

# Categorized 가변 스텝 사이즈 LMS 알고리즘

## Categorized VSSLMS Algorithm

김 선 호\*, 전 상 배\*, 임 준 석\*\*, 성 광 모\*

(Seon-Ho Kim\*, Sang-Bae Chon\*, Jun-Seok Lim\*\*, Koeng-Mo Sung\*)

\*서울대학교 전기컴퓨터공학부, \*\*세종대학교 전자공학과

(접수일자: 2009년 7월 24일; 수정일자: 2009년 10월 15일; 채택일자: 2009년 10월 20일)

소음이 존재하고, 신호의 전달 시스템이 가변적인 환경에서 신호처리하는 일반적으로 적응 알고리즘에 의해 이뤄진다. 다양한 적응 알고리즘들 중에서 LMS 알고리즘은 연산량이 적고, 구현이 쉬우며, 성능이 훌륭해 가장 널리 쓰이는 알고리즘이 되었다. LMS 알고리즘의 성능에 영향을 미치는 가장 중요한 요소 중 하나가 Step Size이다. 일반적으로, Step Size가 크면, 알고리즘의 수렴 속도는 빨라지지만, 수렴 오차는 커지게 되고, Step Size가 작으면 수렴 오차는 작아지지만, 수렴 속도는 느려진다. Step Size의 이러한 특성을 상호 보완하고자 많은 방법들이 제안되어 오고 있다. 본 논문에서는 오차 제곱 변화 곡선의 기울기로부터 현재 상태에 대한 카테고리를 분류하여, Step Size를 매 단계마다 적절하게 가변시킴으로써, 결과적으로 수렴 속도와 정확도, 연산량을 향상시킨 새로운 개념의 Categorized 가변 스텝 사이즈 LMS 알고리즘을 제시하고, 그 성능은 실험을 통하여 수렴 속도와 Excessive Mean Square Error (EMSE), 연산량의 관점에서 향상되었음을 검증하였다.

**핵심용어:** 적응 알고리즘, 가변 스텝 사이즈, 간섭 신호 제거, LMS, 반향음 제거

**투고분야:** 음향 신호처리 분야 (1,2)

Information processing in variable and noisy environments is usually accomplished by means of adaptive filters. Among various adaptive algorithms, Least Mean Square (LMS) has become the most popular for its robustness, good tracking capabilities and simplicity, both in terms of computational load and easiness of implementation. In practical application of the LMS algorithm, the most important key parameter is the Step Size. As is well known, if the Step Size is large, the convergence rate of the algorithm will be rapid, but the steady state mean square error (MSE) will increase. On the other hand, if the Step Size is small, the steady state MSE will be small, but the convergence rate will be slow. Many researches have been proposed to alleviate this drawback by using a variable Step Size. In this paper, a new variable Step Size LMS(VSSLMS) called Categorized VSSLMS (CVSSLMS) is proposed. CVSSLMS updates the Step Size by categorizing the current status of the gradient, hence significantly improves the convergence rate. The performance of the proposed algorithm was verified from the view point of convergence rate, Excessive Mean Square Error(EMSE), and complexity through experiments.

**Keywords:** Adaptive Algorithm, Variable Step Size, Interference Signal Reduction, LMS, Echo Cancellation

**ASK subject classification:** Acoustic Signal Processing (1,2)

## I. 서론

원하는 소리에 간섭 신호(원하지 않는 소리)가 섞여 있는 경우, 간섭 신호의 정보를 알고 있다면 LMS 알고리즘을 사용하여 간섭 신호를 제거할 수 있다. LMS 알고리즘

은 연산량이 적고, 구현이 쉬우며, 성능이 훌륭해 여러 가지 간섭 신호들을 제거하는데 가장 널리 쓰이는 알고리즘이 되었다. LMS 알고리즘의 구현에 있어서, 가장 중요한 요소가 Step Size이다. 일반적으로, Step Size가 크면 알고리즘의 수렴 속도는 빨라지지만, Mean Square Error (MSE)는 커지게 된다. 반면에, Step Size가 작으면 MSE는 작아지지만, 수렴 속도는 느려진다 [6-7]. Step Size의 이러한 특성을 상호 보완하고자 Step Size를 가변시키는 방법과 여러 개의 고정 Step Size를 결합

책임저자: 성 광 모 (kmsung@acoustics.snu.ac.kr)  
151-600 서울특별시 #약우체국 사서함 34호 서울대학교  
공과대학 전기공학부 #025  
(전화 02-880-8407; 팩스: 02-880-8207)

