알고리즘이다. α 는 수렴 성능을 나타내는 성능 지표로서 값이 작을수록 빠른 수렴을 한다.

$0 < \exp(-k) < 1$ 범위 안에 있으므로 항상 수렴을

한다. 그러나, E-VLMS 알고리즘은 반복구간마다 수렴 계수 값을 작게 변화시킴으로써 시스템의 환경이 변화하는 경우, 수렴 계수 값이 작아지므로 수렴 속도가 늦어지는 문제점이 있다. 즉, 변화가 없는 환경에서 E-VLMS 알고리즘은 빠른 수렴과 안정한 수렴을 하지만, 일정기간이 지나서 시스템의 환경이 바뀌는 경우에 있어서는 변화가 일어나기 전까지 시간만큼 적응 계수의 값은 줄어들게 되어 이후의 알고리즘이 수행은 느려지게 된다[7].

일반적으로 LMS 알고리즘은 수렴 범위를 많이 벗어날 수록 오차의 기울기가 크며, 최적의 해(Wiener solution) 근처에 갈수록 오차의 기울기는 작다. 이런 특성을 이용하여 오차의 기울기에 따른 수렴 계수를 변화를 주어 알고리즘을 적용하면 오차의 기울기가 클 때는 수렴이 진행중인 초기 상태로 보아 μ 를 크게 잡아 수렴을 빠르게 하고 기울기가 작을 때는 수렴이 최종 상태로 보아 μ 를 작게 하여 알고리즘이 안정성을 확보 할 수 있다. 우선 적응 계수를 입력 전력에 의해 수렴인자의 범위를 정하고, 기울기에 변화하여 적응 계수의 값을 변화시킨다. 기울기 자승 오차의 기울기가 클 경우 크게 잡아 빠른 수렴을 얻도록 하고, 오차가 작을 경우 적게 하여 MSE 값을 줄이게 된다. 그러나 기울기 값에 비례하여 적응 계수의 값을 변화시키면 기울기가 무한이므로 적응 계수의 조절을 기울기만으로 하는 것은 바람직하지 않다. 그러므로 수렴 내에서 정규화된 적응 계수의 변화를 얻기 위해서는 기울기의 절대치를 \arctan 함수를 사용하여 exponential 함수에 적용함으로써 아주 작은 기울기에서는 적응 계수의 값을 작게 변화시키고, 기울기가 클수록 수렴 범위의 최대 μ 값을 갖도록 하여 다음의 수식을 얻는다[12].

$$\mu_i = [1 - \exp(-\alpha \arctan(|-2\varepsilon_k x_{ik}|))]/\sigma_i^2 \quad (16)$$

식(16)의 알고리즘을 A-VLMS 알고리즘이라 부르기로 한다. 여기서, σ_i^2 는 입력 신호의 전력을 나타낸다. 이 알고리즘은 각 반복 수행마다 각 가중치에 대해 개별적으로 수렴 인자 값이 주어지며 입력 신호의 전력이나 오차의 크기에 관계없이 항상 안정된 수렴을 한다. 즉, 아주 적은 기울기에서만 적응 계수 값을 변화시키고, 기울기가 클 때는 수렴 범위의 최대 μ 를 갖도록 한 알고리즘이라 할 수 있다. 또 식(16)의 가변 스텝 사이클을 갖는 알고리즘은 환경이 변화하는 경우에 있어도 알고리즘이 최적의 적응 계수를 찾아내므로 안정된 수렴 특성을 나타내게 된다. 그러나 이 알고리즘은 α 라는 적응 인자를 사용하지 않을 경우, 오차의 기울기가 조금만 증가하면 적응 계수의 범위

가 1이 되어 알고리즘이 발산할 수 있다. 즉, 식(16)에서 제시한 적응 계수의 수렴 범위 안에 있지 않으므로 적응 알고리즘이 기능이 상실될 수 있다. 이 알고리즘이 제대로 수행되려면 오차의 기울기가 아주 작은 값을 가지든지, 아니면, 식(16)에서처럼 α 라는 또 다른 적응 인자를 사용해서, 0보다 작은 값을 사용하여 기울기 변화에 따른 수렴 계수의 변화 범위를 넓혀야 안정된 수렴을 할 수 있다.

