

층간소음의 정확한 진원지 식별을 위한 SVM 기반의 진원지 인지 시스템

고재현*¹, 김능회*², 이석훈*³, 정동원*⁴

Floor Noise Epicenter Recognition System for Exact Epicenter Identification of Floor Noise based on SVM

Jaehyeon Ko*¹, Neunghoe Kim*², Sukhoon Lee*³, and Dongwon Jeong*⁴

이 연구는 2019년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(NRF-2019R111A3A01060826)

요 약

본 논문에서는 층간소음 데이터를 수집하여 학습 데이터를 생성하고 SVM 모델을 통해 진원지를 식별하는 시스템을 제안한다. 도시화로 인해 공동주택 비율이 증가하며 층간소음의 발생량이 증가하고 있다. 또한, 층간소음은 진원지를 정확히 파악하지 못해 2차 갈등이 발생한다. 이 문제를 해결하고자 다양한 연구가 진행되어 왔다. 하지만 다양한 상황을 고려하지 않아 낮은 진원지 인지율을 보였다. 따라서 본 논문에서는 진원지 인지율을 향상시키기 위해 SVM 기반의 진원지 인지 시스템을 제안한다. 제안 시스템의 유효성을 보이기 위해 시스템에 따른 소음 유형별 정확도를 비교하였다. 실험에서, 제안 시스템은 기존 시스템인 비학습 시스템보다 진원지 인지 정확도가 약 16% 우수한 성능을 보였다.

Abstract

This paper proposes the system to create learning data by collecting floor noise data and to categorize the epicenter of the floor noise utilizing the SVM model. Increase in multi-unit complexes due to the urbanization causes higher frequency of floor noise occurrence. Also, floor noise cannot accurately grasp the epicenter, which causes secondary conflict. Various studies have been conducted to solve this problem. However, the recognition rate of the epicenter was low because various situations were not taken into account. Therefore, this paper proposes the SVM based recognition system in order to improve the epicenter identification rate. To show the availability of the proposed system, The accuracy of each type of noise was compared according to the system. In the experiment, proposed system performed about 16% better in accuracy of epicenter recognition than existing non-learning system.

Keywords

floor noise, epicenter, IoT, SVM, data collection

* 군산대학교 소프트웨어학과(*^{2,4} 교신저자)
- ORCID¹: <https://orcid.org/0000-0002-3612-510X>
- ORCID²: <https://orcid.org/0000-0002-1985-3041>
- ORCID³: <https://orcid.org/0000-0002-3390-5602>
- ORCID⁴: <https://orcid.org/0000-0001-9881-5336>

· Received: Oct. 21, 2021, Revised: Nov. 12, 2021, Accepted: Nov. 15, 2021
· Corresponding Authors: Neunghoe Kim and Dongwon Jeong
Dept. of Software Science & Engineering, Kunsan National University,
558, Deahak-ro, Gunsan, Jeollabuk-do, Korea,
Tel.: +82-63-469-8911, Email: {nunghoi, djeong}@kunsan.ac.kr

I. 서 론

과거에서부터 우리나라는 도시화가 진행되고 있다. 제한된 공간에 많은 인구를 수용하고자 공동주택이 등장하며 현재에는 우리나라의 대표적 주거공간은 공동주택이 되었다[1]. 하지만, 공동주택 생활의 비중이 증가하면서 많은 문제점이 발생하였다. 대표적으로 발생하는 문제는 층간소음이다. 층간소음은 공동주택의 인접한 세대에서 다양한 요인으로 인해 발생하는 생활소음이다. 현재 우리나라는 공동주택 생활의 비중이 점차 증가하면서 매년 층간소음의 민원 수가 증가하는 추세이다[2]. 또한, 코로나 19 확산으로 인해 집에서 생활하는 시간이 늘어나면서 더욱 심각한 상황이다. 공동주택 구성원 간의 층간소음 문제가 해결되지 않으면 폭행, 살인 및 방화 등 심각한 문제를 유발시킬 수 있고, 건강에도 부정적인 영향을 주는 문제점을 가지고 있다[3]-[5]. 층간소음의 또 다른 문제점은 공동주택에서 발생하는 층간소음의 진원지를 정확하게 파악하지 못한다는 점이다. 층간소음은 직접충격과 공기전달로 이루어지기 때문에 정확한 진원지를 파악하기가 어렵다. 이로 인해 층간소음 진원지를 파악하지 못해 공동주택 구성원 간의 오해를 불러일으켜 2차 갈등이 발생할 수 있다[6].

정부에서는 층간소음을 해결하고자 법적 기준을 정의하였다. 하지만, 실제 일어나는 층간소음의 경우 법적 기준과 구성원이 느끼는 소음 체감은 차이가 있다[7]. 또한, 환경부에서 운영하는 층간소음 이웃사이센터는 절차가 복잡하고, 층간소음 문제 해결 과정의 시간이 오래 걸린다는 문제점이 있다. 따라서 개인이 손쉽게 층간소음을 측정하고 객관적인 데이터를 확보할 수 있는 연구가 필요하다.

이와 같은 문제를 해결하고자 기존에 다양한 연구가 진행되었다[8]-[10]. [8]-[10]에서 제안하는 시스템은 개인이 층간소음을 측정하고 데이터 확보가 가능하다. 하지만 층간소음 진원지를 파악하지 못해 공동주택 구성원 간의 갈등을 더욱 심화시킬 수 있다. 층간소음의 진원지를 파악하기 위해서는 데이터를 수집하고 수집 데이터를 바탕으로 정확한 진원지를 식별하는 연구가 필요하다.

기존에 층간소음 진원지를 식별하기 위한 연구가

진행되어왔다[11]-[13]. 그러나 [11]-[13]에서는 층간소음 측정 시, 다양한 상황을 고려하지 못해 정확한 진원지를 식별할 수 없는 문제점이 있다. 따라서 정확한 진원지를 식별하기 위해 다양한 상황을 고려한 층간소음 실험을 통해 데이터를 획득하여 진원지를 식별하는 연구가 필요하다.

