

〈논 문〉

## 퍼지 LMS 알고리즘을 이용한 공조덕트에서의 능동소음제어

Active Control of Noise in HVAC Ducts Using Fuzzy LMS Algorithms

남 현 도\* · 안 동 준\*\* · 박 용 식\*\*\*

Nam Hyun-Do, Ahn Dong-Jun and Park Yong Sik

(1998년 8월 14일 접수 : 1999년 2월 10일 심사완료)

**Key Words :** Active Noise Control(능동소음제어), Fuzzy LMS Algorithm(퍼지 LMS 알고리즘),  
HVAC Duct(공조 덕트), Adaptive Signal Processing(적응 신호처리), DSP Processor  
(DSP 프로세서), Motorola DSP56001(모토롤라 DSP56001)

### ABSTRACT

A LMS algorithms has been widely used for an adaptive filter algorithm in active noise control systems. But this algorithm has poor convergence and it is very difficult to select optimal convergence parameters in this algorithm. In this paper, a fuzzy LMS algorithm where the convergence parameters are computed using a fuzzy logic controller was proposed. A proposed algorithm was applied to active noise control system in HVAC (central Heating Ventilation and Air Conditioning) ducts. The experimental ducts and experimental apparatus were designed and manufactured for experiments, and the modelling of the experimental ducts was also performed for computer simulations. Computer simulations and experiments were performed to show the effectiveness of a proposed algorithm.

### 1. 서 론

원하지 않는 소음을 줄이는 방법에 대한 연구는 크게 나누어 능동적인 방법(active control)과 수동적인 방법(passive control)으로 나눌 수 있다. 수동적인 방법은 흡음재를 사용하는 방법으로 고주파 소음에 대해서는 좋은 효과를 보이나 저주파 소음에 대해서는 흡음재의 부피가 커야 하므로 미관 및 설

치장소에 대한 제약 등으로 사용이 어려운 문제점이 있을 뿐만 아니라 비용이 많이 드는 단점이 있으므로, 500 Hz 이하의 저주파 소음에 대해서는 능동소음제어 기법을 함께 사용하는 것이 효과적이다<sup>(1,2)</sup>.

2차 source를 이용한 능동 소음 제어에 관한 연구는 미국, 일본, 유럽 등지에서 활발히 이루어지고 있으며, 80 년대 이후 덕트내에서의 소음 제어<sup>(3~5)</sup>, 공장, 사무실 등 3차원 공간에서의 능동 소음 제어<sup>(6,7)</sup>, 능동 소음 제어 기법을 이용한 noise barrier의 설계<sup>(8)</sup>, 자동차 및 항공기 내에서의 능동 소음 제어<sup>(7,9,10)</sup> 등에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 최근 수년간 실용화에 관한 연구에 많은 진전을 보여 응용 제품이 생산되고 있다.

\* 정희원, 단국대학교 제 1 공학부 전기공학전공

\*\* 대천대학 전기전산계열

\*\*\* 명지대학교 전기정보제어 공학부

NCT 사에서 소음감쇄와 에너지 절약을 동시에 기할 수 있는 능동 머플러를 발표하였으며<sup>(11)</sup> 최근에는 능동 소음제어 시스템의 저 가격화와 자동차 머플러등의 실용화를 위해 계산량이 작고 주변환경이나 시스템의 특성 등이 변하는 경우에도 잘 적응하는 적응 능동제어 알고리즘의 개발과 DSP 프로세서등 고속 프로세서를 이용한 hardware implementation이 중요한 과제가 되고 있다.

본 논문에서는 계산량이 적어 능동 소음제어에 가장 널리 사용되고 있는 LMS 알고리즘의 수렴성을 개선하고, 수렴계수의 적절한 선정을 통한 성능 개선을 위해 퍼지 logic을 사용한 새로운 LMS 알고리즘을 유도하였고 이를 능동제어 시스템에 적용하였다. 컴퓨터 시뮬레이션 및 DSP 프로세서를 이용한 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 성능을 검증하였다.

## 2. 적응 필터 알고리즘

능동 소음 제어 시스템에서 적응 필터 알고리즘으로 가장 많이 사용되어온 LMS 알고리즘 및 정규화 LMS (NLMS: Normalized LMS)<sup>(12)</sup>에 대해 고찰하고 LMS 알고리즘의 수렴 속도를 향상시키기 위해 수렴 계수를 퍼지 논리를 이용하여 실시간 갱신하는 퍼지 LMS 알고리즘을 제시하였으며 기존의 알고리즘과 새로 제시한 알고리즘의 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 이용하여 비교하였다.

