
음향반향신호의 제거를 위한 개선된 직교투사법

윤현민*

Improved Orthogonal Projection Method for Cancelling Acoustic Echo Signals

Hyun-min Yun*

요 약

본 논문에서는 음향반향 제거기에서 음성에 대하여 반향제거를 위한 진보된 새로운 기술인 개선된 직교투사법을 제안하였다.

이 결과를 NLMS(normalized least mean square) 적응 알고리즘과 비교하여 보면 개선된 직교투사법은 큰 자기상관을 갖는 신호에 대하여 음향제거 과정이 개선되는 것을 보여준다.

본 논문에서 제안한 개선된 직교투사법의 과정을 검증하기 위하여 프로그램을 작성하여 컴퓨터 모의실험을 실행하여 잡음과 음성에 대해 두개의 적응 알고리즘을 사용하여 수렴곡선을 관찰하였다. 이 두개의 입력 신호의 모의실험 결과로부터 본 논문에서 제안한 방법을 음성과 잡음에 적용시킨 결과 빠른 수렴과 ERLE(echo return loss enhancement)가 높음을 보여주었다.

ABSTRACT

This paper proposes the improved orthogonal projection method as a new technique advancing the performance of the echo cancellation for speeches in the acoustic echo canceller. Comparing with the used NLMS adaptive algorithm, it shows that this method improves the performance of the echo cancellation for signals with the large auto-correlation.

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.

키워드

음향반향제거기, 직교투사법, 적응 알고리즘

I. 서 론

핸즈프리(hands-free) 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 자기 자신의 말을 통화왕복지연시간 뒤에 듣게 되므로 정상적인 통화에 불편함을 느끼게 된다. 지연시간이 길수록, 반

향신호의 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 변하기 때문에 적응필터를 사용하여 모델링하게 된다.[1][2][3]

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.

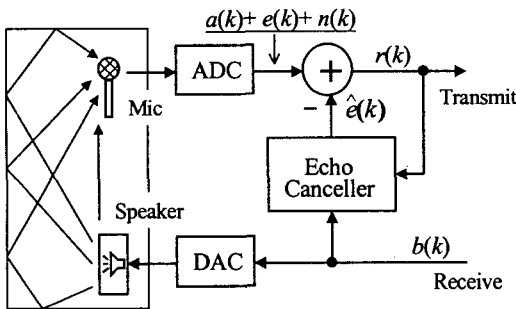


그림 1. 스피커-폰 시스템
Figure 1. Speaker-phone system

그림 1에서 보는 바와 같이 마이크로 입력되는 송신신호는 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[4]을 사용하여 제거한다.

음향반향제거기에서 음성신호를 입력으로 사용하기 때문에 LMS 알고리즘을 적응 알고리즘으로 사용하면 수렴성능이 크게 저하된다. 이를 해결하기 위해 새로운 직교투사법을 적용한다. LMS 알고리즘은 선(line) 상에서의 1차원 적응 알고리즘이나, 직교투사법[5][6]은 면(plane) 상에서의 다차원 적응 알고리즘이다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 극복할 수 있는 새로운 직교투사법을 제안하고 그 성능을 검증해 보고자 한다.

논문의 내용은 2절에서 개선된 직교투사법을 제안하였고, 3절에서는 모의실험 결과를 설명하였으며, 4절에서는 본 알고리즘을 적용한 결과에 대해서 결론을 도출하였다.

II. 개선된 직교투사법

2.1 직교투사법(Orthogonal Projection Method)

1차원 직교투사법의 기하학적 표현은 다음 그림과 같이 보여진다.

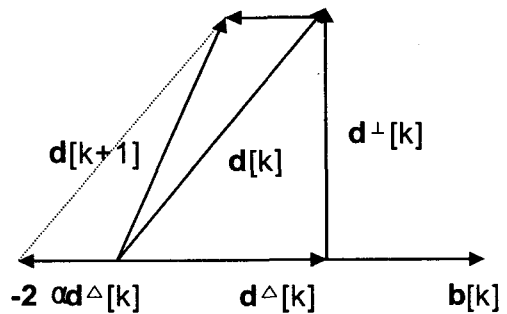


그림 2. LMS 알고리즘의 기하학적 해석
Figure 2. Geometric interpretation of the LMS algorithm

반향경로의 전달함수와 적응필터의 계수 간의 차(difference) 벡터를 $d(k)$ 라고 하면 반향경로 전달함수 g 와 반향제거기 계수 $c(k)$ 는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$d(k) = g - c(k) \tag{1}$$

