

논문 2006-43SP-2-9

# 음향반향제거기의 구현을 위한 개선된 직교투사법

## ( Improved Orthogonal Projection Method for Implementing Acoustic Echo Canceller )

이 행 우\*

( Haeng-Woo Lee )

### 요 약

본 논문은 음향반향제거기의 성능을 향상시키기 위한 새로운 기술로서 개선된 직교투사법을 제안한다. 간단하고 안정되어 널리 사용되고 있는 기존의 NLMS 알고리즘과 비교하여, 이 기술은 음성신호와 같이 상호상관도가 높은 신호에 대해 수렴속도가 증가하고 연산량이 감소한다. 제안하는 직교투사법의 성능을 시험하기 위하여 프로그램을 코딩하고 시뮬레이션을 수행하였다. 두 알고리즘을 사용하여 음성과 잡음에 대한 수렴특성을 관찰하였다. 실험 결과, 제안한 방법은 잡음뿐만 아니라 음성에 대해서도 높은 ERLE와 수렴속도 및 수렴의 안정성 등을 보여 주었다.

### Abstract

This paper proposes the improved orthogonal projection method as a new technique advancing the performance of the acoustic echo canceller. Comparing with the widely used NLMS adaptive algorithm which is simple and stable, it shows that this method has the improvement of the convergence speed for signals with the large auto-correlation, and has small computational quantities. In order to testify performances of the orthogonal projection method whom this paper proposes, we have coded a simulation program and executed computer simulations. We observed convergence curves by using two adaptive algorithm for noises and speeches. From simulation results for two input signals, the proposed method shows the high ERLE and the fast convergence and the stable operation in case of using speeches as well as noises.

**Keywords :** 음향반향제거기, 직교투사법, 적응 알고리즘, NLMS

## I. 서 론

핸즈프리(hands-free) 전화기, 차량 전화기, 원격 화상회의 등 스피커-폰(speaker-phone) 시스템의 사용이 증가함에 따라 음향반향제거기술이 중요한 문제로 대두하게 되었다. 음향반향신호는 원단화자로부터의 수신신호가 스피커를 통해 방사된 후, 벽면 등에 반사되어 마이크에서 근단화자의 송신신호와 결합됨으로서 원단에서 근단화자의 음성청취를 방해하게 된다. 원단화자는 자기가 한 말을 통화왕복지연시간 뒤에 듣게 되므로 정

상적인 통화에 불편함을 느끼게 된다. 지연시간이 길수록, 반향신호의 크기가 클수록 통화의 불편함은 커지며, 반향신호가 제거되지 않고 통신선로의 이득이 1보다 큰 경우에는 원신호보다 커지는 하울링(howling) 현상이 발생하기도 한다.

핸즈프리 전화기 또는 원격화상회의 시스템의 경우 반향의 원인은 스피커와 마이크 사이의 음향적 결합에 기인한다. 이러한 종류의 반향을 음향반향이라 하며, 원활한 의사전달을 위해서 반드시 제거되어야 한다. 음향반향제거의 기본원리는 먼저 반향경로의 특성을 추정하고 그에 따른 반향복제신호를 생성하여 마이크 출력으로부터 제거하는 것이다. 여기서 실제 반향신호와 거의 유사한 복제신호를 생성하기 위하여 반향경로의 특성을 가능한 한 정확히 모델링해야 하는데, 일반적으로 반향경로의 특성은 시간과 주위환경에 따라 급격하게 변화

\* 정회원, 남서울대학교 정보통신공학과  
(Dept. of Information Communication Engineering,  
Namseoul University)

※ 본 연구는 남서울대학교의 지원으로 수행되었음.  
접수일자: 2005년8월30일, 수정완료일: 2006년2월15일

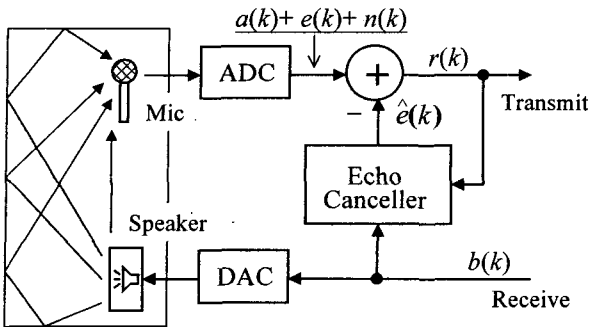


그림 1. 스피커-폰 시스템  
Fig. 1. Speaker-phone system.

기 때문에 적응필터를 사용하여 모델링하게 된다.<sup>[1][2]</sup>

다음 그림은 스피커-폰 시스템의 기본구조를 보여준다. 여기서  $b(k)$ 는 스피커로 출력되는 원단화자신호이고,  $e(k)$ 는 반향경로를 거쳐 되돌아 온 음향반향신호이며,  $a(k)$ 는 근단화자의 음성신호를 나타낸다. 또한,  $n(k)$ 는 근단화자 주변의 잡음을 나타낸다.

그림 1에서 보는 바와 같이 마이크로 입력되는 송신 신호는 근단화자신호와 스피커로부터 방사된 후 되돌아 온 음향반향신호 및 주위 잡음신호 등으로 구성되어 있다. 음향반향신호는 스피커로부터 공간속으로 방사된 후 사무실 벽면 등에 반사되어 크기가 감소되고 시간이 지연된 일부 신호가 근단화자의 음성과 함께 마이크를 통하여 유입되며, 보통 FIR 필터와 NLMS 알고리즘<sup>[3]</sup>을 사용하여 제거한다.