본 논문에서는 기존 연구의 문제점을 해결하고자 층간소음 수집기를 구현하여 층간소음 실험 시나리오를 통해 획득한 데이터를 가지고 SVM(Support Vector Machine) 모델을 사용하는 층간소음 진원지 인지 시스템을 제안한다[14]. 제안 시스템을 사용하기 위해 Arduino와 층간소음 측정에 필요한 센서들을 사용하여 데이터 수집기를 구현한다. 층간소음 다양한 데이터를 획득하기 위해 실험 시나리오를 정의한다. 실험 시나리오를 정의한 후, 실험 시나리오를 바탕으로 학습 데이터를 생성하여 SVM 모델을 통해 층간소음 진원지를 식별한다. 식별된 진원지는 사용자가 인지할 수 있게끔 시각화한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장은 관련 연구를 소개하고 기존 연구의 문제점을 기술한다. 제3장은 본 논문에서 제안하는 시스템의 구조를 기술하고, 전체적인 프로세스와 시스템에서 사용되는 SVM에 대해 자세히 기술한다. 제4장에서는 실험에 대한 환경 및 방법과 결과를 기술한다. 마지막으로, 제5장에서는 결론을 기술한다.

II. 관련 연구

이 장에서는 제안 시스템에서 층간소음 문제를 해결하기 위해 진행되어온 기존 연구의 문제점을 분석한다.

2.1 층간소음 모니터링

[8]은 Arduino와 Raspberry Pi를 활용하여 층간소음을 모니터링하는 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 공기전달소음과 직접충격소음을 측정하여 층간소음의 발생 여부를 판단하고 사용자에게 제공하는 시스템이다. 하지만 층간소음 발생 여부만을 판단하여 제공하기 때문에 층간소음의 진원지를 식별하기에는 한계가 있다.

[9]는 층간소음 수집기를 통해 얻은 소음 데이터를 법적 기준을 위반하면 공동주택 내의 주민센터 서버에 전송하여 세대에 배치된 월 패드에 주의표시 및 음성 안내를 해주는 층간소음 모니터링 방법을 제안하였다. 하지만 윗세대를 기준으로 층간소음을 측정하기 때문에 정확한 진원지를 식별할 수 없는 문제가 있다.

[10]은 아두이노를 기반으로 소음을 측정하여 기준 값 이상이 측정되었을 때, 공동주택 구성원에게 앱을 통해 알림을 주는 관리 시스템을 설계하였다. 하지만 단순히 소음을 측정하여 층간소음을 판단하기 때문에 층간소음 진원지 식별 시 신뢰성이 떨어지는 한계점이 존재한다.

2.2 층간소음 진원지 식별

[11]은 Arduino와 다중센서를 활용하여 층간소음을 측정하고 층간소음 관리자의 서버에 측정된 데이터를 전송하는 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 층간소음이 아닌 다른 소음이 발생하였을 때의 데이터도 전송하기 때문에 정확한 진원지를 판단하기에는 어려움이 있다.

[12]는 스마트폰에 내장된 센서를 활용하여 데이터를 수집하고 스마트폰에서 측정된 데이터를 기준으로 거리를 계산하여 소음원의 위치를 추정하는 시스템을 제안하였다. [12]에서 제안하는 시스템은 윗세대가 아닌 인접 세대에서 소음이 발생한다면 소음원의 정확한 위치를 찾기 힘든 한계점을 지닌다.

[13]은 층간소음 측정부에서 데이터를 수집하고 서버에 전송하여 고체음 전파 감쇠식을 통해 층간소음 피해 세대와 가해 세대를 예측하는 시스템을 제안하였다. 제안하는 시스템은 법적 기준 이상이 측정되면 피해 세대, 기준에 약 10% 부족한 경우 피해 가능 세대로 식별하여 진원지를 예측한다. 하지만 진원지 식별 시 공동주택 모든 세대의 상황을 인지해야 하는 한계점이 있다.

본 논문에서는 기존 연구의 한계점을 해결하기 위해 층간소음 수집기를 구현하여 측정세대와 인접하는 세대에서 상황 실험을 통해 층간소음 데이터를 수집한다. 수집한 데이터는 학습을 위한 데이터로 사용되어 SVM 모델을 통해 진원지를 식별한다.

III. 층간소음 진원지 인지 시스템 설계

이 장에서는 제안 시스템에 사용되는 SVM과 제안하는 시스템의 구조를 기술하고, 전체적인 프로세스 중 크게 학습 데이터 수집, 층간소음 진원지 식별 및 시각화를 기술한다.

3.1 SVM

이 절에서는 제안 시스템에 사용되는 SVM에 관해 설명하고, 장점을 기술한다.

본 논문에서 제안하는 시스템은 층간소음 진원지를 파악하기 위해 지도학습을 사용한다. 지도학습 알고리즘에는 SVM, KNN(K-nearest neighbors), Naive Bayes Classifier 등 다양한 알고리즘이 존재한다.

SVM은 주어진 데이터를 바탕으로 집합이 생성되고 새로운 데이터가 어느 집합에 속할지 판단하는 지도학습 기법이다. 또한, 분류나 회귀에 사용 가능하며 주로 분류에서 사용되는 모델이다. SVM 모델에서 주어진 데이터를 바탕으로 새로운 데이터를 분류하기 위한 경계는 선과 평면으로 나누어진다. 데이터의 속성이 2개만 있다면 분류하는 경계는 간단한 선의 형태를 가지게 된다. 하지만 3개 이상의 속성을 가진다면 이 모델은 선이 아닌 평면으로 결정 경계를 가지게 된다. SVM은 데이터의 양이 많을수록 속도가 느리다는 문제점을 지닌다. 하지만 고차원에서 효과적인 모델이며 사용하기 쉬운 장점이 있어 다양한 분야에서 분류를 위해 많이 적용되고 있다[15]-[18]. SVM은 하이퍼파라미터를 조정하며 최적의 성능을 구할 수 있고, 학습 데이터가 적을 때도 적용할 수 있다. 또한, 오류 데이터에 대한 영향이 없으며 과적합의 경우가 적다. 이러한 장점들을 보았을 때, 본 논문에서는 층간소음 진원지를 분류하기에 최적의 알고리즘인 SVM을 사용한다.

