

# 함정 내 가변 음향환경을 고려한 기계학습 기반 능동 소음 제어 연구

## Deep Learning-assisted Active Noise Control Time-varying Naval Ship Environment

우 성 화\* · 임 성 훈\* · 한 태 우\* · 박 재 호\* · 엄 원 석†

Sunghwa Woo\*, Seonghun Im\*, Taewoo Han\*, Jaeho Park\* and Won-Suk Ohm†

(Received December 6, 2022 ; Revised June 19, 2023 ; Accepted June 22, 2023)

**Key Words :** Active Noise Control(능동 소음 제어), Deep Neural Network(심층신경망), Naval Ship Noise(함정 소음), Secondary Path(2차 경로)

### ABSTRACT

The effectiveness of active noise control, commonly based on the popular filtered-x least mean square algorithm, depends on the fidelity of secondary path estimation between the secondary source and the error microphone. The corresponding secondary path of a time-varying acoustic environment such as the cabins and compartments of a naval ship is also subjected to a change, which invariably degrades the active noise control (ANC) performance unless the secondary path is recalibrated and updated in real time. This study presents a method for real-time secondary path update based on a deep neural network and investigated its applicability for the active control of machinery noise in a naval ship interior. The method's feasibility is tested in a one-dimensional airborne duct utilizing actual engine noise recorded in a naval ship. Given some time-varying boundary conditions of the duct, the ANC system with the proposed secondary path update demonstrates excellent noise reduction performance as large as 13 dB.

### 기 호 설 명

- $b_m$  : 2차 음원과 에러 센서 사이의  $m$ 번째 거리
- $c(n)$  : 에러 센서에서 측정된 2차 신호
- $d(n)$  : 에러 센서에서 측정된 1차 신호
- $e(n)$  : 에러 신호
- $S(z)$  : 2차 경로 전달함수
- $\hat{S}(z)$  : 추정된 2차 경로 전달함수
- $W(z)$  : 적응형 필터 전달함수

- $x(n)$  : 참조 신호
- $x'(n)$  : 필터링된 참조 신호
- $y(n)$  : 2차 신호

### 1. 서 론

해군 함정은 제한된 공간에 다양한 무기 및 함정 운용체계들로 구성되어 있다. 이러한 체계들로부터 발생하는 함내 소음은 협소한 함내 공간에 24시간 상

† Corresponding Author ; Member, Engineering Acoustics Consulting, Consultant

E-mail : ohm.personal@gmail.com

\* Member, Yonsei University, Student

‡ Recommended by Editor Jung-Woo Choi

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

주해야 하는 승조원들의 스트레스를 유발하는 원인 중 하나이다. 지속적인 함내 소음은 승조원의 피로도에 영향을 미치게 되고, 이 피로도는 함정을 운영하는 승조원들의 전투력과 직결되어 함정 전투력 보존에 지대한 영향을 줄 수밖에 없다. 심지어 함정에 탑재하는 장비 및 추진기관의 고출력, 고성능화에 따라 소음이 증대되어 승조원들의 피해가 커지고 있다.

함내 소음으로는 추진기, 엔진 등과 같은 기계류 소음과 공기조화설비(heating, ventilation and air conditioning, HVAC) 소음, 배관 및 펌프 소음, 승조원에 의한 소음 등 다양하다. 특히, 기계류 소음과 HVAC 소음이 주로 승조원들이 가장 불편하게 생각하는 소음원으로 알려져 있다<sup>(1)</sup>. 해군 함정 내 기계류 소음은 주로 엔진이 있는 기관실에서 발생한다. 일반적인 해군 함정의 기관실 소음은 85 dBA ~ 118 dBA로 측정되었고, 심지어 디젤 엔진 기관실의 소음은 108 dBA ~ 118 dBA로 고정익 항공기 기내 소음(105 dBA ~ 112 dBA) 수준과 비슷하게 매우 높은 편이다<sup>(2)</sup>. 일반적으로 기계류 소음은 넓은 주파수 범위에 분포하고 있어, 이러한 소음을 제어하기 위한 방법으로 수동 소음 제어(passive noise control, PNC)와 능동 소음 제어(active noise control, ANC)가 병행될 수 있다. PNC의 경우 방음벽이나 귀마개와 같은 차음/흡음 재료를 사용하여 소음을 제어하는 방법으로 고주파 대역에 효과적이거나, 저주파 대역에서는 해당 파장이 길어짐에 따라 그 소음저감 효과가 제한적이다. 따라서, 저주파 대역에서는 같은 크기의 반대 위상차를 발생시켜 소음을 제어하는 ANC가 효과적이다<sup>(3)</sup>. 즉, 기관실이라는 공간적인 제약과 함내 소음의 제어해야 할 통상적인 주파수 대역을 고려한다면 ANC가 필요하다.