다른 가변 스텝 사이즈를 갖는 방법으로 식(16)과 같은 제곱 오차의 기울기 대신 오차 제곱을 그대로 사용하여 제곱 오차가 크면 적응 계수 값을 크게 하여 빠른 수렴을 하도록 하고 제곱 오차가 작으면 적응 계수의 값을 작게 하여 다음과 같은 알고리즘의 발표되어 있다[9].

$$\mu_{k+1} = \alpha \mu_k + \gamma \epsilon_k^2 \quad (17)$$

여기서 α , γ 는 다음과 같이 주어진다.

$$0 < \alpha < 1, \gamma > 1$$

적응 계수는 다음과 같이 업데이트된다.

$$\mu_{k+1} = \begin{cases} \mu_{\max} & \text{if } \mu_{k+1} > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \text{if } \mu_{k+1} < \mu_{\min} \\ \mu_{k+1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

여기서 초기값 $\mu(0)$ 는 일반적으로 μ_{\max} 를 사용하며, 가변 스텝 사이즈 μ_k 는 제곱 오차와 α , γ 에 의해 조절된다. 식(18)에서처럼 이 알고리즘은 기본적으로 적응 계수의 값을 줄여 가지지만, 만약에 오차의 크기가 너무 크거나 작을 때는 그 부분을 반영하도록 한 것이다. 큰 제곱 오차일 때는 빠른 수렴을 하고, 제곱 오차가 적으면 오조정(misadjustment)을 줄인다. 그러나 이 알고리즘은 많은 파라미터를 사용해야 하며, 값을 비교하는 등, 알고리즘을 수행하는데 다소 복잡한 과정이 필요하며, 각 파라미터가 적절한 값을 가져야 한다는 문제점이 있다. 여기서 편의상 이 알고리즘을 VSS 알고리즘이라 부르기로 한다.

3. 제안 적응 알고리즘

본 연구에서는 FIR구조를 갖는 필터에서 적응 알고리즘의 적응 계수 μ 를 사전 지식을 가지고 임의로 선택하지 않

고 환경 변화에서 뛰어난 적응력을 갖는 알고리즘을 제안한다. 적응계수 μ 는 시변으로 적응 알고리즘은 다음과 같다.

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu_k \epsilon_k X_k \quad (19)$$

(19)가 식(15)와 비교했을 때 다른 점은 μ_k 의 존재이다. 식(15)에서 μ_i 는 각각 가중치, 각 반복구간마다 변하는 값임에 반하여 식(19)는 각 반복구간마다 변하는 값임을 의미한다. 이 차이는 식(19)에서 알고리즘이 식(15)에 비해 알고리즘 수행 시 계산 량을 줄일 수 있음을 의미한다.

가변 스텝 사이즈를 갖는 제안 적응 알고리즘을 만들기 위해, 우선 적응 계수를 입력신호의 전력에 의해 수렴인자의 범위를 정하고, 식(17)처럼 제곱 오차에 변화하여 적응계수의 값을 변화시킨다. 즉 적응계수는 제곱 오차 값이 클 경우 크게 잡아 빠른 수렴속도를 얻도록 하고, 오차가 작을 경우 적게 하여 MSE값을 줄이게 한다. 수렴범위 내에서 정규화된 적응계수의 변화를 얻기 위해서 여기서는 제곱 오차를 사용하여 식(16)처럼 exponential 함수에 적용한다. 그렇게 함으로써 작은 제곱 오차에서는 적응계수 값을 작게 변화시키고, 제곱 오차가 클 때는 수렴범위의 최대 μ 값을 갖도록 다음과 같은 적응계수를 제안한다.

