

# 기계학습 분류 모델 기반 군 소·대형화기 복합사격장 탄종별 소음 평가 방법 연구

## Machine Learning-based Classification Model for Noise Assessment of Ammunition Types in Combined Military Firing Ranges

류 훈 재\* · 전 형 준\*\* · 정 태 량\*\* · 김 득 성\*\* · 장 서 일†  
Hunjae Ryu\*, Hyung Jun Jeon\*\*, Tae Ryang Choung\*\*,  
Deuk Sung Kim\*\* and Seo Il Chang†

(Received November 25, 2025 ; Revised December 11, 2025 ; Accepted December 12, 2025)

**Key Words :** Combined Military Firing Range(군 복합사격장), Large Firearms(대형화기), Small Firearms(소형 화기), Ammunition Type(탄종), Practice Ammunition(연습탄), Machine Learning(기계학습)

### ABSTRACT

Current noise-evaluation practices for military firing ranges are based on weapon caliber: small firearms (less than 20 mm) apply A-weighting with a +12 dB impulse correction, whereas large firearms (20 mm or more) apply C-weighting with a +18 dB impulse correction. However, in combined firing ranges where both small and large firearms are used, this caliber-based approach does not adequately reflect the distinct acoustic characteristics of each weapon type. In particular, practice rounds from large firearms typically exhibit acoustic patterns similar to those of small firearms, thus rendering accurate classification challenging under the existing system. Hence, this study developed a machine learning-based classification model and verified its ability to classify noise more accurately by ammunition type. The Random Forest model achieved a high accuracy of 98.7 %, and when practice-round data were reclassified, 90.9 % were categorized as having small-firearm acoustic characteristics, thus confirming that large-firearm practice rounds resemble small firearms in terms of sound. These findings enhance the objectivity of noise analysis and noise-impact assessment for military firing ranges and are beneficial for improving noise-evaluation criteria in combined firing ranges in the future.

### 1. 서 론

우리나라는 분단 상황과 주변국과의 군사적 긴장 관계로 인해 전국 각지에 다양한 군사격장이 설치되어 있으며, 이들 시설은 1950년~1960년대 이후 지

속적으로 운영되어 왔다. 그러나 시간이 흐르면서 도시화가 진행되고 국민의 생활 수준과 환경 의식이 향상됨에 따라, 군사시설로 인한 소음이 지역 발전을 저해하고 주민 생활환경에 부정적인 영향을 미치는 주요 요인으로 인식되기 시작하였다. 이에 2019년 11월에 「군용비행장·군사격장 소음 방지 및 피해 보상

† Corresponding Author ; Member, School of Environmental Engineering, University of Seoul, Professor  
E-mail : schang@uos.ac.kr

\* Dept. of Urban Big Data Convergence, University of Seoul, Professor  
\*\* NVT, Researcher

‡ Recommended by Editor Phillip Kim  
© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

에 관한 법률」(이하 군소음보상법)이 제정되어 2020년부터 시행되었으며, 이후 군사격장 소음측정 및 평가 방법인 「군용비행장·군사격장 소음영향도 조사 예규」가 마련되었다. 현행 기준에서는 소형화기(구경 20 mm 미만)는 A 특성에 충격성 보정치 +12 dB을 적용하고, 대형화기(구경 20 mm 이상)는 C 특성에 충격성 보정치 +18 dB을 적용하도록 규정하고 있다<sup>(1)</sup>. 그러나 소형화기와 대형화기를 함께 사용하는 복합사격장의 경우, 화기별 특성을 고려한 통합적 평가 방법이 명확히 제시되어 있지 않으며, 특히 대형화기 연습탄의 경우, 고폭탄과 달리 소음 특성이 소형화기와 유사하게 나타나는 것으로 보고되어 이에 대한 별도의 평가 방법이 필요한 실정이다<sup>(2)</sup>.

따라서 이 연구는 국내·외 자료를 바탕으로 군사격장에서 발생하는 소음의 특성과 평가 방법을 검토하고<sup>(2-8)</sup>, 복합사격장에서의 소형화기와 대형화기의 소음특성을 비교하여 대형화기 탄 종류에 따른 보다 합리적인 소음평가 방법을 제안하고자 하였다.

## 2. 연구 방법

복합사격장 중 소형화기와 대형화기의 사격 발수가 유사한 사격장, 발수 편차가 큰 사격장, 대형화기 고폭탄과 연습탄을 사용하는 사격장 등을 대상으로 연구 목적에 부합하는 곳을 선정하여 소음 측정을 수행하였다. 군사격장은 일반적으로 배경소음도가 매우 낮고, 사격 시 발생하는 대상 소음은 높은 편이다. 그러나 일부 측정 지점의 경우 사격장으로부터의 이격거리가 멀어 전파되는 소음 수준이 낮고, 상대적으로 배경소음이 높아 이벤트 소음이 검출되지 않는 사례도 존재한다. 측정 데이터는 화기별로 최소 350개에서 2000여 개의 사격 이벤트 소음도를 활용하였으며, 군사시설의 보안상 사격장의 세부 위치와 명칭은 공개하지 않았다.

