

# 무선헤드셋을 위한 능동 잡음 제거기의 성능 개선

준회원 박성진\*, 종신회원 김석찬\*

## Performance Improvement of ANC System for Wireless Headset

Sung Jin Park\* Associate Member, Suk Chan Kim\*<sup>o</sup> Lifelong Member

### 요약

이 논문은 NFXLMS (normalized filtered-x least mean square) 적응 필터기반의 실시간 ANC (active noise control) 무선 헤드셋에 관해서 연구한다. RMS (root mean square) 지연 분포를 측정된 후 채널을 보정해서 학습 시간을 줄이고, 학습 시간동안 NFXLMS 필터 계수를 갱신해서 잡음 제거 필터의 수렴속도를 개선하는 방법을 제안한다. 제안한 방법을 실제 잡음 환경에서 이용할 경우에 짧은 학습 시간과 빠른 수렴속도를 가지면서 기존 잡음 제거기와 비슷한 성능을 가지는 잡음 제거기를 구성할 수 있다.

**Key Words** : NFXLMS, active noise control, adaptive filter rate of convergence, RMS delay spread

### ABSTRACT

This paper introduces a design for real time wireless headset using ANC (active noise control) system based on NFXLMS adaptive filter algorithm. The training time of the proposed system is significantly reduced by using the RMS delay spread of a channel as an error correction parameter, and convergence rate of the FxLMS filter has been improved with updating the coefficients of the NFXLMS filter, which we have got during the training process. Our system has shorter training time and better convergence rate at the same noise reduction level than the conventional system under real noisy environment.

### I. 서론

잡음이 있는 상황에서 원하는 신호를 분리하여 잡음을 감쇠시키는 것은 신호처리분야에서 오랫동안 연구해 온 문제이다. 가청 주파수 대역 내에 잡음이 많은 상황에서는 음성 인식력이 현저히 저하되기 때문에 음성 통신을 위해 배경잡음 제거는 필수적인 과정이다. 또한 극한의 소음이 존재하는 환경에서 작업을 하는 사람들은 청력을 보호하기 위해서 배경잡음 제거 알고리즘을 적용한 헤드셋을 사용하고 있다. 이런 잡음 제거 알고리즘 중 ANC 기술은 80년대에서부터 연구해온 기술이다.<sup>[1]</sup> 이전의 수동 잡음 제거 알고리즘<sup>[2]</sup>은 넓은 대역의 주파수 대역의 잡음들을 제거하지

만 비용적인 면이나 저주파수 대역의 잡음 제거에 있어서 효과적이지 못했다.<sup>[3]</sup> 반면 ANC 시스템은 저주파수 대역의 잡음 제거에 효과적이고 간단한 구조를 띄고 있어서 비용적인 면에서 우수한 알고리즘이다.<sup>[4]</sup>

배경 잡음의 통계적인 특성과 실시간 시스템 구현을 위한 복잡도 등의 제약으로 인해서 ANC 시스템은 LMS(least-mean-square) 방식의 적응 필터 알고리즘<sup>[5,6]</sup>이 주로 사용되고 있다. 또한 LMS의 입력 신호 크기에 영향을 받는 단점을 개선해서 입력신호의 크기로 정규화하는 알고리즘인 NLMS 기반의 적응 필터 알고리즘은 신호의 크기에 영향을 받지 않고 좋은 성능을 보여준다. 따라서 이 논문에서는 LMS 필터 구조의 한 종류인 NFXLMS 적응 필터<sup>[2-5]</sup>를 ANC 시스

\* 본 연구는 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

\* 부산대학교 전자전기공학과 통신시스템 연구실(pkzone@pusan.ac.kr), (sckim@pusan.ac.kr), (<sup>o</sup>:교신저자)

논문번호: KICS2011-03-157, 접수일자: 2011년 3월 25일, 최종논문접수일자: 2011년 6월 8일

템에 사용한다. 이 논문에서 사용하는 ANC 시스템은 마이크 하나를 이용해서 잡음과 헤드셋의 스피커와 귀 사이의 경로를 추정하는 시스템으로 이는 필수적으로 학습 시간이 필요하다. 학습 과정에서 ANC 시스템<sup>[3]</sup>을 동작시키는데 필요한 정보를 수집하는데 충분한 학습 시간을 주지 않을 경우 전체 시스템 성능을 떨어뜨린다. 본 논문은 이러한 상황을 막기 위해서 학습 시간을 줄이더라도 잡음 제거 알고리즘이 효과적으로 동작할 수 있는 방법을 제안한다. 또한 잡음 제거기에 사용되는 NFxLMS 적응 필터의 수렴 속도를 높이는 방법도 제안한다.