하는 방법들이 제안되었다 [1-4]. Step Size를 가변시키는 알고리즘의 경우 특정 환경에서 훌륭한 성능을 보이지만 환경의 변화에 잘 적응하지 못하는 면을 보인다 [1]. 그리고 여러 개의 고정 Step Size를 결합하는 알고리즘의 경우 연산량이 많은 단점이 있다 [2]. 직관적으로 고찰했을 때, 시스템의 매 단계에서 각각의 경우에 맞는 Step Size를 적용하면 수렴 속도와 정확도를 높일 수 있다는 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 여러 가지 주변 환경이나 시스템의 변화에 보다 강한 Gradient에 기반한 Categorized Variable Step Size Least Mean Square (CVSSLMS) 알고리즘을 제안하였고, 제안된 알고리즘을 최근의 적응 알고리즘들과 비교 실험하였다. 모의 실험에서는 수렴 시스템과 주변 환경을 변화시키고, 그 적응도를 분석해보았다. 적응도 분석 시, 비교 요소들은 수렴 속도와 Excessive Mean Square Error (EMSE), 연산량을 사용하여 제안한 알고리즘들이 기존의 알고리즘들에 비해 성능이 향상된 것을 입증하였다.

## II. Categorized 가변 스텝 사이즈 LMS 알고리즘의 제안

LMS 알고리즘의 목적은 필터 계수 업데이트 과정을 거쳐서 필터 계수가 최적 값을 가지도록 하는 것이다. 그 과정 중 Step Size를 효과적으로 조절함으로써 수렴 속도와 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 Gradient에 기반하여 VSSLMS 알고리즘의 성능을 향상시킨 Categorized Variable Step Size Least Mean Square (CVSSLMS) 알고리즘과 CVSSLMS 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해 Combined LMS (CLMS)의 형태로 확장한 Combined CVSSLMS (CCVSSLMS) 알고리즘을 소개하고자 한다.

### 2.1. Categorized VSSLMS 알고리즘의 배경

VSSLMS 알고리즘을 사용하여 필터 계수를 업데이트할 때, 일어날 수 있는 경우는 그림 1에서 보는 것과 같이 4가지의 카테고리로 구분할 수 있다.

첫 번째 카테고리는 Gradient의 부호가 바뀌고, 크기는 작아진 경우이다. 이 경우는 필터 계수  $w(n)$ 이 최적 필터인  $w_{opt}$ 로 수렴하고 있는 경우로 볼 수 있다. 하지만 그 과정에서, 상대적으로 큰 Step Size  $\mu(n)$ 에 의해

다음 상태의 필터 계수가 최적 필터 값에 다소 지나치게 되었으므로, Step Size를 감소시켜 정확도를 향상시킬 필요가 있다.

두 번째 카테고리는 Gradient의 부호가 변하고, 크기는 증가된 경우이다. 이는 현재 Step Size가 최적 값에 비해 과도하게 커서 필터 계수가 최적 필터 값에서 더 멀어진 경우이므로, 첫 번째 카테고리에 비해 Step Size를 더 많이 감소시킬 필요가 있다.

세 번째 카테고리는 Gradient의 부호는 변하지 않고, 크기는 작아진 경우이다. 필터 계수가 최적 값으로 수렴하고는 있으나 현재의 Step Size가 최적 Step Size 크기보다 작아 필터 계수가 최적 값까지 도달하지 못해 나온 결과이므로 Step Size의 크기를 다소 증가시켜줄 필요가 있다.

네 번째 카테고리는 Gradient의 부호는 변하지 않고 크기가 더 커진 경우로, 필터 계수 수렴이 진행되는 중 수렴중인 최적 필터 계수가 변하거나 신호의 SNR 값이 낮아 필터 계수가 수렴 반대 방향으로 진행한 경우이다. 이 경우 수렴 속도를 높여주기 위해 Step Size를 카테고리 3의 경우보다 더 많이 증가시켜줄 필요가 있다.

