

덕트 내부 소음의 능동 소음 제어 Active Noise Control for Sound Propagation in a Duct

최 경 호* 김 일 환**
Choi, Kyoung-Ho Kim, Il-Hwan

ABSTRACT

The purpose of this present experiments was to simulate the Active noise control system using MATLAB Tool kit. The Least-Mean-Square algorithm is the most applicable one to optimize the ANC systems, even it has tight limitation.

This paper shows the influence of choosing step size to the performance of the LMS adaptive filters. In addition to the simulation, this paper describes the method to design the filtered LMS algorithm to get the better performance in Active noise control. It contains the secondary-path modeling to realize the real Active noise control system in the requesting fields.

키워드 : 능동, 소음, 제어, 디지털 신호 처리, 덕트
Keywords : Active, Noise, Control, DSP, Duct

1. 서 론

공장, 사무실, 발전소 등의 건물내부에는 기계나 팬에 의한 소음이 발생하고, 이러한 소음이 덕트 내부를 돌아다니게 된다. 소음을 제거하기 위해 좀더 안전하고, 생산적이고, 편안한 방법을 개발하여 왔고, 이런 분야에 효과적으로 사용할 수 있는 방법이 능동 소음 제거(Active Noise Cancelation) 방법이다.

수동 소음 제거 방법(Passive Noise Cancelation)은 제거 되어야할 소음의 음파의 길이에 의해 시스템의 구조가 상당한 제한을 받게 된다. 또한 수동 소음 제거 방법을 사용하면 그 기구가 상당히 커야 하고, 음향 환경에 따라서는 설치가 불가능 할 수도 있다. 특히 자동차나 비행기 같은 경우는 시스템의

전체 무게가 상당히 중요한데, 수동 소음 제거 방법을 사용하기 위해 사용하는 머플러 같은 기구는 상당한 문제가 될 수 있다. 하지만 이에 비해서 능동 소음 제거 방법은 전체 시스템이 작고, 가벼워지게 된다. 디지털 신호 처리(Digital Signal Processing)의 발전으로 인해서 이러한 능동 소음 제거방법이 과거에 비해 쉽게 구현이 가능해 지게 되었다.

이 논문에서는 능동 소음 제거 시스템을 가상으로 구현하고 MATLAB 모의 실험을 통해 알고리즘을 확인하였으며, 좀더 좋은 성능 향상을 위해 Filterd-LMS 방법을 제시하고 있다.

2. 소음 제거

2.1 능동 소음 제거

능동 소음 제거는 이상적인 음향 환경 하에서 불필요한 신호 소음을 없애기 위해 입력신호와 크기는 같지만 위상이 180°바뀐 신호를 인위적으로 만들어 내 보내고, 이를 통해 최종 단에서 소음을 줄이는 목적으로 사용하는 방법이다. 이는 앞에서도 언급이 있

* 강원대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정
** 강원대학교 제어계측공학과 교수, 공학박사

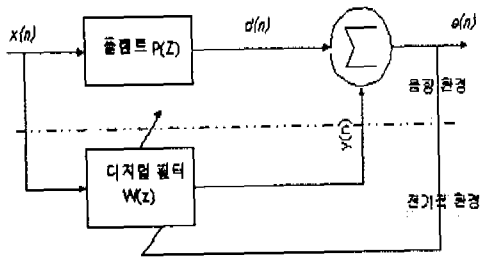


그림.3 시스템 블록도

었지만 수동 소음 제거 방법에 비해서 동작하는 범위 내에서 가격이 상대적으로 싸고, 그 크기 또한 수동 소음 제거 방법에 비해서 작다. 이러한 능동 소음 제거는 중첩원리(superposition)에 기초하고, 이는 실제 제거 대상 소음과 똑같은 크기의 위상만 바뀐 신호를 합치면 합쳐진 부분 이후에 소음이 남지 않게 된다는 물리 법칙에 기초하고 있다.

2.2 가상 시스템

위의 물리법칙에 근거한 능동 소음 제거 시스템에 사용된 알고리즘은 앞먹임(Feedforward) LMS(Least Mean Square)방법이 사용이 되었다. 그림.1에 시스템의 블록도가 나타나 있다.

블록도에서 $x(n)$ 이라 칭한 입력 소음(Primary Noise)은 첫 번째 입력 마이크에서 얻어지고, 적응 필터에 의해 필터링 과정을 거치며 인위적인 소음(Secondary Noise)을 만들어내기 위해 두 번째 스피커를 구동하기 위해 사용된다.