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

$$d(k) = d^\perp(k) + d^\Delta(k) \quad (2)$$

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

$$b^T(k) \cdot d^\perp(k) = 0 \quad (3)$$

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

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

$$\begin{aligned} r(k) &= b^T(k) \cdot d(k) = b^T(k) \cdot d^\Delta(k) \\ &= \lambda \|b(k)\|^2 \end{aligned} \quad (4)$$

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

$$d^\Delta(k) = \frac{b(k)r(k)}{\|b(k)\|^2} \quad (5)$$

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 이루어진다. 즉,

$$\begin{aligned} d(k+1) &= d(k) - 2\alpha d^\Delta(k) \\ &= d(k) - 2\alpha \frac{b(k)r(k)}{\|b(k)\|^2} \end{aligned} \quad (6)$$

위 식은 차 벡터의 정의 (1)과 함께 LMS 알고리즘을 유도한다.

신호 $b(k)$ 가 백색잡음일 때 $b(k)$ 와 $b(k-1)$ 는 서로 직교한다. 그러나 일반적으로 이러한 경우는 아니다. 그 결과, 위의 방법에서 새로운 업데이트는 이전 업데이트

트에 직교하지 않을 수도 있다. 따라서 잘못된 수렴결과를 얻을 수도 있다.

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

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

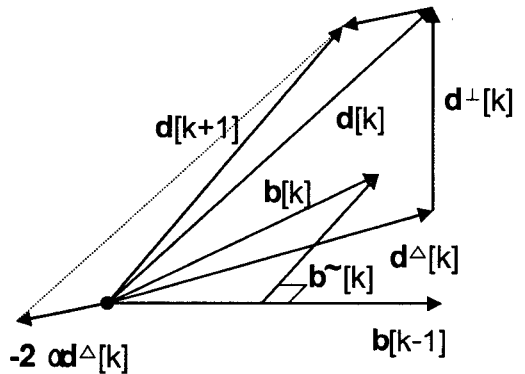


그림 3. Gram-Schmidt 과정을 이용한 평면상에서의 직교투사

Figure 3. Orthogonal projection on a plane using Gram-Schmidt

Gram-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.

$$\tilde{b}(k) = b(k) - \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} b(k-1) \quad (7)$$

이제 두 직교 벡터 $b(k-1)$ 와 $\tilde{b}(k)$ 로 이루어진 평면 상에서 $d(k)$ 의 투사를 만들어보자. 이는 $d^\perp(k)$ 가 $b(k-1)$ 와 $\tilde{b}(k)$ 에 직교인 결과를 가져온다. 즉,

$$\tilde{b}^T(k) \cdot d^\perp(k) = 0 \quad (8)$$

$$b(k-1) \cdot d^\perp(k) = 0$$

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

$$d^\Delta(k) = \lambda_0 \tilde{b}(k) + \lambda_1 b(k-1) \quad (9)$$

여기서 λ_0, λ_1 은 임의의 스칼라 값이다. 이 값들을 구하기 위하여 새로운 2개의 잔차신호를 정의한다. 이때 $u(k) = 0$ 이라 가정한다.

$$\tilde{r}(k) = \tilde{b}^T(k) \cdot d(k) \quad (10)$$

$$r_1(k-1) = b^T(k-1) \cdot d(k)$$

식 (7)로부터 잔차신호의 직교기저 $\tilde{r}(k)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tilde{r}(k) = r(k) - \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} r_1(k-1) \quad (11)$$

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.

$$\tilde{r}(k) = \lambda_0 \|\tilde{b}(k)\|^2 \quad (12)$$

$$r_1(k-1) = \lambda_1 \|b(k-1)\|^2$$

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

$$d(k+1) = d(k) - 2\alpha' d^\Delta(k) \quad (13)$$

이 수식을 정리하면

$$c(k+1) =$$

$$2\alpha' \left(\frac{\tilde{b}(k) \tilde{r}(k)}{\|\tilde{b}(k)\|^2} + \frac{b(k-1) r_1(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} \right) \quad (14)$$

