

# 스테레오 음향 반향 제거기를 위한 적응 필터링 알고리즘

## Adaptive Filtering Algorithms for Stereophonic Acoustic Echo Cancellers

김 은 숙\*, 정 양 원\*, 박 영 철\*\*, 윤 대 희\*

(Eun Sook Kim\*, Yang Won Jung\*, Young Cheol Park\*\*, Dae Hee Youn\*)

※ 본 연구는 과학재단의 연구비 지원 (과제번호 95-0100-03-05-3)에 의한 것임.

### 요 약

스테레오 음향 반향 제거기는 기본적으로 한 채널 반향 제거를 위하여 두 개의 적응 필터를 사용하게 된다. 그런데 두 채널간의 강한 상관 관계로 인하여 입력 신호의 특성에 관계없이 ESR이 커지게 되어 수렴 속도가 매우 느려지게 된다. 이를 해결하기 위하여 AP(affine projection) 알고리즘이나 RLS(recursive least square) 알고리즘 등을 두 채널에 적용한 방법들이 제안되었으나 자기상관 행렬의 특성으로 인하여 단일 채널 고속 알고리즘을 적용하기 어렵게 된다. 그런데 AP 알고리즘은 Gram-Schmidt 직교화와 TDL 구조를 이용하면 NLMS 계수 갱신식과 같이 간단한 형태로 표현될 수 있다. 본 논문에서는 근사화된 AP 알고리즘을 이용하여 NLMS와 비슷한 계산량으로 훨씬 빠른 수렴 성능을 가지는 스테레오 음향 반향 제거기를 구성하였다.

### ABSTRACT

The conventional stereophonic acoustic echo cancellers need two adaptive filters to estimate one channel echo signal. Since the two channel signals are strongly correlated, the ESR of the input signals is considerably increased whatever the input signals may be. This causes the slow convergence of the adaptive filter for echo cancellation. To speed up the convergence, the AP algorithm is frequently used for the stereophonic acoustic echo canceller although there isn't a fast version for 2-channel case. The AP algorithm can be approximated with the Gram-Schmidt orthogonalization and a TDL structure. We propose a two channel algorithm for stereophonic acoustic echo canceller with the approximated AP algorithm.

### I. 서 론

원격 화상 회의 등과 같이 핸드프리(hands-free) 방식을 이용한 통신에서는 스피커를 통해 나오는 원단화자(FET: Far-End Talker)의 소리가 근단화자(NET: Near-End Talker)의 마이크를 통해 원단화자에게로 되돌아가는 음향 반향(acoustic echo)으로 인해 통화의 품질이 저하되는데 이러한 현상을 없애기 위하여 음향 반향 제거기(AEC: Acoustic Echo Canceller)가 반드시 필요하다. 대부분의 원거리 회의 시스템은 하나의 전-이중(full-duplex) 오디오 채널만을 이용하여 통신을 하기 때문에 회의 참석자들에게 같은 공간에서 회의를 하는 듯한 공간감을 느끼게 해 줄 수가 없다. 특히 화상 회의 시스템인 경우 화면상으로는 화자가 움직이거나 화자가 바뀌어도 단일 채널을 통한 음성 신호는 이러한 공간상의 변화를 제대로 전달할 수 없기

때문에 통화가 부자연스러워 지게 된다. 회의 참석자들이 마치 한 공간에서 회의를 하는 듯한 느낌을 주기 위해서는 적어도 2개의 오디오 채널을 사용하는 스테레오 원거리 회의 시스템이 필요하며, 따라서 스테레오 음향 반향 제거기의 연구도 필연적이라 할 수 있다.

스테레오 음향 반향 제거기의 구조는 기본적으로 단일 채널 음향 반향 제거기의 원리를 2개의 채널에 확장하여 적용한 것으로 그림 1과 같다[1]. 스테레오의 경우 일반적으로 2개의 마이크로폰과 2개의 스피커를 사용하므로 총 4개의 반향 경로가 생기게 되고, 이를 제거하기 위해서는 4개의 적응 필터가 필요하게 된다. 각 채널이 대칭성을 유지하므로 편의상 하나의 마이크로폰으로 입력되는 반향 성분들에 대해서만 살펴보도록 하자.

전송선에 위치한 원단화자의 음성 신호는 그림 1과 같이 화자와 두 마이크로폰 사이의 반향 경로  $g_1$ ,  $g_2$ 를 거쳐 각 마이크로폰으로 입력된다. 수신실의 두 스피커로 전해진 스테레오 신호  $x_1(n)$ ,  $x_2(n)$ 은 각각 두 스피커와

\* 연세대학교 전자공학과

\*\* 연세대학교 신호처리연구센터

접수일자: 1998년 12월19일

한 개의 마이크로폰 사이의 반향 경로  $h_1, h_2$ 와 컨볼루션(convolution)되어 마이크로폰으로 입력되어 반향 신호  $y(n)$ 을 만들어 낸다. 따라서 한 채널의 반향 신호  $y(n)$ 을 예측하기 위해서는 반향 경로  $h_1, h_2$ 를 추정하는  $\hat{h}_1(n), \hat{h}_2(n)$ 이 필요하게 된다. 일반적으로 반향 제거기에서는 적응 FIR(Finite Impulse Response) 디지털 필터를 사용하여 반향 경로를 모델링하며 스피커 신호  $x_1(n), x_2(n)$ 을 적응 필터의 기준 입력 신호(reference signal)로 하고 근단 화자(NET : Near-End Talker)의 신호가 없을 때의 반향 신호  $y(n)$ 을 주 입력 신호(desired signal)로 하여 반향 신호를 예측할 수 있다. 이렇게 얻어진 반향 신호의 예측 신호  $\hat{y}(n)$ 을 실제 반향 신호  $y(n)$ 에서 빼 줌으로써 반향을 제거할 수 있다.