첫 번째 입력 마이크(Ref Mic)에서 입력되는 신호는 입력 소음(Primary Noise)로부터의 소음과 상관 관계가 있어야 한다. 입력 소음(Primary Noise)이 두 번째 스피커인 보상스피커에 도달하기 이전에 적응 필터 시스템에 입력으로 사용되고 이를 참조하여 인위적인 소음(Secondary Noise)이 만들어지게 된다. 이 인위적인 소음(Secondary Noise)에 의해서 제거되고 남은 소음은 두 번째 마이크(Error Mic)에 의해 측정되고, 남은 소음을 최소화 하기 위해서 적응 필터를 구동하기 위한 필터의 계수를 갱신하는데 사용된다.

첫 번째 입력 마이크 신호가 두 번째 스피커에서 나오는 음향에 의한 되먹임에 영향을 전혀 안 받는다고 가정하면 위의 계산을 매우 쉽게 할 수 있다. 이러한 추측은 마이크 같은 음향센서로 소음을 측정하지 않고, 비 음향 센서를 사용하는 방법에서 매우

훌륭히 사용될 수 있다.

능동 필터 $W(z)$ 는 $P(z)$ 를 추측하고 판단하기 위해 사용되어 졌다. 플랜트와 적응 필터는 같은 입력 $x(n)$ 에 의해 구동되어 진다.

플랜트가 동적 특성을 가지고 있다면 모델은 시변이 될 것이다.

적응 알고리즘은 플랜트의 동특성에 의한 시간변형에 따른 것을 계속해서 에러를 줄여가면서 그 모델링을 유지하는 것으로 작업되어진다.

첫 번째 마이크로부터 소음 감쇠가 이루어지는 두 번째 에러 마이크까지의 음향 응답성을 대표하는 것이 $P(z)$ 이다. 실제 구현에 있어서는 다른 여러 가지 전달함수들이 반드시 포함이 되어 있어야 한다.

세 가지의 중요한 주체들이 적응 시스템에서 떠오르게 된다 : 입력 신호, 필터 구조, 그리고 적응 방법이다.

적응 필터 $W(z)$ 의 실질적인 목적은 남아있는 에러인 $e(n)$ 을 최소화 하는데 있다.

그림.1로부터 $e(n)$ 의 z -변환식은 $E(z)$ 로 표현가능하고,

$$E(z) = D(z) - Y(z) = P(z)X(z) - W(z)X(z) \quad (1)$$

가 된다.

이상적으로 $W(z)$ 가 수렴하고 난 뒤에는 $E(z)=0$ 이 되어야 한다.

따라서 다음과 같은 수식을 얻을 수 있고,

$$W(z) = P(z) \quad (2)$$

만약에 $X(z)$ 가 0가 아니라면

$$y(n) = d(n) \quad (3)$$

과 같이 될 수 있다.

위 식 (3)에서는 첫 번째 소음(primary disturbance) $d(n)$ 에 맞게 이상적으로 얻어진 $y(n)$ 을 적응 필터에서 구한 것이다.

따라서 $d(n)$ 과 $y(n)$ 은 음향적으로 정확하게 결합될 것이고, 따라서 남아있는 잡음은

$$e(n) = d(n) - y(n) = 0 \quad (4)$$

와 같이 나타내어 질 수 있다. 이러한 결과는 중첩원리(Superposition)에 기초한다면 $d(n)$ 과 $y(n)$ 을 완벽하게 없앤다고 할 수 있다.

만약에 플랜트 $P(z)$ 를 적응 모델 $W(z)$ 로 똑같이만 표현할 수 있다면 소음을 효과적으로 없앨 수가 있다.

