스테레오 음향반향제거를 위한 간략화된 직교투사 알고리즘

이행우*

A Simplified Orthogonal Projection Algorithm for Stereo Acoustic Echo Cancellation

Haeng-Woo Lee*

요 약

본 논문에서는 스테레오 음향반향제거기의 수렴특성을 향상시키기 위한 간략화된 직교투사법을 제안한다. 간단하고 안정되어 널리 사용되고 있는 기존의 NLMS 알고리즘과 비교하여, 이 기술은 음성신호와 같이 상호상관도가 높은 신호에 대해 수렴성능이 향상되고 연산량이 감소한다. 본 연구에서 제안한 SOP 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 모의실험용 프로그램을 작성하고 시뮬레이션을 수행하였다. 입력신호의 종류와 적응 알고리즘에 따라서 반향제거기의 수렴특성을 관찰한 결과, 제안한 알고리즘을 적용한 스테레오 반향제거기는 백색 잡음을 입력으로 사용하는 경우 약 3dB 정도, 유색 음성신호를 입력으로 사용하는 경우 약 5dB 이상의 ERLE 성능이 개선되는 것을 보여 주었다.

ABSTRACT

This paper is on an simplified orthogonal projection method which cancel the acoustic echo signals in the stereo acoustic echo canceller. Comparing with the NLMS algorithm which is widely used for simplicity and stability, it shows that this method has the improvement of the convergence performances for signals with the high auto-correlation, and has small computational quantities. To verify the convergence characteristics of the proposed algorithm, we simulated about various input signals. And we compared the results of simulation for this algorithm with the ones for the NLMS algorithm. By these works, it was proved that the stereo acoustic echo canceller adopting the proposed algorithm shows about 3dB more high ERLE than the NLMS algorithm for the white noise signals, and 5dB for the colored voice signals.

키워드

스테레오, 반향제거, 직교투사, NLMS, 적응알고리즘

Key word

Stereo, Echo cancellation, Orthogonal projection, NLMS, Adaptive algorithm

* 정회원 : 남서울대학교(hwlee@nsu.ac.kr)

접수일자 : 2012. 08. 08
심사완료일자 : 2012. 08. 20

Open Access http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2012.16.11.2388

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Ⅰ. 서 론

본 논문은 원격 화상회의시스템에서 스테레오 음향반향을 효과적으로 제거하는 방법에 대한 것이다. 스테레오 음향반향제거기도 일반 단일채널 음향반향제거방법과 유사한 방법으로 반향을 제거한다[1][2]. 그러나 스테레오인 경우, 2개의 마이크와 2개의 스피커를 사용하므로 4개의 반향경로가 존재하며, 각 반향을 제거하기 위해서는 그림 1과 같이 4개의 적응필터가 필요하게 된다. 따라서 단일채널 시스템에 비해 큰 하드웨어가 요구되고, 각 채널 입력신호들 사이의 높은 상호상관(cross-correlation)에 의해 매우 느린 수렴속도를 보인다[3][4].

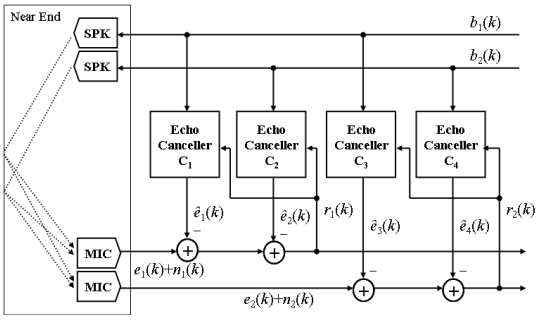

그림 1. 스테레오 음향반향제거기
Fig. 1 Stereo acoustic echo canceller

이러한 문제를 해결하기 위하여 유색(colored) 신호의 경우에도 우수한 수렴특성을 보이는 RLS(Recursive Least Square) 알고리즘[5]을 사용할 수 있다. 그러나 RLS 알고리즘은 많은 계산량으로 인하여 실제 하드웨어 구현이 거의 불가능하다. 따라서 Ozeki와 Umeda는 NLMS(Normalized Least Mean Square) 알고리즘과 RLS 알고리즘 중간 정도의 수렴특성 및 계산량을 갖는 알고리즘으로서 affine subspace에 직교투사하는 방법인 AP(Affine Projection) 알고리즘[6]을 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, AP 알고리즘은 다수의 이전 입력신호들을 사용하여 계수를 업데이트한다. 즉 NLMS 알고리즘은 선(line) 상에서의 1차원 적응 알고리즘이나, AP 알고리즘은 여러 면(plane) 상에서의 다차원 적응 알고리즘이다. AP 알고리즘은 투사 차원을 증가시켜 고차 AR 프로세스의 상관도를 감소시킴으로서 RLS에 비해 적은 계산량과 NLMS에 비해 빠른 수렴속도를 나타낸다. AP 알고리즘이 발표된 후 다른 시각에서 고안된 여러 변종들이 출현하였다. 그 중에는 FAP(Fast AP)[7], PRA(Partial Rank Algorithm)[8], DA(Decorrelating Algorithm)[9], NLMS-OCF(NLMS with Orthogonal Correction Factor) [10] 등이 있다.