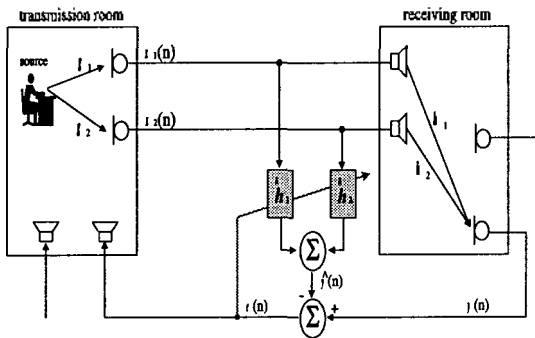


그림 1. 일반적인 스테레오 음향 반향 제거기  
Fig. 1. Conventional stereophonic acoustic echo canceller.

그런데 적응 필터들의 입력으로 사용되는 두 채널 신호는 원단화자라는 공통된 음원으로부터 발생된 신호이므로 두 신호간에는 강한 상관 관계가 존재하게 된다. 결국 이러한 강한 상관 관계로 인하여 단일 채널인 경우에는 발생하지 않는 여러 가지 해결하기 어려운 문제들이 발생하는데, 첫째는 적응 필터의 최적화가 유일하게 존재하기 어렵다는 것이고 두 번째는 전송실의 환경 변화를 마치 음향 반향 경로의 변화처럼 인식하여 반향 제거기의 성능이 영향을 받는다는 것이다[1]. 세 번째 문제는 매우 느린 수렴 속도를 들 수 있다. 대부분의 적응 알고리즘에서는 입력 신호의 자기상관 행렬의 고유치 분포율(ESR : Eigenvalue Spread Ratio)에 따라 수렴 속도가 결정된다. 단일 채널의 경우에는 고유치 분포율이 입력 신호의 성질에 의해서만 결정되지만 스테레오의 경우에는 입력 신호의 성질에 관계없이 두 신호간의 강한 상관 관계로 인하여 고유치 분포율이 매우 증가하게 된다. 결국 스테레오 음향 반향 제거기의 경우 입력 신호의 성질에 관계없이 수렴 속도가 매우 느려지게 된다[2].

스테레오 음향 반향 제거기의 문제를 구조적으로 해결하기 위하여 여러 가지 방법들이 제안되어 왔으나 아직까지 만족할 만한 해결책은 제안되지 않은 상태이다. 따라서 스테레오 음향 반향 제거기 구현시 반드시 고려해

야 할 것이 적응 알고리즘이다. 지금까지 제안된 알고리즘 중에서 가장 유력한 방법이 AP 알고리즘이다[3]. AP 알고리즘은 음성 신호등과 같이 AR process로 모델링이 가능한 신호에 대하여 RLS보다 적은 계산량으로 NLMS보다 훨씬 빠른 수렴 성능을 가지는 알고리즘이다. 그러나 AP 알고리즘은 NLMS에 비하여 여전히 과중한 계산을 필요로 하기 때문에 고속 알고리즘을 사용하거나 이를 대체할 새로운 알고리즘이 필요하다. 단일 채널에 대한 고속 AP 알고리즘들은 제안된 바 있으나[4,5] 스테레오 채널의 경우 자기상관 행렬이 두 채널신호의 자기상관 행렬의 합 형태로 나타나기 때문에 기존의 단일 채널 고속 AP 알고리즘을 적용하기 어렵다[6,7]. 그런데 AP 알고리즘은 Gram-Schmidt 직교화와 TDL 구조로 근사화 될 수 있으며 이를 이용하여 NLMS 알고리즘과 비슷한 계산량으로 AP 알고리즘과 같은 수렴 속도를 가지는 알고리즘이 제안된 바 있다[8]. 근사화된 AP 알고리즘의 계수 갱신식은 NLMS 알고리즘과 유사한 형태를 가지므로 두 채널 혹은 다 채널로의 확장이 용이하다. 따라서 본 논문에서는 근사화된 AP 알고리즘을 스테레오 음향 반향 제거기에 적용하여 그 성능을 평가하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 스테레오 음향 반향 제거기에 적용 가능한 적응 알고리즘들과 문제점들을 설명한다. 3 장에서는 근사화된 AP 알고리즘을 살펴보고 이를 두 채널로 확장한다. 4 장에서는 모의실험을 통하여 제안된 스테레오 음향 반향 제거기의 성능을 평가한 다음 5 장에서 결론을 맺고자 한다.

## II. 두 채널 적응 알고리즘

본 장에서는 스테레오 음향 반향 제거기에 적용 가능한 적응 알고리즘들과 각각이 지니고 있는 문제점들을 살펴보고자 한다.

### 1. LMS(Least Mean Square) 알고리즘

LMS(Least Mean Square) 알고리즘은 비교적 적은 연산량으로 안정성 확보가 용이할 뿐만 아니라 시간에 따라 그 특성이 천천히 변화하는 비정적 환경에서도 추적이 가능하다는 장점으로 인해 가장 널리 사용되고 있다[9,10].

LMS 알고리즘은 순간 자승 오차(instantaneous squared error)의 필터 계수에 대한 미분치를 사용하여 필터 계수를 적응시키며 두 채널 LMS 알고리즘은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1(n+1) \\ \hat{h}_2(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_1(n) \\ \hat{h}_2(n) \end{bmatrix} + \mu \begin{bmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \end{bmatrix} e(n) \quad (1)$$

$$e(n) = y(n) - \sum_{i=1}^2 x_i(n)^T \hat{h}_i(n) \quad (2)$$

여기서  $x_i(n)$ 은 수신실의 스피커로 출력되는 각 채널 신호이고  $\hat{h}_i(n)$ 은 반향 제거를 위하여 L개의 계수로 이루어진 적응 필터의 계수 벡터로 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \hat{h}_i(n) &= [\hat{h}_{i,0}(n) \hat{h}_{i,1}(n) \cdots \hat{h}_{i,L-1}(n)]^T \\ x_i(n) &= [x_i(n) x_i(n-1) \cdots x_i(n-L+1)]^T \\ & \quad i=1,2 \end{aligned}$$

식 (1)에서  $\mu$ 는 적응 필터의 수렴성과 안정성을 좌우하는 수렴 상수이다. 적응 알고리즘이 수렴하기 위한 조건은 다음과 같다.

$$0 < \mu < \frac{2}{L(\sigma_{x1}^2 + \sigma_{x2}^2)} \quad (3)$$

윗 식에서  $\sigma_{x1}^2$ 와  $\sigma_{x2}^2$ 는 각 입력 신호의 전력(power)을 의미한다. 즉, 위 조건을 만족할 때 계수 벡터가 Wiener-Hopf의 최적해를 가지도록 수렴하는 것이다.