물론, 이러한 것은 음향 잡음이 플랜트를 통과해서 두 번째 소음 스피커에 도달하기 전까지 모델이 두

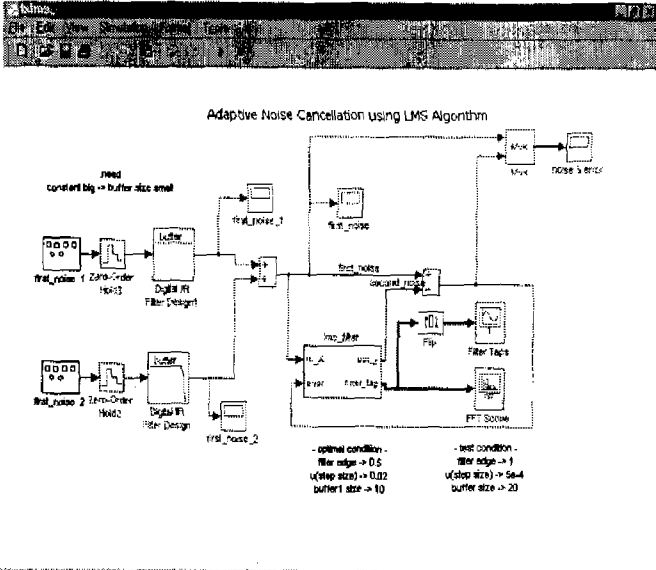


그림.4 MATLAB SIMULINK 구성도

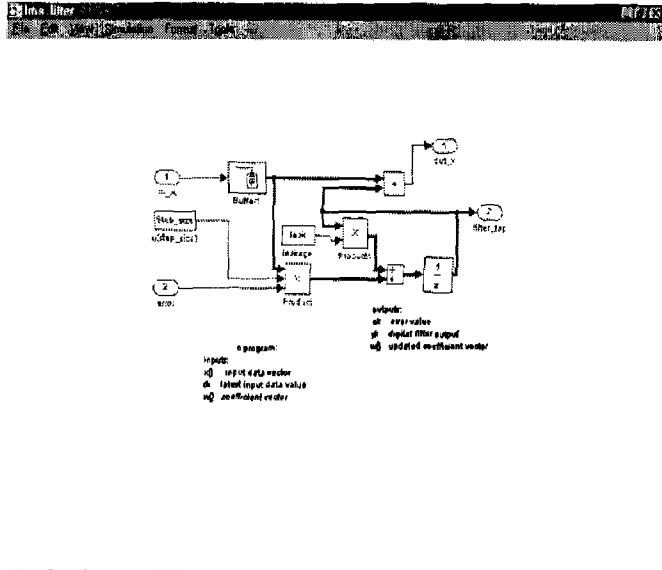


그림.5 LMS 필터 내부 루틴

번째 가상 소음을 만들어 내기 위한 계산을 모두 마쳐야 한다는 가정 하에서 진행되는 것이다.

만약에 플랜트를 때에 맞춰 모델이 적응할 수 있다면 첫 번째 소음의 형태가 변화한다고 하더라도 제거된 소음의 크기에는 전혀 영향을 미치지 않는다.

2.3 LMS 알고리즘

모의 실험에서는 적응 필터를 사용했고, 이러한 적응 필터를 위해서 LMS(Least Mean Square)방법을 사용을 했다. 그림.2에 LMS알고리즘을 사용한 시스템의 MATLAB SIMULINK 구성도를 보이고 있고, 그림.3 에 LMS 루틴만 따로 표시하였다.

적응 알고리즘의 기능은 디지털 필터의 계수를 조정, 에러 e(n)의 mean-square 값을 최소화 하는데 그 목적이 있다. 따라서 필터 계수들은 항상 새로이 바뀌어야 하고, 최종 에러가 줄어드는 방향으로 한 단계씩 적응하게 되는 것이다.

적응 필터의 목적은 매 순간 바뀌는 squared 에러인 $\xi(n) = e^2(n)$ 을 최소화 하기 위해서 사용한다. 이러한 것을 얻기 위해서 이 논문에서는 LMS 방법을 사용하였고, 이는 step size μ 를 가지고 음의 경사도(negative gradient)를 가진 계수 벡터를 갱신해 주는 방법을 쓴다.

$$w(n+1) = w(n) - \frac{\mu}{2} \nabla \xi(n) \quad (5)$$

$\nabla \xi(n)$ 는 시간 영역에 있어, Mean-square Error 경사도(gradient)를 순간 판단하는 것으로 나타낼

수 있으며, 다음과 같이 나타내어 질 수 있다.

$$\nabla \xi(n) = \nabla e^2(n) = 2[\nabla e(n)]e(n) \quad (6)$$

공식으로부터

$$\nabla e(n) = -x(n) \quad (7)$$

으로 나타낼 수 있고,

$$x(n) = [x(n)x(n-1)\dots x(n-L+1)]^T \quad (8)$$

과 같이 표현되고,

따라서, 경사도를 추정(estimation)하는데

$$\nabla \xi(n) = -2x(n)e(n) \quad (9)$$

로 나타나며,

공식 (8)를 (5)에 대입하면,

$$w(n+1) = w(n) + \mu x(n) e(n) \quad (10)$$

를 얻을 수가 있다.

