

## Evaluation of Low-cost MEMS Acceleration Sensors to Detect Earthquakes

Jangsoo Lee\*, Young-Woo Kwon\*

\*Student, School of Computer Science and Engineering, Kyungpook National University, Daegu, Korea

\*Professor, School of Computer Science and Engineering, Kyungpook National University, Daegu, Korea

### [Abstract]

As the number of earthquakes gradually increases on the Korean Peninsula, much research has been actively conducted to detect earthquakes quickly and accurately. Because traditional seismic stations are expensive to install and operate, recent research is currently being conducted to detect earthquakes using low-cost MEMS sensors. In this article, we evaluate how a low-cost MEMS acceleration sensor installed in a smartphone can be used to detect earthquakes. To this end, we installed about 280 smartphones at various locations in Korea to collect acceleration data and then assessed the installed sensors' noise floor through PSD calculation. The noise floor computed from PSD determines the magnitude of the earthquake that the installed MEMS acceleration sensors can detect. For the last few months of real operation, we collected acceleration data from 200 smartphones among 280 installed smartphones and then computed their PSDs. Based on our experiments, the MEMS acceleration sensor installed in the smartphone is capable of observing and detecting earthquakes with a magnitude 3.5 or more occurring within 10km from an epic center. During the last several months of operation, the smartphone acceleration sensor recorded an earthquake of magnitude 3.5 in Miryang on December 30, 2019, and it was confirmed as an earthquake using STA/LTA which is a simple earthquake detection algorithm. The earthquake detection system using MEMS acceleration sensors is expected to be able to detect increasing earthquakes more quickly and accurately.

▶ **Key words:** Earthquake, Accelerometer, Noise Floor, Power Spectrum Density, MEMS

### [요 약]

한반도에서 점차 증가하는 지진으로 지진을 빠르고 정확하게 감지하기 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 기상청에서 운영하는 기존 관측소는 설치와 운영에 많은 비용이 요구되어 오늘날 저가의 센서를 사용하여 지진을 감지하기 위한 연구가 이루어지고 있다. 논문에서는 스마트폰에 설치된 저가의 MEMS 가속도 센서를 활용하여 지진 관측자료 생성 및 지진 감지 체계를 구축할 수 있는지에 대해 평가한다. 가속도 센서 분석을 위하여 국내의 여러 위치에 설치하여 가속도 데이터를 수집하였으며, PSD 계산을 통하여 각 센서의 바닥 잡음 수준을 파악한다. 분석 결과를 바탕으로 기존 MEMS 가속도 센서의 바닥 잡음 수준과 지진 감지를 위한 노이즈 모델과 비교하여 MEMS 센서가 감지할 수 있는 지진의 규모를 파악한다. 다양한 종류의 건물에 부착된 280 여 개의 가속도 센서 중 200 개의 센서로부터 데이터를 지난 수 개월 간 수집 하였으며 PSD 계산을 통하여 설치된 스마트폰의 MEMS 가속도 센서는 10Km 이내에서 발생하는 규모 3.5 이상의 지진을 관측 할 수 있음을 파악하였다. 지난 몇 개월간의 운영 기간 동안, 스마트폰 가속도 센서는 2019년, 12월 30일 밀양에서 발생한 규모 3.5의 지진을 기록하였으며 지진 감지 기법 중 하나인 STA/LTA 기법에 의해서 지진이 감지됨을 확인할 수 있었다. 제안하는 MEMS 가속도 센서를 사용한 지진 감지 체계는 점차 증가하는 지진을 더욱 빠르고 정확하게 감지할 수 있을 것으로 기대한다.

▶ **주제어:** 지진, 가속도계, 잡음, 전력 스펙트럼 밀도, MEMS

- 
- First Author: Jangsoo Lee, Corresponding Author: Young-Woo Kwon
  - Jangsoo Lee (dellhart@knu.ac.kr), School of Computer Science and Engineering, Kyungpook National University
  - Young-Woo Kwon (ywkwon@knu.ac.kr), School of Computer Science and Engineering, Kyungpook National University
  - Received: 2020. 04. 14, Revised: 2020. 05. 14, Accepted: 2020. 05. 20.

## I. Introduction

2016년 경주 지진과 2017년 포항 지진으로 인한 피해는 역사상 최대 규모를 기록하였으며, 최근 한반도 지역에 규모 4.0 이상의 지진 발생이 점차 증가하고 있어 지진에 대한 대비가 시급하다. 지진조기경보체계는 지진을 감지하고 유관기관에 통보하여 지진에 대비할 수 있는 시간을 확보하는 것이 목표인 시스템으로 지진으로 인한 피해를 줄이는 데 있어 핵심적인 역할을 한다. 특히 지진 도달 10초 전에 지진경보가 발령된다면 인명 피해를 약 90% 까지 줄일 수 있다는 연구 결과가 있어 지진조기경보시스템의 중요성은 더욱 증가하고 있다.