### 2.2. Categorized VSSLMS 알고리즘

CVSSLMS 알고리즘에서는 기본적인 VSSLMS 알고리즘에서 필터 계수가 업데이트될 때, 일어날 수 있는 경우를 2.1절에서 살펴본 바와 같이 네 가지의 카테고리로 구분하여 각각의 카테고리에 알맞은 Step Size 업데이트 알고리즘을 적용한다. 각각의 카테고리의 경우 Step Size 업데이트 알고리즘은 Gradient 변화 특성에

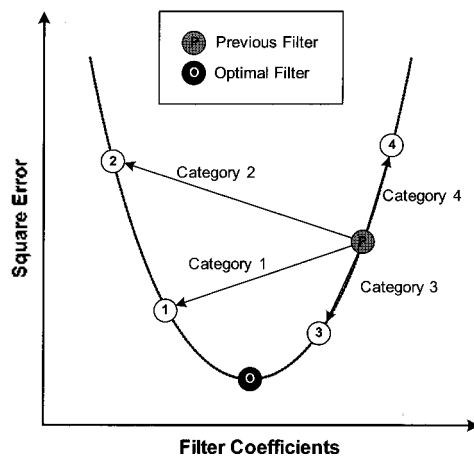


그림 1. VSSLMS 알고리즘에서 필터 계수를 업데이트할 때 일어날 수 있는 네가지의 경우

Fig. 1. Four categories in square error as a function of filter coefficients in a LMS Filter.

기인하여 Step Size의 가감과 변화량의 크기가 결정된다. Category 1, 2의 경우 Gradient의 부호가 변해 Step Size를 줄여야 한다. 단, Category 2의 경우 Category 1의 경우보다 Step Size를 더 많이 줄여줘야 하는데 그 이유는 현재 상태의 필터 계수가 최적 값보다 더 먼 곳에 존재하기 때문이다. 이와는 반대로 Category 3, 4의 경우 Gradient의 부호가 변하지 않아 Step Size의 크기를 증가시켜야 한다. 단 이 경우에도 Category 4의 경우가 Category 3의 경우보다 필터 계수가 최적 값에서 보다 먼 곳에 존재하므로 Step Size를 더 많이 증가시켜야 한다. 따라서 Step Size를 변화시킬 때, 그 변화량이 현재 상태의 Gradient의 크기에 비례한다.

그리고 그림 2를 보면 Case1-1이 Case1-2보다 현재 상태의 Gradient는 더 작지만, 이전 상태의 Gradient가 더 커서 Step Size를 더 많이 줄여야 한다. 이와 같은 변화 양상을 Category 2, 3, 4에서도 확인할 수 있다. 따라서 Step Size를 변화시킬 때 그 변화량은 현재 상태의 Gradient와 이전 상태의 Gradient의 크기에 비례한다는 것을 알 수 있다.

앞에서 살펴본 내용들을 바탕으로 Step Size 업데이트 알고리즘을 표현하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mu_{n+1} = \begin{cases} \mu_n / (1 + \alpha_2 \nabla_{n-1} \nabla_n), & \text{case 1} \\ \mu_n / (1 + \alpha_1 \nabla_{n-1} \nabla_n), & \text{case 2} \\ \mu_n (1 + \alpha_2 \nabla_{n-1} \nabla_n), & \text{case 3} \\ \mu_n (1 + \alpha_1 \nabla_{n-1} \nabla_n), & \text{case 4} \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서  $\alpha$ 는 상수이고,  $\nabla$ 는 기울기,  $n$ 은 discrete time index를 나타낸다.  $\alpha_1$ 의 크기가  $\alpha_2$ 의 크기보다 상대적으로 크며, 그 이유는 Category 2, 4의 경우 상대적으로 Step Size의 크기를 많이 변화시켜야 하기 때문이다. 그리고 Category 3, 4의 경우 Gradient가 급증하여 시스템이 발산해버리는 경우가 발생할 수 있으므로, 이를 방지하기 위하여 다음과 같은 조건을 설정해주어야 한다.

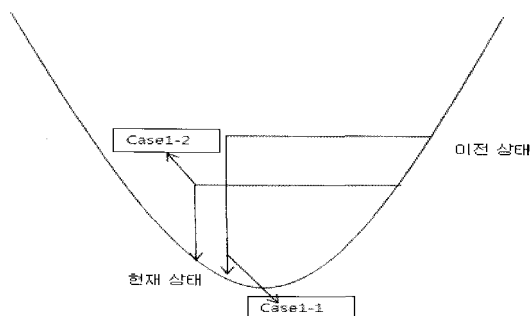


그림 2. Category 1에서의 필터 계수 업데이트  
Fig. 2. Filter coefficient update in Category 1.

$$\mu_{n+1} = \begin{cases} \mu_{\max}, & \text{if } \mu_{n+1} > \mu_{\max} \\ \mu_{n+1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)에서 Step Size의 최대 크기는 아래의 조건을 만족하도록 설정해주어야 시스템의 안전성을 보장할 수 있다. [3]

$$\mu_{\max} \leq \frac{2}{3tr(R)} \quad (3)$$

식 (3)에서  $R = E(X_k X_k^T)$ 이며,  $X_k$ 는 input process이다.

