

## Walsh변환에 의한 적응 잡음제거기의 설계

안 두 수\* 김 종 부\*\*  
 \* : 성균관 대학교 전기공학과 교수  
 \*\* : LG산전(주) 제1연구소

최 승 육\*\*\* 이 태 표°  
 \*\*\* : 인덕전문대학 전자과 교수  
 ° : 현대자동차(주) 중앙연구소

### A Design of Adaptive Noise Canceller via Walsh Transform

Doo soo, Ahn\* Jong boo, Kim\*\* Seung wook, Choi\*\*\* Taepyo, Lee°  
 \* : Dept. of Electrical Engineering, Sungkyunkwan Univ.  
 \*\* : Dept. of Electronic Engineering, Induk junior college  
 \*\*\* : The 1st Research Institute of LG Industrial systems Co. Ltd.  
 ° : The research institute of Hyundai motor company

#### ABSTRACT

The purpose of noise cancellation is to estimating signals corrupted by additive noise or interference. In this paper, an adaptive noise canceller is built from a Walsh filter with a new adaptive algorithm. The Walsh filter consists of a Walsh function. Since the Walsh functions are either even or odd functions, the covariance matrix in the tap gain adjustment algorithm can be reduced to a simple form. In this paper, minimization of the mean square error is accomplished by a proposed adaptive algorithm. The conventional adaptation techniques use a fixed time constant convergence factor by trial and error methods. In this paper, a convergence factor is obtained that is tailored for each adaptive filter coefficient and is updated at each block iteration.

#### I. 서 론

신호에 포함된 잡음을 제거하기 위한 잡음제거기<sup>[1]</sup>는 신호를 샘플링하여 처리하는 횡단형 필터 부분과 평균자승오차를 최소화하는 적응처리부분으로 나눌 수 있다.<sup>[2]</sup> 횡단형필터로는 필터의 통계적 특성이 변할 때 유용한 적응필터가 주로 사용된다. 본 연구에서는 이러한 적응필터를 Walsh 함수와 Block pulse 함수<sup>[3]</sup>에 의해서 잡음이 포함된 신호를 적교변환하여 필터링 효율을 증대시켰고, 연산량도 기존의 TDL 방법보다 크게 줄였다.

적응처리부분에는 입력에 불러 처리 기법<sup>[4,5]</sup>을 도입하고, "shift" 이론과 역행렬정리를 적용하여,<sup>[6]</sup> 기준의 입력값을 중복에서 사용하므로써 계산량을 줄이고 역행렬을 구하지 않고도 적응처리가 가능한 새로운 기법을 제시하였다. 이 기법은 각 불력에 대한 N개의 시변 수렴인자들이 각각의 필터 계수들에 의해 최적하게 결정된다. 이상에서 제안한 Walsh필터와 역행렬 문제를 해결한 적응기법을 잡음제거기를 설계하는데 적용하여 기존의 기법<sup>[7]</sup>보다 잡음 제거 성능이 우수함을 보이고자 한다.

#### II. Walsh 변환 이론

횡단형 필터를 구성하는데 이용하는 Walsh 함수는 정의구간 [0,1]에서  $2^m$ 의 값을 가지는 직교함수(Orthogonal Function)로서 다음과 같이 표현된다.  $N = 2^m$ 의 항을 가지는 이산 Walsh 함수는 식 (2.1)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{WAL}(i_{m-1}, i_{m-2}, \dots, i_0) &= t_{m-1}, t_{m-2}, \dots, t_0 \\ &= \prod_{r=0}^{m-1} (-1)^{i_{m-1-r}(t_r + t_{r+1})} \end{aligned} \quad (2.1)$$

$i, t$  : 이진 기수법(binary notation)으로 표현된 변수  
 $i = 0, 1, \dots, 2^m - 1$

2개의 이산 Walsh 함수의 곱(Product)은 다음과 같다.

$$\text{Wal}(i, t)\text{WAL}(j, t) = \prod_{r=0}^{m-1} (-1)^{(i \oplus j)_{m-1-r}(t_r + t_{r+1})} \quad (2.2)$$

$\oplus$  : modulo-2-addition,

$i, j = 0, 1, \dots, 2^m - 1$

Walsh 함수의 직교성을 주기  $T$ 의 구간에 대해 적용하면 구간  $0 \leq t \leq T$  외에선 0 이되는 Walsh impulse 함수가 다음과 같이 구하여 진다.