3.2 제안 시스템 구조

그림 1은 본 논문에서 제안하는 층간소음 진원지 인지 시스템의 구조이다. 제안 시스템은 데이터 수집기와 서버, 클라이언트 3가지로 구성된다. 수집기는 데이터 측정 모듈과 통신 모듈로 구성된다.

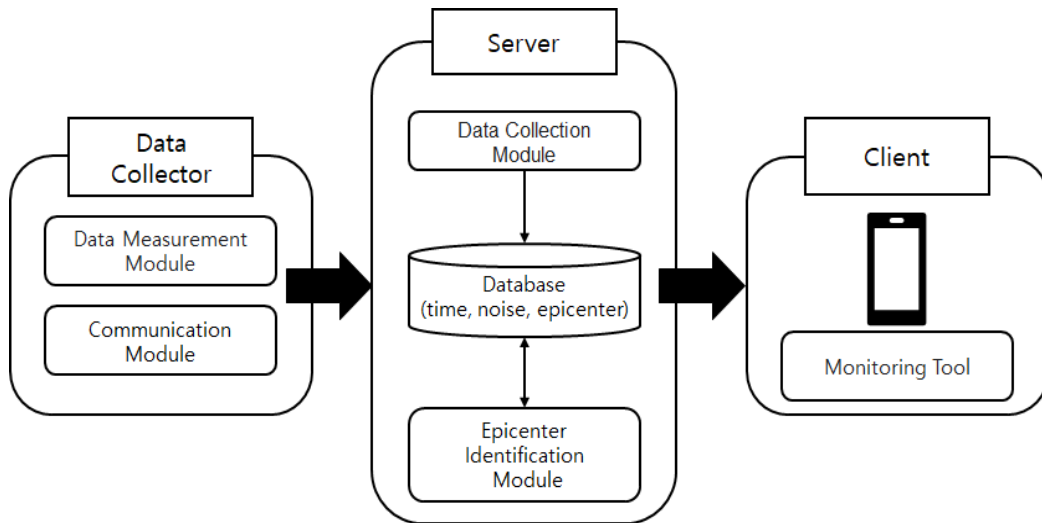


그림 1. 제안 시스템 구조
Fig. 1. Proposed system architecture

수집기의 데이터 측정 모듈은 데시벨과 진동의 세기를 측정한다. 통신 모듈은 측정된 데이터를 서버에 전송하기 위해 사용된다. 서버는 데이터 수집 모듈, DB, 진원지 식별 모델로 구성된다. 데이터 수집 모듈은 통신 모듈을 통해 전송된 데이터를 DB에 저장한다. 진원지 식별 모듈은 DB에 저장된 데이터를 추출하여 정제를 거쳐 학습 데이터를 생성한다. 데이터 생성 완료 후, 학습 데이터를 바탕으로 진원지를 식별한다. 수집되는 데이터와 식별된 진원지를 모니터링 툴을 통해 사용자에게 제공한다.

3.3 전체적인 프로세스

이 절에서는 제안 시스템의 프로세스를 설명하고, 주요 프로세스에 대해 자세히 기술한다. 그림 2는 제안 시스템의 전체적인 프로세스이다.

먼저, 진원지를 식별하기 위해 층간소음 데이터를 수집한다. 수집되어 DB에 저장된 데이터는 추출하여 데이터 정제 및 진원지 라벨링을 거쳐 학습에 필요한 데이터를 생성한다. 데이터 생성 완료 후, 새로 수집되어 저장되는 데이터를 생성된 학습용 데이터를 바탕으로 이루어진 SVM 모델을 통해 진원지를 식별하여 진원지 테이블에 저장한다. 마지막으로 DB에 저장된 층간소음 데이터와 식별된 진원지 정보를 제공한다.

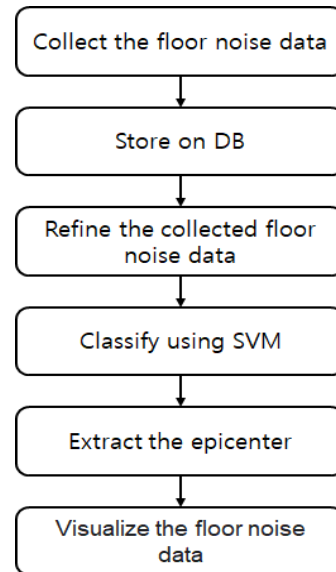


그림 2. 전체적인 프로세스
Fig. 2. Overall process

제안하는 시스템의 프로세스 중 주요 프로세스에 해당하는 학습 데이터 수집, 층간소음 진원지 식별, 시각화로 나누어 상세하게 기술한다.

3.3.1 학습 데이터 수집

이 절에서는 제안하는 시스템의 프로세스 중 학습 데이터 수집 프로세스를 기술한다. 측정 영역에서 구현한 층간소음 수집기를 통해 소리 데시벨 데이터를 측정하여 데이터를 수집한다. 서버 영역으로

전송하기 위해 와이파이를 연결하고 통신 모듈을 통해 아파치 웹서버에 전송한다. 전송된 데이터는 서버 영역의 DB와 연결하여 저장한다. 저장된 데이터는 편의성을 위해 한 테이블에 병합한다. DB에 저장된 데이터는 학습 데이터로 사용하기 위해 CSV 파일로 변환하여 추출한다. 추출한 CSV 파일에 라벨값을 추가하여 학습 데이터를 생성한다.

표 1은 다수의 수집기를 기반으로 저장되는 데이터 수집 스키마를 보인다. time 속성은 층간소음의 발생 시각을 나타내고 a_sound, b_sound, c_sound, d_sound, e_sound는 각 구역의 수집기에 측정되는 데시벨 데이터를 나타낸다. 또한, a_vibration, b_vibration, c_vibration, d_vibration, e_vibration은 각 구역의 수집기에 측정되는 진동 세기 데이터를 나타낸다. 마지막으로, 진원지(epicenter)는 수집된 데이터에 대한 라벨값을 나타낸다. 그림 3은 수집 스키마를 바탕으로 실제 수집된 예시 데이터이다.