### II. 시스템 모델

잡음은 크게 두 가지로 구분할 수 있다. 환풍기 소리나 엔진 소리와 같이 통계적 특성이 변하지 않는 잡음과 순간적으로 발생하는 폭발음과 같은 통계적 특성이 변하는 잡음이 그 것이다. 이 논문에서 잡음은 청취자가 듣고자 하는 음성데이터 외의 소리 중 통계적 특성이 변하지 않는 것을 제거해야 할 배경 잡음으로 정의한다. 두 가지 잡음 제거 모두 중요하지만 환풍기 소리 같은 잡음은 음성이 분포하는 주파수 대역에 존재하기 때문에 실제로 소리를 들을 때 문제를 발생시키므로 이러한 잡음의 제거는 필수적이다.<sup>[7]</sup>

이 논문에서는 그림 1에 나타난 기존 NFxLMS 적응 필터 기반의 ANC 시스템을 사용한다. 필터계수  $W = \{w(1), \dots, w(M)\}$ 은 NFxLMS 필터 계수이고  $M$ 은 필터의 길이이다.  $w$ 를 갱신시키는 식은 다음과 같다.

$$W_i = W_{i-1} + \mu_w e(i) \frac{F_i}{\|F_i\|^2} \quad (1)$$

여기서  $\mu_w$ 는 수렴상수,  $\|\cdot\|^2$ 은 유클리디안 노름 (Euclidean norm),  $F_i = \{f(i), \dots, f(i-M+1)\}^T$ 이고  $f(i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$f(i) = \mathbb{H}[u(i)] \quad (2)$$

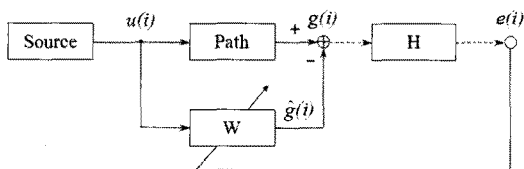


그림 1. NFxLMS 필터 구조

여기서  $u(i)$ 는 입력 신호,  $\mathbb{H}[\cdot]$ 는 채널 계수  $H = \{h(1), \dots, h(M)\}^T$ 를 통과하는 함수,  $N$ 은 채널의 길이이다. 그리고 추정 오차  $e(i)$ 는 다음과 같다.

$$e(i) = \mathbb{H}[g(i) - \hat{g}(i)] \quad (3)$$

여기서  $g(i)$ 는 원하는 신호이고 추정신호  $\hat{g}(i)$ 는 아래와 같다.

$$\hat{g}(i) = W_{i-1}^T U_i \quad (4)$$

여기서  $U_i = \{u(i), \dots, u(i-M+1)\}^T$ 이다. 위의 계산식이 성립하기 위한 전제 조건은 특정 구간의 특성을 나타내는  $H$ 에 대한 정보의 유무이다. 본 논문에서는 이  $H$ 에 대한 정보를 얻기 위해서 일정 시간동안의 학습 과정을 거치게 된다. 기존의 학습과정은 알고 있는 신호를 사용해서 특정경로를 거쳐서 변형된 신호를 입력받아 경로의 특성을 파악하는 방식을 사용한다.<sup>[2]</sup>

### III. 잡음 제거

ANC 시스템은 소리의 특성인 파의 중첩의 원리를 이용하여 음파를 상쇄시키는 것이 기본적인 원리이다. 현재 존재하는 잡음 제거필터는 크게 두 가지로 구분할 수 있는데 한 가지는 마이크 하나를 사용해서 잡음을 제거하는 구조이고 다른 하나는 여러 개의 마이크를 사용해서 잡음을 제거하는 방식이다. 본 논문은 마이크 하나를 사용해서 잡음을 제거하는 알고리즘의 성능 개선을 통해서 간단한 구조로 잡음을 일정 수준 이하로 없애주는 방법을 제안한다.