최근의 지진에서 볼 수 있듯이 지진조기경보체계를 통해 국민에게 지진이 통보되기까지는 예상보다 많은 시간이 걸리고 있어 실제적인 지진 대응에 있어 한계가 있다는 지적이 제기되고 있다. 이에, 기상청은 신속 정확한 지진 감시를 위하여 현재 전국 200여개의 고정식 지진관측소를 314개소까지 확대하기로 하고 추진 중에 있다. 하지만, 고정식 지진관측소는 고가의 장비로 구성되어 지반에 설치되므로 신속한 지진감지를 위한 고밀도 지진관측 환경 조성에는 한계가 있어 고밀도 환경의 지진관측 자료 생산을 위한 새로운 지진관측망이 필요하다.

본 논문에서는 MEMS 가속도 센서를 사용한 지진 관측 및 지진조기경보 체계의 가능성을 판단하기 위하여 MEMS 가속도 센서의 성능을 분석하고 지진 관측에 활용한 사례를 소개한다. 이를 위하여 시범 설치된 스마트폰의 가속도 센서의 데이터를 수집하여, 각 센서들의 데이터 수집 주기와 가속도 센서의 노이즈 수준을 측정한다. 이어서 해당 MEMS 가속도 센서에서 실제 기록된 지진 파형에 대한 분석을 통하여 지진조기경보체계에서의 활용 방안에 대해서 논하고자 한다.

## II. Preliminaries

### 1. Related works

지난 10년 동안 스마트폰과 MEMS 센서의 발전으로 인하여 우리 주변의 다양한 환경 변화에 대하여 모니터링을 하기 위한 연구가 꾸준히 이루어지고 있으며, 실내 측위부터 건물 상태 모니터링, 지진 감지에까지 다양한 분야에서 스마트폰의 MEMS 센서가 활용되고 있다. 이러한 연구 및 시도는 MEMS 센서의 활용이 일상 생활의 영역을 벗어나 높은 정밀도가 요구되는 영역에서도 사용 될 수 있음을 시사하고 있다.

특히 지진 감지의 영역에서 MEMS 가속도 센서를 사용하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다. 2008년 미국지질조사국에서는 가속도 센서를 성능을 바탕으로 4개의 클래스, 각각 A, B, C, D로 분류 할 수 있는 기준을 마련하였으며, 각 클래스 별로 어떤 지진 감지의 영역에 사용될 수 있는지를 정리하였다[1]. 해당 보고서에 따르면 강한 지면 운동을 감지하는데 있어 클래스 B와 A센서는 2km 이내에서 발생하는 지면 운동을 감지하는데 있어선 주된 역할을, 도심지 4km 이내 및 인근 지역 10km - 30km 에서 발생하는 지진을 감지하는데 보조적인 역할을 수행 할 수 있으며, 클래스 C 센서 역시 인구 밀집 지역에서 지진 감지에 도움이 될 수 있다고 제시하였다.

해당 보고서[1]가 작성되던 시점에 비하여 최근 MEMS 가속도 센서 관련 기술이 급격히 발전함에 따라 MEMS 가속도 센서의 정밀도는 향상된 반면 가격은 더욱 낮아져 스마트폰을 비롯한 다양한 IoT 장치에 활용되고 있으며, MEMS 가속도 센서를 활용한 지진 관측망에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다[2, 3].

지진 관측망의 지진 감지 성능을 평가하기 위하여 잡음 모델[4]이 주로 사용되고 있는데, 이를 위하여 지진 관측소의 잡음을 PSD (Power Spectral Density)를 사용해 분석하고 이를 바탕으로 해당 센서가 감지할 수 있는 지진의 범위를 추론할 수 있다. 특정 센서의 시간별 지진 감시 성능 및 전체 지진 관측망의 지진 감시 성능을 평가하기 위해서 앞서 계산한 PSD를 시간별 혹은 센서별로 누적하여 확률 밀도 함수로 나타내는 방법도 널리 사용되고 있다[5].

가속도 센서의 지진 감시 성능을 평가하기 위하여 앞서 제시한 PSD 기반의 잡음 모델을 변형하여 사용할 수 있으며[6], 본 연구에서는 해당 기법을 사용하여 스마트폰의 MEMS 가속도 센서의 지진 감지 성능 평가에 적용한다.

한편, 스마트폰의 보급이 급격히 이루어지던 시점에 스마트폰의 MEMS 가속도 센서를 사용한 지진 감지의 가능성을 확인하기 위하여 다양한 종류의 스마트폰 가속도 센서에 대한 성능 평가 연구가 이루어졌는데 [7], 이를 통해 저가의 낮은 등급의 MEMS 가속도 센서도 지진 감지망의 한 축을 담당 할 수 있다는 가능성을 보였다. 해당 연구를 바탕으로 미국/유럽에서 스마트폰을 사용한 지진 조기경보시스템의 개발이 이루어졌으며 기존의 지진 조기경보시스템과 유사한 성능과 정밀도를 보였다[2]. 또한 대만에서는 MEMS 가속도 센서를 사용하여 조기 경보를 시도하였으며, 수 초 내에 내부적인 경보가 발생했음을 보였다[3].