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 (7)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 N 이라 했을 때 승산연산을 기준으로 OP 알고리즘의 복잡도를 산출해보면 다음과 같다.

$$M_{OP} = O(5N) \quad (15)$$

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

2.2 수정된 직교투사법

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

$$b(k) = \mu b(k-1) + n(k) \quad (16)$$

이제 벡터 $\tilde{b}(k)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{b}(k) = b(k) - \hat{\mu}(k) b(k-1) \quad (17)$$

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

$$b^T(k) \cdot b(k-1) = \mu \|b(k-1)\|^2 \quad (18)$$

위 식으로부터 μ 의 추정치는 다음 식으로 주어진다.

$$\hat{\mu}(k) = \frac{b^T(k) \cdot b(k-1)}{\|b(k-1)\|^2} \quad (19)$$

AR 프로세스에 대해 이 식으로부터 다음 결과를 얻을 수 있다.

$$\bar{b}^T(k) \cdot \bar{b}(k-i) = 0 \quad (20)$$

$i \geq 1$

다시 말하면 이는 AR 프로세스에 의해 $\bar{b}(k)$ 를 형성할 때, $\bar{b}(k)$ 가 이전의 모든 벡터 $\bar{b}(k-i)$ 와 직교함을 의미한다. 따라서 AR 입력신호를 사용할 경우 식 (14)의 OP 알고리즘에서 우변의 셋째항은 무시해도 된다는 것을 알 수 있다. 따라서

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha \frac{\bar{b}(k) \tilde{r}(k)}{\|\bar{b}(k)\|^2} \quad (21)$$

이 식을 MOP(Modified OP) 알고리즘이라 부르기로 한다. 식 (20)에 의하면 MOP 알고리즘은 k번째 반복에서 이전의 모든 업데이트와 직교하는 방향으로 차 벡터를 변화시킨다. 이러한 사실은 $\bar{b}(k)$ 와 $b(k-1)$ 로 형성된 평면이 $\bar{b}(k-1)$ 과 $b(k-2)$ 로 형성된 평면과 직교할 필요가 없다는 점에서 OP 알고리즘과 대조된다.

MOP 알고리즘의 복잡도는 다음과 같이 표현된다.

$$M_{MOP} = O(4N) \quad (22)$$

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

$$d(k) \approx (1 - \frac{2\alpha}{N})d(k-1) \quad (23)$$

이 식을 사용하여 다시 정리하면

$$r_1(k-1) \approx b^T(k-1) \cdot (1 - \frac{2\alpha}{N})d(k-1) \quad (24)$$

$$= (1 - \frac{2\alpha}{N})r(k-1)$$

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

$$\tilde{r}'(k) \approx r(k) - \hat{\mu}(k)(1 - \frac{2\alpha}{N})r(k-1) \quad (25)$$

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 (17)을 다시 표현하면

$$\bar{b}'(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \quad (26)$$

이는 하나의 승산연산과 길이 N의 지연소자만을 필요로 한다.

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

$$\hat{\mu}(k+1) = \hat{\mu}(k) + 2\beta \bar{b}(k)b(k-1) \quad (27)$$

여기서 β 는 적응상수이다. 이 식은 식 (19)에 주어진 것과 동일한 최종값으로 수렴할 것이다.

이 모든 수식을 결합함으로써 다음과 같은 새로운 AOP(Advanced OP) 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$c(k+1) = c(k) + 2\alpha \frac{\bar{b}'(k) \tilde{r}'(k)}{N P_{\bar{b}'}(k)} \quad (28)$$

또한

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

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

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

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

$$P_{\bar{b}'}(k+1) = \gamma P_{\bar{b}'}(k) + (1-\gamma)\bar{b}'^2(k) \quad (29)$$

이 알고리즘의 복잡도는 다음과 같다.

$$M_{AOP} = O(2N) \quad (30)$$

AOP 알고리즘은 업데이트 부분에서 백색화 과정이 이루어진다. 이는 입력신호 성분 b 자체 및 잔차신호 r 에서의 입력신호 성분을 백색화하는 것이다.

