

논문 2004-41SP-3-25

주파수 영역에서 잡음 제거를 위한 고속 적응 디지털 필터 설계

(Design of the fast adaptive digital filter for canceling the noise in the frequency domain)

이 재 경*, 윤 달 환*

(Jae-Kyung Lee and Dal-Hwan Yoon)

요 약

주파수 영역에서의 적응 신호처리는 입력의 자기 상관 행렬에 이산 푸리에 변환(DFT: Discrete Fourier Transform)을 이용할 때 거의 대각선화 되는 특성으로 인해 시간영역 적응필터보다 주파수 영역 적응 필터가 빠르게 적응한다. 본 논문에서는 변형된 이산 푸리에 변환(MDFT: modified DFT)을 이용하여 주파수 영역 적응 필터를 설계함으로써 안정한 수렴 속도를 갖는 잡음 제거 시스템을 제안한다. 제안한 구조는 MDFT를 이용하여 연산수를 최소화하며, 안정한 수렴을 유지하면서 블록 없는 처리를 할 수 있고, 최적의 수렴 속도를 위해 입력 자기 상관 행렬에 MDFT를 사용해 근사적으로 대각화 시키고 시간적으로 변하는 스텝 크기를 정규화 하는 고속 적응 잡음 제거(HANR: high speed adaptive noise reduction) 알고리즘이다. HANR 알고리즘을 적용한 필터는 DFT변환법을 사용한 LMS방법(non-proposed)보다 30%정도의 속도 개선이 있다.

Abstract

This paper presents the high speed noise reduction processing system using the modified discrete fourier transform(MDFT) on the frequency domain. The proposed filter uses the linear prediction coefficients of the adaptive line enhance(ALE) method based on the Sign algorithm. The signals with a random noise tracking performance are examined through computer simulations. It is confirmed that the fast adaptive digital filter is realized by the high speed adaptive noise reduction(HANR) algorithm with rapid convergence on the frequency domain(FD).

Keywords : adaptive filter, sign algorithm, convergence speed, modified discrete Fourier transform(MDFT).

I. 개 요

최근 디지털 신호처리를 이용한 제품의 상용화가 가속화되고 있다. 아날로그 휴대전화기는 디지털 휴대전화기로, 아날로그 자동응답기는 디지털 자동응답전화기와 같은 디지털 비디오 재생기로의 변화가 빠르게 이루어지고 있다. 아날로그에서 디지털 신호로의 변화로 디지털 데이터의 보관이 아날로그 데이터에 비하여 용이하고, 디지털 신호처리용 프로세서나 디지털 신호의 저장매체가 저가격화 되어 그 응용범위가 다양화 되었다. 또한 디지털 데이터는 신호를 처리함에 있어 그 신호가

갖고 있는 특별한 파라미터를 다양한 신호처리 알고리즘을 이용하여 계산할 수 있게 되었다. 그러나 잡음 또는 신호 왜곡들로부터 시간에 따라 특성이 변하거나 또는 특성을 알 수 없는 경우가 많아서 통신 및 신호 처리 분야 새로운 문제들이 발생 한다. 따라서 적응 신호 처리는 여러 가지 방해 요소들을 제거하거나 또는 특성을 잘 알려지지 않은 신호에 관한 특성 및 정보를 파악할 수 있게 해 준다.

적응 신호 처리 시스템에서의 적응 필터는 종래의 필터와 다른 사용 목적에 따라 필터의 특성을 자동적으로 변경할 수 있는 특별한 성능을 갖는다. 다양한 입력 신호를 갖는 시간영역 적응필터(TDAF: time domain adaptive filter)는 고유치 확산이 커지면 필터의 수렴속도가 감소한다. 수렴속도를 가속화하기 위해서 입력에

* 정회원, 세명대학교 전기전자공학부 전자공학과
(Det. Electrical and Electronic Eng., Semyung Univ.)
접수일자: 2003년8월18일, 수정완료일: 2004년5월4일

이산 푸리에 변환을 사용하고 자기 계수의 자기 상관 행렬을 근사적으로 대각화 시켜 시변 스텝 크기를 정규화 하는 주파수영역 적응 필터(FDAF: frequency domain adaptive filter) 알고리즘이 제안되었다. 고속 푸리에 변환(FFT: fast fourier transform)방식은 안정적인 성능을 보장하지만 블록 처리 때문에 연속출력신호를 얻을 수 없다. 주파수 샘플링 필터(FSF: frequency sampling filter) 방식은 샘플 당 처리를 할 수 있지만 반복구조는 불안정한 수렴과 축적된 오차를 가져온다.

본 논문에서는 주파수 영역에서 안정적인 수렴 성능을 유지하면서 연속출력신호를 얻기 위해 MDFT을 이용한 FDAF를 제안하고, 또한 자체의 수렴 성능을 개선하기 위해서 MDFT을 이용한 스펙트럼 오차 방식을 제안한다. 처리속도를 향상시키기 위해 Sign알고리즘에 ALE(adaptive line enhancer)방법을 이용한 고속 적응 잡음 제거(HANR: high speed adaptive noise reduction) 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 MDFT의 적은 연산과 주파수영역에서 Sign알고리즘의 수렴속도를 이용하여 고속 처리를 한다. 임의로 생성된 잡음 신호를 추정하는 결과는 컴퓨터 시뮬레이션으로 나타낸다. 그 결과 주파수 영역에서의 빠른 수렴속도를 가진 고속 디지털 필터임을 보여준다.