근단 송신신호에 포함된 반향성분이 제거된 후의 잔차신호  $r(k)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$r(k) = a(k) + e(k) + n(k) - \hat{e}(k) \quad (1)$$

반향경로가 길이  $N$ 의 임펄스응답  $g(k)$ 으로 표현된다면 반향신호는  $e(k) = g(k)^T b(k)$ 이며,  $N$  계수를 가진 디지털 필터가 반향추정신호를 생성하기 위하여 사용된다면  $\hat{e}(k) = c(k)^T b(k)$ 로 계산될 수 있다. 따라서 필터 계수의 갱신은

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha r(k) \frac{b(k)}{\sum_{i=0}^M b^2(k-i)} \quad (2)$$

여기서  $\alpha$ 는 적응 스텝을 결정하는 상수이다. 이 식을 NLMS(Normalized LMS) 알고리즘이라 하며, 그림 2에서 이 알고리즘에 대한 블록도를 보여주고 있다.

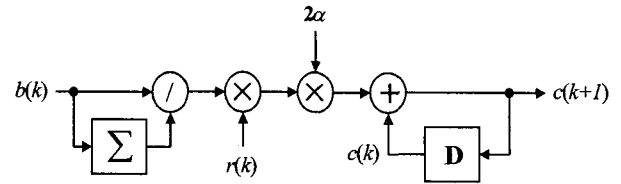


그림 2. NLMS 알고리즘의 블록도  
Fig. 2. Block diagram of the NLMS algorithm.

NLMS 알고리즘은 평균값을 구하기 위한 별도의 하드웨어를 필요로 하지만, 신호의 크기에 따라서 필터계수의 갱신 크기가 크게 변화하지 않고 일관성을 유지하는 성질을 갖고 있다. 따라서, 적응 알고리즘은 일반적으로 LMS 알고리즘보다 NLMS 알고리즘을 많이 사용하고 있다. 여기서  $\alpha$ 의 크기가 수렴속도와 수렴후 식(36)의 ERLE 값을 결정하게 된다. 즉,  $\alpha$  값이 크면 수렴속도와 수렴후 잔여반향신호가 증가하고, 반대로  $\alpha$  값이 작으면 수렴속도와 잔여반향신호도 감소한다.

알고리즘의 하드웨어 복잡도는 승산 또는 제산 연산의 수에 따라 결정된다. NLMS 알고리즘의 복잡도는

$$M_{NLMS} = O(3N) \quad (3)$$

선로반향과 비교할 때, 음향반향의 제거는 더 큰 노력이 요구된다. 왜냐하면, 음향반향경로에 대한 임펄스응답의 길이는 일반적으로 수십 ms로서 수 ms에 불과한 선로반향에서보다 몇 배 더 길다. 그리고 음향반향에서 응답의 시간적 변화도 빠르는데, 이는 사람의 움직임이나 문의 개폐에 기인한다. 또한, 음성신호는 자기상관도가 매우 높으며, 이러한 신호는 교유치 disparity가 매우 크다.

NLMS 알고리즘은 계산의 단순성과 안정적 수렴특성 및 구현의 용이함으로 인하여 적응 알고리즘으로 많이 사용하고 있으나, 음성신호와 같이 자기상관도가 높은 입력신호에 대해 수렴특성이 저하되는 단점을 갖고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 유색(colored) 신호의 경우에도 우수한 수렴특성을 보이는 RLS(Recursive Least Square) 알고리즘<sup>[4]</sup>을 사용할 수 있다. 그러나 RLS 알고리즘은 많은 계산량으로 인하여 실제 하드웨어 구현이 거의 불가능하다. 따라서 Ozeki와 Umeda는 NLMS 알고리즘과 RLS 알고리즘 중간 정도의 수렴특성 및 계산량을 갖는 새로운 알고리즘으로 affine subspace에 직교투사하는 방법<sup>[5]</sup>인 APA(Affine Projection Algorithm) 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 NLMS 알고리즘을 일반화시킨 것으로서, 특히

자기상관도가 높은 신호에 대해서도 계산량은 NLMS와 비슷하면서 수렴속도를 향상시킬 수 있다. NLMS 알고리즘은 단지 현재 입력신호만을 사용하여 적응필터의 계수를 업데이트하나, APA 알고리즘은 다수의 이전 입력신호들을 사용하여 계수를 업데이트한다. 즉 NLMS 알고리즘은 선(line) 상에서의 1차원 적응 알고리즘이나, APA 알고리즘은 여러 면(plane) 상에서의 다차원 적응 알고리즘이다. APA 알고리즘은 투사 차원을 증가시켜 고차 AR 프로세스의 상관도를 감소시킴으로써 RLS에 비해 적은 계산량과 NLMS에 비해 빠른 수렴속도를 나타낸다. APA 알고리즘이 발표된 후 다른 시각에서 고안된 여러 변종들이 출현하였다. 그 중에는 FAP(Fast AP)<sup>[6]</sup>, R-APA(Regularized APA)<sup>[7]</sup>, PRA(Partial Rank Algorithm)<sup>[8]</sup>, DA(Decorrelating Algorithm)<sup>[9]</sup>, NLMS-OCF(NLMS with Orthogonal Correction Factor)<sup>[10]</sup> 등이 있다.

