



测绘地理信息

Journal of Geomatics

ISSN 2095-6045, CN 42-1840/P

《测绘地理信息》网络首发论文

题目: 智能终端加速度传感器观测的地震信号分离方法研究
作者: 刘耕, 胡星辉, 王彬冰, 余望成, 方荣新
DOI: 10.14188/j.2095-6045.2021815
网络首发日期: 2022-03-03
引用格式: 刘耕, 胡星辉, 王彬冰, 余望成, 方荣新. 智能终端加速度传感器观测的地震信号分离方法研究[J/OL]. 测绘地理信息.
<https://doi.org/10.14188/j.2095-6045.2021815>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



智能终端加速度传感器观测的地震信号分离方法研究

刘 耕¹ 胡星辉¹ 王彬冰¹ 余望成¹ 方荣新²

1 武汉大学测绘学院,湖北,武汉,430079

2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北,武汉,430079

A Method of Seismic Signal Separation from the Acceleration Sensor of Intelligent Terminal

LIU Geng¹ HU Xinghui¹ WANG Binbing¹ YU Wangcheng¹ FANG Rongxin²

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

摘 要:针对手机加速度传感器采集到的加速度数据,对其中的地震信号与人类活动信号进行分离。通过Kobe大地震数据与采集到的人类活动数据,对传感器采集到的真实数据进行仿真。在信号频谱图中对每一个频谱分量进行阈值分离,最终得到与原始地震信号相关系数为0.7702的复原信号结果。后续还对不同阈值以及不同强度人类活动信号对分离结果的影响进行了研究,得出存在最优阈值使得分离结果最优。为后续基于智能终端的地震预警系统的研究提供了一种地震信号分离的有效方法。

关键词:人类活动信号;地震信号分离;快速傅里叶变换;地震检测识别

中图分类号:A

文献标志码:

Abstract: This paper focuses on separating the human activity signal and the seismic event acceleration signal observed from the smart terminal such as smart phone and smart watch. Through the Kobe earthquake data and the human activity data collected by the sensor, the real data collected by the sensor can be simulated. Separation of each frequency component by threshold in spectrogram. The correlation coefficient between the restored earthquake and the original earthquake is 0.7702. Furthermore, we study the effects of different thresholds and human activity signals on the separation results. Draw the conclusion that there is an optimal threshold that makes the separation result optimal. This paper provides an effective method of separating the seismic acceleration signal observed from the smart terminal research on the earthquake early warning system based on the intelligent terminal.

Key words: human activity signal; seismic signal separation; fast fourier transform; seismic detection and recognition

中国是地震多发国家,唐山地震、汶川地震等无不造成了巨大的生命财产损失。以目前的设施和技术,地震预测和预报是短期难以解决的问题,在这种情况下,地震预警就显得尤为重要^[1]。传统地震预警系统需要依托高密度的专业地震台网,短时间内很难在全球范围内普及,特别是南美、尼泊尔等经济欠发达但地震频发地区。随着微机电系统技术的发展及智能终端设备的普及,利用智能终端传感器数据检测地震事件已成为地震预警发展的新思路^[2]。

相对于昂贵的专业地震台站,智能终端具有普及率高、分布广的先天优势,但其也因为放置方式不固定、内置传感器噪声较大、人类正常活动干扰等因素,从而影响地震事件判别结果。目前,国外有一些基于智能手机的地震预警检测系统。例如基于专业地震台站数据和振动台模拟地震波数据的社区地震网络(community seismic network, CSN)系统^[3]、基于振动台模拟地震波数据的Ishake系统^[4]、基于振动台模拟地震波数据的地震检测系统(quake detection system, QDS)^[5]以及基于专业地震台站数据和振动台模拟地震波数据的MyShake系统,其中,MyShake利用人工神经网络分离信号^[6]。上述方法总结为利用专业地震台历史事件或振动台仿真数据对手机地震事件加速度数据进行模拟。但这些方法不仅没有考虑到手机跟随人类的身体或者物品时,会存在不

同姿态;而且也没有考虑到人类活动对手机加速度数据的影响。因此基于传统地震台数据或振动台的数据模拟方法在智能终端场景下并不是完全适用的。

本文以日本阪神(Kobe)大地震的真实历史加速度数据和真实人类活动加速度数据合成结果为研究对象,提出了一种分离人类活动信号与地震事件信号的有效方法——阈值法。通过对信号的预处理,除去其噪声与重力加速度,利用阈值法对人类活动信号与地震事件信号进行分离。后续还分析对比了不同阈值参数以及不同强度人类活动信号对分离效果的影响。

