

밀폐공간 소음제어를 위한 뉴로-퍼지 제어기 구현

Implementaion of Neuro-Fuzzy Controller for Noise Cancelling in a Cavity

박 회 경*, 공 성 곤

송실대학교 전기공학과

Hee-Kyoung Park* and Seong-Gon Kong

Department of Electrical Engineering

Soongsil University

요 약

본 논문에서는 뉴로-퍼지 제어기를 이용하여 밀폐공간에서의 능동 소음 제어기를 구현하였다. 능동 소음 제어기는 잡음에 의하여 왜곡된 신호로부터 잡음을 제거하여 원 신호를 복원하는 제어시스템이다. 일반적으로 잡음의 특성이 시간에 따라 변화하고, 전달특성이 비선형적이므로 고정된 제어기에 의해서는 제어할 수 없다. 이 논문에서는 뉴로-퍼지 제어기를 사용하여 파라미터를 오차 역전과 학습을 통하여 변화시킴으로써 잡음의 특성에 효과적으로 적용하는 능동 소음 제어기를 구성하였다. 원신호는 음성신호를 사용하였으며 실제 소음과 소음 전달경로인 1차경로를 통과한 왜곡된 소음은 실험에 의해 얻은 데이터를 사용하였다. 제어신호의 전달경로인 2차경로는 100[Hz]에서 1[kHz]까지의 주파수 특성을 고려하여 curve fitting 방법을 사용하여 4차로 모델링한 결과를 사용하였다. 제안한 능동 소음 제어기의 성능을 시뮬레이션을 통하여 확인하였다.

1. 서 론

소음공해에 대한 관심이 높아지면서 특히 자동차나 항공기 등과 같이 밀폐된 공간에서의 소음문제가 심각하게 대두되고 있다. 소음을 제거하기 위한 방법으로는 흡음재등을 사용하는 수동적인 기법과 소음과 진폭은 같고 위상이 반대인 음파를 발생시켜 소음을 감쇄시키는 능동 소음 제어 기법이 있다[1][2][3]. 본 논문에서는 뉴로-퍼지 제어기를 이용하여 저주파 영역의 소음에 대해서 우수한 성능을 보이는 능동 소음 제어 기법을 제안하였다.

퍼지 제어기는 비선형성 특성을 가지고 있으며 제어기의 구조와 파라미터를 학습을 통하여 변화시킴으로써 강인한 성능의 제어기를 구성할 수 있다[4]. 가우시안 함수를 전건부의 멤버쉽 함수로 사용하는 퍼지 제어기의 파라미터 초기화는 초기에 들어오는 입출력 데이터를 사용하여 Subtractive 클러스터링 방법으로 구성한다. Subtractive 클러스터링 방법으로 구한 중심값 중 입력에 해당하는 중심값을 입력 멤버쉽 함수의 중심값으로 사용한다. 이렇게 초기화된 입력 멤버쉽 함수의 중심값과 임의의 값으

로 초기화된 분산값, 후진부 파라미터들을 신경망 기법인 역전파 학습을 사용하여 변화시킴으로서 제어 성능을 향상시킨다[5][6]. 즉, 입출력 데이터를 이용하여 제어기의 파라미터를 조정함으로써 강인한 퍼지 제어기를 구성한다. 이렇게 구성된 퍼지 제어기는 왜곡된 소음을 추종함으로써 소음을 제거하고 원신호를 복원하게 된다.

본 논문에서 구성된 능동 소음 제어는 소음의 전달경로인 1차 전달경로와 제어신호의 전달경로인 2차 전달경로를 고려한다[7]. 1차 전달경로는 외부에서 유입되는 소음이 통과하는 경로로서 발생한 소음과 밀폐 공간을 통과한 왜곡된 소음을 직접 실험에 의해 구한 신호로 사용하기 때문에 모델링 과정이 필요없다[8]. 2차 전달경로는 제어신호가 통과하는 경로로서 제어 스피커와 오차를 검출하는 오차 마이크 그리고 제어 스피커와 오차 마이크 사이의 공간에 대한 경로로서 100[Hz]에서 1[kHz]사이의 주파수 특징을 고려하여 curve fitting 방법의 의해 4차로 모델링하였다.

2. 뉴로-퍼지 제어기 구성

2.1 능동 소음 제어 시스템 구성

그림 1은 본 논문에서 제안하는 능동 소음 제어 시스템의 전체 구성도를 나타내고 있다.