음성신호는 다음과 같이 AR(Auto Regressive) 모델로 모델링할 수 있다.

$$b(k) = \sum_{i=1}^p \mu_i b(k-i) + n(k) \quad (4)$$

여기서  $\mu_i$ 는 거의 1에 가까운 상수이며,  $n^T(k) = (n(k), \dots, n(k-N+1))$ 는 백색잡음을 나타낸다.  $i \geq 1$ 에 대해  $n(k)$ 는  $n(k-i)$ 와 독립적이다.

APA 알고리즘은 적응필터의 계수 갱신을 위하여 역행렬 연산이 필요하므로 투사 차원이 증가함에 따라 계산량이 크게 증가한다. 따라서 음성신호에 대해 AR 모델을 사용함으로써 역행렬 연산을 제거하고 계산량을 NLMS 알고리즘 수준으로 감소시킬 수 있는 새로운 직교투사법을 제안하고자 한다. 본 논문에서는 자기상관도가 높은 입력신호에 대한 수렴속도의 저하 문제를 극복할 수 있는 새로운 직교투사법을 개발하고, 수렴속도와 계산량 측면에서 그 성능을 검증해 본다.

논문의 내용은 II절에서 개선된 직교투사법을 제안하였고, III절에서는 모의실험 결과를 설명하였으며, IV절에서 결론을 도출하였다.

## II. 개선된 직교투사법

### 1. 직교투사법(Orthogonal Projection Method)

1차원 직교투사법의 기하학적 표현은 다음 그림과

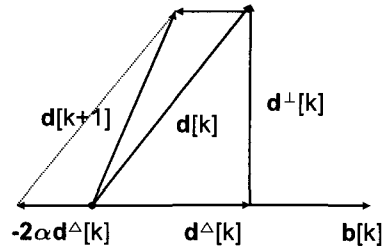


그림 3. LMS 알고리즘의 기하학적 해석  
Fig. 3. Geometric interpretation of the LMS algorithm.

같이 보여진다.<sup>[11]</sup>

반향경로의 전달함수와 적응필터의 계수 간의 차(difference) 벡터를  $d(k)$ 라고 정의한다.

$$d(k) = g - c(k) \quad (5)$$

필터 입력벡터  $b(k)$  상에 차 벡터의 투사를 생성함으로써 차 벡터를 두 성분으로 분해한다.

$$d(k) = d^\perp(k) + d^\Delta(k) \quad (6)$$

여기서 수직성분  $d^\perp(k)$ 는  $b(k)$ 에 직교하고, 수평성분  $d^\Delta(k)$ 는  $b(k)$ 에 평행하다. 따라서

$$b^T(k) \cdot d^\perp(k) = 0 \quad (7)$$

$$d^\Delta(k) = \lambda b(k)$$

여기서  $\lambda$ 는 임의의 스칼라 값이다. 따라서  $u(k) = 0$ 인 경우 잔차신호는

$$r(k) = b^T(k) \cdot d(k) = b^T(k) \cdot d^\Delta(k) \quad (8)$$

$$= \lambda \|b(k)\|^2$$

위 식으로부터 스칼라 값  $\lambda$ 를 구할 수 있고, 평행성분  $d^\Delta(k)$ 를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$d^\Delta(k) = \frac{b(k)r(k)}{\|b(k)\|^2} \quad (9)$$

우리의 목표는  $d(k)$ 가  $b(k)$ 에 대해 더 직교하도록  $d(k)$ 의 크기를 감소시키는 것이다. 이는  $d(k)$ 로부터  $d^\Delta(k)$ 의 일부 미소량을 감산함으로써 이루어진

다. 즉,

$$\begin{aligned} d(k+1) &= d(k) - 2\alpha d^\Delta(k) \\ &= d(k) - 2\alpha \frac{b(k)r(k)}{\|b(k)\|^2} \end{aligned} \quad (10)$$

위 식은 차 벡터의 정의 (5)와 함께 LMS 알고리즘을 유도한다.

신호  $b(k)$ 가 백색잡음일 때 일반적으로  $b(k)$ 와  $b(k-1)$ 는 서로 직교한다고 볼 수 있다. 그러나 항상 직교하는 것은 아니다. 그 결과, 식 (10)에서 우변 둘째 항의 새로운 업데이트는 이전 업데이트와 직교하지 않을 수도 있다. 따라서 잘못된 수렴결과를 얻을 수도 있다.

이러한 이유 때문에 1차원 직교투사법을 다차원으로 확장할 필요가 있다. 복잡성을 피하기 위해 2차원으로 가정하면 이체는 선(line)이 아니라 하나의 면(plane) 상에서 투사가 이루어진다.

우선 직교 기저(basis)를 생성하기 위해 다음과 같은 Gramm-Schmidt 과정을 이용한다.

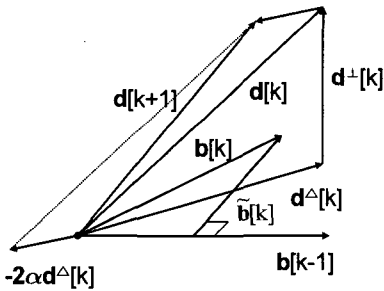


그림 4. Gramm-Schmidt 과정을 이용한 직교투사  
Fig. 4. Orthogonal projection using Gramm-Schmidt.