잡음 제거 헤드셋의 모델은 그림 2와 같다. 헤드셋 내부에 마이크를 설치해서 헤드셋 외부에서 들어오는 잡음과 스피커에서  $H$ 를 거쳐서 마이크에 도달하는 소리를 잡음 제거기 입력으로 음성데이터와 함께 들어간다. 잡음 제거기에서는 잡음을 추정해서 그것을 상쇄시키기 위한 오디오 신호를 스피커를 통해 음성데이터와 함께 내보내서 실제 잡음을 상쇄시키는 구조

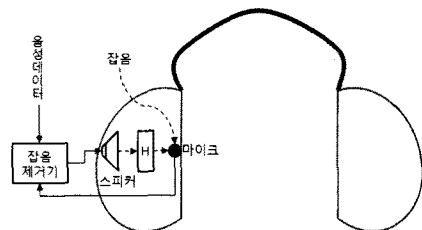


그림 2. 잡음 제거 헤드셋 모델

이다. 결국 들리게 되는 소리는 음성데이터와 잔여 잡음만 남는다. 잡음 제거기 내부는 NFxLMS 알고리즘을 사용해서 잡음을 추정하는 잡음제거모듈과  $\mathbf{H}$ 를 추정하는 학습 모듈로 구성된다.

잡음 제거 헤드셋의 동작은 그림 3과 같다. 처음 헤드셋이 동작하면 학습모듈에서 학습신호를 발생시켜서 스피커를 일정 경로를 통과한 신호가 잡음제거용 마이크로 입력된다. 이 신호를 이용해서 경로  $\mathbf{H}$ 를 추정하는 과정과 적응필터의 수렴속도를 높여주기 위해서 초기값으로 사용할  $\mathbf{W}$ 를 추정하는 과정을 거친 후 일정시간이 지나면 학습모듈은 동작을 멈춘다. 학습모듈의 동작이 멈추면 잡음제거모듈이 동작한다. 잡음제거모듈은 학습모듈에서 추정한  $\mathbf{H}$ 보다 더 정확한 정보를 얻기 위해 RMS지연 분포<sup>[8]</sup>를 측정하여 보정한  $\hat{\mathbf{H}}$ 를 이용한 NFxLMS 적응필터를 이용하여 잡음을 추정해서 잡음의 역위상신호와 음성신호를 스피커를 통해서 내보내는 과정을 반복하게 된다.

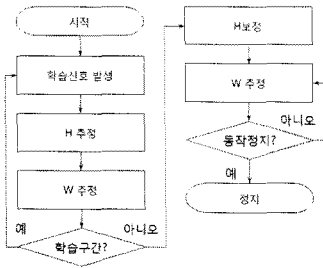


그림 3. 잡음 제거 시스템 동작 순서도

### 3.1 학습 모듈

기존 방식의 학습 모듈은  $\mathbf{H}$ 만을 추정하는 목적으로만 사용한다. 그림 4의 가상 오차 추정기(virtual error estimator)를 제외한 부분은 기존 방식인 오프라인 학습 방식을 사용한다. 마이크로 들어오는 입력신호는 다음과 같다.

$$m(i) = \mathbb{H}[s(i)] + d(i) \quad (5)$$

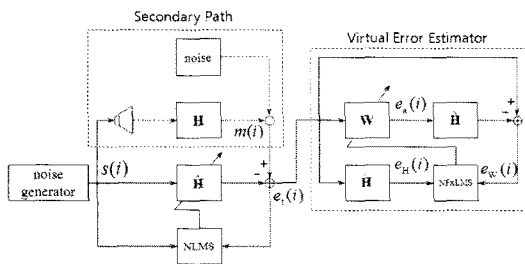


그림 4. 제안하는 학습 모듈 구조

여기서  $d(i)$ 는 헤드셋 외부의 잡음을 의미하고  $s(i)$ 는  $i$  시간에서 학습 신호이다.  $\mathbf{H}$ 의 추정값은 아래와 같이 정의한다.

$$\hat{\mathbf{H}}_i = \hat{\mathbf{H}}_{i-1} + \mu_t e_t(i) \frac{\mathbf{S}_i}{\|\mathbf{S}_i\|^2} \quad (6)$$

여기서  $\mathbf{S}_i = \{s(i), \dots, s(i-N+1)\}^T$ ,  $\mu_t$ 는 수렴상수이고,  $e_t(i)$ 는  $\mathbf{H}$ 를 추정할 때 사용하는 오차로 아래와 같이 나타낸다.