상관계수의 수를 P라 할 때 음성신호 $\boldsymbol{s}(k)$는 다음과 같이 AR(Auto Regressive) 모델로 모델링할 수 있다.

$$\boldsymbol{s}(k) = \sum_{i=1}^{P} \eta_i \boldsymbol{s}(k-i) + \boldsymbol{n}(k) \tag{1}$$

여기서 η_i는 거의 1에 가까운 상수이고, $\boldsymbol{n}(k) = [n(k),\cdots,n(k-P+1)]^{\mathrm{T}}$는 백색잡음을 나타내며, $i \geq 1$에 대해 $n(k)$는 $n(k-i)$와 독립적이다.

AP 알고리즘은 적응필터의 계수 갱신을 위하여 역행렬 연산이 필요하므로 투사 차원이 증가함에 따라 계산량이 크게 증가한다[11]. 따라서 음성신호에 대해 AR 모델을 사용함으로서 역행렬 연산을 제거하고 계산량을 NLMS 알고리즘 수준으로 감소시킬 수 있는 새로운 직교투사법을 제안한다. 논문의 내용은 II절에서 스테레오 음향반향제거를 위한 새로운 직교투사 알고리즘을 제안하였고, III절에서는 제안한 음향반향제거기를 모의실험한 결과에 대하여 기술하였으며, 마지막으로 IV절에서 결론을 도출하였다.

Ⅱ. 간략화된 직교투사 알고리즘

그림 2는 음향반향이 있는 스피커-폰 시스템의 기본 구조를 보여주고 있다. 스피커음향의 반향경로는 샘플된 임펄스응답 h_n의 선형 시스템으로 모델링되므로, 마이크로 입력되는 반향신호는 적응 FIR 필터를 사용하여 제거할 수 있다. 스피커에서 출력되는 음성신호를 $b(k)$라 하면 음향반향경로에 의한 반향신호 $e(k)$는

$$e(k) = \sum_{n=0}^{N-1} h_n b(k-n) \tag{2}$$

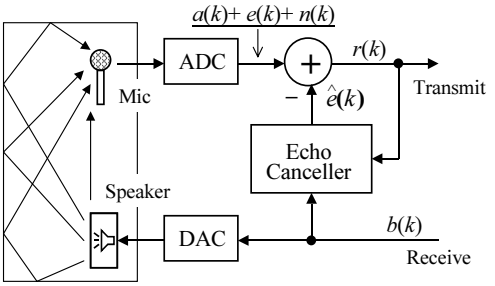

그림 2. 음향 반향시스템
Fig. 2 Acoustic echo system

여기서, N은 음향반향경로에 대한 임펄스 응답의 길이를 나타낸다. 위 식은 FIR 필터로서 반향신호의 복제를 구하여 마이크 입력으로부터 감산하게 되는데, FIR 필터의 계수값이 음향반향경로의 임펄스 응답과 같게 되면 반향신호가 완전히 제거된다. FIR 필터의 출력은 반향복제신호로서 다음과 같이 구해진다.

$$\hat{e}(k) = \sum_{n=0}^{N-1} c_n \, b(k-n) \tag{3}$$

여기서, c_n는 FIR 필터의 계수로서 반향신호와 반향복제신호 간 오차 $r(k)(=e(k)-\hat{e}(k))$를 이용하여 반향경로의 임펄스 응답에 적응적으로 수렴하게 되며 다음 식으로 계산된다.

$$c_n(k+1) = c_n(k) + \frac{\alpha}{\beta+\sigma_b^2(k)} r(k)\, b(k-n) \tag{4}$$

여기서, α는 필터의 계수가 조정되는 크기를 나타내며 입력신호 전력의 평균치로 정규화시킴으로서 입력신호의 평균치가 변하더라도 조정값의 평균치는 일정하게 유지되도록 한다. 또한, β는 입력신호가 매우 작을 때 조정값이 과도하게 커지는 것을 방지한다.