Gramm-Schmidt 과정을 이용하여 벡터  $b(k)$ 와  $b(k-1)$ 로 이루어진 평면에 대한 직교 기저를 생성할 수 있다. 이것은  $b(k-1)$ 이 불변인 상태에서 다음과 같이  $\tilde{b}(k)$ 를 구성함으로써 이루어진다.

$$\tilde{b}(k) = b(k) - \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} b(k-1) \quad (11)$$

이제 두 직교 벡터  $b(k-1)$ 와  $\tilde{b}(k)$ 로 이루어진

평면상에서  $d(k)$ 의 투사를 만들어보자. 이는  $d^\perp(k)$ 가  $b(k-1)$ 와  $\tilde{b}(k)$ 에 직교인 결과를 가져온다. 즉,

$$\begin{aligned} \tilde{b}^T(k) \cdot d^\perp(k) &= 0 \\ b(k-1) \cdot d^\perp(k) &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

한편 차 벡터의 평행성분  $d^\Delta(k)$ 는  $\tilde{b}(k)$ 와  $b(k-1)$ 의 선형 합으로 표현할 수 있다.

$$d^\Delta(k) = \lambda_0 \tilde{b}(k) + \lambda_1 b(k-1) \quad (13)$$

여기서  $\lambda_0, \lambda_1$ 은 임의의 스칼라 값이다. 이 값들을 구하기 위하여 새로운 2개의 잔차신호를 정의한다. 이때  $u(k) = 0$ 이라 가정한다.

$$\begin{aligned} \tilde{r}(k) &= \tilde{b}^T(k) \cdot d(k) \\ r_1(k-1) &= b^T(k-1) \cdot d(k) \end{aligned} \quad (14)$$

식 (11)로부터 잔차신호의 직교기저  $\tilde{r}(k)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tilde{r}(k) = r(k) - \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} r_1(k-1) \quad (15)$$

여기서  $r(k)$ 는 잔차신호를 나타내고,  $r_1(k-1)$ 은 이전 데이터 벡터  $b(k-1)$ 과 현재 차 벡터  $d(k)$  간의 내적(inner product)을 나타낸다.

1차원의 경우와 동일한 과정을 통해 스칼라 값들에 대한 수식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{r}(k) &= \lambda_0 \|\tilde{b}(k)\|^2 \\ r_1(k-1) &= \lambda_1 \|b(k-1)\|^2 \end{aligned} \quad (16)$$

$d^\Delta(k)$ 의 반대방향으로 차 벡터의 업데이트를 수행하면

$$d(k+1) = d(k) - 2\alpha' d^\Delta(k) \quad (17)$$

이 수식을 정리하면

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha' \left( \frac{\tilde{b}(k)\tilde{r}(k)}{\|\tilde{b}(k)\|^2} + \frac{b(k-1)r_1(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} \right) \quad (18)$$

이 업데이트 알고리즘을 직교투사(OP: orthogonal projection) 알고리즘이라 한다. 이 알고리즘은 매 반복마다 두 직교방향에서 업데이트가 이루어진다. 따라서 LMS 알고리즘과 비교하면 더 우수한 수렴특성을 얻는다. 만일 백색 입력신호라면 식 (11)로부터  $\tilde{b}(k) = b(k)$ 임을 알 수 있다. 입력신호가 백색인 경우,  $b(k)$ 는  $b(k-1)$ 과 직교하고 위 식은 2개의 동일한 업데이트를 수행하는 것이 된다. 따라서  $\alpha' = \alpha/2$ 이 된다.

위 식으로부터 탭수를 N이라 했을 때 승산연산을 기준으로 OP 알고리즘의 복잡도를 산출해보면 다음과 같다.

$$M_{OP} = O(5N) \quad (19)$$

이 연산량은 하드웨어 구현에 더 효율적인 알고리즘을 사용함으로써 감소시킬 수 있다.

### 2. 수정된 직교투사법

AR(auto regressive) 프로세스는 입력신호의 주요한 부류를 형성한다. 단순화하기 위해 입력신호를 AR 프로세스로 모델링할 수 있다고 가정한다. 즉,

$$b(k) = \mu b(k-1) + n(k) \quad (20)$$

이제 벡터  $\tilde{b}(k)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{b}(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \quad (21)$$

여기서  $\hat{\mu}(k)$ 는 상수  $\mu$ 의 임의의 추정치이다.  $n(k)$ 를 백색잡음이라 하고 AP 프로세스로부터  $b^T(k) \cdot b(k-1)$ 의 내적을 구하면

$$b^T(k) \cdot b(k-1) = \mu \|b(k-1)\|^2 \quad (22)$$

위 식으로부터  $\mu$ 의 추정치는 다음 식으로 주어진다.

$$\hat{\mu}(k) = \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} \quad (23)$$

AR 프로세스에 대해 이 식으로부터 다음 결과를 얻을 수 있다.

$$\tilde{b}^T(k) \cdot \tilde{b}(k-i) = 0 \quad i \geq 1 \quad (24)$$

다시 말하면 이는 AR 프로세스에 의해  $\tilde{b}(k)$ 를 형성할 때,  $\tilde{b}(k)$ 가 이전의 모든 벡터  $\tilde{b}(k-i)$ 와 직교함을 의미한다. 따라서 AR 입력신호를 사용할 경우 식 (18)의 OP 알고리즘에서 우변의 셋째항은 무시해도 된다는 것을 알 수 있다. 따라서

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha \frac{\tilde{b}(k)\tilde{r}(k)}{\|\tilde{b}(k)\|^2} \quad (25)$$

이 식을 MOP(Modified OP) 알고리즘이라 부르기로 한다. 식 (24)에 의하면 MOP 알고리즘은 k번째 반복에서 이전의 모든 업데이트와 직교하는 방향으로 차 벡터를 변화시킨다. 이러한 사실은  $\tilde{b}(k)$ 와  $b(k-1)$ 로 형성된 평면이  $\tilde{b}(k-1)$ 과  $b(k-2)$ 로 형성된 평면과 직교할 필요가 없다는 점에서 OP 알고리즘과 대조된다.