한 편, 기계학습 기법이 발전함에 따라 지진 감지와 측위,

지진 및 비지진을 감지하는 등의 다양한 응용에 기계학습 기법을 사용하려는 시도가 이루어지고 있다 [2, 8, 9, 10]. ConvnetQuake[8]는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)을 사용하여 지진 감지 및 지진 발생 위치를 3축 가속도 데이터를 사용하여 특정할 수 있음을 보였다. 그리고, MEMS 가속도 센서를 사용하여 단독형 지진동 감지 및 대응이 가능함을 최근 연구에서 보였는데, 간단한 수준의 인공신경망과 설치 환경의 특징을 잘 반영한 데이터를 사용할 경우 지진 감지 성능이 더욱 향상될 수 있음을 보였으며 [10], 단독형 지진 경보 장치로서 가능성을 제시하였다.

### III. The Proposed Scheme

#### 1. A Seismic Network using Low-cost MEMS Accelerometers

##### 1.1 System Overview

본 논문에서는 MEMS 센서 기반의 지진 관측자료 생산 체계를 구축하기 위해서 그림 1과 같은 시스템을 구성하였다. 제시된 시스템은 휴대폰 MEMS 센서를 기반으로 한 지진 관측이 실용성이 있는지 알아보기 위한 초기 버전으로서 데이터 수집을 주로 수행한다. 데이터 수집을 위하여 대구, 경북, 경남, 부산 지역에 280여 개의 스마트폰을 설치하였으며, 초당 100 개의 가속도 데이터를 데이터 수집 서버로 전송하고 있다.

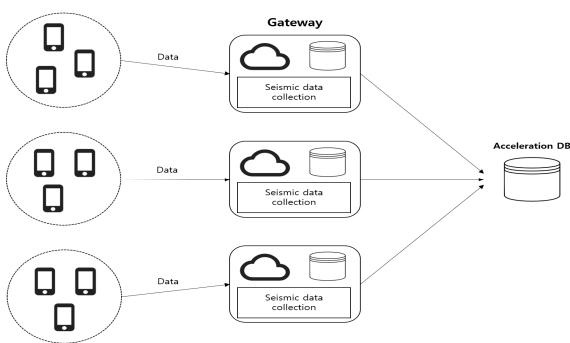


Fig. 1. System overview

그림 2는 대구·경북·부산 지역을 중심으로 설치된 스마트폰의 위치와 설치된 스마트폰의 모습을 보여주고 있다. 스마트폰의 과충전을 방지하기 위하여 타이머를 설치하여 스마트폰의 전원을 차단하였다. 스마트폰에서는 가속도 데이터 수집을 위하여 간단한 안드로이드 프로그램이 설치되었으며, 프로그램의 업데이트는 구글의 플레이스토어를 통해서 이루어지도록 하였다.

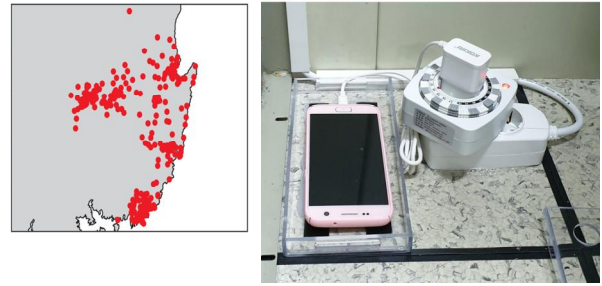


Fig. 2. Locations of installed sensors and a photo of an installed sensor

스마트폰에서 수집되는 가속도 센서는 게이트웨이에 전송이 되어 지진 감지에 활용되고 감지된 결과는 데이터 종류에 따라 여러 서버로 전송되어 후처리에 활용된다. 지진 감지를 위해서 기존의 지진 감지를 위해 사용되는 알고리즘 및 기계학습 기법을 사용하고 있으며, 가속도 데이터는 시계열 데이터베이스에 저장된다.

수집된 가속도 데이터는 추가적인 분석을 통해 감지되지 않은 지진을 추가로 찾아내거나 가속도 센서가 설치된 환경을 파악하는데 활용된다. 시스템 상태에 대한 로그 정보는 관리 서버로 전송되어 시스템 이상 유무를 파악하는데 활용된다. 지진 관측 시스템에 대한 자세한 내용 및 평가는 본 논문의 범위를 벗어나므로 후속 논문에서 다루기로 한다.

##### 1.2 Acceleration Data Processing

실험을 위해 대구, 경북 지역에 설치된 280개의 센서 중 현재 동작중인 약 280여 개의 센서에서 수집된 데이터를 바탕으로 데이터를 분석하였다.

지진 가속도계가 설치된 위치에서의 지진 감지 성능을 평가하기 위해서는 그 위치에서 발생하는 상시적인 잡음의 수준을 아는 것이 필요하다. 여기서, 잡음이 발생하는 원인도 중요하지만 각 주파수 대역에서 잡음의 세기를 알아야 하므로[11], Power Spectral Density(PSD)를 사용하여 센서의 설치 위치에서 상시적으로 발생하는 잡음을 분석한다.

