

적응잡음제거기의 성능향상을 위한 웨이브렛 기반 적응알고리즘에 관한 연구

(A Study on Adaptive Algorithm Based on Wavelet Transform for Adaptive Noise Canceler Improvement)

이 채욱*, 김 도형**, 오 신범**
(Chae-Wook Lee, Do-Hyung Kim, Shin-Byum Oh)

요 약 빠른 수렴속도를 얻기 위해서 LS(Least Square)에 기초한 적응 알고리즘에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다. 본 논문에서는 수렴속도의 향상 그리고 계산량의 감소를 위하여 웨이브렛 기반 적응알고리즘을 제안하고, 음성신호의 특성에 따라서 두 가지 구조의 형태로 적응잡음 제거기에 적용시켰다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 기존의 시간영역 적응알고리즘, 주파수영역 적응알고리즘 그리고 제안한 알고리즘을 적응잡음제거기에 적용하여 비교하였다. 그 결과 제안한 알고리즘은 음성을 사용하는 적응신호처리 분야에 적합하다는 것을 확인하였다.

Abstract Many papers about the adaptive algorithm based to LS(Least Square) to improve convergence speed are already presented. In this paper, we propose a wavelet based adaptive algorithm which improves the convergence speed and reduces computational complexity, and adapt two kinds of adaptive noise cancelers using the characteristic of speech signal. We compared the performance of the proposed algorithm with time and frequency domain adaptive algorithm using computer simulation of adaptive noise canceler based on synthesis speech. As the result, the proposed algorithm is suitable for adaptive signal processing area using speech or acoustic signal.

1. 서 론

적응신호처리 분야에서 LMS(Least Mean Square) 알고리즘은 식이 간단하고 계산량이 비교적 적기 때문에 널리 사용되고 있다. 그러나 시간영역에서 처리할 경우 적응 필터 입력과 원하는 신호 사이에 상관도가 높게 되면 수렴 속도가 저하하는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위하여 신호를 주파수영역으로 변환하여 신호간의 상관도를 제거함으로써 시간영역에서 LMS알고리즘을 적용할 때 보다 수렴속도를 크게 향상시킬 수 있다[1].

그러나 주파수 영역으로 변환시키는 DFT는 복소변환이므로 실제 응용에서 복소계산이 요구되어 진다. 이것은 실수값을 갖는 직교변환 알고리즘에 관한 연구의 계기가

되었으며, DCT, WHT(Walsh-Hadamard Transform) 등이 대표적이다[1][2][3].

본 논문에서는 수렴속도 향상을 위해 시간영역의 적응알고리즘을 직교변환인 웨이브렛(wavelet)변환을 이용하여 적응알고리즘을 변환영역에서 수행하며, 변환영역에서 수렴성능 향상과 계산량을 줄이기 위하여 웨이브렛 기반 적응알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘을 적응잡음제거기(adaptive noise canceler)에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며, 각 알고리즘들의 계산량, 수렴속도를 이용하여 각각 비교, 분석하여 그 성능이 우수함을 입증하였다.

2. 주파수영역 적응 알고리즘

주파수영역 적응 알고리즘은 시간영역의 block LMS 알고리즘을 빠르게 실행하기 위해 주파수영역으로 변환한 것으로 계산량의 감소와 잠재적인 수렴속도를 향상시키는

* 대구대학교 정보통신공학부 교수
** 대구대학교 대학원 정보통신공학부

효과가 있다[4][5].

주파수영역 적용 알고리즘의 j번째 block iteration에 대해서 block 길이 M의 새로운 입력샘플 벡터는 아래의 식과 같다.

$$N = 2M \quad (1)$$

$$X_j = [x(jM), x(jM+1), \dots, x(jM+M-1)]^T \quad (2)$$

$$D_j = [d(jM), d(jM+1), \dots, d(jM+M-1)]^T \quad (3)$$

여기서 X_j 는 입력성분 벡터이고, D_j 는 희망신호 벡터이다. L은 필터 길이에 해당한다.

$$w_{m,j} = [w_{0,j}, w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{L-1,j}]^T \quad (4)$$

$$m = 0, 1, \dots, L-1$$

필터계수 벡터 W_j 는 $w_{m,j}$ 의 zero-padding된 FFT 계수벡터를 나타내며, O는 $L \times 1$ null 벡터이고 FFT[]는 FFT(Fast Fourier Transform)을 나타낸다.

