

# 웨이블릿 변환을 이용한 음향 반향 제거

백용용<sup>†</sup>, 변을출<sup>†</sup>, 윤진남<sup>†</sup>, 백흥기<sup>†</sup>

<sup>†</sup>전북대학교 전자공학과, <sup>†</sup>전북대학교 전자정보공학부

## Acoustic Echo Cancellation using Wavelet Transform

Woong-Yong Baik<sup>†</sup>, Eul-Chool Byun<sup>†</sup>, Jin-Nam Yoon<sup>†</sup>, and Heung-Ki Baik<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Dept. of Electronic Engineering, Chonbuk National University

<sup>†</sup>Division of Electronics and Information Engineering, Chonbuk National University

### 요약

본 논문에서는 웨이블릿 변환 알고리즘을 이용한 음향반향 제거 기법을 제안하였다. 일반적으로 LMS 알고리즘은 간단하지만 그 수렴특성이 고유치 분포율과 탭 수에 의해 결정되는 단점이 있고 MDF (multidelay filter)를 이용한 적응 알고리즘은 블록단위로 수행되는 LMS를 수렴속도 측면에서 보완해주지만 긴 차수일때는 FFT에 비례하여 연산량이 늘어나는 단점이 있다.

본 논문은 웨이블릿의 직교성을 이용한 변환 적응 알고리즘을 음향반향 제거기에 도입하여 그 성능을 비교·평가하였다.

모의실험을 통해 시간영역 LMS, MDF 알고리즘과 비교하여 제안한 알고리즘의 수렴성능이 우수함을 보였다.

### 1. 서론

정보 통신 분야의 발달로 인해 통신은 기존의 유선에서 무선으로 또는 핸드-프리 통신으로 발전해 나가고 있다. 무선 통신이나 핸드-프리의 경우 음향의 특성에 따른 반향 성분이 증가로 시스템과 통화 품질의 성능저하시킬 우려가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법중 적응 필터를 이용한 반향 제거를 들 수 있다.

적응 필터는 AR 파라미터 추정, 역필터링, 시스템 인식 등에 널리 이용되고 있다. 이러한 방법들은 주로 시간 영역에서의 통계적인 경사 추정법을 이용한 LMS 계열의 알고리즘을 적용하고 있으나, 이는 적은 연산량으로 안정성 확보가 용이하지만 고유치 분포율이 큰 경우 수렴 속도가 늦어지고

탭수에 비례하는 연산량을 가지므로 음향 반향처럼 긴 탭수를 가진 경우 실시간 구현에 많은 제약이 받게된다.

이러한 단점을 해결하기 위한 방법으로 MDF를 이용한 적응 알고리즘을 들 수 있다. 이 알고리즘은 블록 수의 감소로 필터가 갱신에 필요한 시간을 줄일 수 있지만 매 블록마다 FFT가 필요하므로 이 방법 역시 차수가 늘어날 경우 연산량이 크게 증가한다는 단점이 있다.

연산량과 수렴성능 문제를 동시에 만족시킬 수 있는 방법으로 웨이블릿을 이용한 적응필터를 들 수 있다. 일반적으로 웨이블릿의 연산량은  $O(mN)$ 에 비례한다. 여기서  $m$ 는 웨이블릿 필터의 차수이고  $N$ 는 적응 필터 차수이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 웨이블릿의 특징 및 구조를 기술한다. 3장에서는 컴퓨터 모의실험을 통하여 본 논문에서 사용한 방법과 기존의 방법들과의 성능을 비교·분석하고 4장에서 결론을 맺는다

### 2. 웨이블릿 적응필터를 이용한 반향제거

웨이블릿은 시간·주파수 영역의 index를 동시에 나타낼 수 있으며, 일종의 필터뱅크 개념으로 널리 사용되고 있다.

#### 2.1 Discrete orthogonal wavelet transform

웨이블릿은 시간·주파수의 곱의 형태로 이루어진 새로운 개념의 기저 함수이다. 일반적으로 말할 때 시간·주파수 영역이라 하지 않고 팽창(dilate) & 전이(translates) 이라고 한다. 여기서 웨

이블렛 계수는 dyadic 서브밴드 트리 구조를 이용하여 얻어지며 변환 매트릭스를 만들어 낸다. 이 구조는 일종의 필터뱅크개념으로 볼 수 있다.

