

基于 M5 和 DTW 的计步方法设计

黄政 韩立新 肖艳

(河海大学 计算机与信息学院, 南京市 211100)

摘 要 近年来, 随着微电子技术以及计算技术的发展, 智能手机和穿戴设备的普及, 生物信号的处理以及模式识别的研究成为工程领域的热门话题。由于中国人口的老龄化, 适宜的身体锻炼和健康医疗已经成为社会高度关注的热点。计步器作为一种运动检测设备也进入到人们生活中, 同时在智能手机上装有计步功能的应用也得到大量的普及, 但是目前的计步算法都不能很好的去除人们生活中产生的噪声, 影响计步的精度, 本文主要提出了一种高精度的计步方法, 主要目标是去掉计步算法中的噪声, 并减少其他因素对计步的影响。该计步方法基于智能手机中加速度传感器的三维离散信号, 对三维信号进行处理分析, 提取信号中的特征, 最终高精度的统计人行走的步数。本文首先对加速度传感器三维信号的选取进行了讨论, 并采取平滑滤波的算法对信号进行去噪, 接着提取信号中的特征并使用 M5 算法对信号进行分类, 最终对有效的信号采取动态时间归整(DTW)的算法进行计步。本文最后对计步方法的精度和抗干扰能力进行测试并和当前市面上流行的应用进行对比, 证明该方法在统计步数上具有较高的精度和抗干扰能力。

关键词 计步器; 平滑滤波; M5 算法; 动态时间归整

中图法分类号 TP391.4

论文引用格式

黄政,韩立新,肖艳, 基于 M5 和 DTW 的计步方法设计, 2016, Vol.39: 在线出版号 No.63

Huang Zheng,Han LiXin,Xiao Yan, Step Detection Design Approach based on M5 and DTW, Chinese Journal of Computers,2016, Vol.39: Online Publishing No.63

Step Detection Design Approach based on M5 and DTW

Huang Zheng Han LiXin Xiao Yan

(College of Computer and Information, Hohai University, 211100, China)

Abstract In recent years, with the development of microelectronics and computing technology, the popularization of smartphone and wearable devices, biological signal processing and pattern recognition have been a hot topic in the field of engineering. Due to the aging population in China, physical exercise and proper health care has attracted a hot social attention. The pedometer as a movement detecting device has entered into people's lives. At the same time, the smart phone equipped with a pedometer becomes more and more popular. But the current step algorithm cannot well remove the noise from people's lives which impacts the precision of pedometer. This paper proposes an approach of high-precision pedometer, whose main goal is to eliminate the effect of noise and reduce the influence of other factors. The approach is based on the three-dimensional discrete signal of accelerometer in the smartphone. After processing and analyzing the three-dimensional signal, extract features of the signal, the number of steps can be obtained more accurately at the end. In this paper, firstly, the selection of three-dimensional acceleration sensor is discussed, and then the smoothing algorithms are adopted to eliminate signal noise. Secondly, the features extracted from the signals are classified by M5

algorithm. Thirdly, for effective signals, dynamic time warping algorithms are used to count steps. Finally, this paper compares this approach with other step counters that are used in many popular applications on the current market to prove the higher precision and anti-jamming capability of our approach.

Keywords pedometer; smoothing filter; M5 algorithm; dynamic time warping

1 前言

随着健康问题逐渐成为社会的热点问题, 各种各样的计步设备逐步进入人们的生活, 主要包括两类, 一类是定制类, 该类是厂商专门为了实现计步功能而生产的计步器, 这种计步器功能单一, 数据采集以及计步的算法都是由专门的硬件来完成, 计步稳定, 但需要购置专门的设备; 而另一类则是应用类, 该类在智能手机具有计步功能的应用上以及在穿戴设备上实现计步功能, 这种计步功能主要由程序实现, 基于移动操作系统, 借手机和穿戴设备的加速度传感器, 只要算法合理并安装在合适的设备上, 同样可以达到较高的精度, 而不需要额外的设备。Ali^[1]和 Ishida^[2]等人设计了可以嵌在鞋内的计步器, 用于检测人体的运动状况, 苹果公司也和耐克合作, 推出了 Nike+ iPod Sport Kit 产品, 便于用户统计运动步数同时精度也比较高, 这两个产品都属于定制类计步器, 而且现在厂商还在定制的计步器中加入了手表、手电筒、MP3、测心率等功能, 使定制类计步器具有更高的实用性。而应用类计步器则主要有“Moves”、“春雨计步器”、“乐动力”、“LoveFit”等, 比较流行的穿戴式设备则有三星的 Galaxy gear, 苹果发布的 iWatch, 谷歌发布的 Android Wear, 同时国内也出现了很多智能手环, 咕咕智能手环、小米手环等, 但由于手机和穿戴设备的传感器种类多样、参数不一, 并且移动操作系统需要提供资源给其他进程, 这些给计步功能带来潜在的不稳定因素, 所以一个应用要在所有手机和穿戴设备上都能保持高精度的计步功能, 是一个很大的难题。

无论是计步器还是智能手机和穿戴设备上具有计步功能的应用, 数据都来自于加速度传感器, 通过计步算法对数据进行处理, 最终得到一定时间段内行走的步数。计步算法的好坏直接影响计步的准确度, 一个好的计步器误差率应当控制在 5% 以内。传统的计步方法大多单纯采用信号处理的方法, 分析采样数据并使用信号处理算法对数据处理并统计步数, 但使用计步器或者智能设备进行计步的时候, 用户的行为是不确定的, 会产生各种不同