1 实验数据

本文研究基于智能终端加速度传感器中人类活动信号与地震事件信号的分离。通过将真实的地震加速度信号与真实的人类活动信号通过MATLAB进行叠加,仿真出含有地震事件与人类活动事件的混合信号。

1)地震台历史数据。本研究利用太平洋地震工程研究中心地震数据库中的1995年日本阪神(Kobe)大地震作为仿真地震加速度数据。阪神大地震为里氏7.3级地震,其震源深度约10~20 km。地震数据采样率为50 Hz,总时长为150 s。

2)人类活动数据仿真。在基于加速度传感器的步态识别研究中,对于不同人类活动加速度数据的特征研究已经较为全面。现有的步态识别研究表明,连续正常行走状态(人类活动)下的手机传感器采集到的加速度数据会呈现出周期性正弦波的规律^[7]。本文利用小米11手机通过phyphox APP以50 Hz的采样率采集手机跟随手臂运动以及置于裤子口袋运动时的手机传感器加速度数据。

2 数据处理及分离方法

2.1 数据预处理

由于传感器本身的性能和精度以及手机随人体运动产生的不同姿态等,微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)传感器采集的加速度数据会存在干扰噪声。对加速度数据进行预处理可以更好地反映出数据的特性,也能有效减小噪声对后续分离检测的影响。

为采取与姿态无关的加速度特征量,本文采取合成加速度方法进行后续分析:

$$a_n = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

式中, a_x 、 a_y 、 a_z 分别是传感器XYZ三轴的比力输出;

a_n 是合成加速度。

MEMS传感器采集的数据含有各种噪声,本文采取移动平均法进行处理^[8]。移动平均法能够有效去除加速度数据中的噪声,让其数据特征更明显;加速度传感器输出值会包含当地重力加速度分量,需进行剔除。加速度传感器采集到的原始数据中的高频成分往往与外界和人体活动相关,例如人的行走、跑步及地面的振动等,而其中的低频成分主要和当地的重力加速度有关。因此可通过低通滤波器对采集到的数据中的当地重力加速度信号进行分离^[9,10]。

2.2 数据分离检测

由于智能终端续航有限,地震事件检测程序在手机后台不适合一直处于大量计算的检测模式,需达到某一个目标后才触发地震检测模式。原始加速度信号进行预处理后需判断手机是否处于运动状态,判断手机处于运动状态后才进行后续的检测程序。

2.2.1 短时窗平均/长时窗平均门限检测

手机地震检测程序在后台第一个识别检测的步骤是检测手机是否处于运动状态,在微地震识别研究中运用广泛的是短时窗平均/长时窗平均(short term average/long term average, STA/LTA)算法,算法简单,计算效率较高,适合手机进行实时计算^[11,12]。给定一个滑动的时间窗口和短时间窗口,计算窗口信号的STA和LTA。STA主要反映振动事件信号强度的平均值,LTA主要反映背景噪声信号的平均值。若在某一时间内发生了振动事件,STA增长的速度远远大于LTA的增长速度,故STA/LTA会有一个明显的增加。给定一个阈值,当STA/LTA大于该阈值时,便可认为手机发生了振动事件。计算公式如下:

$$\begin{cases} S(i) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=i-N_s}^i X_j \\ L(i) = \frac{1}{N_l} \sum_{j=i-N_l}^i X_j \\ \frac{S(i)}{L(i)} \geq \lambda \end{cases} \quad (2)$$

式中, S 表示STA; i 为采样时间; N_s 为短时间窗口的长度; L 表示LTA; N_l 为长时间窗口的长度; λ 是设定触发的阈值; X_i 是加速度数据。

2.2.2 真实加速度信号分离

真实地震信号与人类活动加速度信号都是复杂多样的正弦信号叠加形成的。若想通过傅里叶变换在频域上对两者进行分离,需要两者信号准确的频

谱特性且其频带部分无大量重叠。但现实中并不能准确地了解到待分离信号的频谱特性,且人类活动信号与地震事件信号的频率会具有交叉部分。

手机加速度传感器采集到的真实混合数据中,人类活动信号与地震事件信号的频率会有交集,并不像模拟信号一样具有单一绝对的频谱特性。故利用滤波器分离得到的地震信号中会掺杂大量的人类活动信号。