$$e_t(i) = m(i) - \hat{\mathbf{H}}_i^T \mathbf{S}_i \\ = \mathbb{H}[s(i)] - \hat{\mathbf{H}}_i^T \mathbf{S}_i + d(i) \quad (7)$$

이 논문에서는 잔여 잡음을 이용해서  $\mathbf{W}$ 를 추정하는 가상 오차 추정기를 기존 구조에 추가하는 구조를 제안한다. 그림 3에서 가상 오차 추정기를 살펴보면  $\mathbf{W}$ 를 추정할 때 사용할 오차  $e_w(i)$ 는 아래 식과 같이 나타낸다.

$$e_w(i) = e_t(i) - \hat{\mathbf{H}}_i^T \mathbf{E}_{a,i} \quad (8)$$

여기서  $\mathbf{E}_{a,i} = \{e_a(i), \dots, e_a(i-N+1)\}^T$ 이고  $e_a(i)$ 는 아래와 같이 표현된다.

$$e_a(i) = \mathbf{W}_{i-1}^T \mathbf{E}_{t,i} \quad (9)$$

여기서  $\mathbf{E}_{t,i} = \{e_t(i), \dots, e_t(i-M+1)\}^T$ 이다. 실제 잡음 제거 모듈에서는  $\hat{\mathbf{H}}$ 가 아닌 실제  $\mathbf{H}$ 를 통과한 잡음을 빼야 하지만 학습과정에 영향을 미치지 않게 하게 위해서 위와 같은 구조를 제안한다. 잡음 제거 필터 계수  $\mathbf{W}$ 를 갱신하는 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{W}_{i-1} + \mu e_w(i) \frac{\mathbf{E}_{H,i}}{\|\mathbf{E}_{H,i}\|^2} \quad (10)$$

여기서  $\mathbf{E}_{H,i} = \{e_H(i), \dots, e_H(i-M+1)\}^T$ 로  $e_H(i)$ 는 아래식과 같다.

$$e_H(i) = \hat{\mathbf{H}}_i^T \mathbf{E}_{t,i} \quad (11)$$

제안한 방식을 통해서  $\mathbf{W}$ 를 미리 추정할 경우에 학습 구간동안  $\mathbf{W}$ 를 미리 추정할 수 있어 실제 잡음 제거 모듈이 동작할 때 필터의 수렴속도가 빨라진다.

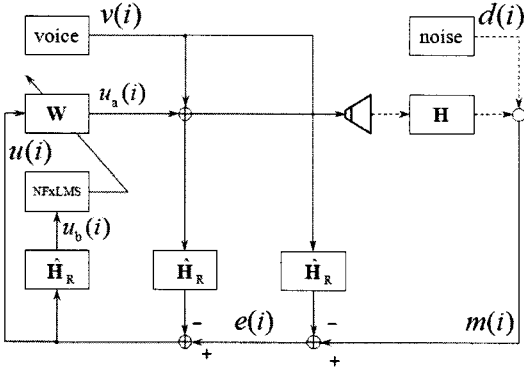


그림 5. 제안하는 잡음 제거 모듈 구조

3.2 잡음 제거 모듈

제안하는 잡음 제거 모듈의 구조는 그림 4와 같다. 제안하는 잡음 제거 모듈에서는 RMS 지연 분포를 측정해서 학습모듈에서 추정한 채널에 대한 보정을 한 후에 잡음 제거를 시작하는 구조다. 채널의 평균지연 시간은 아래와 같다.

$$\bar{\tau}_m = \frac{\sum_{k=1}^N k|\hat{h}(k)|^2}{\sum_{k=1}^N |\hat{h}(k)|^2} \tag{12}$$

그리고 RMS 지연 분포는 다음과 같이 표현 된다.

$$\tau_s = \frac{\sum_{k=1}^N (k - \bar{\tau}_m)^2 |\hat{h}(k)|^2}{\sum_{k=1}^N |\hat{h}(k)|^2} \tag{13}$$

실제 RMS 지연 분포를 통해서 추정한 채널을 보정하는 작업을 하면 기존 학습시간을 절반으로 줄이고 기존 시간만큼 학습을 한 잡음 제거기와 유사한 성능을 가진다. 보정한 채널  $\hat{h}_R$ 은 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{h}_R(i) = \begin{cases} \hat{h}(i), & i \leq \lfloor \tau_s \rfloor \\ 0, & \text{else} \end{cases} \tag{14}$$