이 적응을 NLMS 알고리즘이라 하며, 간단하고 구현이 용이하기 때문에 많이 사용되고 있다. 알고리즘의 하드웨어 복잡도는 승산 또는 제산 연산의 수에 따라 결정되는데 NLMS 알고리즘의 복잡도는

$$M_{NLMS} = O(3N) \tag{5}$$

그런데 음성신호와 같이 자기상관도가 높은 입력신호에 대해서는 수렴성능이 현저하게 저하되는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 음성신호의 자기상관도를 감소시켜 수렴속도의 저하 문제를 극복할 수 있는 새로운 직교투사법을 개발하고, 수렴속도와 계산량 측면에서 그 성능을 검증해본다.

2.1. 직교투사법

1차원 직교투사법(Orthogonal Projection Method)의 기하학적 표현[12]은 다음 그림과 같이 보여진다.

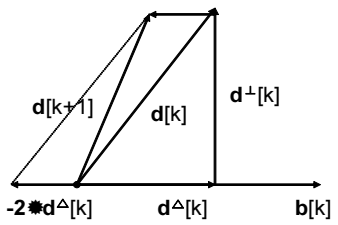

그림 3. LMS 알고리즘의 기하학적 해석
Fig. 3 Geometric interpretation of the LMS algorithm

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

$$\boldsymbol{d}(k) = \boldsymbol{g} - \boldsymbol{c}(k) \tag{6}$$

필터 입력벡터 $\boldsymbol{b}(k)$ 상에 차 벡터의 투사를 생성함으로서 차 벡터를 두 성분으로 분해한다.

$$\boldsymbol{d}(k) = \boldsymbol{d}^{\perp}(k) + \boldsymbol{d}^{\triangle}(k) \tag{7}$$

여기서 수직성분 $\boldsymbol{d}^{\perp}(k)$는 $\boldsymbol{b}(k)$에 직교하고, 수평성분 $\boldsymbol{d}^{\triangle}(k)$는 $\boldsymbol{b}(k)$에 평행하다. 따라서

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

$$\boldsymbol{d}^{\triangle}(k) = \lambda \boldsymbol{b}(k)$$

여기서 λ는 임의의 스칼라 값이다. 따라서 $u(k)=0$인 경우 잔차(residual) 신호는

$$r(k) = \boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k) \cdot \boldsymbol{d}(k) = \boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k) \cdot \boldsymbol{d}^{\triangle}(k) \tag{9}$$
$$= \lambda \|\boldsymbol{b}(k)\|^2$$

위 식으로부터 스칼라 값 λ를 구할 수 있고, 평행성분 $\boldsymbol{d}^{\triangle}(k)$를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\boldsymbol{d}^{\triangle}(k) = \frac{\boldsymbol{b}(k) r(k)}{\|\boldsymbol{b}(k)\|^2} \tag{10}$$

우리의 목표는 $\boldsymbol{d}(k)$가 $\boldsymbol{b}(k)$에 대해 더 직교하도록 $\boldsymbol{d}(k)$의 크기를 감소시키는 것이다. 이는 $\boldsymbol{d}(k)$로부터 $\boldsymbol{d}^{\triangle}(k)$의 일부 미소량을 감산함으로서 이루어진다. 즉,

$$\boldsymbol{d}(k+1) = \boldsymbol{d}(k) - 2\alpha \boldsymbol{d}^{\triangle}(k) \tag{11}$$
$$= \boldsymbol{d}(k) - 2\alpha \frac{\boldsymbol{b}(k) r(k)}{\|\boldsymbol{b}(k)\|^2}$$

위 식을 차 벡터의 정의인 식 (6)과 결합하면 NLMS 알고리즘을 유도할 수 있다. 신호 $\boldsymbol{b}(k)$가 백색잡음일 때 일반적으로 $\boldsymbol{b}(k)$와 $\boldsymbol{b}(k-1)$는 서로 직교한다고 볼 수 있다. 그러나 항상 직교하는 것은 아니다. 그 결과, 식 (11)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 이제는 선(line)이 아니라 하나의 면(plane) 상에서 투사가 이루어진다.