이 연구는 군 사격장에서의 소음 특성 분석 결과를 토대로 음향학적 분석 및 기계학습 모델을 활용하여 소형화기와 대형화기(탄종별)의 분류 모델을 학습하였다. 이를 통해 복합사격장에서의 정량적 소음 평가와 소음영향도 조사 시 적용 가능한 합리적인 평가 방법론을 제시하고자 하였다.

### 2.1 대상 사격장 및 소음 측정

Table 1은 대상 사격장에서 운용하는 화기 및 탄종

이다. 총 소형화기 5종, 대형화기 6종에 대해서 측정하였으며, 훈련 시 사용 탄종은 소형화기는 실탄 및 공포탄(blank ammunition), 대형화기는 고폭탄(high explosive)과 연습탄(practice ammunition)을 사용하였다. 대형화기의 경우 사격장(shooting zone)과 피탄지(beaten zone)에서 각각 소음이 발생하여 구분하였으나 소음영향도 조사 시에는 하나로 통합하여 평가한다. 측정 시 청감보정회로는 A 특성과 C 특성 모두 측정하였으며, 기상 조건은 「군용비행장·군사격장 소음영향도 조사 예규」 제9조(측정조건)에 따라 진행되었다. 해당 예규에서는 일평균 기온이 -10 °C 이하 또는 35 °C 이상이거나 풍속이 5.0 m/s 이상인 경우 원칙적으로 실시하지 않도록 규정하고 있다. 이 연구의 측정 기간 동안 기상 조건은 전반적으로 양호하였으며, 세부 측정 조건은 Table 2에 제시하였다.

**Table 1** Firearm and ammunition type operated at each firing range

Firing range	Firearm type		Ammunition type	Notation
A	Large1	Shooting	High explosive	L-1-s
		Beaten zone		L-1-b
	Large2	Shooting		L-2-s
		Beaten zone		L-2-b
	Small2		Bullet	S-2
	Small3			S-3
B	Large3	Shooting	Practice ammunition	L-3-p-s L-3-h-s
		Beaten zone	High explosive	L-3-h-b
	Small4		Bullet	S-4
	C	Large4	Shooting	Practice ammunition
High explosive				L-4-h-s
Beaten zone			Practice ammunition	L-4-p-b
			High explosive	L-4-h-b
Small3		Bullet	S-3	
Small5		Blank ammunition	S-5 (2)	
		Bullet	S-5 (1)	
D	Small1		Bullet	S-1
E	Large5	Shooting	High explosive	L-5-h-s
	Large6	Shooting	Practice ammunition	L-6-p-s

### 2.2 연구 자료 분석 방법

측정 소음도 및 음원(wave)파일을 이용하여 탄 중별 분류를 위한 분석을 수행하였다. 분석 데이터는 각 화기별로 사격 및 피탄 시 발생한 이벤트 소음을 1초 단위로 분할하여 구성하였으며, 주파수 분석 및 모델 학습 단계에서는 각 1초 구간 내의 피크(peak) 값을 기준으로 화기별로 에너지 평균하여 사용하였다. Fig. 1은 각 화기별 측정데이터를 이벤트별 1초 단위로 분할한 예시를 보여주며, 위에서부터 순서대로 대형화기 연습탄 사격, 대형화기 고폭탄 사격, 대형화기 고폭탄 피탄, 소형화기 사격 시의 1초 타임 시리즈 데이터를 나타낸다.

이와 같이 구성된 학습용 음원 데이터는 총 4303개 (소형화기 2353개, 대형화기 1950개)이며, 연습탄 음원 데이터 1213개를 추가로 활용하여 분석을 실시하였다. 최종적으로 학습용 음원 데이터를 이용해 기계 학습 기반의 분류 모델을 학습하였으며, 이를 통해 대형화기 연습탄의 경우 소형화기 또는 대형화기 중 어느 특성에 더 가까운지를 검토하였다. 또한 사격음과 피탄음 구분 측면에서는 소형화기의 경우 피탄 소음이 존재하지 않으므로 사격 이벤트만을 사용하였고, 대형화기는 사격 및 피탄 이벤트를 모두 학습 데이터에 포함하였다. 탄종별로는 실탄(고폭탄) 데이터를 모형 학습에 사용하고, 연습탄 데이터를 학습된 모형에 적용하여 실제 분류 결과를 검증하였다.

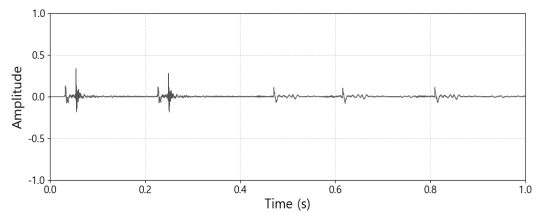
### 2.3 화기별 FFT분석

모델 학습에 앞서 실제 대형화기와 소형화기의 음향학적 특성이 어떻게 되는지 분석하기 위해서 화기별 FFT(fast Fourier transform) 분석하였다. FFT 분석으로 각 화기별로 탁월 주파수 성분을 확인하고 특성

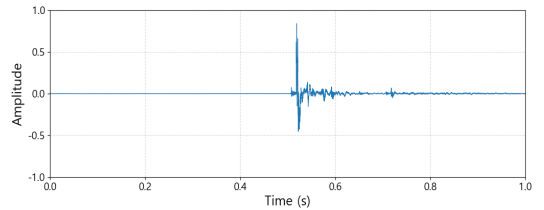
을 직관적으로 확인하여 이후 PCA 분석 시 기준으로 참고하였다. FFT 분석에서 타겟 샘플링 주파수는 44 100개로 하였고, 나이퀴스트 이론(Nyquist theorem)에 따라 최대 주파수 해상도는 22 050 Hz이다.