MOP 알고리즘의 복잡도는 다음과 같이 표현된다.

$$M_{MOP} = O(4N) \quad (26)$$

### 3. 개선된 직교투사법

본 절에서는 앞에서 제안한 개선된 직교투사법의 수렴성능을 유지하면서 회로 복잡도를 LMS 알고리즘 수준으로 감소시키는 구현방법을 모색한다. 복잡도 감소는 두 단계로 이루어진다.

첫째, 식 (14)의  $r_1(k-1)$ 을 계산함에 있어 콘볼루션을 승산으로 대체한다. 이를 위해 입력신호는 상호 독립적이라 가정하고 다음의 근사식을 사용한다.

$$d(k) \approx \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) d(k-1) \quad (27)$$

이 식을 사용하여 다시 정리하면

$$\begin{aligned} r_1(k-1) &\approx b^T(k-1) \cdot \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) d(k-1) \\ &= \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) r(k-1) \end{aligned} \quad (28)$$

이로부터  $\tilde{r}(k)$ 에 대한 다음의 근사식을 얻는다.

$$\tilde{r}'(k) \approx r(k) - \hat{\mu}(k) \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) r(k-1) \quad (29)$$

둘째,  $\hat{\mu}(k)$ 는 시간에 따라 매우 느리게 변하기 때문에  $\hat{\mu}(k) \approx \dots \approx \hat{\mu}(k-N+1)$ 라고 가정한다. 따라서 식 (21)을 다시 표현하면

$$\tilde{b}'(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \quad (30)$$

이는 하나의 승산연산과 길이 N의 지연소자만을 필요로 한다.

마지막으로, LMS 알고리즘은  $\hat{\mu}(k)$ 를 계산하기 위한 것이다.

$$\hat{\mu}(k+1) = \hat{\mu}(k) + 2\beta \tilde{b}'(k)b(k-1) \quad (31)$$

여기서  $\beta$ 는 적응상수이다. 이 식은 식 (23)에 주어진 것과 동일한 최종값으로 수렴할 것이다.

이 모든 수식을 결합함으로써 다음과 같이 개선된 직교투사(AOP, Advanced OP) 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha \frac{\tilde{b}'(k)\tilde{r}'(k)}{NP_{\tilde{b}'(k)}} \quad (32)$$

또한

$$\tilde{b}'^T(k) = (\tilde{b}'(k), \dots, \tilde{b}'(k-N+1))$$

$$\tilde{b}'(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1)$$

$$\tilde{r}'(k) = r(k) - \hat{\mu}(k) \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) r(k-1)$$

$$\hat{\mu}(k+1) = \hat{\mu}(k) + 2\beta \tilde{b}'(k)b(k-1)$$

$$P_{\tilde{b}'(k+1)} = \gamma P_{\tilde{b}'(k)} + (1-\gamma) \tilde{b}'^2(k) \quad (33)$$

이 알고리즘의 복잡도는 다음과 같다.

$$M_{AOP} = O(2N) \quad (34)$$

표 1. 여러 알고리즘에 대한 복잡도의 비교

Table 1. Comparison of the computational quantities.

알고리즘	NLMS	OP	MOP	AOP	Proposed
복잡도	3N	5N	4N	2N	N

이 알고리즘을 하드웨어로 구현함에 있어 효과적인 다음과 같이 더욱 간략화된 직교투사 알고리즘을 제안한다.

$$c(k+1) = c(k) + \frac{2\alpha}{N} \text{sign}[\tilde{b}'(k)] \tilde{r}'(k) \quad (35)$$

그리고

$$\tilde{b}'^T(k) = (\tilde{b}'(k), \dots, \tilde{b}'(k-N+1))$$

$$\tilde{b}'(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1)$$

$$\tilde{r}'(k) = r(k) - \hat{\mu}(k) \left(1 - \frac{2\alpha}{N}\right) r(k-1)$$

$$\hat{\mu}(k+1) = \hat{\mu}(k) + 2\beta \tilde{b}'(k)b(k-1) \quad (36)$$

이 알고리즘의 복잡도는 다음과 같이 크게 감소된다.

$$M_{proposed} = O(N) \quad (37)$$

AOP 알고리즘은 업데이트 부분에서 백색화 과정이 이루어진다. 이는 입력신호성분  $b$  자체 및 잔차신호  $r$ 에서의 입력신호성분을 백색화하는 것이다.

가산기는 간단하기 때문에 계산량은 주로 승산연산에 의해 좌우된다. <표 1>은 필터의 탭 수가 N인 경우 여러 적응알고리즘에 대한 복잡도를 보여주고 있다. 이 표로부터 제안한 알고리즘의 복잡도는 NLMS 알고리즘의 복잡도에 비해 1/3로 감소된다는 것을 알 수 있다.

### III. 모의실험 결과

제안한 음향반향제거기의 성능을 평가하기 위하여 실제와 유사한 환경에서 컴퓨터 모의실험을 수행하였다. 실제 환경에서 녹음한 음성을 입력으로 사용하였고, 특히 반향경로 모델은 전달함수를 모델링한 자료를 적용하였다.