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

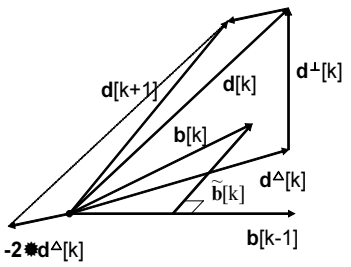

그림 4. Gramm-Schmidt 과정을 이용한 직교투사
Fig. 4 Orthogonal projection using Gramm-Schmidt

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

$$\tilde{\boldsymbol{b}}(k) = \boldsymbol{b}(k) - \frac{\boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k) \cdot \boldsymbol{b}(k-1)}{\|\boldsymbol{b}(k-1)\|^2} \boldsymbol{b}(k-1) \tag{12}$$

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

$$\tilde{\boldsymbol{b}}^{T}(k) \cdot \boldsymbol{d}^{\perp}(k) = 0 \tag{13}$$
$$\boldsymbol{b}(k-1) \cdot \boldsymbol{d}^{\perp}(k) = 0$$

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

$$\boldsymbol{d}^{\triangle}(k) = \lambda_0 \tilde{\boldsymbol{b}}(k) + \lambda_1 \boldsymbol{b}(k-1) \tag{14}$$

여기서 λ_0, λ_1은 임의의 스칼라 값이다. 이 값들을 구하기 위하여 새로운 2개의 잔차신호를 정의한다. 이때 $u(k) = 0$이라 가정한다.

$$\tilde{r}(k) = \tilde{\boldsymbol{b}}^{\boldsymbol{T}}(k) \cdot \boldsymbol{d}(k) \tag{15}$$
$$r_1(k-1) = \boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k-1) \cdot \boldsymbol{d}(k)$$

식 (12)로부터 잔차신호의 직교기저 $\tilde{r}(k)$는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tilde{r}(k) = r(k) - \frac{\boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k) \cdot \boldsymbol{b}(k-1)}{\|\boldsymbol{b}(k-1)\|^2} r_1(k-1) \tag{16}$$

여기서 $r(k)$는 잔차신호를 나타내고, $r_1(k-1)$은 이전 데이터 벡터 $\boldsymbol{b}(k-1)$과 현재 차 벡터 $\boldsymbol{d}(k)$ 간의 내적(inner product)을 나타낸다. 1차원의 경우와 동일한 과정을 통해 스칼라 값들에 대한 수식을 얻을 수 있다.

$$\tilde{r}(k) = \lambda_0 \|\tilde{\boldsymbol{b}}(k)\|^2 \tag{17}$$

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

$\boldsymbol{d}^{\triangle}(k)$의 반대방향으로 차 벡터의 업데이트를 수행하면

$$\boldsymbol{d}(k+1) = \boldsymbol{d}(k) - 2\alpha' \boldsymbol{d}^{\triangle}(k) \tag{18}$$

이 수식을 정리하면

$$\boldsymbol{c}(k+1) = \boldsymbol{c}(k) + 2\alpha' \left(\frac{\tilde{\boldsymbol{b}}(k)\tilde{r}(k)}{\|\tilde{\boldsymbol{b}}(k)\|^2} + \frac{\boldsymbol{b}(k-1) r_1(k-1)}{\|\boldsymbol{b}(k-1)\|^2} \right) \tag{19}$$

이 적응 알고리즘을 직교투사(OP: orthogonal projection) 알고리즘이라 한다. 이 알고리즘은 매 반복마다 두 직교 방향에서 업데이트가 이루어진다. 따라서 LMS 알고리즘과 비교하면 더 우수한 수렴특성을 얻는다. 만일 백색 입력신호라면 식 (12)로부터 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k) = \boldsymbol{b}(k)$임을 알 수 있다. 입력신호가 백색인 경우, $\boldsymbol{b}(k)$는 $\boldsymbol{b}(k-1)$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.

$$M_{OP} = O(5N) \tag{20}$$

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

2.2. 수정된 직교투사법

단순화하기 위해 입력신호를 AR 프로세스로 가정하면

$$\boldsymbol{b}(k) = \mu \boldsymbol{b}(k-1) + \boldsymbol{n}(k) \tag{21}$$

이제 벡터 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k)$는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{\boldsymbol{b}}(k) = \boldsymbol{b}(k) - \hat{\mu}(k)\boldsymbol{b}(k-1) \tag{22}$$

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

$$\boldsymbol{b}^T(k) \cdot \boldsymbol{b}(k-1) = \mu \|\boldsymbol{b}(k-1)\|^2 \tag{23}$$

위 식으로부터 μ의 추정치는 다음 식으로 주어진다.

$$\hat{\mu}(k) = \frac{\boldsymbol{b}^T(k) \cdot \boldsymbol{b}(k-1)}{\|\boldsymbol{b}(k-1)\|^2} \tag{24}$$

