

서브밴드 분해를 이용한 개선된 RLS 알고리즘

주 상 영, 이 동 규, 이 두 수
한양대학교 전자공학과
전화 : (02) 2290-0358

An Improved RLS Algorithm Using A Subband Decomposition

Sang-Young Ju, Dong-Gyu Lee, Doo-Soo Lee
Dept. of Electronics Engineering Hanyang University
E-mail : jsy@ses.hanyang.ac.kr

Abstract

본 논문에서는 음향반향제거기를 구현하기 위한 적응 알고리즘을 제안한다. 특히 긴 임펄스 응답을 가지는 시스템의 식별을 위해 웨이블릿 필터를 사용하여 입력 신호를 서브밴드로 분해함으로써 기존의 RLS알고리즘의 계산량을 줄여 수렴속도를 향상시켰다. 이 과정에서 적응필터를 다위상 구조로 구성하여 컨벌루션 과정을 병렬처리가 가능하도록 하였다. 제안된 알고리즘의 성능분석을 위하여 실제 음성신호를 입력신호로 하여 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며 전대역 RLS알고리즘과 비교하였다.

I. 서 론

유,무선을 통한 전화통신에서 음질에 많은 영향을 끼치는 주된 요인중의 하나는 반향신호일 것이다. 반향이란 원래의 신호가 지연 및 왜곡 현상으로 인해 음원으로 반사되어 오는 것을 말하는데 이의 제거를 위해 많은 적응 알고리즘들이 사용되어 왔다. 특히 최근의 원거리 회의시스템이나 핸드프리 텔레폰, 스피커폰 등과 같은 응용의 경우 수신된 음성신호는 스피커를 통한 음향신호를 내보내게 되고 이 신호는 실내공간을 경유하여 송신 마이크를 통하여 다시 원거리의 상대방

에게 전달되어 통화의 품질을 떨어뜨리는 원인이 되는데 이를 음향반향신호라고 한다. 음향반향제거는 적응 필터의 주요한 응용분야중의 하나로 시간에 따라 변화하는 임펄스 응답을 모델링 함으로써 구현할수 있다. 특히 LMS알고리즘의 경우 그 계산상의 간단함으로 인해 많이 이용되고 있다. 그러나 음향반향제거와 같은 응용에서는 몇가지 문제점이 있다. 즉, 일반적으로 반향경로를 모델링하기 위해서는 수천탭 정도의 임펄스 응답이 필요한데 이 경우 수렴속도의 현저한 저하를 가져오게 된다. 또한 음성과 같은 상호 상관관계가 큰 신호의 경우에서도 수렴성능에 악영향을 끼치게 된다. 이에 LMS알고리즘 보다 상당히 빠른 수렴속도를 가지는 RLS알고리즘을 개선하여 빠르게 적응할수 있는 반향제거기를 구현하고자 한다. RLS알고리즘의 가장 큰 단점인 많은 연산량을 개선하고자 입력신호를 웨이블릿 필터와 다운샘플링과정을 통해 서브밴드로 나누게 된다. 이 과정에서 밴드간의 에일리어싱 현상이 발생되는데 이를 막기 위하여 인접 밴드간 크로스 필터를 사용하기도 하지만 이로 인한 연산량의 증가를 피하기 위하여 여기서는 분해와 합성을 위해 완전복원 필터뱅크를 사용하기로 한다. 이로써 전대역 알고리즘 보다 수렴속도 면에서의 향상을 가져올 수 있도록 한다. 본 논문의 II절에서는 음향반향제거기의 구조를 보이고 III절에서는 새로운 구조의 적응 알고리즘을 제안하고 IV절에서는 모의실험을 통한 수렴성능을 비교해 보고 마지막으로 V절에서 결론을 맺는다.