#### (1) 소형화기

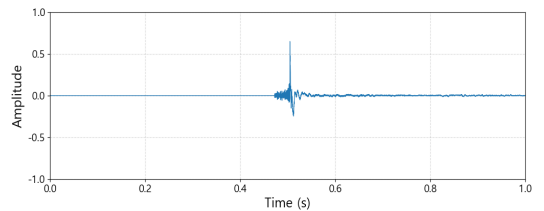
소형화기는 총 5개 화기종류를 대상으로 2353개 데이터를 분석하였으며, 5번 화기의 공포탄 사격(S-5(2))도 포함한 6개 소형화기 사격 유형 소음의 FFT 분석 결과는 Fig. 2(a)와 같다. 일반적으로 소형화기 소음의 각 주파수 대역별 음향적 특징과 원인은 다음과 같다.



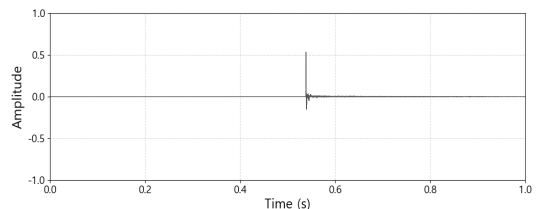
(a) Large firearm practice ammunition shooting



(b) Large firearm high explosive shooting



(c) Large firearm high explosive beaten zone



(d) Small firearm shooting

Fig. 1 1-second analysis data for a firing event

Table 2 Weather conditions at each firing range during measurement

Firing range	Temperature [°C]	Wind speed [m/s]	Humidity [%]	Atmospheric pressure [hPa]
A	19.6	2.0	77.8	983.2
B	19.6	2.0	77.8	983.2
C	18.7	1.7	63.5	1001.4
D	26.9	1.6	71.0	996.0
E	0.5	0.5	89.9	1009.0

저주파(20 Hz ~ 250 Hz) 대역에서는 주로 총기 기계 부품의 작동음, 반동에 의한 소음이 발생하고, 중주파(250 Hz ~ 2000 Hz) 대역에서는 가스 분출음, 총성의 충격과 일부가 주요 원인이며, 고주파(2000 Hz ~ 20 000 Hz) 대역에서는 탄두 공기 저항, 탄두의 소닉 붐, 금속음이 원인이다. 일반적으로 소형화기 소음은 중주파(250 Hz ~ 2000 Hz) 대역의 소음이 탁월한 것이 특징이다. 분석 결과 일반적인 소형화기의 주파수 대역에서의 음향적 특징과 마찬가지로 100 Hz ~ 1000 Hz의 음향에너지(SPL)가 가장 큰 탁월 주파수 영역대로 분석되었고, 10 Hz 내외의 부분에서 소형화기의 저주파 소음 특성을 보였다. 소형화기의 경우 음압레벨은 100 Hz ~ 1000 Hz 기준으로 80 dB ~ 110 dB 정도의 범위로 나타났으며, S-1의 경우 120 dB 내외로 상대적으로 큰 소음도로 분석되었다.

(2) 대형화기

대형화기 소음의 일반적인 음향적 특징과 원인으로서는 초저주파(1 Hz ~ 20 Hz) 대역에서는 대포발사시

의 지면 충격파, 저주파(20 Hz ~ 250 Hz) 대역에서는 추진체 폭발, 탄두의 초기 발사가 원인이고, 중주파(250 Hz ~ 2000 Hz) 대역에서는 포신의 가스 분출음, 일부 기계적 소리가 원인이며, 고주파(2000 Hz 이상) 대역에서는 금속 마찰음, 잔여 파편, 충격음으로 인해 소음이 발생한다. 대형화기는 저주파(20 Hz ~ 250 Hz) 대역에서 소음이 탁월한 것이 특징이다.

Fig. 2(b)는 대형화기 1950개 데이터를 분석하여 6개 종류 대형화기의 FFT 분석 결과이다. 결과 대부분이 일반적인 대형화기 주파수 대역에서의 음향적 특징에서 나타나는 바와 같이 20 Hz ~ 100 Hz 대역에서 SPL이 가장 큰 탁월 주파수 영역대로 분석되었다. 대형화기의 경우 음압레벨은 소형화기의 음압레벨보다 상대적으로 높은 100 dB ~ 130 dB 범위로 나타났다. 다만, 청록색 계열 점선으로 표시해 놓은 대형화기의 연습탄 사격 및 피탄 소음의 특성은 일반적인 대형화기의 실탄 사격 및 피탄 소음의 주파수 특성과 다른 특성을 보였다.