的噪声, 具有很大的随机性, 常用的信号处理方法在处理随机数据时具有很大的局限性, 例如计步器常用的阈值法是判断加速度是否超过一定阈值, 如果超过一定的阈值则计步, 当计步器或者智能设备晃动很大的时候, 加速度值都会超过阈值, 此时阈值法则需要增加更多的判定条件以达到去除噪声的目的, 而在设计计步算法时却无法考虑到用户的所有情况, 从而在计步时可能产生较大的误差。

因为目前计步算法存在以上的缺陷, 本文提出了一种基于 M5 算法和动态时间归整算法 (DTW) 的计步方法——M5_DTW 计步方法。通过对日常行为的采集, 提取加速度数据中的特征, 使用机器学习算法训练得到分类模型; 计步时, 将获取到的加速度时间序列输入到训练的模型中, 对当前的时间序列进行分类^[3], 处于行走或者跑步状态进行计步, 而处于其他状态不进行计步, 并且在统计步数时采用 DTW 算法, 使得统计步数的同时进一步去除噪声的影响, 提高计步的准确度。该方法将机器学习分类算法应用到计步方法中, 通过对采集到的加速度数据提取多个特征, 用特征标识当前运动的状态, 在统计步数时, 采用 M5 分类算法, 根据特征对采集的加速度数据进行分类, 确定当前所处的运动状态, 如果当前状态需要统计步数, 则统计步数, 否则不做任何处理。该方法能够很好的去除计步时的噪声, 具有很强的抗干扰能力, 尤其是判断出当前处于不需要统计步数的状态, 则不会统计步数, 完全屏蔽掉噪声的影响, 同时再结合常用的 DTW 算法进行步数统计, 在保证计步高准确率的基础上, 进一步提高了计步的抗干扰能力。本文第一节对目前国内外相关工作进行简单的介绍; 第二节介绍一种基于 M5 算法和 DTW 算法的计步方法 (M5_DTW), 包括数据的预处理、平滑滤波, 特征提取及训练、相似度匹配 4 个过程, 并用伪代码对 M5_DTW 进行描述; 第三节实现 M5_DTW 并进行实验, 通过与其他计步设备和应用比较, 对实验结果进行分析, 评估本计步方法的有效性和抗干扰能力; 第四节对本文进行总结。

2 相关工作

计步器最早出现在欧洲文艺复兴时期，达芬奇设计了第一款机械式计步器，该计步器由 3 个齿轮构成^[4]，这种通过机械原理设计的计步器称为机械式计步器。而随着微电子技术的发展，1965 年，日本人 Yamasa^[5]发布万步记，计步器的设计由此进入电子时代。随着集成电路以及信号处理技术的发展，各式各样的计步器层出不穷，比较知名的品牌主要有日本的卡西欧（Casio）、美国的安康盟（Acumen）等。随着智能手机的普及，各式各样的计步应用被开发出来，例如“春雨计步器”、“乐动力”等。而近几年出现了越来越多的手腕式设备，手腕式设备也集成了计步功能，可以记录和测量人们日常生活中的运动量，例如耐克推出了 Fuelband 运动腕带，Basic Science 发布了健康追踪手表 Basis B1 等。

在计步算法上，很多文献做过这方面的研究，早期提出的算法有阈值法和波峰检测法，由于早期的计步器都是采用嵌入式模块，计算能力弱，在计步方面主要是硬件实现噪声过滤和步数统计，所以在算法上主要特点是计算量小，复杂度低，耗能小。而随着微电子技术的发展以及智能设备的出现，计算能力得到大幅度提升，虽然越来越多的计步算法被发掘出来，但主要是在信号处理算法上进行改进，以提高计步的准确度。同时智能设备集成的传感器也越来越多，很多基于新型传感器的计步算法也被提出，大多利用的传感器是角速度传感器，也有文献提出了基于多传感器的计步算法。

2.1 阈值法和波峰检测法

阈值法和峰值检测法都是传统的计步方法，采集加速度传感器数据，对波形进行平滑处理，对平滑后的数据采用信号处理的方法统计步数。阈值法和峰值法不同之处是计步的监测点不同，阈值法根据的是加速度是否达到阈值，而峰值检测则根据是否出现波峰，相比较而言，阈值法的计算量更少一些，而峰值法同样存在阈值法的不足，对于持续的震动或者其他非行走操作，峰值法也不能很好的进行屏蔽，出现很大的计步误差。

阈值法^[6-8]是当信号跨过阈值下方时记为有效步伐，该方法首先需要确定阈值，阈值可以根据统计数据得到或者采用动态阈值的方法，然后在统计步数时，当波形处于下降趋势，并且采样点首次小于阈值时，统计步数加一。Neil^[6]使用动态阈值的方法统计步数，将采集得到的波形平滑后计算其最大值和最小值，以最大值和最小值的均值为阈值，