AR 프로세스에 대해 이 식으로부터 다음 결과를 얻을 수 있다.

$$\tilde{\boldsymbol{b}}^T(k) \cdot \tilde{\boldsymbol{b}}(k-i) = 0 \qquad i \geq 1 \tag{25}$$

다시 말하면 이는 AR 프로세스에 의해 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k)$를 형성할 때, $\tilde{\boldsymbol{b}}(k)$가 이전의 모든 벡터 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k-i)$와 직교함을 의미한다. 따라서 AR 입력신호를 사용할 경우 식 (19)의 OP 알고리즘에서 우변의 셋째항은 무시해도 된다는 것을 알 수 있다. 따라서

$$\boldsymbol{c}(k+1) = \boldsymbol{c}(k) + 2\alpha \frac{\tilde{\boldsymbol{b}}(k)\, \tilde{r}(k)}{\|\tilde{\boldsymbol{b}}(k)\|^2} \tag{26}$$

이 식을 MOP(Modified OP) 알고리즘이라 한다. 식 (25)에 의하면 MOP 알고리즘은 k번째 반복에서 이전의 모든 업데이트와 직교하는 방향으로 차 벡터를 변화시킨다. 이러한 사실은 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k)$ 와 $\boldsymbol{b}(k-1)$로 형성된 평면이 $\tilde{\boldsymbol{b}}(k-1)$ 과 $\boldsymbol{b}(k-2)$로 형성된 평면과 직교할 필요가 없다는 점에서 OP 알고리즘과 대조된다.

MOP 알고리즘의 복잡도는 다음과 같다.

$$M_{MOP} = O(4N) \tag{27}$$

2.3. 개선된 직교투사법

본 절에서는 앞에서 제안한 개선된 직교투사법의 수렴성능을 유지하면서 회로 복잡도를 NLMS 알고리즘 수준으로 감소시키는 구현방법을 모색한다. 복잡도 감

소는 두 단계로 이루어진다.

첫째, 식 (15)의 $r_1(k-1)$을 계산함에 있어 콘볼루션을 승산으로 대치한다. 이를 위해 입력신호는 상호 독립적이라 가정하고 다음의 근사식을 사용한다.

$$\boldsymbol{d}(k) \approx (1-\frac{2\alpha}{N})\boldsymbol{d}(k-1) \tag{28}$$

이 식을 사용하여 다시 정리하면

$$\begin{aligned} r_1(k-1) &\approx \boldsymbol{b}^{\boldsymbol{T}}(k-1)\cdot(1-\frac{2\alpha}{N})\boldsymbol{d}(k-1) \\ &= (1-\frac{2\alpha}{N})r(k-1) \end{aligned} \tag{29}$$

이로부터 $\tilde{r}(k)$에 대한 근사식을 얻는다.

$$\tilde{r}'(k) \approx r(k) - \hat{\mu}(k)(1-\frac{2\alpha}{N})r(k-1) \tag{30}$$

둘째, $\hat{\mu}(k)$는 시간에 따라 매우 느리게 변하기 때문에 $\hat{\mu}(k) \approx \cdots \approx \hat{\mu}(k-N+1)$ 라고 가정한다. 따라서 식 (22)을 다시 표현하면

$$\tilde{b}'(k) = b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \tag{31}$$

이는 하나의 승산연산과 길이 N의 지연소자만을 필요로 한다.

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

$$\hat{\mu}(k+1) = \hat{\mu}(k) + 2\beta\,\tilde{b}(k)b(k-1) \tag{32}$$

여기서 β는 적응상수이다. 이 식은 식 (24)에 주어진 것과 동일한 최종값으로 수렴할 것이다. 이 모든 수식을 결합함으로서 다음과 같이 개선된 직교투사(IOP, Improved OP) 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$\boldsymbol{c}(k+1) = \boldsymbol{c}(k) + 2\alpha\frac{\tilde{\boldsymbol{b}}'(k)\,\tilde{r}'(k)}{NP_{\tilde{b}'}(k)} \tag{33}$$

또한

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{b}}'^{T}(k) &= (\tilde{b}'(k), \cdots, \tilde{b}'(k-N+1)) \\ \tilde{b}'(k) &= b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \\ \tilde{r}'(k) &= r(k) - \hat{\mu}(k)(1-\frac{2\alpha}{N})r(k-1) \\ \hat{\mu}(k+1) &= \hat{\mu}(k) + 2\beta\,\tilde{b}'(k)b(k-1) \\ P_{\tilde{b}'}(k+1) &= \gamma P_{\tilde{b}'}(k) + (1-\gamma)\tilde{b}'^{2}(k) \end{aligned} \tag{34}$$

IOP 알고리즘은 업데이트 부분에서 백색화 과정이 이루어진다. 이는 입력신호성분 b 자체 및 잔차신호 r에서의 입력신호성분을 백색화하는 것이다.

