

# 가변블록을 이용한 가변 스텝사이즈 LMS 알고리즘의 스텝사이즈 갱신

## Step-size Updating in Variable Step-size LMS Algorithms using Variable Blocks

崔 薰\*, 金大成\*\*, 裴鉉惠\*

(Hun Choi\*, Dae-Sung Kim\*\*, Hyeon-Deok Bae\*)

### 요 약

본 논문은 가변 스텝사이즈 LMS (Least Mean Square) 알고리즘의 스텝사이즈 결정 시 추가되는 계산량을 줄이기 위해 가변 블록을 사용하는 방법을 제안한다. 이 방법에서는 블록 길이를 스텝사이즈의 변화에 반비례하도록 하여 기존의 가변 스텝사이즈 알고리즘의 수렴속도와 정상상태 오차에 대해 성능의 저하 없이 계산량을 줄이고자 한다. 그리고 평균이 영인 백색 가우시안 입력신호 환경하에서 LMS 기반 적응 알고리즘의 초기 스텝사이즈를 최적으로 구하는 방법을 제안한다. 제안한 방법의 우수성을 입증하기 위한 컴퓨터 모의 실험을 통해 기존의 가변 스텝사이즈 알고리즘과 수렴속도, 계산량 면에서 성능을 평가한다.

### Abstract

In this paper, we present a variable block method to reduce additive computational requirements in determining step-size of variable step-size LMS (VS-LMS) algorithms. The block length is inversely proportional to the changing of step-size in VS-LMS algorithm. The technique reduces computational requirements of the conventional VS-LMS algorithms without a degradation of performance in convergence rate and steady state error. And a method for deriving initial step-size, when the input is zero mean, white Gaussian sequence, is proposed. For demonstrating the good performances of the proposed method, simulation results are compared with the conventional variable step-size algorithms in convergence speed and computational requirements.

*Key word : Adaptive, LMS, Variable step-size, Block algorithm, Computational complexity*

### I. 서 론

LMS 알고리즘[1]의 주된 단점은 다른 알고리즘에

비해 느린 수렴속도이다. 그 결과로 그 동안 많은 연구자들에 의해 LMS 알고리즘의 수렴성능 개선을 위한 연구가 이루어졌다[2-8]. 이러한 많은 연구들 중에서 가변 스텝사이즈 알고리즘[5-8]은 수렴속도와 정상상태 오차사이의 상반관계를 해결하고자 하였다. 즉, 적응 초기에 빠른 수렴속도를 위해 큰 스텝사이즈를 사용하였고, 알고리즘이 점차 수렴함에 따라 정상상태

\* 충북대학교 전자공학과, \*\*충청대학 전자과  
(\*忠北大學校 電子工學科, \*\*忠淸大學 電子科)  
(\*Dep. of Elec., Chungbuk Nat'l Univ., \*\*Dep. of Elec., Chungcheong College)  
接受日:2002年7月4日, 修正完了日:2002年11月18日

오차를 줄이기 위해 작은 스텝사이즈를 사용하였다. 가변 스텝사이즈 알고리즘은 고정 스텝사이즈를 사용할 때보다 수렴속도와 정상상태 오차성능을 개선하였지만 매 적용 시 스텝사이즈 결정을 위해 추가적인 계산이 요구된다.

