

# 웨이브렛 변환을 이용한 DCT 적응 서브 밴드 필터 알고리즘

## A DCT Adaptive Subband Filter Algorithm Using Wavelet Transform

김 선 웅\*, 김 성 환\*  
Seon Woong Kim\*, Sung Hwan Kim\*

### 요 약

적응 LMS 알고리즘은 그 구조적 간결성으로 인해 많은 분야에서 활용되어 오고 있다. 이 논문에서는 입력 신호를 임의의 대역폭을 가진 서브밴드로 분할하여 처리한다. 각 서브밴드에서 신호의 동적범위가 줄어들 수 있으며 각 대역에서 독립적으로 수행되는 적응 필터링은 이로 인해 기존의 LMS 필터링보다 빠른 수렴 속도를 얻을 수 있다. 각 대역에서의 적응 필터링은 DCT 변환을 이용하여 입력 신호의 백색화후 수행되며 이에 따라 백입력 공분산 행렬의 고유치 분포율이 작아져 빠른 수렴 속도를 얻게 된다. 최종적으로, 각 서브밴드에서 필터링된 출력 신호는 전 대역에 걸쳐 주파수 성분을 가지도록 합성 과정을 거쳐야 한다. 이 과정에서 웨이브렛 필터 뱅크는 스펙트럼 상에 간섭이 없는 완벽한 신호 복원을 가능하게 한다. 전산 모의 실험에서 가산성 백색 잡음이 가해진 음성 신호 입력의 경우 제안된 알고리즘은 신호대 잡음비가 높아질수록 기존의 정규화 LMS(normalized LMS)보다 우수한 성능을 보였다.

### ABSTRACT

Adaptive LMS algorithm has been used in many application areas due to its low complexity. In this paper input signal is transformed into the subbands with arbitrary bandwidth. In each subbands the dynamic range can be reduced, so that the independent filtering in each subbands has faster convergence rate than the full band system. The DCT transform domain LMS adaptive filtering has the whitening effect of input signal at each bands. This leads the convergence rate to very high speed owing to the decrease of eigen value spread

Finally, the filtered signals in each subbands are synthesized for the output signal to have full frequency components. In this procedure wavelet filter bank guarantees the perfect reconstruction of signal without any interspectra interference. In simulation for the case of speech signal added additive white gaussian noise, the suggested algorithm shows better performance than that of conventional NLMS algorithm at high SNR.

### I. 서 론

적응 필터 알고리즘에서 LMS(least mean square) 알고리즘의 가장 중요한 특성중 하나가 구조적 간결성이다. 이러한 특성때문에 LMS 알고리즘이 현재 여러 분야에서 널리 사용되고 있다<sup>[1]</sup>. 이렇게 구조의 간결성으로 인해 구현이 용이한 LMS 알고리즘은 경우에 따라 수렴 특성이 열화되는 경우가 있는데 이에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 적응 라인 인헨서 알고리즘에서 빠른 수

렴 특성을 얻기 위한 방법으로 M. J. NARASIMA는 DCT<sup>[2]</sup>(discrete cosine transform)변환을 기초로 한 알고리즘을 사용하였으며 입력 신호의 백색화 효과로 매우 향상된 성능을 얻었다. 실시간 신호 추정을 위한 적응 알고리즘으로는 LMS 형태가 일반적으로 사용되며 적응 등화기(equalizer) 또는 자료 전송을 위한 적응 반향 제거(echo cancellation)등의 응용에 좋은 성능을 보이나 음성 반향 제거 등의 응용 분야에 있어서는 기존의 알고리즘들의 성능 저하를 야기시키는 문제들을 발생시킨다. 적응 transversal 필터 구조는 고유치 분포율이 큰 환경에서 수렴 속도가 저하되는 특성을 보이며 필터 차수의 증가에 따른 계산량의 증가로 실시간 처리에 적합하지

\*서울시립대학교 전자공학과  
Dept. of Electronics, Seoul City Univ.  
접수일자: 1995년 11월 27일

를 제공한다. 이 알고리즘은 계산의 용이성을 위해 시스템 전 단계에 적용되는데, 저주파 대역의 신호를 분석하는 주파수 대역은 정실적 신호 처리에 적합하고, 고주파 대역의 신호는 동적(dynamic range)이 큰 신호가 많이 포함되어 있다.

본 논문에서는 웨이브렛 변환을 이용한 신호의 대역 분석으로 DCT에 적용된 적응 필터링을 위상변조 비정상성(nonstationary) 환경에서 높은 수렴 속도를 가지며 계산량을 줄여 실시간 처리에 적합한 WDCTLSM(wavelet transform domain DCT LMS) 알고리즘을 제안하였다. 또한 대역 분할 구조가 가지는 합성단에서의 대역 간섭 현상을 완전히 제거할 수 있는 웨이브렛 필터뱅크를 사용함으로써 이론적으로 완전히 제거할 수 있도록 하였다. 또한 고주파로 백색 잡음 입력시 출력의 주파수 특성이 선 대역에 걸쳐 균형을 보였다.