이 알고리즘의 복잡도는 다음과 같다.

$$M_{IOP} = O(2N) \tag{35}$$

2.4. 간략화된 직교투사법

IOP 알고리즘을 효과적으로 하드웨어 구현이 가능하도록 다음과 같이 더욱 간략화할 수 있다.

$$\boldsymbol{c}(k+1) = \boldsymbol{c}(k) + \frac{2\alpha}{N}sign[\tilde{\boldsymbol{b}}'(k)]\,\tilde{r}'(k) \tag{36}$$

그리고

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{b}}'^{T}(k) &= (\tilde{b}'(k), \cdots, \tilde{b}'(k-N+1)) \\ \tilde{b}'(k) &= b(k) - \hat{\mu}(k)b(k-1) \\ \tilde{r}'(k) &= r(k) - \hat{\mu}(k)(1-\frac{2\alpha}{N})r(k-1) \\ \hat{\mu}(k+1) &= \hat{\mu}(k) + 2\beta\,\tilde{b}'(k)b(k-1) \end{aligned} \tag{37}$$

이 새로운 직교투사 알고리즘을 SOP (Simplified OP) 알고리즘이라 하며 복잡도는 다음과 같이 크게 감소된다.

$$M_{SOP} = O(N) \tag{38}$$

가산기는 간단하기 때문에 계산량은 주로 승산연산에 의해 좌우된다. 따라서 필터의 탭 수가 N인 경우 제안한 SOP 알고리즘의 복잡도는 NLMS 알고리즘의 복잡도에 비해 1/3로 감소되는 것을 알 수 있다.

Ⅲ. 모의실험 및 결과분석

제안한 음향반향제거기의 성능을 평가하기 위하여 현장녹음한 음성을 입력으로 사용하였고, 실제와 유사한 환경조건에서 컴퓨터 모의실험을 수행하였다.

모의실험용 스테레오 음향반향제거 시스템을 그림 5에 도시하였다. 실험에 사용한 반향제거기는 256-tap FIR 구조로서 NLMS 및 제안한 직교투사법을 이용한 적응 알고리즘을 사용하였으며, 적응스텝의 크기는 $2\alpha = 2^{-8}$, $\beta = 2^{-3}$ 으로 설정하였다. 시스템의 동작을 표현하는 프로그램은 Matlab 프로그램을 사용하여 기술하였고, 알고리듬의 성능은 반복된 심볼 수에 대해 ERLE(Echo Return Loss Enhancement)의 변화를 나타내는 수렴특성곡선으로 확인하였다.

입력은 백색잡음을 식 (39)와 같은 4차 AR 모델에 통과시켜 얻은 유색신호와 백색 잡음신호를 사용하였다.

$$s(k) = 0.95s(k-1) + 0.19s(k-2) + 0.09s(k-3) - 0.5s(k-4) + n(k) \tag{39}$$

여기서 $n(k)$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 분포를 갖는 백색잡음이다.

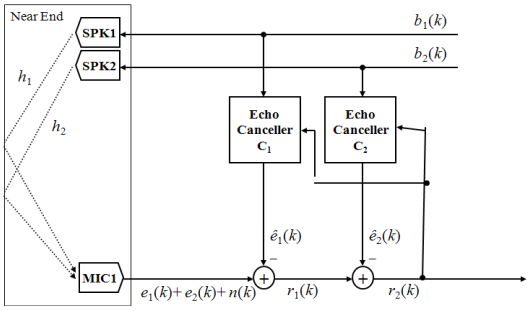

그림 5. 모의실험용 음향반향제거 시스템
Fig. 5 Echo cancellation system for simulations

사용한 반향경로는 전달함수를 수학적으로 모델링한 수식을 이용하였으며, 31ms 구간에서의 응답파형을 그림 6에 도시하였다. 이 그림에서 반향경로의 응답특성은 시간이 경과함에 따라 크기가 지수함수적으로 감소하고, 나중에는 상당히 긴 꼬리가 지속되는 것을 볼 수 있다.

$$h(i) = 0.0914\mathrm{rand}(i)*(-1.0346)^{-i} \quad \text{for } i = 0,1,\cdots,N-1 \tag{40}$$