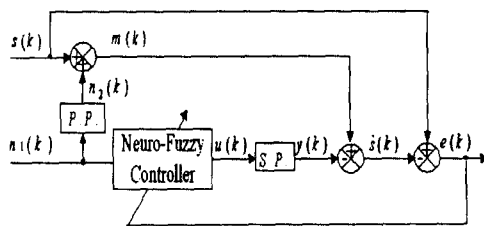


그림 1. 전체 구성도

그림에서 $s(k)$ 는 전달하고자 하는 정보를 나타내는 원신호이고 $n_1(k), n_2(k)$ 는 외부에서 유입되는 소음과 전달경로를 통해서 왜곡된 소음이다. P.P.(Primary Path)는 소음이 통과하게 되는 1차 전달경로이다. 이때 소음 제어를 효과적으로 하기 위해서 $n_1(k)$ 는 마이크를 통해 측

정가능한 신호라는 가정이 따르게 된다. 따라서 그림 1과 같은 능동 소음 제어 시스템에서는 소음 $n_1(k)$ 와 오차 $e(k)$ 를 각각 측정하는 마이크가 2개가 필요하게 된다. 즉 첫 번째 마이크는 소음원 근처에 위치하게 되는 소음 마이크이고 두 번째 마이크는 소음을 줄이려는 대상에 위치하는 오차 마이크가 된다. 왜곡된 소음은 원신호와 합쳐져 측정신호 $m(k)$ 가 된다. $u(k)$ 는 퍼지 제어기의 출력이고 $y(k)$ 는 제어기의 출력이 2차 전달경로를 통과한 신호이다. 2차 전달경로로 정의된 S.P.(Secondary Path)는 제어 스피커에서 오차 마이크까지의 공간과 제어 스피커, 오차 마이크로 구성된 전달경로가 된다. $\hat{s}(k)$ 는 복원신호가 되고 원신호와 복원신호의 차이가 오차신호 $e(k)$ 가 된다.

퍼지 제어기는 신경망 학습의 하나인 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 오차신호를 줄이는 방향으로 파라미터를 학습하게 된다. 오차신호는 원신호와 복원신호의 차이기 때문에 오차를 줄이기 위해서는 복원신호가 원신호를 추종하게 되고 그러기 위해서는 퍼지 제어기의 제어 출력이 왜곡된 소음을 추종하게 된다. 결국 오차를 줄이는 것은 퍼지 제어기의 출력신호를 왜곡된 소음과 가깝게 추종하도록 만드는 것이다.

본 논문에서 사용된 퍼지 제어기는 3개의 규칙과 3개의 입력을 가지고 있으며 각각의 입력에 3개씩의 가우시안 함수를 전건부 멤버쉽 함수로 갖는 T.S.K. 모델로 초기화하였다.

2.2 뉴로-퍼지 제어기의 파라미터 초기화

본 논문에서는 초기 퍼지 제어기로 T.S.K. 퍼지 모델을 사용하였으며 전건부 멤버쉽 함수는 가우시안 함수로 구성하였다. T.S.K. 퍼지모델은 후진부의 출력이 전건부의 입력들의 선형결합으로 이루어진다. 퍼지 제어기의 입력은 소음이 되며 출력은 왜곡된 소음을 추종하는 신호가 되고 각각의 입출력 범위는 -2.5에서 2.5까지로 하였다.

퍼지 제어기의 입력은 현재 소음과 1차 지연 소음, 2차 지연 소음으로 구성하며 출력은 제어 신호가 된다. 그림 2는 뉴로-퍼지 제어기의 입

출력 관계를 나타낸다.

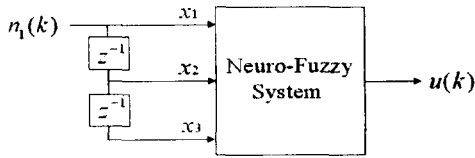


그림 2. 뉴로-퍼지 시스템 구성

그림 2에서와 같이 $n_1(k), n_1(k-1), n_1(k-2)$ 가 뉴로-퍼지 시스템의 입력으로 사용되고 출력은 $u(k)$ 가 된다. k 는 샘플링된 이산 시간을 나타내며 z^{-1} 은 시간지연을 나타낸다.