모의실험용 음향반향제거기 시스템을 그림 5에 도시하였다. 실험에 사용한 반향제거기는 256-tap FIR 구조로서 NLMS 및 제안한 직교투사법을 이용한 적응 알고

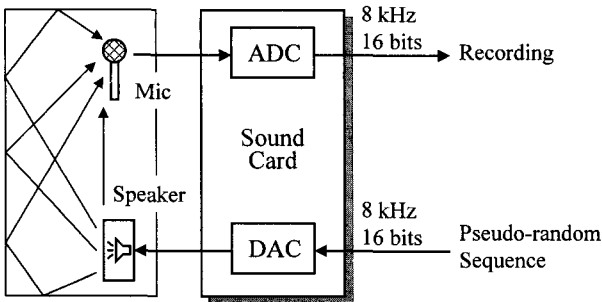


그림 5. 모의실험용 음향반향제거 시스템  
Fig. 5. Echo cancellation system for simulations.

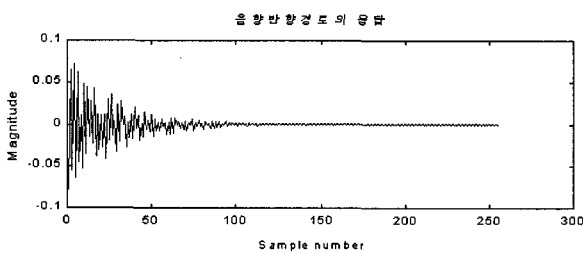


그림 6. 반향경로모델의 임펄스 응답  
Fig. 6. Impulse response of the echo path model.

리즘을 사용하였으며, 적응스텝의 크기는  $2\alpha = 2-8$ ,  $\beta = 2-3$ 으로 설정하였다. 시스템의 동작을 표현하는 프로그램은 Matlab 프로그램을 사용하여 기술하였고, 알고리즘의 성능은 반복된 심볼 수에 대해 ERLE의 변화를 나타내는 수렴특성곡선으로 확인하였다.

사용한 반향경로는 다음과 같이 만들어진 수학적 모델을 이용하였으며, 31ms 구간에 대한 응답파형을 그림 6에 도시하였다. 이 그림으로부터 반향경로의 응답특성은 시간에 지남에 따라 크기가 지수함수적으로 감소하고, 나중에는 상당히 긴 꼬리가 지속되는 것을 볼 수 있다.

$$h(i) = 0.0914 \text{ rand}(i) * (-1.0346)^{-i} \quad (38)$$

for  $i = 0, 1, \dots, N-1$

여기서, rand(i)는 시간에 따라 불규칙하게 +1 또는 -1을 갖는 함수를 나타낸다.

성능평가기준으로 ERLE (echo return loss enhancement)를 측정하였다. ERLE는 반향신호 대 제거되지 않은 잔여반향신호의 비를 dB 단위로 표현한 것으로서, 반향제거기의 성능평가기준으로 가장 널리 사용되고 있는 일반적인 방법이다.

$$ERLE(k) = 10 \log \frac{\sum_{i=0}^{L-1} y^2(k-i)}{\sum_{i=0}^{L-1} r^2(k-i)} \text{ [dB]} \quad (39)$$

여기서  $y(k) = a(k) + e(k) + n(k)$ ,  $r(k) = y(k) - \hat{e}(k)$ 이며,  $L$ 은 평균을 구하기 위한 심볼 수를 나타낸다. 이 식으로부터 반향신호가 많이 제거되면 될수록 ERLE는 증가하게 됨을 알 수 있다.

시뮬레이션 프로그램은 크게 4부분으로 나누어지는데 여러 변수들의 초기화부, 입력 데이터파일 로딩 및 각 데이터 생성부, 반향제거필터의 계수 갱신 및 반향 추정신호 제거를 위한 반복연산부, 그리고 ERLE 산출 및 결과를 display 해주는 출력부 등으로 구성되어 있다. 초기화부는 각 변수 및 변수행렬의 초기화는 물론 필터의 탭수, 총 샘플수, 필터계수 조정스텝의 크기를 설정하게 된다. 데이터 생성부에서는 수신 및 송신 데이터파일의 loading, 수신 데이터와 반향경로 데이터를 사용한 반향신호 생성 등을 수행하게 된다. 또한, 반복연산부는 알고리즘에 따라 각 신호성분의 갱신 및 반향제거 FIR필터의 계수를 갱신하고, 계수값과 수신신호를 이용하여 반향추정신호를 산출한 후 송신신호로부터 감산하는 등의 연산을 반복 수행하게 된다. 그리고, 출력부에서는 반향제거기의 수렴척도로서 ERLE의 평균값을 매 샘플마다 계산하고, 그 결과를 최종 출력물로서 그림으로 plot해준다.

두 알고리즘의 성능을 잡음신호와 음성신호에 대하여 관찰하였다. 직교투사법이 음성신호를 위해 제안되었지만 참고로 잡음신호에 대한 성능도 살펴보았다. 시뮬레이션 결과, 잡음신호에 대해서도 더 우수한 성능을 보여주었으며, 특히 음성신호에 대해서는 뚜렷한 성능향상을 나타냈다.

