

Active Noise Control via Walsh Transform Domain Genetic Algorithm

任國顯\* · 金鐘夫\*\* · 安斗守\*\*\*  
 (Kook-Hyun Yim · Jong-Boo Kim · Doo-Soo Ahn)

**Abstract** - This paper presents an active noise control algorithm via Walsh transform domain controller learned by genetic algorithm. Typical active noise control algorithms such as the filtered-x lms algorithm are based on the gradient algorithm. Gradient algorithm have two major problems: local minima and eigenvalue ratio. To solve these problems, we propose a combined algorithm which consist of genetic learning algorithm and discrete Walsh transform called Walsh Transform Domain Genetic Algorithm(WTDGA). Analyses and computer simulations on the effect of Walsh transform to the genetic algorithm are performed. The results show that WTDGA increase convergence speed and reduce steady state errors.

**Key Words** : Active Noise Control, Discrete Walsh Transform, Genetic Algorithm, Eigenvalue Ratio, Learning Algorithm

1. 서 론

능동소음제어는 전투기 조종실 내 소음제어 등 첨단 군사 장비에 적용된 이래 산업기기 및 의료장비 등의 개발과 함께 개발장비에 대한 소음제어대책을 위해 활발히 연구되고 있다[1,2].

소음을 제어하기 위한 방법으로는 흡음재 등을 이용한 수동적인 방법과 능동제어기법이 있다. 수동적인 방법은 고주파 소음에 대해서는 효과적이거나 주파수가 낮은 소음에 대해서는 재료의 두께가 증가하는 등 현실적인 어려움이 있어 저주파 소음의 제거를 위해서는 능동제어기법을 사용하여야 한다[2]. 최근 들어서는 마이크로프로세서의 발전으로 그 응용이 고주파 소음의 제어까지 확대되고 있다[3].

능동소음제어는 중첩의 원리(the Principle of Superposition)를 기반으로 1차(원하지 않는)소음과 같은 크기이면서 반대 위상의 반소음(anti-noise)을 발생, 결합시켜 두 소음을 상쇄시키는 시스템이다. 이러한 능동소음제어는 1936년 P. Leug의 미국특허로부터 발현되었으나, 그 당시는 개념적인 것이었고 실제로 구현이 시작된 것은 1980년대 들어서이며, 1990년대 들어 디지털신호처리기(DSP)의 성능이 고속화되어 점차 어려웠던 연산이 실시간 처리되면서 좀 더 효과적이고 지능적인 능동제어 알고리즘의 개발이 요구되고 있다.

능동소음제어의 전형적인 알고리즘인 Filtered-X LMS

(FXLMS) 알고리즘은 구조가 간단하고, 구현이 쉬워 널리 이용되고 있으나 이 알고리즘은 국부탐색 알고리즘이어서 국부최소가 존재하는 구조에서는 문제점을 가지고 있으며, 또한 자기상관이 큰 입력신호에 대해서는 자기상관행렬의 고유치 비가 커져 수렴이 느려지는 단점을 가지고 있다[4,5]. 알고리즘의 수렴속도를 개선하는 연구로서 수렴인자를 최적화 하는 방법이 제시되었으나, 이 방법도 입력신호의 상관성 문제를 고려하지는 못하였다[6].

본 논문에서는 전역 탐색 알고리즘인 유전자 알고리즘과 정규직교변환인 이산월쉬변환을 도입하고, 직교변환의 효과를 유전자 알고리즘에 반영한 월쉬변환영역 유전학습제어기(WTDGA)를 통하여 기존 알고리즘의 문제점을 개선하고자 한다. 2장에서는 능동소음제어기의 기본개념 및 FXLMS 알고리즘을 서술하고, 3장에서 유전자 알고리즘에 적용한 이산월쉬변환을 제안하고 그 효과를 입력신호의 통계적 특성을 고려한 수렴인자 최적화 관점에서 분석하였으며 4장에서 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안한 알고리즘의 효과를 검증한다.

2. 능동소음제어기

2.1 기본개념

능동소음제어시스템은 파동의 상쇄간섭의 원리를 이용하여 제거하고자 하는 소음에 크기가 같고 위상이 반대인 음파를 발생하여 소음을 제어하는 시스템으로 그 개념을 그림 1에 나타내었다. 그림에서와 같이 제거하고자 하는 소음이 기준소음(Reference Noise)이며 기준소음을 제거하기 위한 제어신호가 2차 소음(Secondary Noise)이고, 이 두 소음의

\* 正 會 員 : LG이노텍(株) 研究所 先任研究員  
 \*\* 正 會 員 : 仁德大 메카트로닉스과 教授 · 工博  
 \*\*\* 正 會 員 : 成均館大 電氣電子컴퓨터工學部 教授 · 工博  
 接受日字 : 2000年 9月 18日  
 最終完了 : 2000年 10月 28日

합의 결과 나머지 소음을 잔여소음(Residual Noise)이라고 정의한다.