음성 신호와 같이 시간에 따라 크기가 급격히 변하는 비정상적인(nonstationary) 입력 신호에 대해서도 일정한 수렴 속도를 얻기 위해 NLMS(normalized LMS) 알고리즘을 사용하는데 두 채널 NLMS 알고리즘은 식 (1)에서  $\mu$ 를 다음과 같이 대치하면 된다.

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{x_1(n)^T x_1(n) + x_2(n)^T x_2(n)} \quad (4)$$

이 때 적응 알고리즘이 수렴하기 위한 범위는  $0 < \alpha < 2$ 이다[2].

단일 채널 LMS 알고리즘에 필요한 계산량이 2L번의 곱셈과 덧셈이므로 두 채널 LMS 알고리즘에 필요한 계산량은 4L번의 곱셈과 덧셈이 된다.

한편 LMS 알고리즘의 수렴 속도는 입력 신호의 자기상관 행렬의 고유치 분포율(ESR: eigenvalue spread ratio)에 반비례하게 된다. 즉, 고유치 분포율이 커질수록 수렴 속도가 느려지게 되는데 고유치 분포율 ESR은 다음과 같이 정의된다.

$$ESR = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad (5)$$

위에서  $\lambda_{\max}$ 와  $\lambda_{\min}$ 은 자기상관 행렬의 최대 및 최소 고유치를 나타낸다.

따라서 수렴 속도는 고유치 분포에 따라 민감하게 변화하게 되는데 단일 채널의 경우에는 입력 신호의 자기상관 행렬이 안정된(well-conditioned) 경우 LMS 알고리즘도 매우 빠른 수렴을 보인다. 그러나 스테레오 음향 반향 제거기의 경우 두 채널 신호간의 강한 상관 관계로

인하여 입력 신호의 특성에 관계없이 자기상관 행렬이 불안정해지고 따라서 ESR이 매우 큰 값을 가지므로 수렴 속도가 매우 느려지게 된다.

## 2. RLS(Recursive Least Square) 알고리즘

RLS(Recursive Least Square) 알고리즘은 입력 신호의 통계적 특성에 대한 가정 없이 적응 필터의 문제를 해결하는 방법으로 LMS처럼 입력 신호의 고유치 분포에 민감하지 않은 수렴 성능을 가진다. 두 채널 RLS 알고리즘은 다음 식과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1(n+1) \\ \hat{h}_2(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_1(n) \\ \hat{h}_2(n) \end{bmatrix} + R(n)^{-1} X_L(n) e(n) \quad (6)$$

여기서

$$X_L(n) = [X_{1,L}(n)^T \quad X_{2,L}(n)^T]^T$$

$$X_{i,L}(n) = [x_i(n) \quad x_i(n-1) \cdots x_i(n-L+1)]$$

$$x_i(n) = [x_i(n) \quad x_i(n-1) \cdots x_i(n-L+1)]^T, \quad i=1,2$$

이고  $e(n)$ 은 식 (2)와 같이 표현되는 예측오차이다.

RLS 알고리즘을 사용하는 경우 수렴 속도를 대폭 향상시킬 수 있지만 윗 식에서 알 수 있듯이 역행렬 연산을 필요로 하기 때문에 계산량이 필터 탭수의 제곱에 비례하게 된다. 계산량을 줄이기 위하여 Cioffi등은 단일 채널에 대해 RLS 알고리즘의 계수 적응식을 간소화시켜 LMS 알고리즘에 비해 약 4배의 계산량을 갖는 고속 RLS 알고리즘을 제안하였다[11,12]. 그런데 두 채널의 경우 자기상관 행렬의 역행렬  $R(n)^{-1}$ 이 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} R(n)^{-1} &= (X_L(n)^T X_L(n))^{-1} \\ &= (X_{1,L}(n)^T X_{1,L}(n) + X_{2,L}(n)^T X_{2,L}(n))^{-1} \end{aligned} \quad (7)$$

따라서  $R(n)^{-1}$ 을 구하기 위하여 Cioffi등이 제안한 단일 채널 고속 RLS 알고리즘을 직접 적용하기 어렵다.

Benesty 등은 스테레오 음향 반향 제거기에 적용하기 위하여 두 채널 고속 RLS 알고리즘을 제안하였다[2]. 단일 채널 RLS의 경우 8L번의 곱셈과 덧셈을 필요로 하지만 두 채널 RLS의 경우에는 28L번의 곱셈과 덧셈을 필요로 한다. 따라서 RLS 알고리즘은 음성 신호와 같이 비정상적인 신호에 적용하였을 때 매우 우수한 수렴 성능을 나타내지만 과중한 계산량으로 인하여 구현에 어려움이 많다.

## 3. AP(Affine Projection) 알고리즘

최근 들어 NLMS와 RLS의 중간성능을 가지는 AP(affine projection) 알고리즘에 대한 관심이 증가하고 있다. 입력

신호가 음성 신호와 같이 AR process로 모델링 될 수 있는 신호인 경우에 AP 알고리즘은 RLS에 비해 훨씬 적은 계산량으로 NLMS보다 훨씬 빠른 수렴 성능을 보이므로 스테레오 음향 반향 제거기에 적용한 연구가 많이 진행되고 있다[6,7].