위와 같이, 주파수영역의 필터계수 벡터 W_j 는 시간영역의 필터계수 벡터 $w_{L,j}$ 의 두 배에 해당한다.

$$W_j = FFT \begin{bmatrix} w_{m,j} \\ O \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$U_j = diag\{FFT[X_{j-1}^T, X_j^T]^T\} \quad (6)$$

$$Y_j = [y(jM), y(jM+1), \dots, y(jM+M-1)]^T \quad (7)$$

$$= \text{last } L \text{ elements of } IFFT[U_j W_j]$$

$M \times 1$ 시간영역 오차벡터는,

$$e_j = [e(jM), e(jM+1), \dots, e(jM+M-1)]^T \quad (8)$$

$$= D_j - Y_j$$

$N \times 1$ 주파수영역 오차벡터는

$$E_j = FFT \begin{bmatrix} O \\ e_j \end{bmatrix} \quad (9)$$

이다.

주파수영역의 필터계수 벡터는 아래와 같이 j번째 block 마다 update되어진다.

$$W_{j+1} = W_j + \mu_b \Psi_j, \quad 0 < \mu_b < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (10)$$

여기서, μ_b 는 block 스텝사이즈이며 주파수영역 기울기 벡터 Ψ_j 는 다음과 같다.

$$\Phi_j = \text{first } L \text{ elements of } IFFT[U_j^H E_j] \quad (11)$$

$$\Psi_j = FFT \begin{bmatrix} \Phi_j \\ O \end{bmatrix} \quad (12)$$

3. 웨이브렛의 수학적 개념

신호 $f(x)$ 을 분석하는데 가장 일반적인 접근 방법 가운데 하나는 이 신호를 적당한 기저함수들 $\Psi(x)$ 의 일차 결합으로 다음과 같이 표현하는 것이다.

$$f(x) = \sum_{i=0}^{\infty} c_i \Psi_i(x) \quad (13)$$

신호 $f(x)$ 는 신호의 시간영역에 관한 정보를 갖는 기저함수로서 임펄스 함수를 이동함으로서 나타낼 수 있다. 주파수영역에 대한 신호의 정보를 알고 싶다면 푸리에변환을 나타내는 기저함수로서 정현파신호를 선택함으로서 가능하다.

웨이브렛 이론은 여러 스케일과 여러 해상도로 신호를 분석하는 것을 목적으로 발전되었다. 기저함수들은 웨이브렛이라 불리는 기본함수를 이동(shift)과 스케일(dilation) 연산으로 구성한다. 즉 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\Psi_{ab} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (14)$$

여기서 a는 스케일링변수로서 양의 실수이고, b는 이동변수이다. a의 값이 크면 기본 웨이브렛함수가 좌우로 펼쳐진 모양으로 저주파함수를 의미하며, 상대적으로 작은 값이면 고주파함수를 의미한다. 또한 b의 값에 따라 이들 함수들이 좌우로 이동하는 형태로 나타난다. 따라서 웨이브렛 변환에서는 b는 시간영역, a는 주파수영역을 대신하는 변수를 포함한다.

4. 웨이브렛 기반 적응알고리즘

시간영역에서 적응 알고리즘을 처리할 경우 입력 신호의 고유치 분포폭이 넓게 분포되어 수렴속도가 저하하는 문제점이 있다. 그러므로 본 연구에서는 시간영역의 적응 알고리즘을 웨이브렛 변환을 하여 적응알고리즘을 변환영역에서 수행하고자 한다.

먼저 $N \times N$ 웨이브렛 변환행렬을 T_w 라 정의하고, 입력벡터 $X(n)$ 이 있을 때 웨이브렛 변환영역 입력벡터 $z(n)$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z(n) = T_w x(n) \quad (15)$$

여기서 T_w 은 웨이브렛 저역통과필터와 고역통과필터로부터 구성되었던 행렬이다. 원하는 신호(desires signal) $d(n)$ 가 있을 때, 입력신호에 대한 자기상관(autocorrelation)행렬과 상호상관(intercorrelation)벡터는

$$R_{zz} = E[z(n)z^T(n)] \quad (16)$$

$$= E[T_w x(n)x^T T_w^T]$$

$$= T_w R_{xx} T_w^T$$

$$P_{zd} = E[d(n)z(n)]$$

$$= T_w P_{zd}$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 R_{zz} 와 P_{zd} 는 각각 시간영역에서 입력신호에 대한 자기상관행렬과 상호상관벡터이다. 식(18)이 적응알고리즘의 오차는 원하는 신호에서 적응알고리즘을 통과한 출력으로 계산되어 진다.