ANC 시스템의 기본원리는 Fig. 1에 도시된 바와 같다. 먼저, 참조 센서(reference sensor)는 2차 음원(secondary sound source)의 상부에 위치하여 소음원(primary sound source)에서 발생하는 소리를 받아들인다. ANC 컨트롤러는 참조 센서를 통해 얻어진 참조 신호(reference signal)를 처리 및 2차 신호를 생성하여 2차 음원으로 전달한다. 에러 센서(error sensor)는 2차 음원의 하부에 위치하여 소음 제어 성능을 확인한다<sup>(4)</sup>. 에러 신호(error signal)는 ANC 컨트롤러로 전달되며, ANC 컨트롤러 안의 적응형 필터(adaptive

filter)를 통해 2차 신호를 업데이트시켜 에러 신호를 최소화하는 과정으로 진행된다.

참조 신호는 2차 음원에서 에러 센서로 가는 2차 경로의 영향을 보상하기 위해 2차 경로 전달함수(혹은 2차 경로 임펄스 응답)에 의해 필터링 된다. 에러 신호를 최소화하기 위해 ANC 시스템에서는 일반적으로 filtered-x least mean square(FxLMS) 알고리즘을 사용하는데, 이를 위하여 2차 경로의 정확한 모델링이 동반되어야 한다<sup>(5-8)</sup>.

이는 가변환경, 특히 2차 경로가 시시각각 변화하는 환경에서는 ANC의 적용이 매우 번거롭거나 불가능할 수 있음을 의미한다. 즉, 음향환경 변화에 따른 실시간 2차 경로 모델링이 수반되지 않으면 ANC 시스템이 정상적으로 작동하지 않는다. 예를 들어, 해군 함정 기관실의 경우 승조원의 출입과 장애물들로 인해 항시 가변환경이 형성되어 2차 경로를 예측하기 힘들고, 이와 같이 2차 경로가 갑작스럽고 크게 바뀌는 경우 앞서 말한 것과 같이 ANC 시스템은 소음 제어를 할 수 없게 된다<sup>(9)</sup>.

이 논문에서는 2차 경로가 시시각각 바뀌는 가변환경에서 기계학습의 일종인 심층신경망(deep neural network, DNN)을 사용하여 실시간으로 2차 경로 전달함수를 예측, 갱신하는 기법 및 이를 함정 소음 제어에서의 응용을 다룬다. 2장에서는 함정 내 소음의 특성과 이러한 소음을 제어하기 위해 사용한 DNN 기반 2차 경로 모델링 방식에 대해 설명한다. 이를 바탕으로 3장에서는 실시간으로 변하는 2차 경로를 모델링 하여 가변환경에서의 소음 제어 가능성을 확인하고자 1차원 도판에서 수행한 실험 및 그 결과를 기술한다.