## II. 웨이브렛 변환 평면에서의 DCT 적응 서브밴드 필터의 제안

### 1. 웨이브렛 변환

신호 처리 측면에서 웨이브렛 변환은 기존의 short time Fourier transform(STFT) 또는 Garbor 변환에 대한 대안이다. 국부 주파수(local frequency)[5]의 개념을 도입한 STFT에서는 신호관측창(window)의 길이가 고정되어 역시 일정한 시간 영역 분해능과 주파수 영역 분해능을 제공하는 반면 웨이브렛 변환에서는 분석 창이 신호의 주파수 대역에 따라 상대적인 대역폭을 가지게 되어 시간-대역폭 곱 관계 내에서 시간-주파수 분해능을 조절할 수 있다. 이런 개념의 분석은 신호가 짧은 기간을 가지는 고주파 성분과 상대적으로 긴 기간을 가지는 저주파 성분이 합성된 특성을 가질 때 고주파 대역에 시간 분해능이 높은 창을 저주파 대역에 주파수 분해능이 높은 창을 각각 할당함으로써 최적의 분석으로 접근할 수 있다. 여기서 각각의 창은 웨이브렛 집합의 원소들로서 웨이브렛 변환의 기저 함수(basis function)가 되고 스케일링(scaling)과 병진(translation)에 대해 직교성(orthogonality)을 가진다<sup>6)</sup>.

다음 식 (1)에 웨이브렛 기저 방정식을 나타내었다.

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_n h_1(n) \phi(2t-n) \quad (1)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_n h_0(n) \phi(2t-n)$$

여기서,  $\{h_0\}, \{h_1\}$ 는 interscale 계수 집합으로 정의하며 각각 2-band PR QMF(perfect reconstruction quadrature mirror filter)의 저역과 고역 통과 필터 임펄스 응답에 해당한다.

임의의 함수  $f(t)$ 는 웨이브렛 함수  $\psi$ 와 스케일링 함수

$\phi$ 의 방정식의 중첩으로 표현될 수 있으며 기저 웨이브렛 방정식에 대입하여 스케일링 함수와 웨이브렛 계수는 상응하며 단계의 스케일링 함수에 대한 무차의 결과로 얻어진다. 이 계수 집합  $\{h(n)\}, \{h_1(n)\}$ 과 각각 원점부

에  $\{d_1(n)\}$  및  $\{d_2(n)\}$ 로 downsampling하여 얻어진다. 웨이브렛 변환을 이와 같이 필터링과 간섭(extrapolation) 처리를 기본 단위로 하는 필터뱅크 구조로 되어 있다.

입력 신호는 상위에서 하위 단계로 순차적인 처리를 받게 되며 이 과정에서 분해능이 서로 다른 웨이브렛 함수에 대한 계수들이 결정된다. 분해된 신호는 낮은 분해능에서 얻어진 계수를 보간(interpolation)하고 필터링하여 위 단계 상위 분해능의 계수를 얻는 과정을 반복하여 원래의 신호로 복원될 수 있다. 이를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$C_{1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} \int f_1(t) \phi\left(\frac{t}{2} - n\right) dt$$

$$d_{1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \int f_1(t) \psi\left(\frac{t}{2} - n\right) dt$$

$$\begin{aligned} C(0, n) &= \sqrt{2} \sum_k C_{1,k} g_0(n-2k) \\ &+ \sqrt{2} \sum_k d_{1,k} g_1(n-2k) \end{aligned} \quad (2)$$

본 논문에서는 이 과정을 효율적으로 수행할 수 있는 이진 트리(dyadic tree) 알고리즘을 사용하였다<sup>7)</sup>. 그림 1은 웨이브렛 변환과 역변환의 과정을 나타낸 것이다.

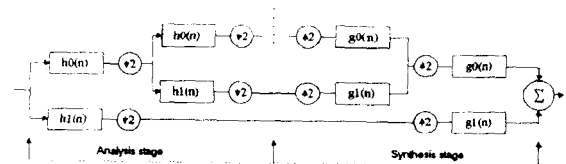


그림 1. 순방향과 역방향 웨이브렛 변환  
Fig 1. Forward and inverse wavelet transform

기저 웨이브렛 방정식을 만족하는 스케일링 함수 집합  $\{\phi_{m,n}(t)\}$ 가 주어질 스케일내에서 직교하기 위한 주파수 영역에서의 조건은 다음과 같다.

$$\sum_k |\Phi(\Omega + 2\pi k)|^2 = 1 \quad (3)$$

여기서,  $\Phi(\Omega)$ 는  $\phi(t)$ 의 푸리에 변환이고 다음과 같이 interscale 계수 집합의 푸리에 변환  $H_0(\omega)$ 의 무한 곱으로 표현될 수 있다.

$$\Phi(\Omega) = \Phi(0) \prod_k H_0\left(e^{j\frac{\Omega}{2^k}}\right) \quad (4)$$

이 식은 스케일링 함수가 interscale 계수 집합에 의해

정성함을 보여주는 것이며, 이는 unitary 조건에 대입하면 다음과 같은 interscale 계수 집합  $\{h_n\}$ 에 대한 조건을 얻을 수 있다.

$$|H_0(e^{j\omega})|^2 + |H_1(e^{j\omega})|^2 = 1 \quad (5)$$

상응하는 웨이브렛 함수의 직교 조건은 다음과 같다.