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

식(18)의 MSE(Mean Square Error)를 최소화하기 위한 최적해(Wiener Solution)은

$$g_{opt} = R_{zz}^{-1} P_{zd} \quad (19)$$

로 나타낼 수 있으며, 웨이브렛변환의 직교성을 이용하여 원래 시간영역의 최적 임펄스응답인 h_{opt} 는 아래의 식에 의해 환원될 수 있다.

$$g_{opt} = T_w h_{opt} \quad (20)$$

적응알고리즘인 웨이트벡터를 업데이트 시키는 알고리즘인 LMS알고리즘에 대하여 웨이브렛 기반 적응알고리즘은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$g(n+1) = g(n) + \hat{R}_{zz}^{-1}(n)z(n)e(n) \quad (21)$$

여기서 $\hat{R}_{zz}^{-1}(n)$ 은 입력신호의 전력을 추정한 대각행렬이며, N 은 적응필터의 차수이다.

5. 제안 알고리즘

신호를 시간영역에서 처리했을 때 문제점은 입력신호와 원하는 신호(desired signal) 사이에 상관도가 크면 클수록 수렴속도가 저하하는 문제점이 발생한다. 이를 해결하기 위하여 신호를 주파수영역으로 변환하여 신호간의 상관도를 제거함으로써 시간영역에서 LMS알고리즘을 적용할 때 보다 수렴속도를 크게 향상시킬 수 있다.

주파수영역 적응필터는 시간영역 block LMS알고리즘을 FFT를 사용하여 주파수영역에서 처리하는 것으로, 직교변환 특성을 이용하여 입력신호 상관행렬의 상관도를 줄임으로서 수렴능력 향상은 물론, block 단위로 알고리즘을 수행하여 convolution과 correlation의 계산량을 줄이도록 한 알고리즘이다. 그러나 FFT는 복소변환이므로 실제 응용에서 복소계산이 요구되어진다. 즉, 한번의 곱셈을 위해서는 네 번의 실수곱셈과 한 번의 실수덧셈이 필요하며, 덧셈 또한 두 번의 실수연산을 하여야 하는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 주파수영역 적응알고리즘 대신 실수값을 갖는 직교변환의 일종인 웨이브렛 변환을 적용하여 시간영역의 알고리즘을 변환영역에서 수행하고자 한다.

먼저 직교 웨이브렛 필터뱅크를 그림 1에서 보인다.

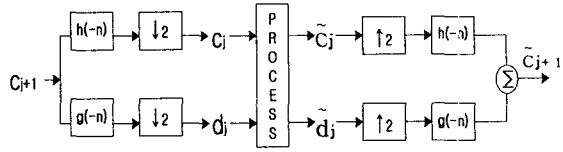


그림 1. 직교 웨이브렛 필터뱅크

여기서 $h(n)$ 은 저역통과 필터, $g(n)$ 는 고역통과 필터로서 입력신호 C_{j+1} 를 2개의 대역으로 직교분해하여 적절한 처리를 거쳐 복원한다.

따라서 그림 1의 직교 웨이브렛 필터뱅크를 적응신호 처리에 적용하여 웨이브렛 기반 적응알고리즘을 구현할 수 있다. 원하는 신호를 s , 참조신호(reference signal)를 r 이라 하면 s 를 저해상도 신호 s_c 와 고해상도 신호 s_d 로 직교분해하고 r 또한 r_c , r_d 로 분해한다. s_c 와 r_c , s_d 와 r_d 들은 각각 직교하므로 저해상도 신호에 대해 각각 적응 LMS알고리즘을 적용하면 그림 2와 같이 나타낼 수 있다.