傅里叶变换的幅度代表混合信号中该频率的分量大小,虽然地震事件信号与人类活动信号在相同频率下都具有一定大小的分量,但是两者在相同频率下的分量大小不可能完全相同。每种信号具有各自的幅度强度特征,故可通过地震事件信号与人类活动信号在同一频率的幅度特征来分离信号。

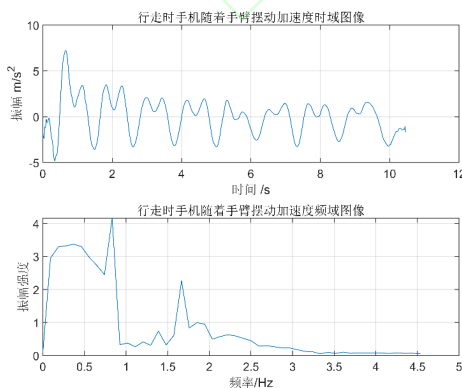
选取地震事件信号频谱图像中幅度的最大值 \max_{aeq} 对每一个频率分量进行阈值法滤波。通过滤去超过 \max_{aeq} 的频率振幅,保留小于 \max_{aeq} 的频率幅度,以此保留地震信号频率强度较低的特性。对各个分量的频率信号均进行了滤波处理,将滤波得到的频谱图像进行快速傅里叶逆变换,得到分离后的结果时域图。

3 结果与分析

3.1 人类活动频谱分析

将手机置于手臂跟随身体一起行走运动,采集到MEMS传感器加速度数据,如图1所示;将手机置于裤子口袋跟随身体一起行走运动,采集到MEMS传感器加速度数据,如图2所示。

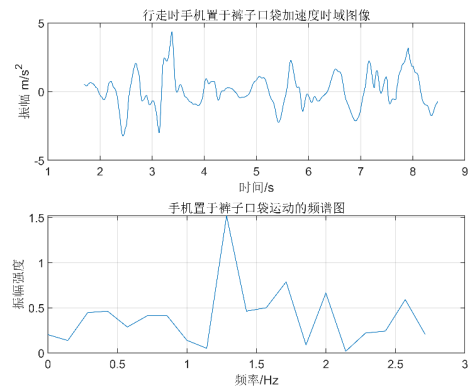
从图1和图2中可以看出,手机跟随手臂进行摆动时,其频率主要分布在1~2 Hz附近,而置于裤子



(a) 加速度时域图 (b) 加速度频域图

图1 行走时手机随手臂摆动加速度时域和频域图

Fig. 1 Time Domain and Frequency Domain of Acceleration of Mobile Phone with Arm Swing When Walking



(a) 加速度时域图 (b) 加速度频域图

图2 行走时手机置于裤子口袋加速度图

Fig. 2 Time Domain and Frequency Domain of Acceleration of Mobile Phone Placed in the Trouser Pocket While Walking

口袋随着人体进行运动时,其信号频率主要分布在1.5 Hz附近。人类活动信号频率幅度强度较大,有利于从混合信号中分离人类活动信号。

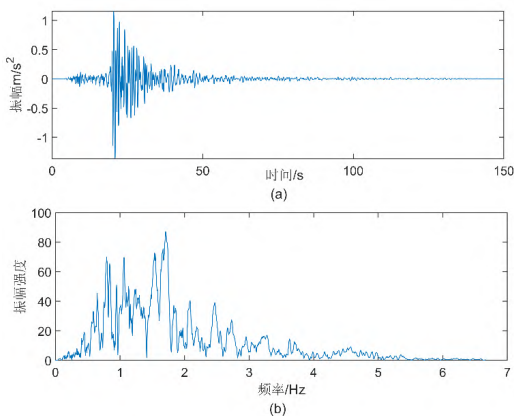
3.2 地震事件频谱分析

对地震台的Kobe地震事件加速度数据进行傅里叶变换,得到地震加速度信号的频域图像,如图3所示。由图3可知,地震信号在0~6 Hz内均含有较多分量,其中主要集中在0~3 Hz内。地震事件信号的频谱特性较为复杂,难以简单地进行描述。地震产生的加速度大都在 $0.4 \text{ m/s}^2 \sim 1.0 \text{ m/s}^2$ 之间,而人类活动产生的加速度在 $4.0 \text{ m/s}^2 \sim 7.0 \text{ m/s}^2$ 之间,远远大于地震信号的强度。人类活动与地震事件信号的频率部分有大部分重叠,但其频率强度各不相同,即在相同频率下,地震事件信号频谱强度与人类活动信号的频谱强度并不相同。由于人类活动信号强度较大,故可以通过某一个频率强度阈值在频域上对人类活动信号进行滤波去除,以达到混合信号中分离的效果。