또한, LMS에서 스텝사이즈의 초기값 결정은 수렴 속도 및 정상상태 오차성능에 영향을 미치게 된다. 일반적으로 LMS에서 스텝사이즈의 결정은 여러 번의 시행을 통해 적절한 값을 선택하게 되므로, 그 선택에 있어 많은 어려움이 따른다. 초기 스텝사이즈의 결정을 위한 여러 연구들 중 Horowitz와 Senne [2]는 MSE (Mean Square Error)에 기준을 두고 가장 빠른 초기 수렴속도를 갖도록  $\mu\lambda_{\max} = (2 + N)^{-1}$ 와 같이 스텝사이즈를 선택하였다. 여기서  $\lambda_{\max}$ 는  $N \times N$  입력신호 자기상관 행렬  $R_{xx}$ 의 가장 큰 고유치이며  $N$ 은 적응필터의 길이이다. 그리고 Feuer와 Weinstein [4]는 정상상태 오차의 최소화에 기준을 두고 스텝사이즈를 결정하였는데, 입력 자기상관행렬의 고유치가 같은 경우에 대해서 [2]의 결과와 같다. 그러나 이러한 결과들을 고정 스텝사이즈의 초기값으로 사용하는 경우, 실제 사용되는 신호의 자기상관행렬의 고유치가 모두 같음을 보장할 수 없으므로 정상상태 오차 면에서 성능의 저하를 보이게 된다. 반면, Bershad [7]은 입력 데이터 블록인 관측구간의 끝에서 MSE를 최소화하도록 하는 스텝사이즈를 그 블록의 최적 스텝사이즈로 선택하도록 하여 백색 입력 신호에 대한 최적 스텝사이즈를 유도하였다. 이를 근간으로 [8]에서는 가변하는 최적 스텝사이즈 수열을 입력신호의 각각의 고정된 길이의 블록에서 반복적으로 구하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법에서 MSE를 최소화하는 스텝사이즈의 최적값은 초월함수 (transcendental function)의 해를 구하는 문제이므로 백색잡음의 경우와 같이 단순화시켜 고려하여도, 계산량의 부담을 갖는 이분법 (bisection method) 등의 근 해석법 (root finding method)을 통해 구하게 된다 [7, 8].

본 논문에서는 LMS의 장점을 유지하며, 빠른 수렴 속도와 스텝사이즈 결정 시 추가되는 계산량을 줄일

수 있도록 가변 블록을 사용하는 가변 스텝사이즈 알고리즘을 제안한다. 블록길이의 조정은 스텝사이즈 변화에 반비례하도록 한다. 스텝사이즈는 관측 구간인 블록 내에서 고정되며, 블록의 마지막에서 다음 블록의 길이와 스텝사이즈가 결정된다. 그리고 입력신호가 백색인 경우에 적용 알고리즘에서 첫 번째 적용 순간 평균자승오차 (MSE)가 스텝사이즈의 이차함수가 됨을 유도하고, 유도된 식으로부터 최적의 초기 스텝사이즈를 구할 수 있음을 보인다. 최적 초기 스텝사이즈에 대한 적용 알고리즘에서의 효과를 제안한 가변 블록-가변 스텝사이즈 알고리즘에 적용, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 성능을 분석한다.

## II. 가변블록-가변 스텝사이즈 알고리즘

일반적인 가변 스텝사이즈 (Variable Step-size: VS) 알고리즘에서 스텝사이즈는 매 적용 시 다음과 같이 결정된다.

$$\mu(n+1) = A\mu(n) + B \quad (1)$$

여기서 A와 B는 여러 가변 스텝사이즈 알고리즘을 일반화하는데 필요한 파라미터이다. 적응필터가 수렴함에 따라 식 (1)과 같은 형태의 가변 스텝사이즈는 줄어들며, 따라서 오차도 점차적으로 감소하게 된다. 그러므로 적응 필터가 정상상태 근처에 도달함에 따라 매 적용 시 오차의 변동은 점점 작아지므로 적용 순간마다 스텝사이즈의 갱신은 불필요한 계산의 추가로 볼 수 있다. 이를 근거로 가변 스텝사이즈의 갱신을 적응 필터의 수렴정도에 따라 가변 블록 (Variable Block: VB)을 적용, 스텝사이즈를 변화시킬 경우, 적용 알고리즘 성능의 저하 없이 계산량을 줄일 수 있다. 즉, 스텝사이즈 갱신에 가변 블록 방법을 적용하여 적용 초기에는 작은 블록 길이를 사용하고, 오차가 점차 줄어들어 따라 블록 길이를 길게 사용한다. 가변 블록을 적용한 스텝사이즈 갱신식, 식 (1)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mu_{k+1} = A\mu_k + B, \quad k=1, 2, 3, \dots \quad (2)$$

여기서  $\mu_k$ 는 k번째 블록의 스텝사이즈이다. 이때 데이터 블록 내에서 스텝사이즈는 변하지 않으며, 이러한 블록의 길이는 오차의 크기와 밀접한 관계가 있을 것이다. 이 오차의 크기는 가변 스텝사이즈를 사용하는 경우, 정상상태 근처에서 스텝사이즈의 크기와 밀접한 관계가 있다. 이러한 예측 가능한 사실을 근거로 가변 블록을 가변 스텝사이즈에 적용할 때, 블록길이의 결정을 위해 다음과 같은 가정을 한다.