II. 고속 디지털 필터 설계

Sign알고리즘은 정상상태 오차가 같을 때 LMS알고리즘 보다 항상 늦게 수렴한다. Sign알고리즘 필터의 특징은 필터출력 및 오차 계산에 있어서는 변함이 없다. 그러나 μ 가 같은 값이면 Sign알고리즘은 LMS알고리즘보다 더 빠른 수렴을 한다. 결국 수렴 상수를 작게 하면 두 방법간의 정상 상태 오차는 크지 않고 Sign알고리즘은 계수 조정 부분에서 오차 신호 또는 입력 신호의 부호만을 택해서 계산함으로써 곱셈 연산을 대폭 감축 시킬 수 있다.

고속 적응 잡음 제거 알고리즘(HANR)은 주파수 영역에서 안정적인 수렴 성능을 유지하면서 연속출력신호를 얻기 위해서 Sign알고리즘을 적용하고, 변형된 DFT을 이용하여 자체의 수렴 성능을 개선하기 위해 스펙트럼 오차 방식이다.

DFT에서 입력 신호가 실수일 때, 이것을 MDFT라 정의 한다^[2].

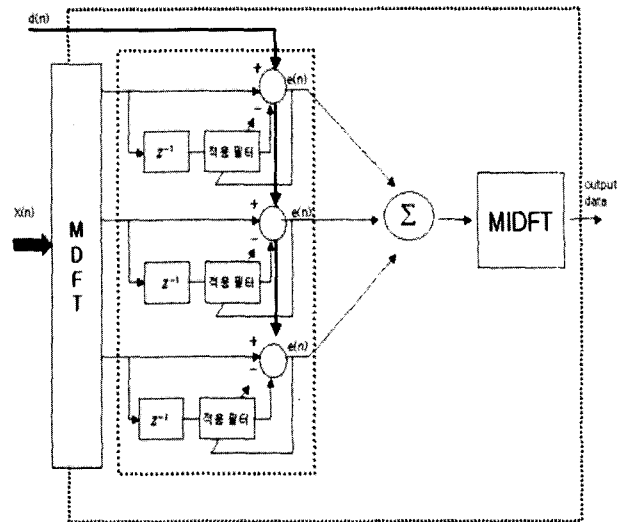


그림 1. 고속 적응 디지털 필터 구조도

Fig. 1. The diagram of the fast adaptive digital filter

$$X(n) = \sum_{n=0}^{N-1} x_{i-n} \cos \frac{2\pi nk}{N} \tag{1}$$

$$x_i = \frac{X_{0,i}}{N} + \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N-1}{2}} X(n) \tag{2}$$

여기서 N은 샘플수이고, n은 시간으로 사용되었고, i, k는 각각 다른 시간과 주파수로 사용된다. 일반적으로 LMS알고리즘의 계수벡터는 식(3)와 같다^[5].

$$H(n+1) = H(n) + \mu X(n)e(n) \tag{3}$$

여기서 H(n)는 시간 n에서 계수값의 벡터이고, X(n)은 필터에서의 1차 입력 벡터이다. n 시간에 따라 변하지 않는 수렴 파라미터이고, 오차신호 e(n)은 1차 입력 벡터 X(n)을 사용하여 기준 입력 d(n)을 추정한다. 이때 입력 상관 행렬은 대각선화 된다고 가정한다. 본 논문에서는 고속 적응 잡음 제거를 위해 HANR 알고리즘을 적용한 그림 1과 같은 구조를 제안한다.

이 구조는 연산수를 최소화하며 안정적인 수렴을 유지하면서 블록 없는 처리를 할 수 있고, 최적의 수렴 속도를 위해 입력 자기 상관 행렬에 MDFT를 사용해 근사적으로 대각화 시키고 시간적으로 변하는 스텝 크기를 정규화 한다. LMS알고리즘에 Sign알고리즘을 적용하면 식(4)와 같다.

$$H(n+1) = H(n) + \mu X(n)sign(e(n)) \tag{4}$$

우선 양변에 대한 통계학적인 기대치를 계산하면 식

(5)와 같다.

$$E\{H(n+1)\} = E\{H(n)\} + \mu E\{X(n)\text{sign}(e(n))\} \quad (5)$$

$d(n)$ 과 $X(n)$ 은 zero 평균이고 결합적으로 Gaussian이기 때문에 에러 수열은 임의의 Borel 함수 $G(\cdot)$, Gaussian x 와 e 에 대한 식(6)과 같이 유도할 수 있다^[5].