$$\mu_{ik} = [1 - \exp(-\alpha \epsilon_k^2)] / \sigma_i^2 \quad (20)$$

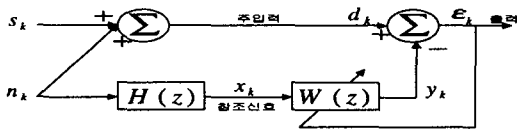
여기서 σ_i^2 는 입력신호의 전력이다. 식(16)의 A-VLMS 알고리즘에 비해 다른 매 구간에서만 적응 계수의 변화를 주고 각 가중치에 대해서는 같은 값을 가지게 함으로 식(16)에 비해 계산량을 많이 줄일 수 있다. 또한 제곱 오차의 변화에 대해서 수렴 계수의 범위는 식(33)에 나타난 조건을 만족하므로 식(20)의 알고리즘은 항상 수렴 범위 안에서 적응 계수 값을 가지고 있으며, 제곱 오차의 변화에 따른 수렴 동작을 수행하므로 고정된 적응 계수를 가지는 다른 알고리즘에 비해 제안한 알고리즘은 각 반복 수행마다 수렴인자 μ_k 값이 주어지며 빠르고, 안정된 수렴과 환경이 변화하는 경우에도 최적으로 수렴을 한다. 이 알고리즘은 E-VLMS 알고리즘과 VSS 알고리즘처럼 매 구간마다 적응 계수의 값을 변화시킨다. 그러나 E-VLMS 알고리즘이 환경의 변화에 능동적으로 대처하지 못하지만 제안한 알고리즘은 제곱 오차의 변화에 따라 적응 계수를 변화시키므로 환경 변화에 능동적으로 대처한다. 또한 VSS 알고리즘처럼 많은 파라미터와 복잡한 수식을 필요치 않는

다. 여기서 편의상 식(20)의 알고리즘을 S-VLMS 알고리즘이라 부르기로 한다.

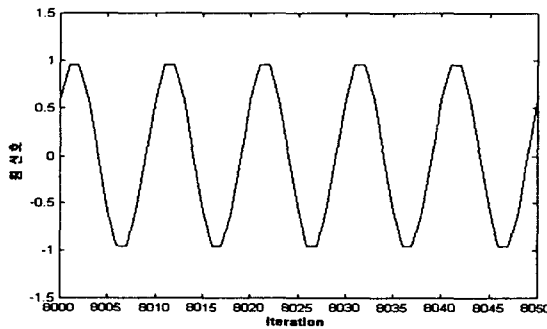
4. 컴퓨터 시뮬레이션

4.1. 적응 잡음 제거 시스템

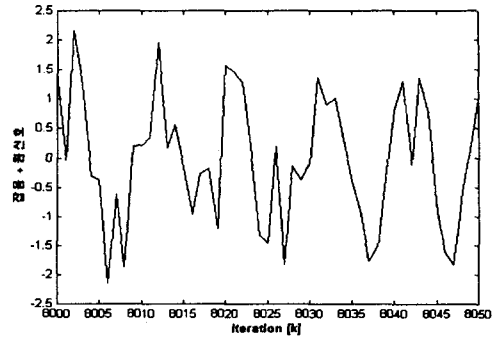
<그림 2>는 원 신호 s_k 에 잡음 n_k 가 혼신 될 때 이를 제거하는 일반적인 적응 잡음 제거기의 구조이다. 원 신호 s_k 와 잡음 신호 n_k 는 주 입력이 되어 d_k 가 되고, 미지의 잡음 전달 경로를 통과한 잡음 x_k 는 참조신호로 적응 필터의 입력이 된다. 주 입력 신호와 적응 필터의 출력 신호 y_k 의 차, ϵ_k 가 적응 잡음 제거기의 출력이 되며, 적응 필터를 조정하는데 사용된다. MSE를 최소화함으로써 적응 필터가 최적으로 수렴하고, y_k 는 n_k 를 근사적으로 추정하게 된다. 따라서 적응 잡음 제거기는 s_k 에 근사한 신호 ϵ_k 를 출력한다.