并随着采样的进行不断更新阈值，当采样点首次小于当前阈值，则记为一步。Neil 在文献中也指出该方法具有很强的敏感性，当计步器震动很频繁或者震动很慢但不是走路和跑步的时候，计步器仍然会将其视为一步，为了解决这个问题，Neil 采取在阈值法的基础上加上时间判断，规定两次计步点时间间隔在 0.2s-2s 之间才能记为一步。使用 Neil 的方法可以很好的进行步数统计，尤其是在长时间走路或者跑步的情况下，但是，该方法虽然加上了时间判断，却仍然不能很好的屏蔽噪声，尤其是长时间的没有规律的震动下，统计出现的误差会很大。

峰值检测法^[9-13]是检测信号中的波峰，如果波峰所对应的加速度值处于正常走路的范围内，则每检测一个波峰记为一步。Wu^[9]设计了一个可以安装在手机上的计步器应用，通过获取得到手机的方向，确定采集的数据，例如当手机处于水平方向，则以加速度传感器提供的 x 值为采样数据，而当手机处于垂直方向，则以加速度传感器提供的 $(y+z)/2$ 值为采样数据，然后对采样数据每两点之间求其斜率，在波峰的左侧，斜率必然大于 0，而在波峰的右侧，斜率则一定小于 0，当斜率从正变为负时，则检测到一个波峰，并记为一步，该方法主要思想是只统计前进方向的加速度数据，减少垂直方法的加速度数据的影响，能够过滤部分噪声，但是在实际过程中的效果并不理想，而在统计步数阶段，采用了左右斜率之积小于零的方法，该方法可以有效的找到峰值，但是计算量要大于阈值法。Sheng^[12]在使用波峰检测法的同时，还采集了不同状态下的数据，例如跑步、上下楼梯的数据，区分不同的状态来提高计步的准确度，该方法通过分类采集数据的方式，获取到不同的阈值，在统计步数的时候采用不同的阈值，可以屏蔽波形中的尖刺噪声，比如突然的加速或者抖动行为，但是在存在大量噪声的情况下，由于峰值在不断的变动，只依靠阈值来屏蔽噪声的效果并不太理想。

阈值法和峰值检测法一直以来是计步器常用的方法，主要使用了信号处理的方法从信号中寻找一个计步点，当采集到的数据满足计步点的条件，则进行计步，这种计步方法在大多数情况下能够很好的进行步数统计，也一直以来被人们所接受，但是这种计步方法同时存在一些缺陷，并不能很好的去除噪声，尤其是使用者佩戴计步设备而不在走路或者跑步状态下时，由于使用者的动作是完全随机的，计步设备采集到的数据也是完全没有规律的，

这时依然使用这种计步方法,会将很多满足条件的噪声点作为计步点并统计步数,此时会产生很大的误差。也有很多计步器是需要人以固定的方式佩戴,而在开发计步应用的时候,手机以及其他智能设备并不会按照固定的方式佩戴,再使用这种计步方法将不能满足要求。

2.2 新型计步方法

由于阈值法和峰值检测法存在着一些缺陷,各种改进的算法也逐渐被提出。Li^[14]发现腰部的干扰信号并不完全随机,通过对信号进行弗里曼编码,设计了一种步数检测算法;Kim^[15]和Jang^[16]测试出信号波形有明显的三个相位的变化,即向下摆动相、向上摆动相和站立相,所以可以根据此情形建模,并设计一种计步算法,当所有的三个相位检测到时视为一个有效步伐。上述两种算法都是根据局部特征来提高计步的准确性,时间复杂度较高,实现比较复杂,而往往在实际应用中的准确率没有阈值法高,尤其在长时间走动的情况下。

随着智能设备的普及,各种使用其他传感器的计步方法也被提出并得到广泛的应用。Jayalath^[17]使用陀螺仪,检测在行走步数中的角度变化,将采集得到的数据经过低通滤波,然后通过两点检测方法检测波形中经过零点的采样点,当检测到出现经过零点的采样点,设置一个计时器,当在计时器结束之前,采样的值超过设定的阈值,则将当前的计步加一,而如果计时器结束时采样的值仍未能超过峰值,不能将当前的经过零点的采样点记为一个计步点。Wang^[13]在Android手机上使用多个传感器实现一种计步方法,主要使用了加速度传感器和方向传感器,通过采集两种传感器的数据,将加速度值映射在重力方向上,再通过阈值法对映射后的值进行统计,通过只对重力方向的加速度值进行处理的方法以提高计步的准确度。这两种方法使用了多个传感器,主要是陀螺仪等,通过辅助传感器增加计步的判断条件,能够提高计步的准确度,而在去除噪声方面,并没有实质的改进。

以上各种算法在某种程度上提高了计步的准确度,但是并没有解决传统的阈值法和峰值检测法存留的问题,对于使用者随机的动作,仍然不能很好的进行屏蔽,抗干扰能力差。本文正是在以上计步方法的基础上,将分类算法应用到计步算法中,对使用者的行为进行分类,确定需要统计步数的状态,提出了一种M5算法和DTW算法相结合的计步方法(M5_DTW)。

3 算法设计

本文提出的M5_DTW计步方法主要包括两个部分,如图1所示,分为训练阶段和计步阶段;训练阶段采用有监督的机器学习,训练出一个分类模型,在计步阶段将特征输入该模型,输出分类结果。计步阶段则通过模型判断当前时间序列是否处于行走状态,如果处于行走状态则统计当前的行走步数。

对于训练阶段,首先通过采集智能手机的3轴加速度传感器数据,并对信号平滑滤波处理,得到比较平滑的波形,从波形中提取特征,对特征使用M5算法进行训练分类,主要分类包括噪声、静止、行走、上下楼梯、跑步。