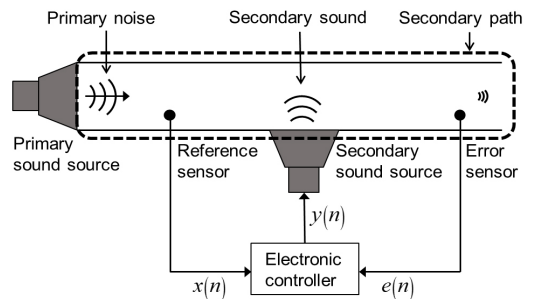


Fig. 1 Schematic of a basic broadband feedforward ANC system

## 2. 능동 소음 제어(ANC) 시스템

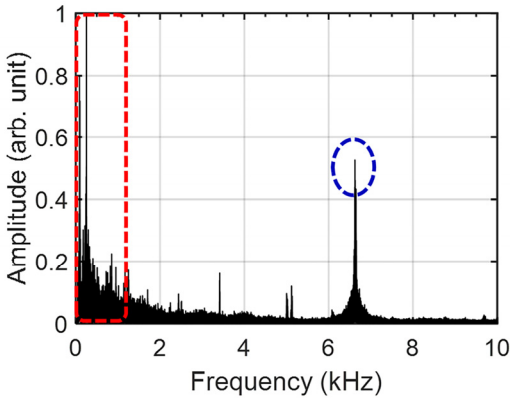
### 2.1 함정 내 소음의 특성

이 장에서는 해군 함정의 소음원인 기계류 소음 중 추진엔진 소음 특성에 대해 분석한다. 해군 함정에서 주로 사용하는 엔진의 경우 디젤 엔진(diesel engine) 및 가스터빈(gas turbine)을 사용한다. 따라서, 분석에는 최근 신형함정에서 많이 사용하고 있는 디젤 엔진과 가스터빈을 고려하였다. 두 소음원 모두 차음 장치가 없는 엔진 기관실에서 측정된 소음으로, Fig. 2(a)와 Fig. 2(b)의 경우 디젤 엔진, 가스터빈에 대한 주파수 스펙트럼을 나타낸 것이다.

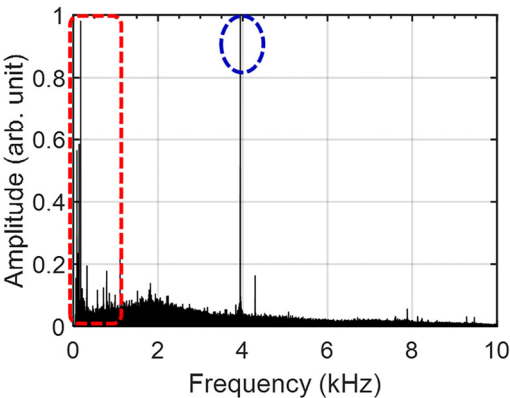
측정된 디젤 엔진, 가스터빈의 소음은 Fig. 2와 같이 광대역 신호 위에 일련의 토널한 성분들이 분포하

는 전형적 스펙트럼을 보여준다. 디젤 엔진의 경우 파란색 점선 원형처럼 6.6 kHz 부근, 가스터빈의 경우 4 kHz 부근에서 토널 신호들이 측정되었다. 이러한 토널 신호들은 소자에 의한 전기적 소음으로 주로 고주파 대역에서 반복적으로 발생한다. 이렇게 반복적으로 발생하는 토널 신호의 경우 ANC를 사용해서 제어하는 것보다 PNC를 사용하여 물리적으로 음향에너지를 차단 및 흡수하는 것이 효과적이다. 해군 함정의 경우 물리적으로 차음 상자, 흡음재 등을 사용해서 고주파 대역 소음을 차단하고 있으나, 저주파 대역 소음에 대한 제어는 미비한 실정이다.

특히, 함정 엔진 소음은 빨간색 점선 상자에서 보듯이 1 kHz 미만의 저주파 성분이 절반 이상의 높은 비율을 차지하고 있기 때문에 ANC를 적용함으로써 함정 엔진 소음을 제어함이 효과적이라 할 수 있겠다.



(a) Diesel engine



(b) Gas turbine engine

Fig. 2 Naval engine noise spectrum

### 2.2 DNN 기반 ANC 시스템의 2차 경로 모델링

FxLMS 알고리즘 기반 ANC는 함정 엔진 소음과 같이 저주파 대역 소음에 대해 효과적이다. 이러한 ANC 시스템을 구현하는 데 있어 중요한 요인은 2차 경로에 대한 정확한 모델링을 하는 것이다. Fig. 3은 기존의 FxLMS 알고리즘에 2차 경로 전달함수의 예측 및 갱신을 위한 기계학습 기능을 추가한 블록선도이다(보다 자세한 내용은 Ref. 8 참조 요망). 적응형 필터를 최적화하기 위해 측정된 참조 신호  $x(n)$  대신 2차 경로 전달 함수인  $S(z)$ 에 의해 필터링된 참