**가정 :** 블록의 길이는 스텝사이즈의 변화에 반비례하도록 할 수 있다. 즉, 스텝사이즈의 감소 정도에 따라 블록의 길이는 늘어나고, 스텝사이즈의 증가 정도에 따라 블록의 길이는 줄어든다.

가정으로부터 k+1번째 블록의 길이  $L_{k+1}$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$L_{k+1} = \lfloor \frac{\mu_k}{\mu_{k+1}} \rfloor \quad (3)$$

여기서  $\mu_{k+1}$ 은 k번째 블록의 끝에서 식 (1)을 이용하여 결정한 k+1번째 블록에서 사용할 스텝사이즈이며,  $\lfloor a \rfloor$ 는 a의 정수 값을 의미한다. 그리고 실제 신호에 적용 시 입력신호, 혹은 통신에서의 채널 환경의 변화에 대해 적절히 대응할 필요가 있으므로 블록길이의 증가는 제한되어야 할 필요가 있다. 이를 위해 다음과 같은 블록길이 결정 방법을 사용한다.

$$L_{k+1} = \begin{cases} cL_k & \text{if } L_{k+1} > cL_k \\ 1 & \text{if } L_{k+1} < 1 \\ L_{k+1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

여기서 파라미터 c는 블록의 급격한 변화를 제한하기 위해 사용하는 양의 상수이다. 가변 스텝사이즈의 조정에 있어 가변 블록을 사용하는 방법인, VBVS (Variable Block Variable Step-size) 방법은 블록 내에서 스텝사이즈는 고정되며 블록이 변화하는 시점에서 스텝사이즈의 갱신이 이루어지므로 스텝사이즈 갱신의 수를 줄일 수 있어 기존 가변 스텝사이즈 알고리즘 [5 ~ 8]의 단점이 되는 추가 계산량을 줄일 수 있다.

제안한 VBVS에서 스텝사이즈의 갱신은 기존 가변 스텝사이즈 알고리즘을 수정하여 사용할 수 있다. 가변 스텝사이즈의 알고리즘 중 대표적인 두 가지 경우에 가변 블록을 적용한 스텝사이즈 갱신식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

i) VS-LMS [5]

$$\mu_{k+1} = (1 - \alpha L_k)\mu_k + \beta e_k^2 \quad (5-1)$$

ii) Stochastic gradient VS-LMS [6]

$$\begin{aligned} \mu_{k+1} = & \mu_k \\ & + \rho \left[ \frac{1}{(L_k - 1)} \sum_{i=1}^{L_k-1} e(kL_{k-1} + i) \mathbf{x}(kL_{k-1} + i) \right]^T \\ & [e(kL_k) \mathbf{x}(kL_k)] \end{aligned} \quad (5-2)$$

식 (5-1)에서  $(1 - \alpha L_k)$ 는 VS-LMS의 망각계수 (forgetting factor)에 해당하며, 가변 블록의 적용 시 증가하는 블록길이에 비례하여 스텝사이즈의 감소가 이루어지도록 실험을 통하여 수정하였다. 식 (5-2)에서 두 번째 항은 [6]에서의 순시값과 다르게 블록 내에서의 평균값을 취한다. 그리고 식 (5-1), 식 (5-2)에서  $e(n)$ 은 원하는 신호와 적응필터 출력과의 오차이다. 파라미터  $\alpha$ ,  $\beta$ , 그리고  $\rho$ 는 블록의 증가와 오차에 대해 스텝사이즈가 적절히 변화할 수 있게 하는 상수이다.

각각의 알고리즘에서 스텝사이즈와 블록의 갱신을 위해 추가되는 계산량은 VS-LMS [5]에 비해 3번의 곱셈과 1번의 덧셈, 그리고 Stochastic gradient VS-LMS [6]에 비해 3번의 곱셈과  $N$  (필터 탭 수)  $\times L_k$  번의 덧셈이 요구된다. 따라서 갱신 순간의 계산량은 증가하게 되나 추가된 계산량을 처리할 수 있는 동일 프로세서를 사용하는 경우, 블록의 길이변화로 인하여 적정 오차에 도달할 때까지 필요한 누적 곱셈 수는 감소하게 된다. 그러므로 적정 오차 내로 수렴 시까지 샘플 당 요구되는 계산량이 감소하게 되어 갱신을 하지 않을 때의 프로세서의 처리 능력으로 다 채널 환경과 같은 상황에서 다른 채널을 처리하게 되면 제한한 방법이 유리하게 된다.