센서의 바닥 잡음 수준과 지구의 배경 잡음을 비교하여 센서의 성능을 평가하는 기법이 널리 사용되는데 [4, 5, 6], 이를 위하여 다양한 언어 및 프로그램 패키지 형태로 제공되고 있다[12, 13]. 본 논문에서는 파이선 기반의 라이브러리인 ObsPy[13]를 사용하여 센서의 PSD를 계산한다. PSD 계산 후 동일 시간대의 여러 센서 혹은 각 센서의 시간별 PSD를 확률 밀도 함수(Probability Density Function)로 나타내었다. 확률 밀도 함수는 여러 개 존재하는 값들을 바탕으로 전체 데이터에서 특정 범위 내에 값들이 분포하는 확률의 분포를 나타낸 것으로 이를 통해 해당 센서의 노이즈 분포 및 지진 관측망에 속한 센서들에 대한 노이즈 분포를 확인 할 수 있다[5].

## 2. Evaluation of Accelerometers

본 절에서는 지진 감지를 위한 가속도 센서의 성능을 평가하기 위하여 가속도 센서의 데이터 수집 주기와 데이터 품질에 대해서 분석한다. 이를 위하여 먼저 센서 명세를 바탕으로 MEMS 가속도 센서의 지진 감지 기대 성능을 평가해 보고자 한다. 현 시스템은 갤럭시 S7 스마트폰의 가속도 센서를 사용하고 있으며 STMicroElectronics에서 제조한 K6DS3TR를 사용하고 있으며, 센서의 성능은 표 1과 같다. 표 1에서 동적 범위 (Dynamic range)의 경우 안드로이드 시스템에서 제공하는 스펙 상으로는 센서의 기준 잡음 수준을 알 수 없기 때문에 동작 범위 및 해상도를 바탕으로 계산한 값이며, 실제 동작 범위는 달라질 수 있다[1, 11]. 본 논문에서 사용한 센서의 데이터 시트[1]에 따르면 앞서 언급한 지진 감지를 위한 가속도 센서의 분류 중 클래스 C 수준이며 도심지 및 인근 지역에서 발생하는 지진을 감지하기 위한 센서로서 활용 가능성이 높다.

Table 1. Sensor specification sheet

Items	Values
Operating range	$\pm 78.4523m/s^2$
Resoulution	$0.002394m/s^2$
Ideal Dynamic range	90dB

### 2.1 Assessment of Accelerometers

정확한 지진 감지를 위해서는 가속도 데이터가 일정한 주기로 수집되어야 한다. 일반적으로 지진은 0.05Hz에서 20Hz 사이의 주파수 영역에서 발생하므로 나이퀴스트 주파수(Nyquist Frequency)에 따라, 20Hz의 주파수 성분을 복원하기 위해선 40Hz 인 초당 40개의 샘플을 수집해야 한다. 또한, 국가에서 관리하는 지진 가속도계의 경우 초당 100개의 샘플을 수집하므로 본 논문에서도 초당 100개 샘플의 수집을 목표로 한다.

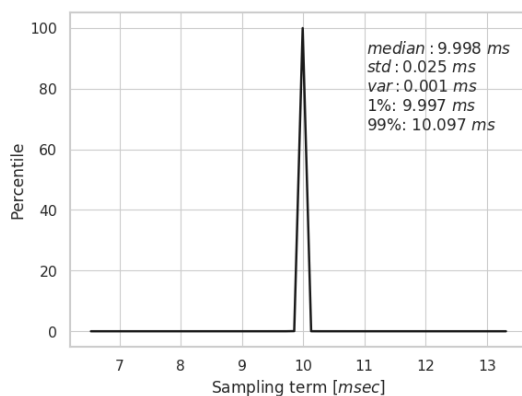


Fig. 3. Sampling rate experiment result

그림 3은 센서가 14시간동안 데이터를 수집하는 동안 샘플 간의 간격을 나타낸 그래프이다. 이 그래프에 따르면 중간값은 9.998msec으로 나타나며, 평균값 기준으로 0,1 msec 정도의 오차가 발생하며, 이는 본 논문에서 목표로하는 지진 감지 성능에 영향을 미치지 않으므로 100Hz의 샘플링 주기를 달성할 수 있다고 판단되며, 해당 실험 결과를 바탕으로 데이터 수집 및 분석은 초당 100을 기준으로 이루어진다.

다음으로 센서의 바닥 잡음 수준을 알아보기 위하여 실험실 환경에서 수집한 데이터를 사용하여 바닥 잡음 수준을 계산하였다.