$$E\{XG(e)\} = E\{Xe\}E^{-1}\{e^2\}E\{eG(e)\} \quad (6)$$

이때 식(6)에 $\text{sign } e(n)$ 을 대입하면, 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned} & E\{X(n)\text{sign}(e(n))\} \\ &= E\{E\{X(n)\text{sign}(e(n)) \mid H(n)\}\} \\ &= E\left\{\sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_{eH(n)}} E\{X(n)e(n) \mid H(n)\}\right\} \quad (7) \end{aligned}$$

여기서 zero 평균이고 분산 σ^2 를 가진 Gaussian 랜덤변수의 평균절대값은 $\sqrt{\frac{2}{\pi}}\sigma$ 라는 사실을 이용한다. 이때 오차 수열의 표준편차를 식(8)처럼 근사화 할 수 있다.

$$\sigma_{eH}(n) \approx \sigma_e(n) \quad (8)$$

식(8)의 근사는 μ 의 작은 값에 대해서 유효하다. 따라서 식(7)에 식(8)을 대입하여 식(9)처럼 쓸 수 있다.

$$E\{X(n)\text{sign}(e(n))\} = E\left\{\sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} E\{X(n)e(n)\}\right\} \quad (9)$$

식(9)에 $e(n) = d(n) - H^T(n)X(n)$ 을 대입하면 식(10)과 같다.

$$E\{X(n)e(n)\} = E\{X(n)d(n)\} - E\{X(n)X^T(n)H(n)\} \quad (10)$$

식(10)에서 $X(n)$ 과 $H(n)$ 이 무관하다는 것을 이용하여 식(11)과 같게 된다.

$$E\{X(n)e(n)\} = R_{xd} - R_{xx}E\{H(n)\} \quad (11)$$

여기서 R_{xd} 는 입력 상호상관 행렬이며, R_{xx} 는 입력

자기상관 행렬이다. 식(5)에 식(11)과 식(9)을 대입하면, 식(12)와 같다.

$$E\{H(n+1)\} = E\{H(n)\} + \frac{\mu}{\sigma_e(n)} \sqrt{\frac{2}{\pi}} (R_{xd} - R_{xx}E\{H(n)\}) \quad (12)$$

이때 비정렬 벡터 $V(n)$ 를 정의하면, 식(13)과 같다^[6].

$$V(n) = H(n) - H_{OPT} \quad (13)$$

여기서 $H_{OPT} = R_{xx}^{-1}R_{xd}$ 이고 최적 계수 벡터이다. $K(n)$ 는 비정렬 벡터의 상호상관 행렬을 정의한다^[6].

$$K(n) = E\{V(n)V(n)^T\} \quad (14)$$

비정렬 벡터의 2계 모멘트에 식(14)을 이용하여 식(12)을 등가적으로 표현하면, 식(15)와 같다.

$$E\{V(n+1)\} = \left(I - \frac{\mu}{\sigma_e(n)} \sqrt{\frac{2}{\pi}} R_{xx}\right) E\{V(n)\} \quad (15)$$

여기서 비정렬 벡터가 zero 벡터로 수렴하기 위해 수렴 상수 μ 값을 식(16)에 들도록 선택한다.

$$0 < \mu < \sqrt{2\pi} \frac{\sigma_e(n)}{\lambda_i} \quad (16)$$

λ_i 는 자기 상관 행렬이고 R_{xx} 의 고유 벡터이다. 이때 수렴 조건은 식(17)과 같다.

$$0 < \mu < \sqrt{2\pi} \frac{\sqrt{\xi_{\min}}}{\text{tr}(R_{xx})} \quad (17)$$

여기서, $\xi_{\min} = E\{d^2(n)\} - R_{xd}^T H_{opt}$ 이고 LMS (Least Mean Square) 알고리즘 추정 오차이다. tr 는 R_{xx} 의 추정을 나타낸다. 이때 식(16)으로부터 수렴이 발생되었는지를 확인 할 수 있다. 시간 n 에서의 LMS 알고리즘 추정 오차 $\sigma_e(n)$ 은 식(18)과 같다.

$$\sigma_e(n) > \mu \frac{\lambda_{\max}}{\sqrt{2\pi}} \quad (18)$$

$\sigma_e(n)$ 를 표현하면, 식(19)와 같다.

$$\sigma_e^2(n) = \xi_{\min} + \text{tr}[R_{xx}K(n)] \quad (19)$$

가중치의 2계 모멘트에 대한 특성을 취하고 간략화 하면 식(20)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} K(n+1) &= K(n) + \mu^2 R_{xx} \\ &+ \mu E\{X(n)V^T(n)\text{sign}(e(n))\} \\ &+ \mu E\{V(n)X^T(n)\text{sign}(e(n))\} \end{aligned} \quad (20)$$

식(20)의 우변항 3번째와 4번째에 대한 기대치를 계산, 근사화 하면 식(21)이 된다.

$$-\sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} K(n) R_{xx} \quad (21)$$

같은 방법으로 풀이하면, 식(22)와 같이 된다.

$$E\{X(n)V^T(n)\text{sign}(e(n))\} \approx -\sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} R_{xx} K(n) \quad (22)$$

식(21), 식(22)을 식(20)에 대입하여 계산하면 식(23)이 된다.

$$K(n+1) = K(n) [I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} R_{xx}] + R_{xx} [\mu^2 I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} K(n)] \quad (23)$$

