

CDCTLMS를 이용한 변환평면 적응 필터링

Transform Domain Adaptive Filtering with a Chirp Discrete Cosine Transform LMS

전창익*, 여승필*, 전광석*, 이진**, 김성환*

(Chang-Ik Jeon*, Song-Phil Yeo*, Kwang-Seok Chun*, Jin Lee**, Sung-Hwan Kim*)

*서울시립대학교 전자전기공학부, **삼척대학교 제어계측공학과

(접수일자: 2000년 8월 11일; 수정일자: 2000년 11월 10일; 채택일자: 2000년 11월 21일)

적응 필터링 기법은 시간에 따라 신호의 통계적 특성이 변화할때 많이 응용되는 신호처리의 분야이다. 적응필터의 성능 평가는 보통 구조의 복잡도 (complexity), 수렴 속도 (convergence speed) 및 오조정 (misadjustment)을 가지고 평가한다. 적응 필터의 실시간 구현을 위해서는 구조가 간단해야 되고 수렴속도는 빨라야 한다. 본 연구에서는 수렴속도 향상을 위해 변환 평면에서의 적응 필터링 기법에 대해 제안하였다. 먼저 CZT (Chirp Z-Transform)의 주파수 확대해석하는 특성과 DCT (Discrete Cosine Transform)의 실수연산 특성을 모두 가지는 CDCT (Chirp Discrete Cosine Transform)을 제안하였고, 이를 이용한 CDCTLMS (Chirp Discrete Cosine Transform LMS)을 제안하였다. 제안된 방법은 기존의 NLMS (normalized least mean square) 알고리즘과 대표적인 변환평면 적응 필터링 방법인 DCTLMS (discrete cosine transform LMS) 알고리즘과의 학습곡선 (learning curve)의 비교를 통하여 우수함을 입증하였으며 실제 초음파 신호처리에의 응용을 보였다.

핵심용어: 이산 코사인 변환, 변환평면 적응 필터, 칩 이산 코사인 변환, DCT 평면 LMS

투고분야: 음향 신호처리 분야 (1.2)

Adaptive filtering method is one of signal processing area which is frequently used in the case of statistical characteristic change in time-varying situation. The performance of adaptive filter is usually evaluated with complexity of its structure, convergence speed and misadjustment. The structure of adaptive filter must be simple and its speed of adaptation must be fast for real-time implementation. In this paper, we propose chirp discrete cosine transform (CDCT), which has the characteristics of CZT (chirp z-transform) and DCT (discrete cosine transform), and then CDCTLMS (chirp discrete cosine transform LMS) using the above mentioned algorithm for the improvement of its speed of adaptation. Using learning curve, we prove that the proposed method is superior to the conventional NLMS (normalized LMS) algorithm and DCTLMS (discrete cosine transform LMS) algorithm. Also, we show the real application for the ultrasonic signal processing.

Key words: Discrete cosine transform, Transform domain adaptive filter, Chirp discrete cosine transform, Discrete cosine transform least mean square, Chirp discrete cosine transform least mean square

Subject classification: Acoustic signal processing (1.2)

I. 서 론

변환 평면에서의 LMS 알고리즘은 수렴시간을 줄이기 위한 방법으로 1970대 후반에 등장하였다. LMS (least mean square) 알고리즘의 경우 필터 입력 벡터의 자기 상관함수의 고유치 (eigen value) 분포가 작으면 작을수록 수렴속도의 향상을 가져온다[1]. 보통 직교 변환은 적응

필터 입력 신호 벡터의 상관관계를 없애는 효과를 가지고 있어 수렴속도의 향상을 기대할 수 있다. 지금까지 변환 기법으로는 discrete Fourier transform (DFT), discrete cosine transform (DCT), Walsh Hadamard Transform (WHT), Wavelet Transform (WT), Rectangular Transform (RT) 등이 이용되었다. 이중에서도 DCT 평면에서의 LMS 알고리즘이 실수 연산만으로 가능하고 구현이 간단하여 많이 이용되어왔다.

일반적으로 적응 필터링은 시간에 따라 신호의 통계적 특성이 변하는 경우 수렴 속도가 문제가 된다. 변환 평면 적응필터링은 기존의 시평면 적응필터링보다 수렴 속도

책임저자: 전창익 (gaja@shinbiri.com)
130-743 서울시 동대문구 전농동 90 서울시립대학교
전자전기공학부 제어및신호처리 연구실
(전화: 2210-2931; 팩스: 2213-8317)

를 증가시킬 수 있다는 많은 연구가 발표되었다[1-6].

디지털 신호처리에서는 일반적으로 샘플링 주파수를 대상신호의 최대 주파수보다 2~10배 정도 높게 설정한다. 그러므로 본 연구에서는 대상신호의 주파수 대역분포가 샘플링 주파수에 비해 좁은 경우의 신호라고 가정할 후, 변환 평면 (transform domain) 적응 필터링 기법이 수렴 속도면에서 유리한 장점을 이용한 새로운 구조의 적응 필터링 기법을 제안하였다. 기존의 변환 평면 적응 필터링 알고리즘은 원하는 신호의 에너지 분포대역 이외의 대역에 해당하는 주파수 계수를 모두 적응 필터의 입력으로 사용한다는 단점을 가지고 있다. 이는 적응 필터의 차수의 증가를 유발하며 원치않는 신호의 주파수 계수가 적응 필터의 입력으로 사용됨으로써 수렴속도를 줄이는 결과를 가져온다. 따라서 본 연구에서는 먼저 원하는 신호의 대역만을 선택적으로 임의의 분해능을 제공하면서 변환을 할 수 있는 CDCT를 제안하였다. 제안된 CDCT (chirp DCT)는 CZT (chirp z-transform)와 유사한 주파수 확대 해석에 응용될 수 있으며, 변환평면 적응필터의 필터 입력부 전단에 사용됨으로서 새로운 구조의 적응필터를 구성할 수 있다. 본 연구에서 제안한 CDCT를 이용한 적응 필터는 CDCTLMS라 명칭을 붙였으며, 성능 평가는 수렴 속도 (convergence speed)측면과 평균 자승 오차 (mean squared error) 관점에서 기존의 시평면 정규화 최소 자승 오차 (Normalized Least Mean Square : NLMS) 알고리즘 및 변환 평면 LMS 알고리즘의 하나인 DCTLMS 알고리즘과 본 연구의 CDCTLMS 알고리즘과 비교를 통해 제안한 방법이 우수함을 입증하였다. 또한 초음파를 이용한 금속의 결함 검출에서 본 연구에서 제안한 방법이 기존의 적응 필터링 방법 보다 유효함을 보였다.