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

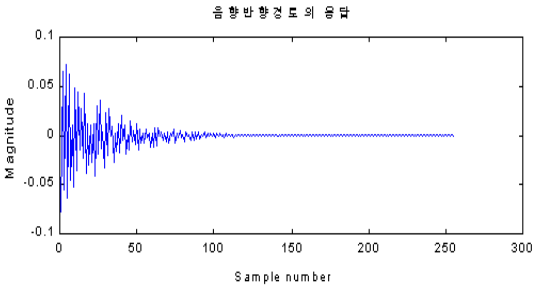

그림 6. 반향경로모델의 임펄스응답
Fig. 6 Impulse response of the echo path model

성능평가기준으로 ERLE를 측정하였는데 반향신호 대 제거되지 않은 잔여반향신호의 비를 dB 단위로 표현한다. 이 식으로부터 반향신호가 많이 제거되면 될수록 ERLE는 증가하게 됨을 알 수 있다.

$$ERLE(k) = 10\log\frac{\sum_{i=0}^{L-1} y^2(k-i)}{\sum_{i=0}^{L-1} r^2(k-i)}[\mathrm{dB}] \tag{41}$$

여기서 $y(k) = a(k) + e(k) + n(k)$, $r(k) = y(k) - \hat{e}(k)$ 이며, L은 평균을 구하기 위한 심볼 수를 나타낸다. NLMS와 SOP 알고리즘의 성능을 잡음신호와 음성신호에 대하여 관찰하였다. 직교투사법이 음성신호를 위해 제안되었지만 참고로 잡음신호에 대한 성능도 살펴보았다. 시뮬레이션 결과는 잡음신호에 대해서 SOP 알고리즘이 NLMS 알고리즘보다 더 우수한 성능을 나타냈고, 음성신호에 대해서도 SOP 알고리즘이 뚜렷한 성능향상을 보여주었다.

그림 7에서 사용한 잡음신호의 파형을 보여주고 있다. 잡음신호는 백색신호로서 12-bit 해상도의 불규칙한

10,000 샘플(1.25 sec) 데이터로 이루어져 있다.

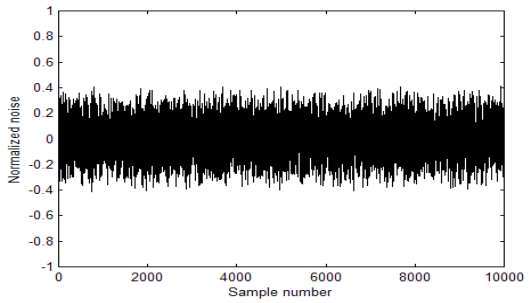

그림 7. 시뮬레이션에 사용한 잡음신호의 파형
Fig. 7 Waveform of the noise used in simulation

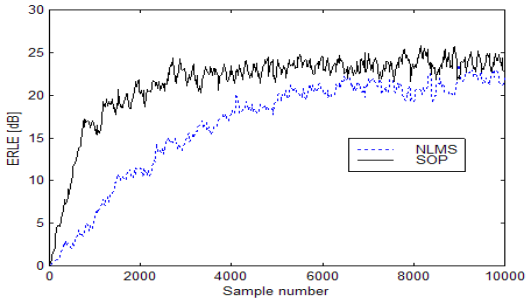

그림 8. 잡음에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선
Fig. 8 ERLE curves of the algorithms for noise

그림 8에서는 잡음신호를 사용한 경우의 두 알고리즘에 대한 스테레오 반향제거기의 수렴특성곡선을 보여주고 있다. 이 그림에서 실선 곡선은 SOP의 수렴특성을 나타내고, 점선 곡선은 NLMS의 수렴특성을 표시한다. 이 곡선으로부터 SOP 알고리즘은 NLMS 알고리즘보다 더 빠른 속도로 수렴한다는 것을 알 수 있다. 또한 수렴 이후 큰 차이는 아니지만 SOP 알고리즘의 ERLE가 NLMS 알고리즘보다 약 3 dB 정도 우수한 특성을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 스테레오 음향반향제거기에서 입력신호로 사용된 원단 수신신호는 「대표업종인 도소매업은 전월보다 0.5% 줄었지만 3%에 이르렀던 작년 시월에 비해 감소폭이 계속 축소되고 있습니다」라는 문장을 30대 여성이 발음한 것으로서, 16-bit 해상도의 약 77,821 샘플(9.7 sec)로 이루어져 있다.

그림 9에서 시뮬레이션에 사용한 음성신호의 파형과 그림 10에서 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.