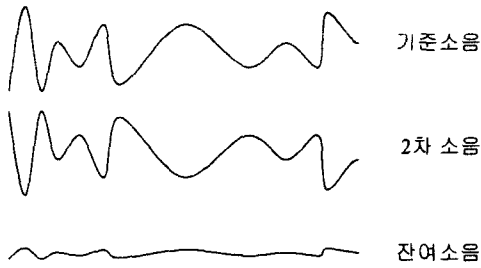


그림 1 능동소음제어 개념  
Fig.1 Concept of Active Noise Control

이와 같은 능동소음제어 개념을 시스템 블록도로 표현하면 그림 2와 같다.

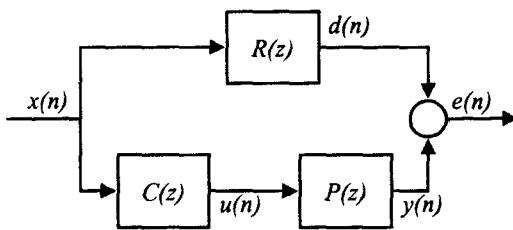


그림 2 능동소음제어 시스템  
Fig.2 Active Noise Control System

그림 2에서  $R(z)$ 는 소음원에서 오차센서까지의 1차 음향 경로를 나타내는 전달함수이고,  $P(z)$ 는 구동기와 오차센서 사이의 2차 음향경로(오차경로)를 나타내는 전달함수이며,  $C(z)$ 는 능동적음제어기를 나타낸다. 또한,  $x(n)$ 은 기준센서가 검출한 기준소음이며,  $u(n)$ 은 제어기 출력,  $y(n)$ 은 2차 음향경로 출력이고,  $e(n)$ 은 오차센서의 잔여오차소음이다. 능동소음제어기  $C(z)$ 는 플랜트  $P(z)$ 의 출력이 기준모델  $R(z)$ 의 출력을 추종하도록 제어되어야 한다.

### 2.2 FXLMS 알고리즘

능동소음제어알고리즘으로 가장 널리 사용되는 FXLMS 알고리즘의 제어파라미터 갱신식은 다음과 같다[1].

$$W(n+1) = W(n) - \mu(n)\epsilon(n)\hat{X}(n) \quad (1)$$

여기서  $W(n) = [w_0(n) \dots w_{L-1}(n)]^T$ 는 FIR 필터구조를 갖는 시간  $n$ 에서의 능동소음제어기  $C(z)$ 의 파라미터벡터이며,  $\hat{X}(n) = [\hat{x}(n) \dots \hat{x}(n-N+1)]^T$ 는 필터링된 기준입력신호의 최근  $N$ 개 샘플이며,  $\epsilon(n)$ 은 시간  $n$ 에서의 오차

센서 신호이고,  $\mu(n)$ 은 시간  $n$ 에서의 수렴인자이다.

이 경우,  $\hat{X}(n)$ 은

$$\hat{X}(n) = \hat{P}^T X(n-1) \quad (2)$$

이며, 여기서  $\hat{P} = [\hat{p}_1 \dots \hat{p}_N]^T$ 은 2차경로의 임펄스 응답이다. 소음제어기의 출력은

$$u(n) = W(n)X^T(n) \quad (3)$$

이며, 여기서  $X(n) = [x(n) \dots x(n-N+1)]^T$ 은 기준입력신호의  $N$ 개 최신샘플이다. 오차센서신호  $\epsilon(n)$ 은 제거되어야 할 1차 신호  $d(n)$ 과 제어기 출력이 필터링된 신호와의 합으로서, 다음과 같이 주어진다.

$$\epsilon(n) = d(n) + P^T Y(n-1) \quad (4)$$

여기서  $Y(n) = [y(n) \dots y(n-M+1)]^T$ 이고, 우리는 여기서 유한임펄스응답 필터  $\hat{P}$ 이 2차경로의 전달함수를 정확하게 나타낸다고 가정한다.