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 4에 도시하였다. 실험에 사용한 반향제거기는 256-tap FIR 구조로서 NLMS 및 제안한 직교투사법을 이용한 적응 알고리즘을 사용하였으며, 적응스텝의 크기는 $2\alpha = 2.8$ 으로 설정하였다. 시스템의 동작을 표현하는 프로그램은 Matlab 프로그램을 사용하여 기술하였고, 알고리즘의 성능은 반복된 심볼 수에 대해 ERLE의 변화를 나타내는 수렴특성곡선으로 확인하였다.

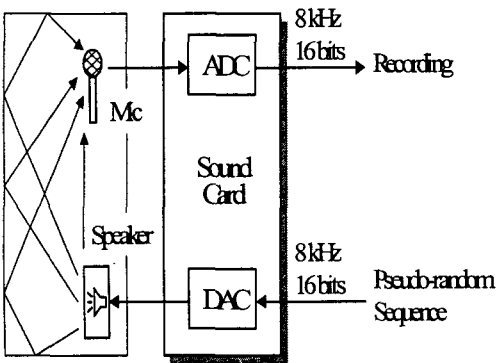


그림 4. 모의실험용 음향반향제거 시스템
Figure 4. Echo cancellation system for simulations

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

$$h(i) = 0.0914 \text{rand}(i) * (-1.0346)^{-i} \quad (31)$$

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

여기서, $\text{rand}(i)$ 는 시간에 따라 불규칙하게 +1 또는 -1을 갖는 함수를 나타낸다.

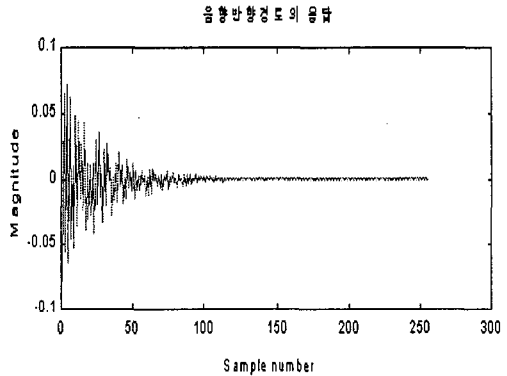


그림 5. 반향경로모델의 임펄스응답
Figure 5. Impulse response of the echo path model

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.

$$ERLE(k) = 10 \log \frac{\sum_{i=0}^{L-1} y^2(k-i)}{\sum_{i=0}^{L-1} r^2(k-i)} \quad [\text{dB}] \quad (32)$$

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 크기 등을 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 수신 신호를 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.

다음 그림에서 사용한 잡음신호의 파형과 두 알고리즘에 대한 반향제거기의 수렴특성곡선을 보여주고 있다. 잡음신호는 백색신호로서 16-bit 해상도의 불규칙한 10,000 샘플(1.25 sec) 데이터로 이루어져 있다. 이 그림에서 청색 곡선은 직교투사법의 수렴특성을 나타내고, 적색 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.

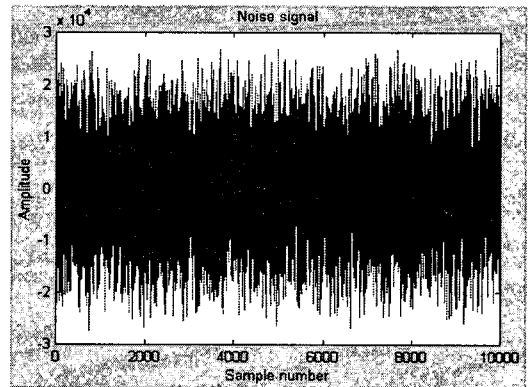


그림 6. 시뮬레이션에 사용한 잡음신호의 파형
Figure 6. Waveform of noise used in simulation

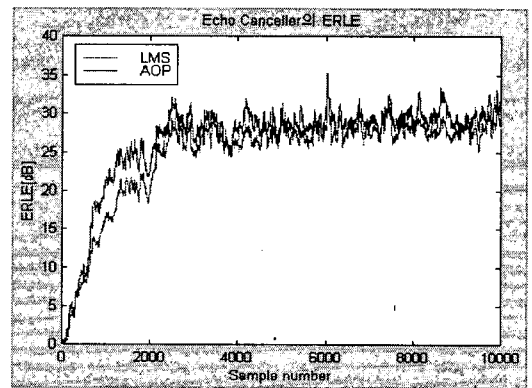


그림 7. 잡음에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선
Figure 7. ERLE curves of the LMS and AOP algorithm for noise