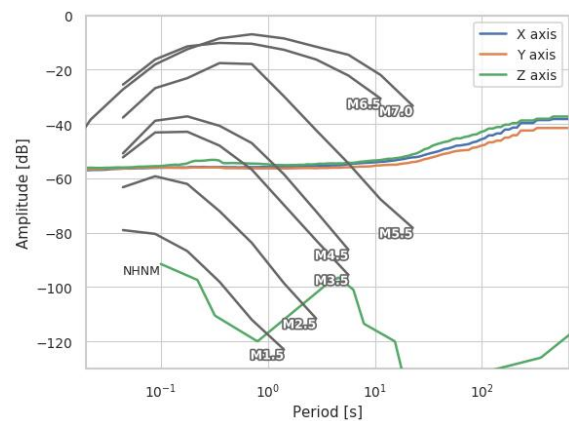


Fig. 4. Sensor noise floor @ lab environment

그림 4에서는 14시간동안 수집된 데이터를 사용해 계산한 바닥 잡음 값을 배경 잡음 모델 [4] 및 10km 거리 안에서 측정되는 각 규모별 지진의 모델[6, 13]과 비교하였다. 실험 결과 센서는 1Hz 주파수 기준  $-54dB$  정도의 잡음 수준을 보였으며 이는 규모 3.5 이상의 지진을 진원지로부터 10km 떨어진 곳에서 측정할 수 있는 성능으로 기존의 지진 관측망을 보조하기에 충분한 성능이라고 판단된다.

### 2.2 Analysis of Acceleration Data for Earthquake Detection

본 항에서는 실제로 센서가 설치된 환경에서의 노이즈 수준을 측정하였다.

그림 5는 200개의 센서에서 2020년 2월 27일 자정에 기록된 1시간 길이의 가속도 데이터에 대해서 바닥 잡음 수준을 계산하여 그린 결과이다. 센서 값은 실제 PSD 계산이 수행되기 전 추세 및 평균을 제거하였다. 왼쪽부터 각각 전체 센서의 X, Y, Z축이며, 검은 선은 중간값을, 점선은 각각 5 및 95 퍼센트에 해당하는 값이며, 각 센서의 바닥 잡음은 파란색으로 나타난다. 1초, 혹은 100초대의 잡음은 해당 시점을 포함하는 주파수 영역에서 각 값에 대한 평균값을 취하였다.

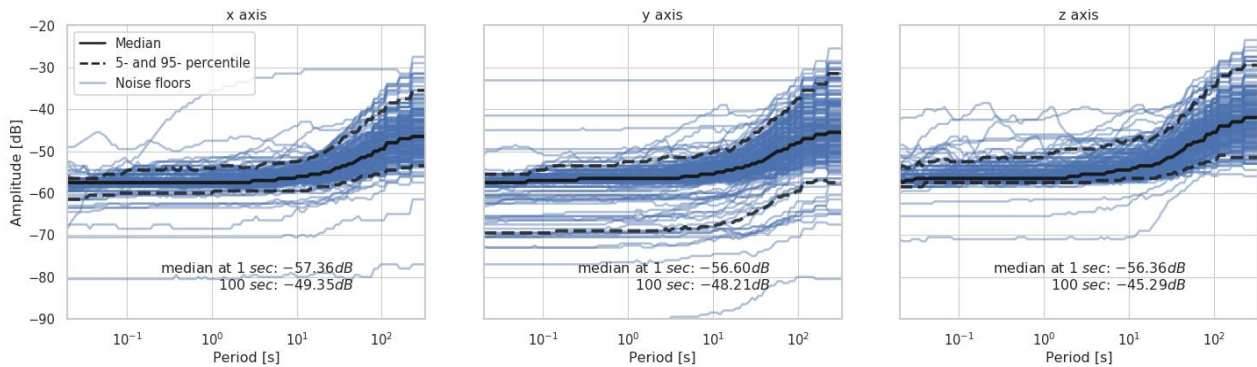


Fig. 5. All sensor's noise floor. X, Y, Z respectively

실제 잡음 수준은 각 센서 별로 다르게 나타나는데. 이는 설치 환경적 요인에서부터 기기의 노후화, 날씨와 같은 다양한 영향으로 인해 나타나는 것으로서 실제 설치 환경에서는 실험실 환경과는 다르게 나타나게 된다.

또한, 센서의 잡음 수준은 10초 주기 이하에서는 일정한 형태를 보이다가 주기가 길어질수록 잡음 수준이 높아지는 경향을 보이는데, 이는 [14, 15]에서 보인 MEMS 센서의 노이즈와 유사한 패턴임을 알 수 있다. 하지만, 본 논문에서 목표로 하는 주파수 대역은 10초 이하에 위치하므로 규모 3.5 이상의 지진으로 인해 발생하는 움직임을 관측하는 데는 무리가 없다.

각 축에 따른 센서의 성능 차이는 축 성분의 잡음 수준에서 1초대의 영역에서는 축 간의 차이가 두드러지게 나타나지 않으나 0.01Hz 혹은 100초의 부분에서 Z축은 일반적으로 X, Y축에 비해 잡음 수준이 높게 나타났다.

그림 6은 그림 5의 결과에서 노이즈가 높게 나타나는 센서 34번, 센서 281번을 따로 표기하여 그 센서들의 바닥 잡음 수준과 가속도 데이터를 나타낸 것이다.