### 2.1 LMS 알고리즘 및 NLMS 알고리즘

LMS 알고리즘은 최경사법의 일종으로 매 스텝마다 기울기 벡터를 순시자승오차를 이용하여 추정하며 이를 정리하면 다음 식과 같이 된다.

$$W(k+1) = W(k) - \frac{u}{\mu} R^{-1} \hat{\nabla}(k) \quad (1)$$

여기에서  $R$ 은 입력 correlation 벡터이며,  $W(k)$ 으로부터  $W(k+1)$ 로의 이동이 기울기 벡터의 추정치의 마이너스 방향으로 이루어지므로 적응필터의 계수 벡터는 performance surface의 최경사 경로를 따라 갱신된다. 입력의 파워를  $\sigma^2$ 라 두면 식 (1)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$W(k+1) = W(k) - \frac{u}{(L+1)\sigma^2} \hat{\nabla}(k) \quad (2)$$

여기서  $0 < u < 1$  이다.

$E[e^2(k)]$  대신에 순시자승오차  $e^2(k)$ 를 이용하면  $\hat{\nabla}(k)$ 를 훨씬 간편하게 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}(k) &= \frac{\partial e^2(k)}{\partial W(k)} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial W(k)} \\ &= -2e(k)X(k) \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에 평균을 취하면  $E[\hat{\nabla}(k)] = \nabla$  이 되어 unbiased gradient임을 보일 수 있다. 식 (3)을 식 (2)에 대입하면

$$W(k+1) = W(k) + \frac{2u}{(L+1)\sigma^2} e(k)X(k) \quad 0 < u < 1 \quad (4)$$

이 되며 이를 NLMS 알고리즘이라 하며 다음 식과 같이 쓸 수도 있다.

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\mu_n}{|X(k)|} e(k)X(k) \quad (5)$$

위 식은 입력이 지나치게 작을 때는 발산하는 문제점이 생기게 되므로 다음 식과 같이 수정하여 사용할 수 있다.

$$W(k+1) = W(k) + \frac{\mu_n}{a + |X(k)|} e(k)X(k) \quad (6)$$

이때  $a^2$ 의 추정이 쉽지 않을 경우 식 (4) 대신에 다음 식을 사용한 것이 LMS 알고리즘이다.

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu e(k)X(k) \quad (7)$$

그러나 LMS 알고리즘은  $W(k+1)$ 의 갱신식이 입력  $X(k)$ 에 바로 관계하기 때문에 입력에 잡음이 섞이는 경우 잡음의 영향을 바로 받게 된다 (gradient noise amplification problem).

LMS 알고리즘은 구조가 간단하고 계산량이 적다는 장점 때문에 널리 사용되고 있으나, 음성 신호 등과 같이 참조 신호의 파워가 변하는 경우에는 수렴이 늦고 적절한 수렴 계수를 설정하는 것이 매우 어렵다.

### 2.2 Fuzzy LMS 알고리즘

LMS 알고리즘은 안정도와 수렴특성이 수렴계수와 밀접한 관계가 있어 수렴계수의 적절한 선정이 매우 중요하나 이의 적절한 선정은 매우 어려우며 안정성을 보장하기 위하여 수렴 계수를 고정하면 측정 잡음의 특성이 시간에 따라 변동할 경우 만족스런 성능을 얻기가 어렵다. 정규화된 LMS 알고리즘은 급격한 수렴 계수의 변동시에 알고리즘이 불안정

해지는 문제점이 발생한다. 따라서 LMS 알고리즘의 안정도를 해치지 않고 수렴 속도를 향상시키는 연구들이 많이 발표되고 있으나 최적 수렴 계수의 선정은 필터의 차수, 계수의 초기치 및 입력의 조건 등 복잡한 비선형 함수의 해로 주어지므로 사전 정보가 부족한 경우나 조건들이 시변일 경우에는 최적 선정이 어렵다.

본 논문에서는 퍼지 논리를 도입하여 적응 정도에 따라 안정도를 해치지 않고 수렴 속도가 향상되는 수렴 계수 갱신식을 제안하였다. 즉, LMS 알고리즘의 안정도와 수렴 특성을 향상시키기 위해 수렴 계수를 퍼지 논리를 이용하여 LMS 알고리즘의 오적응도에 따라 수렴 계수를 적절히 가변시키는 퍼지 LMS 알고리즘을 제안하였으며, 이를 적응 능동 소음 제어 시스템에 적용하고자 한다.