### 3. 윌쉬변환영역 유전자 학습 제어기

#### 2.1 FXLMS의 문제점

FIR 필터구조를 갖는 제어기의 평균자승오차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi &= \xi_{\min} + (W - W^*)^T R (W - W^*) \\ &= \xi_{\min} + \hat{W}^T R \hat{W} \end{aligned} \quad (5)$$

식(5)에서와 같이 평균자승오차 성능표면의 모양은 입력신호의 자기상관행렬  $R$ 의 함수임을 알 수 있다. 식(5)를 유사변환하여 다음과 같이 분리형으로 만들 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi &= \xi_{\min} + V^T \Lambda V \\ &= \xi_{\min} + \sum_i \lambda_i v_i^2 \end{aligned} \quad (6)$$

식(6)은 고유값의 크기에 따라 성능함수 2차곡선의 폭이 결정됨을 의미하며, 이를 그림3에 나타내었다. 2차 시스템에 대하여 등오차평면을 나타내면 그림 3(c)와 같은 동심 타원의 형태를 가진다[4].

여기서  $v_i, v_j$ 는 입력상관행렬의 고유값  $\lambda_i, \lambda_j$ 에 대한 고유벡터로서, 등오차곡선상의 변환 좌표축이 된다.

이러한 FXLMS 알고리즘이 안정하기 위한 필요조건은 다음과 같다[7].

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}} \quad (7)$$

여기서,  $\lambda_{\max}$  는 입력 자기상관행렬의 최대 고유치이다.

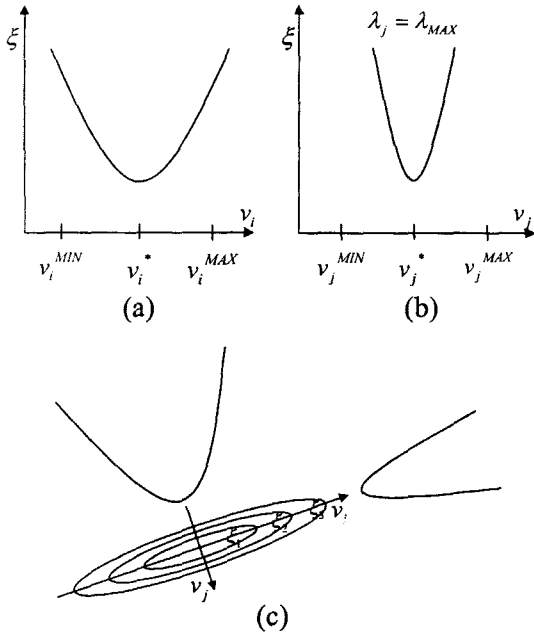


그림 3 평균자승오차 곡선  
Fig.3 Mean Square Error Contour

또한, n번째 모드의 시정수와 고유치와의 관계는 다음과 같다.

$$(\tau_{mse})_n = \frac{1}{4\mu\lambda_n} \quad (8)$$

여기서,  $\mu$ 는 FXLMS의 수렴인자이며, 이 수렴인자가 정해졌다고 가정했을 때, 제어기 필터 파라미터의 수렴속도는 각 모드별 고유치에 반비례한다는 것을 알 수 있다. 따라서 다음과 같이 정의되는 고유치비를 FXLMS의 수렴속도의 척도로 사용할 수 있다.

$$\chi = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad (9)$$

수렴을 위해 수렴인자는 식(7)을 만족하게 선택하게 되고, 그렇게 되면  $\lambda_{\max}$ 에 해당하는 웨이트보다  $\lambda_{\min}$ 에 해당하는 웨이트의 수렴속도가 현저히 줄어들어 전체적인 수렴속도를 느리게 한다. 이러한 큰 고유치비는 입력신호의 상관성이 큰 경우 나타나게 되며, 이는 색잡음인 경우로서 실 계에서는 순수한 백색잡음은 거의 없으며, 특히 팬소음이나 엔진소음 등은 강하게 상관되어있으므로 인해 능동소음제어의 장애요소가 되고있다.

## 2.2 월쉬변환영역 유전자 알고리즘(WTDGA)

앞 절에서 논의한 바와 같은 고유치비 문제의 해결방안으로 직교변환인 이산월쉬변환과 전역탐색 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘을 결합한 월쉬변환영역 유전자 알고리즘 (Walsh Transform Domain Genetic Algorithm, WTDGA)을 제안한다. WTDGA는 탐색공간을 월쉬변환영역으로 하고, 변환영역에서의 강화된 유전자 연산을 제시한다.