### 2.3. Combined CVSSLMS 알고리즘

특정 환경에서 제한한 CVSSLMS 알고리즘이 Local Minimum에 수렴하거나 수렴 속도가 느린 경우가 발생한다. 이와 같은 경우 성능을 향상시키기 위해서 CVSSLMS 알고리즘과 Fixed Step Size LMS 알고리즘을 결합하였다.

결합하는 방법은 아래와 같은 과정을 거쳐 결합하게 된다.

$$y_{eq}(n) = v(n)y_{CVSS}(n) + (1 - v(n))y_{FSS}(n) \quad (4)$$

$$e_{eq}(n) = v(n)e_{CVSS}(n) + (1 - v(n))e_{FSS}(n) \quad (5)$$

각각의 알고리즘을 사용해 구한 출력 값과 오차 값에 mixing coefficient  $v(n)$ 을 사용해 통합 출력과 통합 오차를 구하게 된다. 이 때  $v(n)$ 은 (0, 1)구간 사이의 값을 가지며,  $v(n) = \text{sgm}(a(n)) = 1/(1 + e^{-a(n)})$ 로 정의된다. 그리고 combination parameter  $a(n)$ 은 두 알고리즘의 통합 오차에 LMS 방식을 적용시켜 아래와 같은 과정을 거쳐 업데이트하게 된다.

$$\begin{aligned} a(n+1) &= a(n) - \frac{\mu_a}{2} \frac{de_{eq}^2(n)}{da(n)} \\ &= a(n) - \mu_a c_{eq}(n) (e_{CVSS}(n) - e_{FSS}(n)) v(n) (1 - v(n)) \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)에서  $\mu_a$ 는 수렴 속도가 가장 빠른 LMS 알고리즘보다 더 빠르게 결합하기 위해 다른 요소들에 비해 상대적으로 큰 값을 가진다. 그리고  $a(n)$ 은  $v(n)$ 이나  $1 - v(n)$  값이 0에 가까울 때 알고리즘의 업데이트가 중단되는 것을 방지하기 위해 [-4, 4]구간 사이의 값으로 제한한다.

두 알고리즘을 결합하는 방법은 MCLMS 알고리즘 [2]를 참고하였다. 하지만 MCLMS [2]에서는 다수의 고정된 Step Size 알고리즘을 결합한 반면, 본 논문에서는 가변 Step Size와 고정 Step Size를 결합한 것이 그 차이이다.

위의 방식을 통해 CVSSLMS 알고리즘과 FSSLMS 알고리즘을 결합할 경우, 다수의 고정 Step Size를 결합한 알고리즘에 비해 연산량이 줄어들면서 CVSSLMS 알고리즘의 성능을 향상시키는 것을 볼 수 있다.

### III. 실험 및 결과 고찰

#### 3.1. 성능평가 시뮬레이션

제한한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 주변 환경과 수렴 시스템이 변하는 상황에서 시뮬레이션 해보았다. 비교 알고리즘으로는 기존의 적응 LMS 알고리즘인 WeePeng의 알고리즘 [1]과 MCLMS 알고리즘 [2]을 사용하였다. 시뮬레이션의 총 길이는 4000 Sample로 설정하였으며, 2000 Sample에서 수렴 시스템과 SNR이 변화하도록 설정하였다. 알고리즘들의 성능 비교는 시간의 변화에 따른 Step Size 변화와  $E\{\xi^2(n)}$ 으로 표현되는 Excessive Mean Square Error (EMSE)로 비교하였다. EMSE 비교시 명확한 비교를 위해 윈도우 함수로 일반적으로 많이 사용되는 해빙 윈도우를 적용하였으며, 시뮬레이션 결과의 신뢰성을 높이기 위해 시뮬레이션 결과는 100번 시행 후의 평균 값으로 나타내었다.

이번 시뮬레이션에서 채널 입력에 사용된  $x(n)$ 은 [5]에서 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 사용한 것과 같이 베르누이 분포를 만족하며,  $\pm 1$ 의 값을 가진다. 따라서 평균은 0이고, 분산은 1을 만족하는 정규 분포를 따른다. 잡음 신호  $t(n)$ 은 의사 난수 (Pseudorandom)로써, 평균은 0이고, 가우시안 분포를 따른다. 채널 입력  $x(n)$ 과의 상관성은 없다. desired 필터 벡터는 식 (7)에 의해 생성되며, 2000 Sample 이후부터는 변화도록 설정하였다.