웨이블렛 변환과 유사한 개념으로 푸리에 변환을 들 수 있는데 푸리에 변환은 동일한 밴드를 사용하고 시간과 주파수의 정보의 한가지만 나타내지만 웨이블렛은 정보를 다 지니고 있는 특성을 지니고 있다.

신호  $x(t)$ 를 웨이블렛 변환 공식에 의하여 표현해 보면 식 (1)과 같다.

$$x(t) = \sum_{j,k} \sqrt{2^j} x_{j,k} W(2^j t - k) \quad (1)$$

여기서,  $W(t)$ 는 단일 웨이블렛(single Wavelet)이고  $j, k$ 는 각각 팽창, 전이를 나타내는 두 개의 계수 벡터이다.

$$W(\omega) = H_1\left(e^{j\frac{\omega}{2}}\right)\phi\left(\frac{\omega}{2}\right) \quad (2)$$

$$\phi(\omega) = \prod_{k=1}^{\infty} H_0\left(e^{j\frac{\omega}{2^k}}\right) \quad (3)$$

여기서  $\phi(\omega)$ 는 스케일 함수(scaling function)이고,  $H_0(z), H_1(z)$ 는 2-band FIR QMF(quadrature mirror filter)뱅크를 나타낸다. 또한 웨이블렛 계수는 웨이블렛 필터로부터 얻을 수 있다.

DWT(discrete-wavelet-transform)의 계수들은 직교 선형 변환으로 표현되며, 각각의 환형 서브 블럭 행렬로 이루어졌다.

더 나아가서 신호 처리 응용분야의 다해상도 분야에서 직교특성을 갖는 웨이블렛을 많이 이용되고 있다.

예를 들어  $8 \times 8$ 차 웨이블렛 변환 행렬은 2-밴드로 이루어져 각각 저역 통과 필터와 고역 통과 필터로 나눌 수 있다. 여기서 각 필터계수는 식 (4), 식 (5)와 같이 정의 할수 있다.

$$W_l = (c_0, c_1, c_2, c_3) \quad (4)$$

$$W_h = (c_3, -c_2, c_1, -c_0) \quad (5)$$

식 (5)는 식 (4)를 다시 QMF 고역 통과 필터를 사용하면 얻을 수 있다.

예를 들어, 서브밴드 트리 구조가 2-밴드인 경우의 직교 웨이블렛 행렬  $T_w$ 와 같다.

$$T_w = \begin{bmatrix} C_0 & C_1 & 0 & \cdots & 0 & C_2 & C_3 \\ C_2 & C_3 & C_0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & C_2 & \cdots & C_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & C_3 & C_0 & C_1 \\ C_3 & -C_2 & 0 & \cdots & 0 & C_1 & -C_0 \\ C_1 & -C_0 & C_3 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & C_1 & \cdots & -C_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -C_0 & C_3 & -C_2 \end{bmatrix}$$

## 2.2 Wavelet adaptive transform filter

시간  $n$ 에 대하여 입력 신호 벡터를 식 (7)과 같다.

$$X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T \quad (6)$$

식 (6)를 웨이블렛 변환을 적용하여 표현하면 식 (7)과 같다.

$$Z(n) = T_w X(n) \quad (7)$$

$$Z(n) = [Z'_h(0) \quad Z'_h(1)] \quad (8)$$

여기서  $Z(n)$ 는 새로운 웨이블렛 함수의 벡터값이며 2개의 밴드로 다시 나눌 수 있다. 본 논문에서 사용되는 모든 데이터는 실수라고 가정한다. 식 (7)과 식 (8)은 다음과 같은 의미를 갖는다.

$T_w$ : 직교 웨이블렛 변환 행렬

$Z_{h_i}^T(n)$ :  $i$  번째 서브필터의 출력값

$g(n)$ 은 적응 필터의 열 벡터이고, 행렬은 각각 적응 필터의 길이  $N$ 와 밴드의 수  $M$ 로 곱,  $M$  서브필터 안에는  $(N/M)$ 으로 나눈 만큼의 수가 들어 있다.