计步阶段则在计步时采集实时数据,通过平滑滤波和特征提取两个阶段,前两步和训练阶段相同,然后将特征输入训练的模型中,判断是否处于行走状态,如果并非处于行走状态,则不统计步数,如果处于行走状态,则使用DTW算法统计行走的步数。

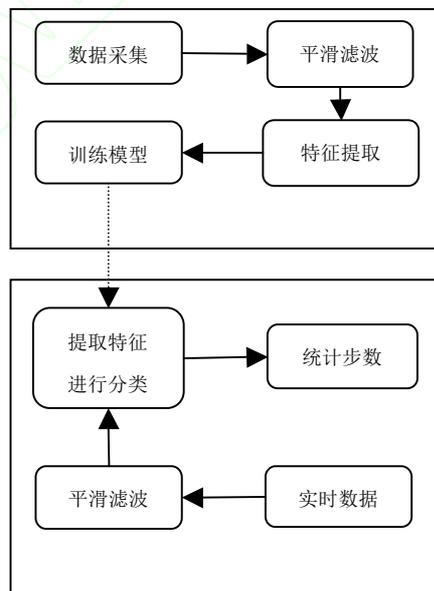


图1 M5_DTW框图

3.1 数据采集

计步器和带有计步功能的应用采集到的数据大多是3轴加速度传感器采集到的加速度数据,加速度传感器采样频率一般可以达到100HZ以上,而采样范围有正负2g,正负6g等多种。如图2所示,如果将手机按照图示方式放置,并取手机左下角为原点,那么X轴表示手机左右移动所产生的加速度信号,Y轴表示手机上下移动所产生的加速度信号,

Z 轴表示垂直于手机平面方向移动而产生的加速度信号。当手机静止放置的时候，加速度会采集得到重力加速度值，例如将手机水平静止放置，Z 轴朝向天空，则获取到的加速度值为 (0, 0, g)，而将 X 轴朝向天空，则获取到的加速度值为 (g, 0, 0)，X 轴朝向地面，则获取到的加速度值为 (-g, 0, 0)。

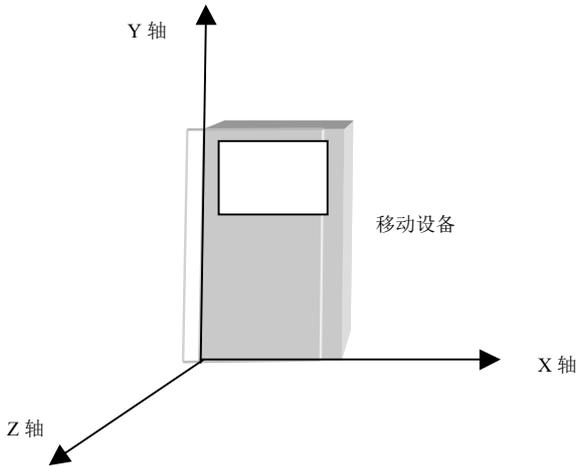


图 2 一种加速度传感器感应模型

在本实验中，使用的是智能手机的三轴加速度传感器，为了使计步方法具有更好的普适性，并能采集到足够多以及精确的数据，加速度采样频率设为对系统开销较小的 50HZ，而加速度采样范围为正负 2g。

手机的三轴加速度传感器采集到的是三个轴的加速度数据，采集的数据和手机的放置有关，当静止时，朝向地面的轴的加速度值为重力加速度。而用手机作为数据采集的工具时，手机放置的位置是不固定的，所以，当手机放置不同的位置时，采集到的数据相差很大，如图 3 所示，其中波形 b 为平滑前的波形，波形 a 为平滑后的波形。

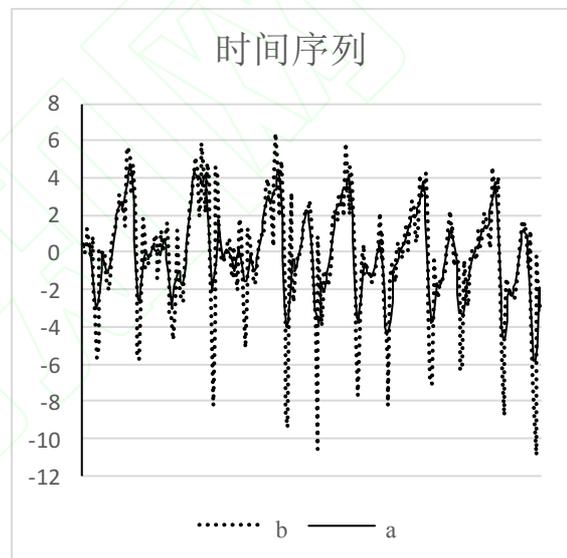
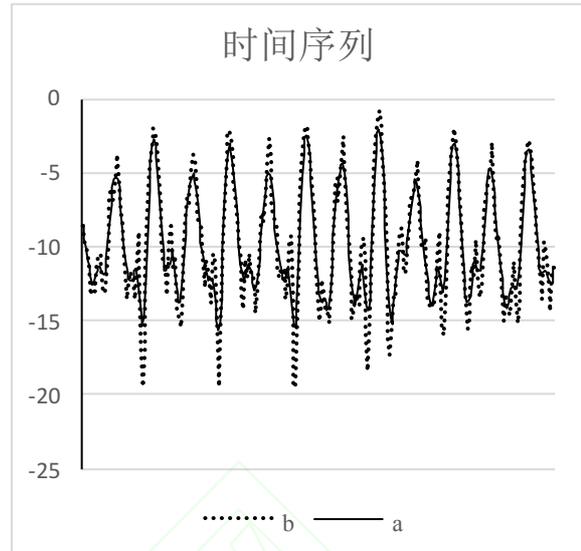