II. Chirp DCT 알고리즘의 제안

CDCT는 CZT[7][8]에서와 같은 원리로 특정 대역만을 선택적으로 변환할 수 있다. 단, 변환에 이용된 기저함수가 cosine 함수이므로 실수 연산과정만 가진다. 식 (1)에서 ω_m 은 CZT에서와 동일한 개념으로 적용되었고, $c(m)$ 은 스케일링을 나타낸다[9][10]. 주파수 평면에서의 CDCT 계수 $X_{CDCT}(m)$ 은 임의의 M개 요소로 표현 가능하며 식 (1)과 같다.

$$X_{CDCT}(m) = c(m) \sum_{k=0}^{M-1} x(k) \cos((2k+1)\omega_m/4N) \quad (1)$$

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

식 (1)의 역변환식은 식 (2)로 표현될 수 있다. 식 (2)의 우변의 첫항은 특정 대역의 계수로 재구성된 추정신호를 말하며, 우변의 두 번째항은 원 신호와 추정신호 사이의 차이를 나타내는 오차 신호이다.

$$x(k) = \hat{x}(k) + e(k)$$

$$= A \sum_{m=0}^{M-1} c(m) X_{CDCT}(m) \cos((2k+1)\omega_m/4N) + e(k) \quad (2)$$

$x(k)$ 에 대한 추정 신호 $\hat{x}(k)$ 는 식 (3)로 표현된다.

$$\hat{x}(k) = A \sum_{m=0}^{M-1} c(m) X_{CDCT}(m) \cos((2k+1)\omega_m/4N) \quad (3)$$

여기서 주파수 평면의 계수는 M개의 요소로 표현됨에 의한 스케일링은 A와 $c(m)$ 에 의해 계산되어지고 A와 $c(m)$ 은 각각 식 (4)와 식 (5)로 표현된다.

$$A = \frac{2(f_2 - f_1)}{M} \quad (4)$$

$$c(m) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} & m=0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & m=1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (5)$$

여기서 f_1 은 시작주파수를 f_2 는 끝주파수를 나타낸다. 즉, $f_1 \sim f_2$ Hz까지 M개의 요소로 표현된 주파수 계수 $X_{CDCT}(m)$ 은 식 (4)의 과정을 거침으로서 선택된 대역의 신호로 재구성된 추정 신호 $\hat{x}(k)$ 가 되고 나머지 대역 신호로 재구성된 오차 신호는 식 (3)의 우변 두 번째항과 같이 $e(k)$ 가 된다.

III. 변환평면에서의 적응필터링 기법

변환 평면에서의 적응 필터링 기법은 기본적으로 적응 필터의 입력부 전단에 입력신호의 백색화 (whitening)를 위한 변환 과정이 삽입된다는 특징을 가지며, 식 (6)는 변환 평면에서의 LMS 알고리즘에서 적응 필터의 입력으로 사용하기 위한 선처리 과정을 보여준다.

$$V(k) = [v_0(k), v_1(k), \dots, v_{L-1}(k)]^T = T X(k) \quad (6)$$

여기서 T는 변환연산자를 나타내며 V(k)는 변환된 결과를 나타내는 필터 입력 벡터로 사용된다. 만약 T가 DFT라면 V(k)는 스펙트럼 계수가 된다.

식 (7)에서 $y(k)$ 는 변환을 거친 후의 필터 입력 벡터 V(k)와 필터 계수 벡터 W(k)가 가중되어 계산되어진 필터의 출력을 나타낸다.

$$y(k) = W^T(k) V(k) = W^T(k) T X(k) \quad (7)$$

여기서 필터 계수 벡터 $W(k)$ 는 식 (8)에 의해 갱신 된다.

$$W(k+1) = W(k) + \mu e(k) \Lambda^{-2} V^*(k) \quad (8)$$

여기서 *는 변환이 복소 연산일 경우 공액 복소수를 의미하며, Λ^2 은 필터 입력 벡터의 전력을 의미하는 벡터이고 식 (9)와 식 (10)으로 나타낼 수 있다.

$$\Lambda^2 = \text{diag}[\sigma_0^2, \sigma_1^2, \dots, \sigma_{L-1}^2] \quad (9)$$

$$\sigma_i^2 = E[|v_i(k)|^2] \quad (10)$$

여기서 σ_i^2 은 선 처리 과정 후 적응 필터 입력으로 사용되는 $v_i(k)$ 의 전력을 의미한다.

변환 평면에서의 LMS 알고리즘도 NLMS 알고리즘에서와 마찬가지로 고유치의 분포를 줄이기 위해서 적응 필터의 입력 벡터는 아래의 망각 인자 (forgetting factor) α 와 이전의 입력 신호의 전력과의 관계로 나타내며 식 (11)과 같은 관계식을 이용한다.

$$\sigma_i^2(k) = \alpha \sigma_i^2(k-1) + (1-\alpha)|v_i(k)|^2, \quad 0 < \alpha < 1 \quad (11)$$