스테레오 음향 반향 제거를 위한 두 채널 AP 알고리즘은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1(n+1) \\ \hat{h}_2(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_1(n) \\ \hat{h}_2(n) \end{bmatrix} + \alpha X(n) (X(n)^T X(n))^{-1} e(n) \quad (8)$$

여기서  $X(n)$ 은 입력 신호들로 구성된 행렬로서 다음과 같이 정의된다.

$$X(n) = [ X_1(n)^T \quad X_2(n)^T ]^T$$

$$\begin{aligned} X_i(n) &= [ x_i(n) \quad x_i(n-1) \quad \dots \quad x_i(n-P+1) ] \\ x_i(n) &= [ x_i(n) \quad x_i(n-1) \quad \dots \quad x_i(n-L+1) ]^T, \\ & i = 1, 2 \end{aligned}$$

이다. 또한  $e(n)$ 은 과거 P개의 오차 신호 값들로 구성된 벡터로서 다음과 같이 정의되며

$$e(n) = y(n) - \sum_{i=1}^2 X_i(n)^T \hat{h}_i(n) \quad (9)$$

$y(n)$ 은  $y(n) = [ y(n) \quad y(n-1) \quad \dots \quad y(n-P+1) ]^T$ 으로 표현되는 과거 P개의 반향 신호 값들로 구성된 벡터이다.

그런데 식 (8)에서 알 수 있듯이 AP 알고리즘 역시 계수적용을 위하여 역행렬 연산을 필요로 하며 projection 차수 P가 증가할수록 P의 자승에 비례하여 계산량이 증가하게 된다. 따라서 단일 채널의 경우 계산량을 줄이기 위하여 고속 RLS 알고리즘이나 FNTF(Fast Newton Transversal)등과 유사한 형태를 가지는 고속 AP 알고리즘에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다[5,6,13].

그런데 두 채널 AP 알고리즘도 두 채널 RLS와 마찬가지로 두 채널 신호의 자기상관 행렬의 역행렬이 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} (X(n)^T X(n))^{-1} \\ = (X_1(n)^T X_1(n) + X_2(n)^T X_2(n))^{-1} \end{aligned}$$

따라서 단일 채널 고속 AP 알고리즘을 두 채널에 그대로 적용하기는 많은 어려움이 따르게 된다. Amand 등이 두 채널 신호간의 intercorrelation을 고려한 두 채널 고속 AP 알고리즘을 제안한 바 있으나[6,7] 아직까지 두 채널 고속 AP 알고리즘은 연구 대상이다.

### III. 제안한 알고리즘

본 장에서는 스테레오 음향 반향 제거기에 효과적으로 적용할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안한 알고리즘은 NLMS와 비슷한 계산량으로 AP 알고리즘과 비슷한 수렴 성능을 가지며 구조도 매우 간단하다.

#### 1. AP 알고리즘의 근사적 구현

단일 채널 AP 알고리즘의 계수 갱신식은 다음과 같다

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + X(n) [ X(n)^T X(n) ]^{-1} e(n) \quad (10)$$

여기서  $X(n)$ 은 입력 신호 행렬이고  $\hat{h}(n)$ 은 반향 제거를 위하여 L개의 계수로 이루어진 적응 필터의 계수 벡터로 각각 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} X(n) &= [ x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-P-1) ] \\ x(n) &= [ x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1) ]^T \\ \hat{h}(n) &= [ \hat{h}_0(n) \quad \hat{h}_1(n) \quad \dots \quad \hat{h}_{L-1}(n) ]^T \end{aligned}$$

또한  $e(n)$ 은 a priori 오차 벡터로 다음과 같이 표현된다.

$$e(n) = y(n) - X(n)^T \hat{h}(n) \quad (11)$$

그런데 P차 AP 알고리즘은 P개의 a posteriori 오차를 영으로 만들도록 계수를 조정해 가는 알고리즘이다. A posteriori 오차벡터는 다음과 같이 정의되므로

$$e(n) = y(n) - X(n)^T \hat{h}(n+1) \quad (12)$$

결국  $\hat{h}(n+1)$ 은 다음과 같은 관계를 만족시켜야 될 줄 알 수 있다.

$$x(n-i)^T \hat{h}(n+1) = y(n-i), \quad i=0,1,\dots,P-1 \quad (13)$$

식 (13)의 관계를 이용하면 오차 벡터  $e(n)$ 이 다음과 같이 첫 번째 element만 값을 가지고 나머지는 모두 영인 벡터가 됨을 쉽게 알 수 있다. 즉,

$$e(n) = [ e(n) \quad 0 \quad \dots \quad 0 ]^T \quad (14)$$

또한 식 (10)에 주어진 입력 신호 행렬  $X(n)$ 을 Gram-Schmidt 직교화 변환을 이용하여 표현하면 다음과 같다.

$$Z(n) = X(n) T \quad (15)$$

즉,  $Z(n)$ 은 입력 신호 행렬  $X(n)$ 이 변환 행렬  $T$ 를

거쳐서 출력되는  $L \times P$  신호 행렬로서 다음과 같이 표현되며

$$Z(n) = [z_1(n) \ z_2(n) \ \dots \ z_P(n)],$$

$$z_i(n) = [z_{i,1}(n) \ z_{i,2}(n) \ \dots \ z_{i,L}(n)]^T, \ i=1, 2, \dots, P$$

이때,  $Z(n)$ 을 구성하는 각각의 element 벡터들인  $z_i(n)$ 은  $z_i(n)^T z_j(n) = 0, \ i \neq j$  를 만족한다. 즉,

$$Z(n)^T Z(n) = \text{diag}[z_1(n)^T z_1(n) \ z_2(n)^T z_2(n) \ \dots \ z_P(n)^T z_P(n)] \quad (16)$$

또한 변환 행렬  $T$  는 ULT(unit lower triangular) 행렬이고 determinant가 1이므로 항상 역행렬이 존재하게 되며 따라서 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$X(n) = Z(n) T^{-1} \quad (17)$$

따라서 (15), (16), (17) 관계식들을 이용하면 식 (10)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$X(n)[X(n)^T X(n)]^{-1} e(n) = Z(n)[Z(n)^T Z(n)]^{-1} T^T e(n) \quad (18)$$