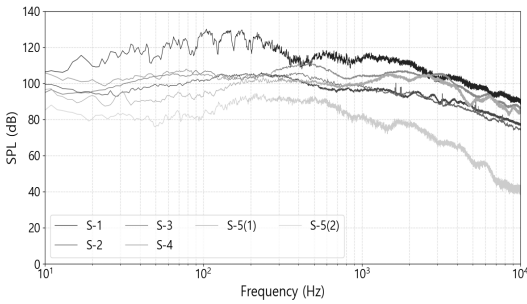
2.4 PCA 및 K-means 군집분석

앞선 FFT 분석결과에서 소·대형 화기별 주파수 특성이 100 Hz 기준으로 중주파수와 저주파수 영역에서 뚜렷이 구분되는 양상이 확인됨에 따라, 먼저 PCA (principal component analysis)와 K-means 군집분석을 통해 비지도 학습 기반의 분류 가능성을 검토하였다.

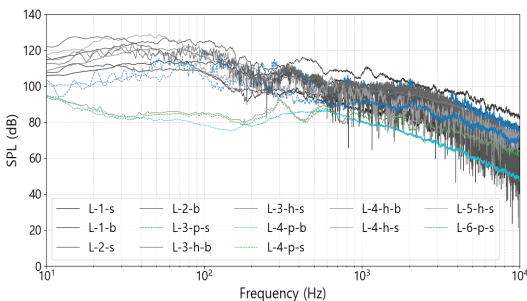
PCA는 비지도 학습 알고리즘 중 하나로 고차원의 데이터를 정보 손실을 최소화하면서 저차원 공간으로 투영하는 차원 축소 방법이다. 이 연구에서는 Mel-spectrogram(128개 벡터)과 MFCC(Mel-frequency cepstral coefficients)(13개 벡터)로부터 총 141개 특징 벡터를 추출한 뒤, 이를 PCA에 적용하여 차원을 축소하였다<sup>(9-11)</sup>.

Fig. 3과 Fig. 4는 소형화기와 대형화기 소음에 대해 Mel-spectrogram 및 MFCC 기법으로 특징 추출한 예시를 보여준다. 밝은색이 높은 에너지를, 어두운색이 낮은 에너지를 나타내며, 모든 화기에서 사격 순간에 에너지가 집중되는 양상을 확인할 수 있다. 소형화기(S-2, S-3)는 중·저주파수 대역에서, 대형화기(L-2-s, L-3-h-s)는 저주파수 대역에서 상대적으로 높은 에너지 수준을 보였다.

이러한 Mel-spectrogram과 MFCC 기반 특징 벡터를 PCA로 차원 축소한 후 K-means 군집분석을 수행하였



(a) Small firearms



(b) Large firearms (L: large firearm, p: practice ammunition, h: high explosive, s: shooting, b: beaten)

Fig. 2 FFT analysis for small and large firearms

다. K-means 군집분석은 데이터를 K개의 군집으로 자동 분류하는 비지도 학습 기법으로, 이 연구에서는 소형화기와 대형화기라는 두 개의 명확한 군집이 존재하기 때문에 K=2로 설정하여 분석을 진행하였다<sup>(12,13)</sup>.

K-means 군집분석 결과, 전체적으로 화기별 분류 경향은 나타났으나 1차원 주성분, 2차원 주성분, 그리고 주요 주파수 성분(50 Hz, 500 Hz)을 고려한 2차원 주성분의 군집분석 모두에서 상반된 군집으로 잘못

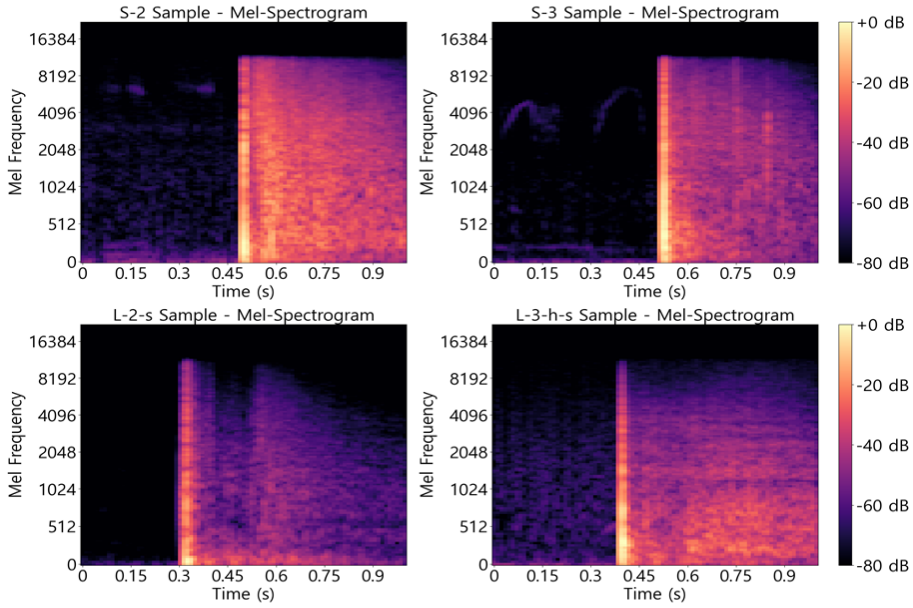


Fig. 3 Mel-spectrogram samples of small (S-2, S-3) and large (L-2-s, L-3-h-s) firearms