$$\text{WAL}(i, t) = 0, \quad t < 0, \quad i = 0, 1, \dots, 2^m - 1 \quad (2.3)$$

$$\int_0^T \text{WAL}^2(i, t) dt = T \quad (2.4)$$

이와 같은 성질은 체널에서 필요한 대역의 Sampling과 선형 Filter의 기저함수로 사용될 수 있다. 선형 Filter를 구성하고 특정 Sampling 구간에서만 Filtering값을 갖게하기 위해서 Block Pulse 함수를 도입하자. 구간  $0 \leq t \leq T$ 에서 정의되는 Block Pulse 함수의 집합은  $\{b_i(T/2^m, t)\}$  로써 표현되며,<sup>[10]</sup> 이 Block Pulse함수는  $i$  번째 구간에서 다음과 같이 표현된다.<sup>[10]</sup>

$$b_i(T/2^m, t) = \begin{cases} 1, & \frac{iT}{2^m} \leq t < \frac{(i+1)T}{2^m}, \quad i = 0, 1, \dots, 2^m - 1 \\ 0, & \text{그 외 구간} \end{cases} \quad (2.5)$$

이와 같은 Block Pulse함수의 특징을 이용하여 Walsh impulse 함수를 표현하면 다음과 같다.

$$\text{WAL}(i, t) = \prod_{r=0}^{p-1} \sum_{j_r=0}^{2^m-1} (-1)^{i_{p-1-r}(j_r + j_{r+1})} B_j\left(\frac{t}{2^m}\right), \quad k \quad (2.6)$$

Walsh impulse함수는 적응 잡음제거기의 횡단형필터를 구성하는데 이용된다.

#### III. 적응 잡음제거기의 설계 이론

설계하고자 하는 적응잡음제거기의 기본적인 구조는 2개의 입력, 제한 투프, 적응필터로 이루어져 있다. 2개의 입력은 주 강지기와 기준 강지기로부터 유도되며 주(Primary) 강지기는 식 (3.1)과 같이 수신된 신호  $s(n)$ 과 잡음  $v_0(n)$ 으로 이루어져 있다.

$$d(n) = s(n) + v_0(n) \quad (3.1)$$

신호와 잡음은 서로 상관관계가 없기 때문에 기대값을 취하면,

$$E[s(n)v_0(n-k)] = 0, \quad \text{모든 } k \text{에 대해} \quad (3.2)$$

$s(n), v_0(n)$ 은 실수

와 같이 표현할 수 있다. 또한, 신호와는 상관관계가 없고,  $v_0(n)$ 과는 상관 관계가 있는 잡음  $v_1(n)$ 이 기준(Reference) 강지기이며, 기대값을 취하면 다음과 같다.

$$E[s(n)v_1(n-k)] = 0, \quad \text{모든 } k \text{에 대해} \quad (3.3)$$

$$E[v_0(n)v_1(n-k)] = p(k)$$

$p(k)$ 는 자연  $k$ 에 대한 미지의 Cross-correlation  
적응필터는 Walsh impulse함수를 이용하여 구성하였다. 텁간의

지연은  $T/2$ 로 하였고, 채널의 출력은 Ergodic하고 상관관계가 없다고 가정한다. Walsh impulse함수로 Walsh변환에 의한 텁의 출력을 나타내면 식 (3.4)와 같다.

$$wal(n)=v_1(n)*WAL(k,n) \quad (3.4)$$

여기서 \*는 Convolution을 나타낸다.

Walsh 변환의 출력으로 필터의 출력을 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_{k=0}^{M-1} \hat{W}_k(n) wal(n-k) \\ &= \hat{W}_k^T(n) wal(n) = wal^T(n) \hat{W}_k(n) \end{aligned} \quad (3.5)$$

여기서,  $\hat{W}_k(n)$ 은 적용필터의 텁 가중치

$wal(n)$ 은 월위변환의 출력

오차 신호는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - y(n) \\ &= s(n) + v_0(n) - y(n) \end{aligned} \quad (3.6)$$

식 (3.5)에서 시스템 출력의 잡음 성분은  $v_0(n) - y(n)$ 이다.

