

NLMS-SUM Method LMS 결합 알고리즘을 적용한 웨이브렛 패킷 적응잡음제거기

정의정, 홍재근
경북대학교 전자전기공학부

Wavelet Packet Adaptive Noise Canceller with NLMS-SUM Method Combined Algorithm

Eui-Jung Jung and Jae-Keun Hong
Dept. of Electronics, Kyungpook National University
E-mail: euijung@palgong.kyungpook.ac.kr

Abstract

Adaptive noise canceller can extract the noise-removed speech in noisy speech signal by adapting the filter-coefficients to the background noise environment. A kind of LMS algorithm is one of the most popular adaptive algorithm for noise cancellation due to low complexity, good numerical property and the merit of easy implementation. However there is the matter of increasing misadjustment at voiced speech signal. Therefore the demanded speech signal may be extracted.

In this paper, we propose a fast and noise robust wavelet packet adaptive noise canceller with NLMS-SUM method LMS combined algorithm. That is, we decompose the frequency of noisy speech signal at the base of the proposed analysis tree structure. NLMS algorithm in low frequency band can efficiently eliminate the effect of the low frequency noise and SUM method LMS algorithm at each high frequency band can remove the high frequency noise. The proposed wavelet packet adaptive noise canceller is enhanced the more in SNR and according to Itakura-Saito(IS) distance, it is closer to the clean speech signal than any other previous adaptive noise canceller.

I. 서론

음성인식 시스템의 실용화가 활발해짐에 따라 주변 잡음에 의한 인식 시스템의 성능저하가 문제시되고

있다. 성능저하의 원인으로는 잡음환경에서의 화자의 발음이 조용한 환경에서와 다르고, 음성인식 시스템의 입력으로 잡음과 음성이 동시에 들어가기 때문에 음성 패턴이 기준패턴과 다른 형태를 지니기 때문이다. 즉, 정보를 담고 있는 신호와 잡음이 같이 존재하는 상황에서 원하는 신호만을 분리해내고 배경잡음을 감쇠시키는 일련의 전처리 작업은 음성 인식 시스템의 구현에 매우 중요한 역할을 하게 된다. 실제로 주변 잡음의 통계적 특성을 알 수 없고 주변 환경이 계속 변하기 때문에 결정된 최적의 잡음제거해를 구하기 어렵다. 따라서, 입력신호의 통계적 특성 변화와 주위 환경 변화에 따라 필터의 계수를 적응시키는 적응잡음 제거기에 대한 연구가 활발히 진행되어왔다.^[1-3] 최근에는 기준신호(reference input)의 전력과 추정오차신호의 전력의 합에 의해 정규화된 적응상수를 가지는 SUM method LMS 알고리즘이 제안되었다.^[5] 이 알고리즘은 적응상수가 기준신호의 전력과 추정오차신호의 전력의 합에 의해 정규화되어 있기 때문에 NLMS(normalized LMS) 알고리즘의 경우보다 정상상태에서 성능이 개선될 수 있다. 또한 NLMS 알고리즘이 기준신호의 전력으로 적응상수를 정규화함으로써 정상상태에서 기준신호에 의한 계수 오조정만 줄일 수 있는 반면 SUM method LMS 알고리즘은 주신호에 의한 계수 오조정까지도 줄일 수 있는 장점이 있다. 따라서, 본 논문에서는 웨이브렛 패킷 변환^[4]을 이용하여 제안된 해서 구조로 잡음이 섞인 음성신호의 주파수축 분할을 수행한 후 잡음에 의한 오염이 약하고 에너지가 큰 저주파 구간에 대해 NLMS 알고리즘을 적용시켜 저주파 잡음의 영향을 효과적으로 제거시키고, 잡음에 의한 오염이 심한 고주파 구간에 대해서는 웨이브렛 패킷 전분해를 통한 등분할 후 각 대역별로 SUM method LMS

알고리즘을 적용하여 고주파 잡음을 제거하면서 주신호와 기준신호에 의한 오조정을 효과적으로 감소시켰다.

II. 적응잡음제거기와 적응알고리즘

적응잡음제거기의 기본 구조는 그림 1과 같이 두개의 센서를 통해 기준신호(reference input)와 주신호(primary input)를 입력한다.