$$|H_0(e^{j\omega})|^2 + |H_1(e^{j(\omega+\pi)})|^2 = 1 \quad (6)$$

유도된 조건들은 각각 2 band PR QMF의 저역 통과 필터와 고역 통과 필터에 대한 성립 조건과 동일하다. 그러므로 직교 웨이브렛 기저 함수는 2-band PR QMF bank를 의미한다. 즉, 전달 함수  $H_0(z)$ 와  $H_1(z)$ 는 대역을 서로 반씩 나누어 갖는 전력 상보쌍(power complement pair) 관계를 가지며  $G_0(z)$ 는  $H_1(z)$ 의 mirror이고  $G_1(z)$ 는  $H_0(z)$ 의 mirror가 된다. 이러한 구조의 2-band PR QMF에서 완전 재구성을 위한 interscale 계수 집합  $\{h_n\}$ 의 조건은 시간축에서 다음과 같이 주어진다.

$$\rho(2n) = \sum_{k=0}^{N-1} h_0(k)h_0(k+2n) = \delta_n \quad (7)$$

이상의 조건을 만족하는 interscale 계수 집합  $\{h_n\}$ 은 이산 나향식 변환을 위한 나향식 중에서 FIR 형태를 이용해 비교적 간단히 구할 수 있는 이항 hermit family<sup>15)</sup>를 이용하여 얻을 수 있다. 완전 재구성 조건  $\rho(2n) = \delta(n)$ 을 만족하는  $\theta_n$ 을 구하고 최소 위상(minimum phase) 특성을 갖는 이항 PR QMF 계수 집합  $\{h(n)\}$ 을 얻는다. 이렇게 얻은 이항 웨이브렛 필터는 대역 간섭이 없는 완전한 신호 복원이 가능한 성질을 갖게 되며 일반적인 M-band filter bank 구조에서 대역간의 간섭을 포함한 출력으로부터 대역 간섭항을 완전히 제거할 수 있는 재구성 필터 조건에도 부합된다. 그림 2에 서로 다른 분해능을 가지는 웨이브렛 함수를 나타내었고 그림 3에 각각의 주파수 특성을 보였다.

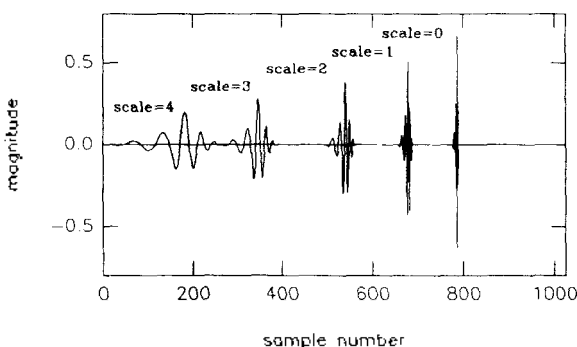


그림 2. 웨이브렛 함수 집합  
Fig. 2. Wavelet function set

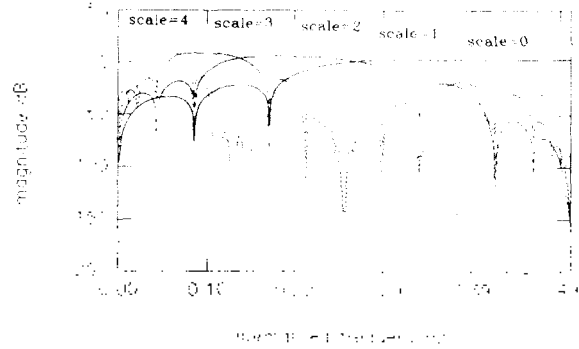


그림 3. 웨이브렛 함수들의 주파수 특성  
Fig. 3. Frequency responses of wavelet functions

## 2. 웨이브렛 변환을 이용한 DCT 서브 밴드 필터의 설계

디지털 신호 처리에 있어서 연속 신호는 저역 통과 필터를 기친 후 표본화(sampling)하여 사용되는 것이 일반적이다. 만약 저역 통과 필터의 차단 주파수가 표본화 주파수보다 상당히 작고 저지 대역에서의 이득이 충분히 작으면 표본화한 신호의 동작 범위가 작은 경우에도 표본화된 신호는 그 동작 범위가 커질 수 있다. 이러한 신호가 입력으로 사용되거나 음성신호처럼 동작 범위가 큰 신호를 처리할 때 웨이브렛 변환은 신호를 직교 대역으로 분해시켜 각 대역에서 동작 범위를 감소시킬 수 있다. 여기서 이산 웨이브렛 변환(DWT: discrete wavelet transform)은 dyadic tree-구조의 PR QMF bank를 가지는데 이 구조는 신호의 주파수 대역을 constant Q의 비균일한 대역폭으로 나누게 되며 각 대역은 서로 직교(orthogonal)하게 된다. 이 장에서 제안하려는 알고리즘이 가지는 구조와 그 특성은 다음과 같다.