퍼지 LMS 알고리즘은 Chelaru 등<sup>(13)</sup>이 LMS 알고리즘의 수렴 계수를 퍼지 알고리즘으로 갱신하는 정규화된 LMS 알고리즘 구조로 된 퍼지 LMS 알고리즘을 제안한 바 있으나, Chelaru의 알고리즘은 퍼지 추론 규칙에 추정 오차만 고려하고 추정 오차의 변동(오적응도)을 고려하지 않기 때문에, 급격한 수렴 계수의 변동에 따라 LMS 알고리즘의 안정도가 보장되지 못하는 경우가 있을 수 있다<sup>(13,14)</sup>.

본 논문에서는 Chelaru 알고리즘의 약점을 보완하기 위하여 추정 오차의 변동도 고려하는 새로운 형태의 수렴 계수 갱신식을 제안하고자 한다. 먼저 LMS 알고리즘에서 양호한 수렴 특성을 얻기 위하여  $\mu$ 를 가변시킬 경우, 논리적인 관점에서 볼 때 알고리즘의 안정도가 보장되는 범위 내에서 다음과 같은 규칙을 생각할 수 있다.

(1) IF adaptation speed is LOW,

THEN increase  $\mu$

(2) IF adaptation speed is HIGH,

THEN increase  $\mu$

다음과 같은 LMS 알고리즘에 퍼지 논리를 이용하여 알고리즘의 오적응도에 따라 스텝크기를 적절히 가변시키는 퍼지 알고리즘을 적용할 수 있다.

$$W_{k+1} = W_k + \mu_k e_k X_k \quad (8)$$

$$\mu_k = \frac{v_k}{(L+1) \hat{\sigma}_k^2} \quad (9)$$

여기서  $v_k$ 는 퍼지 추론 알고리즘에 의하여 계산된 퍼지 출력이고,  $\hat{\sigma}_k^2$ 는 추정된 입력 신호의 power이다.  $v_k$ 는 퍼지 논리를 이용한 추론 알고리즘에 의

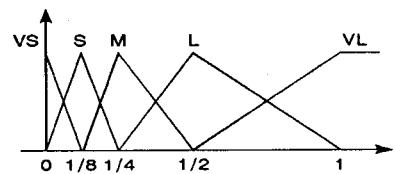


Fig. 1 Membership functions of fuzzy input variables,  $ue_k$ ,  $uce_k$

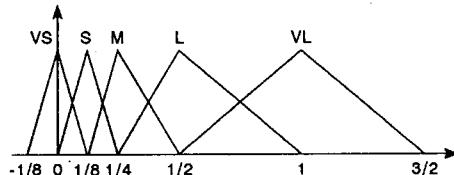


Fig. 2 Membership function of fuzzy output variable,  $v_k^o$

하여 계산되는데, 추론 엔진의 입력은 보통의 수치값을 갖는 오적응도의 정량적 측도인 추정 오차  $uc_k$ 와 추정 오차의 변화율  $uce_k$ 이고, 출력은 수렴 계수 변화량  $v_k$ 이다.

$v_k$ 를 계산하기 위해 입력변수인 오적응도의 정량적 측도  $ue_k$ 로는 식 (10)과 같이 smoothing 필터에 입력 계수와 추정 오차간의 상호상관의 norm을 사용하며  $uce_k$ 는  $ue_k$ 의 변화율의 절대치로 정하였다.

$$ue_k = \alpha_1 ue_{k-1} + (1 - \alpha_1) \frac{\| e_k X_k \|}{(\beta_1 + \hat{\sigma}_k^2)} \quad (10)$$

$$uce_k = \| ue_k - ue_{k-1} \| \quad (11)$$

여기서  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$ 은 각각 추정 오차의 망각 인수, 편이 인수이다.

입력 퍼지 변수  $ue_k$ ,  $uce_k$ 의 소속 함수는 Fig. 1과 같고, 출력 퍼지 변수  $v_k^o$ 의 소속 함수는 Fig. 2와 같다.

퍼지 출력  $v_k^o$ 를 계산하기 위한 언어적 규칙의 한 예를 보면 식 (12)와 같고, 제어 규칙이 N개인 경우를 전체적으로 표현하면 식 (13)과 같다.

$$R_i: \text{IF } uc \text{ is } UC_i \text{ and } uce \text{ is } UCE_i, \text{ THEN } v \text{ is } V_i \quad (12)$$

$$R = R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_N = \cup^N (UC_i \times UCE_i \times V_i) \quad (13)$$

**Table 1** Linguistic control rules for determination of convergence coefficients

<i>uce</i>	VS	S	M	L	VL
<i>uc</i>	VL	L	M	S	VS
VS	VL	VL	L	M	S
S	VL	VL	L	M	S
M	VL	VL	VL	L	M
L	VL	VL	VL	VL	L
VL	VL	VL	VL	VL	VL