### 2.2.1 초기화

능동소음제어시스템의 초기화 대상으로는 제어기 파라미터와 제어 알고리즘의 변수가 있다. 제어기 파라미터는  $N$ 차의 FIR제어기에 대한 웨이트의 초기화가 필요하며, 본 논문에서는 주어진 탐색공간 내의 유전자가 된다. 유전자 알고리즘의 유전자 표현방법으로는 일반적으로 이진부호화가 사용되나, 수치 최적화 문제를 다루는 능동소음제어기 최적화에 적합한 부동소수점의 실수부호화 기법을 사용한다. 즉, 제어기의 파라미터로 이루어진 실수 벡터가 다음과 같은 유전자 벡터가 된다.

$$W_i = [w_{i,1} \ w_{i,2} \ w_{i,3} \ \dots \ w_{i,N}]^T \quad (10)$$

식(10)은  $M$ 개의 개체군 중  $i$ 번째 개체의  $N$ 차의 유전자 벡터를 나타낸다.

이진 부호화에서는 이진 bit 수에 의해 최소,최대값이 결정되나, 실수부호화에서는 다음과 같이 최대 최소값을 정해 주어야 한다.

$$w_i^{MAX} \leq w_i \leq w_i^{MIN} \quad (11)$$

알고리즘 파라미터로는 유전자 알고리즘의 파라미터인 개체군의 크기 ( $N_p$ ), 돌연변이율 ( $P_m$ ), 상호교배율 ( $P_c$ )을 정의하여야 한다.

### 2.2.2 신호수집

능동소음제어시스템의 입력은 기준신호와 오차신호가 있으며, 기준신호는 제어하고자 하는 소음 주파수의 두 배 이상으로 샘플링하여 FIR 필터의 입력으로 사용하고, 오차신호로 자승오차의 시간 평균을 구한다.

### 2.2.3 필터링

2.1절에서 서술한 바와 같이 능동소음제어기는 입력신호의 자기상관행렬의 고유치비가 큰 경우 수렴속도가 느려진다. 이와같은 특성은 기울기에 기초한 알고리즘인 FXLMS에서도 나타나지만 유전자 알고리즘으로 탐색하는 경우에도 발생하게 된다. 그림 4와 같은 성능곡선을 갖는 FIR 제어기의 학습을 위해 유전자 알고리즘을 사용할 때, 초기에 선택하게 되는 개체군의 범위가 모두 같다고 가정하면 각 파라미터의 범위내에 일정 적합함수값이 존재하게 되는 확률은

다르게 되어 고른 학습을 보장할 수 없게 된다. 또한 각 파라미터마다 학습률의 차이가 발생하여 한 염색체에 대한 적합함수값 증가 효과가 전체 적합함수값 증가와 직결되지 않게 되어 수렴이 느려지게 된다. 따라서, 이산월쉬변환에 의해 성능곡선의 폭을 고르게 하고, 한 염색체에 대한 적합함수값 증가 효과가 전체 적합함수값 증가와 직결하게 함으로써 수렴속도의 개선을 가져올 수 있게 된다. 따라서, 기준 신호  $X$ 를 이산월쉬변환한  $\hat{X}$ 를 FIR 입력으로 사용하게 된다.

$$\hat{X} = T_W X \quad (12)$$

여기서  $T_W$ 는 이산 Walsh 변환행렬로서,

$$T_W(m, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \prod_{l=0}^{m-1} (-1)^{b_l(m) b_{l-1} \dots (k)} \quad (13)$$

와 같이 나타내진다. 여기서  $m, k=0, 1, \dots, N-1$ 이고,  $b_l(m)$ 은  $m$ 에 대응하는 이진수의  $l$ 차 비트이다.  $L=2^p$ 으로서 이산월쉬변환은 2의 거듭제곱의 차수만이 정의된다. 이산월쉬변환은 고속 푸리에 변환과 같이 고속변환이 존재하며, 단지  $M \log N$ 번의 덧셈만 필요하게 되어 연산량의 관점에서 볼 때 매우 효과적이다.