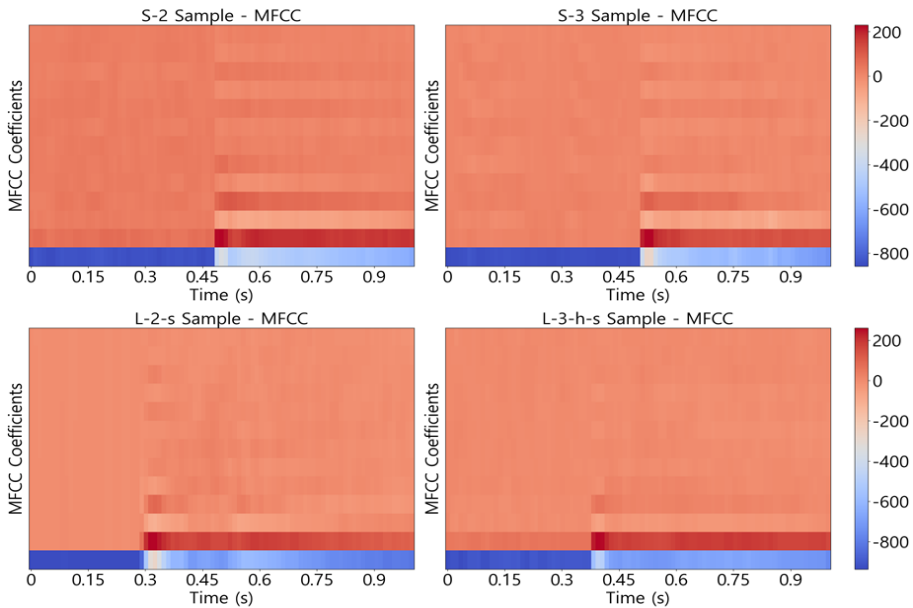
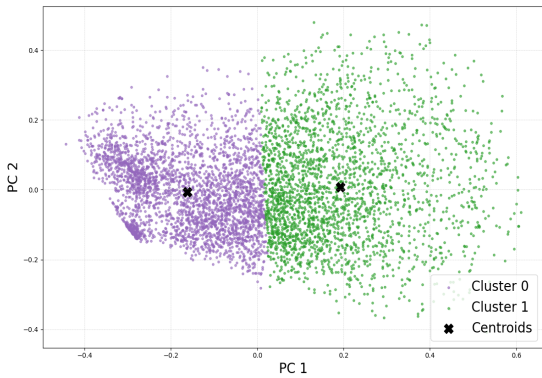


Fig. 4 MFCC samples of small (S-2, S-3) and large (L-2-s, L-3-h-s) firearms



**Fig. 5** Results of 2-D PC-based (PC1 & PC2) K-means clustering (K = 2) focused on 50 Hz and 500 Hz

분류되는 화기가 각 2개씩 확인되었다. 특히 대형화기 연습탄의 경우, 총 4개 중 3개를 소형화기 군집으로 분류되는 결과가 나타났다. Fig. 5는 주요 주파수 성분(50 Hz, 500 Hz)을 고려한 2차원 주성분(PC)의 군집분석 분류 그래프이다. 분석 결과 군집 정확도는 분석 방식에 따라 최대 96.3 %에서 최저 26.3 %로 나타났으며, 주성분 특징 벡터만으로 90 % 이상 정확도로 안정적으로 분류되는 화기도 제한적이었다. 이에 따라 비지도 학습 기반 분류만으로는 탄종 및 화기 특성을 충분히 구분하기 어려운 것으로 판단되어, 추가적으로 지도학습 기반 기계학습 분류 모델을 학습하였다.

### 3. 연구 결과

#### 3.1 랜덤 포레스트 분류기(random forest classifier) 학습

랜덤 포레스트(random forest)는 분류(classification) 또는 회귀(regression) 문제를 해결하기 위한 앙상블 학습(ensemble learning) 기법의 하나로, 다수의 결정 트리(decision tree)를 구축한 뒤, 이를 종합하여 보다 안정적이고 정확한 예측 성능을 확보하는 기계학습 모형이다<sup>(14,15)</sup>.

이 연구에서는 랜덤 포레스트 모형을 활용하여 소형화기와 대형화기 소음원을 학습시키고 이를 기반으로 화기 분류 모델을 개발하였다. 학습 데이터는 앞에서 설명한 음원 데이터와 동일하게, 사격 및 피탄 시 1/3옥타브밴드 중심주파수별 음압레벨(SPL) 특성과 1초 등가소음도( $L_{eq}$ )를 사용하였다.