2계 모멘트 행렬과 오차 전력의 값을 제한하기 위해 닫힌 형태의 표현식을 다음에 유도한다. $\sigma_e(\infty)$ 와 $K(\infty)$ 는 $\sigma_e(n)$ 과 $K(n)$ 의 한계치이다. $K(\infty)$ 는 μ 의 작은 값에서 존재하며, 식(19)을 사용하면, $K(n)$ 이 수렴하기 때문에 $\sigma_e^2(n)$ 도 수렴한다. Q 는 R_{xx} 를 대각화 하는 직교 행렬이다. 식(23)의 양변에 Q^T 와 Q 를 앞뒤에 각각 곱하면, 식(24)이 된다.

$$K(n+1) = K(n) [I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} \Lambda] + \Lambda [\mu^2 I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} K(n)] \quad (24)$$

여기서,

$$K'(n) = Q^T K(n) Q,$$

$\Lambda = Q^T R_{xx} Q = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$ 이다. 식(24)를 스칼라 형태로 행렬 방정식을 분해하면, 식(25)가 된다.

$$K'_{ij}(n+1) = (1 - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(n)} [\lambda_i + \lambda_j]) K'_{ij}(n) + \mu^2 \lambda_i \delta(i-j) \quad (25)$$

식(25)에서 $\delta(i-j)$ 는 식(26)으로 정의되고, K'_{ij} 는 K' 의 (i, j) 번째 원소, $K'(n)$ 은 대칭 행렬이다.

$$\delta(i-j) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (26)$$

따라서 가중치 벡터의 평균 제곱 수렴은 식(27)의 범위에서 발생하고, 식(28)과 같이 쓸 수 있다.

$$0 < \mu < \sqrt{2\pi} \frac{\sigma_e(n)}{\lambda_i + \lambda_j} \quad (27)$$

$$0 < \mu < \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{\xi_{\min}}{\text{tr}\{R_{xx}\}} \quad (28)$$

모든 n 에 대해서 평균 제곱 수렴은 식(29)과 같이 발생한다.

$$\sigma_e(n) \phi \sqrt{\frac{2}{\pi}} \mu \lambda_{\max} \quad (29)$$

정상상태 오차를 구하기 위해서 수렴값을 취한 후 식(19)와 식(23)에 $\sigma_e(\infty)$ 와 $K(\infty)$ 를 풀면, 식(23)의 수렴값은 식(30)과 같다.

$$K(\infty) = K(\infty) [I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(\infty)} R_{xx}] + R_{xx} [\mu^2 I - \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1}{\sigma_e(\infty)} K(\infty)] \quad (30)$$

여기서 $K(\infty) = \mu \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{\sigma_e(\infty)}{2} I$ 이다. 수렴값을 취하여 식(19)에 $K(\infty)$ 을 이용하면, 식(31)이 된다.

$$\begin{aligned} \sigma_e^2(\infty) &= \xi_{\min} + \text{tr}(R_{xx} K(\infty)) \\ &= \xi_{\min} + \alpha \sigma_e(\infty) \end{aligned} \quad (31)$$

여기서 α 는 $\alpha = \frac{\mu}{2} \sqrt{\frac{\pi}{2}} (\sum_{i=1}^N \lambda_i)$ 이다. 식(31)에서 $\sigma_e(\infty)$

에 대해서 풀고 양의 근을 유지하면, 식(32)이 된다.

$$\sigma_e(\infty) = \frac{\alpha + \sqrt{\alpha^2 + 4\xi_{\min}}}{2} \quad (32)$$

μ 의 값이 매우 작다면 근사적으로 정상상태 오차전력은 식(33)이 된다.

$$\sigma_e^2(\infty) \approx \xi_{\min} + \frac{\mu}{2} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \left(\sum_{i=1}^N \lambda_i \right) \sqrt{\xi_{\min}} \quad (33)$$

식(33)은 식(32)를 제공하고 μ^2 을 포함하는 모든 식을 무시하면 얻을 수 있다. Sign알고리즘의 수렴상수 μ_s 를 LMS알고리즘의 정상상태 평균 제곱 오차와 같게 하면, 식(34)처럼 비교 된다.

$$\mu_s = \mu_L = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sqrt{\xi_{\min}} \quad (34)$$

식(34)를 이용하면 식(14)는 식(35)가 된다.

$$E\{V(n+1)\} = \left(I - \frac{2\sqrt{\xi_{\min}}}{\pi \sigma_e(n)} \mu_L R_{xx} \right) E\{V(n)\} \quad (35)$$

여기서 μ_L 은 LMS알고리즘에 대한 수렴 상수이다.

$\sqrt{\xi_{\min}} \leq \sigma_e(n)$ 범위상태에서 $\frac{2\sqrt{\xi_{\min}}}{\pi \sigma_e(n)} \pi 1$ 을 가진다.

III. 실험 및 성능 평가

HANR알고리즘을 적용한 고속 적응 디지털 필터의 성능을 확인하기 위해 가상의 음성신호를 가지고 실험을 한다. 실험은 연산수 측정과 수렴속도 및 잡음 제거 능력을 측정한다.