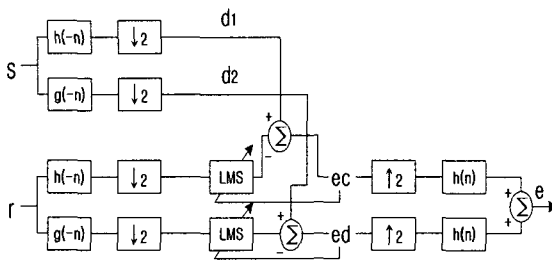


그림 2. 웨이브렛 기반 적응알고리즘에 대한 블록도

그림 2의 웨이브렛 기반 적응알고리즘은 원하는 신호와 참조신호를 각각 고주파성분과 저주파성분으로 분해하여 다운샘플(down sample)을 행하고, 각각에 대하여 적응알고리즘을 수행한다. 다음으로 각각의 적응필터 출력을 앞단의 반대인 업샘플(up sample)과정과 필터를 통과시킨 신호들의 합을 구하면 적응알고리즘의 최종적인 출력이 된다.

한편 음성신호처리인 경우, 음성은 대부분 가청주파수 대역인 4Khz내에 존재하므로 충분한 샘플링이 되었다고 가정했을 때, 그림 2의 알고리즘에서 고역필터를 통과한 신호는 거의 대부분 잡음성분만이 존재하게 된다. 만약 고주파성분으로 이루어진 신호들간에 적응필터링에서 완벽하게 잡음성분을 제거하지 못한다면, 알고리즘 성능이 떨어질 수 있다. 반면에 입력신호가 충분히 샘플링된 신호라면 위의 알고리즘에서 고주파 제거용 적응필터를 사용하지 않고도 수렴성능과 계산량 면에서 우수한 성능을 가진 적응

필터를 구현할 수 있다. 다음 그림 3은 음성신호처리에 맞게 구현한 적응 웨이브렛 기반 알고리즘이다.

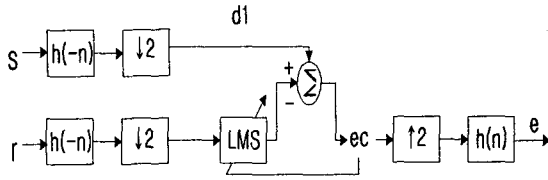


그림 3. 제안한 웨이브렛기반 적응알고리즘

본 논문에서는 편의상 그림 2의 웨이브렛 기반 알고리즘을 WLMS알고리즘, 그림 3의 알고리즘을 RWLMS알고리즘이라 부르기로 하겠다.

계산량을 알아보기 위해서 각 알고리즘에 대한 곱셈 연산의 수를 살펴보면, 필터의 차수가 L 이고 반복구간이 m 인 경우 일 때 LMS알고리즘은 매 반복구간마다 $2L+1$ 번 씩, 총 $m(2L+1)$ 번의 곱셈연산이 필요하며, 블록길이와 필터길이가 같다고 가정하였을 때 주파수영역 적응알고리즘인 경우는 한 블록을 수행하는데 필요한 곱셈 연산량은 $\frac{5L}{2} \log_2 2L + 20L$ 번이 필요하며, 전체적으로는 총 $(\frac{5L}{2} \log_2 2L + 20L) \frac{m}{L}$ 번 만큼의 곱셈을 필요로 한다. 반면 Daubechies D_4 웨이브렛 필터를 이용한 WLMS알고리즘인 경우, 총 $m(2L+13)$ 의 곱셈이 필요하며, RWLMS알고리즘인 경우는 그 반인 $m(L+13/2)$ 번의 곱셈이 필요로 한다. 전체적인 계산량을 살펴보았을 때, 필터의 차수가 크면 클수록 제안한 알고리즘인 RWLMS알고리즘이 우수함을 알 수 있으며 RWLMS알고리즘은 필터의 차수가 6차 이상일 때 시간영역의 LMS알고리즘보다 계산량 면에서 유리하다.

6. 시뮬레이션

시뮬레이션 환경은 그림 4와 같이 입력 $x(n)$ 은 평균이 '0', 전력이 '1'인 백색잡음(white gaussian noise)로 하였고, 원신호 $s(n)$ 은 샘플링 주파수가 16kHz이고 16bits로 양자화한 여성합성음성을 사용하였다. 잡음의 잡음전달경로는 3차 FIR필터로 근사화하였다. 입력음성 SNR은 -4.49dB가 되도록 하였다. 각 알고리즘의 필터의 차수는 모두 32차로 하고, FLMS(Fast LMS)알고리즘인 경우는 블록길이와 필터차수의 길이를 갖게 하였다. 적응상수 μ 값은 LMS알고리즘에 대하여 여러 번의 실험을 통해서 가장 우수한 0.005를 기준으로 다른 알고리즘에도 똑같이 사용하였다.