표 1. 학습 데이터 스키마
Table 1. Schema of learning data

Column	Definition
Time	Time of occurrence
a_sound	Sound of a collector
a_vibration	Vibration of a collector
b_sound	Sound of b collector
b_vibration	Vibration of b collector
c_sound	Sound of c collector
c_vibration	Vibration of c collector
d_sound	Sound of d collector
d_vibration	Vibration of d collector
epicenter	Label of learning data

time	a_sound	a_vibration	b_sound	b_vibration	c_sound	c_vibration	d_sound	d_vibration	epicenter
2021-10-04 17:37:15	35.64	0	51.81	0	36.62	0	52.73	1	
2021-10-04 17:37:16	34.42	0	32.77	0	37.35	0	47.36	1	
2021-10-04 17:37:17	33.69	0	43.03	0	36.38	0	33.45	0	
2021-10-04 17:37:18	33.45	0	31.06	0	35.89	0	30.76	0	
2021-10-04 17:37:19	32.47	0	30.82	0	36.87	0	31.01	0	
2021-10-04 17:37:20	33.2	0	31.31	0	36.13	0	31.74	0	
2021-10-04 17:37:21	51.51	0	51.57	0	36.13	0	50.78	0	
2021-10-04 17:37:22	35.64	0	32.04	0	40.04	0	35.89	3	
2021-10-04 17:37:23	35.89	0	33.26	0	51.51	0	31.98	0	
2021-10-04 17:37:24	35.16	0	32.77	0	52.73	0	33.94	5	
2021-10-04 17:37:25	35.4	0	32.77	0	52	0	31.74	0	

그림 3. 수집 데이터 예시
Fig. 3. Example of collected data

3.3.2 층간소음 진원지 식별

이 절에서는 학습 데이터를 생성하고, 학습 데이터를 기반으로 층간소음의 진원지를 식별하는 방안을 기술한다. 층간소음 진원지를 식별하는 방법은 학습 데이터 수집 프로세스와 유사하다. 먼저, 층간소음 데이터를 수집하여 DB에 저장하고 층간소음 진원지 식별 모듈과 연결한다. 연결 후, 최근 데이터를 불러와 생성된 CSV 파일을 가지고 SVM 모델을 사용하여 학습시켜 진원지를 식별한다. 식별된 진원지 데이터는 연결된 DB에 진원지 데이터와 발생 시각을 저장한다.

표 2는 생성된 학습 데이터를 바탕으로 식별된 층간소음 진원지의 스키마를 보인다. time은 층간소음의 발생 시각을 나타내고 epicenter는 식별된 층간소음 진원지를 나타낸다. 그림 4는 식별된 진원지가 저장된 예시 데이터이다.

표 2. 식별된 진원지의 스키마
Table 2. Schema of identified epicenter

Column	Definition
Time	Time of occurrence
Epicenter	Classified epicenter

time	epicenter
2021-10-05 13:06:46	202
2021-10-05 13:06:47	202
2021-10-05 13:06:48	202
2021-10-05 13:06:50	202
2021-10-05 13:06:51	202
2021-10-05 13:06:52	202

그림 4. 진원지 데이터 예시
Fig. 4. Example of epicenter data

3.3.3 시각화

층간소음 진원지 식별 모듈을 통해 식별된 진원지는 DB에 저장된다. DB에 저장된 진원지 정보는 사용자에게 제공한다. DB에 저장되어있는 식별된 진원지 정보와 층간소음 데이터를 사용자에게 시각화함으로써 사용자가 층간소음의 정보를 확인할 수 있게끔 한다. 그림 5는 층간소음 정보를 시각화한 것이다.