이 연구에서 랜덤 포레스트 모형을 선택한 이유는 모형의 구조가 특성 스케일에 영향을 받지 않아 1/3옥타브밴드 중심주파수 음압레벨 및 등가소음도와 같이 스케일 차이가 큰 음향 특성 데이터 처리에 적합하고, 측정 조건이 다양하고 특정 화기 데이터가 상대적으로 부족한 군사격장 음향 데이터의 특성에 안정적인 성능을 보이며, 특성 중요도(feature importance)를 제공하여 분류에 기여하는 주파수 대역을 명확히 해석할 수 있어서이다. 또한 연구 과정에서 XGBoost, SVM 등 다른 모델도 검토하였으나, 성능이 유사하였고 이 연구 목적과 맞게 설명가능성이 높고 안정성, 실무적 적용 측면에서 적합한 이 모형을 선택하였다.

앞서 언급한 FFT 분석으로부터 다른 대형화기와는 다르게 L-4 화기의 고폍탄 사격과 연습탄 사격의 음향적 특성이 정확히 일치하여(오히려 소형화기에 가깝게) 고폍탄 사격을 대형으로 학습시키면 연습탄도 대형으로 분류할 것이 자명하므로 학습 시 대형화기 L-4 화기의 고폍탄 사격 데이터인 556개 데이터를 제외하고 총 3747개(소형화기 2353개, 대형화기 1394개)의 음원 데이터를 학습에 활용하였으며, 연습탄 음원 데이터 1213개를 학습한 모델을 사용하여 분류를 수행하였다.

Table 3에 제시한 바와 같이 각 오디오 파일(1초)에 대해 1/3옥타브밴드 중심주파수별 SPL과  $L_{eq}$  특성을 사용하여 소형화기 2353개, 대형화기 1394개의 샘플을 구성하였다. 학습(train)과 검증(test) 데이터는 8:2 비율로 분할하여 모델 학습을 수행하였다. Table 4는 이 연구 랜덤 포레스트 모델의 하이퍼파라미터 구성을 나타낸 것이다. 주요 하이퍼파라미터에 대해 여러 값을 조정하여 정확도를 비교하였으나 정확도 차이가 미미하여 일반적으로 활용되는 설정값을 최종적으로 적용하였다. 한편, 대형화기의 소음도는 소형화기에 비해 상대적으로 크게 나타나므로 일반적인 모델에서는 특성 간 스케일을 맞추기 위한 전처리(scaling)가 필요할 수 있다. 그러나 랜덤 포레스트와 같은 트리 기반 모델(tree-based model)은 변수의 스케일 변화에 영향을 받지 않는 스케일 불변(scaler-invariant) 특성을 가지므로, 이 연구에서도 별도의 스케일 변환 없이 학습을 진행하였다.

#### 3.2 모델 학습 결과

Table 5는 랜덤 포레스트 분류 모형의 클래스별 성

**Table 3** Model summary

Item	Contents
Input X	Maximum SPL + $L_{eq}$ for each 1/3 octave band center frequency band for each audio file (/s) (total N + 1 characteristics)
Input Y	Label : 0 (small), 1 (large)
Sample	Small (2353), Large (1394), Total (3747)
Characteristics	1/3 octave band center frequency number + 1 (overall average energy)
Train : test	80 : 20

**Table 4** Model hyper-parameters

Hyper-parameter	Value	Description
n_estimators	300	Number of decision trees (enables) to be created
max_depth	20	Maximum depth of each tree (to prevent overfitting)
min_samples_split	5	Minimum number of samples to divide nodes
min_samples_leaf	2	Minimum number of samples to become leaf nodes
max_features	'sqrt'	Maximum number of attributes to consider on each node (sqrt = $\sqrt{\text{(total number of attributes)}}$ )
class_weight	'balanced'	Automatically adjust weights according to class ratio
random_state	42	Setting seeding for reproducibility

**Table 5** Performance report of the trained random forest model

	Precision	Recall	F1-score	Support
small firearm	0.99	0.99	0.99	483
large firearm	0.99	0.97	0.98	267
accuracy			0.99	750
macro average	0.99	0.98	0.99	750
weighted average	0.99	0.99	0.99	750
K-fold	0.9827, 0.9880, 0.9853, 0.9866, 0.9933			
K-fold average	0.9872 ± 0.0035			

능과 전체 분류 성능을 제시한 것이다. 소형화기와 대형화기 데이터를 학습한 결과 전체 정확도(accuracy)는 98.7%로 매우 우수한 성능을 보였다. 클래스별 성능을 살펴보면 소형화기는 정밀도(precision)와 재현율(recall)이 모두 0.99로 거의 완벽하게 분류되었다. 반면 대형화기는 소형화기에 비해 다소 낮은 성능을 보였으며, 재현율 0.97 수준에서 일부 대형화기가 소형화기로 잘못 분류된 사례가 확인되었다. 데이터 구성에서 다소 불균형이 존재하였으나, 하이퍼파라미터에서 'class\_weight'를 'balanced'로 적용함으로써 클래

스 간 균형 있게 학습되었다. 그 결과 클래스별 단순 평균을 의미하는 'macro average'와 각 클래스의 support 수를 고려한 가중 평균인 'weighted average' 지표에서도 우수한 분류 성능을 확인할 수 있었다.