### 2.2.4 유전자 연산

이산월쉬변환에 의해  $i$ 번째 염색체의 변이가 다른 염색체의 변이 효과를 감소시켜 순수한  $i$ 번째 유전자 변형에 의한 적합도 증가가 이루어 졌다. 이러한 이산월쉬변환의 효과를 유전자 알고리즘에 적용하여 새로운 변환영역 돌연변이 알고리즘을 사용한다. 직교변환을 취하게 되면 입력신호의 자기상관행렬이 대각화되므로 고유값과 입력파워가 같아지고, 따라서 입력파워를 고유값의 추정치로 사용하여 변이 정도를 가변하는 것이 효과적이다. 이러한 강화된 돌연변이 연산은 다음과 같다.

$$w_{i, new} = w_i + \alpha_m \gamma_k \quad (14)$$

여기서  $\alpha_m$ 은 범위  $-1.0 \leq \alpha_m \leq 1.0$ 의 랜덤 실수이며,  $\gamma_k$ 는 입력파워로 표준화된  $k$ 번째 웨이트의 변이 정도를 나타낸다. 입력파워는 지수함수적 가중평균(exponentially weighted average)을 그 추정치로 사용하였다.

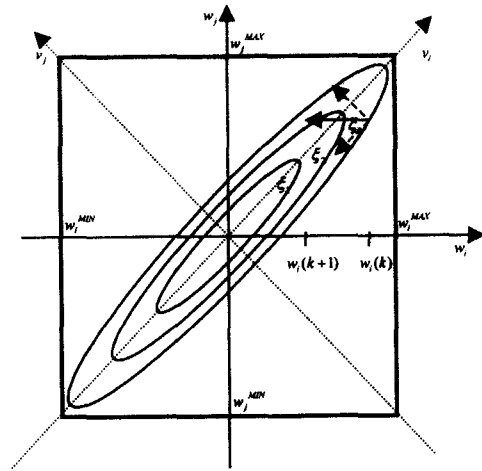
$$\gamma_k(n) = \beta \gamma_k(n-1) + |\hat{x}_k(n)|^2, \quad 0 < \beta < 1 \quad (15)$$

상호교배로는 산술교배(Arithmetic Crossover)를 사용한다.

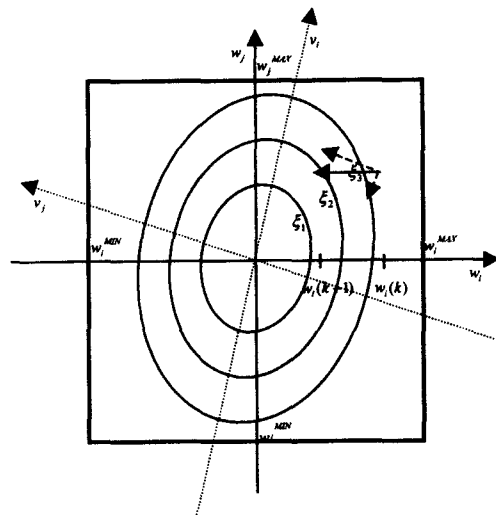
$$W_{i, new} = \alpha_c W_i + (1 - \alpha_c) W_j \quad (16a)$$

$$W_{j, new} = \alpha_c W_j + (1 - \alpha_c) W_i \quad (16b)$$

이 때,  $\alpha_c$ 는 범위  $0 \leq \alpha_c \leq 1.0$ 의 랜덤 실수이다.



(a) 변환 전



(b) 변환 후

그림 4 이산월쉬변환의 효과  
Fig. 4 Effect of Discrete Walsh Transform

### 2.2.5 선택

선택을 위한 적합함수로는 평균자승오차의 역수를 사용하였다. 오차신호가 통계적정상상태(Stationary)라는 가정아래 평균자승오차로 오차 제곱의 시간평균을 사용하였다.

$$f = \frac{2T}{\sum_{t=t_0-T}^{t_0+T} e^2(t)} \quad (17)$$

지금까지 서술한 WTDGA를 표 1에 요약하였다.

표 1 제안한 WTDGA 알고리즘  
Table 1 Proposed WTDGA Algorithm

<b>초기화</b>	
웨이트 개체군 초기화	$W_i = [w_{i,1} \ w_{i,2} \ w_{i,3} \ \dots \ w_{i,N}]^T$
유전자 알고리즘 변수 초기화: 개체군 크기 ( $N_p$ ), 돌연변이율 ( $P_m$ ), 상호교배율 ( $P_c$ )	
<b>신호수집</b>	
기준신호수집	$X = [x_i]$
잔여오차신호 수집	
<b>필터링</b>	
이산월쉬변환	$T_{DW}(m, k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \prod_{l=0}^{m-1} (-1)^{b_l(m) b_{p-1-l}(k)}$
출력신호연산	$y(n) = W(n) \widehat{X}^T(n)$
<b>유전자 연산</b>	
돌연변이	$\gamma_k(n) = \beta \gamma_k(n-1) +  \widehat{x}_k(n) ^2,$ $0 < \beta < 1$
상호교배	$w_{i,new} = w_i + \alpha_m \gamma_k$ $W_{i,new} = \alpha_c W_i + (1 - \alpha_c) W_j$ $W_{j,new} = \alpha_c W_j + (1 - \alpha_c) W_i$
<b>선택</b>	
평가	$f = \frac{2T}{\sum_{t=t_0-T}^{t_0+T} e^2(t)}$
선택	최적 웨이트 $W'(n)$ 최적 제어 출력 $y(n) = W'(n) \widehat{X}^T(n)$