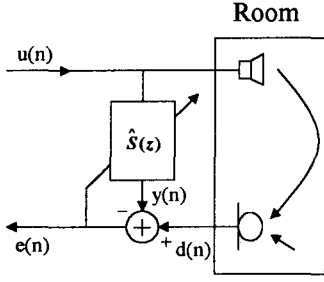


그림 1. Acoustic echo canceler

II. 일반적인 음향반향제거기의 구조

그림 1은 음향반향제거기의 구조를 보인 것으로 원단 화자로부터 입력된 음성신호 $u(n)$ 은 스피커로 출력되고 다시 반향경로를 따라 마이크의 입력신호로 들어가서 반향신호 $d(n)$ 을 만들어 내게된다. 이때 $\hat{S}(z)$ 는 적응필터로써 반향경로에서 발생하는 임펄스 응답을 추정하여 반향신호를 예측한 $y(n)$ 신호를 만들어 내게된다. 이때 예측신호 $y(n)$ 과 출력신호 $d(n)$ 사이의 에러신호 $e(n)$ 은 다음과 같이 정의 될수 있다.

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1)$$

이는 다음번 적응필터의 계수 갱신을 위하여 사용된다.

III. Proposed Algorithm

알려지지 않은 시스템 즉, 실내공간에서 실제 반향경로의 임펄스 응답을 $S(z)$ 라고 하고 반향경로를 모델링하기 위한 적응 필터를 $\hat{S}(z)$ 라고 한다. 또한 입력신호를 2개의 서브밴드로 나누기 위한 분해필터를 각각 $H_0(z)$, $H_1(z)$ 라고 한다면 반향경로와 분해필터를 거쳐 1/2 다운샘플링된 신호를 다시 d_0 , d_1 이라고 표현할수 있다. 이 때 분해필터에 비해 상대적으로 많은 탭수를 가진 적응필터의 효율적인 연산을 위해 다음과 같이 분해 할 수 있다.

$$\hat{S}(z) = \hat{S}_0(z^2) + z^{-1} \hat{S}_1(z^2) \quad (2)$$

여기서, $\hat{S}(n)$ 의 탭수를 N 이라 하고 각각의 요소 즉,

$\hat{S}_0(n)$, $\hat{S}_1(n)$ 의 탭수를 K 라고 가정하면 $2K = N$ 을 만족하게 된다[3]. 이렇게 나뉘어진 요소들은 다운샘플링 과정과 순서가 바뀌어도 동일한 출력신호를 내보내게 된다[6]. 이제 적응알고리즘을 구현하기 위하여

밴드간의 에러신호를 가지고 다음과 같은 비용함수를 다시 정의한다.

$$J(n) = \sum_{k=0}^n (\lambda_0^{n-k} e_0^2(k) + \lambda_1^{n-k} e_1^2(k)) \quad (3)$$

$$e_0(k) = d_0(k) - (\mathbf{x}_{0,0}^T(k) \hat{\mathbf{s}}_0(n) + \mathbf{x}_{0,1}^T(k) \hat{\mathbf{s}}_1(n)) \quad (4)$$

$$e_1(k) = d_1(k) - (\mathbf{x}_{1,0}^T(k) \hat{\mathbf{s}}_0(n) + \mathbf{x}_{1,1}^T(k) \hat{\mathbf{s}}_1(n)) \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_j(n) = [\hat{s}_{j,0}(n) \hat{s}_{j,1}(n) \dots \hat{s}_{j,K-1}(n)]^T,$$

$$\mathbf{x}_{i,j}(k) = [x_{i,j}(k) \ x_{i,j}(k-1) \dots x_{i,j}(k-K+1)]^T$$

(단, K 는 0,1밴드의 j 번째 적응필터의 탭수이며 i, j 는 모두 0과 1의 값을 가짐),

식 (3),(4),(5)에서 아래첨자 0과 1은 0밴드와 1밴드의 성분들을 나타내며, λ 는 망각인자를 $\mathbf{x}_{0,0}(k)$, $\mathbf{x}_{0,1}(k)$ 는 각각 0밴드의 첫 번째 적응필터 요소 $\hat{\mathbf{s}}_0(n)$ 과 두 번째 적응필터 요소 $\hat{\mathbf{s}}_1(n)$ 으로의 입력신호를 나타낸다. 또한 $\mathbf{x}_{1,0}(k)$, $\mathbf{x}_{1,1}(k)$ 는 1밴드에서의 동일한 입력신호이다. 비용함수를 최소화하기 위해 필터계수에 대한 편미분 방정식의 해를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^1 \sum_{k=0}^n \lambda_i^{n-k} \mathbf{x}_{i,p}(k) d_i(k) \\ = \sum_{i=0}^1 \sum_{k=0}^n \lambda_i^{n-k} \mathbf{x}_{i,p}(k) \sum_{j=0}^1 \mathbf{x}_{i,j}^T(k) \hat{\mathbf{s}}_j(n) \end{aligned} \quad (6)$$