그림 7에서 사용한 잡음신호의 파형을 보여주고 있다. 잡음신호는 백색신호로서 16-bit 해상도의 불규칙한 10,000 샘플(1.25 sec) 데이터로 이루어져 있다. 그림 8에서는 잡음신호를 사용한 경우의 두 알고리즘에 대한 반향제거기의 수렴특성곡선을 보여주고 있다. 이 그림에서 실선 곡선은 직교투사법의 수렴특성을 나타내고, 점선 곡선은 NLMS의 수렴특성을 표시하고 있다. 이 곡선으로부터 직교투사법은 NLMS 알고리즘보다 더 빠른 속도로 수렴한다는 것을 알 수 있다. 또한 수렴 이후 큰 차이는 아니지만 직교투사법의 ERLE가 NLMS 알고리즘보다 약 3 dB 이상 우수한 특성을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 잡음신호는 본래 랜덤한 데이터이기 때문에 수렴속도가 매우 빠르고 수렴성능도 우수하다.

음향반향제거기의 입력신호인 수신신호로 사용된 음

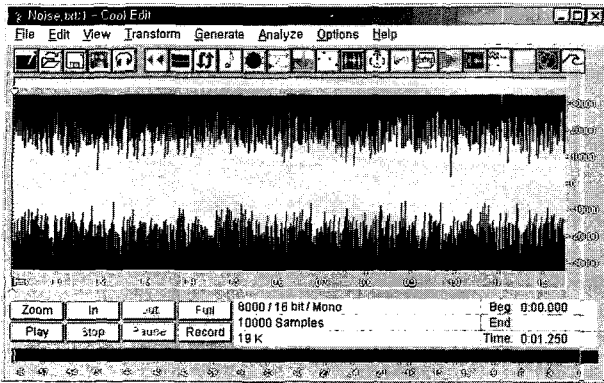


그림 7. 시뮬레이션에 사용한 잡음신호의 파형  
 Fig. 7. Waveform of noise used in simulation.

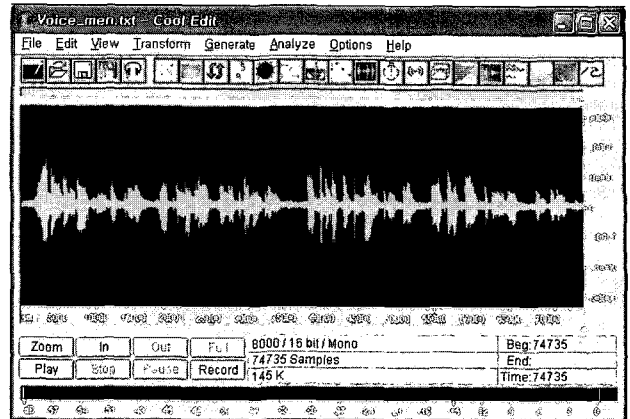


그림 9. 시뮬레이션에 사용한 음성신호의 파형  
 Fig. 9. Waveform of speech used in simulation.

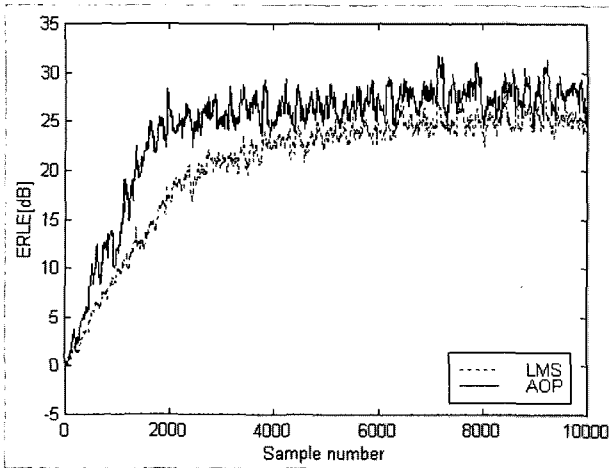


그림 8. 잡음에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선  
 Fig. 8. ERLE curves of the algorithms for noise.

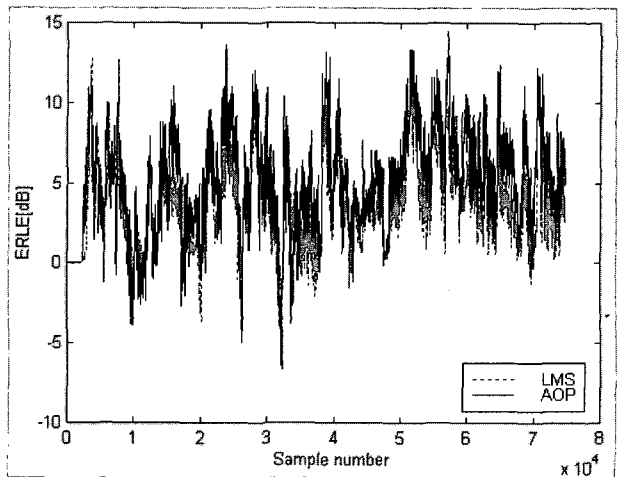


그림 10. 음성에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선  
 Fig. 10. ERLE curves of the algorithms for speech.

성은 「모든 문과 문설주를 다 큰 나무로 네모지게 만들었는데 또 기둥 앞에 한 낭실이 있고 또 그 앞에 기둥과 검돌이 있으며」라는 문장을 40대 남성이 발음한 것으로서, 16-bit 해상도의 약 74,735 샘플(9.3 sec)로 이루어져 있다.