표 1은 DFT와 MDFT의 연산수를 비교한다. 연산수의 효율을 위해 하나의 복소수 곱셈과 덧셈이 각각 4개의 실수 곱셈과 2개의 실수 덧셈이라고 가정한다.

그림 2는 두 알고리즘의 12000번의 연산수를 보여준다.

N을 12000으로 설정하고 실험을 한 결과 DFT는 N^2 의 형태로 증가하고 MDFT는 $N \log N$ 의 형태로 증가한다.

표 1. DFT와 MDFT의 연산수 비교

Table 1. A comparison of DFT and MDFT operation

	DFT	MDFT
덧셈수	$N(N+1)$	$2(N \log N - 2 \sum_{r=2}^{\log N} 2^{r-2}(r-1)) + 1 - \frac{N}{2}$
곱셈수	N^2	$4(\frac{N}{2} \log N - \sum_{r=3}^{\log N} 2^{r-3}(r-2)) - N$

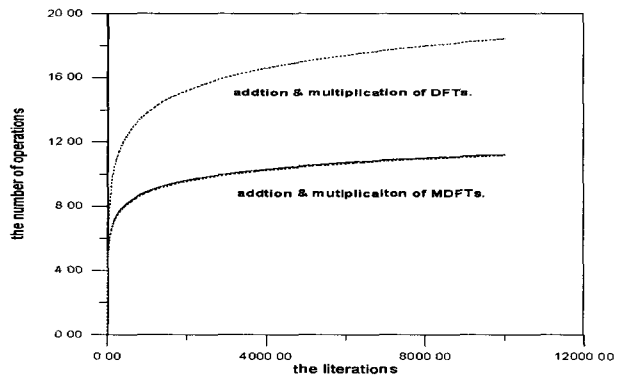


그림 2. DFT와 MDFT의 연산수 비교

Fig. 2. A comparison of DFT and MDFT operation

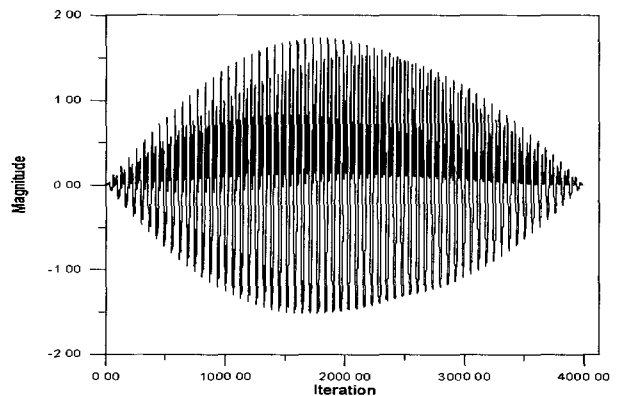


그림 3. 입력 신호 파형

Fig. 3. The waveform of input data

입력 신호는 그림 3의 가상 음성 신호이다. 실험에 사용된 신호는 그림 3의 신호에 잡음 제거 능력을 확인하기 위해 발생된 분산 1을 가진 백색 잡음을 더한 신호이다. N의 샘플수는 64, 필터 계수는 1차, 수렴 상수는 0.005이고, 데이터 포인트는 4000으로 설정하여 실험한다.

입력신호는 MDFT 출력의 진폭으로 스펙트럼을 산출하고 이러한 진폭을 이용하여 정규화된 스텝크기 HANR 알고리즘으로 처리한다.

그림 4는 입력신호를 DFT와 MDFT를 이용하여 주파수 영역으로 변환한 결과이다. 두 방법은 지연되지 않은 출력신호를 측정된 오차 없이 안정한 수렴을 한

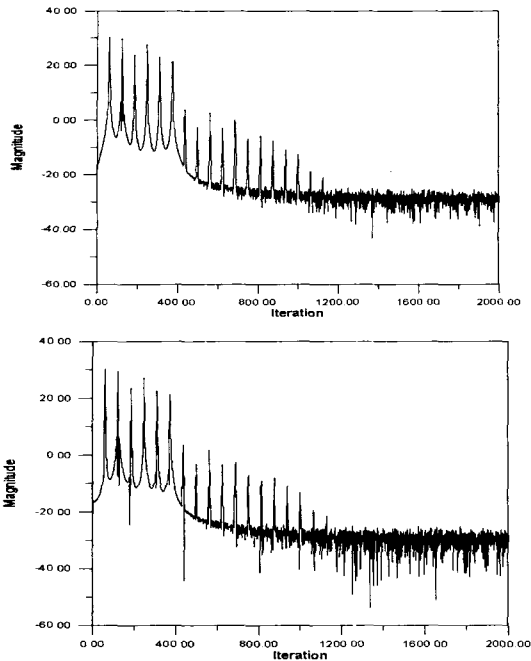


그림 4. (a)DFT와 (b)MDFT의 변환 결과
 Fig. 4. The result of conversion of (a)DFT, (b)MDFT