图 3 手机放置不同方向时 X 轴采集得到的数据

在图 3 中上图是当 x 轴垂直于地面方向放置所得到的加速度值，加速度的平均值在-10 左右，而下图是 x 轴为水平方向放置时采集得到的加速度值，加速度的平均值在 0 左右，而如果将手机倾斜放置，则加速度平均值处于-10 与 10 之间，在正常步行时，加速度会呈现明显的周期性，但由于手机放置的位置不同，在某一方向上采集到的数据并不具有周期性，如图 3 的下图，为了避免这种情况，采集的三轴加速度通过公式 1 计算得到合加速度 s_a ，其中 x、y、z 为 3 个轴的加速度值，再对合加速度平滑处理并提取特征。

$$s_{a_i} = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \tag{1}$$

3.2 平滑滤波

采集得到的 3 个方向上的加速度数据，采用移

动平均滤波器^[18]平滑波形并过滤噪声。移动平均滤波器是数字信号处理中常用的滤波器,实现简单也是最早被人们理解并使用的数字滤波器,对于通常的时间序列,移动平均滤波器是最佳的选择,可以消除随机产生的噪声,同时对于波形中的尖刺有很好的平滑效果,这也使得移动平均过滤器成为了时域信号处理中首选的滤波器,但是当处理频域信号时,移动平均过滤器却是效果最差的滤波器。

移动平均滤波器是将连续的采样数据看成一个长度固定为 M 的队列,在新的一次测量后,去掉上述队列的首数据,其余 $M-1$ 个数据依次前移,并将新的采样数据插入,作为新队列的尾;然后对这个队列取平均运算,并将其结果作为本次测量的结果。如公式 2 所示, X 为输入, Y 为输出, M 为每次平滑的跨度,将 $x[i]$ 前后的 $M/2$ 个元素累加并取平均值,得到的结果即为输出 $y[i]$ 。

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=i-\frac{M}{2}}^{i+\frac{M}{2}} x[j] \quad (2)$$

3.3 特征选取

好的特征可以很好的区分正常走路和噪声,而提取好的特征,需要分析人走路的步伐信号以及处于不同状态下的加速度信号,主要考虑的状态为前面数据采集的几种状态:正常走路、站立不动、上下楼梯、跑步、正常使用手机以及拿在手上晃动。

人在静止不动的情况下,加速度值保持稳定,接近于重力加速度值,该情况下不需要统计步数。正常走路、上下楼梯以及跑步,这 3 中情况则需要统计步数,而这 3 种情况的加速度波形会呈现很明显的周期性,类似于正余弦三角函数,但 3 者的波形并不会完全一样,跑步的时候,产生的加速度明显会大于走路以及上下楼梯,同时由于跑步运动较快,加速度变化的周期要比走路和上下楼梯小很多,而上下楼梯时,会在短时间内将身体抬高,所以产生的加速度也会大于正常走路。正常使用手机以及将手机拿在手上晃动,由于手的动作是完全随机的,加速度的值可大可小,可以呈现有规律的周期性变化,也可以呈现杂乱无章的变化,所以想要提取日常使用手机以及拿在手上晃动的特征比较困难。

考虑到以上五种情况,可以将人日常状态分为五类,第一类为正常使用手机以及把手机拿在手上晃动制造噪声,这一类由于动作随机,没有统一的规律,不宜提取特征。第二类为静止状态,这一类

加速度变化较小,通过阈值就可以很好的区分开。第三类为正常走路,这一类具有明显的周期性,可以很好的提取特征,并和两类进行区分。第四类为上下楼梯,这一类也具有明显的周期性,和第三类的区别主要是加速度的波动范围要大于第三类。第五类为跑步,这一类也具有明显的周期性,和第三类的区别不仅仅是加速度的波动范围大于第三类,同时由于跑步时的步伐频率明显快于走路,则对应的加速度从波谷到波峰的时间也要明显小于第三类。如图 4 所示,图中横线虚线表示的是静止时的加速度波形,点虚线表示的是正常行走时的加速度波形,实线表示的是加大力度晃动手机的加速度波形。从图中可以看到,静止时,加速度呈现一条水平线,几乎没有发生变化,正常行走时呈现周期性变化,而随机晃动手机则呈现没有规律的变化。如图 5 所示,图中点实线表示的是行走时的加速度波形,点虚线表示上楼梯时的加速度波形,而实线表示的是跑步时的加速度波形。

由于正常走路时,波形具有明显的周期性,而且不同状态下的加速度的波动范围也相差很大,定义从一个波峰到相邻的波谷为波动范围,一个时间序列的波动范围为统计所有的波峰到波谷的距离的均值。考虑提取的特征主要有:波峰的均值,波峰的方差,波动范围的均值,波动范围的方差,以及波峰之间的时间间隔的方差。