그림 1의 (a)는 전형적인 변환 평면에서의 LMS 알고리즘의 블록 선도이다. 그림에서 선처리 과정인 $L \times L$ Linear Transform이 추가된다는 점에서 시평면 LMS 알고리즘과의 차이를 보이며, 선 처리 과정의 추가로 LMS 적응 조절부가 식 (6)처럼 달라진다. 그림 1의 (b)는 본 연구에서 제안한 CDCT를 선 처리 과정으로 추가하여 구성한 변환 평면의 LMS 알고리즘을 나타낸다. 그림 1의 (b)에서 CDCTLMS 알고리즘은 처리하고자 하는 신호가 샘플링 주파수에 비해 좁은 대역에 분포할 경우에 유리하다. 만약 원하는 신호의 대역이 저역에만 분포하고 고역 부분의 스펙트럼은 원치않는 신호의 스펙트럼으로 구성되었다고 하자. 이때 기존의 DCT 평면에서의 LMS 알고리즘은 이러한 고역부분의 스펙트럼 계수도 모두 이용됨으로 인해 연산량이 있어서 비효율적이며, 원치 않는 신호의 스펙트럼은 적응 필터의 출력에 좋지 않은 결과를 낳는다. 본 연구에서는 이러한 문제점에 대한 대안으로 원하는 신호의 대역만을 CDCT한 후 LMS 알고리즘이 수행되도록 구현하여 기존의 DCTLMS 알고리즘이나 NLMS 알고리즘보다 수렴 속도를 향상시켰으며, 최적 오차도 향상된 결과를 얻었다. 또한 제안한 CDCT는 임의의 분해능을 제공할 수 있는 장점을 가지고 있으므로 적절한 적응 필터의 차수를 선처리 과정의 입력 데이터의 개수와는 상관없이 조절할 수 있다.

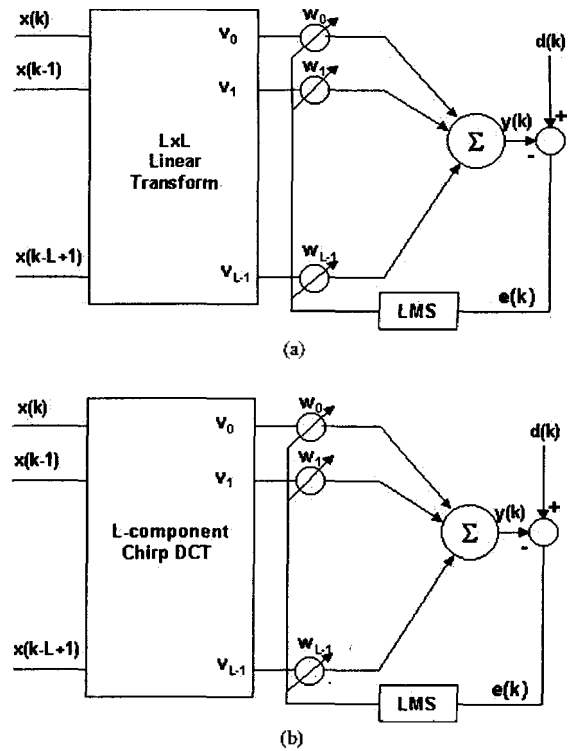


그림 1. 변환 평면에서의 LMS 알고리즘의 블록선도
 (a) 전형적인 변환평면 LMS 알고리즘
 (b) 제안한 변환평면 LMS 알고리즘
 Fig. 1. Block diagram of LMS algorithm in the transform domain,
 (a) Conventional LMS algorithm in the transform domain,
 (b) Proposed LMS algorithm in the transform domain.

IV. 실험 및 결과고찰

4.1. 모의실험 및 결과

본 연구에서는 CDCT 평면에서의 LMS 알고리즘의 특성을 알기위해 식 (12)과 같은 적응 필터의 기준 입력신호와 식 (13)와 같은 원시 입력신호로 사용하였다. 식 (12)에서 $n(k\Delta T)$ 는 백색 가우시안 잡음 신호를 나타내며 평균이 0이고 분산은 0.01이 되도록 부가하였다[6].

$$\begin{aligned} x(k\Delta T) &= s(k\Delta T) + n(k\Delta T) \\ &= 0.1 \cos(\pi k\Delta T/15) + \cos(5\pi k\Delta T/16) + n(k\Delta T) \end{aligned} \quad (12)$$

$$d(k\Delta T) = 0.1 \cos(\pi k\Delta T/15) + \cos(5\pi k\Delta T/16) \quad (13)$$

시뮬레이션 신호에서 샘플링 주파수를 1kHz라고 하였을 경우 식 (13)의 원시 입력 신호 전력은 200Hz 미만에 분포를 한다고 가정하였다. 또한 식 (12)의 기준 입력신호도 200Hz 미만에 대부분의 신호 전력이 분포함을 알 수 있다. 그리고 200Hz이상의 주파수 대역에서는 DCT의 경우 계수의 변동이 작고 원하는 신호와는 상관 관계가 없다고 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서는 0 ~ 200Hz의 관심 대역만을 제안한 CDCT를 수행하여 기존의 DCT

평면에서의 LMS 알고리즘과 동일한 연산량이 되도록 계수의 수를 일치시킨 상태에서 수렴 속도와 오조정 (misadjustment) 오차의 크기를 통해 성능을 평가하였다. 학습 곡선은 200개의 ensemble 평균을 통해 나타내었다. 그림 2는 기존의 NLMS 알고리즘과 DCTLMS 알고리즘 및 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘을 수렴 파라미터를 0.01로 수행하여 얻은 학습 곡선을 나타낸다. 여기서 사용된 필터 차수는 9, 수렴 파라미터는 0.01, 망각 인자는 0.22로 하였을 경우이다. 그림 2의 (a)는 최적 오차에 수렴 하는데 약 250의 반복 수행 후, (b)는 약 70의 반복 수행 후 그리고 (c)는 약 30의 반복 수행 후에 도달하였다. 그리고 최적 오차가 (c)의 경우가 -20dB 미만으로 가장 작음을 알 수 있다.