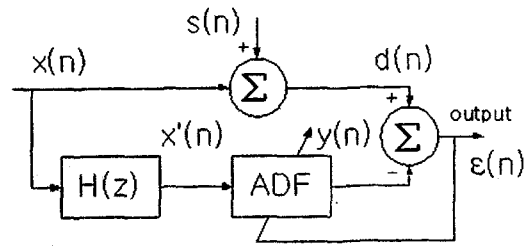


그림 4. 적응잡음제거기의 구조

LMS와 주파수영역 알고리즘인 FLMS를 제안한 알고리즘인 WLMS와 RWLMS알고리즘 사이의 수렴성능을 MSE(Mean Square Error)를 통하여 비교하여 웨이브렛 기반 적응알고리즘의 성능을 입증하였다.

그림 5와 그림 6은 각각 원신호와 원신호에 잡음이 포함된 신호의 그래프이며 그림 7과 그림 8은 각 알고리즘 별 MSE의 성능 곡선을 dB로 나타낸 그림이다. 그림 7에서 보는 것처럼 시간영역이 LMS알고리즘보다 변환영역에서 적응알고리즘을 처리했을 때가 입력 신호의 상관도를 제거시킴으로써 보다 낮은 성능을 보임을 알 수 있으며, 주파수영역 알고리즘보다 웨이브렛 기반에서 적용한 WLMS알고리즘이 성능이 약간 우수함을 알 수 있다.

그림 8은 제안한 알고리즘인 WLMS알고리즘과 RWLMS알고리즘에 대한 MSE 성능 곡선을 나타낸 그림이다. 그림에서 보는 것처럼 두 알고리즘의 수렴특성은 거의 유사성을 가짐을 알 수 있으며, 성능면에서는 RWLMS알고리즘이 보다 좋은 수렴 특성을 보여주고 있다. 특히 RWLMS 알고리즘은 적은 계산량으로도 기존의 알고리즘에 비해 안정되고 빠른 수렴특성을 보여 주었다.

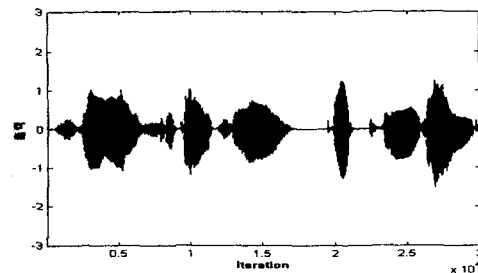


그림 5. 원신호에 대한 그래프

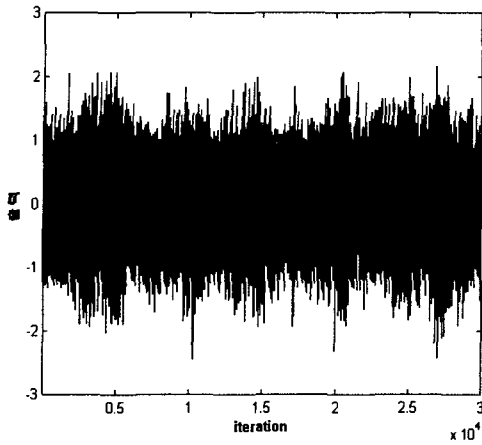


그림 6. 원신호에 잡음이 포함된 신호

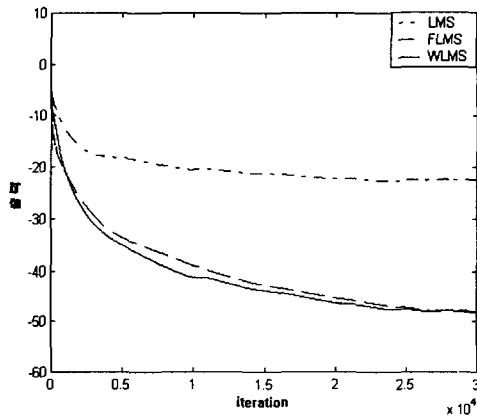


그림 7. 각 알고리즘에 대한 MSE 성능곡선(1)