센서 34번은 크게 잡음이 된 10만번째 샘플 부분을 제외한 다른 부분은 일반적인 센서의 잡음과 비슷하게 나타났으며, 센서의 오류로 인해 발생한 스파이크로 인해 발생

한 잡음 수준의 왜곡으로 보인다. 하지만 281번의 경우 주기적인 잡음이 계속해서 발생하는 것을 확인 가능하다.

센서들은 기존의 지진 관측망 구축에서 요구하는 잡음이 적은 관리된 환경이 아닌 비교적 다양한 환경에 설치되게 되고, 이에 따라 사람의 움직임 등에 자유롭지 못 할 가능성이 있다. 이러한 시간에 따라 변할 수 있는 환경, 즉 사람의 움직임이나 주변 교통 등의 영향을 알아보기 위해 2020년 2월 27일부터 2020년 3월 12일까지 2주일의 기간 동안 자정, 6시, 12시, 18시 4개의 기존 시간에서 1시간씩 수집한 데이터들을 바탕으로 PSD를 계산하여 1초 대역에서의 잡음 변화를 추적하였다.

그림 7은 추적한 잡음 변화를 나타낸 그래프로 Z축이 다른 두 축 보다 약 -2dB 정도 잡음 수준이 높은 것을 볼 수 있으며, X축과 Y축은 비슷한 잡음을 보이는 가운데 시간에 따른 유의미한 잡음 변화는 나타나지 않는 것으로 보인다.

그림 8은 그림 5에서 사용한 데이터를 확률 밀도 함수로 나타낸 뒤 이를 앞서 제시한 인근 지역(~ 10km)에서 발생한 지진 및 잡음 모델과 비교하고 있다. 그래프에서 색은 주파수 대역에서 그 세기를 가진 센서의 밀도를 나타내며, 밀도와 색의 관계는 오른쪽의 막대로 나타내고 있다. 이를 통하여 지진 관측망의 전체적인 성능을 파악할 수

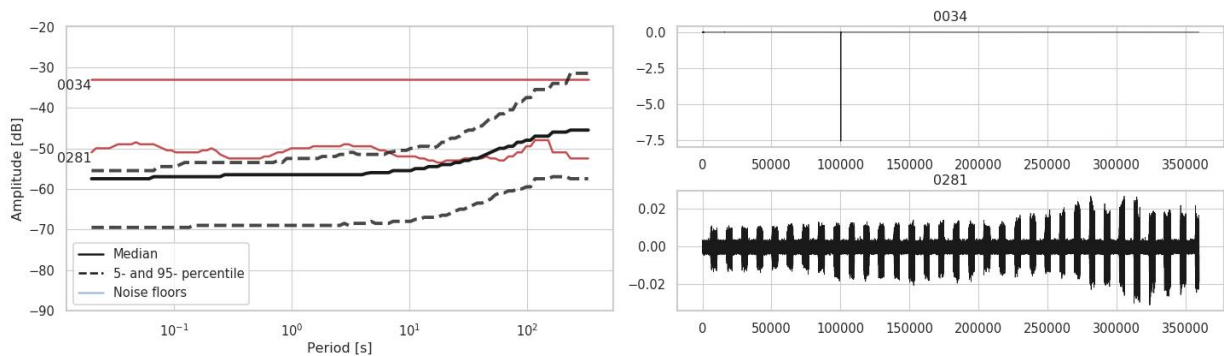


Fig. 6. Selected devices noise floor(left) and raw acceleration of Device 0034(upper right), Device 0281(upper right). Unit of acceleration is G ( $9.81m/s^2$ )

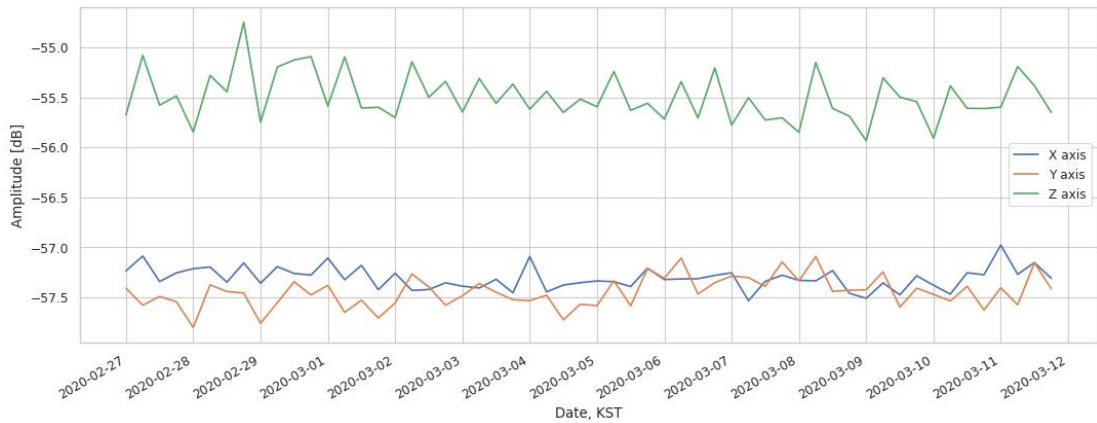


Fig. 7. Trend of noise floor @1Hz. 2 Weeks data, 1 hour data from every 0, 6, 12, 18 o'clock selected