<그림 2> 잡음 제거 시스템



(a) 원 신호



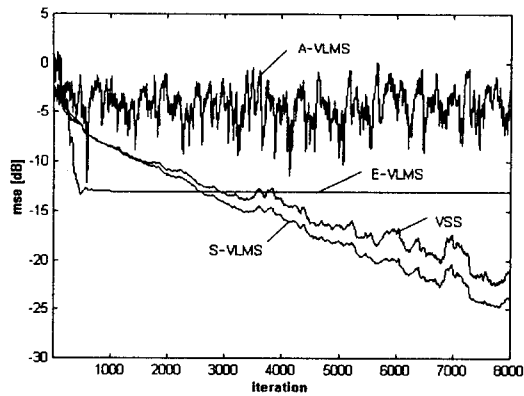
(b) 원 신호에 잡음이 포함된 신호

<그림 3> 원 신호와 잡음이 포함된 신호

실험은 원 신호로는 $\sin(2\pi 100t)$ 를 1kHz로 샘플링된 정현파 신호를 사용하였으며(그림 3(a)), 잡음 신호는 평균이 0이고 평균 전력이 0.5인 백색 잡음을 사용하였다(그림 3(b)).

잡음의 전달 경로 $H(z)$ 는 다음과 같이

$H(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.25z^{-2}$ 로 가정하였다. VSS 알고리즘인 경우 파라미터가 2개 있기에 $\mu_{\max}=0.1$, $\mu_{\min}=0.01$, $\alpha=0.97$, $\gamma = 4.8 \times 10^{-7}$ 를 사용하였으며, 나머지 알고리즘은 파라미터를 다 같이 1로 설정하여 시뮬레이션을 수행하였다. 각 실험은 적응 필터의 차수를 32차로 하고, 알고리즘의 성능을 나타내는 파라미터 MSE[dB]값을 <그림 4>에 표시하였다.

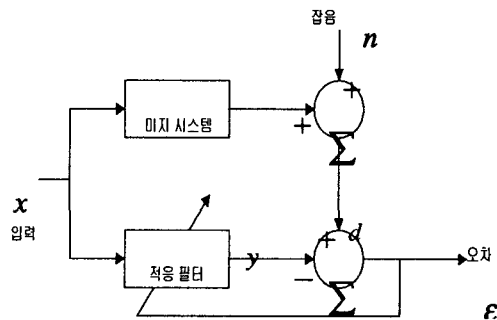


<그림 4> $\alpha=0.01$ 에 대한 각 알고리즘의 MSE

<그림 4>는 각 알고리즘에 대한 MSE 값을 보여 주고 있다. 그림에서 보는 것처럼 고정된 적응 계수를 가지는 알고리즘보다 가변 스텝 사이즈를 갖는 VSS 알고리즘이 수렴 성능이 좋음을 알 수 있고, 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 수렴속도가 다소 빠른 것을 확인할 수 있다.

4.2. 시스템 식별

식별 구조이다. 그림에서 보듯이 적응 필터와 미지 시스템으로 입력되는 신호에 의해 적응 필터가 수렴하여 이 미지 시스템의 계수를 추정해 내는 구조이다.