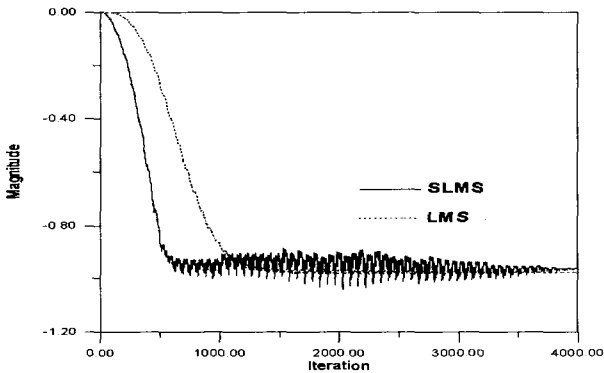


그림 5. LMS알고리즘과 Sign알고리즘의 수렴속도 비교
 Fig. 5. A comparison of converged speed on LMS and Sign algorithm

다. 그러나 적은 연산수를 위해 MDFT쌍을 이용하며 MDFT쌍에서 FFT의 일부를 이용하여 계산상 복잡도를 더욱 줄인다. 두 신호의 오차 크기는 음성이나 영상 신호에서와 같은 손실 처리 시스템에 사용하는데 무리가 없다.

그림 5는 LMS알고리즘과 Sign알고리즘의 수렴속도를 비교한 것이다. 수렴상수를 0.005로 설정하여 실험할 때, LMS알고리즘은 약 1200번 반복이 있는 후 적은 오차를 가지고 수렴하며 Sign알고리즘의 경우는 약 700번 반복 후에 상대적으로 큰 오차를 가지며 수렴되는 것을 볼 수 있다. 그러나 μ 가 매우 작게 선택하면 위에서 언급했듯이 두 방법들 간에 정상상태 오차는 크지

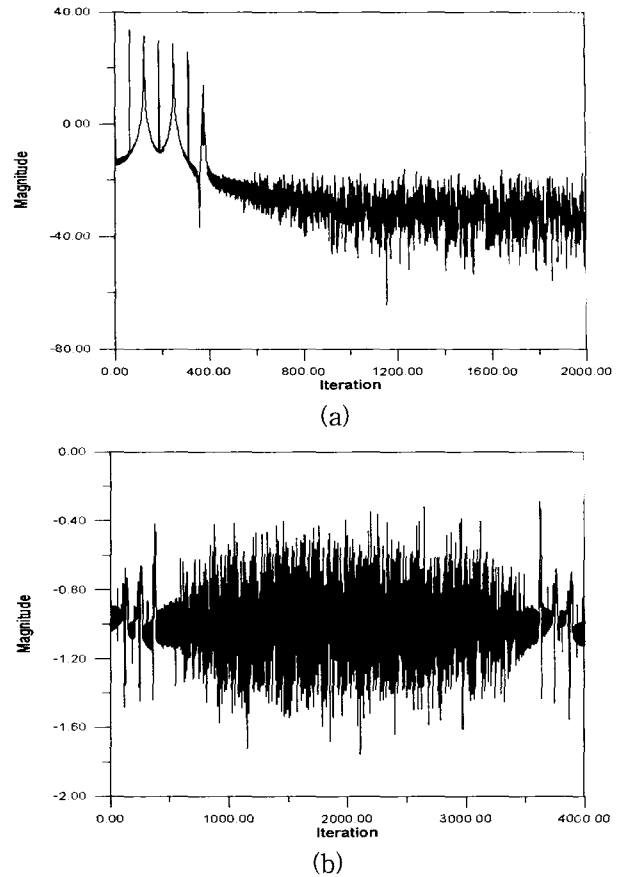


그림 6. (a) 잡음신호를 갖은 입력신호의 MDFT변형 (b) 적응 계수 신호
 Fig. 6. (a) MDFT conversion of input data with a noise (b) The signal presentation of adaptive coefficient

않고, 적응 상수 μ 가 동일한 값에 대해서 Sign알고리즘은 LMS알고리즘보다 더 빨리 수렴한다.

그림 6(a)는 그림 4에 백색 잡음을 더한 입력 신호가 필터의 MDFT단을 거친 변환된 신호이다. 이 신호는 발생된 그림 4의 신호에 분산 1을 가진 임의의 신호가 섞여 있고 안정한 수렴을 갖은 MDFT로 처리된 주파수 영역의 신호이다. (b)는 잡음 신호를 추정하여 제거하기 위한 Sign 알고리즘의 빠른 수렴 특성을 적용한 HANR 알고리즘 적응 계수 신호이다.

그림 7은 잡음을 가진 신호를 적응 처리 구간에서 제안한 HANR알고리즘을 이용하여 잡음을 제거하고 각각의 값들이 재합된 출력 파형이다. 그림 3과 아주 근사한 형태로 나타났으며 이는 잡음을 효율적으로 제거하고 있음을 보여준다.

그림 8은 컴퓨터 시뮬레이션을 하기 위해 작성한 프로그램의 일부이다. 시뮬레이션용 프로그램은 C언어를 사용하여 작성하였다.