여기서,  $s(n)$ ,  $v_0(n)$ ,  $v_1(n)$ ,  $y(n)$ 이 통계적으로 안정하고 평균이 0이고,  $s(n)$ 과  $v_0(n)$ ,  $v_1(n)$ 은 서로 상관관계가 없으며,  $v_1(n)$ 은  $v_0(n)$ 과 상관관계가 있다고 가정하면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E[e^2(n)] = E[s^2(n)] + E[(v_0(n) - y(n))^2] \quad (3.7)$$

적용필터는 오차 신호  $e(n)$ 의 최소 자승값을 최소로 하도록 동작하며, 이것은 출력 잡음  $v_0(n) - y(n)$ 의 최소자승값을 최소로 하는 것과 같다. 따라서, 적용 처리 기법은 필터의 출력이 입력의 잡음 성분인  $v_0(n)$ 과 같아지도록 하증 계수 벡터를 조정하는 것이다. 잡음의 오차를 평균 자승 오차로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} MSE &= \xi = E[\epsilon^2(n)] \\ &= E[(v_0(n) - y(n))^2] \\ &= E[v_0^2(n)] + \hat{W}^T R \hat{W} - 2P^T \hat{W} \end{aligned} \quad (3.8)$$

$R = E[wal(n)wal(n)^T]$  :  $N \times N$  Autocorrelation 행렬

$P = E[v_0(n)wal(n)]$  :  $N \times 1$  Cross-correlation 벡터  
따라서, 적용 처리 과정은 평균 자승 오차의 최소값을 구하는 과정이다.

#### IV. 적응 처리 기법

적응 처리에 이용할 기법은 다음과 같은 LMS 기법<sup>[8]</sup>으로부터 유도하고자 한다.

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k - \mu \hat{\nabla}_k \\ &= W_k + 2\mu e_k X_k \end{aligned} \quad (4.1)$$

는 적용 속도를 결정짓는 수렴인자이고,  $\hat{\nabla}_k$ 는 추정치를 사용하였다. LMS 기법의 적용 처리 속도를 높이기 위하여 입력을 불러 형태로 처리하는 BLMS (Block least mean square) 기법을 도입하자. 출력을 불러 형태처리하면 식(4.2)과 같고, BLMS 기법은 식(4.3)과 같다.

$$Y_i = [G]_i, W \quad (4.2)$$

여기서,  $\begin{cases} j & ; \text{불러 index} \\ Y_i & ; \text{길이가 } L \text{인 } i\text{번째 출력 벡터} \\ G_i & ; L \times N \text{ 행렬인 입력 벡터} \end{cases}$

$$W(j+1) = W(j) - \mu_B \hat{\nabla}_B(j) \quad (4.3)$$

여기서,  $\hat{\nabla}_B(j)$ 는 BMSE(Block mean square error)의 gradient 추정치로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}_B(j) &= \frac{1}{L} \frac{\partial \|e(j)\|^2}{\partial W} \\ &= -\frac{2}{L} [G]_i^T e(j) \end{aligned} \quad (4.4)$$

따라서, BLMS 알고리즘을 식 (4.4)를 이용하여 표현하면 다음과 같다.

$$W(j+1) = W(j) + \frac{2}{L} \mu_B [G]_i^T e(j) \quad (4.5)$$

이와같은 BLMS기법은 입력을 불러 형태로 처리하여 LMS기법보다 적용 처리 속도는 어느 정도 향상 되었으나, LMS 기법과 마찬가지로 수렴 인자를 구하는데 시행착오법에 의존하므로 적용 속도가 저하되는 문제를 가지고 있다. 이와같은 문제를 해결하기 위하여 각 불러마다 최적한 시변 수렴인자를 갖는 기법이 OBA기법이다. 이 기법은 BLMS 기법에서의 고정된 수렴 인자  $\mu_B$  대신에 시변 수렴 인자인  $\mu_B^*(j)$ 를 사용한다.

$$W(j+1) = W(j) + \frac{2}{L} \mu_B^*(j) [G]_i^T e(j) \quad (4.6)$$

이와 같은 OBA 기법의 적용 처리 속도를 더욱 향상시키기 위해서 입력에 Shifting 이론을 적용한 것이 OBAS (Optimal block adaptive shifting) 기법이다. 이 Shifting 이론은 불러 길이를  $L$ 이라 할 때 OBA기법에서는 각 Iteration마다  $L$ 만큼의 새로운 입력이 들어오는데 비해 OBAS 기법에서는 새로운 입력이  $1 \leq k \leq L$ 일때  $k$  만큼만 Shift 되는 것을 말한다.