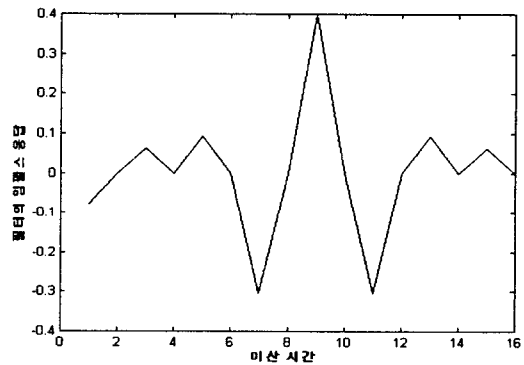


<그림 5> 시스템 식별

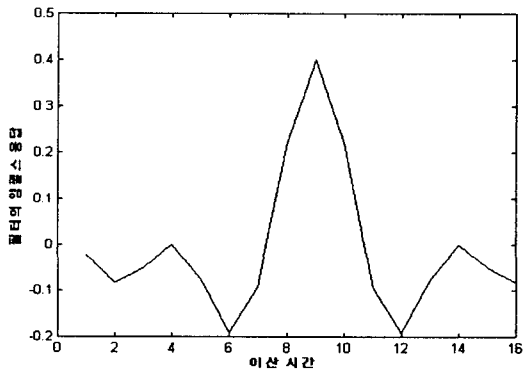
실험은 입력되는 신호로 평균이 0이고 분산이 1인 백색 잡음을 사용하며 바라는 신호에 잡음은 없다고 가정하여 미지 시스템과 적응 필터의 오차를 비교하였다. 또한 미지 시스템이 환경이 변화하지 않는 경우와 변화하는 경우에

대해 나누어 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘을 비교한다. 미지 시스템은 차수가 16차로 하였으며, 미지 시스템이 시불변인 경우와 시변인 환경의 임펄스 응답은 그림이 <그림 6>에 표시하였다. 환경이 변화하지 않는 경우 미지 시스템의 임펄스 응답은 <그림 6>(a)이고, 그 시스템의 임펄스 응답이 <그림 6>(b)로 바뀌는 경우로 가정하여 시뮬레이션하였다.

VSS 알고리즘인 경우 $\mu_{max}=0.1$, $\mu_{min}=0.01$, $\alpha=0.97$, $\gamma=4.8 \times 10^{-7}$ 로 설정하였고, $\alpha=0.01$ 로 설정하여 시스템이 변화하지 않았을 때의 MSE값을 <그림 7>(a)에 나타내고, $\alpha=1$ 로 했을 때의 값을 <그림 7>(b)에 나타내었다.