여기서  $\lfloor \cdot \rfloor$ 는 내림 함수이다. 마이크로 들어오는 신호는 아래와 같다.

$$m(i) = d(i) - \hat{d}(i) + \mathbb{H}[v(i)] \tag{15}$$

여기서  $v(i)$ 는 음성신호이다. 잡음 제거기에서 추정된 잡음  $\hat{d}(i)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{d}(i) = \mathbb{H}[u_a(i)] \tag{16}$$

여기서  $u_a(i)$ 는 다음과 같다.

$$u_a(i) = \mathbf{W}^T_{i-1} \mathbf{U}_{i-1} \tag{17}$$

여기서  $\mathbf{U}_{i-1} = \{u(i-1), \dots, u(i-M)\}$ 이고  $u(i)$ 는

$$u(i) = e(i) + \hat{\mathbf{H}}^T_R \mathbf{V}_i + \mathbf{U}_{a,i} \tag{18}$$

여기서  $\mathbf{V}_i = \{v(i), \dots, v(i-M)\}$ ,  $\mathbf{U}_{a,i} = \{u_a(i), \dots, u_a(i-N+1)\}$ ,  $\hat{\mathbf{H}}_R$ 은 고정이므로  $i$ 를 포함하지 않는다. 오차  $e(i)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} e(i) &= m(i) - \hat{\mathbf{H}}^T_R \mathbf{V}_i \\ &= d(i) - \hat{d}(i) + \mathbb{H}[v(i)] - \hat{\mathbf{H}}^T_R \mathbf{V}_i \end{aligned} \tag{19}$$

잡음 제거기의 필터 계수  $\mathbf{W}$ 의 갱신은 다음 식을 사용한다.

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{W}_{i-1} + \mu_w e(i) \frac{\mathbf{U}_{b,i}}{\|\mathbf{U}_{b,i}\|^2} \tag{20}$$

여기서  $\mathbf{U}_{b,i} = \{u_b(i), \dots, u_b(i-N+1)\}$ 이고  $u_b(i)$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$u_b(i) = \hat{\mathbf{H}}^T_R \mathbf{U}_{i-1} \tag{21}$$

IV. 모의실험

모의실험은 II에서 언급한 기존 ANC 구조와 제안한 구조의 성능을 비교한다. 잡음은 환풍기 소리를 8000Hz으로 샘플링 한 것을 사용한다. 수렴상수는  $\mu_w = \mu_r = 0.001$  이며 실제 채널로 사용한  $\mathbf{H}$ 는 IR (room impulse response) 생성 함수를 통해서 임의로 생성한 채널이다.<sup>[9]</sup>  $\mathbf{W}$ 와  $\mathbf{H}$ 의 길이  $M=N=24$ 이다. 학습과정에 사용한 학습신호는 가우시안 잡음을 사용한다. 학습시간동안 학습신호와 잡음인 환풍기소리가 동시에 나오도록 하였고 학습시간 이후에는 환풍기소리만 나오는 상태에서 역위상 잡음을 생성하는지를 확인하였다.

그림 6은 기존 ANC 구조와 제안하는 방법의 학습 시간 이후 필터의 수렴속도를 500샘플 동안의 이동평균선으로 나타낸 것이다. 제안하는 방법이 기존 방법보다 수렴속도가 빠른 것을 알 수 있다.

그림 7은 학습 모듈에서 추정된 W와 잡음 제거 모듈에서 추정된 W를 비교한 것이다. 학습모듈에서 추정된 W가 잡음 제거 모듈에서 사용하는 W와 유사한 형태를 나타낸다. 그 결과 잡음 제거 모듈의 수렴속도가 빠른 것을 알 수 있다.

그림 8은 10초 동안 기존 방식으로 학습을 수행하였을 경우의  $\hat{H}$ 과 5초 동안 학습을 수행했을 경우의  $\hat{H}$ , 그리고 제안한 구조를 통한  $\hat{H}$ 을 비교한 그림이다. 10초 동안의 결과는 5초 동안 학습한 결과보다 보다 실제 채널에 가까운 값을 추정한다. 하지만 제안한 방법을 통해서 더 정확한  $\hat{H}$ 를 추정하는 것을 알 수 있다.