이때, $\lambda_0 = \lambda_1 = \lambda$ 라고 가정하고 $p=0,1$ 에 대하여 식 (6)을 정리하면 다음과 같은 행렬식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{0,0}(k) \mathbf{x}_{0,0}^T(k) + \mathbf{x}_{1,0}(k) \mathbf{x}_{1,0}^T(k) & \mathbf{x}_{0,0}(k) \mathbf{x}_{0,1}^T(k) + \mathbf{x}_{1,0}(k) \mathbf{x}_{1,1}^T(k) \\ \mathbf{x}_{0,1}(k) \mathbf{x}_{0,0}^T(k) + \mathbf{x}_{1,1}(k) \mathbf{x}_{1,0}^T(k) & \mathbf{x}_{0,1}(k) \mathbf{x}_{0,1}^T(k) + \mathbf{x}_{1,1}(k) \mathbf{x}_{1,1}^T(k) \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{s}}_0(n) \\ \hat{\mathbf{s}}_1(n) \end{bmatrix} = \sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{0,0}(k) d_0(k) + \mathbf{x}_{1,0}(k) d_1(k) \\ \mathbf{x}_{0,1}(k) d_0(k) + \mathbf{x}_{1,1}(k) d_1(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

이때 $\mathbf{X}(k)$, $\mathbf{d}(k)$, $\hat{\mathbf{S}}(n)$ 를 다음과 같이 정의하면,

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{0,0}(k) & \mathbf{x}_{1,0}(k) \\ \mathbf{x}_{0,1}(k) & \mathbf{x}_{1,1}(k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{d}(k) = [d_0(k) \ d_1(k)]^T \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{S}}(n) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{s}}_0(n) \\ \hat{\mathbf{s}}_1(n) \end{bmatrix} \quad (10)$$

식 (7)은 다음과 같이 표현된다.

$$[\sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \mathbf{X}(k) \mathbf{X}^T(k)] \hat{\mathbf{S}}(n) = \sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \mathbf{X}(k) \mathbf{d}(k) \quad (11)$$

다시 2밴드 입력신호의 correlation matrix $\Phi(n)$ 과 입

력신호와 기준신호간의 cross correlation 벡터 $\mathbf{z}(n)$ 을 식 (12), (13)같이 정의하면

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Phi}(n) &= \sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \mathbf{X}(k) \mathbf{X}^T(k) \\ &= \lambda \sum_{k=0}^{n-1} \lambda^{n-k-1} \mathbf{X}(k) \mathbf{X}^T(k) + \mathbf{X}(n) \mathbf{X}^T(n) \\ &= \lambda \boldsymbol{\Phi}(n-1) + \mathbf{X}(n) \mathbf{X}^T(n) \quad (12) \\ \mathbf{z}(n) &= \sum_{k=0}^n \lambda^{n-k} \mathbf{X}(k) \mathbf{d}(k) \\ &= \lambda \sum_{k=0}^{n-1} \lambda^{n-k-1} \mathbf{X}(k) \mathbf{d}(k) + \mathbf{X}(n) \mathbf{d}(n) \\ &= \lambda \mathbf{z}(n-1) + \mathbf{X}(n) \mathbf{d}(n) \quad (13)\end{aligned}$$

식 (11)은 식 (14)로 표현할 수 있다.

$$\boldsymbol{\Phi}(n) \hat{\mathbf{S}}(n) = \mathbf{z}(n) \quad (14)$$

따라서 적응필터의 필터계수 $\hat{\mathbf{S}}(n)$ 의 해는 식 (15)와 같이 된다.

$$\hat{\mathbf{S}}(n) = \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n) \mathbf{z}(n) \quad (15)$$

단, 식 (15)에서 $\boldsymbol{\Phi}^{-1}(n)$ 의 직접적인 연산의 경우 $O[M^3]$ 의 연산량을 가지므로[7] Matrix Inversion Lemma[7]를 이용하여 다음과 같은 재귀적인 형태의 식으로 대체한다.