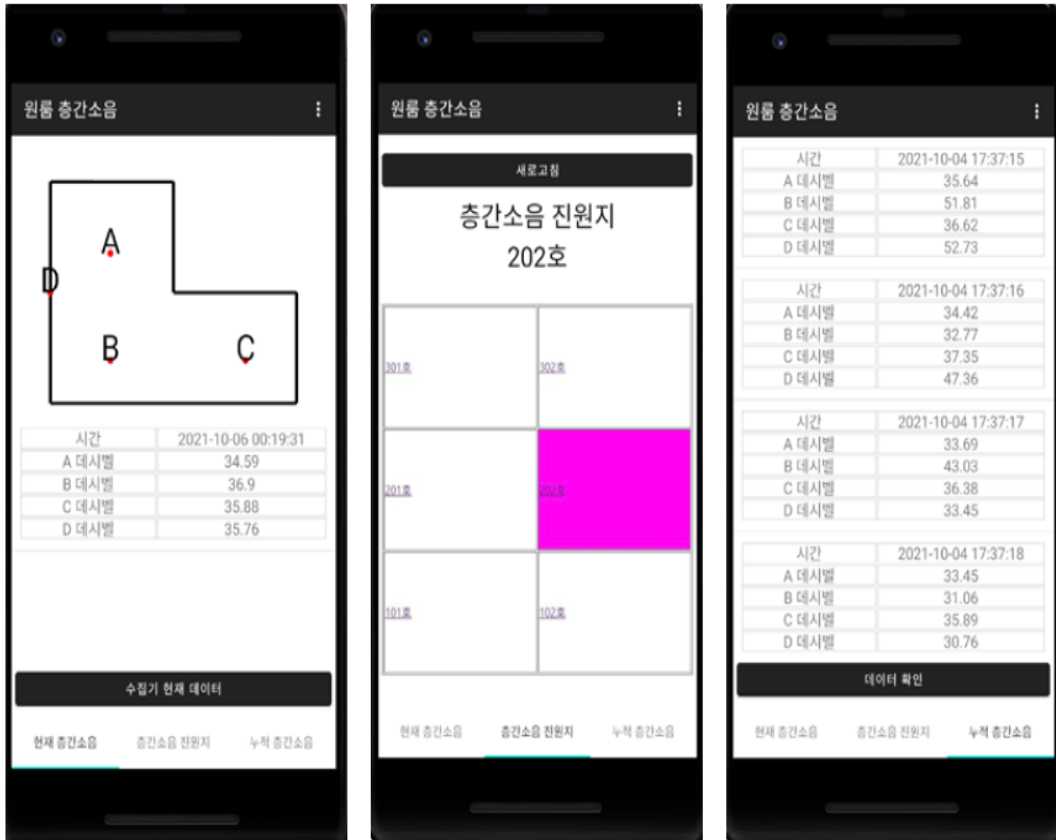


그림 5. 층간소음 정보 시각화
Fig. 5. Visualization of floor noise information

구현된 앱은 실시간 소음 데시벨 정보, 층간소음 진원지 정보, 누적 데이터 확인으로 3개의 탭으로 구성되어 있다. 실시간 소음 데시벨 정보 탭은 실시간으로 다수의 수집기에 측정되는 데시벨 데이터를 확인할 수 있다. 층간소음 진원지 정보 탭은 소음이 발생할 때 확인하여 현재 진원지가 어딘지 확인할 수 있다. 마지막으로 누적 데이터 확인 탭은 이전에 발생한 데이터들을 발생 시각과 함께 데시벨 정보를 확인할 수 있다.

IV. 실험 및 평가

이 장에서는 본 논문에서 기술한 내용을 바탕으로 진행된 실험 환경 및 방법을 기술하고 실험을 통해 얻은 결과를 기술한다.

4.1 실험 환경

4.1.1 층간소음 수집기 구성

표 3은 데이터를 수집하는 층간소음 수집기의 구성이다. 층간소음 수집기는 Arduino UNO를 바탕으로 구성되어 있다. 데이터 측정 모듈에 해당하는 센서는 데시벨을 측정하는 사운드 레벨 미터 모듈 (Gravity: Analog sound level meter)을 사용한다. 또한, 진동 세기를 측정하기 위해 피에조 디스크 진동 센서(Disk piezo vibration sensor V2)를 사용한다. 마지막으로 통신 모듈에 해당하는 서버에 데이터를 전송하는 데 필요한 와이파이 센서를 사용한다.

표 3. 층간소음 수집기 구성
Table 3. Specification of floor noise collector

Classification	Spec
Platform	Arduino UNO
Data measurement module	Gravity: Analog sound level meter Disk Piezo vibration sensor V2
Communication module	ESP 8266

4.1.2 층간소음 실험 시나리오

지도학습을 통해 층간소음의 진원지를 식별하기 위해서는 다양한 학습 데이터가 필요하다. 학습 데이터를 획득하기 위한 다양한 상황을 고려한 실험 시나리오를 정의한다.

본 논문에서는 1인 가구들이 많이 주거하고 방음과 소음의 만족도가 낮은 주거 형태인 원룸에서 실험한다[18]. 또한, 층간소음 이웃사이센터 현장진단 서비스와 같이 소음진동관리법에서 정하는 규제기준 중 동일건물 내 사업장 소음을 소음측정방법에 따라 층간소음 측정 시 외부소음의 영향을 배제하기 위하여 창문과 문을 닫고 조용한 상태에서 실험을 진행한다. 학습에 사용되는 층간소음 데이터를 얻기 위해 정의한 실험 시나리오에서 고려한 요인은 층간소음 수집기의 위치와 소음의 종류이다. 먼저, 수집기의 위치는 원룸의 면적을 고려하여 부엌과 화장실을 제외한 생활공간에 구역을 나누어 천장 및 옆 세대와 마주하는 벽에 설치한다. 그림 6은 원룸의 구조와 수집기의 위치를 나타낸다.

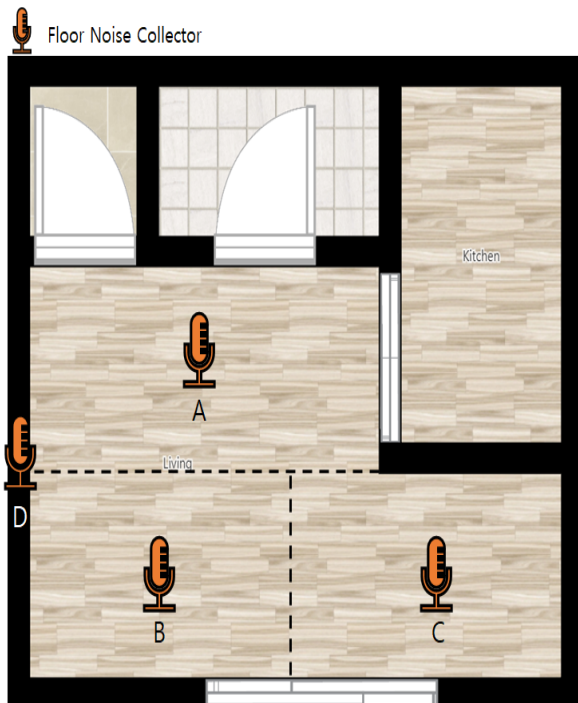


그림 6. 층간소음 수집기 위치
Fig. 6. Locations of floor noise collector

다음은 소음의 종류이다. 소음의 종류는 층간소음 이웃사이센터에서 접수된 민원유형에 따라 직접 충격소음의 상위권에 해당하는 발걸음 소리와 망치질로 선정하였다. 또한, 공기전달소음의 상위권에 해당하는 악기와 대화 중 원룸의 특성상 많이 발생한다고 생각되는 대화를 선정하였다. 선정한 소음 유형을 인접 세대에서 여러 강도로 발생시켜 다양한 데이터를 수집한다.

다음 표 4는 층간소음 이웃사이센터에서 제공하는 민원유형을 보여준다.