그림 9는 제안하는 방법과 기존 방법 간의 잡음 감쇠 정도를 비교한 그림이다. 잡음 감쇠 정도를 비교하기 위해서 아래 식을 사용한다.

$$P_{reduced} = 10\log_{10}(d^2(i)/e^2(i)) \quad (22)$$

처음 시작 단계에서는 기존 방식보다 제안하는 방

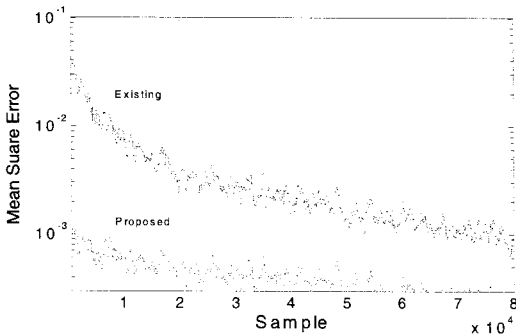


그림 6. 제안한 방법과 기존 방법의 수렴속도

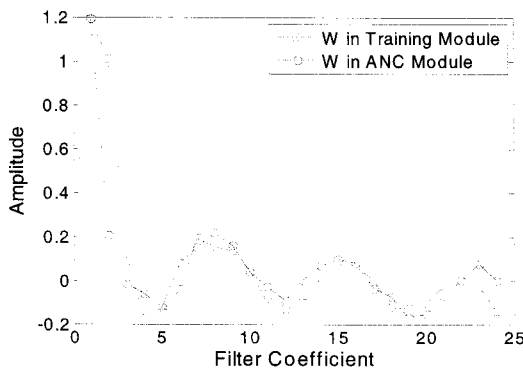


그림 7. 각 모듈에서의 잡음 제거 필터계수

식이 잡음 감쇠 능력이 더 좋고 시간이 지나면 두 가지 방법 모두 비슷한 성능을 낸다.

그림 10은 SFT(short time Fourier Transform)<sup>[10]</sup>을 이용한 spectrogram을 나타낸 것으로 제안한 시스