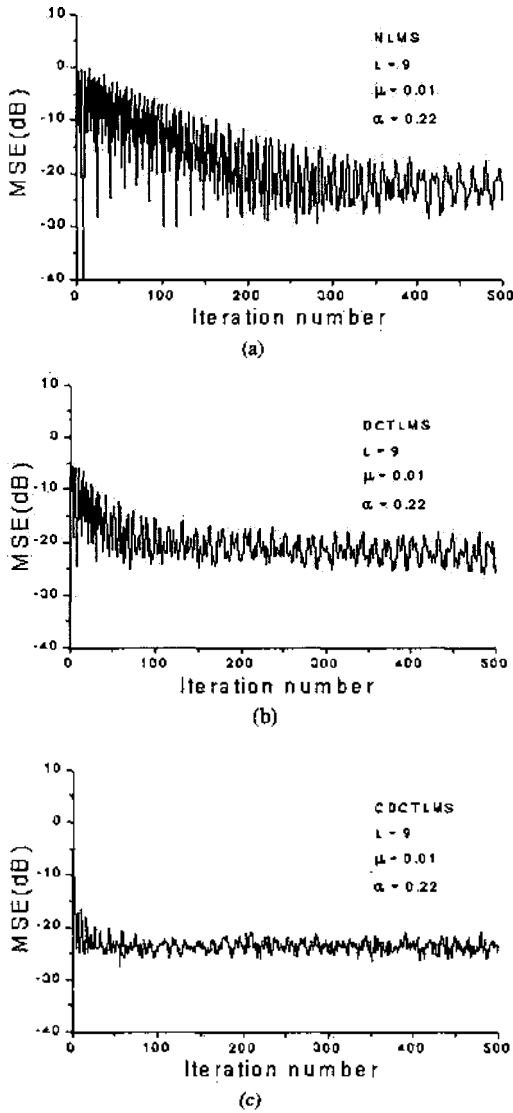


그림 2. 각 LMS 알고리즘에 대한 학습 곡선(1)
 (a) NLMS (b) DCTLMS (c) CDCTLMS
 Fig. 2. Learning curve of each LMS algorithm(1),
 (a) NLMS, (b) DCTLMS, (c) CDCTLMS.

그림 3은 수렴 파라미터를 0.005로 변화시키고 다른 파라미터는 고정된 상태에서 각 LMS 알고리즘의 학습곡선을 나타낸다. 여기서도 마찬가지로 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘이 수렴 속도 관점에서 가장 빠르고 최적 오차도 가장 작음을 알 수 있다.

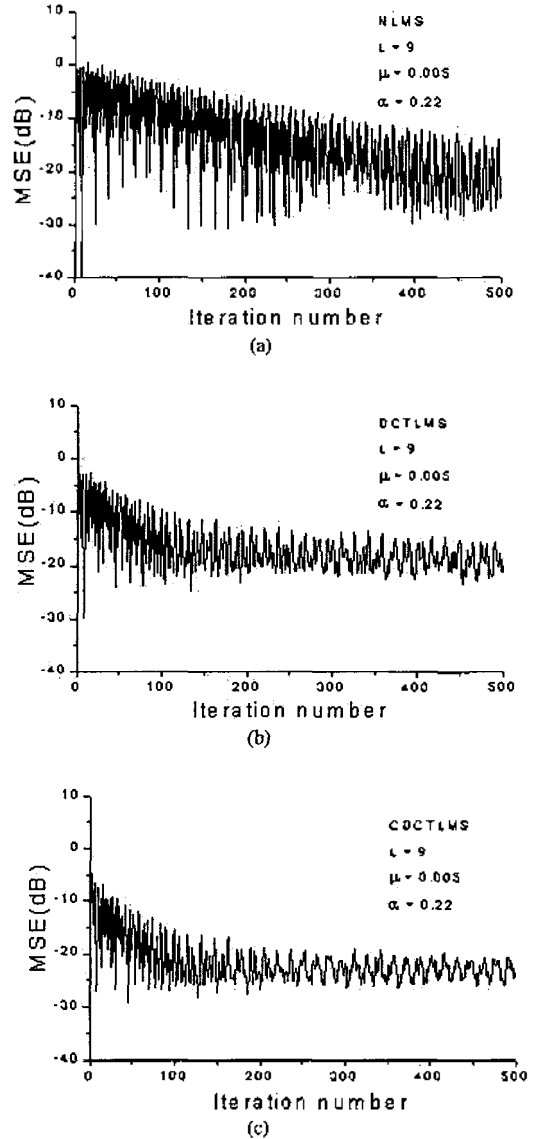
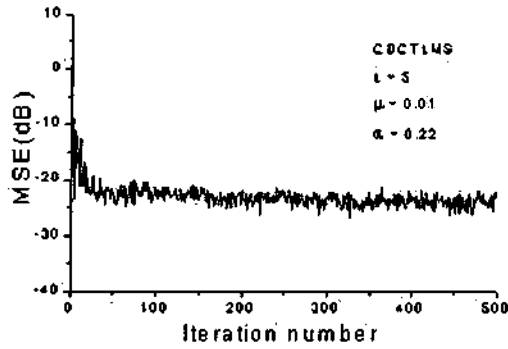
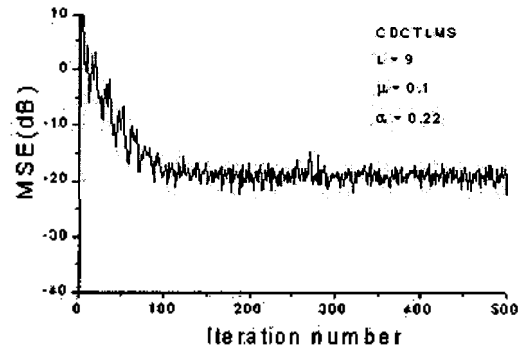


그림 3. 각 LMS 알고리즘에 대한 학습 곡선(2)
 (a) NLMS (b) DCTLMS (c) CDCTLMS
 Fig. 3. Learning curve of each LMS algorithm(2),
 (a) NLMS, (b) DCTLMS, (c) CDCTLMS.

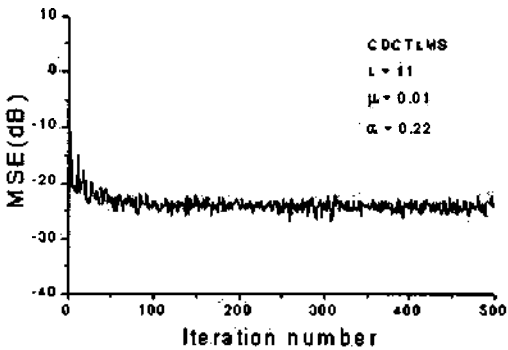
그림 4는 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘이 필터 차수에 따라 어떠한 특성을 보이는지를 보여준다. 그림 4의 (a)는 필터 차수가 5, (b)는 필터 차수가 11, (c)는 필터 차수가 17일 경우의 학습 곡선을 나타낸다. 필터 계수의 수가 증가함에 따라 수렴 속도는 감소하는 반면에 최적오차에는 큰 영향이 없음을 알 수 있다.