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Phi}^{-1}(n) &= \lambda^{-1} \{ \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n-1) - \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n-1) \mathbf{X}(n) \\ &[\lambda \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n) \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n-1) \mathbf{X}(n)]^{-1} \mathbf{X}^T(n) \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n-1) \} \quad (16)\end{aligned}$$

(단, \mathbf{I} 는 2×2 단위행렬)

이때 두 밴드의 적응필터를 통과한 출력신호로 벡터 $\mathbf{y}(n)$ 과 에러벡터 $\mathbf{e}(n)$ 을 정의하면 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{X}^T(n) \hat{\mathbf{S}}(n) \quad (17)$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) \quad (18)$$

이를 M 밴드로 확장하면 식 (8), (9), (10)에 M 밴드만큼의 성분을 추가함으로써 동일한 갱신식을 얻을 수 있다. 제안된 알고리즘의 계산의 복잡성을 전대역 적응알고리즘과 비교하기 위해 제안한 알고리즘을 M 밴드로 가정하고, 컨벌루션과 적응과정에 필요한 곱셈의 수를 비교대상으로 한다. 먼저 전대역 적응필터의 탭수를 N 이라 하면 전대역 RLS에서 컨벌루션과 적응과정에서 각각 매 입력샘플 마다 N 번과 $5N^2 + 4N$ 의 곱셈이 필요하다. 제안된 구조의 경우 매 M 샘플마다 MN 과 $M^3 + M + 2M^2N + 3MN^2 + MN + N + 2N^2$ 의 곱셈이 수행된다. 또한 입력신호의 서브밴드 분해와 합성을 위한

필터뱅크에서의 곱셈 $3HM^2$ (H 는 필터뱅크 탭수)가 요구된다. M 과 N 값에 따른 실제 계산 결과는 IV절의 그림 3에 나타내었다.

IV. SIMULATION RESULTS

제안된 알고리즘의 수렴성능 평가는 200탭의 알려지지 않은 임펄스 응답을 갖는 FIR시스템의 식별로 전대역 알고리즘과 비교하였다. 0.98의 품질을 갖는 AR신호를 2개의 서브밴드 입력신호로 사용하였으며 서브밴드 분해는 6탭의 Daubechies 웨이블릿 필터를 사용하였다. $\lambda=0.95$ 로 고정시켰으며 시스템 노이즈는 -40 dB로 수렴성능은 20번의 모의실험을 앙상블 평균(ensemble average)을 취하여 평가하였다. 또한 반향제거기의 성능은 식 (19)와 같이 정의되는 ERLE(Echo Return Loss Enhancement)를 측정하여 그림 4에 나타내었다.

$$ERLE(n) = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=0}^{n-1} d^2(n-i)}{\sum_{i=0}^{n-1} e^2(n-i)} \quad (19)$$

이때 사용된 입력 음성신호는 소음이 차단되지 않은 일반적인 실험실 환경하에서 “여보세요”를 11.025KHz, 16bit로 샘플링한 신호를 사용하였고 반향경로의 임펄스 응답은 600탭으로 제한하였다. 그림 3에서 전대역과 비교하여 제안된 알고리즘이 곱셈수가 현저히 차이가 남을 알 수 있고 그에 따른 수렴 속도도 그림 2에서와 같이 빠른 것을 알 수 있다. 또한 평균 ERLE는 전대역의 경우 19.50dB 제안된 구조의 경우 20.71dB로 약 1.21dB정도 향상되었다. 그림 4에서는 ERLE를 비교하여 나타내었다.

V. 결 론

LMS알고리즘을 이용하여 음향반향제거기를 구현할 때 반향경로의 긴 임펄스응답으로 인한 수렴성능의 저하를 개선하고자 RLS알고리즘을 사용하였다. 적응필터를 서브밴드 다위상 분해구조로 구성하여 기존의 전대역 RLS알고리즘 보다 연산량을 현저하게 줄임으로써 수렴속도의 증가를 가져올 수 있었다. 또한 약간의 ERLE의 이득도 얻을 수 있었다. 앞으로 더 많은 서브밴드로 나누어 실제 음향반향제거기를 구현함에 있어서 최적의 밴드수를 찾아야 할 것이며 좀더 다양한 음성신호에 대한 실험이 이루어져야 할 것이다.