#### FxLMS algorithm

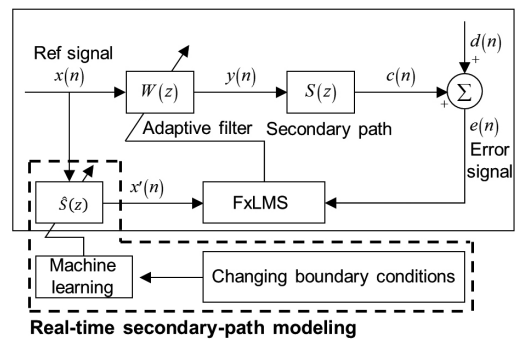


Fig. 3 Block diagram of ANC system using the FxLMS algorithm with real-time secondary-path modeling based on machine learning

조 신호  $x'(n)$ 가 필요하기 때문에 filtered-x LMS 알고리즘이라 불린다<sup>(10)</sup>. 그러나 2차 경로인  $S(z)$ 는 알 수가 없으므로, 실험 및 시뮬레이션을 통해 예측된 2차 경로의 전달함수  $\hat{S}(z)$ 를 사용하여 참조 신호를 필터링 해야 한다<sup>(3)</sup>. 이 논문에서는  $\hat{S}(z)$ 를 구하기 위해 Fig. 3와 같이 기계학습 기법인 DNN을 사용하였다.

$S(z)$ 을 예측하기 위한 주요 요인을 선정 한 후, DNN을 훈련 시킬 경계조건에 대한 자료를 수집하였다. DNN 기반 실시간 2차 경로 모델링은  $\hat{S}(z)$ 의 주요 요인인 음파의 최초 도착 시간(time of arrival)과 임펄스 응답 파형 예측의 두 단계로 분리하여 수행하였다. 도착 시간은 2차 음원에서 에러 센서로 최단 경로 또는 직접적인 경로를 통한 직접파(전파 시간 제외) 및 반사파에 의해 형상이 결정된다. 따라서, 2차 경로의 임펄스 응답은 도착 시간 만큼 지연되어 예측된 임펄스 응답 파형에 의해 형성된다. 예측 정확성을 높이기 위해 도착 시간과 임펄스 응답 파형은 독립적으로 매개 변수화된 두 개의 개별적인 DNN으로 경계 조건에 따라 예측한 다음, 두 요소를 합침으로써  $\hat{S}(z)$ 를 예측하였다<sup>(8)</sup>.

### 3. 능동 소음 제어 실험

#### 3.1 실험 구성

이 기법의 기술적 타당성 및 소음 제어 효과를 검증하고자 1차원 도관에 시스템을 구성하였다. Fig. 4에 나타난 것과 같이 아크릴 도관(총 길이: 2730 mm, 내경: 46 mm)은 에러 마이크로폰이 도관 벽을 따라 이동할 수 있도록 설계되었으며, 이는 에러 마이크로폰이 이동함에 따라 2차 경로가 변화함으로써 가변환경을 모사한다. 도관의 끝부분에는 무반향 조건을 구현하기 위해 PVC 호스(길이: 16 m)를 연결하였다. 다음, 측정을 통하여 기 확보한 training set을 기반으로 실시간 DNN을 수행하여 실시간으로 2차 음원과 에러 마이크로폰 사이의 거리에 따라 2차 경로  $\hat{S}(z)$ 를 예측 및 갱신하였다.

1차 음원(JBL, 모델 2408H)은 함수 발생기(agilent, 모델 33521A)에 의해 구동되고, 도관의 상부에 설치되었다. 여기서, 함수 발생기 전압 신호를 시스템의

참조 신호로 사용함으로써, 2차 음원에서 참조 센서로 되돌아가는 불필요한 음향 피드백을 방지하였다<sup>(3)</sup>. 2차 음원(IRIVER, 모델 BTS-D1)은 1차 음원으로부터 700 mm 떨어진 곳에 설치하였다. 에러 마이크로폰(GRAS, 모델 46AC, 1/2 inch microphone)이 이동할 수 있는 범위는 600 mm이므로, 에러 마이크로폰은 1차 음원으로부터 1450 mm ~ 2050 mm 떨어진 곳에 설치되었다. 레이저 거리 측정기는 2차 음원으로부터 220 mm 떨어진 곳에 설치되어, 2차 음원과 에러 마이크로폰 사이의 거리를 실시간으로 측정하였다. ANC 시스템 및 2차 경로 모델링을 위한 DNN은 모두 LabVIEW field-programmable gate array(FPGA)를 이용하여 구현하였다. 그리고 제어하고자 하는 소음으로서 최근 신행함정에 많이 사용되는 디젤 엔진을 사용하였고, 차음 상자, 흡음재 등을 이용하여 고주파수 대역을 차단하는 것을 반영하고자 소음원에 대해 1 kHz 이하 주파수 대역으로 구성하도록 저주파 통과 필터링을 하였다<sup>(11)</sup>.