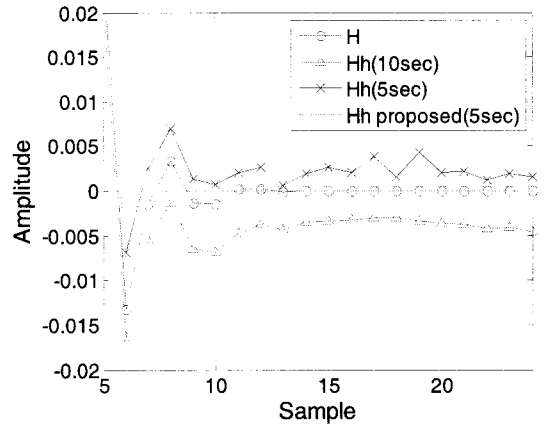


그림 8. 추정한 채널 계수의 보정

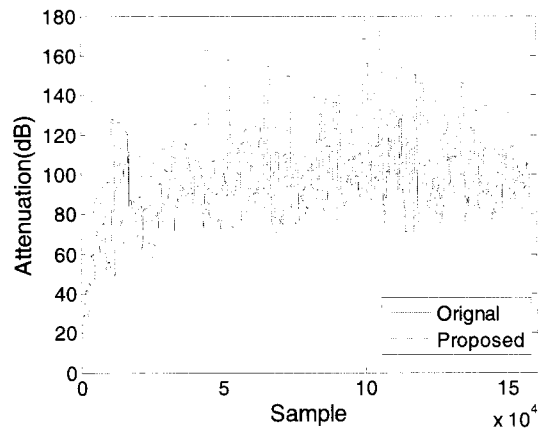


그림 9. 제안한 방법과 기존 방법의 잡음 감쇠

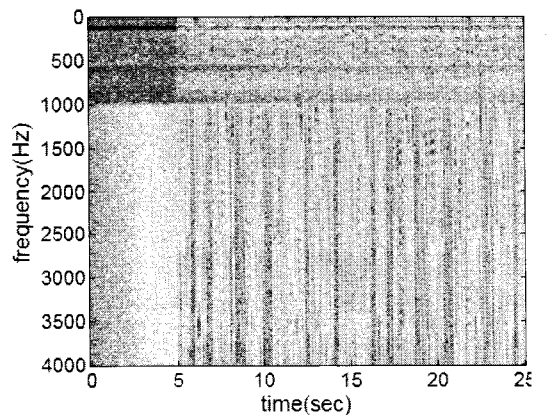


그림 10. 제안한 알고리즘의 spectrogram

템이 잡음을 제거하는 것을 확인할 수 있다. 5초 이전에는 잡음 제거 알고리즘이 적용되지 않고 학습모델이 동작하는 구간이다. 이때 1KHz 이하의 낮은 대역에 많은 잡음이 있는 것을 확인할 수 있다. 5초 이후에는 잡음 제거 알고리즘이 적용된 상태로 1 KHz 이하 주파수에 집중적으로 분포하던 잡음들이 시간이 지날수록 제거되는 것을 확인할 수 있다.

### V. 결 론

이 논문은 능동 잡음 제거기에서 NFxLMS 필터의 수렴속도를 높이고 학습 시간을 줄이는 알고리즘을 제안했다. 제안하는 방법은 짧은 학습 이후 RMS 지연 분포를 측정하여 채널을 보정하므로 짧은 학습 시간에도 좋은 채널 추정 성능을 보인다. 그리고 학습 시간동안 가상 잡음 추정기로 학습 시간동안에도 잡음 제거 필터 계수를 추정해서 제안한 알고리즘이 기존 방법과 거의 동일한 잡음 제거 성능을 보이면서 빠른 수렴 속도를 보인다. 그 결과 학습 시간을 10초에서 5초로 줄일 수 있었고 잡음 제거 필터의 수렴 시간도 현저하게 줄일 수 있었다.

### 참 고 문 헌

[1] Anthony J. Brammer, Gongqiang Yu, Donald R. Peterson, Eric R. Bernstein, Martin G. Cherniack, "Hearing protection and communication in an age of digital signal processing: Progress and prospects" *ICBEN International Congress on Noise as a Public Health Problem*, pp.1-9, July 2008.

[2] Woon S. Gan, Sohini Mitra, Sen M. Kuo, "Adaptive Feedback Active Noise Control Headset: Implementation, Evaluation and its Extensions", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, pp.975-982, Aug. 2005.

[3] Sohini Mitra, "Adaptive Feedback Active Noise Control Headset", *MS Thesis*, Northern Illinois University, Dekalb, IL, 2004.

[4] Sen M. Kuo, Dennis R. Morgan, *Active noise control systems: Algorithms and DSP implementations*, John Wiley & Sons, Inc, New York, 1996.

[5] Ali H. Sayed, *Fundamentals of adaptive Filtering*, Wiley, 2003.

[6] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory 4th*, Prentice Hall, 1996.

[7] Naoto Sasaoka, Keisuke Sumi, Yoshio Itoh, Kensaku Fujii, "A New Noise Reduction System Based on ALE and Noise Reconstruction Filter", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp.272-275, May 2005.

[8] Theodore S. Rappaport, *Wireless Communications Principles and Practice 2nd*, Prentice Hall PTR, 2002.

[9] Stephen G. McGovern, *A model for room acoustics*, <http://www.2pi.us/rir.html>. 2004.

[10] Monson H. Hayes, *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*, Wiley, 1996.

박 성 진 (Sung Jin Park)

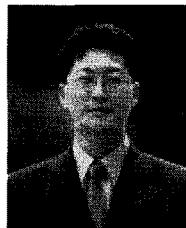
준회원



2010년 2월 한양대학교 전자 및 통신공학 전공 졸업  
2010년 3월~현재 부산대학교 전자전기공학과 석사과정  
<관심분야> 신호처리, 통신모듈 설계, 임베디드 시스템

김 석 찬 (Suk Chan Kim)

종신회원



1993년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업  
1995년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사  
2000년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사  
2000년 7월 한국전자통신연구소(ETRI) 연구원

2001년 7월 Princeton대학교 박사후 과정  
2002년 2월 Lehigh대학교 박사후 과정  
2002년~현재 부산대학교 전자공학과 교수  
2008년~2011년 2월 부산대학교 반도체설계교육센터 센터장  
<관심분야> 이동통신, 통신신호처리, OFDM, UWB