Reference

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1996.
- [2] Paulo S. R. Diniz and Keiichi Tokuda, "New adaptive algorithms based on multi-band decomposition of the error signal," *IEEE trans. Circuits and Systems* vol. 45 no. 5, May 1998
- [3] S. Sandeep Pradhan and V. U. Reddy, "A new approach to subband adaptive filtering," *IEEE trans. Signal Processing* vol. 47 no. 3 Mar 1999
- [4] A. Gilloire and M. Vetterli, "Adaptive filtering in subbands with critical sampling: Analysis, experiments, and application to acoustic echo cancellation," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 40, pp. 1862-1875, Aug. 1992
- [5] R. G. Alves and M. R. Petraglia "RLS algorithm for a new subband adaptive structure with critical sampling," *Proc. IEEE Int. Symp. Telecommunications*, vol. 2, 442-447
- [6] A. N. Akansu and R. A. Haddad, *Multiresolution Signal Decomposition Transforms, Subbands, and Wavelets*, Academic Press 1992
- [7] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering : Algorithms and Practical Implementation*, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1997
- [8] B. Widrow and S. D. Stearns *MAdaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, 1985
- [9] M. Courville. and P. Duhamel, "Adaptive filtering in subbands using a weighted criterion", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, no. 9 pp. 2359-2371, Sep. 1998
- [10] P. A. Naylor and O. Tanrikulu, "Subband adaptive filtering for acoustic echo control using allpass polyphase IIR filterbanks", *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol. 6, no. 2 pp. 143-155, Mar. 1998
- [11] V. N. Parikh and A. Z. Baraniecki, "The use of the modified escalator algorithm to improve the performance of transform-domain LMS adaptive filters", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 46, no. 3 pp. 625-635, Mar. 1998

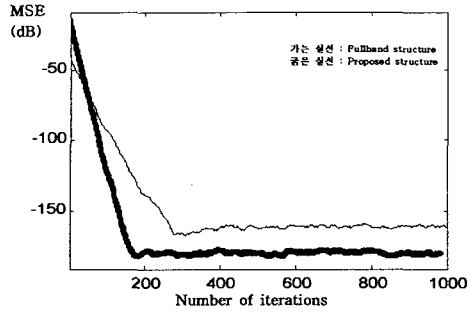


그림 2. Fullband와 제안된 구조의 수렴성능 비교

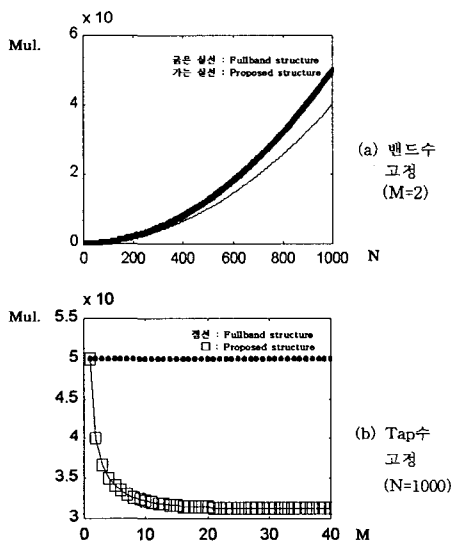


그림 3. Fullband와 제안된 구조의 연산량 비교

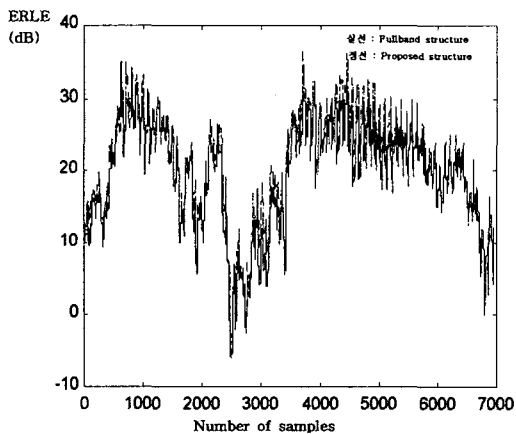


그림 4. Fullband와 제안된 구조의 ERLE 비교