추정된 신호 및 추정 오차는 식 (9), 식 (10)과 같다.

$$y(n) = Z^T(n)g(n) \quad (9)$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (10)$$

각각의 서브밴드 적응필터의 계수 갱신식은 식 (11), (12), (13)과 같다.

$$g_{h_i}(n+1) = g_{h_i}(n) + 2 \frac{\alpha}{\sigma_{h_i}^2(n)} e(n) Z_{h_i}^T(n) \quad (11)$$

$; i = 0, 1, \dots, M-1$

$$\sigma_{h_i}^2(n) = \sigma_{h_i}^2(n-1) + (1-\rho) \|Z_{h_i}^2(n)\|^2 \quad (12)$$

$$\|Z_{h_i}^2(n)\| = z_{h_i}^2(n) + z_{h_i}^2(n-1) + \dots + z_{h_i}^2(n - \frac{N}{M} + 1) \quad (13)$$

여기서  $\alpha, \rho$ 은 1보다 적은 양의 정수이다.

## 3. 모의 실험 및 결과

### 3.1 실험 모의 실험 환경

모의실험을 위해 사용한 입력신호는 유색신호와 실제 음성신호를 사용하였다. 고유치 분포율( $\chi$ )이 적응필터의 수렴속도에 미치는 영향을 알아보기 위해 다음과 같이 각각 325.4와 10000의 고유치 분포율을 갖는 유색신호를 얻기 위해 백색 가우시안 잡음을 다음과 같은 AR 필터통과하여 사용하였다.

$$A_1(z) = \frac{0.1}{1 - 0.9z^{-1}} \quad (14)$$

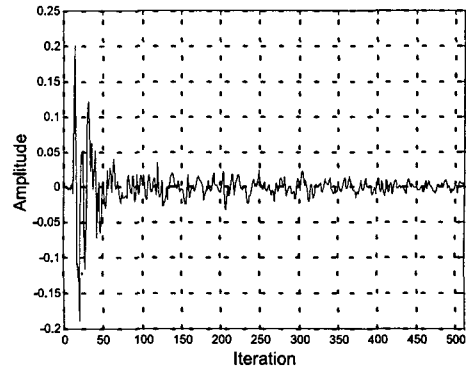
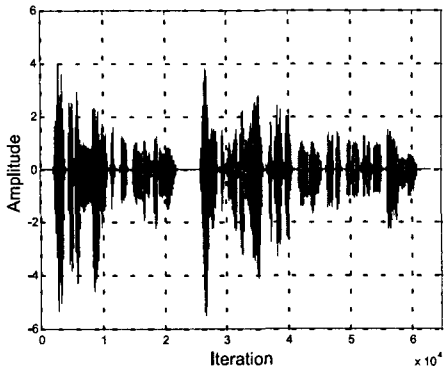


그림 2. 이산응답 신호

$$A_2(z) = \frac{1}{1 - 0.95z^{-1} - 0.91z^{-2} - 0.09z^{-3} - 0.5z^{-4}} \quad (15)$$

또한 음성 신호는 “대학가라는 말은 여느 시중의 거리와 차별화된 풍속도를 지니고 있어야 한다.”를 8kHz로 샘플링하여 취득하였다.

미지의 시스템인 반향 경로는  $8m \times 8m \times 2m$  크기의 실험실에서 측정한 그림 2와 같은 512개의 충격응답을 갖는 데이터를 사용하였다. 이상 응답 신호는 SNR이 50dB가 되도록 가산성 백색 가우시안 잡음(AWGN),  $v(n)$ 을 첨가하여 얻었다. 적응 알고리즘은 LMS 알고리즘, MDF 알고리즘, 그리고 웨이블릿 적응 알고리즘을 사용하였다. 성능을 평가하기 위해 입력 신호가 유색 잡음인 경우에는 식 (16)과 같은 MSE곡선을 사용했으며, 음성 신호일 경우에는 식 (17)과 같은 ERLE(echo return loss enhancement)곡선을 사용했다.