OBAS에서 최적 시변 수렴인자  $\mu_B^*(j)$ 는 적용 필터 계수들이  $k$  입력 샘플당 한번씩 구해진다. 이 기법은 기존의 데이터를 재사용하기 때문에 연산량이 감소하므로, OBA 기법보다 더 빠른 수렴 속도를 갖는다.

이 OBAS 기법은 불러당 기존의 데이터를 재사용하여 시변인 경우에는 적용 속도가 향상되나 채널의 변화가 심할때 수렴 속도가 저하되는 등의 문제들이 지적되어 왔다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 수렴속도를 향상시키고자 한 불러당 각각의 필터 계수들을 시변적으로 최적하게 결정하는 OBAI기법을 도입하면 다음과 같다. 이 기법은 수렴 속도를 향상시키고자 적용 필터에서  $N$ 개의 텁에 대해서  $N$ 개의 시변 수렴 인자가 각각 결정됨을 의미한다.

$$W(j+1) = W(j) + \frac{2}{L} [MU]_i [G]_i^T e(j) \quad (4.7)$$

$N$  개의 최적 수렴 인자들을 구하기위해, 수렴 인자  $\mu_B^*(j)$ 의 합수로 오차 신호를 나타내면,

$$\begin{aligned} e(j+1) &= e(j) - [G]_i (w(j+1) - w(j)) \\ &= e(j) - \frac{2}{L} [G]_i [MU]_i [G]_i^T e(j) \end{aligned} \quad (4.8)$$

이 된다. 자승 오차들의 합을 최소화시키는  $N$ 개의 최적한 수렴 인자들을 찾기 위해서는  $e(j+1)$ 에  $e^T(j+1)$ 를 곱하고  $\mu_B^*(j)$ 에 대해서 편미분을 하면 다음과 같다.

$$e^T(j+1)e(j+1) = S_1 + S_2 + S_3 \quad (4.9)$$

$$\begin{aligned} S_1 &= e^T(j)e(j) \\ \text{여기서 } S_2 &= -\frac{4}{L} q^T(j)[MU]_i q(j) \\ S_3 &= -\frac{4}{L} q^T(j)[MU]_i^T [R]_i [MU]_i q(j) \end{aligned}$$

$S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$ 은 모두 상수이므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial S_1}{\partial \mu_B^*(j)} + \frac{\partial S_2}{\partial \mu_B^*(j)} + \frac{\partial S_3}{\partial \mu_B^*(j)} = 0 \quad (4.10)$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

위의 식을 만족하는  $N$ 개의 최적 수렴인자를 OBAI 기법에 사용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} W(j+1) &= W(j) + \frac{2}{L} [MU]_i [G]_i^T e(j) \\ &= W(j) + \frac{2}{L} [MU]_i q(j) \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\begin{array}{c|cccc} \mu_B^*(j) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mu_B^*(j) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mu_B^*(j) \end{array}$$

OBAI기법은 수렴인자를 시변적으로 최적하게 구할수 있으나 역행렬 문제가 존재하여 성능을 저하시키는 원인으로 지적되어 왔다. 이러한 문제는 matrix inversion lemma를 사용하여 해결하고자 한다. 이 이론을 적용하기 위해서 Shift 이론을 적용할 경우,  $[R]_i = [G]_i^T [G]_i$ 이므로  $[R]_i$ 의  $N \times N$ 일때

이 행렬은  $N-1 \times N-1$ 인  $[R]_{j-1}$ 의 부분을 포함하고 있다.

$k$ 가  $N-1$ 이라고 하면,

$$[R]_j = \begin{vmatrix} \bar{R}_{11}(j) & \cdots & \bar{R}_{12}(j) \\ \cdots & + & \cdots \\ \bar{R}_{12}^T(j) & \vdots & \bar{R} \end{vmatrix} \quad (4.12)$$

여기서,  $\begin{cases} \bar{R}_{11}(j) : \text{scalar} \\ \bar{R}_{12}(j) : 1 \times k \text{ 벡터} \\ \bar{R} : k \times k \text{ 행렬} \end{cases}$