앞의 방법으로 퍼지 제어기의 구조를 결정하면 다음은 퍼지 제어기의 파라미터를 초기화해야 한다. 본 논문에서는 제어기의 파라미터 중 전건부 멤버십의 중심값을 Subtractive 클러스터링 방법을 이용하여 초기화하였다. 이 방법은 먼저 각각의 데이터를 입출력 공간상에 하나의 점으로 나타낸다. 그리고 각 점에서 다른 모든 점들간의 거리를 계산하여 계산된 거리의 합을 이용하여 데이터가 가장 많이 있는 점을 첫 번째 클러스터 센터로 정한다. 두 번째 센터를 정하기 전에 먼저 첫 번째 센터의 영향을 없애주어야만 근접한 영역에서 여러개의 센터가 발생하는 것을 피할 수 있다. 첫 번째 센터의 영향을 제거한 후 다시 같은 방법으로 두 번째 센터를 구하는 순서로 반복이 된다. 본 논문에서는 전건부 멤버십 함수를 3개로 하였으므로 3개의 클러스터 센터를 구한다. 가우시안 함수의 분산값은 같은 크기의 임의의 값으로 초기화하였다. 각각의 멤버십 함수에 대한 소속값은 식 (1)과 같다

$$A_{ij}(x_j) = \exp\left[-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right] \quad (1)$$

여기서 $A_{ij}(x_j)$ 와 c_{ij} 는 j 번째 입력변수에 대한 i 번째 규칙의 멤버십 함수의 소속도와 중심값이고 σ_{ij} 는 분산값이다.

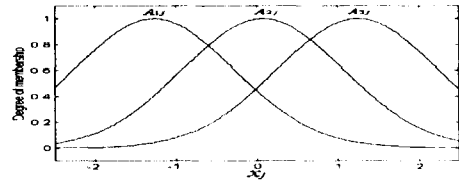


그림 3. 전건부 멤버십 함수

그림 3은 입력 퍼지변수 x_j 에 대한 멤버십 함수를 나타낸다. 멤버십 함수의 형태는 가우시안 함수로 하였고, 멤버십 함수의 중심값은 클러스터링 과정을 통하여 결정한다.

추론부는 아래규칙과 같이 나타나며 각규칙에 있는 3개씩의 파라미터 a_{11}, a_{12}, a_{13} 는 0으로 초기화하였다. 다음은 본 논문에서 사용된 퍼지 규칙이다.

R1 : If x_1 is A_{11} and x_2 is A_{12} and x_3 is A_{13} ,
then $y(k)$ is $a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3$

R2 : If x_1 is A_{21} and x_2 is A_{22} and x_3 is A_{23} ,
then $y(k)$ is $a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3$

R3 : If x_1 is A_{31} and x_2 is A_{32} and x_3 is A_{33} ,
then $y(k)$ is $a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3$

퍼지화 방법으로는 싱글톤 방법을 사용하였으며 퍼지추론 방식은 product implication, additive aggregation, 그리고 비퍼지화 방법은 무게 중심법을 사용하였다.

2.3 뉴로-퍼지 제어기의 학습 과정

퍼지 제어기의 파라미터는 전건부 멤버십 함수인 가우시안 함수의 중심값, 분산값, 그리고 후건부 파라미터가 있는데 초기화된 퍼지 제어기를 오차를 줄이는 방향으로 각각의 파라미터를 학습함으로써 소음을 적응적으로 제어한다. 이를 위해 사용된 학습 데이터는 소음 마이크에서 측정된 소음과 오차 마이크에서 측정된 오차신호가 된다. 즉 복원신호와 원신호의 차인 오차를 제공하여 이것을 최소화하도록 파라미터들을 학습한다. 오차신호의 제공은 일반적인 표현에 의해 다음 식과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} E(k) &= \frac{1}{2} (s(k) - \hat{s}(k))^2 \\ &= \frac{1}{2} e^2(k) \end{aligned} \quad (2)$$

또한 퍼지 제어기의 출력은 식 (3)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{i=1}^3 \bar{\tau}_i (a_{i1}^k x_1 + a_{i2}^k x_2 + a_{i3}^k x_3) \\ &= \sum_{i=1}^3 \bar{\tau}_i y_i \end{aligned} \quad (3)$$

$a_{i1}^k, a_{i2}^k, a_{i3}^k$ 는 각각 k 번째 학습된 값이고 x_1, x_2, x_3 는 각각 $n_1(k), n_1(k-1), n_1(k-2)$ 이며 $\bar{\tau}_i$ 는 i 번째 규칙의 정규화된 적합도이며 y_i 는 i 번째 규칙의 출력값이다.