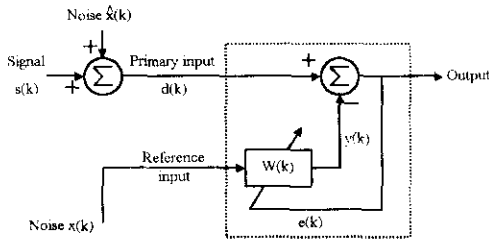


그림 1. 적응잡음제거기(adaptive noise canceller)

시스템의 출력을 적응필터로 변환시켜 적응알고리즘을 통해 전체 시스템의 추정오차 $e(k)$ 의 에너지 $E[e^2(k)]$ 가 최소가 되도록 적응필터계수 $w(k)$ 를 변화시킴으로써 주신호에 포함되어 있는 잡음의 영향을 제거하는 것이다. 정상상태에서 $y(k)$ 는 $\hat{x}(k)$ 를 근사적으로 추정하게 되고 적응잡음제거기는 $s(k)$ 에 근사한 $e(k)$ 를 출력하게 된다. 따라서 적응필터계수 $w(k)$ 는 주로 $s(k)$ 에 의해 적응이 되고 음성의 에너지가 큰 유성음 구간에서 필터계수 오조정이 키지게 되어 얻고자하는 음성에 손상이 생기게 된다.

1. NLMS 알고리즘

NLMS 알고리즘은 수렴속도가 빠르고, 적응상수를 기준신호의 전력으로 정규화함으로써 일반적으로 정상상태에서 기준신호에 의한 계수 오조정은 줄어드나 주신호에 의한 계수 오조정은 여전히 남아있게 된다. NLMS 알고리즘은 수식 (1)과 같이 표현된다.

$$w(k+1) = w(k) + \frac{\mu e(k)}{\rho(k)} x(k) \quad (1)$$

$$\text{where } \rho(k) = \delta + \|x(k)\|^2, \quad 0 < \mu < 2$$

2. SUM method LMS 알고리즘

SUM method LMS 알고리즘은 기준신호의 전력과 주신호의 전력의 합으로 적응상수를 정규화함으로써 NLMS보다 적응상수의 값이 훨씬 작게 되어 정상상태에서의 성능은 개선될 수 있고 기준신호와 주신호에 의한 계수 오조정을 효과적으로 감소시킬 수 있다. 알고리즘은 수식 (2)와 같다.

$$w(k+1) = w(k) + 2\mu_s e(k)x(k)$$

$$\text{where } \mu_s = \frac{\alpha}{L(\|x(k)\|^2 + \|e(k)\|^2)} \quad (2)$$

α ; constant, L ; filterlength

III. 웨이브렛변환과 웨이브렛패킷변환

1. 웨이브렛 변환

웨이브렛 해석은 1960년 J. Morlet이 지진과연구에서 신호의 불연속 성분을 추출하고 해석하는 방법으로 비직교(nonorthogonal)형태의 변조된 가우스 기저 웨이브렛(basis wavelet)을 사용한 데에서 비롯되었다. 이후 이공학 분야에서 광범위한 연구가 이뤄졌으며, 최근 웨이브렛 변환의 시간-주파수 국부성은 통계적 특성을 모르거나 시간적으로 예측하기 힘든 비정상(nonstationary)상태의 신호해석에 매우 유용한 것으로 밝혀졌다. 일반적으로 많은 신호들이 저주파 대역에 상대적으로 중요한 정보를 포함하고 있다는 점에서 훌륭한 신호 해석 방법이 될 수 있다.

연속 웨이브렛 변환(continuous wavelet transform)은 수식 (3)과 같다.

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int x(t) \Phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3)$$

$$= \langle x(t), \Phi_{a,b}(t) \rangle$$

여기서, $\Phi_{a,b}(t)$ 는 기저 웨이브렛, a 는 스케일 파라미터, b 는 이동시간, $\sqrt{|a|}$ 은 정규화 에너지 인자이다. 전형적인 기저 웨이브렛 $\Phi_{a,b}(t)$ 는 중심주파수 f_0 를 가운데로 하는 내역통과필터이다. a 는 $\Phi_{a,b}(t)$ 를 이완(dilation), 압축(contraction)시키는 데 쓰이며, 이러한 스케일 개념은 시간-주파수 영역의 가역성 때문에 웨이브렛 변환의 핵심이 된다. 따라서