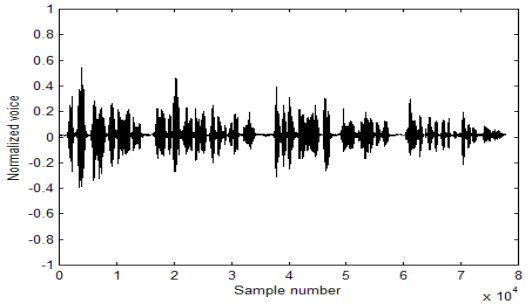

그림 9. 시뮬레이션에 사용한 음성신호의 파형
Fig. 9 Waveform of the speech used in simulation

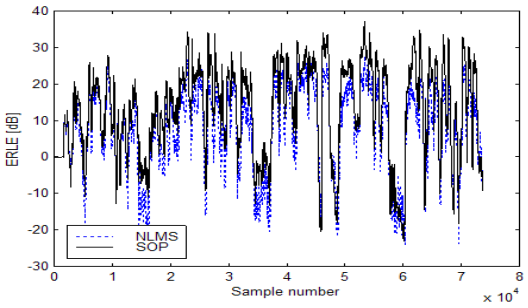

그림 10. 음성에 대한 두 알고리즘의 ERLE 특성곡선
Fig. 10 ERLE curves of the algorithms for speech

그림 10에서 실선 곡선은 SOP 알고리즘의 수렴특성을 나타내고, 점선 곡선은 NLMS 알고리즘의 수렴특성을 표시한다. 이 곡선으로부터 SOP 알고리즘은 NLMS 알고리즘보다 평균적으로 5 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

본 논문에서는 스테레오 음향반향제거기의 수렴특성을 향상시키기 위한 새로운 적응 알고리즘을 적용하였다. 이 알고리즘은 음성신호와 같이 상관도가 높은 신호를 사용하여 반향제거기의 계수를 적응시 신호의 상관도를 감소시켜주는 간략화된 SOP 알고리즘을 사용함으로서 수렴성능을 향상시킨다. 제안한 음향반향제거기의 성능을 검증하기 위하여 모의실험용 프로그램을 작성하고 시뮬레이션을 수행하였다. 스테레오 음향반향제거기는 256-tap 적응 FIR 필터구조로서 데이터 신호들은 12-bit 해상도를 사용하였다. 입력신호의 형태와 적응 알고리즘의 종류에 따라서 반향제거기의 수렴특성을 관찰하였다. 시뮬레이션 결과, 이 반향제거기는 백색잡음을 입력으로 사용하는 경우 약 3dB 정도, 그리고 유색 음성신호를 입력으로 사용하는 경우 약 5dB 이상 ERLE 성능이 개선되는 것을 보여 주었다.

참고문헌

[1] Jun-Mei Yang, Sakai, H., "Stereo acoustic echo cancellation using independent component analysis," *ISPACS* 2007, pp.758-761, 2007.

[2] Cecchi S., Romoli L., Peretti P., Piazza F., "A Combined Psychoacoustic Approach for Stereo Acoustic Echo Cancellation," *IEEE trans. on audio, speech and language processing*, vol.19 no.6, pp.1530-1539, 2011.

[3] S. Minami, J. Benesty, F. Amand, A. Gilloire and Y. Genier, "Adaptive filtering algorithm for stereophonic acoustic echo cancelation," *ICASSP-95*, vol.5, pp.3099-3102. 1995.

[4] K. Murano, S. Unagami and F. Amaro, "Echo cancellation and applications," *IEEE Comm. Magazine*, vol.28, no.1, pp.49-55, 1990.

[5] F. Capman, J. Boudy and P. Lockwood, "Acoustic echo cancellation using a fast QR-RLS algorithm and multirate schemes," *ICASSP-95*, vol.2, pp. 969-972, 1995.

[6] 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.

[7] S. L. Gay and S. Tavathia, "The fast affine projection algorithm," *ICASSP-95*, vol.5, pp.3023- 3026, 1995.

[8] S. G. Kratzer and D. R. Morgan, "The partial-rank algorithm for adaptive beamforming," *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, no.3, pp.771-775, 1998.

[10] S. G. Sankaran and A. A. Beex, "Normalized LMS algorithm with orthogonal correction factors," *Proc. 31st Annu. Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., Pacific Grove*, CA, vol.2, pp.1670-1673, 1997.

[11] 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, 1995.

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

저자소개

이행우(Haeng-Woo Lee)

2001년 전북대학교 공학박사
2001년~ 남서울대학교 부교수

※관심분야 : VLSI 설계, 음향신호처리, 적응알고리즘