4. 컴퓨터 모의실험

제안한 월쉬변환영역 유전자 알고리즘에 의한 능동소음 제어기의 성능을 검증하기 위해 컴퓨터 모의실험을 실시하였다.

능동소음제어 시스템에 사용한 기준신호로는 백색잡음을 그림 5의 임펄스응답을 갖는 밴드패스필터(그림 6 주파수 응답 참조)를 통과시킨 색잡음을 사용하였으며, 오차센서의 측정 잡음으로 -60dB의 백색잡음을 사용하였다.

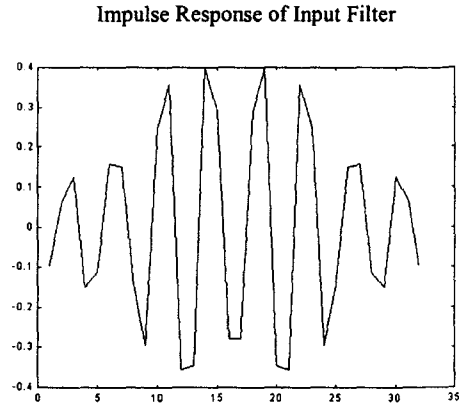


그림 5 입력상관필터의 임펄스 응답  
Fig.5 Impulse Response of Input Correlating Filter

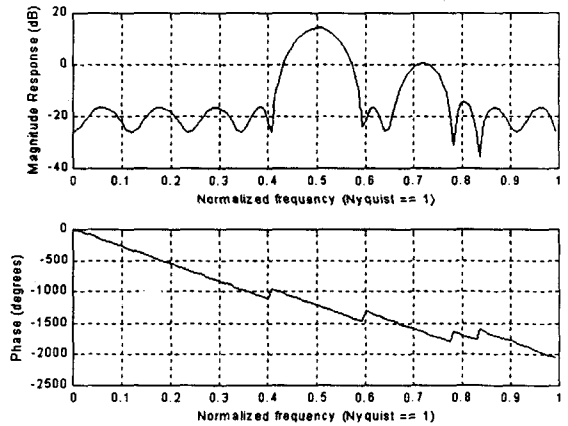


그림 6 입력상관필터의 주파수응답  
Fig. 6 Frequency Response of Input Correlating Filter

WTDGA의 유전자 알고리즘 부분에 사용한 파라미터를 표2에 정리하였다.

이산월쉬변환의 효과를 비교하기 위해 변환 전과 변환 후의 입력벡터의 산점도를 그림 7과 10에 나타내었다. 그림에서와 같이 변환 전 산점도는 강한 상관관계를 보이거나 월쉬 변환 후에는 상관도가 줄어들음을 알 수 있다.

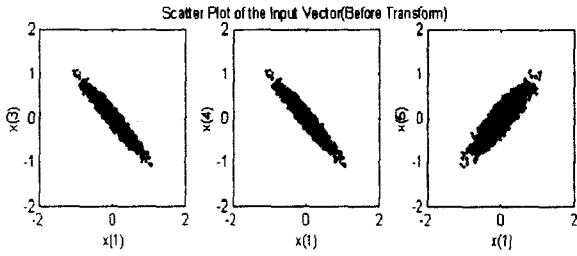


그림 7 입력벡터의 산점도(변환 전)  
Fig. 7 Scatter Plot of Input Vector (Before Transform)

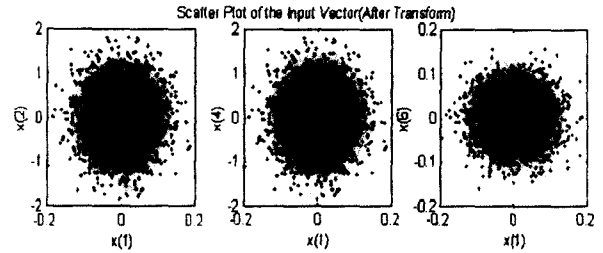


그림 10 입력벡터의 산점도(변환 후)  
Fig. 10 Scatter Plot of Input Vector (After Transform)