提取波峰的均值,主要用于区分正常走路、几乎静止状态以及跑步状态,当正常走路时,每走一步会有加速度从小变大,再从大变小的过程,其中的峰值明显会大于开始走路之前的加速度值,同样当处于几乎静止状态时,加速度的值并不会一直保持不变,目前手机加速度传感器的精度都比较高,试验中采用的手机中的加速度传感器可以精确到小数点后 6 位,可以检测到很细微的震动,而且加速度传感器对温度的变化也具有很强的敏感性,当外界温度发生很小的变化时,加速度传感器采集的数据也会发生变化,所以当处于几乎静止状态时,加速度也会产生小幅度的波动,此时寻找到的波峰相对走路时的波峰小得多,通过波峰的均值能够很好的区分开,而跑步状态,加速度的峰值会高于正常走路时的峰值,如图 5 所示。

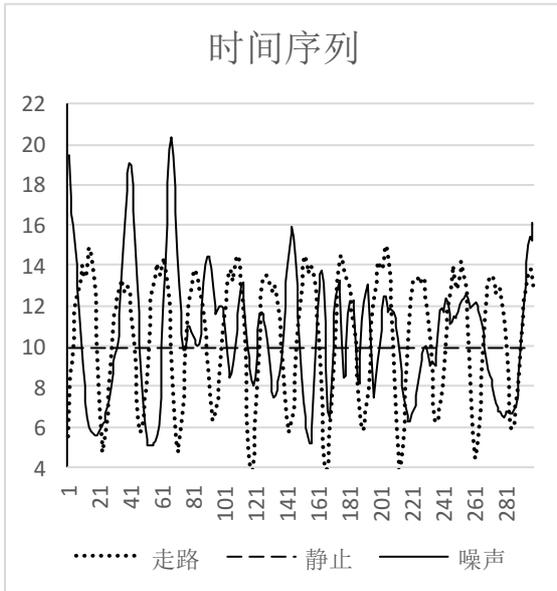


图 4 静止、行走、噪声状态下的加速度波形

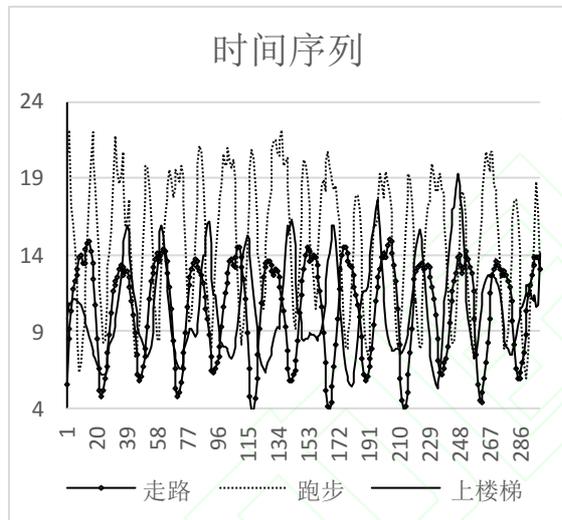


图 5 行走、上楼梯、跑步状态下的加速度波形

波峰的方差和波峰之间的时间间隔方差用以区分走路状态和正常使用手机，以达到去除噪声的效果，走路状态下，通过过滤之后的波形，如图 3 左图所示，波峰分布比较均匀，计算的方差数值小，波峰之间的时间间隔也比较均匀，所以波峰之间时间间隔的方差也会比较小，而对于正常使用手机，加速度波形几乎不会呈现明显的周期性变化，波峰的分布比较随机，所以计算得到的波峰的方差以及波峰之间时间间隔的方差都会普遍大于正常走路

3.4 M5算法

采集得到大量的数据，通过平滑和特征提取，

再通过分类算法，将特征进行分类，试验中采用了 M5 算法进行分类，M5 算法是由悉尼大学的 R.Quinlan^[19]和 Yong Wang^[20]提出并实现的算法，该算法是将线性回归应用到了决策树中，在叶子节点采用线性回归，在预测连续值上具有很好的效果。M5 算法将原来的分类问题转换成了函数优化问题，通过解决函数优化问题的标准方法来实现分类，这种在叶子节点上采用线性回归的决策树称为模型树。对于给定的数据集，普通的线性回归算法只能提供一个回归等式，而 M5 模型树可以根据决策树的分类情况，将样本空间划分为多个区，并对每个区建立回归模型，最终对于每一个叶子节点提供一个回归等式。

M5 模型树的建立是通过递归调用构建的，采用分而治之的思想，使用方差诱导作为启发方法。最初对于整个样本集，选用最具有识别力^[21]的属性作为根节点，最有识别力的属性是能够最大限度的减少目标属性集合方差的属性，根据一个或多个属性的值，将所有样本划分为多个子集，再对每个子集选择最具有识别力的属性作为根节点，根据特定属性划分子集，递归调用，最终直到子集中的目标属性的方差足够小或者样本足够小时，建立回归模型，并确定回归等式。M5 模型树将样本分类成多个子集，提供了处理问题所需要的非线性，同时 M5 对于每一个子集建立回归模型，对每一个叶子节点提供了线性模型。