2.4 시스템 모의 실험

위의 식들을 사용하고, 블록을 MATLAB의 SIMULINK를 사용하여 모의 실험을 수행하였다.

알고리즘을 구현하고 실험하는데 있어서 각 파라미터들의 설정은 상당히 중요하다. 예를 들어 이 논문에서 나타낸 적응 필터의 step size인 μ 를 지정하는데 있어서 모의 실험에 상당히 영향을 미칠 수 있다. 이러한 μ 의 지정은 알고리즘의 수렴비와 안정성에 커다란 영향을 미친다. 필터의 step size인 μ 가 커지면 알고리즘은 상당히 빠르게 수렴하게 된다. 하지만, step size가 너무 커지면 시스템의 안정성을 깨뜨리게 된다.

그림.4, 5 에 이러한 μ 의 영향에 대한 여러 가지

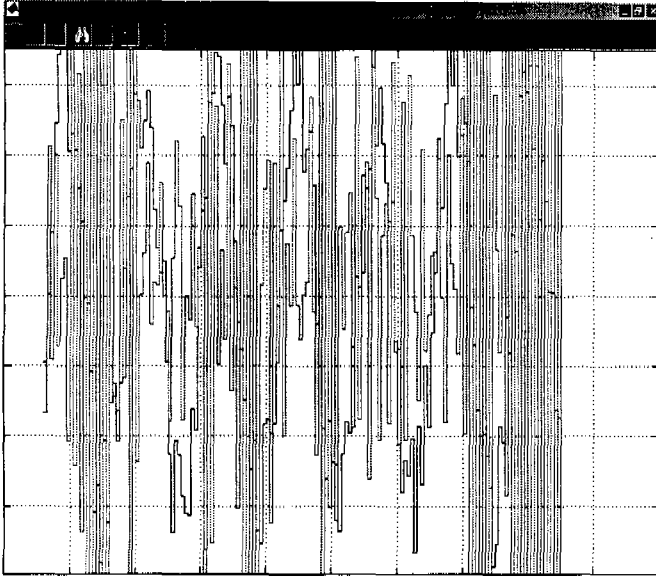


그림.6 step size가 0.04일때

모의 실험 결과를 표시하였고. 그림.6에 필터의 계수 변화 과정을 보여준다. 결과를 보면 step size가 0.04(그림.4) 일 때보다는 0.01(그림.5)일 때 안정적으로 수렴함을 보여주고 있다.

그림.4에서 중간이후 수렴하지 못하고 발산하는 상당히 불안한 양상을 보여주고 있다.

위의 결과들을 토대로 여러 가지 실험결과를 보면 step size μ 를 고르는데 전형적인 방법을 얻을 수 있는데, 만약 입력 신호의 power가 크다면 좀 더 작은 step size를 고르는 것이 낫고, 반대로 입력 신호가 작다면 좀더 큰 step size를 고르는 것이 좋다.

3. Off-Line 모델링

실제 덕트 시스템을 위한 능동 소음 제거 방법을 실현하기 위해서는 $W(z)$ 부터 음향 결합부분까지의 전달함수 $S(z)$ 를 정확히 아는 것이 필요하며, 초기화 과정에서 추정된 $S(z)$ 를 사용하는 것이 Off-line Modeling이라고 한다. 이는 시불변 시스템이라고 가정한다.

Off-Line 모델링의 마지막 부분에서 $S(z)$ 의 모델링 전달함수 응답을 $\hat{S}(z)$ 로 추정할 수 있고, 다음에 능동 소음 제어를 초기화하는데 고정되어 사용할 수 있다.

White noise 는 모든 주파수 범위 내에서 스펙트럼이 고르게 분포 되어있고, 따라서 이상적인 광대역 신호라고 할 수 있다.