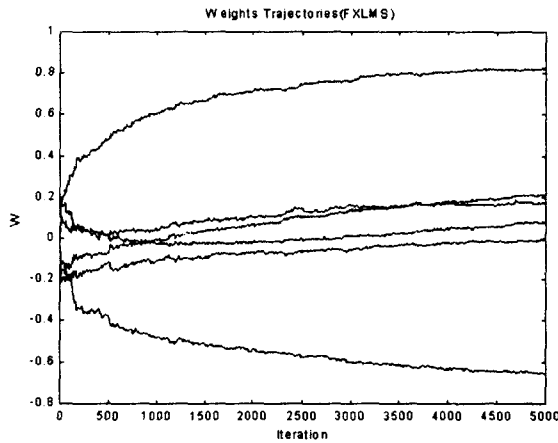


그림 8 제어기 웨이트 궤적(FXLMS)  
Fig. 8 Controller Weights Trajectories(FXLMS)

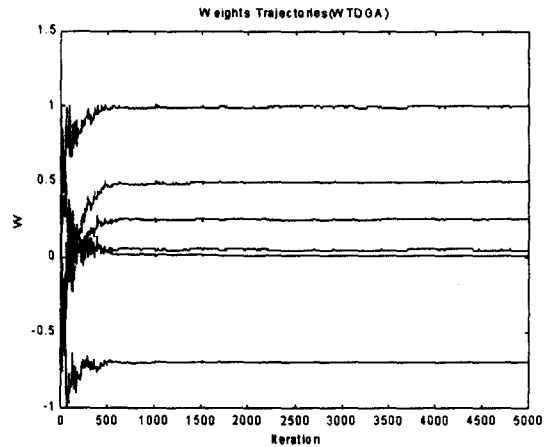


그림 11 제어기 웨이트 궤적(WTDGA)  
Fig. 11 Controller Weights Trajectories(WTDGA)

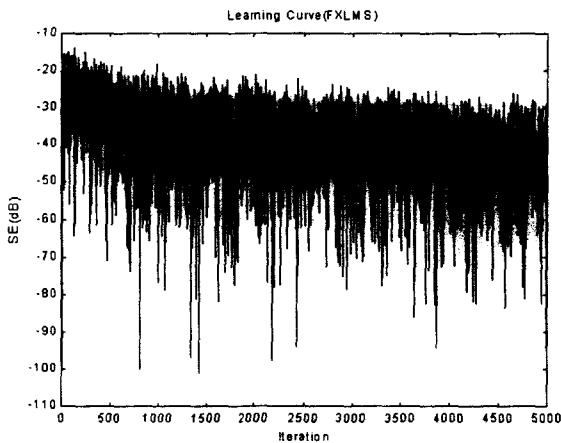


그림 9 잔여오차신호(FXLMS)  
Fig. 9 Residual Error Signal(FXLMS)

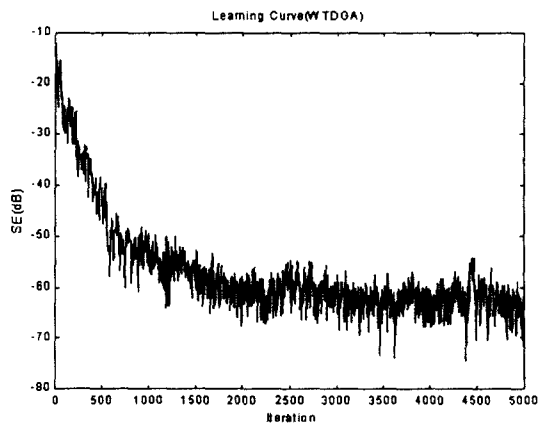


그림 12 잔여오차신호(WTDGA)  
Fig. 12 Residual Error Signal(WTDGA)

그림 8과 11에 FXLMS와 WTDGA에 대한 제어기 웨이트 궤적을 나타내었다. 그림에서와 같이 WTDGA가 FXLMS보다 빨리 최적의 제어기 웨이트에 수렴함을 알 수 있다. 특히 FXLMS의 경우 일부 제어기 웨이트는 최적값에서 멀어졌다가 수렴하는 전형적인 고유치비 문제를 보이고 있으나, WTDGA의 경우는 각 제어기 웨이트의 고른 수렴 속도를 확인할 수 있었다.