#### 3.2 능동 소음 제어 실험

##### (1) DNN 기반 능동 소음 제어 성능 검증

DNN을 통해 예측된 2차 경로의 임펄스 응답을 사용하여 능동 소음 제어의 가능성을 확인하고자 실험을 구성하였다. 실험 구성은 Fig. 4와 같고 소음원은 신호처리 한 디젤 엔진 소음 Fig. 2(a)를 사용하였다.  $b_m$ 은 2차 음원과 에러 마이크로폰 사이의 거리로서 임의의 지점에서 측정 한 2차 경로의 임펄스 응답 총길이는 40 ms이며, training set을 24개 지점(690, 700, 710, 750, 760, 780, 790, 810, 820, 830, 860, 910, 930, 950, 1020, 1040, 1050, 1070, 1110,

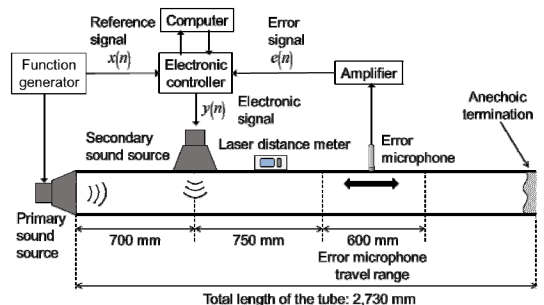


Fig. 4 Schematic of experimental setup

1120, 1210, 1230, 1240, 1250 / 단위: mm)에서 측정하였다.

이 DNN 모델링을 위해 open-source deep learning library인 scikit-learn을 사용하여 도착 시간과 임펄스 응답 파형의 예측 변수에 대해 다층 퍼셉트론 회귀를 적용하였다<sup>(12)</sup>. 도착 시간은 하나의 MLP층에서 구성 되어, 입력 신호의 총합을 출력 신호로 변환하는 함수인 항등 활성화 함수(identity activation function)로 구성되어 있다. 임펄스 응답은 세 개의 MLP층으로 구성되며, 각 층은 쌍곡선 함수(tanh) 활성화 함수를 가지고 있다. Test 오차는 예측된 2차 경로와 실제 측정 값을 비교한 값인 평균제곱오차(mean squared error, MSE)를 이용하였다(보다 자세한 내용은 Ref. 8 참조 요망).

Fig. 5(a)는 훈련된 DNN에 의해 예측된 2차 경로의 임펄스 응답을 사용하여  $b_1=1180$  mm에서 소음 제어의 결과이다. 소음 제어를 실시한 경우(원형 빨간색 선, ANC on)와 소음 제어를 실시하지 않은 경우(사각형 검은색 선, ANC off)의 음압 레벨(sound pressure level, SPL)를 보여준다. 소음원의 음압 레벨 감소는 93.4 dB에서 84.5 dB로 8.9 dB만큼 감소하였고, 훈련된 DNN이 FxLMS 알고리즘에 적용하기에 적합한 2차 경로의 임펄스 응답을 정확하게 예측했음을 보여주고 있다.

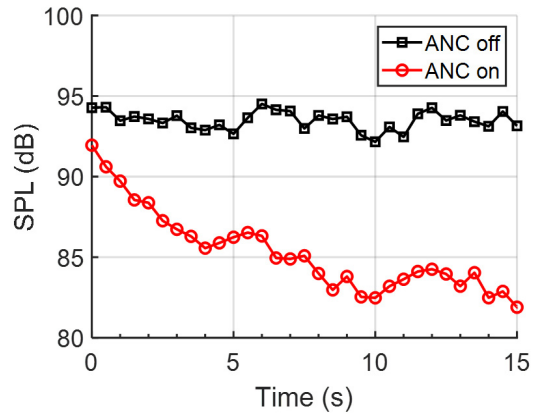
그러나, Fig. 5(b)처럼 갑자기 에러 마이크로폰이  $b_1=740$  mm에서  $b_1=1180$  mm으로 이동하는 가변환경이 조성되었을 경우, 가변환경에 대한 2차 경로가 업데이트 되지 않아 회색 상자 시점에서 소음 제어에 실패해서 발산하는 것을 확인할 수 있었다. 따라서, 훈련된 DNN을 통해 예측된 2차 경로의 임펄스 응답을 사용하여 능동 소음 제어가 가능한 것은 확인했으나, 능동 소음 제어의 취약점인 가변환경에서 소음 제어를 하기 위해서는 실시간으로 2차 경로 업데이트를 해야 능동 소음 제어가 가능함을 알 수 있었다.