3.3 真实混合信号分离

地震台的采样率为50 Hz,而手机传感器的采样率为400 Hz,故需要先将手机传感器加速度数据 X_2 进行重采样得到采样率50 Hz的信号数据 X'_2 。由于手机检测程序需要对当前一段时间内MEMS采集到的加速度数据进行计算检测,故会截取一个时间窗口进行计算。

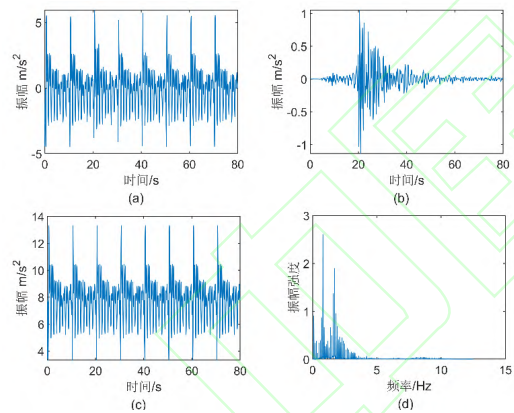
将地震事件信号与人类活动信号重采样后进行叠加得到混合信号,傅里叶变换后绘制出其频率图像,如图4所示。预处理后的加速度信号主要由人类活动加速度信号与地震事件加速度信号叠加形



(a) 加速度时域图 (b) 加速度频域图
图3 地震事件的加速度时域和频域图

Fig. 3 Time Domain and Frequency Domain of Acceleration of Earthquake Event

成。人类活动信号频率在1~3 Hz之间,且其分量幅度强度较大,有利于在混合信号中分离人类活动信号。由于地震产生的加速度大都在 $0.4\text{ m/s}^2\sim 1.0\text{ m/s}^2$ 之间,而人类活动产生的加速度在 $4.0\text{ m/s}^2\sim 7.0\text{ m/s}^2$ 之间,远远大于地震信号的强度,人类活动信号在时域频域上几乎淹没了地震事件信号。



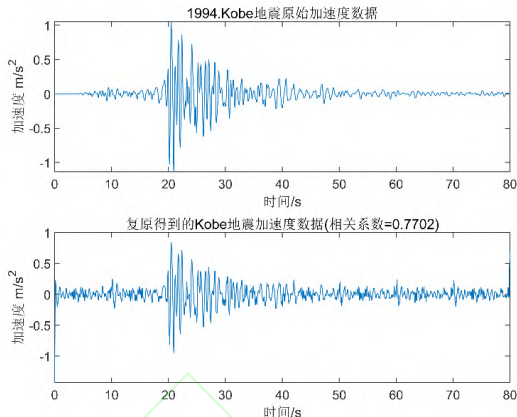
(a) 叠加混合信号时域图 (b) 地震信号时域图 (c) 人类活动信号时域图 (d) 混合信号频域图

图4 地震和人类活动信号叠加的时域频域图
Fig. 4 Overlap of Time Domain and Frequency Domain of Earthquake and Human Activity Signals

利用滤波器对复杂混合信号分离失效的原因是人类活动信号振幅强度较大而地震信号振幅强度较小,人类活动信号在频谱图中各个频率中均会含有其频率分量,故仅对于波峰处的频率强度进行滤波远远不能完全消去人类活动的频谱特性,且同一频率均含有两者的分量。

通过选取地震加速度信号频谱中幅值最大值 \max_{aeq} ,来滤去在相同频率下混合信号中的人类活动信号频率幅度分量。将分离得到的频域图逆傅里叶变换得到复原的地震信号图像。如图5所示,且计

算复原得到的地震信号与真实地震信号在时域上的相关系数。



(a) Kobe地震信号时域图 (b) 复原地震事件信号图

图5 复原得到Kobe地震加速度时域图
Fig. 5 Recovered Acceleration Time-Domain of Kobe Earthquake

对地震事件加速度信号进行快速傅里叶变换后,其频谱幅值最大值 $\max_{aeq} = 0.07$ 。故后续可在混合信号的频谱图中滤去每个频率分量上频谱强度大于 \max_{aeq} 的部分,以达到对人类活动信号的滤波处理。由图5可知,上述分离方法较为完整地还原了地震加速度信号。振幅上略有减小,但还原后信号噪声增大,后续可利用滤波进行处理。