웨이브렛 변환 해석시 고주파 영역에서는 짧은 창함수를 사용하여 시간 해상도를 좋게 하고, 저주파 영역에서는 긴 창함수를 사용하여 주파수 해상도를 좋게 할 수 있다. 연속 웨이브렛 변환은 스케일 함수의 개수가 무한대라는 비실용적인 단점이 있으므로 이를 해결하기 위해 수식 (4)를 이용하여 (a, b) 를 이산화한다.

$$a = a_0^m, b = nb_0 a_0^m \quad (m, n) \in Z^2, a_0 > 1, b_0 > 1$$

$$\Phi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \Phi(a_0^{-m} t - nb_0). \quad (4)$$

따라서, 이산 웨이브렛 변환은 수식 (5)과 같이 표현된다.

$$d_{m,n} = \int x(t) \Phi_{m,n}^*(t) dt$$

$$= a_0^{-m/2} \int x(t) \Phi^*(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (5)$$

2. 웨이브렛 패킷 변환

웨이브렛 패킷 변환은 이산함수에 대한 정규 직교 기저의 집합을 제공함으로써 신호의 다차원 분해를 통한 일반성을 제시하고 있다. 신호의 주파수 해석에 있어서 저주파대역뿐만 아니라 고주파대역 역시 QMF (quadrature mirror filter)를 통한 연속적인 분할을 수행함으로써 신호의 처리목적과 주파수 특성에 알맞는 최적의 기저를 찾아낼 수 있다. 일반적으로 구성이 가능한 모든 부대역 트리 가운데 최적의 기저를 찾아내기 위해서 rate-distortion function과 entropy를 이용하는 방법이 주로 사용되고 있으며 그 과정은 다음과 같다.

- ① 특정 단계까지 성장된 트리의 각 노드에 대해 cost를 계산한다.
- ② Bottom-up 방식으로 하위 2개의 자노드 cost 합이 모노드 cost와 비교하여 작으면 모노드 cost를 자노드 cost 합으로 대체하고, 크면 자노드를 전지시킨다.
- ③ ②의 과정을 근(root)까지 반복 수행한다.

IV. 제안한 적응잡음제거기

잡음이 섞인 음성신호를 웨이브렛 패킷 변환을 이용

하여 그림 2에 나타난 제안된 해석 구조로 주파수축 분할을 수행한 후 그림 3과 같이 저주파대역에 대해서 NLMS 알고리즘을 이용하여 저주파 잡음의 영향을 효과적으로 제거하고, 고주파 대역에 대해서는 고주파 잡음제거에 우수한 효과를 나타내는 SUM method LMS 알고리즘을 적용한다.

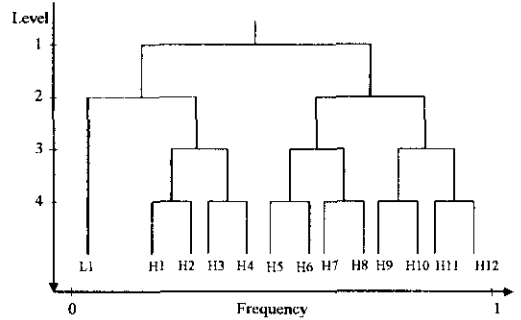


그림 2. 제안된 해석 트리 구조

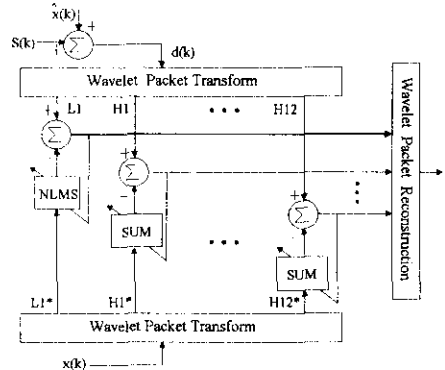


그림 3. 제안된 적응잡음제거기 구조

V. 실험 및 고찰

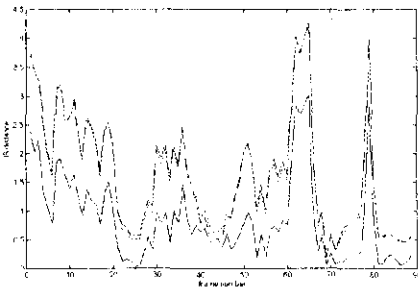
1. 실험 데이터 및 시스템 구조

실험에 사용된 데이터는 “음성신호처리”라고 발음한 여성화자의 음성으로 12kHz로 표본화하였다. 기준신호로는 백색 가우스 잡음을 사용하였으며, 임의의 잡음 경로를 통해 주 입력 센서에 음성신호와 함께 들어가게 된다. 잡음경로로는 단일극점을 갖는 필터를 사용하였고 필터의 계수는 임의의 값을 선택하였다. 신호의 다차원 분해를 위해 4개의 탭(tap)을 가지는 다우베치(Daubechies) 웨이브렛 함수를 사용하여 그림 2와