### 2.1 웨이브렛 변환을 이용한 대역 분할

본 연구에서는 각각의 대역에서 DCT적용 필터링을 하고 웨이브렛 역변환을 거쳐 다시 합성하는 구조를 제안하였다. 필터 입력은 원신호(desired)와 기준(reference) 신호가 있으며 각각 웨이브렛 변환된다. 각 대역마다 수행되는 DCTLMS 필터링은 상응하는 대역의 웨이브렛 변환된 신호를 각각 원신호와 기준 신호로 사용한다. 각 대역에서 적용 필터링된 출력은 다시 전 대역의 주파수 성분을 가지는 단일 신호로 합성시켜야 하며 이 과정은 각 대역 출력 신호를 웨이브렛 역변환시켜 수행한다. 웨이브렛 변환이 가지는 다중 분해능 특성으로 인해 대역에 따라 출력되는 비율이 다르게 되는데 저주파 대역에서 고주파 대역으로 갈수록 비율이 높아진다. 이러한 특성은 각 서브 밴드 필터에서 처리해야 할 데이터의 수량을 감소시키게 되므로 입력 신호 백색화와 아울러 연산량을 감소시키는 주된 역할을 한다. 위에서 언급한 구조를 다음 그림 4에 나타내었다.

웨이브렛 변환에 의해 J개의 대역으로 분리된 신호는 서로 다른 분해능을 가지는 웨이브렛 함수들의 병진의

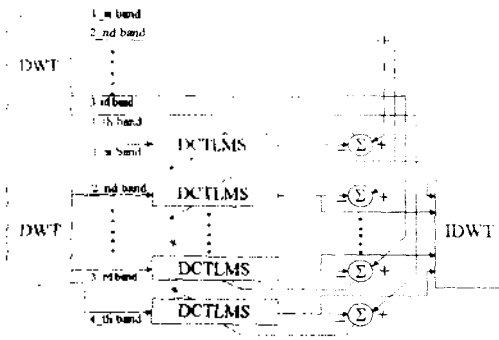


그림 4. WDCTLMS 알고리즘의 구조  
Fig 4. WDCTLMS algorithm structure

중첩으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_j = \sum_{l=b}^l c \sum_k a'_k g_{jk}(n) \quad (8)$$

여기서,  $g_{jk}$ 는  $j$ 번째 분해능을 가진 웨이브렛의 병진이고,  $a'_k$ 는 웨이브렛 계수이다.

웨이브렛 변환에 의해 분리된 각 대역의 신호는 해당 웨이브렛 함수의 병진의 중첩으로 나타낼 수 있다. 임의의  $j$ 번째 대역의 신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$U_j(n) = c \sum_k a'_k g_{jk}(n) \quad (9)$$

각 대역 신호들 사이에 공분산 행렬을 구하면 다음과 같은 정방 행렬을 얻을 수 있다.

$$R_{ij} = E[U_i U_j^T] \quad (10)$$

위 정방 행렬의  $i, j$ 번째 원소는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_{ij} = c^2 \sum_k \sum_l a'_i a'_l g_{ik}(n) g_{jl}(n) \quad (11)$$

여기서, 각 웨이브렛 함수는 병진과 스케일링에 관계없으므로 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$\langle g_{ik}(n), g_{jl}(n) \rangle = 0 \quad (12)$$

( $i \neq j$  또는  $k \neq l$ )

식 (13)을 식 (12)에 적용하면 공분산 행렬  $R$ 는 다음과 같은 대각 행렬이 된다.

$$R = \begin{bmatrix} c^2 \sum_k (a'_k)^2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & c^2 \sum_k (a'_k)^2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & c^2 \sum_k (a'_k)^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

이 결과는 웨이브렛 변환에 의해 분리된 각 대역 사이

에서 상호성이 성립함을 보여준다. 웨이브렛 변환에 의해 분해된 각 subband 신호는 상위 분해 필터 출력에 다시 반대역(half band) 필터링하고 2:1 down sampling하여 얻어지기 때문에 각 subband에서의 표본화 비율은 2 배씩 감소되고 출력 스펙트럼의 주파수 진 영역에 확장된다. 다음 그림 5은 내의 확장의 예로 백색 잡음 입력에 대한 웨이브렛 필터의 출력을 주파수 분석한 것이다. 입력 신호의  $(\pi/4, \pi/2)$  구간에 해당하는 대역의 신호가 웨이브렛 필터를 기질 후 그 스펙트럼이 전 주파수 대역으로 확장된 것을 나타낸 것이다.

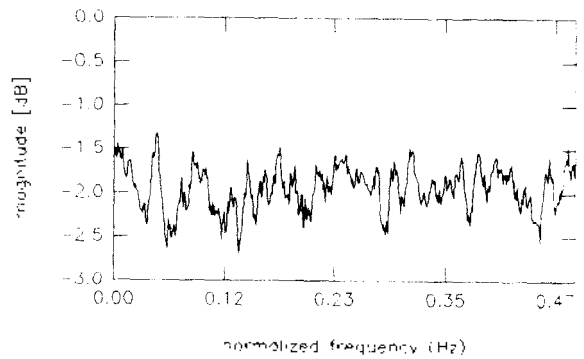


그림 5. 백색 잡음 입력시 웨이브렛 필터 출력  
Fig 5. Wavelet filter output to white noise

이는 웨이브렛 변환이 대역 분할과 함께 각각의 정규화 주파수에 대해 각 대역을 DC 레벨까지 부조시킴으로써 때문이다. 이는 고유치 분포율의 상한치인 전력 밀도(power spectral density)의 최대값과 최소값의 비를 줄이는 효과를 가진다. 고유치 분포율과 전력 밀도 분포율 사이의 관계를 다음에 나타내었다.