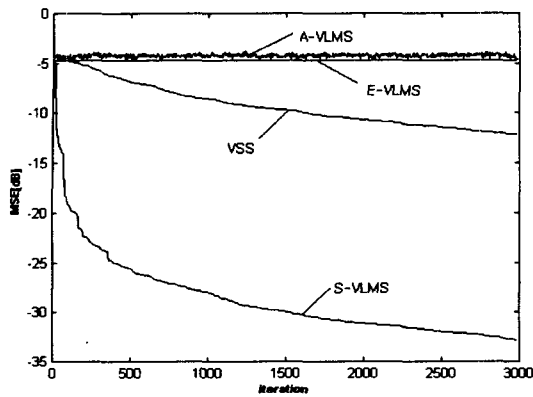


(a) 일펄스 응답 1

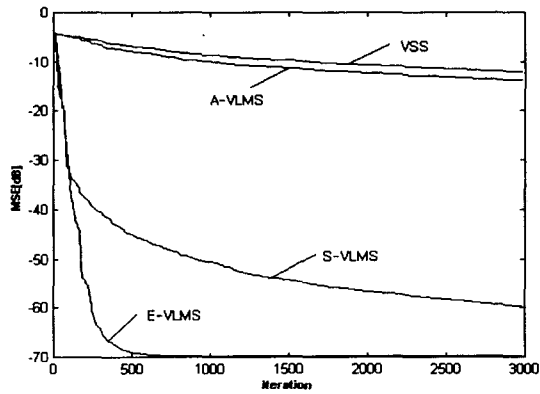


(b) 일펄스 응답 2

<그림 6> 미지 시스템의 일펄스 응답



(a) $\alpha=1$ 일 때 각 알고리즘의 MSE



(b) $\alpha=0.01$ 일 때 각 알고리즘의 MSE

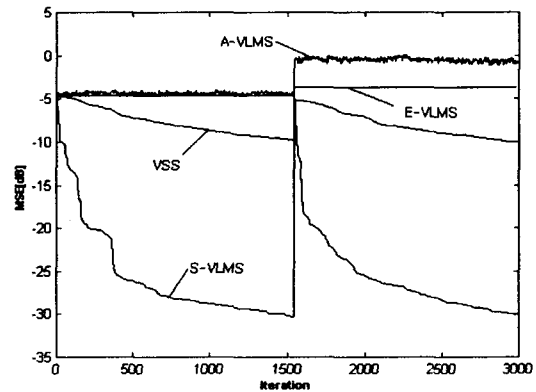
<그림 7> 환경이 변하지 않을 때 각 알고리즘에 대한 MSE

환경이 변화했을 때, 각 알고리즘을 앞의 경우와 같은 조건에서 적용하여 <그림 8>에 MSE값을 나타내었다.

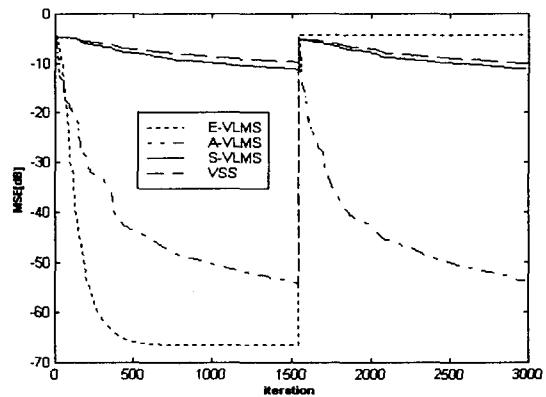
<그림 7>에서 E-VLMS 알고리즘이 환경이 변하기 전에는 가장 수렴이 잘 되었으나, <그림 8>에서 보듯이 환경이 바뀌면 수렴 성능이 떨어짐을 알 수 있다. 이것은 E-VLMS 알고리즘이 적응 상수를 단순히 반복 구간마다 줄여 나가기 때문에 환경이 바뀐 시점에서 적응 상수의 값이 아주 작게 되어 변화하는 환경에 적응하지 못하기 때문이다.

A-VLMS인 경우 <그림 7> 및 <그림 8>에서 파라미터 α 값이 크면 기울기 오차가 큰 범위에서는 수렴 조건을 벗

어나므로 알고리즘이 적절히 수행되지 못하는 것을 알 수 있다. 그러나 α 값을 작게 해주면 기울기 변화 폭이 넓어지고 알고리즘이 수렴 범위에 존재함으로써 제안한 알고리즘인 S-VLMS 알고리즘보다 더 잘 수렴할 수 있다. 그러나 α 값을 작게 해주면 기울기 변화 폭이 넓어지고 알고리즘이 수렴 범위에 존재함으로써 제안한 알고리즘인 S-VLMS 알고리즘보다 더 잘 수렴하였다.



(a) $\alpha=1$ 일 때 각 알고리즘의 MSE



(b) $\alpha=0.01$ 일 때 각 알고리즘의 MSE

<그림 8> 환경이 변하였을 때 각 알고리즘에 대한 MSE

5. 결 론

일반적으로 적응 신호처리에 대한 통신환경을 설정할 때, 시간에 따라 주위의 특성이 고정되어 있다는 가정 하에 적응 신호처리 알고리즘을 적용하고 있다. 그러나 우리가 접하는 실제 통신 환경은 시간에 따라 급격히 변화하는 경우가 자주 있다. 이러한 경우 시스템이 발산하거나 수렴 속도가 늦어지는 문제점이 발생한다.

본 연구에서는 오차의 제곱값에 따라 가변 스텝계수를 자동적으로 조절하는 독립적인 적응 인자를 가지므로 환경이 급격히 변화하여도 발산하지 않고 최적의 상태를 찾아내도록 하는 알고리즘을 제안하였다. 제안 알고리즘의 특성을 확인하기 위하여 잡음제거 시스템과 시스템 식별에 적용하여 기존의 다른 방식의 알고리즘과 비교하였다.