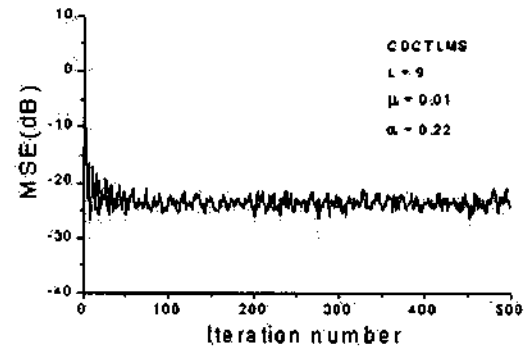
(a)



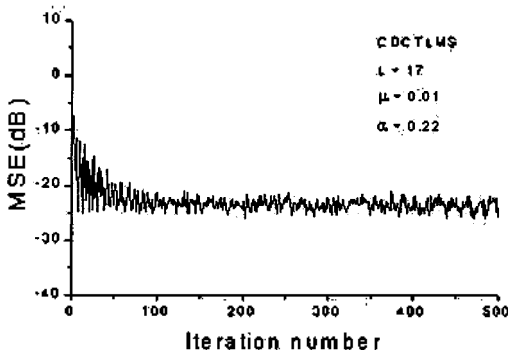
(a)



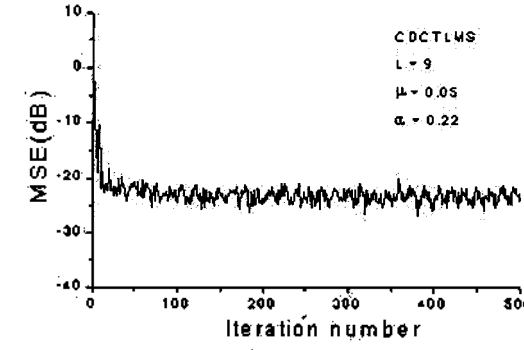
(b)



(b)



(c)



(c)

그림 4. 제안한 방법의 필터 차수에 따른 학습 곡선

(a) L = 5 (b) L = 11 (c) L = 17

Fig. 4. Learning curve of the proposed method for filter's order, (a) L = 5, (b) L = 11, (c) L = 17.

그림 5. 제안한 방법의 수렴 파라미터에 따른 학습 곡선

(a) $\mu = 0.1$ (b) $\mu = 0.01$ (c) $\mu = 0.05$

Fig. 5. Learning curve of the proposed method for the convergence parameter,

(a) $\mu = 0.1$, (b) $\mu = 0.01$, (c) $\mu = 0.05$.

그림 5은 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘에서 수렴 파라미터의 변화에 따른 특성을 보여준다. 그림 5의 (a)는 수렴 파라미터가 0.1, (b)는 수렴 파라미터가 0.01, (c)는 수렴 파라미터가 0.05일 경우의 학습곡선을 나타낸다. (a)의 경우는 수렴 속도가 (b)나 (c)에 비해 떨어진다. 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘의 수렴 파라미터는 $0.005 \leq \mu \leq 0.05$ 의 구간에서 가장 좋은 특성을 보였다.

그림 6는 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘에서 망각 인자의 변화에 따른 특성을 보여준다. 그림 6의 (a)는 망각 인자를 0.12, (b)는 망각 인자를 0.32, (c)는 망각 인자를 0.62로 변화시켰을 때의 학습 곡선을 나타낸다. 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘에서 망각 인자는 $0.1 \leq \alpha \leq 0.4$ 의 구간에서 좋은 특성을 보였다.

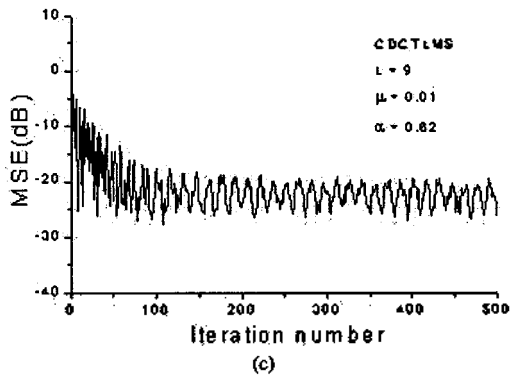
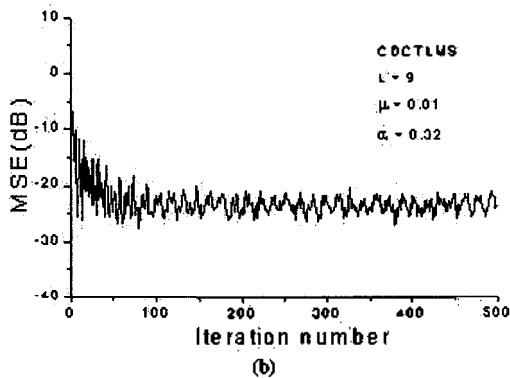
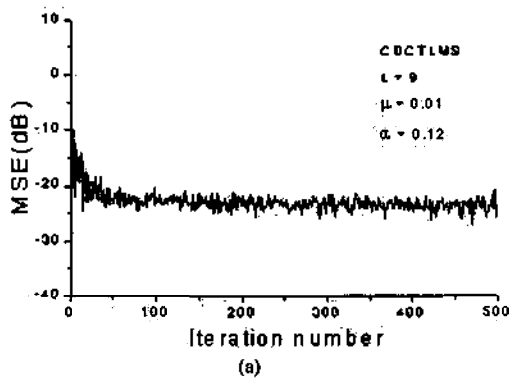


그림 6. 제안한 방법의 포갯 인자에 따른 학습 곡선
 (a) $\alpha = 0.12$ (b) $\alpha = 0.32$ (c) $\alpha = 0.62$
 Fig. 6. Learning curve of the proposed method for the forgetting factor,
 (a) $\alpha = 0.12$, (b) $\alpha = 0.32$, (c) $\alpha = 0.62$.