假设有训练集 T ，构建 M5 模型树首先是计算 T 的标准差 $sd(T)$ ，然后根据不同的测试将 T 进行划分，如果 T 包含很少的实例或者 T 的值变动非常小，则不进行划分。用测试的结果对每一个测试进行评估，将 T_i 作为 T 根据第 i 个测试生成的子集，并对这个子集求标准差 $sd(T_i)$ ，如公式 3 为期望误差的减少量。在计算完所有的可能测试之后，选取误差减少量最大的作为期望误差减少量。最终对于每一个子集建立回归模型，生成回归等式 $LM(T_i)$ ，如公式 4 所示，其中 C 为样本中的属性值， N 为属性的个数， k 为属性相乘系数。

$$\Delta error = sd(T) - \sum_T \frac{T_i}{|T|} \times sd(T_i) \quad (3)$$

$$LM(T_i) = \sum_{i=1}^N (k_i \times C_i) \quad (4)$$

M5 的创新主要包括以下几个部分：

误差评估。M5 算法需要对于一些在训练集中没有出现的实例评估精确度。首先,在一个模型中,一个实例对于一个模型的剩余量^[19]指的是当前实例的真实值和预测值之间差的绝对值,为了评估由一个训练集训练而得到的模型, M5 首先计算所有实例的平均剩余量,但是这样对于训练集中不存在的实例是有缺陷的,出现评估不足的情况,为了解决这种情况, M5 算法用平均剩余量乘以 $(n+v)/(n-v)$, n 是训练实例的数目, v 是模型中参数的数目,这样对于具有很多参数但是训练集很小的模型,会增加评估误差,解决了评估不足的情况。

线性模型。M5 模型树在每个节点使用标准的线性回归方法构建了多重的线性回归模型,但 M5 模型树并没有使用所有的属性,而是使用了在测试或者线性回归中引用的属性。M5 模型将对线性模型的准确度和子树的准确度,确保两种模型使用的信息是一致的。

简化线性模型。上述方法获得每个线性回归模型,通过不断减少参数使得评估误差最小化来简化模型。虽然消除参数使得平均剩余量增加,但是同样减少了上面的多重线性回归因子,所以评估误差也得到减少。使用贪婪搜索算法来移除对于整个模型贡献很少的变量,在某种情况下, M5 会移除所有的变量,只剩下一个常量。

剪枝。从树的底部开始,检查模型树中的每一个非叶子节点, M5 算法将根据评估误差在简化的线性模型和子树中选择一个作为最终模型,如果线性模型被选择作为最终模型,则当前节点的子树将被当作叶子节点。

平滑。通过平滑处理来提高基于树模型的预测精度。当模型树预测一个实例的值,这个值在模型树中的一个合适的叶子节点给出表明了预测值从根节点到叶子节点的路径, M5 的平滑过程正是从叶子节点倒退到根节点。对于子树 S , S_i 为子树 S 的一个分支, n_i 是训练集中处于 S_i 的实例数目, $PV(S_i)$ 是在 S_i 的预测值, $M(S)$ 是模型在 S 给出的预测值。通过 S_i 的预测值,退回到 S 的预测值 $PV(S)$ 如公式 5 所示。

$$PV(S) = \frac{n_i \times PV(S_i) + k \times M(S)}{n_i + k} \quad (5)$$

其中 k 是平滑常数,默认为 15。用很少的训练集构建的模型,并且沿着模型的路径预测值变化很大的时候,平滑具有很好的效果。

在本算法中,构建的模型最终分为 5 类,正常使用手机以及其他操作产生的噪声、静止状态、步行状态、上下楼梯和跑步。其中,模型的输出定义 -10 作为产生的噪声, 0 作为静止状态, 10 作为步行状态, 20 为上下楼梯, 30 为跑步,在计步阶段,将特征输入模型,模型输出预测值,根据预测值与各个状态的距离,将预测值划分到上述的 5 个状态中。

3.5 动态时间归整 (DTW)

在计步阶段,将时间序列输入到建立的模型树中,得到分类,如果分类结果为介于 5 到 35 之间的数,即正常行走状态,则对步数统计。但在平滑滤波之后可以发现,仍然有很多噪声没有得到消除,而每一次计步是对一个时间段的步数进行统计,一旦分类错误,如果计步仍然使用阈值判断,那么在分类错误的时间段统计的步数会被加入到总数上,产生较大的误差,为了避免这种情况的发生,这里采用动态时间归整的方法,在原始分类的基础上进一步进行精确计数。由于在正常走路的状态下,波形会出现周期性,而每次从波谷到波峰,再到波谷,即为一次完整的步伐,人在走路的时候,每次跨出的步伐几乎相差不大,在波形上呈现明显的相似性,所以将一个时间段的波形划分为多个段,以波谷为划分点,每两个波谷确定一个时间段,每一个时间段中包含一个波峰,计算两个时间序列的距离,评估两个时间序列的相似性,如果相似性足够小,则记为一步,并不断统计剩下的时间段的波形的相似性。

统计两个时间序列的距离最常用的方法为欧式空间距离,但在一些特殊情况下,欧式空间距离具有很大的缺陷。如图 6 所示,虽然两个时间序列呈现很高的相似性,但是欧式空间距离计算的结果表明两条序列并不是很相似。同时对于两个不等长的时间序列,则无法计算欧式空间距离,为了解决上述问题,提出了动态时间归整算法 (Dynamic Time Warping, DTW),这在语音自动识别上是很常用的算法,解决了发音长度不一的模板匹配问题,该算法是基于动态规划的思想,构建一个邻接矩阵,在邻接矩阵中寻找最短路径。