실험은 동일한 입력신호를 가지고 DFT변환법을 사

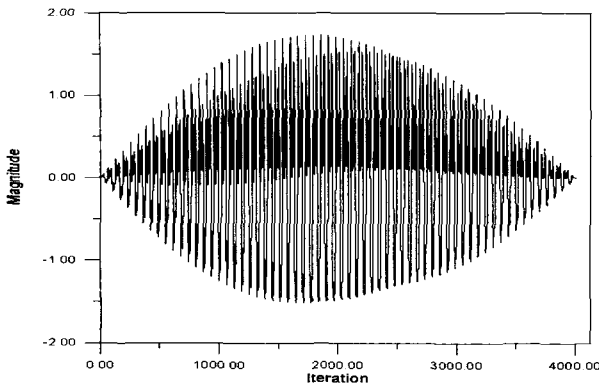


그림 7. 제안한 시스템의 출력신호
Fig. 7. The output waveform of the proposed system

```
//explain the resulted data
printf("Output files\n"
      "mixed_signal.dat->Signal\n"
      "error.dat->Estimation error\n"
      "signal.dat->Estimated signal\n"
      "power.dat->Power spectrum\n"
      "prediction.dat->Prediction coefficients each iteration\n"
      "reconstructed.dat->Reconstructed signal\n"
      "original_error.dat->Original error signal\n"
      "MulDFTdatum.dat->the multiplications of DFT\n"
      "MulMDFTdatum.dat->the multiplications of MDFT\n"
      "addDFTdatum.dat->the additions of DFT\n"
      "addMDFTdatum.dat->the additions of MDFT" );

//to compare the number of operations of the MDFT with the DFT.
for(i=0; i<=N; i++)
{
    multi_oper_DFT[i]=i;
}
```

그림 8. 시뮬레이션용 프로그램 일부
Fig. 8. The part of the simulation program

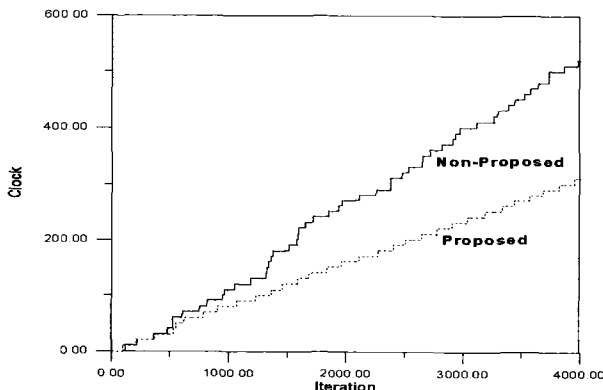


그림 9. 속도 측정 비교
Fig. 9. A comparison of a processing speed

용한 LMS 알고리즘 방법(non-propesed)과 제안한 HANR알고리즘 방법(proposed)을 비교한다. 처리 속도 측정은 단일 task dos상에서 정밀도를 고려해 CPU(intel사 pentiumIII 933Mhz)내부 clock을 측정한다.

그림 9를 보면 DFT변환법을 사용한 LMS방법은(non-propesed) 약 500클럭에 처리된 반면 제안한 시스

템은(proposed) 약 300클럭 정도에 처리가 되었다. 결과적으로 제안한 시스템은 그림 2의 무 잡음 입력 신호와 그림 7의 제안한 필터를 거친 신호와 근사한 파형을 보여준다. 이는 잡음 제거 능력을 보여주며 그림 9의 그래프에서 보여주듯 처리 속도에서 30%정도의 개선이 있다.

IV. 결 론

통신 신호 처리에서 주파수 영역의 신호처리 시 발생하는 잡음을 제거하기 위해 Sign알고리즘을 이용한 고속 적응 잡음 제거(HANR) 알고리즘을 제안했다.

제안한 HANR알고리즘은 적은 연산수와 연속 처리를 위해 변형된 이산 푸리에 변환법을 사용해 주파수 영역에서 해석을 하고 고속 적응 잡음 제거를 위해 빠른 수렴속도를 가지는 Sign알고리즘을 적용했다.

이 HANR알고리즘은 고속으로 잡음을 추적하여 제거하는 디지털 필터의 핵심으로 잡음을 제거하는 부분에서의 성능은 큰 향상을 가져오진 않았으나 수렴 성능을 비교해본 결과 주파수 영역에서의 계수 처리 시 제안한 알고리즘이 50%정도의 수렴 속도 향상이 있고, 이 알고리즘을 적용한 필터를 사용하여 잡음을 처리 시 처리 속도가 30%정도 개선됐다. 이것은 잡음 제거가 고속으로 처리됨을 알 수 있다. 따라서 이 알고리즘은 고속처리에 중점을 두는 실시간 영상, 음향 데이터 처리에 적합하다.