$$Eigenvalue \ spread \ \chi(R_i) = \frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} \leq \frac{S_{max}}{S_{min}}$$

$S_{max}$  : maximum PSD value

$S_{min}$  : minimum PSD value

### 2.2 웨이브렛 변환 평면에서의 DCT 적응 필터링

각 대역에서 DCT 적응 필터링은 해당 대역을  $N$ 개의 대역으로 나누고 독립적으로 수행되게 하였다. 웨이브렛 변환으로 입력을  $k$ 개의 대역으로 나누면 전체적으로  $kN$ 개의 대역 분할 효과를 갖는다. 다른  $N$ -point 직교 변환에서는  $\alpha N^2$ 의 계산량을 요구하는데 비해 DCT 적응 필터링에서 DCT 변환을 회귀적으로 계산함으로써 계산량을  $\beta N$ 으로 감소시킬 수 있었으며 DFT와 다르게 출력이 실수값을 가지므로 복소 연산을 하지 않는 이점이 있다. DCTLMS는 기준 신호를  $N$ 개의 서로 다른 중심 주파수를 가진 필터뱅크에 입력시켜 얻은 출력 벡터를 가중치 벡터와 내적시키고 오차를 구하여 가중치 벡터를 갱신시

차수(차수)에 되어 있다. 이러한 필터 매트 구조는 기존 필터 매트와 마찬가지로 고유치 분포율의 감소 효과를 가진다. 이득(이득)적으로 수렴 속도의 향상을 얻을 수 있음을 의미한다. DCT변환에 소요되는 연산량을 알고리즘 수행 시 상당한 부담이 될 수 있는데 이러한 문제점을 회귀적인(recursive) DCT변환 기법을 사용하여 효과를 얻을 수 있다. 본 논문에서 사용한 화기적 DCT 변환의 전달 함수는 다음에 나타내었다.

$$H_k(z) = \frac{(1+z^{-1})(1+(-1)^k z^{-1})}{1+2\cos(\frac{\pi}{N}k)z^{-1}+z^{-2}} \cos(\frac{\pi}{2N}k) \quad (14)$$

이 대역에서 DCT 적응 디지털 필터의 구조를 다음 그림 6에 나타내었다.

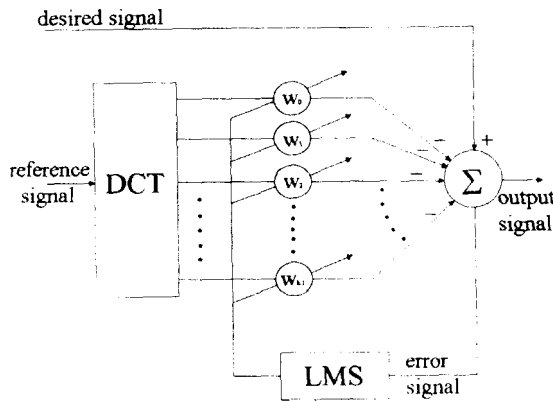


그림 6. DCT 적응 디지털 필터  
Fig. 6. DCT based adaptive digital filter

DCT 변환은 N point 입력 벡터  $X_n$ 을 다음과 같이 새로운 벡터  $Z_n$ 으로 바꾸어 준다.

$$Z_n = W X_n \quad (15)$$

여기서, W는 DCT 변환 행렬이다.

이제, W를 이용한 평정식(weight vector update equation)은 다음과 같이 된다.

$$W_{n+1} = W_n + 2\mu A^{-1} \varepsilon Z_n \quad (16)$$

가중치 벡터  $W_n$ 의 수렴 속도는 입력 벡터  $Z_n$ 에 대한 자기 상관행렬  $A^{-2} R_n$ 의 고유치 분포율(eigenvalue spread)에 따라 결정된다. 이 변환 공간에서의 공분산 행렬의 고유치 분포율의 상한값(upper bound)과 입력 신호에 대한 자기 상관 행렬  $R_n$ 의 고유치 분포율의 상한값 사이에 다음과 같은 관계를 얻을 수 있다.

$$W_{det} \leq W \leq W_{Ldet} \quad (17)$$

이 관계는 변환 공간에서의 적응 알고리즘의 수렴 속도가 서로 다른 빠른 수렴성을 얻을 수 있음을 의미한다.