표 4. 층간소음 이웃사이센터 민원유형
Table 4. Floor noise neighbors center complaint types

Type	Number of cases	Ratio(%)
Sound of children running or footsteps	35,213	68.7
Hammering	2,145	4.2
Furniture(dragging or shooting)	1,806	3.5
Door opening	998	1.9
Vibration(machine vibration)	913	1.8
Fitness equipment(treadmill, golf putting, etc.)	394	0.8
Home appliances(TV, vacuum cleaner, washing machine)	1,616	3.2
Instrument(piano, etc.)	840	1.6
Conversation(quarrel, etc.)	268	0.5
Kitchen cooking	164	0.3
Etc(Cause unknown and not listed)	6,933	13.5
Total	51,290	100.0

4.2 실험 결과

4.2.1 데이터 양에 따른 분류 성능 평가

이 절에서는 학습 데이터 양에 따른 소음 유형별 재현율, 정밀도, F1 score를 계산하여 분류 성능을 평가하고 제안 시스템의 최적 데이터 양을 선정한다.

학습 데이터 양에 따른 F1 score의 값을 계산하고자 정의한 실험 시나리오를 바탕으로 소음 유형

별 50, 100, 200, 300, 500개의 학습 데이터를 각 소음세대에서 발생시켜 학습 데이터를 생성한다. 총 150, 300, 600, 900, 1500개의 학습 데이터 양으로 실험을 진행한다.

실험에 필요한 데이터 양을 선정하기 위해 평가할 항목은 F1 score이다. F1 score를 계산하기에 앞서 재현율과 정밀도를 구한다. 먼저, 재현율과 정밀도를 구하는 식은 식 (1)과 식 (2)와 같다. 식 (1)의 TP(True Positive)는 제안 시스템이 정답을 예측한 수이고 FN(False Negative)은 제안 시스템이 오답을 예측한 수이다. 식 (2)의 FP(False Positive)는 제안 시스템이 오답을 정답으로 예측한 수이다. 따라서 재현율은 실제 정답 중 제안 시스템이 정답 진원지로 예측한 진원지 수로 계산한다. 또한, 정밀도는 정답으로 예측한 진원지 수 중 정답 진원지의 비율을 계산한다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

그림 7과 그림 8은 데이터 양에 따른 소음 유형별 재현율과 정밀도 측정 결과이다.

마지막으로, 재현율과 정밀도를 계산한 결과를 바탕으로 F1 score를 구하여 데이터 양에 따른 분류 성능을 평가한다. F1 score를 구하는 식은 다음 식 (3)과 같다.

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

그림 9는 소음 유형별 데이터 양에 따른 소음 유형별 F1 score를 구한 결과이다. 분류 성능 평가를 진행한 결과는 발걸음 소리, 망치질 같은 경우, 데이터 양이 많아질수록 높은 성능을 보였고, 대화는 데이터가 많아질수록 낮은 성능을 보였다. 이는 학습 데이터 생성 시, 대화 소리의 측정값과 조용했을 때의 측정값이 차이가 나지 않아 데이터 양이 많아질수록 오분류하는 경우가 높아지기 때문이다.

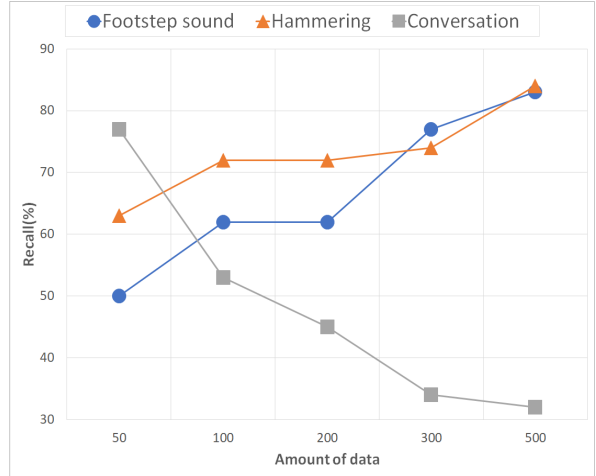


그림 7. 소음 유형별 재현율 결과 비교

Fig. 7. Comparison of recall results by noise types

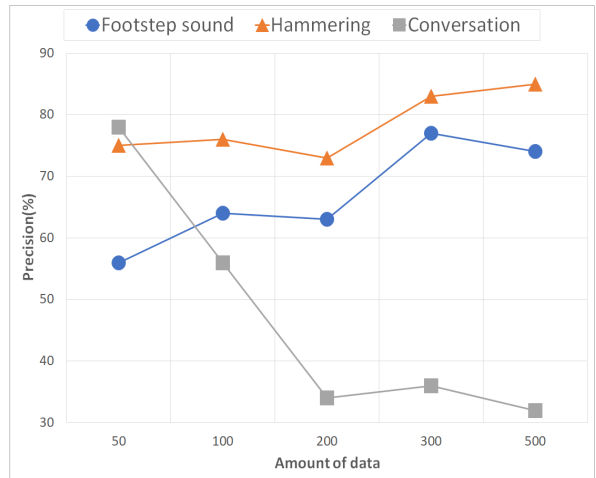


그림 8. 소음 유형별 정밀도 결과 비교

Fig. 8. Comparison of precision results by noise types

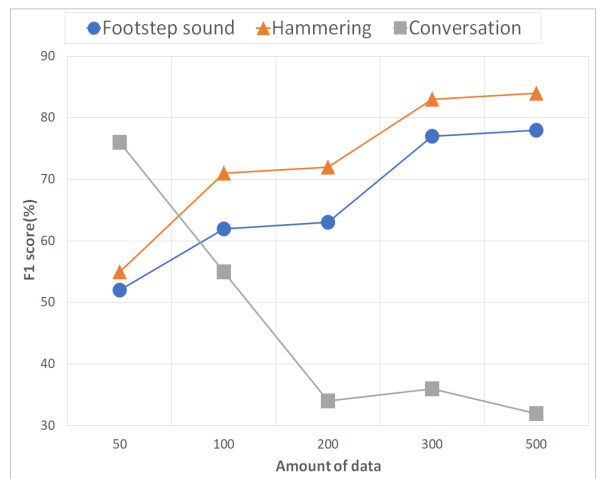


그림 9. 소음 유형별 F1 score 결과 비교

Fig. 9. Comparison of F1 score results by noise types

실험 결과를 바탕으로 발걸음 소리 500개, 망치질 500개, 대화 소리 50개가 최적의 학습 데이터 양인 것을 볼 수 있다. 최적의 데이터 양으로 시스템별 소음 유형에 따른 정확도 평가를 진행하여 제안 시스템의 유효성을 보이고자 한다.