상관관계가 없는 white noise를 사용한 경험적인

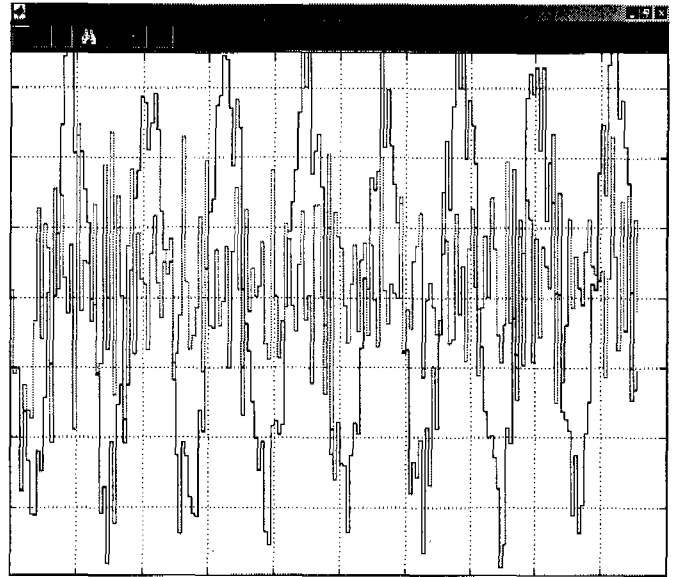


그림.7 step size가 0.01일때

직접 off-line 시스템 모델링을 사용한다. 난수 소음 발생기(Random Noise Generator)는 secondary path 를 모델링 하기 위해 사용하는 적응 필터 $\hat{S}(z)$ 를 입력으로 사용하는 secondary source의 입력으로 사용되어 있다.

Off-line 모델링 과정은 다음과 같이 정리되어 질 수 있다.

1. white noise $x(n)$ 을 생성
2. 에러 센서(두번째 마이크)로부터 목적신호 $d(n)$ 을 측정
3. 다음과 같이 적응제어를 적용.
 - (a) 적응 필터 출력 계산

$$y(n) = \sum_{l=0}^{L-1} \hat{S}(n) x(n-l) \quad (11)$$

여기서 $\hat{S}(n)$ 은 secondary-path 추정 필터 $\hat{S}(z)$ 를 위한 l번째 계수이다.

- (b) 에러 신호 계산

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (12)$$

- (c) LMS 알고리즘을 이용한 계수의 계산

$$\hat{S}(n+1) = \hat{S}(n) + \mu x(n-l)e(n), \quad l=0,1,2,\dots \quad (13)$$

4. 최적의 해가 되도록, 즉 $e(n)$ 의 power가 최소가 되도록, 적응 필터 $\hat{S}(z)$ 를 계속해서 갱신함.

알고리즘이 수렴한 다음에, 적응 과정은 멈춰지고, $\hat{S}(z), l=0,1,2,\dots,L-1$ 은 다음에 ANC 시스템을 위해 사용된다. 좀더 좋은 결과를 얻기 위해서 평균 기술이 사용된다. 따라서 만약, $n=N$ 이라는 시간에

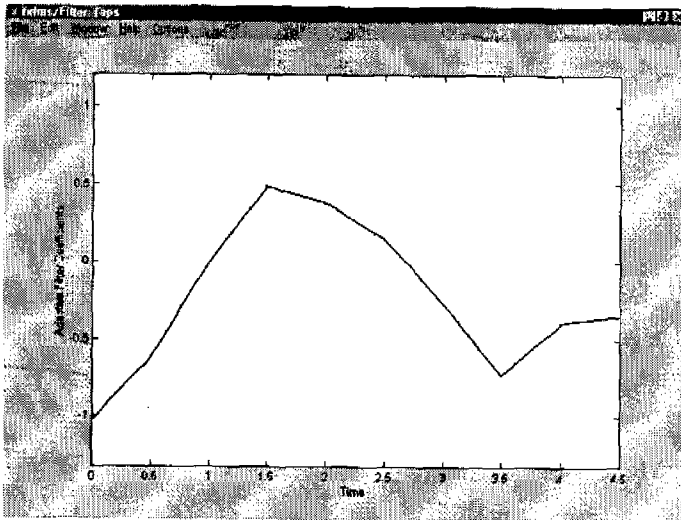


그림.8 필터 계수 변화

알고리즘이 수렴이 되었다면, 다음의 M 샘플동안 평균을 사용한다.

$$\hat{S}_l = \frac{1}{M} \sum_{n=N}^{N+M-1} \hat{S}(n), l=0, 1, \dots, L-1. \quad (14)$$

여기서 $\hat{S}(z)$ 가 만약 시간에 따라서 변화하면 여기에 대응하는 적응 알고리즘이 필요하다.