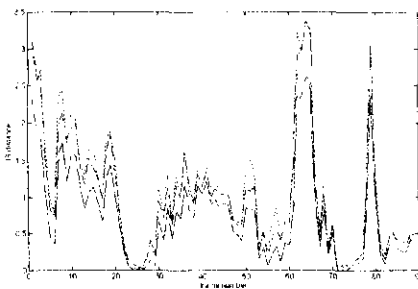
같이 4단계의 부대역으로 분해한 후, 그림 3의 제안된 적응잡음제거기와 같이 약 3kHz 이하 저주파 구간에 대해 NLMS 알고리즘을 적용시키고, 그 이상의 고주파 구간에 대해서는 각각의 등분할 대역에 SUM method LMS 알고리즘을 적용하였다. 이때 적응필터의 차수는 20차로 설정하였다.

2. 실험결과 및 성능평가

제안한 방법의 성능평가를 위해 시간영역(T), 웨이브렛 영역(W), 제안한 구조(P), 제안한 구조의 각 대역에 NLMS 알고리즘을 모두 동일하게 적용시킨 경우(N), 제안한 구조의 각 대역에 SUM method LMS 알고리즘을 모두 동일하게 적용시킨 경우(S), 제안한 구조 가운데 저주파 대역에 대해 아무 처리도 하지 않은 구조(P-W)에 대해 Itakura-Saito(IS) 거리를, SNR을 척도로 비교 실험하였다.



(a) 실선: P-W, 점선: W, 파선: T



(b) 실선: P, 점선: N, 파선: S

그림 4. 원 음성신호와 추정신호사이의 Itakura-Saito(IS) 거리

표 1. 신호 대 잡음비(SNR) 비교

IN	T	W	P	N	S	P-W
10 dB	17.1 dB	14.5 dB	19.9 dB	15.3 dB	15.6 dB	15.5 dB
20 dB	24.6 dB	23.0 dB	27.2 dB	24.7 dB	25.5 dB	24.0 dB

그림 4의 IS 거리 비교를 통해 제안한 방법으로 추정된 음성신호가 기존의 여러 방법에 비해 원 음성신호에 더욱 근사하다는 것을 확인할 수 있으며, 표 1의 SNR 비교를 통해서도 제안한 방법이 다른 방법에 비해 SNR 향상 정도가 더 크다는 것을 알 수 있다.

VI. 결론

적용잡음제거기의 출력신호는 수신호에 포함된 음성신호의 유성음 구간에서 적응필터계수 오조정이 커지는 문제가 있다. 따라서 본 논문에서는 웨이브렛 패킷 변환을 이용하여 잡음이 섞인 음성신호의 주파수축 분할을 달리한 후, 음성에 관한 정보를 많이 가지고 있으며 에너지가 큰 3kHz 이하 저주파 구간에 대해 NLMS 알고리즘을 적용하고, 잡음과의 연관성이 큰 3kHz 이상의 고주파 구간에 대해서는 웨이브렛 전분해를 통한 등분할 후 각 대역별로 SUM method LMS 알고리즘을 수행하였다. IS 거리, SNR을 통해 성능을 평가해 본 결과, 기존의 여러 방법에 비해 향상된 성능의 적응잡음제거기를 구현할 수 있었다.

VII. 참고문헌

- [1] Marvin and R. Sambur, "Adaptive noise cancelling for speech signals", *IEEE Trans. on ASSP*, Vol. 26, NO. 5, Oct. 1978.
- [2] S. Haykin, *Adaptive filter theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1990.
- [3] S. Hosur and A. H. Tewfik, "Wavelet transform domain LMS algorithm", *proc. IEEE ICASSP*, Minneapolis, MN, Apr. 1993.
- [4] R. R. Coifman and M. Wickerhauser, "Entropy-based algorithm for best basis selection", *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 38, Mar. 1992.
- [5] J. E. Greenberg, "Improved design of microphone array hearing aids", *Ph. D. Thesis, Mass. Inst. of Technol.*, Cambridge, MA, Sep. 1994.