이러한 언어적 규칙으로 퍼지 출력을 얻으려면 추론과정을 거쳐야 하므로 퍼지 출력 결정을 위한 합성 규칙은 식 (14)와 같으며 퍼지 출력을 결정하기 위한 언어적 제어 규칙은 Table 1과 같다.

$$V = R \circ (UE \times UCE) \quad (14)$$

따라서 퍼지 출력  $v_k^o$ 는 추론 규칙으로 주로 많이 쓰이는 max-min 합성연산자로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} v_k^o &= m_R(UE_i, UCE_i, V_i) \\ &= \max \left[ \sum_{i=1}^N \min [m_{UE_i}(ue_i), \right. \\ &\quad \left. \times m_{UCE_i}(uce_i), m_V(v_i)] \right] \end{aligned} \quad (15)$$

퍼지 추론과정을 거쳐 얻어진 출력  $v_k^o$ 는 퍼지 변수이고 실제 출력은 crisp한  $v_k$ 가 되어야 하므로 역퍼지화를 위해 이산화된 무게 중심법을 사용하였다.

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N (v_k^o m_V(v_i))}{\sum_{i=1}^N (m_V(v_i))} \quad (16)$$

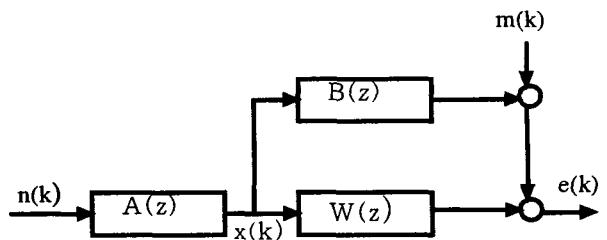
### 2.3 LMS, NLMS 및 퍼지 LMS의 비교

제안된 퍼지 LMS 알고리즘의 유용성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. Mikhael 등<sup>(15)</sup>이 사용한 예제에 대해 LMS, NLMS 및 퍼지 LMS를 사용하여 얻은 결과를 비교하였다.

Fig. 3과 같은 적응 모델링 문제에서  $d(k)$  와  $x(k)$  가 다음과 같이 주어질 때 세 가지 알고리즘을 이용하여 오차  $e(k)$  를 최소화하는 필터  $W(z)$  를 추정해서  $W(z)$  와  $B(z)$  의 차이를 비교해 보자.

$$d(k) = \sum_{i=0}^4 b_i x(k-i) + m(k) \quad (17)$$

$$x(k) = \sum_{i=1}^3 a_i x(k-i) + n(k) \quad (18)$$

**Fig. 3** Block diagram of an adaptive modelling system

여기서

$$\{b_0, b_1, b_2, b_3, b_4\} = \{0.1, 0.3, 0.5, 0.3, 0.1\} \quad (19)$$

$$\{a_1, a_2, a_3\} = \{1.5, -1, 0.25\} \quad (20)$$

이고  $m(k)$ 와  $n(k)$ 는 평균이 0이고 분산이 각각 1 및 0.01인 정규 분포를 갖는 백색잡음 신호이다. 식 (18)의 입력 데이터  $x(k)$ 는 상관함수 행렬의 eigenvalue spread가 140이 넘는 ill-conditioned 경우이다.

성능 비교를 위한 지표로서 다음과 같이 정의되는 계수 벡터 추정 오차의 파워를 사용하였다.

$$P(k) = [B + W(k)]^T [B + W(k)] \quad (21)$$

여기서  $B$ 는 파라미터 벡터이고  $W(k)$ 는  $k$  스텝에서의 각 알고리즘을 이용한  $\{b_i\}$ 의 추정치 벡터로 다음과 같이 정의된다.

$$B = [b_0, b_1, b_2, b_3, b_4]^T \quad (22)$$

$$W(k) = [w_0(k), w_1(k), w_2(k), w_3(k), w_4(k)]^T \quad (23)$$

LMS 알고리즘을 이용하여  $\mu = 0.001, 0.005, 0.01$ 로 두었을 경우의 추정 오차의 파워를 구해 보았는데  $\mu$  가 커질수록 수렴 속도가 빨라지며  $\mu$ 가 0.01 보다 클 때는 발산하였다. NLMS 알고리즘을 이용하여  $\mu_n = 0.1, 0.2, 0.5$ 로 두었을 경우의 추정 오차의 파워를 구해 본 결과 이 경우에도  $\mu_n$  이 커질수록 수렴 속도가 빨라지며  $\mu_n$ 이 0.5 일 때 가장 빠른 수렴을 보였다. 퍼지 LMS 알고리즘의 convergence parameter 값의 변화는 Fig. 4와 같다. 오차가 큰 경우에는 convergence parameter 값을 크게 하여 수렴을 빠르게 하고 어느 정도 수렴 한 후에는 convergence parameter 값이 작아지는 것을 알 수 있다.