$n \leq 2000$  구간에서 desired 필터 벡터는  $h_1$ 이고, 잡음

은 의사 난수에 0.5를 곱하였으며,  $n > 2000$  구간에서 desired 필터 벡터는  $h_2$ 이고 잡음은 의사 난수에 0.25를 곱하도록 하였다. 그리고  $h_1$ 과  $h_2$ 는 [4]에서와 같이 식 (7)을 통해 생성되도록 하였다.

$$h(n) = \begin{cases} e^{-0.5(n-1)}r(n) & , n = 1, \dots, 10 \\ 0 & , otherwise \end{cases} \quad (7)$$

위 식에서  $r(n)$ 은 평균이 0이고, 분산이 1인 가우시안 분포를 따르는 임의의 수이기 때문에  $h_1$ 과  $h_2$ 는 다른 값을 가지는 벡터가 된다. desired 필터 벡터  $h_1$ 과  $h_2$ 는 그림 3에서 확인할 수 있다.

이 시뮬레이션에서 제한한 알고리즘의 초기 Step Size  $\mu_{max}$ 는 0.05714로 설정하고,  $\alpha_1=6$ ,  $\alpha_2=0.3$ 으로 설정하였다. 그리고 필터 길이는 20으로 설정하였으며, 나머지 변수들은 0으로 설정하였다. WeePeng의 알고리즘에서 Smoothing Parameter  $\alpha$ 는 최상의 결과를 얻기 위해서 여러 번의 실험을 거쳐 나온 최상의 상수인 0.99로 설정하고,  $\rho$ 는 0.00004로 설정하였다. 그리고 MCLMS 알고리즘의 경우, 4개의 FSSLMS 알고리즘을 결합하였는데 각각의 Step Size는 여러 번의 실험으로 나온 최상의 상수들인  $\mu_1 = 0.0189$ ,  $\mu_2 = 0.0074$ ,  $\mu_3 = 0.0031$ ,  $\mu_4 = 0.0011$ 로 설정하였으며, 결합 요소  $\mu_n = 10$ 으로 설정하였다. 그리고 Combined CVSSLMS 알고리즘의 경우, 결합한 FSSLMS 알고리즘의 Step Size는 0.03으로 설정해주었다.

주변 환경과 수렴 시스템의 변화에 대한 적응도를 평가하기 위해 실시한 실험의 결과를 살펴보면 그림 4와 같다. 그림 4의 위쪽에서는 시간의 변화에 따른 Step Size 변화를 나타내었고, 아래쪽에서는 시간의 변화에 따른 EMSE 변화를 나타내었다.

시간의 변화에 따른 Step Size 변화를 보면, 제한한 CVSSLMS 알고리즘의 변화량이 WeePeng 알고리즘의 변화량보다 커서 높은 수렴 속도와 낮은 EMSE 값을 가지기에 유리한 것을 확인할 수 있다. 시뮬레이션 초기 단계에서는 큰 Step Size 값을 가지면서 수렴 속도를 높여주고, 정상 상태에 수렴할수록 Step Size가 작아지면서 EMSE 값을 줄이는 것을 확인할 수 있다. 기존의 알고리즘들과 EMSE 수치를 비교해보면, WeePeng의 알고리즘에 비해 훨씬 낮은 EMSE 값을 가져 정확도 면에서 훨씬 훌륭한 것을 확인할 수 있다. MCLMS 알고리즘과 비교를 해보면 수렴 환경이 변화하기 이전에는 더 빠른 수렴 속도를 가지며, 수렴 환경이 변화한 이후에는 역시 더 낮은 EMSE 값을 가져 정확도 면에서 제안한 알고리즘의 성능이 더

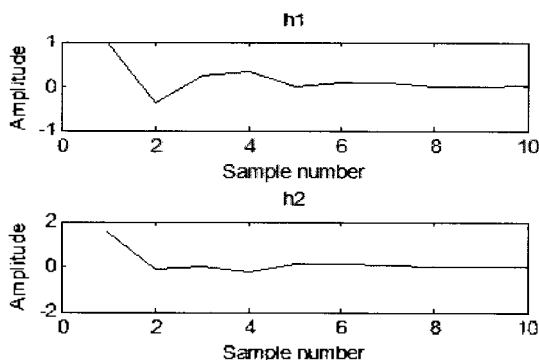


그림 3. Desired 필터 벡터  $h_1$ ,  $h_2$   
Fig. 3. Desired filter vector  $h_1$ ,  $h_2$ .

효율한 것을 확인할 수 있었다. 이것으로 보아 제안한 알고리즘들이 기존의 알고리즘들에 환경의 변화에 특히 강인한 것을 확인할 수 있다.