4.2.2 시스템별 정확도 평가

이 절에서는 소음 유형별 데이터 양에 따른 분류 성능 평가를 진행한 결과에서 선정된 최적의 데이터 양으로 시스템별 정확도를 비교 평가한다.

평가를 위해 실험에서 사용되는 시스템은 기존의 비학습 시스템과 사람이 인지한 결과, 그리고 본 논문에서 제안하는 시스템이다. 실험은 소음 유형별 및 소음세대별 무작위 3번씩 진행을 하여 총 27번의 실험을 진행하였다.

이 실험의 평가 항목은 정확도이다. 정확도를 구하는 식은 (4)와 같다. FN(False Negative)은 오답을 정답으로 예측한 수이고, TN(True Negative)은 정답을 오답으로 예측한 수이다. 따라서 정확도는 총 27번의 실험 중 정답 진원지로 예측한 수를 비교한다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (4)$$

그림 10은 소음 유형별 시스템의 정확도 평가 결

과이다. 평가 인원의 정확도는 3명의 평균값으로 계산하였다. 실험 결과, 제안 시스템의 경우 대화 소리를 제외한 소음 유형에서 우수한 성능을 보였다. 대화 소리의 경우 조용했을 때와 데이터 측정값이 차이가 나지 않아 진원지 식별 시 낮은 성능을 보였다. 이 문제는 건축 요소 및 센서의 종류에 따라 성능에 차이가 있을 것으로 예상된다.

V. 결 론

본 논문에서는 SVM 모델을 통해 진원지를 식별하여 사용자에게 진원지를 인지하는 시스템을 제안하였다. 이를 위해 층간소음 수집기를 구현하여 학습 데이터를 수집하였다. 이후 CSV 파일을 추출하여 라벨링을 통해 진원지에 대한 정보를 정의하고 학습을 위한 데이터를 생성한다. 생성된 데이터를 바탕으로 SVM 모델을 활용하여 실시간으로 측정되는 데시벨 데이터에 대한 진원지를 식별하였다.

제안 시스템을 평가하고자 다양한 상황 실험을 통해 학습 데이터 양에 따른 소음 유형별 분류 성능을 평가하였다. 실험 결과, 대화 소리는 50개, 발걸음 소리, 망치질 소리는 500개에서 높은 성능을 보였다. 실험 결과를 바탕으로 학습 데이터 양을 선정하여 시스템에 따른 소음 유형별 정확도를 비교 평가하였다. 실험 결과, 대화 소리를 제외한 소음 유형에서 우수한 성능을 보였다.

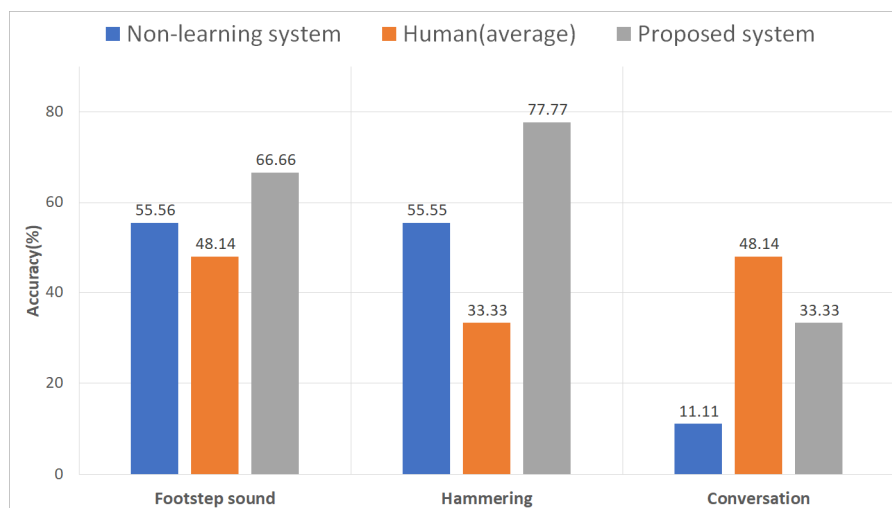


그림 10. 소음 유형별 시스템 정확도 결과 비교

Fig. 10. Comparison of system accuracy results by noise types

기존의 비학습 시스템은 주택의 구조와 건축재료와 같은 건축 요소마다 다른 데이터가 측정되어 진원지 식별 시 정확하지 않은 결과가 도출될 수 있다. 제안 시스템은 기존에 수집한 데이터를 학습하여 정의된 진원지를 식별하기 때문에 기존 시스템보다 유효한 시스템으로 기대된다. 또한, 층간소음의 다양한 진원지를 식별할 수 있어 공동주택 구성원 간의 오해를 줄여 2차 갈등의 피해를 감소시킬 수 있다.

향후에는 제안 시스템의 정확도를 높이기 위해 수집기 위치에 관한 연구가 필요하고, 기존에 실험한 소음 유형이 아닌 다른 소음에 대해 실험을 진행하여 더욱 다양한 데이터에서의 진원지를 예측하는 실험이 필요하다. 또한, 대화 소리에 해당하는 공기전달소음을 측정하지 못하는 문제의 해결도 필요하다.