(2) 다양한 가변환경에서 능동 소음 제어

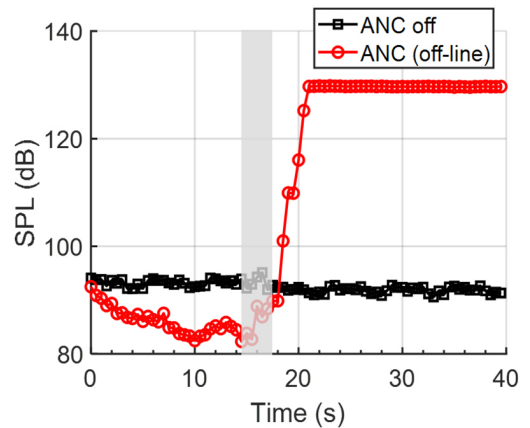
위의 실험 결과를 바탕으로 가변환경에서 능동 소음 제어를 위해 실험을 구성하였다. 실험 조건은 앞선 실험과 동일하며, 차이점은 에러 마이크로폰을 Fig. 6과 같이 20초 간격으로 도관 내 4개의 지점으로 순차적으로 이동시키면서 다양한 가변환경을 구성하였다. 에러 마이크로폰이 이동할 때마다, 훈련된

DNN을 통해 2차 경로 임펄스 응답을 실시간으로 갱신하였다.

Fig. 7은 가변환경에서 소음 제어의 결과이다. 회색 상자는 마이크로폰이 이동한 시점(1초 이내)이며, 에러 마이크로폰이 이동함으로써 생긴 진동으로 음압 레벨이 일시적으로 증가한 것 외에 발산 없이 지속적으로 음압 레벨이 감소하였다. 소음원의 음압 레벨 감소(95초 ~ 100초 기준)는 91.4 dB에서 78.3 dB로 13.1 dB만큼 감소하였다. 이를 통해 이 논문에서 사용한 DNN을 통해 가변환경에서 능동 소음 제어가 가능함을 검증할 수 있었다.



(a) Fixed at 1180 mm



(b) The error microphone that traveled from 740 mm to 1180 mm

Fig. 5 Comparison of the sound pressure level measured by the error microphone(gray square box indicates the moment at which the error microphone position has changed)