그런데 위 식에서  $Z(n)^T Z(n)$  행렬은 식 (16)과 같이 표현되는 대각 행렬이다. 또한 변환행렬  $T$  는 ULT 행렬이므로  $T^T$  는 UUT(unit upper triangular) 행렬이 된다. 오차 벡터  $e(n)$ 은 식 (14)와 같이 표현되므로  $T^T e(n) = e(n)$  이 됨을 알 수 있고, 따라서 식 (10)은 다음과 같이 간단하게 표현될 수 있다.

$$\Delta \hat{h}(n) = \begin{bmatrix} \frac{z_1(n)}{z_1(n)^T z_1(n)} & \frac{z_2(n)}{z_2(n)^T z_2(n)} & & \\ & \dots & & \\ & & \frac{z_P(n)}{z_P(n)^T z_P(n)} & \\ & & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e(n) \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \frac{z_1(n)}{z_1(n)^T z_1(n)} e(n) \quad (19)$$

식 (19)의 결과를 이용하여 AP 알고리즘의 계수 적응을 다시 표현하면 다음과 같은 관계식을 얻어낼 수 있다.

$$\hat{h}(n+1) = \hat{h}(n) + \mu \frac{z_1(n)}{z_1(n)^T z_1(n)} e(n) \quad (20)$$

여기서  $\mu$ 는 알고리즘의 오차를 조절하기 위하여 도입한 수렴상수이다. 이와 같이 AP 알고리즘은 벡터단위의  $P-1$  차 Gram-Schmidt 직교화를 통하여 얻은 최종 오차

벡터만으로 계수 적응식이 구성됨을 알 수 있다. 최종 오차 벡터  $z_1(n)$ 을 구하는 과정을 이해하기 쉽도록 그림으로 나타내면 그림 2와 같다.

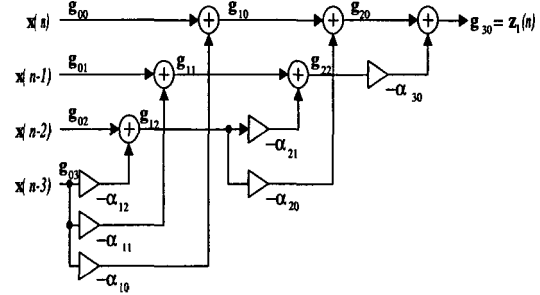


그림 2. Gram-Schmidt 직교화를 이용하여 최종오차를 구하는 과정 (P=4)  
Fig. 2. Obtaining the final error vector using Gram-Schmidt orthogonalization.

AP 알고리즘을 위에서 살펴본 바와 같이 벡터단위의 Gram-Schmidt 구조를 이용하여 구현하는 경우 최종 오차 벡터를 구하기 위하여  $P-1$  단계를 거쳐서 매 단계마다 오차 벡터들을 계산해야 한다. 따라서 최종 오차 벡터를 구하기 위하여 총  $(P-1)^2 L + (P-1)L$  번의 연산이 필요하게 되므로 역행렬을 구하지 않더라도 projection 차수  $P$ 가 증가함에 따라 계산량이  $L^2 P^2$ 에 비례하여 증가하게 된다. 그런데 만약 입력 신호의 통계적 특성이  $2L+P$  샘플 구간동안 변하지 않는다면 오차 벡터  $z_1(n)$ 을 벡터 연산 대신 샘플 단위의 Gram-Schmidt 예측기와 TDL 구조로 구할 수 있다[8]. 즉,  $z_1(n)$ 을 구성하기 위하여 매 샘플마다 벡터 연산을 하는 대신  $P$ 개의 신호를 입력으로 하는 샘플 단위의 Gram-Schmidt 직교화를 통하여 한 샘플 오차 신호를 구한 다음 TDL 구조를 이용하여 이 값을 하나씩 이동시킴으로써  $z_1(n)$ 을 근사적으로 구할 수 있는 것이다. 제안된 방법의 블럭 구성도는 그림 3과 같다.

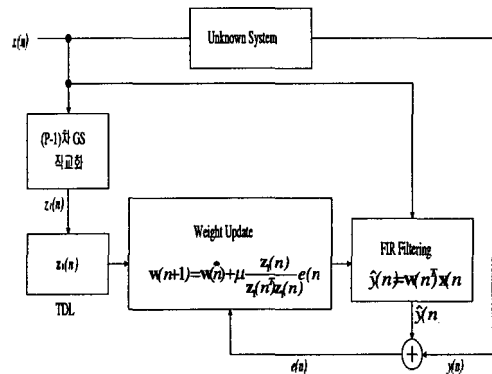


그림 3. 제안된 알고리즘의 블럭 구성도  
Fig. 3. Block diagram of the proposed algorithm.

그런데 오차 벡터  $z_1(n)$ 은 샘플단위의 conventional Gram-Schmidt 직교화를 이용하여 구할 수 있지만 Gram-Schmidt 직교화를 위한 적응 필터의 계수는 매 샘플마다 벡터 단위의 직교가 일어나도록 구해져야 한다. 그림 2로부터 Gram-Schmidt 직교를 위한 적응 필터 계수  $\alpha_{i,j}(n)$ 을 구해보면 다음과 같다.

$$\alpha_{i,j}(n) = \frac{g_{i-1,P-i}(n)^T g_{i-1,j}(n)}{g_{i-1,P-i}(n)^T g_{i-1,P-i}(n)} \quad (21)$$

여기서  $g_{i,j}(n) = g_{i-1,j}(n) - \alpha_{i,j}(n) g_{i-1,P-i}(n)$

이고  $g_{0,i} = x_L(n-i+1)$  이다. 따라서 식 (21)과 같이 Gram-Schmidt 직교 필터의 계수를 정확하게 구하기 위해서는 벡터 단위의 연산이 필요하게 된다. 그러나 LMS 알고리즘이나 Least-Square 알고리즘 등과 같은 적응 알고리즘을 사용하면 Gram-Schmidt 직교 필터의 계수를 샘플 단위로 구할 수 있다[14,15]. 본 논문에서는 Ling등이 Least Square Estimation을 위해 제안한 RMGS(Recursive Modified Gram Schmidt) 알고리즘을 이용하여  $\alpha_{i,j}(n)$ 을 시간-재귀적으로 구하였다[15].