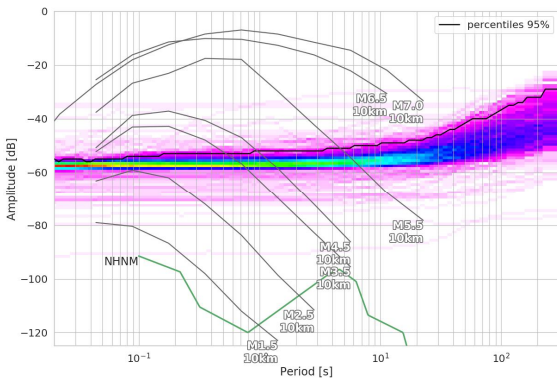


Fig. 8. Network overall detection performance

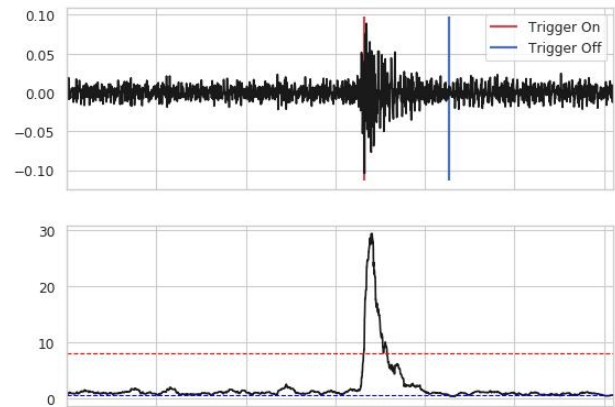


Fig. 9. Recorded earthquake signal(upper) and STA/LTA result(bottom)

있다. 그림 8에 따르면 시범 관측망의 각 센서들은 인근 지역에서 움직임이 발생 할 경우 1Hz 이상의 주파수 성분에서 규모 3.5 이상의 지진을 감지 가능하나 그 이하의 주파수는 잡음의 영향으로 인하여 지진을 감지하기 어려움을 알 수 있다.

그림 9는 지진 관측망 운영 기간 중인 2019년 12월 30일 12시 30분경 밀양에서 발생한 규모 3.5 지진이 본 지진 관측망에 의해 기록된 결과를 보여주고 있다. 지진 감지 알고리즘은 STA/LTA를 사용하였으며 파라미터로는 인근 지역 지진 감지를 위해 제안되는 파라미터 값들인 STA 50 샘플(0.5초), LTA 6000 샘플(60초), 문턱값 8을 사용하였다[16]. 또한 데이터는 0.1Hz ~ 20Hz 대역필터를 거친 결과이다. 그림 9에서 확인할 수 있듯이 지진으로 인해 발생한 움직임이 센서에 기록되고 지진 판별 기법 중 하나인 STA/LTA 기법으로 지진이 감지됨을 확인하였다.

#### IV. Conclusions

본 논문에서는 스마트폰의 MEMS 가속도 센서에서 수집된 가속도 데이터를 분석하여 저가의 MEMS 센서 기반의 지진 관측망의 성능을 평가하였다. 수집된 데이터를 바탕으로 분석한 결과 전체 센서 중 95%의 센서가 주파수 1Hz 구간에서 잡음 수준은 -55dB 이하이며, 이는 10km 인근에서 발생한 규모 3.5 이상의 지진을 감지 할 수 있음을 의미한다. 본 연구를 통해 구축된 지진 관측 망의 운용기간 중 실제 지진을 수차례 관측하였으며, 지진 판별을 위한 대표적 알고리즘인 STA/LTA 기법을 사용하여 지진을 감지할 수 있었다.

하지만 MEMS 센서의 설치 환경에 따라 다양한 종류의 이벤트 및 잡음에 많은 영향을 받게 되며 이는 지진 관측 성능을 결정짓는 요소가 될 수 있다. 이러한 이유로 규모 3.5 이하의 작은 지진의 신호를 복원하는 것에는 한계가 있지만 지진으로 인한 움직임은 감지할 수 있으며 이를 사용하여 기존 관측망의 정확도와 신속성을 향상시키기 위한 보조 관측망으로 활용할 수 있을 것으로 기대한다.

향후 연구로 스마트폰 기반의 지진 관측망을 IoT 기반의 지진 관측망으로 확장하여 구축하고 한 단계 높은 정밀도 수준을 가지는 가속도 센서를 사용하여 MEMS 가속도 센서 기반의 지진 관측망의 성능을 더욱 높이고자 한다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported by the Development of earthquake, tsunami, volcano monitoring and prediction technology (KMA2018-00820).