VBVS 알고리즘 성능의 우수성은 IV장에서 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인한다.

### III. 최적 초기 스텝사이즈

LMS 알고리즘에서 MSE는 다음과 같이 표현된다 [7, 8].

$$J(n) = J_{opt} + [R_{xx} K_{vv}(n)] \quad (6)$$

여기서  $J_{opt}$ 는 계수벡터  $w_{opt}$ 이 Wiener 해일 때 필터의 MSE,  $R_{xx} = E[x(n)x(n)^T]$ 는 입력신호의 자기상관행렬, 그리고  $K_{vv}(n)$ 는 계수오차의 상관행렬로  $K_{vv}(n) = E[(w(n) - w_{opt})(w(n) - w_{opt})^T]$ 와 같다. 일반적으로 독립가정 (independent, identically distributed: iid.)하의 입력신호는 분산  $\sigma^2$ ,  $R_{xx} = \sigma^2 I$  ( $I$ 는  $N \times N$  항등행렬), 그리고  $\text{tr}[R_{xx} K_{vv}(n)] = N\sigma^2 [K_{vv}(n)]_{ii}$ 인 화이트 프로세서이다. 스칼라  $[K_{vv}(n)]_{ii} = \beta(n)$ 는 다음의 차분 방정식을 만족한다[7].

$$\beta(n+1) = [1 - 2\mu\gamma^2 + \mu^2\sigma^4(N+2)]\beta(n) + \mu^2\sigma^2 J_{opt} \quad (7)$$

식 (6)의 MSE는 식 (7)을 사용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$J(n) = J_{opt} + N\sigma^2\beta(n) \quad (8)$$

식 (8)에서 MSE  $J(n)$ 는  $\beta(n)$ 을 최소화하는 최적 스텝사이즈를 구함으로써 최소화 할 수 있다. 그러나  $\beta(n)$ 이  $\mu$ 에 대한 초월함수(transcendental function)이기 때문에  $\beta(n)$ 을 최소화하는 최적 스텝사이즈를 구하기 위해 이분법과 같은 수치적 근 해석법을 이용하기도 한다[7]. 그러나 이러한 수치적 근 해석법은 데이터 처리에 있어 많은 추가적인 계산량이 요구된다.

식 (7)으로부터  $\beta(n)$ 의 일반식은 다음과 같이 쓸

수 있다[7].

$$\beta(n) = \phi^n \beta(0) + \mu^2 \sigma^2 J_{opt} \frac{1 - \phi^n}{1 - \phi}, \quad (9)$$

$$|\phi| \neq 1 \text{ and } n = 1, 2, 3, \dots$$

여기서  $\phi$ 는 다음과 같다.

$$\phi = 1 - 2\mu\sigma^2 + \mu^2\sigma^4(N+2) \quad (10)$$

식 (9)에서,  $\beta(n)$ 은 스텝사이즈  $\mu$ 의 초월함수 이므로 식 (8)의 MSE를 최소로 하는  $\mu$ 를 구할 수 없다. 즉,  $\beta(n)$ 을 미분하여 그 결과를 영(zero)으로 놓는 직접적인 방법으로는 최적 스텝사이즈를 구할 수 없다. 그러나 식 (9)와 (10)으로부터  $\beta(1)$ 을 표현하면 다음과 같으며  $\mu$ 에 대해서 이차함수임을 알 수 있다.

$$\beta(1) = \sigma^2 \mu^2 [\sigma^2(N+2)\beta(0) + J_{opt}] - 2\mu\sigma^2\beta(0) + \beta(0) \quad (11)$$

따라서 초기 최적 스텝사이즈 ( $\mu_{opt}$ )는 다음과 같이 직접 구할 수 있다.

$$\frac{d\beta(1)}{d\mu} = 0 \quad (12)$$

$$\mu_{opt} = \frac{\beta(0)}{\sigma^2(N+2)\beta(0) + J_{opt}} \approx \frac{1}{\sigma^2(N+2)} \quad (13)$$

여기서  $\beta(0) = (J(0) - J_{opt})/N\sigma^2$ 이며  $J(0) \gg J_{opt}$  이므로  $J_{opt} \ll \sigma^2(N+2)\beta(0)$  관계가 성립한다.