RMGS 알고리즘을 이용하면  $(P-1)^2 + 6(P-1)$ 번의 연산만으로 최종 오차 벡터  $z_1(n)$ 을 구할 수 있다[11]. 즉, 제안된 알고리즘은 입력 신호를 Gram-Schmidt 직교화를 거쳐 상관 관계가 제거된 신호를 만든 후에 이를 계수적용에 사용함으로써 AP 알고리즘을 근사적으로 구현할 수 있으므로 계산량은 NLMS에 비해 크게 증가하지 않으면서 AP 알고리즘과 비슷한 수렴 성능을 가지게 된다.

## 2. 제안한 알고리즘의 두 채널에의 적용

이제 제안한 알고리즘을 두 채널에 적용하여 보자. 제안한 알고리즘은 Gram-Schmidt 직교화를 이용하여 오차 벡터를 구한 다음 이를 NLMS와 같은 형태로 계수 적용을 한다. 두 채널 신호 벡터를 각각  $x_1(n)$ ,  $x_2(n)$ 라고 하고 각 채널 신호 벡터로부터 Gram-Schmidt 직교화로 구한 최종 오차 신호 벡터를 각각  $z_1(n)$ ,  $z_2(n)$ 라고 하면 다음과 같이 쉽게 두 채널 알고리즘을 구성할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1(n+1) \\ \hat{h}_2(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{h}_1(n) \\ \hat{h}_2(n) \end{bmatrix} + \mu(n) \begin{bmatrix} z_1(n) \\ z_2(n) \end{bmatrix} e(n) \quad (22)$$

이 때 오차 신호  $e(n)$ 은 다음과 같이 계산되고

$$e(n) = y(n) - \sum_{i=1}^M \hat{h}_i(n)^T x_i(n)$$

수렴상수  $\mu(n)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{z_1(n)^T z_1(n) + z_2(n)^T z_2(n)}$$

즉, 각 채널 신호를 각각 Gram-Schmidt 직교화를 시켜서 두 개의 오차 벡터  $z_1(n)$ ,  $z_2(n)$ 을 구한 다음 이들 두 채널 NLMS와 같은 형태로 계수 적용을 하는 것이다.

제 II 장에서 살펴본 바와 같이 AP 알고리즘을 두 채널에 적용하는 경우 역행렬 부분이 두 채널 신호의 자기 상관 행렬의 합의 역행렬 형태로 표현되기 때문에 고속 알고리즘을 적용하기 매우 어려워진다. 그런데 제안된 알고리즘은 계수 적용식이 NLMS와 같이 매우 간단한 형태로 표현되기 때문에 윗 식과 같이 두 채널로 쉽게 확장할 수 있으며 계산량도 단일 채널의 약 2배만이 요구된다.

마찬가지 방법으로 다채널(multi-channel)에 적용하면 다음 식과 같다.

$$\hat{H}(n+1) = \hat{H}(n) + \mu(n) Z(n) e(n) \quad (23)$$

여기서

$$\hat{H}(n) = [ \hat{h}_1(n)^T \hat{h}_2(n)^T \cdots \hat{h}_M(n)^T ]^T,$$

$$Z(n) = [ z_1(n)^T z_2(n)^T \cdots z_M(n)^T ]^T$$

이고 M은 채널의 갯수이며 오차 신호는  $e(n)$ 과 수렴상수  $\mu(n)$ 은 각각 다음과 같이 표현된다.

$$e(n) = y(n) - \sum_{i=1}^M \hat{h}_i(n)^T x_i(n)$$

$$\mu(n) = \frac{\alpha}{\sum_{i=1}^M z_i(n)^T z_i(n)}$$

## IV. 모의 실험 및 결과 고찰

본 절에서는 제안한 알고리즘을 스테레오 음향 방향 제거기에 적용하여 그 성능을 평가하고자 한다.

### 1. 모의 실험 환경

모의 실험을 위하여 유색 잡음 신호와 실지 음성 신호를 사용하였다. 유색 잡음 신호는 평균이 0이고 분산이 1000인 백색 가우시안 잡음(white gaussian noise) 신호를 음성 신호와 유사한 스펙트럼 특성을 가지도록 10차 AR(Auto Regressive) 필터에 통과시켜 만든 신호를 사용하였으며 음성 신호로는 스튜디오에서 녹음된 실제 음성 신호를 8kHz로 샘플링하여 사용하였다.

전송실과 수신실의 충격 응답(impulse responses)들은 약  $4m \times 3m$ 의 방에서 측정한 실지 충격 응답들을 512샘으로 잘라서 사용하였으며 원 신호에 각각 충격 응답들

을 콘볼루션시켜서 두 채널 신호를 만들었다. 이렇게 만들어진 두 채널신호에 각각 다른 충격 응답(반향 경로)을 콘볼루션시켜 더해줌으로서 반향 신호를 만들었다.

일반적으로 반향 제거기의 성능 평가를 위한 척도로서 ERLE와 misalignment를 사용한다. ERLE는 반향 신호와 반향이 제거된 신호간의 전력비를 나타내는 것으로 다음 식과 같이 정의된다.

$$ERLE = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{N-1} y(n-i)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} (y(n-i) - \hat{y}(n-i))^2} \quad (dB) \quad (24)$$

또한 misalignment 는 실제 시스템 응답과 적응 알고리즘을 이용하여 구한 적응 필터 계수간의 불일치 정도를 의미하는데, 즉 적응 필터가 얼마나 실제 응답에 가깝게 수렴했는지를 나타내는 척도이다.

$$Misalignment = 10 \log_{10} \frac{E\{(\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})^T (\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h})\}}{E\{\mathbf{h}^T \mathbf{h}\}} \quad (dB) \quad (25)$$

따라서 본 모의 실험에서는 위의 두 가지 척도를 이용하여 제안된 스테레오 음향 반향 제거기의 성능을 평가하고자 한다.