잡음제거 시스템에서는 원신호로 샘플링된 정현파 신호를 사용하고 평균이 0이고 전력이 0.5인 백색잡음을 사용하여 기존의 알고리즘과 MSE값을 비교하였다. 그 결과 기존의 알고리즘보다 계산량과 성능면에서 우수하였다. 시스템식별에서는 제안한 알고리즘은 환경이 변하는 경우와 변하지 않는 경우 모두에 대해 성능이 우수함을 입증했다. 환경이 변하는 시스템인 경우 기존의 알고리즘보다 수렴특성이 비교적 우수하고 항상 수렴하지만, α 의 값에 따라 기존의 알고리즘보다 수렴특성이 좋지 않을 수도 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 실제 통신 환경에 근접한 모델링을 통해서 실제 환경에서 적응 알고리즘을 구현하는 적응 신호처리의 많은 분야에 적용될 수 있을 것으로 기대된다. 앞으로 연구과제로는 α 의 값에 따른 수렴특성에 대한 연구와 여러 가변 스텝 사이즈를 갖는 알고리즘의 성능을 수학적으로 비교 설명하는 것 그리고 실제 하드웨어로 구현하는 것 등을 들 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Bernard Widrow and Samuel D. Stearns, Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, 1985.

[2] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Englewood Cliffs, NJ:Prentice Hall, 1984.

[3] William A.Harrison, Jae S.Lim and Elliot Singer, "A new Application of Adaptive Noise Cancellation" IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol.ASSP-34, pp.21-27, Feb. 1986.

[4] Bernard Widrow, John R. Flover, and John M. McCool, "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Application," Proceeding of IEEE, vol. 63, no. 12, pp 1692-1716, Dec, 1975.

[5] S.Haykin, Adaptive Filter Theory. Englewood Cliffs, NJ:Prentice-Hall, 1991.

[6] J. B. Evans and B. Liu, "Variable step size methods for the LMS adaptive algorithm," in Proc.IEEE Int. Symp. Circuits Syst., pp.422-425, Apr.1987.

[7] Joseph B. Evans, Ping Xue and Bede Liu "Analysis and Implentation of Variable Step Size Adaptive Algorithms" IEEE Trans... Signal Processing, vol-41, pp.2517-2534, august. 1993.

[8] W.B.Mikhael et al., "Adaptive filters with individual adaptation of parameters", IEEE Trans. Circuits Syst., vol.CAS-33, pp.677-686, July 1986.

[9] Raymond H.Kwong and W.johnston "A varialble Step Size LMS Algorithm" IEEE Trans... Signal Processing, vol-40, pp.1633-1642, july. 1992.

[10] F.F.Yassa, "Optimality in the choice of convergence factor for gradient based adaptive algorithm", IEEE Trans. Acoust., Speech,Signal Processing, vol.ASSP-35, pp.48-59, Jan. 1987.

[11] T.J.Shan and T.Kailath, "Adaptive algorithm

with an automatic gain control feature" IEEE Trans. Circ, Syst., vol.35, pp.122-127, Jan.1988.

[12] 부인형, 강철호, "적응필터를 위한 최적 수렴 인자에 관한 연구", 전자공학회논문지 제31권 B편 제7호, pp. 49-57, 1994.7.

[13] 오신범, 이채욱, "가변 스텝 사이즈를 갖는 월시-아다말 변환 적응 필터", 대한전자공학회 추계 종합 학술발표회 논문집 pp 1175-1178 1998.



이 채 욱

1980년 2월 한국항공대학 통신공학과
(공학사)

1987년 3월 동경공업대학 대학원 전기
전자공학과(공학석사)

1990년 3월 동경공업대학 대학원 전기전
자공학과(공학박사)

1990년 3월 - 현재 대구대학교 공과대학 정보통신공학부
교수

1997년 7월 - 1998년 7월 Penn state University 교환교수
관심분야 : Digital filter design, optical delay line signal
processing adaptive signal processing



오 신 범

정보통신공학부 대학원 박사과정