식 (2)와 식 (3)을 이용하고 chain-rule를 반복적으로 사용하여 각각의 파라미터의 학습식을 유도하였다. 식 (4)는 전건부 멤버쉽 함수의 중심값에 대한 학습식이고 식 (5)는 전건부 멤버쉽 함수의 분산값에 대한 학습식이며 식 (6)은 후건부 파라미터 학습식이다.

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \alpha \bar{\tau}_i (y_i - y) e^{-\frac{x_j - c_{ij}}{\sigma_{ij}}} \quad (4)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \alpha \bar{\tau}_i (y_i - y) e^{-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (5)$$

$$a_{ij}(k+1) = a_{ij}(k) - \alpha \bar{\tau}_i e x_j, \quad (6)$$

c_{ij}, σ_{ij} 는 j 번째 입력변수에 대한 i 번째 규칙의 멤버쉽 함수의 중심값과 분산값이고 α 는 학습상수로서 임의의 양수값을 갖는다.

3. 전달경로

능동 소음 제어 시스템을 구성하고 있는 전달경로는 소음의 전달경로인 1차 전달경로와 제어신호의 전달경로인 2차 전달경로가 있다. 1차 전달경로는 외부에서 유입되는 소음이 밀폐된 공간을 통과하게 되는 경로로서 시간지연의 요소와 비선형성을 가지고 있다. 또한 2차 전달경로는 제어출력이 통과하는 경로로서 제어 스피커와 오차 마이크, 그리고 스피커와 마이크 사이의 공간으로 구성된다. 2차 전달경로도 스피커, 마이크의 비선형성과 시간지연으로 인한 왜곡현상을 나타낸다.

본 논문에서는 외부의 소음을 실제 측정된 소음으로 사용하였고, 이 신호를 1차 전달경로를 통과한 신호로 만들어 왜곡된 소음으로 사용하였다. 먼저 가전제품등의 모터소음을 실제

측정하였고, 측정된 소음을 왜곡된 소음으로 만들기 위해 1차 전달경로인 밀폐공간을 통과시켜 그 신호를 측정하였다. 이를 위한 실험장치의 구조는 그림 4와 같다.

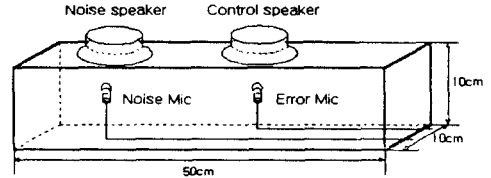


그림 4. 실험장치 구조

실험장치에 사용된 스피커는 소음 스피커와 제어 스피커 2개이며 사용된 마이크도 소음 마이크와 오차 마이크 2개이다. 소음 스피커는 소음을 발생시키기 위한 장치이고 제어 스피커는 제어신호를 출력하기 위한 장치이며 소음 마이크는 외부에서 유입되는 소음을 측정하고 오차 마이크는 왜곡된 소음과 제어 신호를 측정한다. 따라서 소음 마이크에서 측정된 신호는 외부에서 유입되는 소음이며 이것이 오차 마이크까지의 전달경로를 통과하게 된다. 전달경로를 통과한 소음은 오차 마이크에서 측정되며 이것이 왜곡된 소음이 된다.

그림 4의 실험장치를 이용하여 직접 녹음한 실제 소음을 소음 스피커를 통해 발생시키고 두 개의 마이크에서 신호를 측정한다. 첫 번째 마이크인 소음 마이크에서 측정된 신호는 왜곡이 일어나기 전의 소음 $n_1(k)$ 가 되고 두 번째 마이크인 오차 마이크에서 측정된 신호는 왜곡된 소음 $n_2(k)$ 가 된다.

2차 전달경로는 제어신호의 전달경로로서 그림 4에서 보는바와 같이 제어 스피커부터 오차 마이크까지의 경로이다. 2차 전달경로의 모델링을 위해서 전달경로의 입출력 데이터가 필요하다. 전달경로의 입력은 제어 스피커의 입력 즉 제어기가 출력하는 제어신호가 되고 출력은 오차마이크에서 측정된 신호가 된다. 그러므로 제어 스피커의 입력 신호와 오차 마이크의 출력 신호를 실험을 통해 얻고, 그 신호를 사용하여 모델링한다. 본 논문에서는 모델링 방법으로 curve fitting 방법을 사용하였다. curve fitting 방법은 complex cepstrum 알고리즘을 이용하

며, magnitude 데이터를 사용하고 위상에 대한 고려는 하지 않는다. 따라서 일정한 크기의 단일주파수 신호를 발생시키고 이것을 오차 마이크에서 측정된 신호의 크기와 비교하는 방법으로 실험한다. 즉 입력신호의 크기와 출력신호의 크기를 그 주파수의 magnitude로 정의하여 기록하고 다시 주파수를 가변시켜 같은 방법을 되풀이 한다. 본 논문에서는 저주파 소음을 100[Hz]에서 1[kHz]로 보고 그 주파수 범위에서 주파수를 조금씩 가변시켜 실험하고 이렇게 얻은 데이터를 이용하여 curve fitting 방법으로 4차로 모델링하였다. 그림 5는 모델링한 결과를 나타낸다.