그림 9와 10에서 각각 사용한 음성신호의 파형과 두 알고리즘에 대한 반향제거기의 수렴특성곡선을 보여주고 있다. 음성신호는 본래 상호상관도가 높고 최대치와 최소치 간의 비가 매우 큰 속성을 갖고 있다. 따라서 수렴된 상태에서 반향신호가 제거되고 난 후의 잔차신호는 거의 일정한 크기를 가지므로, 반향신호의 제거정도를 나타내는 ERLE가 반향신호의 크기에 따라 변화하는 것을 볼 수 있다. 즉 반향신호가 클 경우에는 ERLE도 크고, 반향신호가 작을 경우에는 ERLE도 작아진다. 그림 10에서 보는 바와 같이 음성의 크기가 변화함에 따라서 ERLE도 그 변화속도를 충분히 추적해 갈 수 있어야 한다.

이 그림에서 실선 곡선은 직교투사법의 수렴특성을 나타내고, 점선 곡선은 NLMS의 수렴특성을 표시하고 있다. 이 곡선으로부터 직교투사법은 NLMS 알고리즘보다 평균적으로 3 dB 이상 우수한 특성을 나타내는 것을 알 수 있다. 또한 적응 스텝의 크기가 크기 때문에 ERLE의 변화속도가 높고 음성파형의 변화를 잘 추적해 가는 것을 볼 수 있다.

#### IV. 결 론

휴대폰의 대중화와 더불어 핸드프리 전화기 등 스피커-폰 시스템의 사용이 증가하면서 우수한 성능의 음향 반향제거기를 필요로 하고 있다. 그러나 음성신호와 같이 자기상관도가 높은 신호는 반향제거성능이 크게 저하된다.

본 논문에서는 음향반향제거기에서 음성신호의 반향 제거능력을 향상시키기 위한 새로운 방법으로서 직교투



사법을 이용하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 기존의 NLMS 적응 알고리즘에 비하여 자기상관도가 높은 신호에 대한 반향제거성능을 크게 개선시키는 것으로 나타났다. 또한, 계산량에 있어서도 승산연산을 기준으로 했을 때 NLMS 알고리즘은 샘플당  $2N$ 회 이루어지나 AOP 알고리즘은  $N$ 회만 이루어져 크게 감소하는 것을 알 수 있다.

제안한 직교투사법의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션 프로그램을 작성하고 실험을 수행하였다. 잡음 신호 및 녹음된 음성신호를 입력으로 사용하였고, 두 알고리즘을 적용함에 따라 반향제거기의 수렴특성에 어떤 영향을 주는지를 관찰하였다. 두 개의 입력신호에 대한 시뮬레이션 결과, 제안한 방법은 잡음신호를 사용하는 경우뿐만 아니라 자기상관도가 높은 음성신호의 경우에도 우수한 성능으로 신속하게 수렴하며 안정적으로 동작함을 보여 주었다. 따라서 본 연구에서의 개선된 직교투사법을 음향반향제거기의 설계에 적용한다면 반향신호 제거능력에서 좋은 효과를 얻을 수 있을 것으로 사료된다.

### 참 고 문 헌

- [1] C. W. K. Gritton, D. W. Lin, "Echo cancellation algorithm," *IEEE ASSP Magazine*, vol. 22, pp. 30-38, Apr. 1984.
- [2] K. Murano, S. Unagami and F. Amano, "Echo cancellation and applications," *IEEE Comm. Magazine*, vol. 28, no. 1, pp. 49-55, Jan. 1990.
- [3] Wenbin Hsu, Frank Chui, David A. Hodges, "An acoustic echo canceler," *IEEE J. of solid-state circuits*, vol. 24, no. 6, pp. 1639-1646, Dec. 1989.
- [4] F. Capman, J. Boudy and P. Lockwood, "Acoustic Echo Cancellation Using a Fast QR-RLS Algorithm and Multirate Schemes," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Processing*, pp. 969-972, 1995.
- [5] Kazuhiko Ozeki, Tetsuo Umeda, "An Adaptive Filtering Algorithm Using an Orthogonal Projection to an Affine Subspace and its properties," *Electronics and Communication in Japan*, vol. 67-A, no. 5, pp. 19-27, 1984.
- [6] S. L. Gay and S. Tavathia, "The Fast Affine Projection Algorithm," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Processing*, pp. 3023-3026, 1995.
- [7] S. L. Gay and J. Benesty, *Acoustic Signal Processing for Telecommunication*, Boston, MA: Kluwer, 2000.
- [8] S. G. Kratzer and D. R. Morgan, "The Partial-Rank Algorithm for Adaptive Beamforming," in *Proc. SPIE Int. Soc. Opt. Eng.*, vol. 564, pp. 9-14, 1985.
- [9] M. Rupp, "A Family of Adaptive Filter Algorithms with Decorrelating Properties," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, pp. 771-775, Mar. 1998.
- [10] S. G. Sankaran and A. A. Beex, "Normalized LMS Algorithm with orthogonal correction factors," in *Proc. 31st Annu. Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput.*, Pacific Grove, CA, pp. 1670-1673, Nov. 1997.
- [11] Kaoru Furosawa, Takuji Furosawa, "A geometric interpretation of adaptive algorithms," *GLOBECOM'87*, pp. 49.7.1-49.7.5, Nov. 1987.

### 저 자 소 개



이 행 우(정희원)  
1985년 광운대학교  
전자공학과 학사  
1987년 서강대학교  
전자공학과 석사  
2001년 전북대학교  
전자공학과 박사

1987년~1998년 한국전자통신연구원  
2001년~현재 남서울대학교 정보통신공학과 교수  
<주관심분야 : 적응 알고리즘, VLSI 설계, 디지털 통신시스템>