$N \times N$  행렬인  $[R]_{j-1}$ 는 알고 있으므로, 이것을 나타내면,

$$[R]_{j-1} = \begin{vmatrix} \bar{R} & \vdots & \bar{R}_{12}(j-1) \\ \cdots & + & \cdots \\ \bar{R}_{12}^T(j-1) & \vdots & \bar{R}_{22}(j-1) \end{vmatrix} \quad (4.13)$$

여기서,  $\begin{cases} \bar{R}_{22}(j-1) : \text{scalar} \\ \bar{R}_{12}(j-1) : k \times 1 \text{ 벡터} \\ \bar{R} : k \times k \text{ 행렬} \end{cases}$

$[R]_{j-1}^{-1}$ 를 구하기 위해서 먼저 알고 있는 행렬인  $[R]_{j-1}$ 를 나타내면 다음과 같다.

$$[R]_{j-1}^{-1} = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{12} \\ \cdots & + & \cdots \\ a_{12}^T & \vdots & a_{22} \end{vmatrix} \quad (4.14)$$

여기서,

$a_{11} : k \times k \text{ 행렬}, \quad a_{12} : k \times 1 \text{ 벡터}, \quad a_{22} : \text{scalar}$

$[R]_{j-1}^{-1}$ 를 구하기 위해 Matrix inversion lemma를 이용하면 다음과 같이 구할 수 있다.

$$[R]_{j-1}^{-1} = \begin{vmatrix} \beta_{11} & \cdots & \beta_{12} \\ \cdots & + & \cdots \\ \beta_{12}^T & \vdots & F \end{vmatrix} \quad (4.15)$$

여기서,

$$\beta_{11} = \frac{1}{\bar{R}_{11}(j)} + \frac{1}{\bar{R}_{11}^T(j)} \bar{R}_{12}(j) F \bar{R}_{12}^T(j) : \text{상수}$$

$$\beta_{12} = -\frac{1}{\bar{R}_{11}^T(j)} \bar{R}_{12}(j) F : 1 \times k \text{ 벡터}$$

$$F = \bar{R}^{-1} - \bar{R}^{-1} \bar{R}_{12}^T(j) C \bar{R}_{12}(j) \bar{R}^{-1} : k \times k \text{ 행렬}$$

$$C = [\bar{R}_{12}(j) \bar{R} \bar{R}_{12}^T(j) - \bar{R}_{11}(j)]^{-1} : \text{상수}$$

$$\bar{R}^{-1} = a_{11} [I - \bar{R}_{12}(j-1) a_{12}^T]^{-1} : k \times k \text{ 행렬}$$

여기에도 다른 Matrix inversion lemma를 적용하면

$$\bar{R}^{-1} = a_{11} [I + \bar{R}_{12}(j-1) a_{12}^T / (1 - a_{12} \bar{R}_{12}(j-1))] \quad (4.16)$$

이 되므로  $\bar{R}^{-1}$ 은 단지 Matrix algebra만으로 구할 수 있게 된다. 따라서,  $[R]_{j-1}^{-1}$ 의 역행렬을 구하는데 있어서  $[R]_{j-1}^{-1}$ 를 직접 구하지 않고  $[R]_{j-1}$ 를 이용하여 위와 같이 반복적인 방법으로 해결할 수 있다.

## V. 시뮬레이션

적용 잡음 제거기의 입력 신호로는  $0.5 * \sin(\omega t)$ 를 인가하고, 한 주기당 샘플수는 55개로 하였다. 또한, 잡음 성분인  $v_0(n)$ 과  $v_1(n)$ 은 평균이 0이고 분산이 1인 색색 가우시안 잡음인  $v(n)$ 을 이용했다.  $v(n)$ 과는 서로 상관관계가 없는 두 개의 힘수  $v_0(n)$ 과  $v_1(n)$ 은 다음과 같다.

$$v_0(n) = -0.5v_0(n-1) + v(n) \quad (5.1)$$

$$v_1(n) = 0.8v_1(n-1) + v(n)$$

시뮬레이션은 본 논문에서 제시한 Walsh변환과 적응기법을 이용하여 기존의 LMS, OBAS, OBAI기법등과 성능을 비교 평가하고자 한다.

LMS 기법에서 수령 인자  $m$ 은 56회의 시행 확오법을 거쳐 0.05를 택했으며, 초기 가중치는 모두 0 으로 놓았다. 시뮬레이션에서 적응필터의 템 수는 Walsh 변환의 출현이 2<sup>6</sup>개 인것에 감안하여 16개로 하였다. 수령조건은 대개 잡음제거기들이 채택하는  $10^{-6}$ 을 채택하였다.