2. 제안한 알고리즘의 성능 평가

제안한 두 채널 알고리즘을 스테레오 음향 반향 제거기에 적용하여 그 성능을 평가하기 위하여 AP 알고리즘과 그 성능을 비교하였다. 반향 신호에 -40 dB의 배경 잡음을 섞어서 주 입력 신호(desired signal)로 사용하였으며 적응 필터의 길이를 256으로 선택하였다.

그림 4는 유색 잡음 신호에 대하여 projection 차수가 각각 P=1(NLMS), P=2, P=6 인 경우에 대하여 AP 알고리즘과 제안된 알고리즘을 적용하였을 때의 ERLE를 비교한 곡선이다.

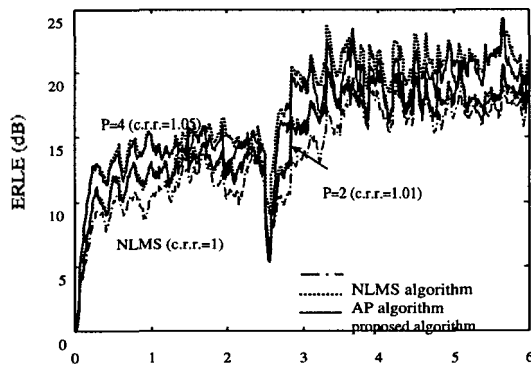


그림 4. AP 알고리즘과 제안한 알고리즘의 ERLE비교 (유색 잡음)  
Fig. 4. ERLE of the AP algorithm and the proposed algorithm (colored signal).

NLMS 알고리즘을 사용하였을 때의 계산량을 1이라 할 때 차수가 증가함에 따라 필요한 계산량의 상대적인 비율 c.r.r.(computational requirement ratio)을 ERLE 곡선 위에 표시하였다. 그림으로부터 제안한 두 채널 알고리즘을 적용하는 경우 NLMS와 비슷한 계산량만으로 AP 알고리즘을 적용한 경우와 같은 성능의 스테레오 음향 반향 제거기를 구성할 수 있음을 알 수 있다.

표 1은 단일 채널에 대하여 차수가 증가함에 따른 AP 알고리즘과 제안한 알고리즘의 계산량을 비교한 것이다. AP 알고리즘의 경우  $(P+1)L + P^3/6 + P^2$ 의 계산량이 필요한 반면 제안한 알고리즘은 약  $2L + (P-1)^2 + 6(P-1)$  번의 계산을 요구한다.

표 1. projection 차수와 필터 탭수에 따른 계산량 비교  
Table 1. Computational complexity according to the projection order and filter taps.

L	차수	AP 알고리즘		제안한 알고리즘	
		계산량	c.r.r.	계산량	c.r.r.
256	2 차	773	1.51	519	1.01
	4 차	1326	2.59	539	1.05
	6 차	1864	3.64	567	1.11
512	2 차	1541	1.51	1031	1.007
	4 차	2587	2.53	1051	1.026
	6 차	3656	3.57	1079	1.054

즉, 제안한 방법의 계산량은 NLMS 계산량에 비하여 약간의 추가연산만을 필요로 하게 되며, 적응 필터의 길이가 길어질수록 전체 계산량에 비하여 추가 연산량이 차지하는 비중이 점점 줄어들게 된다. 즉, 제안한 알고리즘을 이용하면 NLMS 알고리즘과 비슷한 계산량만으로 향상된 수렴 성능을 가지는 스테레오 음향 반향 제거기를 구성할 수 있다.

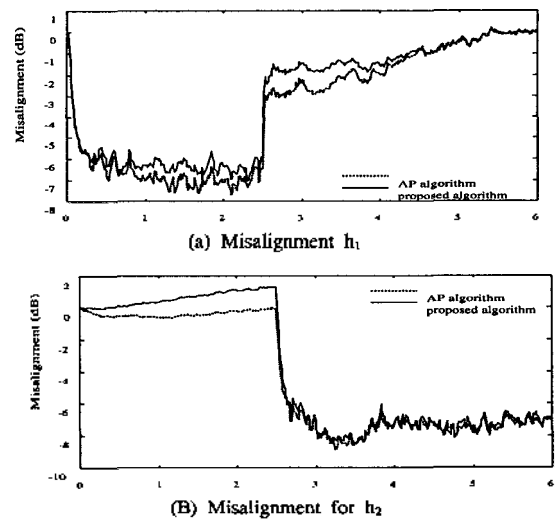


그림 5. 제안한 방법과 AP 알고리즘의 misalignment 비교(P=4)  
Fig. 5. Misalignment of the AP algorithm and the proposed algorithm(P=4).

그림 5는  $P=4$ 인 경우의 misalignment를 비교한 것이다. AP 알고리즘과 제안한 알고리즘이 비슷한 값을 가짐을 알 수 있다. 그림 6은 입력 신호가 음성 신호인 경우  $P=4$  일 때 AP 알고리즘과 제안한 알고리즘의 ERLE 를 비교한 것이다. 그림 5는  $P=4$ 인 경우의 misalignment를 비교한 것이다. AP 알고리즘과 제안한 알고리즘이 비슷한 값을 가짐을 알 수 있다. 그림 6은 입력 신호가 음성 신호인 경우  $P=4$  일 때 AP 알고리즘과 제안한 알고리즘의 ERLE 를 비교한 것이다.

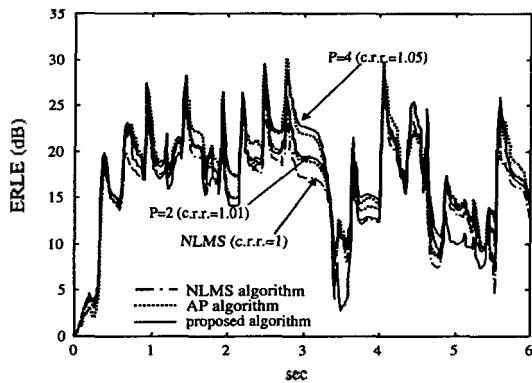


그림 6. AP 알고리즘과 제안한 알고리즘의 ERLE 비교 (음성 신호)

Fig. 6. ERLE of AP algorithm and the proposed algorithm (speech signal).