그림 7는 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘에서 부가 잡음의 분산의 크기에 따른 특성을 보여준다. 그림 15의 (a)는 잡음의 분산이 0.5, (b)는 0.25 (c)는 0.04 (d)는 0.01 (e)는 0.001 (f)는 0.0001일 경우에 학습 곡선을 보여 준다. 잡음의 분산에 따라 최적 오차에 많은 영향을 나타냈고 잡음의 분산이 작을수록 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘은 적은 최적 오차를 나타냈다.

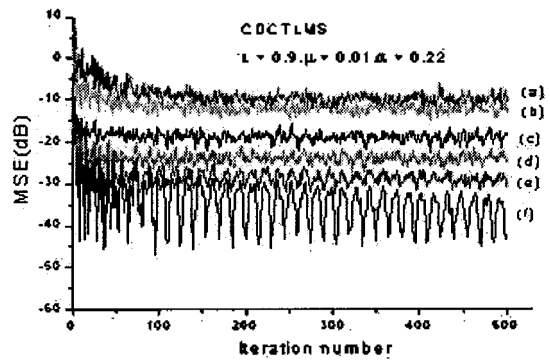
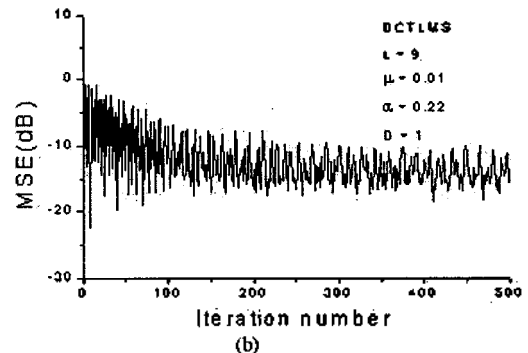
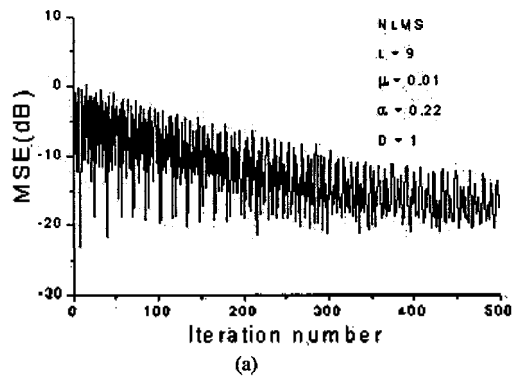


그림 7. 제안한 방법의 잡음의 분산에 따른 학습 곡선
 (a) $\sigma^2 = 0.5$ (b) $\sigma^2 = 0.25$ (c) $\sigma^2 = 0.04$
 (d) $\sigma^2 = 0.01$ (e) $\sigma^2 = 0.001$ (f) $\sigma^2 = 0.0001$
 Fig. 7. Learning curve of the proposed method for the noise variance,
 (a) $\sigma^2 = 0.5$, (b) $\sigma^2 = 0.25$, (c) $\sigma^2 = 0.04$,
 (d) $\sigma^2 = 0.01$, (e) $\sigma^2 = 0.001$, (f) $\sigma^2 = 0.0001$.

그림 8은 라인 인헨서 (line enhancer) 구조에서 각 LMS 알고리즘에 대한 학습곡선으로서 기준 입력 신호를 지연된 원시 입력 신호를 사용한 경우의 각 LMS 알고리즘의 특성을 보여준다. 본 연구에서는 기준 입력 신호를 한 샘플 지연된 원시 입력 신호를 사용하였고 필터 차수는 9, 수렴 파라미터는 0.01, 망각 인자는 0.22를 사용하였다. 여기에서도 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 알고리즘이 가장 우수한 특성을 보였다.



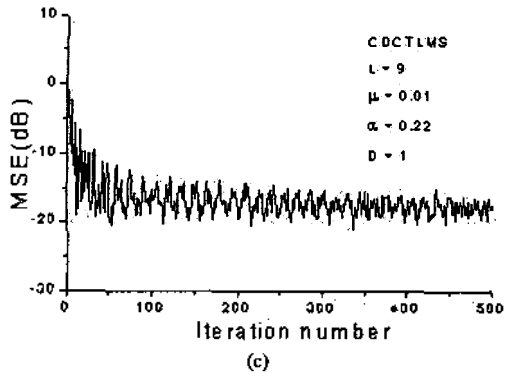


그림 8. 라인 인헨서 구조에서의 각 LMS 알고리즘에 대한 학습곡선
 (a) NLMS (b) DCTLMS (c) CDCTLMS
 Fig. 8. Learning curve of each LMS algorithm in the line enhancer structure,
 (a) NLMS, (b) DCTLMS, (c) CDCTLMS.

4.2. 초음파 신호에의 적용 및 결과

발전소 설비와 같이 위험 요소가 항상 존재하는 원자로나 회전 기기와 같은 높은 온도와 압력을 받는 시설물에서 금속이 고온 고압 등의 요인에 지속적으로 노출되었을 때 발생하는 균열 및 부식과 같은 결함은 조기 발견이 중요하다. 본 연구에서는 실험을 위하여 산업현장 시설물과 같은 환경조건을 고려하여 스테인레스 스틸 (Type 303)을 직경 50mm, 높이 50mm인 원통으로 제작한 후 결함의 발생과 유사한 특성을 보이도록 바닥면에서 직경 2mm, 길이 10mm가 되도록 방전 가공기 (electrodischarge machine: KJ103)로 가공했다. 열처리 는 Bamford sheffield사의 열처리로 (carbolite Furnace : S30AU)를 사용하였고 시편을 1시간동안 1387℃로 가열한 후 수냉과정을 거쳐 취약의 상황이 되도록 그레인을 성장 시켰다. 탐촉자는 Panametrics사의 2.25MHz A106S 모델을 사용하였고 펄스-에코 방식으로 초음파 탐상기의 RF 신호를 디지털 오실로스코프 (Lecory 9310)의 입력으로 사용하여 오실로스코프와 IEEE 488 인터페이스로 연결된 IBM pentium PC에서 알고리즘이 수행되도록 하였다. 샘플링 주파수는 100MHz로 하였고 산업현장에서 시설물이 작동중인 상황을 고려하여 즉 지속적으로 열에 노출된 시설물의 경우 직접 접촉에 의한 초음파 탐상이 불가함을 고려하여 수침방법 (water path method)을 채택하였다. 데이터의 수집은 동일한 조건의 실험 환경에서 여러 번의 실험을 연속 수행하여 얻었다.