안정된 최대 step size 시간영역에서 Filterd-LMS 알고리즘과 secondary-path 전달함수 추정 에러의 영향이 분석되어 있다. $\hat{S}(z) \neq S(z)$ 에서, mean weight vector difference equation,은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\bar{w}(n+1) = [I - \mu(R - \hat{R})] \bar{W}(n) + \mu p \quad (15)$$

여기서 R 과 p를 다음과 같이 정의하면,

$$R \equiv E[x'(n)x'^T(n)], p \equiv E[d(n)x'(n)]$$

상대적으로

$$\hat{R} \equiv E[\tilde{x}'(n)\tilde{x}'^T(n)] \quad (16)$$

이고, $x'(n) = \hat{s}(n) * x(n)$ 의 필터화된 입력 신호(Ref Noise) 벡터 $x'(n)$ 과 differential filtered ref 신호 벡터

$$\tilde{x}(n) \equiv \hat{s}(n) * x(n) \quad (17)$$

와의 상관 행렬이고, 여기서 secondary-path 필터와 추정치의 차이는

$$\hat{s}(n) \equiv \hat{s}(n) - s(n) \quad (18)$$

이다.

약 $\hat{s}(n) = s(n)$, $\hat{R} = 0$ 이면, previously-derived 안정성의 경계가 적용되어 질 수 있다. 하지만 $s(n)$ 의 추정치안에 에러는 공식(16)의 고유 모드를 변형시킬

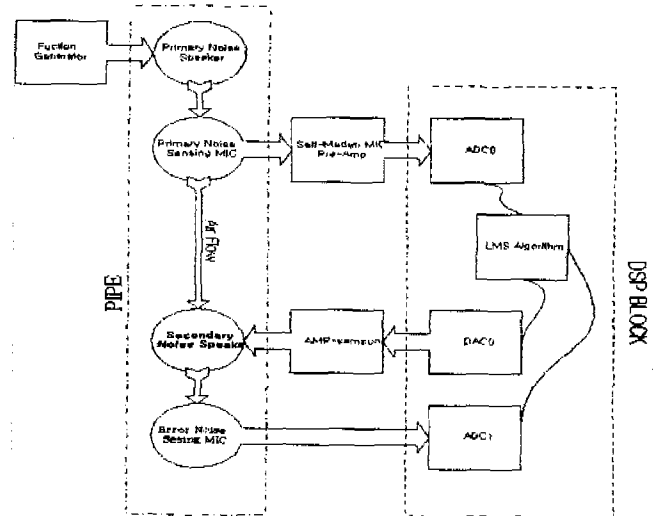


그림.9 실험 시스템 블록도

것이고, 따라서 μ 에 안정성에 영향을 미칠 것이다.

협대역 신호에 대해서는 secondary-path 전달함수의 추정치 에러는 두 부분으로 나뉘어 질 수 있는데, 크기 에러와 위상 에러로 나뉘어 질 수 있다.

공식(16)~ (18)에 이르는 공식들이 보여주는 것은 전달함수의 크기 추정치 내의 어떠한 에러도 자기 상관 행렬의 크기에 영향을 미치고, 따라서 이상적인 안정성을 조정하는데 사용되어 질 수 있다고 보여진다.

+90° ~ -90° 까지의 위상 에러가 안정성과 밀접히 관련이 있다는 것은 알 수 있지만, 음향 환경 하에서 이 영역 내에서의 모델링 에러와 안정성 사이의 관계는 그렇게 간단하게 표현되어 지는 것은 아니다.

4. 가상 덕트 시스템의 실험 구현

위의 시뮬레이션 결과를 토대로 실제 덕트를 가상 실험 장치로 꾸미고 이를 가지고 실제 실험을 다음과 같이 수행하였다.

그림.7에 실제 구성한 시스템에 대한 블록도를 나타내었다.

TI사의 TMS320x32보드를 사용하였으며, 250Hz 근처의 신호를 사용하여 스피커를 구동 첫 번째 소음(Primary Noise)을 가상으로 만들었다.

잡음을 측정하기 위해서 2개의 마이크를 사용하며 Primary Noise를 측정하기 위해, 그리고 Error Noise를 측정하기 위해 다른 하나를 사용하였다.

우선 그림.8을 보면 ANC를 동작 시키기 전의 화면을 보여주고 있다. 그림에서의 M을 기준으로 250 Hz 근처에 소음이 존재하고 있음을 알 수 있다.