### III. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 연구에서 제안한 WDCTLMS 알고리즘의 입력으로 에너지가 특정 주파수 대역에 집중되고 고유치 분포율이 큰 음성 신호를 8KHz로 A/D 변환하여 입력 신호로 사용하였고 기존의 LMS 알고리즘, DCTLMS 알고리즘과 비교하였다. 잡음으로서 백색 가우시안 잡음(white gaussian noise)을 발생시켜 표본된 음성신호와 중첩시켜 SNR(signal to noise ratio)별로 실험 데이터를 얻었다. 음성 신호는 그 통계적 특성이 비정상적이고 동적 범위가 커서 일반적인 LMS 알고리즘이 추정하는데 여러 가지 문제점들이 일어나는 것으로 알려져 있다. 본 논문에서는 이러한 신호 처리를 대상으로 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘의 수행에 요구되는 연산량과 학습 곡선의 수렴 속도를 비교하였고 제안한 알고리즘의 대역 간섭 제거 효과를 보였다. 수행 시간은 각 알고리즘의 차수에 비례하는 것으로, 본 연구에서 각 알고리즘이 낮은 SNR에서 거의 동일한 성능을 가지도록 필터의 차수를 정하여 SNR에 따른 각 알고리즘의 성능을 비교하였다. 이에 따라 신호대 잡음비가 5dB에서 같은 성능을 가지게 한 후 신호대 잡음 비를 높여가며 각각의 알고리즘의 성능을 비교하였으며 기존 LMS 알고리즘보다 더 적은 연산량으로 향상된 성능을 가짐을 보였다. 시평면 LMS 필터의 차수를 256차로 하였을 때 DCTLMS는 64차로 SNR 5dB에서 동일한 성능을 보였으며 WDCTLMS는 분할된 대역 수에 따라 필터 차수를 할당하였고 각 대역의 차수의 합이 DCTLMS의 차수와 같도록 하였다. 이에 따라 잡음의 시뮬레이션에서 각 알고리즘은 수행 시간이 일반 LMS를 기준으로 DCTLMS는 48% WDCTLMS는 68% 가량 절감된 상태에서 수행되었다. 본 논문에서 표본당 요구되는 부동 소수점 계산량을 다음에 나타내었고 NLMS(normalized LMS)의 연산량을 1.0으로 놓았을 때 각각의 알고리즘들의 연산량의 비율 표 1에 보였다.

표 1. NLMS, DCTLMS와 WDCTLMS 알고리즘의 연산량 비교.

Table 1. Computational requirement of NLMS, DCTLMS and WDCTLMS algorithm.

- Ls : 시평면 LMS의 차수
- Ldet : DCT의 차수
- Lw : 웨이브렛 필터 차수.
- Lwdet : 웨이브렛 변환 공간에서 사용된 DCT의 차수

알고리즘	NLMS	DCT 변환 LMS	wavelet 변환 LMS
연산량비	1.0	0.4132	0.2274
연산량	3Ls + 6	5Ldet	2Lw + 5Lwdet

웨이브렛 변환의 단위 필터 뱅크 구조는 2 band PR QMF이므로 이론적으로 합성단 출력에서 대역 경계 부근 간섭 현상이 없다. 이는 GQMF(generalized quadrature mirror filter) 뱅크에 간섭 제거를 위한 요구 조건을 웨이브렛 변환이 만족하기 때문이다. 다음 그림 7에 백색 잡음 입력시 WDCTLMS의 출력 오차 스펙트럼이 모든 대역에서 고르게 나타나고 있음을 나타내었다.

NLMS와 DCTLMS 그리고 WDCTLMS의 수렴 곡선을 그림 8에 나타내었다.

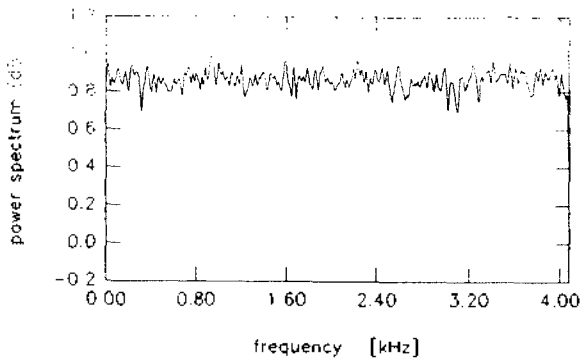


그림 7. 백색 잡음 입력시 WDCTLMS의 출력 오차 스펙트럼  
Fig 7. Output error power spectrum of WDCTLMS to white noise input

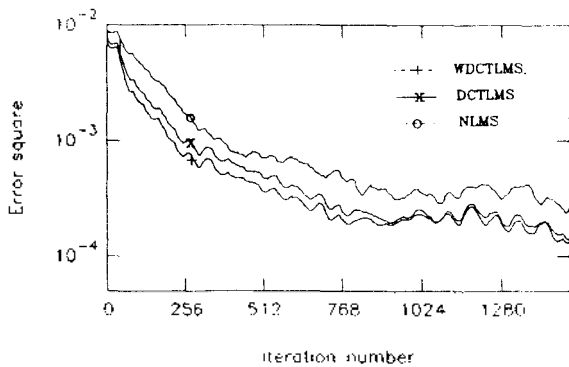


그림 8. 각 알고리즘의 수렴 곡선.  
Fig 8. The learning curve of each algorithm.

NLMS의 적응 과정에서 새로운 tone이 유입될 때 발산하는 특성을 보였다. 이러한 특성은 수렴 속도를 높이기 위한 적응 이득의 크기 조절에 제한적 요소가 된다. 이를 다음 그림 9에 나타내었다.

DCTLMS는 NLMS보다 빠른 수렴 속도를 보였는데 이는 DCT변환이 입력을 백색화시켜 필터의 탭입력 공분산 행렬의 고유치 분포율을 줄여 주기 때문이다. WDCTLMS의 경우 DCT LMS와 거의 동일한 수렴 속도를 보였다. 다음 그림 10은 입력으로 사용된 음성 데이터이다. 주어진 음성 데이터에 대한 각각의 알고리즘을 사용하여 얻은 출력의 오차를 스펙트럼 분석한 결과를 그림 11-13에 보였다.