그림 9는 시험 시편으로부터 수집된 초음파의 전체 신호를 나타낸다. T 신호는 전송 신호를 나타내며 B1 신호는 금속의 바닥면에서 반사된 첫 번째 신호이고 B2 신호는 금속의 바닥면에서 반사된 두 번째 신호를 나타낸다. B1 신호와 B2 신호 사이의 원형 영역은 시간적으로 금속의 내부의 결함이나 그레인의 성장에 의해 산란되어 반사된 신호부분을 나타내며 확대해서 보면 그림 10의 (a)처럼 보인다.

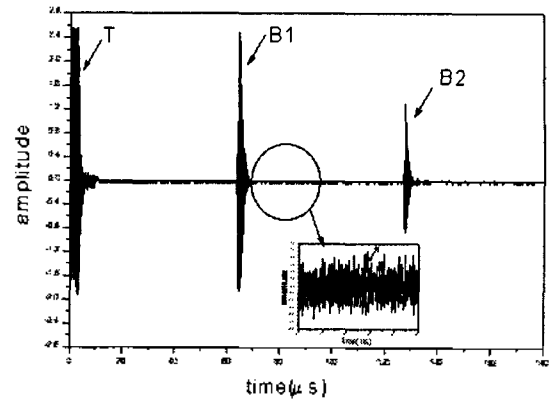
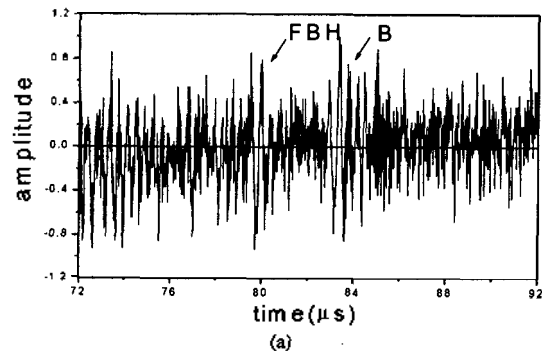


그림 9. 시험 시편으로부터 수집된 초음파 신호
 T : 초음파 전송신호 B1 : 금속의 바닥면 첫 반사신호
 B2 : 금속의 바닥면 두 번째 반사신호
 Fig. 9. Ultrasonic signal acquired from the test specimen,
 T : Transmission ultrasonic signal,
 B1 : The first reflected signal above metal,
 B2 : The second reflected signal above metal.

그림 10에서 (a)는 본 연구의 타당성을 입증하기 위해 적용된 적응 필터의 원시 입력 신호를 나타내며 (b)는 원시 입력신호를 0.3μs 지연시켜서 얻은 기준 입력 신호를 나타낸다. 적응 필터의 원시 입력 신호 (a)에서 인위적인 가공에 의한 결함 위치인 FBH나 바닥면에서 반사된 B(bottom)의 위치를 판별하기에는 어렵다. 즉 열에 노출된 금속의 경우에 성장된 그레인에 의해 유발되는 산란 또는 간섭 현상에 의한 신호 성분이 결함을 판별하기 어렵게 함을 알 수 있다. 그리고 그림 (c), (d) 및 (e)는 각각 NLMS 적용 필터링 후, DCTLMS 적용 필터링 후 및 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 적용 필터링 후의 신호를 나타낸다. 적응 필터링 후 FBH 나 B의 위치를 판별하기에 쉬워지며 특히 본 연구에서 제안한 CDCTLMS 적용 필터링 후의 경우가 각각의 위치가 가장 뚜렷하게 나타남을 볼 수 있다. 이는 금속 시편의 결함 검출을 위해 사용된 초음파 신호의 대역이 중심 주파수 (2.25MHz)를 기준으로 샘플링 주파수 (100MHz)에 비해 좁은 대역에 분포하여 CDCTLMS 적용 필터의 적용이 유효함을 보여준다.



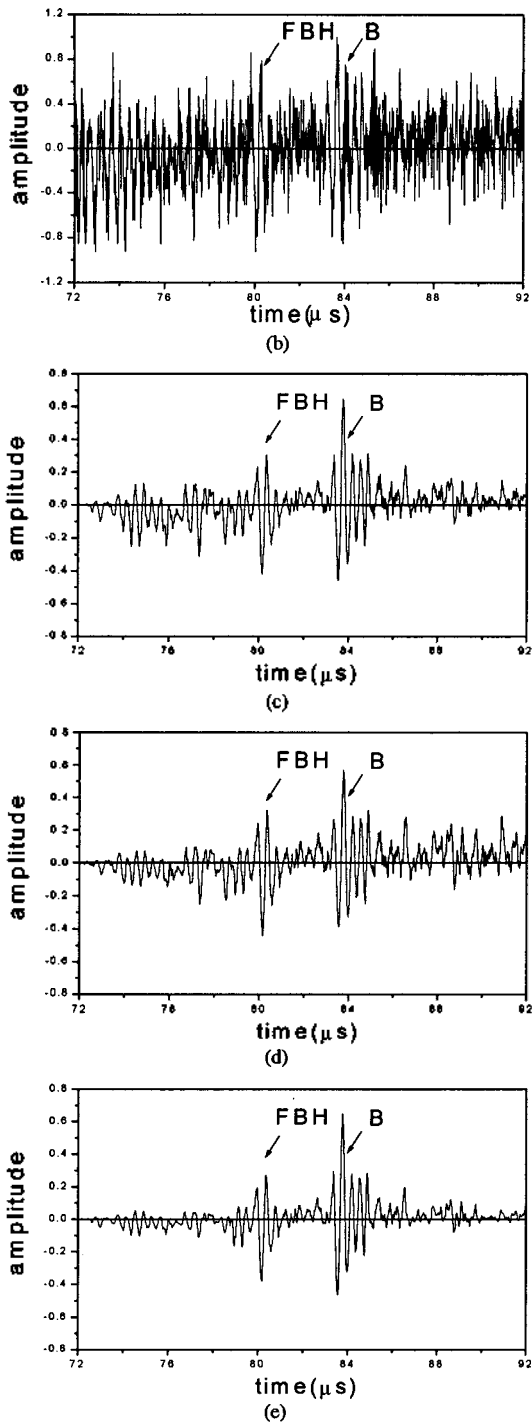


그림 10. 초음파 신호(열처리 : 1387℃)
 (a) 원시 입력 신호
 (b) 기준 입력 신호(지연된 신호 : 0.3 μs)
 (c) NLMS 적응 필터의 출력 신호
 (d) DCTLMS 적응 필터의 출력 신호
 (e) CDCTLMS 적응 필터의 출력 신호