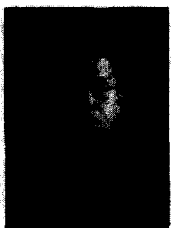
본 논문은 빠른 수렴과 적은 연산을 가지는 고속 적응 잡음 제거(HANR)알고리즘을 개발하고 이를 디지털 필터 설계 시 적용한다. 제안한 고속 적응 디지털 필터는 실험 결과 적은 오차를 가지며 빠른 처리속도로 잡음 신호를 고속으로 처리한다. 시스템 구현 시 실시간으로 데이터를 처리하여 더욱 정밀한 데이터를 얻기 위해서는 더 많은 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] I. Nakanishi, Y. Hamahashi, Y. Itoh, and Y. Fukui. "performance improvement of frequency domain adaptive filter,"in Proc. of ITC-CSCC'99, Sokcho, Korea, pp. 1483-1486, 1998
- [2] Isao Nakanishi, Yoshihisa Hamahashi, Yoshio Itoh, Yutaka Fukui, "Frequency domain adaptive noise reduction using modified DFT pair", in Proc. of ITC-CSCC'99, Sado, Nigata, Japan, pp. 1370-1373, 1999

- [3] John Mathews, sung ho cho, "Improved Convergence Analysis of Stochastic Gradient Adaptive Filter Using the Sign Algorithm," IEEE Trans. On Acoust., Speech & Signal Processing, vol. Assp-35, No. 4, APRIL 1987.
- [4] S. S. Narayan, A. M. Peterson, and M. J. Narasimha, "transform domain LMS algorithm," IEEE Trans. on Acoust., Speech & Signal Processing, vol. 31, no. 3, pp. 609-615, 1983.
- [5] Metin Akay, "Biomedical Signal Processing", in chapter10, "autoregressive Methods", pp. 195-251.
- [6] Sung Ho Cho, "Convergence Analysis for Efficient Adaptive Digital Filtering Algorithms and Structures." A diss. submitted to the faculty of The University of Utah in partial fulfillment of the requirements for the degree of.
- [7] Samsung Advanced Institute of Technology, "Adaptive signal processing of theory and application," in chapter2, "modified LMS adaptive algorithm", pp. 2_21-2_25.
- [8] M. Dentino, J. McCool, and B. Widrow, "adaptive filtering in the frequency domain," in Proc. IEEE, vol.66, no.12, pp. 1658-1659, Dec. 1978.
- [9] Isao Nakanishi, Yoshihisa Hamahashi, "A New Structure of Frequency Domain Adaptive Filter with Composite Algorithm", IEICE Trans. Fundamental Vol.E81-A, No.4, April 1998.
- [10] Dal Hwan YOON, Chi Ho LIN, "Efficient Spectral Analysis of TDX-Families PCM Signal Acquisition System with the QFT", IEICE Trans. Fundamental, Vol.E86-A, No.6, June 2003.
- [11] Dal Hwan YOON, Chi Ho LIN, "Adaptive Noise Reduction of Biomedical Signals with Improved Multiplication Free Adaptive Digital Filter", IEICE Trans. Fundamental, Vol. E86-A, No.6, June 2003.
- [12] M.L. Honig and D.G. Messerschmitt, Adaptive Filters: Structures, Algorithms, and Applications, Hingham, MA : Kluwer Academic Publishers, 198
- [13] S.T. Alexander, Adaptive Signal Processing: Theory and Applications, New York, NY: Springer-Verlag New York Inc., 1985.
- [14] B. Widrow, et al., "Adaptive noise canceling: Principles and application," Proceedings of the IEEE, Vol. 63, No.12, pp.1692-1716, December 1975.
- [15] J.R. Glover, Jr., "Adaptive noise canceling applied to sinusoidal interferences," I Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSO-25, No.6, pp.484-491, December 1977.
- [16] M.R. Sambur, "Adaptive noise canceling for Speech Signal," Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-26, No.5, pp.419-423, October 1978.
- [17] N.J. Bershad et al., "Tranking characteristics of the LMS adaptive line enhancer-respone to a linear chirp signal in noise," Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-28, No.5, pp 504-516, October 1980.
- [18] D.H. Youn, N. Ahmed, and G.C. Carter, "On using the LMS algorithm for time delay estimation," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-30, No.5, pp. 798-801, October 1982.
- [19] Bernard Widrow, Samuel D. Stearns, "Adaptive Signal Processing," prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, N.J. 07632.
- [20] Jae-Kyung Lee, Dal-Hwan Yoon, Kyung-Man Kim, "The high speed adaptive noise reduction on the frequency domain using the SLMS", in Proc. of ITC-CSCC'03, Kang-Won do, Korea, pp. 1779-1882, 2003.
- [21] Jae-kyung Lee, Dal-Hwan Yoon, Kyung-Man Kim, "Adaptive Noise Reduction on the Frequency Domain using the Sign Algorithm", in Signal Proc. I of ICCAS 2003, Gyeongju, Korea, TA03-2, 2003.

 저 자 소 개



이재경(정회원)
 2002년 세명대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2004년 세명대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 <주관심분야: 통신, 컴퓨터, 신호
 처리, 반도체>



윤달환(정회원)
 1984년 한양대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1986년 한양대학교 전자공학과
 석사 졸업
 1994년 한양대학교 전자공학과
 박사 졸업
 1988년 7월~1993년 6월 육군사관
 학교 전자공학과 교수
 2003년 9월 중소기업 기술혁신 "부총리겸 교육부
 장관상 수상"
 <주관심분야: 통신, 컴퓨터, 신호처리, 전력전자>