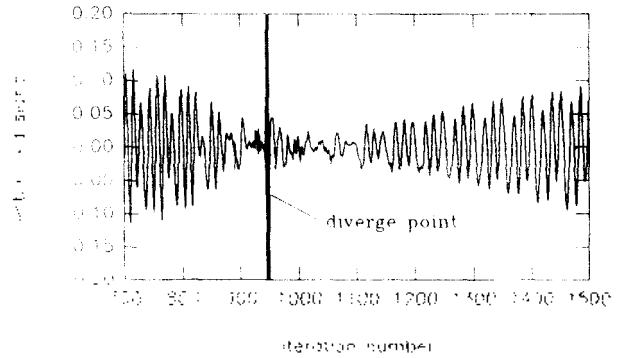


그림 9. NLMS 알고리즘의 발산  
Fig 9. Divergence of NLMS algorithm.

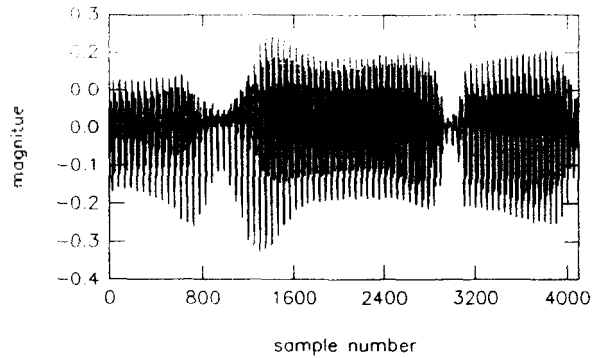


그림 10. 표본화된 음성 신호. (표본화 주파수: 8KHz)  
Fig 10. Sampled speech signal ( $f_s = 8\text{KHz}$ )

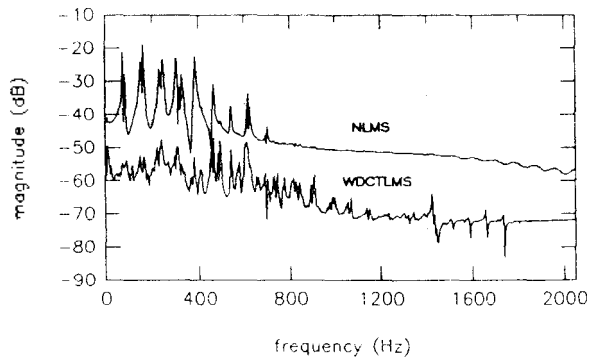


그림 11. 출력 오차 전력 스펙트럼 (SNR = 30 dB)  
Fig 11. Error power spectrum (SNR = 30 dB)

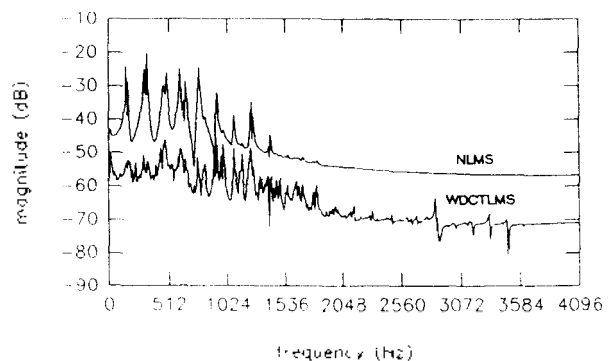


그림 12. 출력 오차 전력 스펙트럼 (SNR = 20 dB)  
Fig 12. Error power spectrum (SNR = 20 dB)

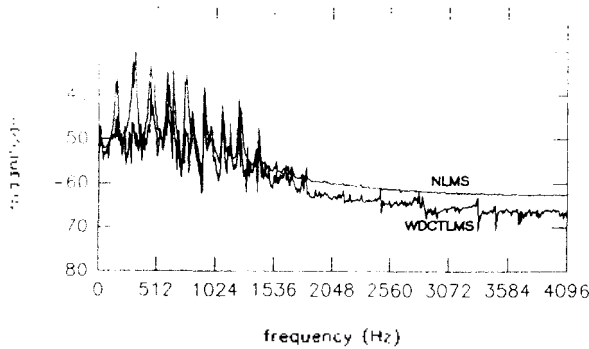


그림 13. 출력 오차 전력 스펙트럼 (SNR = 10 dB)  
Fig 13. Error power spectrum (SNR = 10 dB)

그림 10은 SNR에 따른 각 알고리즘의 오차 전력을 나타내고 있다. SNR에 따른 오차의 평균 전력을 비교해 보면 낮은 SNR쪽에서 DCT와 WDCTLMS의 성능이 LMS보다 약간의 성능 저하가 있었고 높은 SNR쪽에서는 시평면 LMS의 공분산 행렬이 악조건화되는 효과로 수렴성이 떨어져 급격한 성능 저하가 관찰되는데 비해 DCT와 WDCT LMS는 주파수 대역 분할로 인한 whitening 효과로 우월한 성능을 보였다. 음성의 전력이 주로 분포하는 주파수 대역에서 두 알고리즘을 비교하면 NLMS보다 웨이브렛 WDCTLMS가 더 우수한 성능을 보였다.