Fig. 10. Ultrasonic signal(heat treated by 1387℃),
 (a) Primary input signal,
 (b) Reference input signal(delayed signal : 0.3 μs),
 (c) The output signal of NLMS adaptive filter,
 (d) The output signal of DCTLMS adaptive filter,
 (e) The output signal of CDCTLMS adaptive filter.

V. 결론

본 연구에서는 DCT를 기본으로 하여 CZT와 유사한 특성을 보이는 Chirp DCT (CDCT)와 이를 이용하여 변환 평면에서의 LMS 알고리즘인 CDCTLMS 알고리즘을 제안하였다. 지금까지 변환 평면에서의 LMS 알고리즘이 수렴 속도 측면에서 시평면의 LMS 알고리즘보다 우수함이 입증된바 있다.

본 연구에서는 대상신호의 주파수 대역 분포가 샘플링 주파수에 비해 좁은 경우의 신호라고 가정된 후 기준 입력 신호를 원하는 신호의 주파수 대역에 대해서만 CDCT를 행한 후 적응 필터의 입력 벡터로 사용하는 기법을 이용하였다. 이는 기존의 NLMS 알고리즘과 변환 평면에서의 대표적인 LMS 알고리즘의 하나인 DCTLMS 알고리즘과 수렴 속도 관점과 최적 오차 관점에서 학습 곡선을 통해 제안한 CDCTLMS 알고리즘이 가장 우수함을 검증하였다. 또한 라인 인핸서 구조 (line enhancer structure)의 적응 필터에서도 선처리 과정에 CDCT를 사용하여 실험한 결과 제안한 CDCTLMS 알고리즘이 NLMS 알고리즘이나 DCTLMS 알고리즘보다 우수함을 알 수 있었다.

이상과 같이 본 연구에서는 제안한 CDCT를 응용한 CDCTLMS 알고리즘은 디지털 신호 처리에서 일반적으로 샘플링 주파수를 대상 신호의 최대 주파수보다 2~10 배 정도 높게 함을 감안할 때 임의의 분해능을 제공한 대역 선택적 신호 처리에 널리 응용될 수 있으리라 사료된다.

참고 문헌

1. Vijay K. Madiseti and Douglas B. Williams, *The digital signal processing handbook*, New York: CRC Press LLC, IEEE Press, vol. 1, chap. 22, 1998.
2. B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive signal processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985.
3. Jae-Chon Lee and Chong-Kwan Un, "Performance of transform-domain LMS adaptive digital filters," *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 34, No. 3, June, 1986.
4. Andrew W. Hull and W. Kenneth Jenkins, "Transform domain adaptive filtering with the chirp z transform," *IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 3, pp. 1437~1440, April, 1990.
5. Soo-Chang Pei and Chien-Cheng Tseng, "Transform domain adaptive linear phase filter," *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 44, No. 12, Dec. 1996.
6. Srinath Hosur and A. H. Tewfik, "Wavelet domain LMS algorithm," *IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 3, pp. 508~510, April, 1993.
7. Rabiner, L.R., Schaeffer, R.W. and Rader, C.M. "The Chirp-z Transform and its Applications," *Bell Systems Technical Journal*, vol. 48(5), pp. 1249-1292, 1969.
8. Tien T. Wang, "The segmented chirp z-transform and its application in spectrum analysis," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 39, No. 2, April, 1990.

- 9. K. R. Rao, "Discrete cosine transform filtering," *IEEE Int. Conf. on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 3, pp. 1281-1284, April, 1990.
- 10. Ali N. Akansu and Richard A. Haddad, *Multiresolution Signal Decomposition*, San Diego: Academic Press Limited, 1992.

▲ 전 창 익 (Chang-Ik Jeon)



1971년 3월 9일생
 1996년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 졸업(학사)
 1999년 8월: 동 대학원 전자공학과 졸업(석사)
 2000년 3월~현재: 동 대학원 전자전기공학부 박사과정
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 초음파신호처리, 음성인식 및 합성

▲ 여 송 필 (Song-Phil Yeo)



1953년 4월 16일생
 1975년 1월: 숭실대학교 전자공학과 졸업(학사)
 1980년 8월: 동 대학원 전자과학과 졸업(석사)
 1992년 3월~현재: 동 대학원 전자공학과 박사과정
 1997년~현재: 숭실대학교 정보통신전자공학부 겸임부교수

2000년 6월~현재: 한국방송광고공사 연구위원
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 생체신호처리, 음성인식 및 합성

▲ 전 광 석 (Kwang-Seok Chum)



1964년 4월 13일생
 1987년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 졸업(학사).
 1992년 2월: 동 대학원 전자공학과 졸업(석사)
 1992년 3월~현재: 동 대학원 전자공학과 박사과정
 1993년 3월~현재: 주성대학 멀티미디어정보통신공학부 부교수

※ 주관심분야: 광통신 시스템, 초음파신호처리

▲ 이 진 (Jin Lee)



1964년 8월 11일생

1987년 2월: 연세대학교 의용공학과 (공학사)
 1990년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학석사)
 1999년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학박사)
 1997년 3월~1999년 8월: 한려대학교 의공학과 전임강사
 1999년 9월~현재: 삼척대학교 제어계측공학과 전임강사

▲ 김 성 환 (Sung-Hwan Kim)



1952년 6월 12일생

1975년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업
 1980년 2월: 연세대학교 대학원 전기공학과(공학박사).
 1977년~1982년: 대전 기계창
 1982년~현재: 서울시립대학교 전자·전기공학부 교수.