이 결과는 [2]와 [4]의 결과와 수치적 근 해석법을 사용한 [8]의 결과와 같으며 LMS 기반 알고리즘에서 스텝사이즈 초기값 결정에 유용하게 사용될 수 있다.

### IV. 시뮬레이션 결과

이 장에서는 제안한 가변 블록 방법과 III장에서 전개한 초기 스텝사이즈 선택의 효과를 입증하기 위하여 제안한 알고리즘에 새롭게 찾은 최적 초기 스텝사

이름을 적용한 VBVS와 기존의 대표적인 가변 스텝사  
이즈 알고리즘[5], [6]과의 성능을 비교, 분석한다.

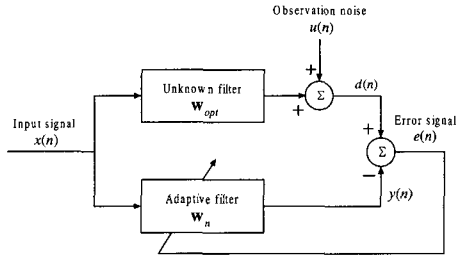


그림 1. 적응 시스템 식별 모델  
Fig. 1. Adaptive system identification set-up

시뮬레이션에서 사용한 적응 시스템 식별 모델[9]는  
그림 1과 같다. 적용한 입력은 평균이 영(zero)이고  
분산이 1인 가우시안 (Gaussian) 분포를 갖는 신호를  
사용하며, 관측 잡음(observation noise)은 분산이  
 $10^{-5}$ 인 신호이다. 그리고 미지 시스템은 계수를 임  
의로 선정한 길이 128의 필터를 사용한다. 시뮬레이션  
은 dB로 나타낸 MSE( $10 \log_{10} J^2(n)$ ), 시스템 미스매  
치(system mismatch:  $10 \log_{10} [(\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{opt})^T$   
( $\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{opt})]$ ), 스텝사이즈 변화, 스텝사이즈 갱  
신에 필요한 누적 계산량에 관해 수행하며 결과는  
200회 반복한 앙상블 평균(ensemble average)으로 나  
타낸다.

4.1 VS-LMS[5]와의 성능 비교

제안한 방법과 [5]의 VS-LMS와의 성능 비교에 사  
용된 파라미터들은 다음과 같다.

표 3. 시뮬레이션 4.1에 사용된 파라미터  
Table 1. Parameters used in simulation 4.1

Algorithms	Parameters
VS-LMS (Kwong's VS-LMS)	$\alpha=0.9995, \gamma=1 \times 10^{-5}$ $\mu=0.00769$
VBVS LMS	$\alpha=0.9995, \beta=1 \times 10^{-4}$ $\mu=0.00769, L_0=128, c=2$

사용된 파라미터의 값은 실험을 통해 선택되었으며,  
그 중 블록길이의 초기값은 실제 구현 시 적응 필터  
차수에 비례하는 값을 갖게 되어 II장에서 구한 최적  
초기 스텝사이즈 값을 초기 블록 내에서 유지하도록  
한다. [8], [9]에서 유사한 적용 예를 찾을 수 있다.

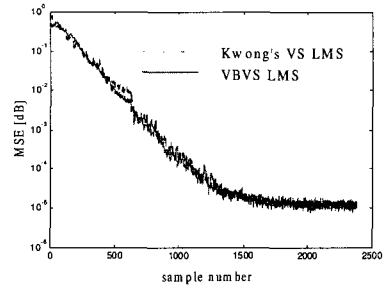


그림 2. 평균자승오차  
Fig. 2. Mean square error

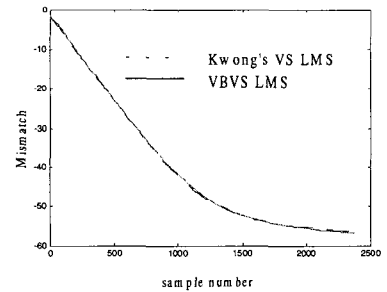


그림 3. 시스템 미스매치  
Fig. 3. System mismatch

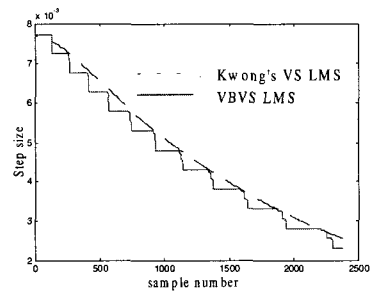


그림 4. 스텝사이즈 변화  
Fig. 4. Change of step-size

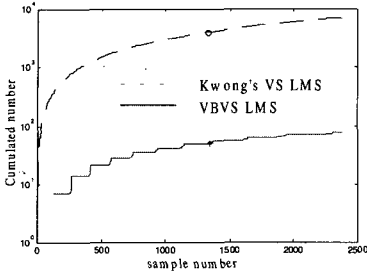


그림 5. 스텝사이즈 갱신에서의 누적 곱셈 수  
Fig. 5. Cumulated numbers of multiplication in updating step size