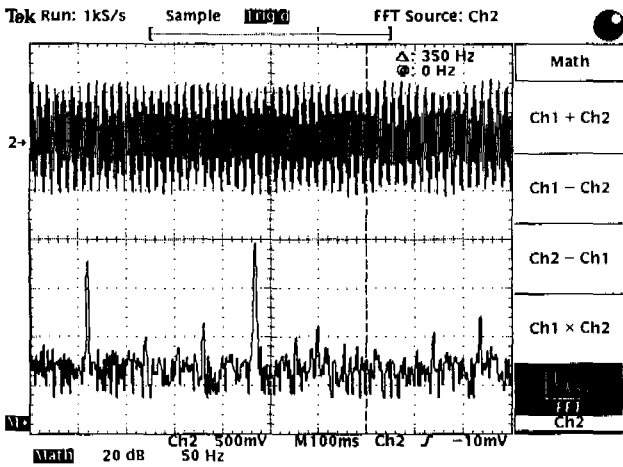


그림. 10 ANC 동작전 소음 측정치

이를 ANC를 동작시키고 소음 측정치를 얻은 그림.9에서 보면 같은 M을 기준으로 250Hz부근의 소음이 약 15db정도 줄어듬을 알 수 있다.

5. 결 론

가상 시스템에 대한 모의 실험 결과를 보면 상당히 만족할 만한 소음 제거 결과를 가져온다. 하지만 실제 시스템을 구현함에 있어서 몇 가지 중요한 고려사항들이 있다.

얼마나 정확히 신호를 만들어 내는가, 온도에 영향을 얼마나 덜 받는가, 또한 그 신뢰도는 얼마나 되는가 하는 것 등이다. 입력 소음과 위상이 바뀌고 크기가 같은 신호를 정확하게 만들어 내기 위해서 시스템 자체가 디지털화는 것이 필수가 된다. 이러한 요구에 부합하는 것이 DSP이다. DSP 시스템 자체는 실시간으로 신호를 만들어 낼 수 있고, 따라서 실제 시스템을 구성하는데 필수적으로 필요한 핵심 부분

이라고 할 수 있다. DSP를 사용하는데 있어서 부동소수점 연산을 할 수 없는 DSP 연산은 계산시 상당한 오류를 포함할 수 밖에 없다. 따라서 능동 소음 제어를 하기 위해서는 필히 부동소수점 연산자 DSP를 사용하는 것이 중요하다.

또한 실제 시스템을 구현하는데 secondary path를 상당히 중요하게 고려해야하는데 이는 시스템 자체가 항상 안정되어 있고, path자체 응답성이 항상 똑같다고 할 수는 없기 때문이다.

참고문헌

- [1] S.J Elliot and P.A Nelson "Active noise control," *IEEE Signal Processing Magazine*, 12-35, Oct.1993.
- [2] A.V.Oppenheim, E.Weinstein, K.C.Zangi, M. Feder and D. Gauger, "Single-sensor active noise cancellation", *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol.2, no.2, April 1994
- [3] Burgess, J.C. "Active adaptive sound control in a duct : a computer simulation", *Journal of the Acoustical Society of America*, 70, 715-726, 1981
- [4] Conover, w.B. "Fighting noise with noise", *Noise Control*, 2, 78-82, 1956
- [5] Elliott, S.J. and Nelson, P.A. "Models for Describing Active Noise Control in Ducts", *Institute of Sound and Vibration Research Technical Report No. 127*, 1984

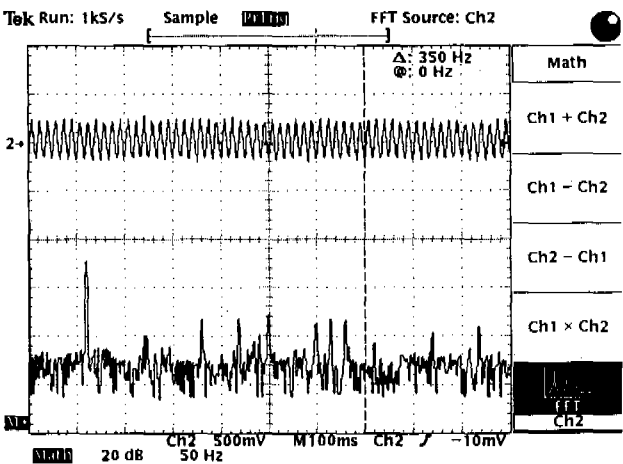


그림.11 ANC 동작후의 소음 측정치