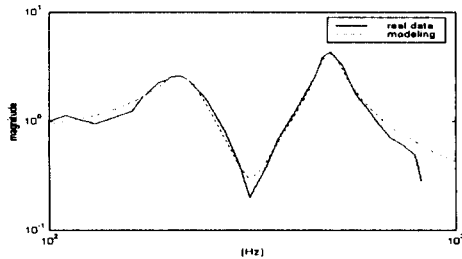


그림 5. 2차 전달경로 모델링

그림 5에서 실선은 실험에 의해 측정된 실제 데이터를 나타내며 점선은 모델링한 결과를 나타낸다. 그림에서 보는바와 같이 모델링 결과가 실제 전달경로에 근사화되었으며, 전달함수는 식 (7)과 같이 4차로 모델링되었다.

$$\frac{0.048z^4 + 0.758z^3 + 0.414z^2 + 0.719z + 0.414}{z^4 + 0.607z^3 + 0.934z^2 + 0.313z + 0.316} \quad (7)$$

4. 시뮬레이션

제안한 제어기의 성능을 확인하기 위하여 실험을 통해 데이터를 얻고 그 데이터를 사용하여 시뮬레이션 하였다. 원신호는 실제 음성신호를 사용하였으며 소음은 가전제품의 모터소음을 측정하여 실험에 의해 왜곡된 소음을 발생시켰다. 2차경로 모델링을 위하여 단일주파수 신호를 주파수 가변시켜 얻은 magnitude 데이터를 이용하여 4차로 모델링하였다. 학습속도는 286 -

$\alpha=0.1$, 분석구간은 400[msec]로 하였다. 실제 음성신호는 8[kHz]로 샘플링하였다. 퍼지 제어기의 초기화는 처음 데이터 30개만을 사용하였다. 클러스터링에 의한 첫 번째 입력변수 $n(k)$ 의 멤버쉽 함수의 중심값은 $c_{11}=-1.270$, $c_{21}=0.075$, $c_{31}=1.246$ 으로 나타났다. 두 번째 입력변수 $n(k-1)$ 의 중심값은 $c_{12}=-1.349$, $c_{22}=-0.701$, $c_{32}=0.626$ 이며 세 번째 입력변수 $n(k-2)$ 의 중심값은 $c_{13}=-0.873$, $c_{23}=-0.247$, $c_{33}=1.629$ 이다. 분산값의 초기값은 임의로 1로 하였다. 또한 후건부 파라미터들은 0으로 초기화하였다. 초기의 파라미터들은 학습에 의해 다음과 같이 변화하였다.

표 1. 멤버쉽 함수의 중심값

c_{ij}	j=1	j=2	j=3
i=1	-1.683	-1.695	-1.689
i=2	-0.585	0.565	0.548
i=3	1.329	1.253	1.165

표 2. 멤버쉽 함수의 분산값

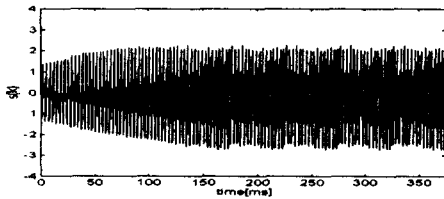
σ_{ij}	j=1	j=2	j=3
i=1	1.32	1.67	1.83
i=2	1.57	1.23	1.62
i=3	1.29	1.54	1.27

표 3. 후건부 파라미터

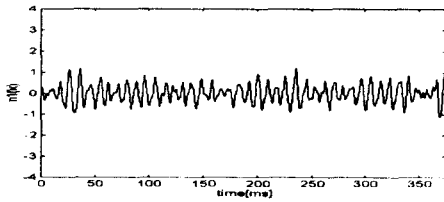
a_{ij}	j=1	j=2	j=3
i=1	0.313	0.482	0.653
i=2	-2.323	0.099	2.611
i=3	-2.863	0.083	3.152

표 1은 멤버쉽 함수의 중심값의 학습결과이며 표 2는 분산값의 결과이다. 표 3은 후건부 파라미터의 학습결과이다.