그리고 알고리즘의 성능을 나타내는 또다른 지표인 연산량을 비교해보면 표 1과 같다. 연산량은 매 샘플마다 필요한 곱셈수로 비교를 하였으며, 표 1에서 M은 필터의 길이, L은 결합한 알고리즘의 수로 설정하였다. 하나의 가변 Step Size 알고리즘을 사용하는 WeePeng의 알고리즘과 CVSSLMS 알고리즘을 비교해보면, 제안한 CVSSLMS 알고리즘의 연산량이 훨씬 적은 것을 확인할 수 있다. 그리고 Combined 알고리즘인 MCLMS 알고리즘과 CCVSSLMS 알고리즘을 비교해보면, 역시 제안한 CCVSSLMS 알고리즘의 연산량이 더 적은 것을 알 수 있다. 이 실험의 결과를 살펴보면, CVSSLMS 알고리즘과 CCVSSLMS 알고리즘의 성능이 가장 훌륭하면서 유지하였으므로, 제안한 CVSSLMS 알고리즘을 사용할 경우 연산량에서 큰 이득을 얻을 수 있다.

3.2. 음성 신호 분리 실험

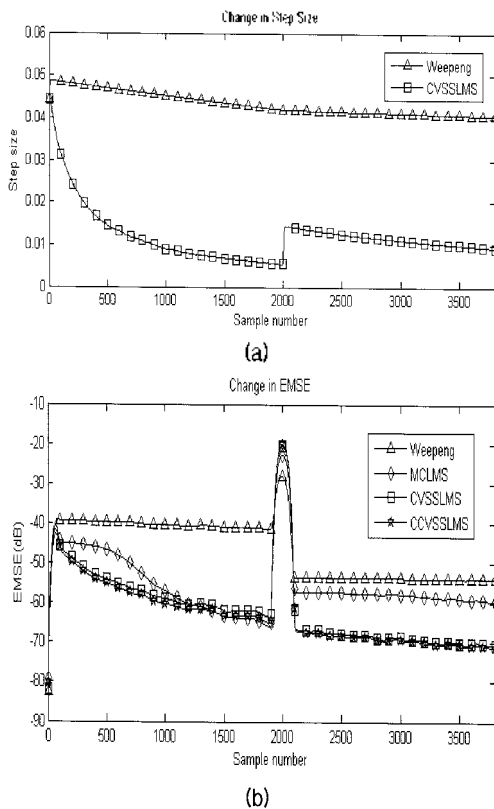


그림 4. Desired 필터 벡터 변화에 따른 알고리즘 적응 결과 (a) Step Size 변화 (b) EMSE 변화  
 Fig. 4. Adaption result in changing desired filter vector (a) Change in Step Size (b) Change in EMSE.

제안한 알고리즘의 성능을 좀 더 현실적으로 확인해보기 위해 음성 신호 분리 시스템에 적용시켜 보았다. 간섭 신호는 원하는 신호에 비해 3dB 낮게 설정하였으며,  $\sigma_i = 10^{-6}$ 으로 설정하였다. 간섭 신호와 원하는 신호, 그리고 노이즈가 섞인 신호는 그림 5에 나타나 있다. 그리고 알고리즘의 파라미터들은 여러 번의 실험을 거쳐 나온 결과들을 토대로 최상의 결과를 얻기 위해 다음과 같이 설정하였다. WeePeng의 알고리즘에서 Smoothing Parameter  $\alpha$ 는 0.95로 설정하고,  $\rho$ 는 0.34로 설정하였다. 그리고 MCLMS의 경우 4개의 필터를 사용하였는데, 각각의 Step Size는  $\mu_1 = 0.0601$ ,  $\mu_2 = 0.0500$ ,  $\mu_3 = 0.0231$ ,  $\mu_4 = 0.0046$ 로 설정하였으며, 결합 요소  $\mu_c = 10$ 으로 설정하였다. CVSSLMS 알고리즘의 초기 Step Size는  $\mu_{max} (=0.0193)$ 로 설정하고,  $\alpha_1 = 1 \times 10^3$ ,  $\alpha_2 = 1$ 로 설정하였으며, CCVSSLMS 알고리즘의 경우 FSSLMS 알고리즘의 Step Size는 0.01으로 설정하였다. 이외의 다른 필터 구성 요소들은 모두 0으로 설정하였다.