3.4 不同强度的人类活动信号对分离结果的影响

通过将人类活动信号 X'_2 乘上不同的倍率,来仿真不同强度的人类活动信号。本文以不同强度比值 N (人类活动信号幅度最大值/地震事件信号幅度最大值)的人类活动信号(N 取0.3,1.0,2.0,3.0,4.0,5.0)进行分离测试。

在 N 的人类活动信号下,地震信号的分离结果及其相关系数结果如图6所示。从图6中可以发现, N 为某一个中间值时,地震信号分离结果的相关系数最大;若人类活动振幅强度与地震事件信号振幅强度的比值过大,最后会导致微小的地震信号淹没在人类活动噪声中,分离结果较差且相关系数较小;而比值过小最后分离结果也并不会更好,由图6可知其分离得到的地震信号中噪声更多,且分离得到的地震信号频谱特征也不一定更为明显。在不同 N 值下的分离结果的相关系数也各不相同。将每个强度比值 N 对应的分离结果的相关系数绘制成图,如图7所示,可发现随着 N 值的增大,分离得到的地震信号与真值的相关系数值经历了先变大后减小的过程。即可判断在某一个中间值处具有相关系数最大

值,也佐证了图6得出的结论,存在最优强度比值 N 使得分离结果最优。

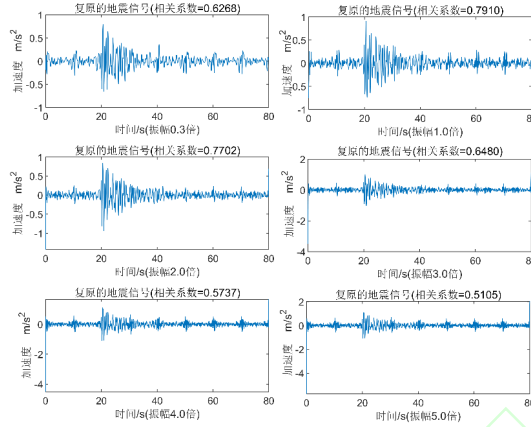


图6 不同强度人类活动信号对分离结果的影响

Fig. 6 The influence of human activity signals of different intensities on the separation results

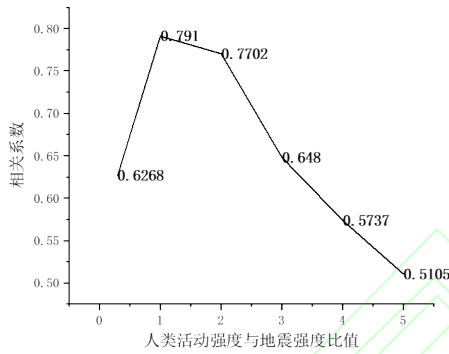


图7 不同强度人类活动信号对分离结果相关系数的影响

Fig. 7 The influence diagram of the signal intensity of different human activities on the correlation coefficient of the separated signal

3.5 不同的 $Max(FFT(a_{ngs}))$ 值对分离结果的影响

$Max(FFT(a_{ngs}))$ 是依据地震信号频谱图中地震事件频谱强度最大值选取的,其值大小与地震信号本身频谱特性有关,选取不同阈值会得到不同的

分离结果。本文选取阈值(0.01,0.03,0.05,0.10,0.13,0.20)进行分离复原,复原得到的地震信号及其与真实地震信号的相关系数关系图如图8所示。

不同 $Max(FFT(a_{ngs}))$ 阈值的选择会对最后分离的结果有所影响。选取不同阈值分离复原得到的地震信号与真实地震信号的相关系数会有所不同,将其阈值与分离结果的相关系数绘制成图(图9)。 $Max(FFT(a_{ngs}))$ 选取的大小越接近地震事件信号本身的 $Max(FFT(a_{ngs}))$ 其分离效果越好,随着离其真值越来越远,相关系数也迅速变小。当阈值在0.01时相关系数几乎为0,但在接近0.10附近的选值分离结果的相关系数最大。

4 结束语

本文基于智能终端加速度传感器,研究传感器采集的加速度数据中人类活动信号与地震信号的分离方法。利用日本1995年阪神大地震加速度数据与采集得到的人类活动加速度数据,对智能终端传