추가적으로 기계학습 모델의 일반화 성능(성능 안정성)을 더 정확하게 평가하기 위해 K-fold 교차검증(K-fold cross-validation)을 수행하였다. 이 연구에서는 전체 데이터를 5개로 균등하게 분할한 후 각 반복에서 하나의 fold를 검증용으로, 나머지 네 개의 fold를 학습용으로 사용하였다. 이 과정을 5회 반복한 결과 랜덤 포레스트 분류 모형의 평균 정확도는 98.7% ± 0.35%로 나타나 모델 성능이 전반적으로 일관되고 안정적임을 확인할 수 있었다.

또한 이 연구에서 구축한 랜덤 포레스트 분류기의 특성 중요도는 Fig. 6에 제시하였다. 1/3옥타브밴드 기반 주파수 특성과 전체  $L_{eq}$  중에서, 25 Hz 부근의 저주파 대역과 4000 Hz 부근의 고주파 대역이 소형화기와 대형화기를 구분하는 데 상대적으로 중요한 역할을 수행한 것으로 분석되었다.

**3.3 랜덤 포레스트 기반 연습탄 분류 결과**

이 연구에서 학습된 정확도 98.7% 랜덤 포레스트

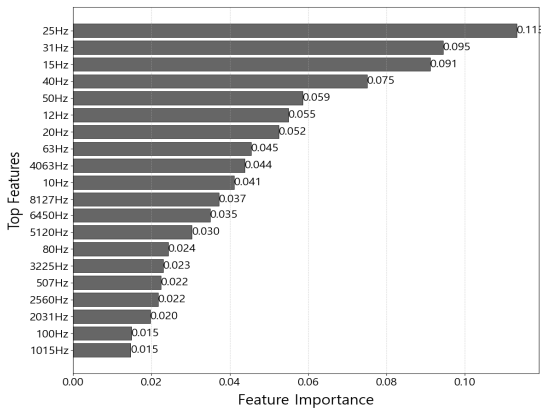


Fig. 6 Top 20 feature importances in the trained random forest classifier

Table 6 Classification results by the trained random forest classifier

Type of firearm/ type of event		Total	Small firearm	Large firearm
L-3	shooting	54 (100 %)	44 (81.5 %)	10 (18.5 %)
L-4	shooting	607 (100 %)	591 (97.4 %)	16 (2.6 %)
	beaten zone	514 (100 %)	445 (86.6 %)	69 (13.4 %)
L-6	shooting	38 (100 %)	23 (60.5 %)	15 (39.5 %)
Total		1213 (100 %)	1103 (90.9 %)	110 (9.1 %)

모형을 활용하여 대형화기 연습탄의 사격 및 피탄 소음이 소형화기와 대형화기 중 어느 범주에 더 가깝게 분류되는지를 분석하였다. 이는 현재의 평가 방식이 연습탄과 실탄(고폭탄)을 구분하지 않고 모든 탄종을 대형화기 기준으로 평가하는 것이 합리적인지 여부를 검증하기 위한 목적이다.

Table 6은 랜덤 포레스트 모형을 적용하여 3개 화기(4개 이벤트)의 연습탄을 분류한 결과이다. 전체 연습탄 1213개의 분류 결과, 소형화기로 1103개(90.9%), 대형화기로 110개(9.1%)로 나타나, 약 91%의 연습탄 소음이 소형화기의 특성과 보다 유사한 것으로 도출되었다. 이러한 결과는 대형화기 연습탄이 구경 기준이 아닌 탄종별 음향 특성 관점에서 소형화기와 더 가까운 특성을 가진다는 점을 시사한다. 따라서 복합

사격장에서 대형화기 연습탄이 사용되는 경우, 기존의 대형화기 평가 기준이 아닌 소형화기 평가 방식인 A 특성에 충격성 보정치 +12 dB을 적용하는 것이 합리적인 가능성을 보여준다.

#### 4. 결론

이 연구에서는 군사격장에서 발생하는 화기 소음의 분류 방법을 개선하기 위해 기계학습 기반 분류 모델을 학습하여 그 효용성을 검증하였다. 기존의 구경 중심 화기 분류 방식과 달리, 탄 종류에 따른 소음 특성 기반 분류 방식이 더욱 정확하고 실용적임을 확인하였다.

연구 과정에서 총 4303개의 음원 데이터를 활용하여 FFT 분석을 수행한 결과, 소형화기는 중주파수(250 Hz ~ 2000 Hz) 대역에서 음향 에너지가 크게 나타났으며, 대형화기는 저주파수(20 Hz ~ 250 Hz) 대역에서 탁월한 소음 특성을 보였다. 특히 대형화기 중 연습탄 사용 소음은 고폭탄 사용 소음과 상이한 주파수 특성을 가져, 대형화기 범주 내에서도 탄종별 특성이 서로 다름을 확인하였다. FFT 분석을 바탕으로 PCA 분석과 K-means 군집분석을 수행한 결과, 대체로 화기가 소형·대형 두 군집으로 분류되는 경향이 나타났으나, 일부화기는 반대 군집으로 분류되는 등 한계가 존재했으며, 1차원 주성분, 2차원 주성분 및 50 Hz, 500 Hz 고려한 2차원 주성분을 바탕으로 모든 분석 방식에서 대형화기 연습탄은 소형화기군에 더 가깝게 분류되었다. 이러한 비지도 학습 기반 방법만으로는 분류 정확도가 충분하지 않아, 보다 정교한 분류를 위해 랜덤 포레스트 기반 지도학습 모델을 도입하였다.