이번 시뮬레이션에서는 두 사람의 음성과 노이즈가 섞인 신호에서 간섭 신호(원하지 않는 사람의 음성)를 제거해보았다. 실험 결과는 각 알고리즘을 사용하여 얻은 결과를 15명의 청취 평가 경험이 있는 사람들이 MUSIRA (Multiple Stimulus and Hidden Reference and Anchor) 방법으로 만든 테스트에 참여해 얻은 결과를 통해 나타내었다. 에코가 존재하는 환경에서 청취 평가한 결과들 그림 6에서 살펴 볼 수 있다. 전체적으로 CVSSLMS 알고리즘과 CCVSSLMS 알고리즘, MCLMS 알고리즘의 성능이 비슷하면서 WeePeng의 알고리즘에 비해 성능이 월등한

표 1. 각 알고리즘 별 연산량 비교  
 Table 1. Comparison in complexity.

알고리즘	곱셈 수(연산량)
WeePeng의 알고리즘	141(7M+1)
MCLMS 알고리즘(L=4)	181(2LM+5L+1)
CVSSLMS 알고리즘	102(5M+2)
CCVSSLMS 알고리즘	150(7M+10)

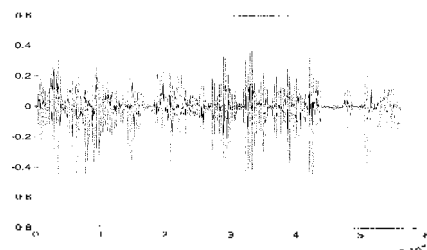


그림 5. 에코 신호, 원하는 신호, 소음이 섞인 신호  
 Fig. 5. Mixed signal (Echo+desired signal+noise).

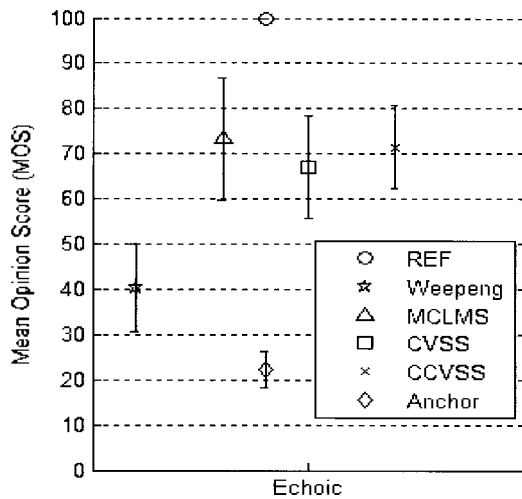


그림 6. 음성 신호 분리 청취 평가 결과  
Fig. 6. Subjective listening assessment results of speech separation.

것을 볼 수 있다. 하지만 연산량을 고려할 경우 표 2에서 볼 수 있듯이, 하나의 VSSLMS 알고리즘을 사용하는 WeePeng의 알고리즘과 CVSSLMS 알고리즘을 비교해보면 CVSSLMS 알고리즘이 연산량 측면에서 더 우수한 것을 볼 수 있다. 그리고 결합 알고리즘인 MCLMS 알고리즘과 CCVSSLMS 알고리즘을 비교해보면, 제안한 CCVSSLMS 알고리즘이 연산량 측면에서 더 우수한 것을 알 수 있다. 그리고 음성 신호 분리 시스템의 성능을 나타내는 또 다른 지표인 각 알고리즘 별 이상적인 신호와 상관 계수 (Correlation)를 살펴 보면, 표 3과 같다. 전체적으로 MCLMS 알고리즘과 CVSSLMS, CCVSSLMS 알고리즘의 성능이 유사하면서 WeePeng의 알고리즘에 비해 훌륭한 것을 볼 수 있다. 이와 같은 결과들을 종합해 볼 때 CVSSLMS 알고리즘이 음성 신호 분리 시스템에서 기존의 알고리즘들에 비해 연산량과 정확도 측면에서 훌륭한 알고리즘임을 확인할 수 있다.

### V. 결론

본 논문에서는 Gradient의 상태를 기준으로 하여 Step Size를 더욱 효과적으로 업데이트하는 Categorized Variable Step Size Least Mean Square (CVSSLMS) 알고리즘을 제안하였다. 그리고 CVSSLMS의 성능을 개선시키기 위해 확장된 형태의 Combined CVSSLMS 알고리즘을 제안하였다. 변화하는 환경에서 실시한 실험의 결과를 통해 제안한 알고리즘들이 기존의 알고리즘들에 비해

표 2. 각 알고리즘 별 연산량 비교  
Table 2. Comparison of complexity.