그림 2와 3은 각각 MSE와 시스템 미스매치를 나타낸 것으로, 두 알고리즘이 수렴속도와 정상상태오차 성능에서 유사함을 알 수 있다. 그림 4는 스텝사이즈 변화로, 두 알고리즘에서 비슷한 스텝사이즈 변화 경향을 보이고 있다. 스텝사이즈를 변화시키는데 가변 블록을 적용할 경우 각 블록의 마지막에서 스텝사이즈를 갱신하므로 곱셈 수를 줄일 수 있으나, 블록의 길이가 적응상태에 따라 변화하므로 계산량의 감소를 정형화된 식으로의 표현하는 것은 어렵다. 그림 5는 각 알고리즘에서 스텝사이즈 갱신에 필요한 누적된 곱셈 수를 나타낸 것으로 제안 방법이 기존 방법보다 계산량 면에서 현저히 작음을 알 수 있다.

4.2 Stochastic gradient VS-LMS[6]과의 성능 비교

Stochastic gradient type의 VS-LMS [6]과 제안한 알고리즘의 성능을 비교하였다. 사용된 파라미터의 값은 시뮬레이션 4.1과 마찬가지로 실험을 통해 선택되었으며 다음과 같다.

표 4. 시뮬레이션 4.2에 사용된 파라미터  
Table 2. Parameters used in simulation 4.2

Algorithms	Parameters
Stochastic gradient VS-LMS (Mathew's VS-LMS)	$\rho=2 \times 10^{-6}, \mu=0.00769$
VBVS LMS	$\rho=5 \times 10^{-5}$ $\mu=0.00769, L_0=128, c=2$

시뮬레이션 결과인 그림 6과 그림 7로부터 두 방법의 성능이 시뮬레이션 4-1의 결과와 같은 모습을 알 수 있다. 그림 8의 스텝사이즈 변화는 제안한 방법에서 식 (5-2)의 둘째 항과 같이 평균값을 이용하므로 기존 알고리즘의 매 적용 순간 스텝사이즈 변화는 완화된다고 그러므로 [6]의 결과에 비해 스텝사이즈 변화는 점차적으로 감소하는 경향을 보인다. 또한 스텝사이즈 갱신에서의 계산량도 시뮬레이션 4-1의 결과와 유사하게 누적 곱셈 수가 많이 감소함을 그림 9로부터 알 수 있다. 제안 방법은 스텝사이즈 갱신에서 계산량을 줄이면서도 전체 시스템 성능에 큰 영향을 미치지 않음을 시뮬레이션을 통해 알 수 있다.