$$MSE(n) = 10 \log [E[e^2(n)]] \quad [dB] \quad (16)$$

$$ERLE(n) = 10 \log \left[ \frac{\sum_{i=0}^{M-1} [d^2(n-i)]}{\sum_{i=0}^{M-1} [e^2(n-i)]} \right] \quad [dB] \quad (17)$$

그림 3과 그림 4는 고유치 분포율이 각각 324.5와 10000인 경우의 MSE 곡선을 나타낸 것이다. 그림 3은 차수를 128로 하였고 LMS는 30dB에서 수렴을 하였고 MDF의 지연은 8로 하여 18dB에서 수렴을 하였으며 WLMS는 LMS와 비슷하게 30dB에서 수렴을 하였다. 여기서 WLMS에 사용한 웨이블릿 함수는 daubechies 웨이블릿 함수를 사용하였다. 그림 4는 차수를 512로 하여 SNR는 30으로 하여 실험을 했으며 MDF는 12dB에서 수렴하는 반면에 LMS는 20dB에서 수렴을 하였다. WLMS는 512샘플에서 30dB에서 수렴을 하였다. 여기에서도 WLMS에서는 daubechies 웨이블릿 함수를 사용하였다.

그림 5는 음성 신호를 사용하여 ERLE의 곡선을 나타낸 것이다. 차수를 512로 하여 ERLE을 구했는데 5dB 정도의 향상을 되었다. 그림 6은 본 논문에서 사용하는 전체적인 블록도를 도시화하였다. 또한 웨이블릿 적응 행렬구조로는 다이디스 서브 트리 구조를 사용하여 2 밴드로 하여 웨이블릿 행렬로 사용하였다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 직교특성을 웨이블릿 함수를 이용하여 음향 반향 제거를 하였다. 일반적으로 LMS 알고리즘은 간단하지만 그에 반하여 탭수가 길어지는 단점이 있다. MDF 이용한 적응 알고리즘은 블록으로 인한 수렴속도를 향상해 주지만 FFT의 연산으로 인하여 연산량이 증가한다. 이에 반하여 WLMS은 같은 동일 차수시 LMS, MDF의 알고리즘에 비하여 빠른 수렴 성능을 보였다. 고유치 분포율이 낮을때는 LMS와 비슷하게 수렴 성능을 보였으나 고유치 분포율이 큰 경우에는 MDF와 LMS에 대해서 10dB 정도 향상되었다. 또한 음성 신호에서도 6dB 정도 향상됨을 되었다.

향후 과제로는 본 논문에서 사용한 웨이블릿 적응 행렬 구조로 다이디스 서브밴드 트리 구조를 사용하였다. 여기에서는 단지 2 밴드로 하여 모의 실험을 하였으나  $M$ -밴드와  $L$ -레벨에 따른 음향 반향 제거에 성능 분석과 그에 따른 이론의 정립이 필요할 것이다.

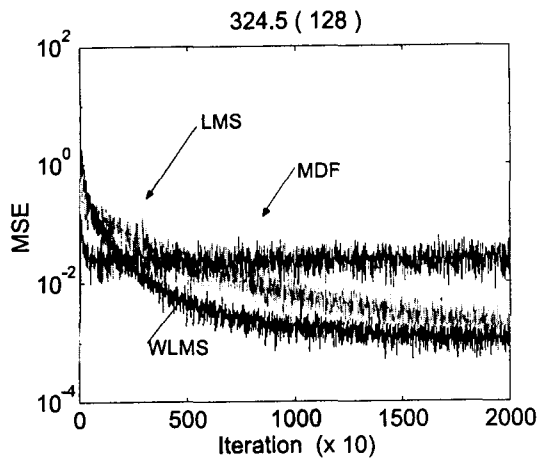


그림 3. 유색 신호 일때의 MSE 곡선 ( $\lambda=324.5$ )