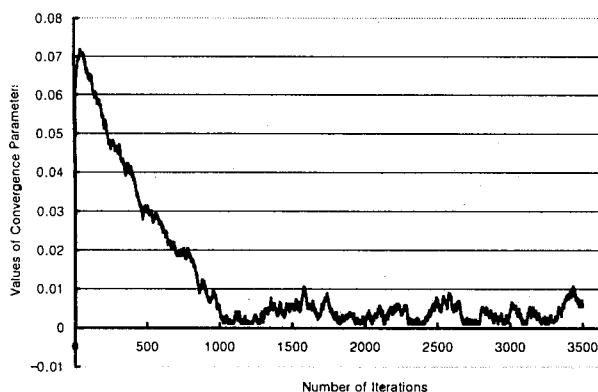
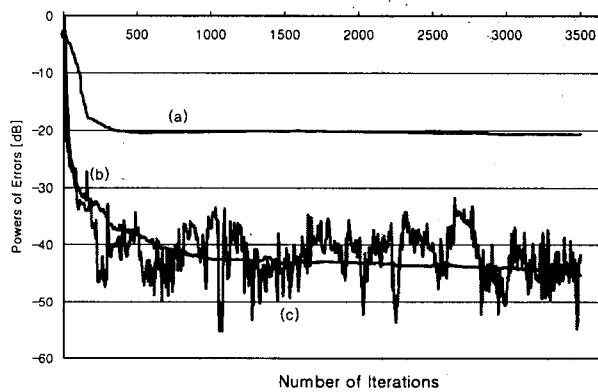


Fig. 4 Values of convergence parameter in a Fuzzy LMS algorithm



(a) LMS, (b) NLMS, (c) Fuzzy LMS  
Fig. 5 Powers of errors using 3 algorithms

Fig. 5는 각 알고리즘을 이용한 추정 결과 중 가장 좋은 결과를 보인 경우인 LMS 알고리즘의 경우  $\mu = 0.005$  일 때, NLMS 알고리즘의 경우  $\mu_n = 0.5$  일 때 및 퍼지 LMS 알고리즘을 이용한 경우의 추정오차의 파워를 그린 것이다.

제안한 퍼지 LMS 알고리즘은 기존의 LMS 알고리즘에 비하여 월등한 결과를 보여주고 있으며, 고정 스텝크기를 갖는 모든 gradient search형 알고리즘 중에서 수렴 특성이 좋은 것으로 알려진 NLMS 알고리즘과 유사한 결과를 보이나 훨씬 안정된 수렴 특성을 보여주고 있다.

### 3. 컴퓨터 시뮬레이션

제안한 퍼지 LMS 알고리즘을 덕트에서의 적응 능동 소음제어 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다. 시뮬레이션 시 덕트 치수

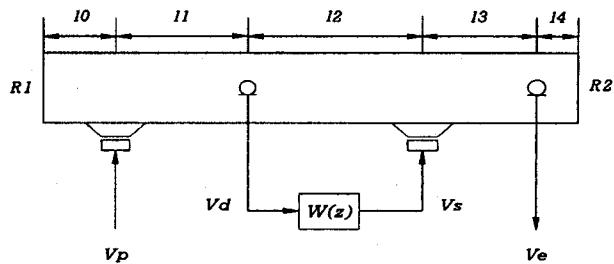


Fig. 6 Structure of a duct

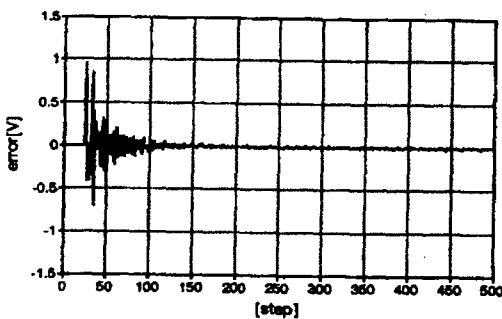
Table 2 Duct parameters

변 수	기 호	값
반사 계수	$R_1 \ R_2$	0.1, 0.1
덕트 치수	$l_0$	1 [m]
	$l_1$	1.2 [m]
	$l_2$	1.6 [m]
	$l_3$	1.2 [m]
	$l_4$	1 [m]
	1	6 [m]