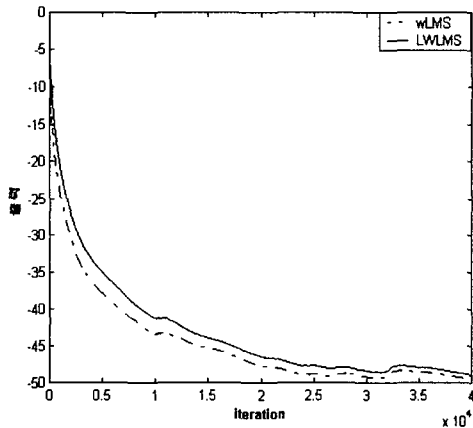


그림 8. 각 알고리즘에 대한 MSE 성능곡선(2)

7. 결 론

본 논문에서는 수렴속도를 향상시키기 위해서 시간영역의 적응알고리즘을 변환영역에서 수행하였으며, 직교변환으로 실웨이브렛 변환을 이용한 웨이브렛 기반 적응알고리즘에 대하여 연구하였다. 알고리즘을 고속으로 처리하기 위하여 음성신호의 특성을 이용하여 웨이브렛 적응알고리즘의 수렴성능과 계산량을 줄이는 RWLMS를 제안, 적응잡음제거기에 적용하여 기존의 알고리즘과 성능을 비교하였다. 그 결과 RWLMS알고리즘은 적은 계산량으로도 기존의 알고리즘에 비해 안정되고 빠른 수렴특성을 보여 주었다. 제안한 알고리즘은 음성을 사용한 적응신호처리 분야에 응용될 수 있으리라 본다. 향후 연구과제로는 고속 웨이브렛변환 기법과 웨이브렛 변환을 적응신호처리의 다른 분야에 적용하는 연구이다.

참 고 문 헌

- [1] Sang Hoon Seo and M. R. Azimi-Sadjadi, "A 2-D filtering scheme for stereo image compression using sequential orthogonal subspace updating," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 11 Issue. 1, Jan. 2001, pp. 52-66.
- [2] Jiangtao Xi and J. F. Chicharo, "Computing running discrete cosine/sine transform based on the adaptive LMS algorithm," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, Vol. 8, Issue. 1, Feb. 1998, pp. 31-35.
- [3] A. Amira, A. Bouridane, P. Milligan and M. Roula, "Novel FPGA implementations of Walsh-Hadamard transforms for signal processing," *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings*, Vol. 148, Issue. 6, Dec. 2001, pp. 377-383.
- [4] Kheong Sann Chan and B. Farhang-Borouje, "Analysis of the partitioned frequency-domain block LMS (PFBLMS) algorithm," *Signal Processing, IEEE Transactions*

on, Vol. 49 Issue. 9, Sept. 2001, pp. 1860-1874.

[5] S. Miyagi and H. Sakai, "Convergence analysis of the delayless subband adaptive filter based on the frequency domain expression," Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000. ICASSP '00. Proceedings. 2000 IEEE International Conference on, Vol. 1, 2000, pp. 368-371.

[6] 김충락외 3인, 웨이브렛의 기본이론과 통계에의 응용, 아르케, 1999

[7] I.Daubechies, Ten lectures on wavelets, SIAM, 1992



오 신 범 (Shin-Byum Oh)

1997년 2월 대구대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)

1999년 2월 대구대학교 대학원 정보통신공학과 졸업(공학석사)

1999년~현재 대구대학교 대학원 정보통신공학과(박사과정)

관심분야 : Adaptive Signal Processing, MPEG 등



이 재 욱 (Chae-Wook Lee)

1980년 2월 한국항공대학교 통신공학과 졸업(공학사)

1987년 2월 동경공업대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학석사)

1990년 2월 동경공업대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학박사)

1990년 3월~현재 대구대학교 공과대학 정보통신공학부 교수

1997년 7월~1998년 7월 Penn state University 교환교수

관심분야 : Digital Filter Design, Optical Delay Line Signal Processing, Adaptive Signal Processing 등



김 도 형 (Do-Hyung Kim)

2001년 2월 대구대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)

2001년~현재 대구대학교 대학원 정보통신공학과(석사과정)

관심분야 : Adaptive Signal Processing, 영상 압축 등