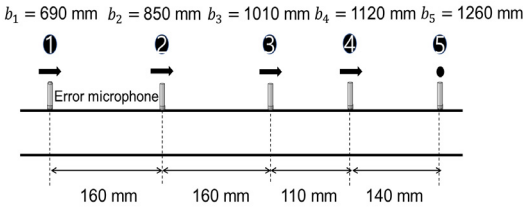


Fig. 6 Error microphone moving positions

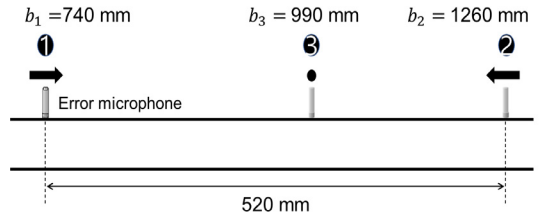


Fig. 8 Error microphone moving positions

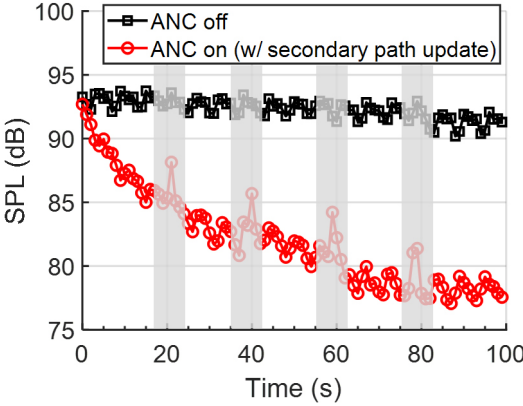
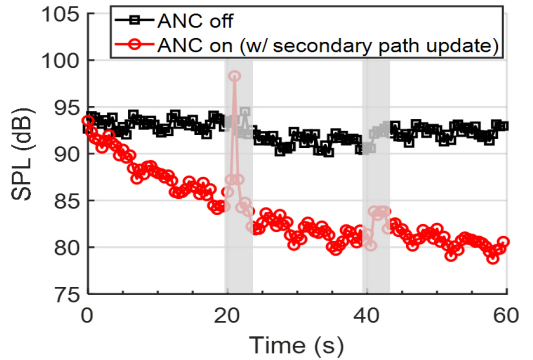


Fig. 7 The running sound pressure level measured by the error microphone that traveled from 690 mm to 1260 mm (gray square boxes indicate the moment at which the error microphone position has changed)



(a) The running sound pressure level measured by the error microphone that traveled from 740 mm to 1260 mm (Gray square boxes indicate the moment at which the error microphone position has changed)

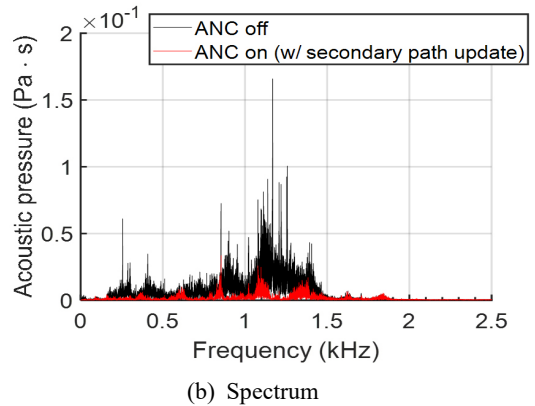


Fig. 9 Active noise control results when error microphone was traveled from 740 mm to 1260 mm

기준)는 92.4 dB에서 80.1 dB로 12.3 dB만큼 감소함을 보여주고, Fig. 9(b)와 같이 전체적인 주파수 대역에서 소음 제어가 가능함을 확인할 수 있었다. 위와 같이 급격한 가변환경에서도 안정적이

(3) 급격한 가변환경에서 능동 소음 제어

앞서 임의의 지점으로 이동하는 에러 마이크로폰을 통해 가변환경에서 훈련된 DNN을 이용하여 능동 소음 제어가 가능하고 지속적으로 소음이 감소함을 확인하였다. 여기서 더 나아가 에러 마이크로폰 이동거리를 대폭 늘려 더 큰 변화를 주었을 경우에도 소음 제어가 가능함을 실험으로 검증하였다.

실험 조건은 동일하며, 에러 마이크로폰 이동거리만 Fig. 8과 같이 구성하였다.  $b_1=740$  mm에서  $b_2=1260$  mm으로 이동한 다음  $b_3=990$  mm으로 이동하였다. Fig. 9는 급격한 가변환경에서의 소음 제어 결과이다. 앞선 실험과 마찬가지로 에러 마이크로폰 이동 진동에 의한 값 상승 외에 지속적으로 소음 제어가 되어 시스템에는 큰 영향을 미치지 않았다. Fig. 9(a)는 소음원의 음압 레벨 감소(55초 ~ 60초

고 강건한 능동 소음 제어가 가능함을 확인할 수 있었다.

#### 4. 결 론

이 논문은 실시간으로 변하는 가변 음향환경에서 도 강건한 능동 소음 제어기법을 개발하여, 함정 추진엔진 소음을 대상으로 한 1차원 도관 시스템에 대한 능동 소음 제어의 가능성을 확인하였다. 함정 내에 가변 음향환경을 고려하여 실시간으로 변하는 2차 경로를 예측하기 위해 기계학습 기법인 심층신경망(DNN)을 사용하였다. DNN을 통해 예측된 2차 경로 임펄스 응답을 사용하여 함정 디젤 엔진 소음 대상으로 능동 소음 제어 시스템의 성능 및 강건함을 확인하였다.