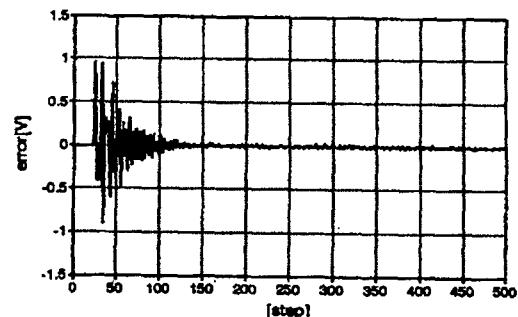
는 실제 제작한 실험용 덕트의 치수와 같게 두었으며 중첩의 원리를 이용하여 덕트를 모델링하였다. 시뮬레이션과 실제 실험에 사용한 덕트의 구조는 Fig. 6와 같고 덕트 파라미터를 Table 2에 보였다. Table 2에서 주어진 덕트의 파라미터를 중첩의 원리를 이용하여 모델링한 덕트 모델에 대입하여 시뮬레이션 모델을 구했으며<sup>(5)</sup> 표본화 주파수는 2 kHz이고 음속은 340 m/s로 두었다.

제어 필터의 구조를 NLMS, 퍼지 LMS 알고리즘으로 구분하고 소음 신호는 300 Hz의 단일 주파수 특성(pure tone)을 갖는 협대역 소음으로 가정했으며 음향궤환이 존재하는 경우와 존재하지 않는 경우로 나누어 시뮬레이션을 하였다.

Fig. 7은 음향 궤환이 존재하지 않는 경우에 대한 결과이고 Fig. 8은 음향 궤환이 존재하는 경우에 대한 시뮬레이션 결과이며 두 경우 모두 필터의 차수는 16차로 하였으며 NLMS 알고리즘의 수렴계수는 0.2로 두었다. NLMS 알고리즘 적용 시 수렴 계수들은 여러 번의 시뮬레이션을 통해 가장 수렴 특성이 빠른 계수로 선정하였으므로 수렴 특성에는 큰 차이가 없으나 상황이 바뀌면 다시 수렴 계수를 선정하여야 하므로 실제 적용 시에는 적용이 매우 어렵다.

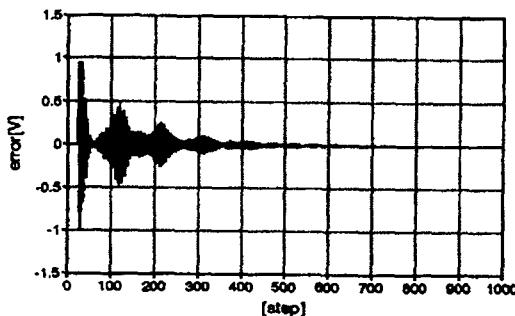


(a) NLMS algorithm

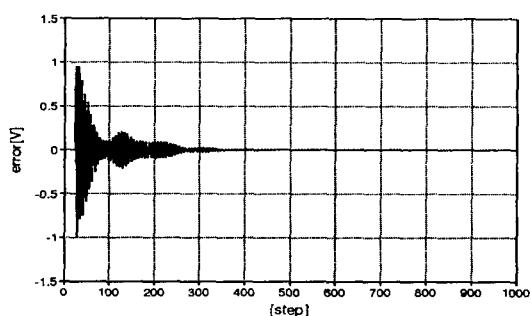


(b) Fuzzy LMS algorithm

Fig. 7 Simulation results (without acoustic feedback)



(a) NLMS algorithm



(b) Fuzzy LMS algorithm

Fig. 8 Simulation results (with acoustic feedback)

#### 4. 실험

실험을 위하여 제작된 모의 공조용 덕트는 총 길이가 6 m, 폭과 높이가 0.4 m × 0.38 m 인 직사각형으로 제작하였고, 마이크로폰과 스피커의 배치를 쉽게 이동할 수 있도록 제작하였으며, 양끝은 개방과 폐쇄가 가능하도록 하였다. 덕트의 재질은 두께가 12 mm 인 목재 합판을 사용하였고, 덕트의 공명 현상을 완화하기 위하여 내벽에 흡음재를 부착하였다. 실험에 쓰인 2개의 스피커는 직경이 8인치인 60 Watt 정격이고, 각각 소음원과 2차 음원용으로 사용되었다.