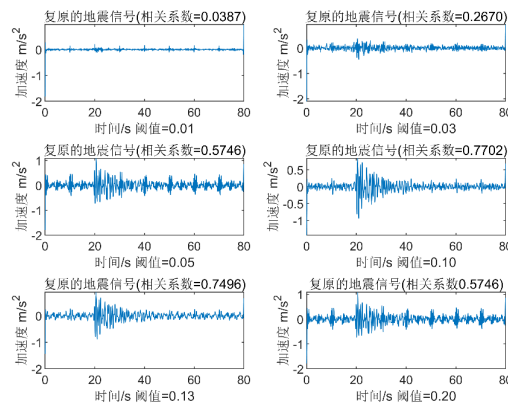


图8 不同阈值对分离结果的影响

Fig. 8 The Influence of different thresholds on the separation results

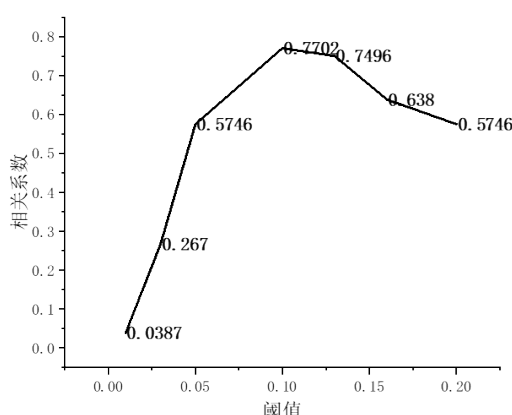


图9 不同阈值对分离信号相关系数的影响

Fig. 9 The influence of different thresholds on the correlation coefficient of separated signals

传感器获取的真实数据进行仿真。在混合信号的频谱图中,通过对每一个频率分量进行阈值法分离,最终可得到与原始地震信号的相关系数为0.7702的分离结果。

在不同人类活动信号强度下,过大的人类信号强度会导致地震信号淹没在人类活动信号的噪声中,最终导致分离效果较差;后续本文进一步探究了在相同人类活动强度下,选取不同的阈值对分离结果的影响。过小的阈值会导致分离得到的地震信号中无地震频谱特性,过大的阈值会导致加入过多的人类活动信号与噪声,故需要选取合适的阈值进行分离。在实际应用时,应当根据实际需要检测的地震事件最低等级来设置相应阈值。如何在未知地震强度以及人类活动信号强度下,选取合适的阈值对混合信号进行分离,在后续基于智能终端传感器加速度的地震预警系统研究中有待进一步讨论。本文为基于智能终端传感器地震信号的分离提供了一种有效的分离思路,为后续智能终端地震预警系统的研究提供了方法。

参考文献

- [1] 高峰,杨学山,马树林. 地震预警系统综述[J]. 自然灾害学报, 2014, 23(5): 62-69

- [2] 康涛. MEMS加速度记录在地震预警中的应用研究[D]. 哈尔滨: 中国地震局工程力学研究所, 2018
- [3] Allen R M, Kong Qingkai, Martin-Short R. The MyShake Platform: a Global Vision for Earthquake Early Warning [J]. Pure and Applied Geophysics, 2020, 177(4): 1699-1712
- [4] Cochran E S, Lawrence J F, Christensen C, et al. The Quake-Catcher Network: Citizen Science Expanding Seismic Horizons [J]. Seismological Research Letters, 2009, 80(1): 26-30
- [5] Faulkner M, Olson M, Chandy R, et al. The next Big One: Detecting Earthquakes and other Rare Events from Community-Based Sensors [C]//Proceedings of the 10th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. April 12-14, 2011, Chicago, IL, USA. New York: IEEE Press, 2011: 13-24
- [6] Reilly J, Dashti S, Ervasti M, et al. Mobile Phones as Seismologic Sensors: Automating Data Extraction for the iShake System [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2013, 10(2): 242-251
- [7] 黄向龙. 基于加速度传感器的步数检测模型研究和应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2018
- [8] 孙伟, 文剑, 张远, 等. MEMS陀螺仪随机误差的辨识与降噪方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(1): 15-20
- [9] 韩若楠. 地震信号去噪及检测方法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019
- [10] 张斐, 刘志杰. 加速度传感器信号数据处理中滤波算法的应用[J]. 电脑与信息技术, 2018, 26(3): 1-4
- [11] 李小光. 基于手机加速度计的地震事件检测方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017
- [12] 张森. 地震定位和检测[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2015

第一作者: 刘耕, 主要研究方向为 GNSS 精密定位及形变监测应用。
gliusgg@qq.com

通讯作者: 方荣新, 博士, 副教授, 主要从事高精度 GNSS 定位理论、方法及应用。rfang@whu.edu.cn