Acknowledgement

2021년도 한국정보기술학회 하계종합학술대회에서 발표한 논문(층간소음 진원지 인지를 위한 프로토타입 구현)을 확장한 것임

References

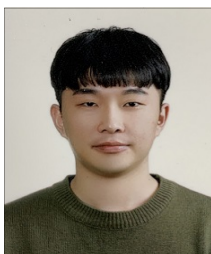
- [1] C. H. Cho, "A Study on the Dispute Resolution Direction of Neighbor-related Noise in Apartment Housing -Focus on UK Case", The Law Research Institute of Hongik Univ., Vol. 21, No. 2, pp. 377-420, 2020.
- [2] J. Seo and J. K. Kim, "Current Status of Multi-Unit Complexes and Floor Noise Issue", The Rubber Society of Korea, Vol. 17, No. 1/2, pp. 34-50, Jun. 2016.
- [3] <https://news.kbs.co.kr/news/view.do?ncd=5283845&ref=A>. [accessed: Sep. 23, 2021]
- [4] M. Basner, W. Babisch, A. Davis, M. Brink, C. Clark, S. Janssen, and S. Stansfeld, "Auditory and non-auditory effects of noise on health", The lancet, Vol. 383, No. 9925, pp. 1325-1332, Nov. 2014. [https://dx.doi.org/10.1016%2FS0140-6736\(13\)61613X](https://dx.doi.org/10.1016%2FS0140-6736(13)61613X).
- [5] H. A R Jensen, B. Rasmussen, and O. Ekholm, "Neighbour and traffic noise annoyance: a nationwide study of associated mental health and perceived stress", European journal of public health, Vol. 28, No. 6, pp. 1050-1055, Dec. 2018. <https://doi.org/10.1093/eurpub/cky091>.
- [6] <https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2014031621315506758&type=1> [accessed: Sep. 23, 2021]
- [7] <https://go.seoul.co.kr/news/newsView.php?id=20210923011008> [accessed: Sep. 23, 2021]
- [8] M. H. Kim, J. Choi, and S. Lee, "Noise Measurement and Floor Noise Monitoring System due to Direct Impact and Air Transmission", in Proceedings of KIIT Conference, Chosun University, pp. 124-127, Jun. 2018.
- [9] S. Y. Kim and S. Park, "A Study on the Methodology of Positioning Security CCTV Cameras in Multi-Family Housings", in Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, KAIST, pp. 552-553, Nov. 2014.
- [10] M. Kim, S. Kim, and J. Cho, "Design of Floors Noise Management System based on IoT", in Korea Computer Congress 2019, ICC Jeju, pp. 479-481, Jun. 2019.
- [11] H. J. Shin, S. H. Youn, S. C. Han, S. G. Youn, and I. S. Kim, "Interlayer noise alarm, Using the sensor communication", in Proceedings of KIIT Conference, KAIST, pp. 454-458, May. 2014.
- [12] S. H. Kang, S. M. Park, and S. Y. Kim, "Development of Interlayer Noise Monitoring System for Apartment Houses Using Smartphone Sensors", The Journal of the Regional Association of Architectural Institute of Korea, Vol. 22, No. 3, pp. 13-20, Jun. 2020.
- [13] D. H. Park, K. M. Kim, S. T. Oh, H. T. Kong, and J. H. Lim, "Design of Floor Noise Notification System in Residential Buildings", in Korea Software Congress 2017, BEXCO, pp. 2155-2157, Dec. 2017.
- [14] Support-vector machine, https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine. [accessed: Sep. 23,

2021]

- [15] S. Lee and T. Shin, "Development and application of prediction model of hyperlipidemia using SVM and meta-learning algorithm", Journal of Intelligence and Information Systems, Vol. 24, No. 2, pp. 111-124, Jun. 2018. <https://doi.org/10.13088/jiis.2018.24.2.111>.
- [16] S. R. Yun, H. S. Choi, and S. W. Kim, "VKOSPI Forecasting and Option Trading Application Using SVM", Journal of Intelligence and Information Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 177-192, Dec. 2016. <http://dx.doi.org/10.13088/jiis.2016.22.4.177>.
- [17] Y. J. Lee, G. J. Lee, and S. W. Ra, "A Study on GPS Jamming Detection Using Support Vector Machine", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 17, No. 1, pp. 11-20, Jan. 2019. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2019.17.1.11>.
- [18] I. Jeong, "Application and Performance Analysis of Machine Learning for GPS Jamming Detection", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 17, No. 5, pp. 47-55, May 2019. <http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2019.17.5.47>.
- [19] Y. Kim and I. Gwak, "An Exploratory Study on the Residential Environment and Depression of Single-Person Youth Households", Journal of Korea Institute of Spatial Design, Vol. 15, No. 4, pp. 241-250, Jun. 2020. <http://dx.doi.org/10.35216/kisd.2020.15.4.241>.

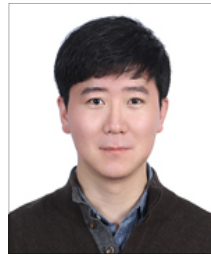
저자소개

고재현 (Jaehyeon Ko)



2022년 2월 : 군산대학교
소프트웨어학과(학사)
관심분야 : 사물인터넷,
데이터베이스, 데이터 분석

김능회 (Neunghoe Kim)



2006년 2월 : 성결대학교 컴퓨터
및 정보통신공학부(공학사)
2008년 8월 : 고려대학교 컴퓨터
학과(이학석사)
2017년 8월 : 고려대학교 컴퓨터·
전파통신공학과(공학박사)
2021년 3월 ~ 현재 : 군산대학교

소프트웨어학과 조교수

관심분야 : 요구공학, 소프트웨어공학

이석훈 (Sukhoon Lee)



2009년 2월 : 고려대학교
전자및정보공학부(학사)
2011년 2월 : 고려대학교
컴퓨터·전파통신공학과(공학석사)
2016년 2월 : 고려대학교
컴퓨터·전파통신공학과(공학박사)
2016년 3월 ~ 2017년 3월 :

아주대학교 의료정보학과 연구강사

2017년 4월 ~ 현재 : 군산대학교 소프트웨어학과 부교수

관심분야 : 사물인터넷, 메타데이터, 센서 레지스트리,
시맨틱 웹, 경로 예측

정동원 (Dongwon Jeong)



1997년 2월 : 군산대학교
컴퓨터과학과(학사)
1999년 2월 : 충북대학교
전자계산학과(석사)
2004년 2월 : 고려대학교
컴퓨터학과(박사)
2005년 4월 ~ 현재 : 군산대학교

소프트웨어학과 교수

관심분야 : 데이터베이스, 시맨틱 서비스, 빅데이터,
사물인터넷, 엣지컴퓨팅, 지능형 융합 서비스