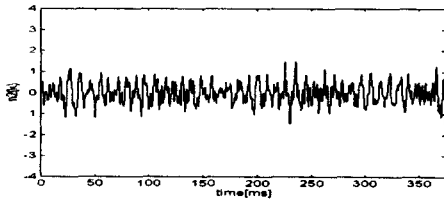
그림 6은 시뮬레이션 결과를 나타낸다.



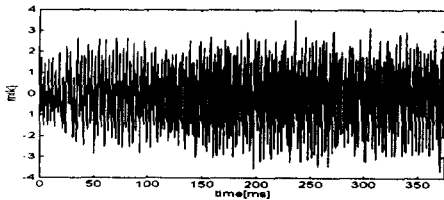
(a) 원신호 $s(k)$



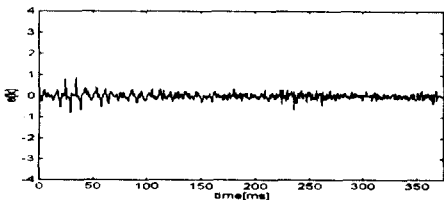
(b) 소음 $n_1(k)$



(c) 왜곡된 소음 $n_2(k)$



(d) 측정 신호 $m(k)$



(e) 오차 $s(k) - \hat{s}(k)$

그림 6 : 음성신호에 대한 제어 결과

그림 6(a)는 음성신호 $s(k)$ 를 나타낸다. 음성신호는 유성음을 8[kHz]로 샘플링하여 얻었다.

그림 3(b)는 실제 가전제품의 모터소음을 측정 한 소음이고 그림 3(c)는 1차 전달경로를 통과한 왜곡된 소음을 나타낸다. 소음과 왜곡된 소음은 실험에 의해 측정된 신호들이다. 그림 3(d)는 원신호와 왜곡된 소음의 합인 측정신호를 나타내며 그림 3(e)는 제어기를 통해 소음을 제거시킨 결과를 나타낸다. 소음을 제거한 결과 신호대 잡음비(SNR)가 9.62에서 21.77로 높아졌다.

4. 결론

본 논문에서는 외부로부터 유입되는 소음을 제어하기 위한 방법으로 뉴로-퍼지 제어기를 구성하였다. 초기화는 Subtractive 클러스터링 방법을 사용하였고 학습은 역전파 학습방법을 사용하였다. 소음과 1차 전달경로를 통과한 왜곡된 소음은 실제 측정된 소음과 실험장치에 의해 왜곡된 소음을 사용하였으며 2차 전달경로는 실험데이터를 이용하여 curve fitting 방법에 의해 4차로 모델링 하였다. 시뮬레이션의 결과를 통하여 소음을 제거하여 원신호를 복원하는 것을 확인할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

- [1] F. Jiang and H. Tsuji, "Adaptation for Active Noise Control," *IEEE Trans. on Control Systems*, Vol. 17, No. 6, 36-47, Dec. 1997.
- [2] J. Gu and S. F. Yau, "A Model-based Approach to Active Noise Cancellation using Loud Speaker Array," *Proc. of ICASSP-97*, Vol. 1, 379-382, 1997.
- [3] D. Guicking, "Active Control of Sound and Vibration," *ASJ Symposium on Active Control of Sound and Vibration*, 109-118, 1991.
- [4] 이상령, 오경환, "신경망을 이용한 퍼지규칙 생성과 추론망 구축," 퍼지 및 지능 시스템 학회 논문지, Vol. 7, No. 3, 43-53, 1997. 8.
- [5] R. Yager and P. Filev, *Essentials of Fuzzy Modeling and Control*, John-Wiley

- and Sons, 1994.
- [6] Y. Shi and M. Otani, "A Learning Algorithm for Tuning Fuzzy Rule Based on the Gradient Descent Method," *Int. Conf. on Fuzzy Systems*, Vol. 1, 55-61, 1996.
 - [7] 남현도, 김현태, "다중채널 Fuzzy LMS 알고리즘을 이용한 3차원 폐공간에서의 능동소음제어," *전기학회 논문지*, Vol. 47, No. 5, 699-703, 1998. 5.
 - [8] P. Strauch and B. Mulgrew, "Nonlinear Active Noise Control in a Linear Duct," *Proc. of ICASSP*, Vol. 1, 395-398, 1997.