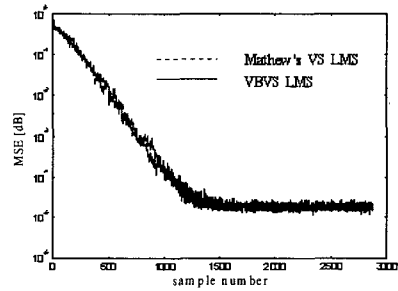


그림 6. 평균자승오차  
Fig. 6. Mean square error

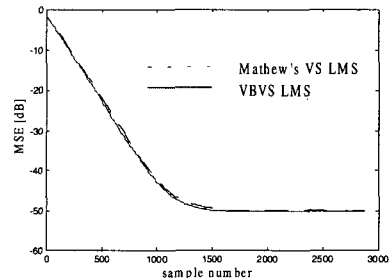


그림 7. 시스템 미스매치  
Fig. 7. System mismatch

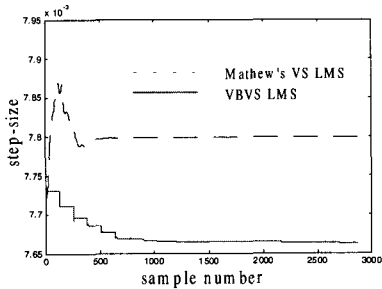


그림 8. 스텝사이즈 변화  
Fig. 8. Change of step-size

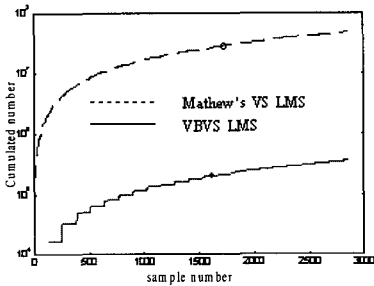


그림 9. 스텝사이즈 갱신에서의 누적 곱셈수  
Fig. 9. Cumulated numbers of multiplication in updating step-size

## V. 결론

LMS에 기반을 둔 적응 필터링에서 스텝사이즈 갱신에 가변 블록 방법을 제안하였다. 스텝사이즈 변화에 대비하는 경향으로 블록길이를 조정하여 기존 가변 스텝사이즈 알고리즘의 단점인 계산량 증가 문제를 성능감소 없이 해결할 수 있음을 보였다. 그리고 초기 MSE가 스텝사이즈에 대해 이차함수라는 사실로부터 최적 초기 스텝사이즈를 유도하였다. 유도된 최적 초기 스텝사이즈를 VBVS에 적용, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 수렴속도, 계산량 면에서 그 성능을 입증하였다.

## 참고 문헌

- [1] B. Widrow, J. M. McCool, M. G. Larimore and C. R. Johnson, Jr., "Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter," Proc. IEEE, vol. 64, pp. 1151-1162, Aug. 1976.
- [2] L. L. Horowitz, K. D. Senne, "Performance advantage of complex LMS for controlling narrow-band adaptive arrays," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-29, pp. 722-736, June 1981
- [3] A. Feuer and E. Weinstein, "Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated data," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-33, pp. 222-230, Feb. 1985.
- [4] B. Fisher and N. J. Bershad, "The complex LMS adaptive algorithm Transient weight mean and covariance with applications to the ALE," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-31, pp. 34-44, Feb. 1983.
- [5] R. H. Kwong and E. W. Johnston, "A variable step size LMS algorithm," IEEE Trans. Signal Process., vol. 40, pp. 1633-1642, July 1992.
- [6] V. J. Mathew and Z. Xie, "A stochastic gradient adaptive filter with gradient adaptive step size," IEEE Trans. Signal Process., vol. 41, pp. 2075-2087, June 1993.
- [7] N. J. Bershad, "On the optimum gain parameter in LMS adaptation," IEEE Trans. vol. ASSP-35, pp. 1065-1068, July 1987.
- [8] G. Keratiotis and L. Lind, "Optimum variable step-size sequence for LMS adaptive filters," Proc. IEE, vol. 146, pp. 1-6, Feb. 1999.
- [9] D. T. M. SLOCK, "On the convergence behaviour of the LMS and the normalized LMS algorithms," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. 41, no. 9, pp. 2811-2825, Sep. 1993.

---

 지 자 소개
 

---

최 훈(崔 蕪, Hun Choi)



1996년 8월 충북대학교 전자공학과 공학사

1995년 11월 ~ 1998년 3월 구 LG 반도체 제품개발실

2001년 2월 충북대학교 전자공학과 석사

2001년 3월 ~ 현재 충북대학교 전자공학과 박사과정  
관심분야 : 적응신호처리, 다중신호처리, 통신신호처리

김 대 성(金大成, Dae-Sung Kim)



1994년 2월 충북대학교 전자공학과 공학사

1997년 2월 충북대학교 전자공학과 석사

1999년 2월 충북대학교 전자공학과 박사과정 수료

2002년 4월 충청대학 전자과 전임강사  
관심분야 : 적응신호처리, 다중신호처리, ICA, 웨이블릿

배 현 덕(裴鉉惠, Hyeon-Deok Bae)



1977년 2월 한양대학교 전자공학과 공학사

1980년 2월 서울대학교 전자공학과 석사

1992년 2월 서울대학교 전자공학과 박사

1994년 ~ 1995년 미국 시라큐스 대학 전기전자공학과 방문교수

1987년 3월 ~ 현재 충북대학교 전자공학과 교수  
관심분야 : 적응신호처리, 다중신호처리, 웨이블릿 변환의 신호처리 응용