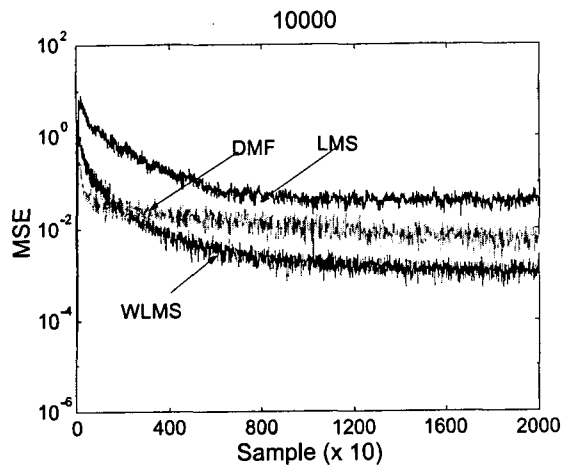


그림 4. 유색 신호에서의 MSE 곡선 ( $\lambda=10000$ ) .

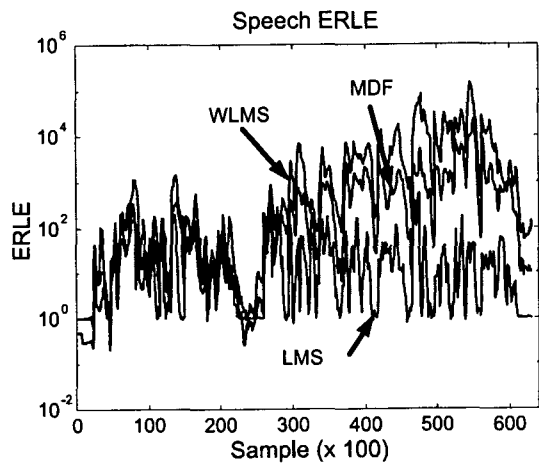


그림 5. 음성 신호일때의 ERLE

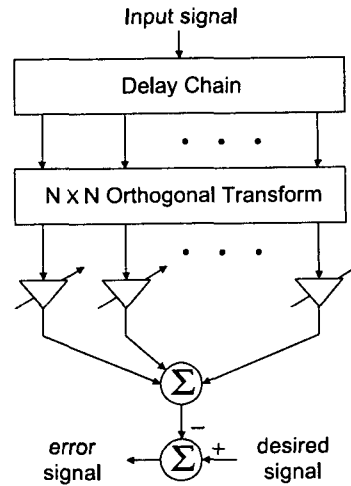


그림 6. 주파수 영역 적응 필터.

### 참고 문헌

- [1] E. J. Powers, "Adaptive filtering," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 32, no. 8, pp. 32-44, Aug. 1999.
- [2] K. J. Kim, "Acoustic echo cancellation," *Proc of IEEE*, vol. 49, no. 1, pp. 2-32, Jan. 1988.
- [3] S. S. Narayan, A. M. Peterson and M. J. Narashima, "Transform-Domain LMS Algorithm," *IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-31, no. 3, pp. 499-510, June 1986.
- [4] 천영호, 김성미, 백흥기, "MDF 구조를 이용한 음향 반향 제거." *신호처리종합학술대회 논문집*, vol. 11, no. 1, pp. 455-458, 1998년 10월.
- [5] S. Hosur and A. H. Tewfik, "Wavelet Transform Domain LMS Algorithm," *Proc. ICASSP-93*, pp. 508-510, April 1993, Minneapolis, Minnesota, USA.
- [6] L. Dang. "Wavelet Transform Adaptive Filtering". *Proceeding of the SPIE Conference, Signal Processing*, vol, 1994.
- [7] M. Doroslovacki and H. Fan. "Wavelet-based adaptive filtering". *In Proceeding of ICASSP, 1993*, Vol. 3, pp. 488-491, April 1993.
- [8] Chen Fengshi, "Wavelet Transform in signal Processing : Theory and Applications", *China Defense Industry Press*, 1998.
- [9] K. Murano, S. Unagami, and. F. Amano, "Echo Cancellation and Applications," *IEEE Commun. Mag.* vol. 28, no.1, pp. 49-55, Jan. 1990.
- [10] ITU-T. Recommendation G.168, "Echo Cancellers," 1996.
- [11] P. P. Vaidyanathan, "Multirate Systems and Filter Banks". Englewood Cliffs, Nj : Prentic - Hall, 1993.