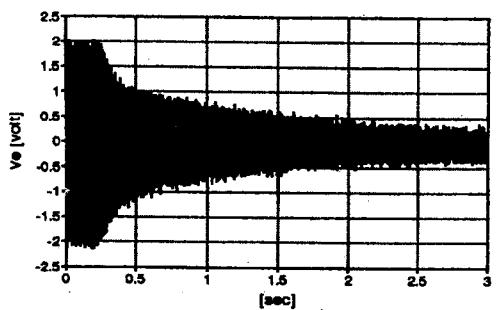
본 논문에서 제안한 퍼지 LMS 알고리즘은 추론 할 때의 계산량이 기존의 LMS 알고리즘에 비해 많으나 실제 실험시에는 수렴 계수 추론과정을 look-up 테이블 형식으로 바꾸어 사용했으므로 오차의 크기와 오차의 변화율만 계산하면 계산량은 별로 증가하지 않는다.

제작된 모의 공조용 덕트에서의 능동 소음 제어를

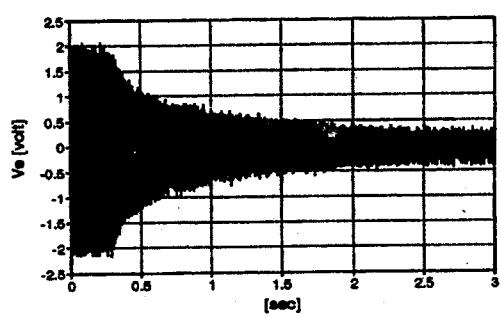
행하기 위해서 제어 알고리즘은 NLMS 알고리즘 및 본 논문에서 제안한 퍼지 LMS 알고리즘으로 하였다. 100 Hz의 협대역 소음이 존재하고, 음향 궤환이 존재하는 경우와 존재하지 않는 경우로 나누어 실험을 하였다. 표본화 주파수는 2 kHz로 하였고 500 Hz 이하의 저주파 소음을 제어 대상으로 하기 위하여 500 Hz의 차단 주파수를 갖는 저역통과 필터를 사용하였다. 필터 연산을 위한 DSP 프로세서는 Motorola의 DSP56001을 사용하였다.

Fig. 9와 10은 각각의 경우에 대하여 NLMS 알고리즘 및 퍼지 LMS 알고리즘으로 능동 소음 제어를 행한 결과이다(필터 차수 : 8, NLMS 알고리즘의 수렴계수는 0.05).

전체적으로 약 10~15 dB의 감쇠 효과가 있었고, 제안한 퍼지 LMS 알고리즘의 소음 감쇠 성능이 LMS 계열의 알고리즘들 중에서 가장 수렴이 빠르다고 알려진 NLMS 알고리즘과 비슷함을 알 수 있었다. 정상상태에서의 감쇠 특성 및 주파수 특성은 두 알고리즘 모두 유사한 결과를 보였다.

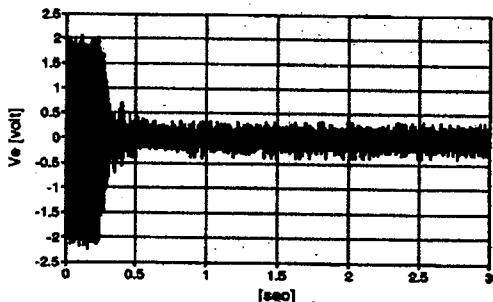


(a) NLMS algorithm

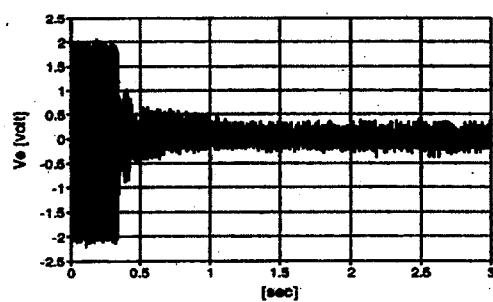


(b) Fuzzy LMS algorithm

Fig. 9 Experimental results (without acoustic feedback)



(a) NLMS algorithm



(b) Fuzzy LMS algorithm

Fig. 10 Experimental results (with acoustic feedback)

실험의 경우에도 NLMS 알고리즘의 수렴 계수들은 여러 번의 실험을 통해 가장 수렴 특성이 빠른 계수로 선정하였으므로 실제 상황에서는 이를 알아내기가 매우 어렵다.

## 5. 결 론

LMS 알고리즘은 계산양이 적고 비교적 안정된 특성이 있어 능동 소음 제어를 위한 적응 필터 알고리즘으로 많이 사용되어 왔으나 최적 수렴 계수를 선정하기 어렵고 수렴이 늦어 이의 개선이 필요하다.