이와 같이 제안한 알고리즘을 스테레오 음향 반향 제거기에 적용하여 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 특히 스테레오 채널에 적용하는 경우 단일 채널의 AP 알고리즘이나 RLS 알고리즘은 역행렬을 직접 구해야 하기 때문에 두 채널, 혹은 다 채널에 적용하기 어려운데 반하여 제안한 알고리즘은 쉽게 다 채널로 확장이 가능하기 때문에 매우 효과적으로 알고리즘을 적용할 수 있다. 다만 제안한 알고리즘의 경우 projection 차수를 6차 이상으로 하면 발산을 하는 등 알고리즘이 불안정해 지게 되는데 이는 입력 신호를 정적인 신호로 가정하고 알고리즘을 유도하였기 때문이다. 그러나 모의실험 결과들에서도 알 수 있듯이  $P < 6$ 에서는 안정된 성능을 보이며  $P=4$  정도만 되어도 NLMS 알고리즘에 비하여 월등한 성능을 나타내게 되므로 제안된 알고리즘을 이용하면 보다 효율적으로 스테레오 음향 반향 제거기를 구현할 수 있을 것으로 기대된다.

## V. 결 론

일반적인 스테레오 음향 반향 제거기는 두 채널신호간의 강한 상관 관계로 인하여 수렴 속도가 매우 느려지게 되므로 빠른 수렴을 하는 적응 알고리즘의 선택이 반드시 필요하다. 그러나 기존의 AP 알고리즘이나 RLS 알고리즘은 과중한 계산을 필요로 하며 단일 채널 고속 알고

리즘은 존재하지만 아직까지 두 채널 고속 알고리즘은 연구 대상이다. 본 논문에서는 Gram-Schmidt 직교화와 TDL 구조를 이용한 근사화된 AP 알고리즘을 두 채널로 확장하여 스테레오 음향 반향 제거기를 구성하였다. 제안한 알고리즘은 계수 적응식이 NLMS와 같이 매우 간단한 형태를 가지기 때문에 다 채널로의 확장이 용이하며 계산량도 채널의 수에 비례하여 증가하게 된다.

모의실험 결과 스테레오 음향 반향 제거기에 제안된 알고리즘을 적용하므로써 매우 적은 계산량으로 향상된 성능의 음향 반향 제거기를 구성할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

1. M. M. Sondhi, D. R. Morgan and J. L. Hall, "Stereophonic acoustic echo cancellation - an overview of the fundamental problem", *IEEE Signal Processing Letters*, vol.2, no.8, pp.148-151, Aug. 1995.
2. J. Benesty, F. Amand, A. Gilloire and Y. Grenier, "Adaptive filtering algorithms for stereophonic acoustic echo cancellation", *Proc. of Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 3099-3102. 1995
3. S. Makino and Y. Kaneda, "Exponentially weighted step-size projection algorithm for acoustic echo cancellers", *IEICE Trans. Fundamentals*, vol. E75-A, No. 11, pp.1355-1361, Oct. 1995.
4. M. Tanaka, Y. Kaneda, S. Makino and J. Kojima, "A fast projection algorithm for adaptive filtering", *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E78-A, No.10, pp.1355-1361, Oct. 1995.
5. S. L. Gay and S. Tavathia, "The fast projection algorithm", *Proc. of Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 3023-3026, 1995.
6. J. Benesty, P. Duhamel and Y. Grenier, "A multichannel affine projection algorithm with application to multichannel acoustic echo cancellation", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 3, No. 2, Feb. 1996.
7. F. Amand, J. Benesty, A. Gilloire and Y. Grenier, "A fast two-channel projection algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation", *Proc. of Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp.949-952, 1996.
8. 김은숙, 박영철, 윤대회, "Gram-Schmidt 직교화를 이용한 affine projection 알고리즘의 근사적 구현", *한국통신학회 추계학술대회*, pp.1658-1661, 1998.
9. S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall. 1991.
10. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive signal Processing*, Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1985.
11. J. M. Cioffi and T. Kailath, "Windowed fast transversal filters adaptive algorithms with normalization", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-33, No. 3, pp.607-625, June 1985.
12. J. M. Cioffi and T. Kailath, "Fast Recursive-Least-Squares transversal filters for adaptive filtering", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-32, No. 2, pp.304-337 April 1984.
13. B. Farhang-Boroujeny, "Fast LMS/Newton algorithms based on auto-regressive modeling and their application to



acoustic echo cancellation", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 45, No. 8, pp.1987-1997 Aug. 1997.

- 14. Nasir Ahmed and Dae Hee Youn, "On a realization and related algorithm for adaptive prediction", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.ASSP-28, No.5, pp.493-497, oct. 1980.
- 15. F. Ling, D. Manolakis and J. G. Proakis, "A recursive modified Gram-Schmidt algorithm for least-squares estimation", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.ASSP-34, No.4, pp.829-836, Aug. 1986.

▲김 은 숙(Eun Sook Kim) 1966년 8월 11일생



1988년 2월: 연세대학교 전자공학과 학사

1990년 2월: 연세대학교 전자공학과 박사

1990년~1993년: 한국통신 연구원

1993년 9월~현재: 연세대학교 전자공학과 박사과정

※주관심분야: 적응 디지털 필터 알고리즘, 스테레오 음향 반향 제거

▲정 양 원(Yang Won Jung) 1975년 5월 13일생

1998년 2월: 연세대학교 전자공학 학사

1998년 3월~현재: 연세대학교 전자공학 석사과정

※주관심분야: 적응 디지털 필터 알고리즘, 스테레오 음향 반향 제거

▲박 영 철(Young Cheol Park)

한국음향학회지 제18권 2호 참조

▲윤 대 희(Dae Hee Youn)

한국음향학회지 제17권 4호 참조