## REFERENCES

- [1] Working Group on Instrumentation, Siting, Installation, and Site Metadata, "Instrument Guidelines for the Advanced National Seismic System", *U. S. Geological Survey Open-File Report*, 2008-1262, p. 41, 2008. <https://pubs.usgs.gov/of/2008/1262/>
- [2] Q. Kong, R. M. Allen, L. Schreier and Y.-W. Kwon, "MyShake: A smartphone seismic network for earthquake early warning and beyond.", *Science Advances*, 2.2, p. e. 1501055, Feb. 2016. DOI: 10.1126/sciadv.1501055
- [3] Y.-M. Wu, W.-T. Liang, H. Mittal, W.-A. Chao, C.-H. Lin, B.-S. Huang, and C.-M. Lin, "Performance of a low-cost earthquake early warning system (P-alert) during the 2016 ML 6.4 Meinong (Taiwan) earthquake." *Seismological Research Letters*, 87.5, pp. 1050-1059, Oct. 2016. DOI: 10.1785/0220160058
- [4] Jon R. Peterson, "Observations and modeling of seismic background noise.", *US Geological Survey*, 1993. DOI: 10.3133/ofr93322
- [5] Daniel E. McNamara, and Raymond P. Buland, "Ambient noise levels in the continental United States.", *Bulletin of the seismological society of America*, 94.4, pp. 1517-1527, Aug. 2004. DOI: 10.1785/012003001
- [6] Carlo Cauzzi, and John Clinton., "A high-and low-noise model for high-quality strong-motion accelerometer stations." *Earthquake Spectra*, 29.1, pp. 85-102, Feb. 2013 DOI: 10.1193/1.4000107
- [7] J. R. Evans, R. M. Allan, A. I. Chung, E. S. Cochran, R. Guy, M. Hellweg, and J. F. Lawrence, "Performance of Several Low-Cost Accelerometers.", *Seismological Research Letters*, 85.1, pp. 147-158, Jan./Feb. 2014. DOI: 10.1785/0220130091
- [8] T. Perol, M. Gharbi, and M. Denolle, "Convolutional neural network for earthquake detection and location", *Science Advances*, 4.2 p. e1700578, Feb. 2018. DOI: 10.1126/sciadv.1700578
- [9] J. Lee, I. Khan, S. Choi, and Y.-W. Kwon, "A smart iot device for detecting and responding to earthquakes," *Electronics*, 8.12, p. 1546, Dec. 2019, doi: 10.3390/electronics8121546.
- [10] I. Khan, S. Choi, and Y.-W. Kwon, "Earthquake Detection in a Static and Dynamic Environment Using Supervised Machine Learning and a Novel Feature Extraction Method," *Sensors*, 20.3, p. 800, Feb. 2020. doi: 10.3390/s20030800.
- [11] P. Bormann, and E. Wielandt, "Seismic Signals and Noise", in *New Manual of Seismological Observatory Practice 2*, pp. 1-62, 2013. DOI:10.2312/GFZ.NMSOP-2\_ch4
- [12] D. E. McNamara, and Richard I. Boaz, "PQLX: A seismic data quality control system description, applications, and users manual.", *US Geological Survey Open-File Report*, 2010-1292, pp. 41, 2010. <https://pubs.usgs.gov/of/2010/1292>
- [13] L. Krischer, T. Megies, R. Barsch, M. Beyreuther, T. Lecocq, C. Caudron, and J. Wassemann, "ObsPy: a bridge for seismology into the scientific Python ecosystem", *Computational Science & Discovery*, 8.1, p. 014003, May 2015. DOI: 10.1088/1749-4699/8/1/014003
- [14] F. Mohd-Yasin, D. Nagel, and C. Korman., "Noise in MEMS.", *Measurement Science and Technology*, 21.1, p. 012001, Nov. 2009. DOI: 10.1088/0957-0233/21/1/012001
- [15] A. Quinchia, G. Falco, E. Falletti, F. Dovis, and C. Ferrer, "A comparison between different error modeling of MEMS applied to GPS/INS integrated systems.", *Sensors*, 13.8, pp. 9549-9588, Jul. 2013. DOI: 10.3390/s130809549
- [16] A. Trnkoczy, "Understanding and parameter setting of STA/LTA trigger algorithm," in *New Manual of Seismological Observatory Practice 2*, pp. 1-20, 2012. DOI: 10.2312/GFZ.NMSOP-2\_S\_8.1

## Authors



Jangsoo Lee received the B.S., M.S. degrees in Computer Science and Engineering from Kyungpook National University, Korea, in 2018, and 2020 respectively. His interests span Internet of Thing, Middleware, and Distributed System.



Young-Woo Kwon is an assistant professor at the School of Computer Science and Engineering at Kyungpook National University. Prior to coming to KNU, he was an assistant professor at the Department of Computer

Science at Utah State University. He received his PhD in Computer Science in 2014 from Virginia Tech. His research interests span Mobile Computing, Cloud-Based Systems, Internet of Thing, and Software Engineering, as applied to Middleware, Energy Efficiency, and Software Refactoring.