일부 화기종(L-4)의 공포탄 사격 시 연습탄 사격과 음향 특성이 동일한 대형화기 사격데이터 556개 데이터를 제외하고 총 3747개의 학습데이터를 사용한 랜덤 포레스트 분류 모델은 98.7%의 높은 정확도를 보이며 매우 우수한 성능을 나타냈다. 학습된 모델을 활용해 연습탄 1213개를 재분류한 결과, 90.9% (1103개)가 소형화기 특성을 가진 것으로 예측되었고, 이는 앞선 분석 결과와 함께 대형화기 연습탄이 음향적 측면에서 소형화기와 유사한 특성을 갖는다는 점을 재확인하였다. 이러한 결과는 복합사격장에서의 대형화기 연습탄을 사용하는 경우, 기존의 대형화기

평가 방식이 아닌, A 특성에 충격성 보정치 +12 dB을 적용하는 소형화기 평가 방식이 보다 합리적임을 보여 준다. 다만, 향후 연구에서 복합사격장의 연습탄과 실탄(고폭탄 등)의 실제 사용 비율 및 운용 특성을 고려한 영향범위 차이 검증 등의 보완적 분석이 필요하다.

결론적으로 이 연구에서 개발한 기계학습 기반 화기 분류 모델은 기존의 구경 중심 분류 체계가 갖는 한계를 극복하고, 탄 종류에 따른 실제 음향 특성을 반영한 보다 과학적이고 정확한 분류 체계를 제시하였다. 이는 군사격장 소음 분석 및 소음영향도 평가의 객관성을 강화하며, 향후 복합사격장에서의 소음 평가 기준 개선에 실질적인 기여를 할 수 있다는 점에서 중요한 의의를 가진다.

## 후 기

이 연구는 2025년 8월 서울시립대학교 대학원 환경공학과 전형준의 공학박사학위논문 ‘기계학습 분류 모델 기반 군사격장 소형·대형화기별 소음 평가 방법 연구’ 결과의 일부임.

## References

(1) Ministry of National Defense, 2021, Research for the Preparation and Management of Noise Impact Maps for Military Shooting Ranges, Ministry of National Defense, Seoul, Korea.

(2) Vos, J., 2001, On the Annoyance Caused by Impulse Sounds Produced by Small, Medium-large, and Large Firearms, The Journal of the Acoustical Society of America, Vol. 109, No. 1, pp. 244~253.

(3) Park, M.-Y., Shim, C.-B. and Hong, J., 2016, A Experimental Comparison Analysis for the Characteristics of Impulse Noise Caused by Shooting of Small Arms, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 26, No. 5, pp. 578~583.

(4) Ministry of National Defense, 2010, A Study on the Noise Evaluation Units for Military Airfields and Shooting Ranges, Seoul National University, Acoustics

and Vibration Laboratory, Seoul, Korea.

(5) NEDRC, 2017, Research on the Establishment of Noise and Vibration Assessment and Compensation Standards for Military Shooting Ranges, Korea Environmental Damage Prevention Association, Seoul, Korea.

(6) Kang, K. J., An, S. T., Choi, E. J. and Hong, S. K., 2009, Research Trends on Impact Noise Generated During Gunfire, Journal of KSNVE, Vol. 19, No. 2, pp. 4~8.

(7) Kryter, K. D., 1994, The Handbook of Hearing and the Effects of Noise: Physiology, Psychology, and Public Health, Academic Press, CA, United States.

(8) ISO, 2016, Acoustics—Description, Measurement and Assessment of Environmental Noise—Part 1: Basic Quantities and Assessment Procedures, International Organization for Standardization, ISO 1996-1:2016, Geneva, Switzerland.

(9) Pearson, K., 1901, On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space, The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, Vol. 2, No. 11, pp. 559~572.

(10) Hotelling, H., 1933, Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components, Journal of Educational Psychology, Vol. 24, No. 6, pp. 417~441.

(11) Newsom, J., 2025, Principal Components Analysis, Department of Psychology, Portland State University, OR, United States.

(12) MacQueen, J. B., 1967, Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol. 1, pp. 281~297, University of California Press, CA, United States.

(13) Hartigan, J. A. and Wong, M. A., 1979, Algorithm AS 136: A K-means Clustering Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society, Series C of Applied Statistics, Vol. 28, No. 1, pp.100~108.

(14) Breiman, L., 2001, Random Forests, Machine Learning, Vol. 45, No. 1, pp. 5~32.

(15) Kuhn, M. and Kjell, J., 2013, Applied Predictive Modeling, Springer, NY, United States.