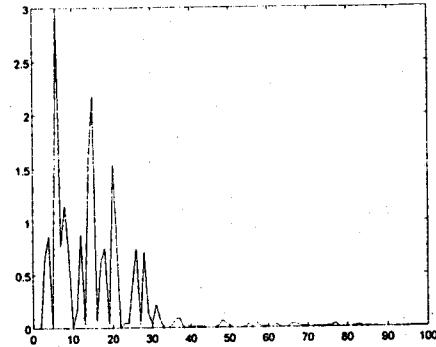


그림 1. WALSH 변환과 OBAI기법에 의한 학습곡선

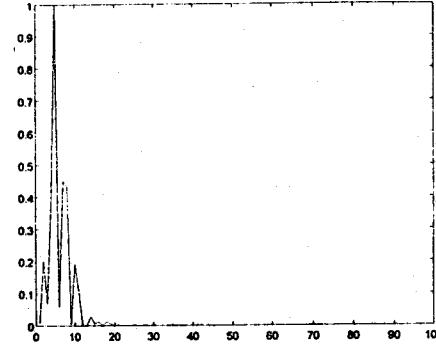


그림 2. WALSH 변환과 개선된 OBAI기법에 의한 학습곡선

## VI. 결론

본 논문에서는 Walsh변환과 역행렬문제를 해결한 OBAI 기법을 이용하여 적용 잡음제거기를 설계하는 방법을 제안하였다. Walsh변환을 이용하여 설계한 결과 Walsh 힘수와 Block pulse 힘수의 특성으로 연산이 간편해졌으며 연산량도 줄어드는 것을 알 수 있었다. 또한 적용처리 기법으로는 LMS기법으로는 불리 처리 기법을 이용하여 수령인자가 각 불리당 최적한 시번값을 갖도록 하기 위하여 한 불리당 적용필터의 템 수만큼의 최적한 수령인자를 결정하는 OBAI기법을 도입하였다. 그러나, 이기법은 입력에 대한 역행렬이 존재하므로 시스템의 차수가 커지면 발산할 우려가 있다. 따라서, 본 논문에서는 기존의 OBAI기법이 갖고 있는 문제인 입력에 대한 역행렬을 해결하기 위한 방법으로, "shift" 기술을 이용하여 역행렬을 직접 구하지 않고 matrix inversion lemma를 적용하여 입력에 대한 역행렬을 구할 수 있었다. 이와 같이 유도한 기법을 ANC에 적용하여 시뮬레이션 해 본 결과 수렴하는 속도가 향상된 것을 알 수 있었다. 또한 연산 횟수도 "shift" 기법에 의해 이전 불리의 입력 값의 일부를 재사용하므로 기존의 OBAI기법보다 줄어드는 것을 알 수 있었다. 역행렬정리를 사용한 결과 연산횟수도  $5N^2 - 6N + 6$ 의 결과와  $3N^2 - 5N + 5$ 의 합만으로도 구할 수 있어서 연산량을 크게 줄일 수 있었다.

## 참고 문헌

- [1] S. Haykin, "ADAPTIVE FILTER THEORY", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1991.
- [2] Bernard Widrow, John Glover, Jr., John M. McCool, "Adaptive Noise Cancelling : Principles and Application", vol. 63, No. 12, 1987, pp. 1692-1716
- [3] K. G. Beauchamp, "Applications of Walsh and Related Functions," ACADEMIC PRESS, 1984
- [4] Wasfy B. Mikhael and Frank H. Wu, "Fast Algorithms for Block FIR Adaptive Digital Filtering", Vol. CAS-34, No. 10, 1987, pp. 1152 -1160
- [5] Gregory A. Clark, Sanjit K. Mitra and Sydney R. Parker, "Block Implementation of Adaptive Digital Filters", Vol. ASSP-29, No. 3, 1981, pp. 744-752
- [6] W.B Michael and F.H. Wu "A fast block FIR adaptive algorithm with individual adaptation of parameters" submitted to IEEE Trans. circuit Syst.
- [7] B. Widrow et.al. "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter," Proc. IEEE, Vol. 64, no. 8, August 1976, pp 1151-1162