음향반향제거기의 입력신호인 수신신호로 사용된 음성은 「내수경기를 나타내는 서비스업 생산이 6개월 만에 상승세로 돌아섰습니다. 통계청에 따르면 지난해 12월 음식점업이 전년도에 비해 2.5% 늘어나고, 자동차 판매업이 6% 늘어나는데 힘입어 전체 서비스업 생산도 0.4% 늘어났습니다. 대표업종인 도소매업은 전월보다 0.5% 줄었지만 3%에 이르렀던 작년 10월에 비해 감소폭이 계속 축소되고 있습니다」라는 문장을 20대 여성이 발음한 것으로서, 16-bit 해상도의 약 200,000 샘플(25 sec)로 이루어져 있다.

다음 그림에서 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 제거 정도를 나타내는 ERLE가 반향신호의 크기에 따라 변화하는 것을 볼 수 있다. 즉 반향신호가 클 경우에는 ERLE도 크고, 반향신호가 작을 경우에는 ERLE도 작아진다. 그림에서 보는 바와 같이 음성의 크기가 변화함에 따라서 ERLE도 그 변화속도를 충분히 추적해 갈 수 있어야 한다.

이 그림에서 청색 곡선은 직교투사법의 수렴특성을 나타내고, 적색 곡선은 NLMS의 수렴특성을 표시하고 있다. 이 곡선으로부터 직교투사법은 NLMS 알고리즘보다 평균적으로 6 dB 이상 우수한 특성을 나타내는 것을 알 수 있다. 또한 적용 스텝의 크기가 크기 때문에 ERLE의 변화속도가 높고 음성파형의 변화를 잘 추적해 가는 것을 볼 수 있다.



그림 8. 시뮬레이션에 사용한 음성신호의 파형
Figure 8. Waveform of speech used in simulation

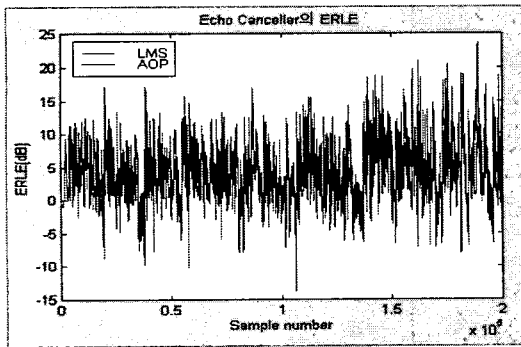


그림 9. 음성에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선
Figure 9. ERLE curves of the LMS and AOP algorithm for speech

IV. 결론

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

본 논문에서는 음향반향제거기에서 음성신호의 반향제거능력을 향상시키기 위한 새로운 방법으로서 직교투사법을 이용하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 기존의 NLMS 적용 알고리즘에 비하여 자기상관도가 높은 신호에 대한 반향제거성능을 크게 개선시키는 것으로 나타났다. 또한, 단속적으로 신호가 존재하는 음성신호의 경우에도 발산하지 않고 안정적으로 수렴하는 것을 보여주었다.

제안한 직교투사법의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션 프로그램을 작성하고 실험을 수행하였다. 잡음신호 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.

참고문헌

- [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] M. M. Sondhi and D. A. Berkley, "Silencing echos on the telephone network," Proc. IEEE, vol. 68, no. 8, pp. 948-963, Aug. 1980.

- [4] 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.
- [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] Kaoru Furosawa, Takuji Furusawa, "A geometric interpretation of adaptive algorithms," GLOBECOM'87, pp. 49.7.1-49.7.5, Nov. 1987.

저자소개

윤현민(Hyun-min Yun)



1986년 원광대학교 전자공학과 (공학사)

1988년 인하대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1998년 2월 인하대학교 대학원 전자공학과 박사수료

1988년 1월 ~ 1991년 2월 LG반도체 연구소 근무

1991년 3월 ~ 현재 재능대학 정보통신계열 교수

※ 관심분야 : VLSI 회로설계, 디지털 신호처리