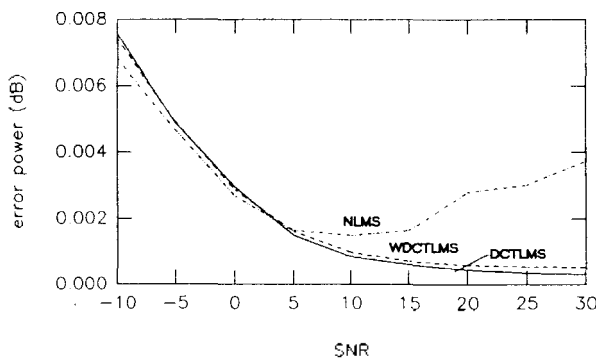


그림 14. SNR에 따른 각 알고리즘의 오차 전력  
Fig 14. Error power of each algorithm for corresponding SNR

#### IV. 결 론

본 연구에서는 고유치 분포율이 큰 환경에서 빠른 수렴성을 얻기 위해 입력 신호를 웨이브렛 변환하여 subband로 분할하고 독립적으로 적응 필터링하는 구조를 제안하였다. 신호의 에너지가 특정 주파수 대역에 집중되어 있는 경우 일반 LMS 보다 빠른 수렴 속도로 인한 성능 향상이 있었다. 시뮬레이션에서는 기존의 NLMS 알고리즘에 대해 제안한 알고리즘이 SNR = 30dB에서 20dB가량 성능 향상이 있었다. 웨이브렛 변환은 대역을 분할할 때

분해능이 낮아진 후로 처리한 데이터의 워딩 크기의 2배씩 낮아지므로 신호 처리의 복잡도를 낮출 수 있다. 자음 레이선에서 SNR = 0dB 이상에서 향상된 성능을 보이면 시 수행 시간은 약 60% 감소하였다. 아울러 다른 대역 분할 신호 처리 알고리즘과 달리 다중분해능 특성을 가지고 있어 비정상적인 환경에서 신호 분석에 적합하다. 또한 분할된 대역 신호를 합성시킬 때 발생하는 대역 간섭 현상을 이론적으로 완전히 제거할 수 있었고 실험적으로는 백색 잡음 입력시 필터 출력의 주파수 성분이 전 대역에 걸쳐 평화함을 보였다. 음성을 적용시킨 시뮬레이션에서, 제안한 알고리즘은 기존의 알고리즘이 추정 과정에서 발생하는 현상을 보이는 데 비해 빠른 속도로 수렴해 나가는 결과를 얻었다. 아울러 본 시뮬레이션은 감소된 계산량으로 수행되었으므로 시스템의 복잡도를 낮출 수 있음을 실험적으로 알 수 있었다. 이러한 연산량의 이점을 비정상근전도 신호 처리, 임펄스 응답이 매우 긴 시스템을 다루는 반향 제거, 전화 선로 잡음 제거, 자동차 소음 제거, duct 잡음 제거 등의 신호 처리 응용 분야에서 실시간 처리와 그 밖의 적응 신호 처리를 위한 병렬 처리 구조를 얻는데 유용하다고 사료된다.

#### 참 고 문 헌

1. John R. Treichler "Transient and Convergence Behavior of the Adaptive Line Enhancer," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. Assp-27, No. 1, Feb. 1979.
2. S. Shankar Narayan, Allen M. Peterson and Madhally J. Narasimha "Transform Domain LMS Algorithm," IEEE Trans. Assp-31, No. 3, Jun. 1983
3. Ali N. Akansu and Richard A. Haddad, Multiresolution Signal Decomposition, New York : Academic Press, INC, 1992
4. N. Ahmed and K. R. Rao, Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing, New York 1975
5. Jont B. Allen and Lawrence R. Rabiner "A Unified Approach to Short-Time Fourier Analysis and Synthesis," IEEE Proc., vol. 65, No. 11, Nov. 1977.
6. Olivier Rioul and Martin Vetterli, "Wavelets and Signal Processing," IEEE SP Magazine, Oct 1991.
7. Randy K. Young, Wavelet Theory and its Applications, London : Kluwer Academic Publishers, 1993
8. Ali N. Akansu, Richard A. Haddad and Hakan Caglar "The Binomial QMF-wavelet Transform for Multiresolution Signal Decomposition," IEEE Trans., Signal Processing, vol. 41, No. 1, Jan. 1993.
9. P. P. Vaidyanathan, Multirate Systems and Filter Banks, Prentice Hall Signal Processing series, 1993.
10. Martin Vetterli "A Theory of Multirate Filter Banks," IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing, vol. Assp-35, No3, Mar. 1987.

▲김 선 웅



1970년 6월 20일생  
1993년 서울시립대 전자공학과 졸업.  
1995년 동 대학원 전 자공학과 졸업  
(석사).  
관심 분야: 제어 및 신호 처리, 의용  
전자.

▲김 성 환



1952년 6월 12일생.  
1975년 연세대 전기공학과 졸업.  
1980년 동 대학원 전기공학과 졸업  
(공학박).  
1977년~1982년 국방과학연구소.  
1993년 미국 Virginia 주립대학 교  
원교수  
1982~현재 서울시립대 전자공학과  
교수.

관심분야: 제어 및 신호 처리, 의용전자