그림 9와 12에 소음제거의 효과를 확인할 수 있는 잔여오차신호를 나타내었다. 그림에서와 같이 FXLMS의 경우 5000회의 반복에 잔여오차 신호가 -30dB였으나, WTDGA의 경우는 잔여오차가 약 1500회의 반복만에 -60dB에 수렴하였는데, 이는 오차센서의 측정잡음 크기로 최소평균자승의 최소값인  $\xi_{\min}$ 에 이미 수렴하고 있음을 알 수 있다.

표 2 유전자 알고리즘 파라미터

Table 2 Genetic Algorithm Parameter

파라미터	값
개체군 크기	10
상호교배율	0.8
돌연변이율	0.4

5. 결 론

능동소음제어기의 학습알고리즘으로 윌쉬변환영역 유전자 알고리즘(WTDGA) 제안하였다. 상관성이 큰 입력신호에 의한 수렴속도 감소문제를 해결하기 위해 윌쉬변환에 의해 각 염색체의 학습을 분리하였으며, 윌쉬변환영역에서 새로운 돌연변이 유전연산 알고리즘을 제안하였다. WTDGA의 수렴속도 개선을 기하학적으로 분석하였으며, 모의실험을 통해 그 성능을 검증하였다. 모의실험결과 FXLMS보다 입력신호의 상관성에 강인하였고, 수렴속도도 개선되었음을 확인할 수 있었다.

향후과제로는 비선형 특성을 갖는 플랜트에 대한 윌쉬변환영역 유전자 알고리즘의 적용과 다입출력 능동소음제어에의 적용이 이루어져야 한다고 생각한다.

참 고 문 헌

[1] S. J. Elliot, P. A. Nelson, "Active Noise Control," IEEE Signal Processing Magazine, pp.12-35, Oct. 1993.  
 [2] C. K. Chen, T. D. Chiueh, J. H. Chen, "Broadband Active Noise Control Using a Neural Network," IEICE Trans. on Inf. & Syst., vol. E81-D, No. 8, pp.855-861, Aug 1998.  
 [3] Jong Boo Kim, Tae Pyo Lee, Kook Hyun Yim, "Feedforward IIR Active Noise Control Using Genetic Algorithm," IEEE International Conference on Control Application, Vol.1, pp436-441 Aug. 1999  
 [4] W. B. Mikhael, F. H. Wu, "Fast Algorithm for Block FIR Adaptive Digital Filtering," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 34, No. 10, pp.1152-1160, October 1987.  
 [5] Kook Hyun Yim, Tae Pyo Lee, Jong Boo Kim, Doo Soo Ahn, "A Genetic Based Control Structure for Active Control " IEEE International Symposium on Intelligent Control, Vol.1, pp381-386, Sep., 1999  
 [6] 임국현, 김종부, 이태표, 배종일, 안두수, "유전학습 능동제어기," 제어계측, 자동화, 로보틱스연구회합동학술대회, pp.115-118 1999.8.  
 [7] B. Widrow, S. D. Stearns, Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1985.  
 [8] 김종부, 임국현, 이태표, "변환영역 광대역 능동소음제어," 전자공학회 논문지, Vol.35-T, No.2, pp.48-55, 1998.9.  
 [9] D. F. Marshall, W. K. Jenkins, J. J. Murphy, "The Use of Orthogonal Transforms for Improving Performance of Adaptive Filter," IEEE Trans. on Circuits and Systems,

vol. 36, No. 4, pp.474-484, April 1989.  
 [10] A. Qing, C. K Lee, L. Jen, "Microwave imaging of parallel perfectly conducting cylinders using real-coded genetic algorithm," Journal of Electromagnetic Waves & Applications, Vol. 13, No. 8, pp.1121-1143, Aug 1999.  
 [11] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1989.  
 [12] M. Gen, R. Cheng, Genetic Algorithms and Engineering Design, John Wiley & Sons, Inc. 1997.

저 자 소 개



임국현 (任國顯)  
 1968년 3월 12일 생. 1992년 성균관대학교 대학원 전기공학과 졸업, 1999년 동대학 전기전자컴퓨터공학부 박사과정 수료, 1991~1999년 (주)태산정밀 연구소, 1999년~현재 LG이노텍(주) 선임연구원.

Tel : 031-288-9215, Fax: 031-285-0199  
 E-mail: khyim@lginnotek.com

김종부 (金鐘夫)  
 전기학회논문지 제49D권 6호 2000년 6월 참조

안두수 (安斗守)  
 전기학회논문지 제49D권 6호 2000년 6월 참조