본 논문에서는 퍼지 로직을 사용하여 최적 수렴 계수를 선정하는 퍼지 LMS 알고리즘을 제안하고 이를 덕트에서의 능동 소음 제어 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다.

제안한 퍼지 LMS 알고리즘을 이용한 능동소음제어 시스템의 소음 감쇄 특성은 LMS 계열의 알고리즘들 중에서 가장 수렴이 빠르다고 알려진 NLMS 알고리즘을 이용한 시스템과 비슷한 성능을 보였다.

시뮬레이션 및 실험의 경우에 NLMS 알고리즘의

수렴 계수들은 여러 번의 실험을 통해 가장 수렴 특성이 빠른 계수로 선정하였으므로 실제 상황에서는 이를 알아내기가 매우 어려우며, 실험 상황이 바뀔 때는 수렴 계수를 다시 선정하여야 하므로 실제 적용시에 전문가에 의한 installation이 필요하다.

기존의 LMS 계열 알고리즘들은 수렴 계수의 조정을 시행 착오 방법으로 할 수밖에 없으나, 제안한 퍼지 LMS 알고리즘은 수렴 계수의 조정이 필요 없는 장점을 가진다. 유속이나 온도의 변화에 따른 시스템 파라미터의 변화시의 강인성에 대한 연구가 필요하리라 생각된다.

## 후 기

본 연구는 한국과학재단 1994년도 특정연구비 지원에 의하여 연구되었음(과제번호 : 94-0100-16-01-3)

## 참 고 문 헌

- (1) Leitch R.R. and Tokhi M.O., 1987, "Active

- Noise Control Systems," IEE Proc., Vol. 134, Pt.A, No. 6, pp. 525~546.
- (2) Elliott S.J. and Nelson P.A., 1990, "The Active Control of Sound," Electronics and Communication Eng. Journal, pp. 127~136.
  - (3) Kido K., Morikawa S. and Abe M., 1987, "Stable Method for Active Noise Cancellation of Duct Noise," Tr. of ASME, J. of Vibra. and Acoustics, Stress and Reliability in Design, Vol. 109, pp. 37~42.
  - (4) Eriksson L.J., Allie M.C. and Greiner P.A., 1987, "The Selection and Application of an IIR Adaptive Filter for Use in Active Sound Attenuation," IEEE Tr. of ASSP, Vol. ASSP-35, No. 4, pp. 433~437.
  - (5) Nam H.D. and Elliott S.J., 1995, "Adaptive Active Attenuation of Noise Using Multiple Approaches," Journal of Mechanical Systems & Signal Processing, Vol. 9, No. 5, pp. 555~567.
  - (6) Elliott S.J., Stothers I.M. and Nelson P.A., 1987, "A multiple Error LMS Algorithms and its Application to the Active Control of Sound and Vibration," IEEE, Tr. of ASSP, Vol. ASSP-35, pp. 1423~1434.
  - (7) Elliott S.J., Stothers I.M., Nelson P.A. et al, 1988, "Active Control of Engine Induced Noise Inside Cars," Proc. Inter-Noise, Avignon, pp. 987~990.
  - (8) Ise S., Yano H. and Tachibana H., 1991, "Application of Active Control to Noise Barrier," Int. Symposium of Active Control of Sound and Vibration, Tokyo, pp. 309~314.
  - (9) Kim H.S., Park Y. and Sur K.H., 1996, "Active Noise Control of Road Booming Noise with Constraint Multiple Filtered\_x LMS Algorithm," Proc. of Inter Noise 96, Liverpool, pp. 1155~1158.
  - (10) Boucher C.C., Elliott S.J. and Baek K.H., 1996, "Active Control of Helicopter Rotor Tones," Proc. of Inter Noise 96, Liverpool, pp. 1179~1182.
  - (11) Denenberg J.N., 1992, "Anti-noise: Quieting the Environment with Active Noise Cancellation Technology," IEEE Potentials, Vol. 11, No. 2, pp. 36~40.
  - (12) Widrow B. and Stearns S.D., 1985, Adaptive Signal Processing, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall.
  - (13) Cheralu M., Teodorescu H.N., Dumitrescu C., 1990, "A Fuzzy LMS Algorithm," Proceeding of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, Japan, Isuka, pp. 107~110.
  - (14) 안동준, 김균태, 남현도, 1994, "퍼지 LMS 알고리즘을 이용한 덱트의 능동소음제어," 대한 전기학회 추계 학술대회 논문집, pp. 373~375.
  - (15) Mikhael W.B. et al., 1986, "Adaptive Filters with Individual Adaptation of Parameters," IEEE Trans. Circuits Syst., Vol. CAS-35, No.7, pp. 677~685.