DNN 기반 실시간 2차 경로 갱신에 따른 소음 제어 성능은 1차원 도관에서 실험을 통해 검증하였다. 다양한 가변환경 조건에서 13.1 dB의 소음저감 효과를 확인할 수 있었다. 또한 급격한 음향환경 변화에서도 12.3 dB에 해당하는 소음저감 효과를 얻어, 음향환경의 변화에도 강건한 능동 소음 제어 시스템을 구현할 수 있음을 확인하였다. 다만 이 결과는 에리 마이크로폰 지점에서의 소음저감 효과에 국한되며 1차원 도관 전역에서의 소음 제어 성능에 대한 추가연구가 필요하다. 한편, 향후 이 기법의 기술적 타당성을 3차원 공간에서 확인하고자 한다. 이를 위하여 위치 센서, 카메라, 온도계 등의 다양한 센서 플랫폼으로부터 음향환경 데이터를 획득하고, 이를 DNN의 입력조건으로 하여 2차 경로 임펄스 응답을 예측해야 할 것이다. 이 기법에 기반한 3차원 공간에서의 실시간 능동 소음 제어가 가능할 시, 해군 함정 뿐만 아니라 다양한 분야에 활용될 수 있을 것이다.

#### References

(1) Han, H.-S., Park, M.-Y. and Cho, H.-G., 2010, Study of the Indoor Noise Limit for Naval Vessels Considering the Satisfaction of the Crew, *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, Vol. 47, No. 4, pp. 589-597.

(2) Jokel, C., Yankaskas, K. and Robinette, M.

B., 2019, Noise of Military Weapons, Ground Vehicles, Planes and Ships, *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 146, No. 5, pp. 3832-3838.

(3) Kuo, S. M. and Morgan, D. R., 1999, Active Noise Control: A Tutorial Review, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 6, pp. 943-973.

(4) Kuo, S. M. and Morgan, D. R., 1996, *Active Noise Control Systems: Algorithms and DSP Implementations*, John Wiley & Sons, Inc., New York, Ch. 3, Broadband Feedforward Active Noise Control, pp. 53-62.

(5) Kajikawa, Y., Gan, W.-S. and Kuo, S. M., 2012, *Recent Advances on Active Noise Control: Open Issues and Innovative Applications*, *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, Vol. 1, E3.

(6) Kuo, S. M. and Morgan, D. R., 1999, Active Noise Control: A Tutorial Review, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 6, pp. 943-973.

(7) Wang, Y., Gu, L., Liu, F. and Dong, M., 2019, Online Secondary Path Modeling for Active Sound Quality Control Systems, *Applied Acoustics*, Vol. 155, pp. 44-52.

(8) Im, S., Kim, S., Woo, S., Jang, I., Han, T., Hwang, U., Ohm, W.-S. and Lee, M., 2023, Deep Learning-Assisted Active Noise Control in a Time-varying Environment, *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol. 37, No. 3, pp. 1189-1196.

(9) Zhang, M., Lan, H. and Ser, W., 2003, A Robust Online Secondary Path Modeling Method with Auxiliary Noise Power Scheduling Strategy and Norm Constraint Manipulation, *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 11, No. 1, pp. 45-53.

(10) Ryu, K. W., Hong, C., Shin, C. and Jeong, W., 2011, Active Noise Control of a Closed Rectangular Cavity Using FXLMS Algorithms, *Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering*, Vol. 21, No. 11, pp. 983-990.

(11) Landaluze, J., Portilla, I., Pagalday, J. M., Martínez, A. and Reyero, R., 2003, Application of Active Noise Control to an Elevator Cabin, *Control Engineering Practice*, Vol. 11, No. 12, pp. 1423-1431.

(12) Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., et al., 2011, *Scikit-learn: Machine*

Learning in Python, Journal of Machine Learning Research, Vol. 12, pp. 2825~2830.

---



**Sunghwa Woo** received B.S. at Republic of Korea Naval Academy in 2014. He received his M.S. in School of Mechanical Engineering at Yonsei University in 2023. His research interests include physical and engineering acoustics.



**Won-Suk Ohm** formerly an associate professor at Yonsei University, is now an independent consultant at Engineering Acoustics Consulting. He received his B.S. in mechanical engineering and mathematics (minor) at Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST) in 1994, and M.S. (1997) and Ph.D. (2001) at the University of Texas at Austin. His research interests include physical and engineering acoustics.