알고리즘	곱셈 수(연산량)
WeePeng의 알고리즘	701(7M+1)
MCLMS 알고리즘(L=4)	821(2LM+5L+1)
CVSSLMS 알고리즘	502(5M+2)
CCVSSLMS 알고리즘	710(7M+10)

표 3. 각 알고리즘 별 상관 계수  
Table 3. Comparison of correlation.

알고리즘	상관 계수
WeePeng의 알고리즘	0.7705
MCLMS 알고리즘(L=4)	0.9322
CVSSLMS 알고리즘	0.9347
CCVSSLMS 알고리즘	0.9398

더 빠른 수렴 속도와 더 높은 정확도를 가지면서 환경의 변화에 보다 강인한 것을 확인할 수 있었다. 그리고 음성 신호 분리 실험을 통해 실제 음향 신호에 대해 알고리즘의 성능을 입증할 수 있었다. 연산량 측면에서도 기존의 알고리즘들에 비해 더 낮은 연산량을 가지면서 우수한 성능을 나타내었다.

따라서 성능과 연산량을 고려할 경우, 본 논문에서 제안한 알고리즘들이 기존의 알고리즘들보다 훌륭한 성능을 나타내므로 반향음이 존재하는 환경에서의 신호처리, 음성 통신등에 활용될 경우 연산량면에서 이득을 볼 수 있다.

### 참고 문헌

1. Wee-Peng Ang, B. Farhang-Boroujeny, "A New Class of Gradient Adaptive Step-Size LMS Algorithms", *IEEE Transactionson Singnal Processing*, vol. 49, no. 4, pp. 805-810, 2001.
2. Jeronimo Arenas - Garcia, Vanessa Gomez-Verdejo, Anibal R. Figueiras-Vidal, "New Algorithms for Improved Adaptive Convex Combination of LMS Transversal Filters", *IEEE Transactionson Instrumentation and Measurement*, vol. 54, no. 6, pp. 2239-2249, 2005.
3. Raymond H. Kwong, Edward W. Johnston, "A Variable Step Size LMS Algorithm", *IEEE Transactionson Singnal Processing*, vol. 40, no. 7, pp. 1633-1642, 1992.
4. Yonggang Zhang, Ning Li, Jonathon A. Chambers, Yanling Hao, "New Gradient-Based Variable Step Size LMS Algorithms", *Eurasip Journal on Advances in Singnal Processing*, vol. 2008, 1-9, 2008.
5. Simon Haykin, *Adaptive Filter Theory, 4<sup>th</sup> edition*, Prantice-Hall, NewJersey, 2002.

6. A. Feuer and E. Weinstein, "Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated Gaussian data", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-33, no. 1, pp. 222-230, 1985.

7. John R. Treichler, C. Richard Johnson, JR, Michael G. Larimore, *THEORY AND DESIGN OF ADAPTIVE FILTERS*, Prantice-Hall, NewJersey, 2001.

---

## 저자 약력

---

• 김 선 호 (Seon-Ho Kim)



2007년 8월: 경북대학교 전자전기컴퓨터공학부 (공학사)  
 2009년 8월: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 (공학석사)  
 2009년 9월 ~ 현재: 서울대학교 뉴미디어통신 공동연구소 연구원

• 전 상 배 (Sang-Bae Chon)



2000년 2월: 전북대학교 전기전자제어공학부 (공학사)  
 2005년 2월: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 (공학석사)  
 2009년 2월: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 (공학박사)  
 2009년 3월 ~ 현재: 서울대학교 박사후 연구원

• 임 준 석 (Jun-Seok Lim)



1986년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학사)  
 1988년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학석사)  
 1988년 3월 ~ 1993년 4월: 국방과학연구소  
 1996년 8월: 서울대학교 전자공학과 (공학박사)  
 1996년 7월 ~ 1998년 2월: LG 종합연구소  
 1998년 3월 ~ 현재: 세종대학교 전자공학과 교수  
 ※ 관심분야: 레이더/소나 신호처리, 통계 신호처리, 수중음향학

• 성 평 모 (Koeng-Mo Sung)



1965년 ~ 1971년: 서울대학교 전자공학과  
 1971년 ~ 1973년: 독일 아헨공대 Vordipolm  
 1973년 ~ 1977년: 독일 아헨공대 전자통신공학 Dipl.-Ing.  
 1977년 ~ 1982년: 독일 아헨공대 음향공학 Dr.-Ing.  
 1977년 ~ 1983년: 독일 아헨공대 음향공학연구소 연구원  
 1983년 ~ 현재: 서울대학교 공과대학 전기·컴퓨터공학부 교수