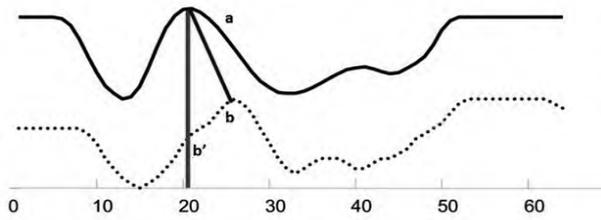


图 6 两条相似度较高的时间序列

假设有两个时间序列 A 和 B ，长度分别为 m 和 n ，即 $A = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_m)$ 和 $B = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_n)$ ，首先需要构建长度为 $m \times n$ 的矩阵 $D(m, n)$ ，其中矩阵中的每一个元素 $d(a_i, b_j)$ 表示的是 a_i 到 b_j 的距离，距离越小，相似度越高，一般采用欧式空间距离，如公式 6 所示。

$$d(a_i, b_j) = (a_i - b_j)^2 \quad (6)$$

每一个矩阵元素 (i, j) 表示点 a_i 和 b_j 对齐，采用动态规划思想寻找一条路径，使得对齐的点的距离总和最小，路径通过的元素即为两个序列进行计算对齐的点。定义路径 $W = (w_1, w_2, \dots, w_k)$ ，其中 $\max(m, n) \leq k \leq m+n-1$ ，选择这样一条路径需要满足如下几条规律：

边界性。路径的起点必须是 $w_1 = (1, 1)$ ，而路径的终点是 $w_k = (m, n)$ 。

连续性。如果 $w_{k-1} = (i, j)$ ，那么对于路径的下一个点 $w_k = (i', j')$ 需要满足 $(i' - i) \leq 1$ 和 $(j' - j) \leq 1$ 。也就是不可能跨过某个点去匹配，只能和自己相邻的点对齐。这样可以保证 A 和 B 中的每个坐标都在 W 中出现。

单调性。如果 $w_{k-1} = (i, j)$ ，那么对于路径的下一个点 $w_k = (i', j')$ 需要满足 $0 \leq (i' - i)$ 和 $0 \leq (j' - j)$ 。这限制 W 上面的点必须是随着时间单调进行的。

结合连续性和单调性约束，每一个格点的路径就只有三个方向。例如如果路径已经通过了格点 (i, j) ，那么下一个通过的格点只可能是下列三种情况之一： $(i+1, j)$ ， $(i, j+1)$ 或者 $(i+1, j+1)$ 。而寻找的最优路径即使得归整代价 $\sqrt{\sum_{k=1}^K d(w_i)}$ 最小，即

$$DTW(A, B) = \min \left\{ \sqrt{\sum_{k=1}^K d(w_i)} \right\}, \text{ 其中 } d(w_i) \text{ 表示的是 } w_k \text{ 中 } a_i \text{ 到 } b_j \text{ 的距离。而在寻找路径的过程中，}$$

借鉴动态规划的思想，使用迭代的方法进行，定义一个累加距离 $S(i, j)$ ，最初始的 $S(1, 1) = d(a_1, b_1)$ ，每一次迭代满足公式 7 的条件，逐步迭代，直到达到边界条件

$$S(i, j) = \min \begin{cases} S(i-1, j) + d(a_i, b_j) \\ S(i-1, j-1) + 2d(a_i, b_j) \\ S(i, j-1) + d(a_i, b_j) \end{cases} \quad (7)$$

3.6 M5_DTW计步方法

目前的计步方法大多使用阈值法和峰值检测法，这两种方法根据加速度是否达到某一条件进行实时的计步，在正常走路或者跑步的情况下都能达到较高的准确率，而在频繁的无规律的震动条件下，同样也可以达到计步条件，产生了大量的计步，不能很好的屏蔽噪声，从而使得计步的准确率大大下降。而当前一些新型的计步方法，Li^[14]、Kim^[15] 和 Jang^[16] 提出了新的计步模型，实现复杂，准确率也往往比较低；而多传感器的计步方法，是在阈值法的基础上，借助其他传感器增强计步判断，可以很大程度上提高准确率，但是对于噪声的屏蔽效果不是很好；Muscillo^[22] 首先采集实验者不同状态下的数据，比如行走、上下楼梯，建立加速度信号模板集，然后使用 DTW 以及 DDTW 算法对新采集的数据进行匹配，从而对新采集的数据进行分类，判断出当前实验者所处的状态，该方法可以区分实验者的不同状态。如果能检测出实验者当前的状态，再根据状态进行步数统计，则能够很大程度的对噪声进行屏蔽。

本文考虑到以上各计步方法的不足，并结合 Muscillo^[22] 的分类思想，将分类算法和信号处理方法相结合，提出了 M5 算法和 DTW 算法相结合的 M5_DTW 计步方法。M5_DTW 首先提取各种运动状态的特征，用来标识各种运动状态，使用 M5 算法构建分类模型，通过分类模型将各种运动状态区分开，尤其是噪声，对于噪声则完全不进行计步统计，很大程度上屏蔽了噪声的干扰，同时根据不同的运动状态采用不同的 DTW 阈值，通过 DTW 算法进行步数统计，可以很大程度的增加计步准确度。为了便于描述 M5_DTW 计步方法，首先给出一些相关定义。

定义 1：计步噪声。在计步过程中，由于各种非行走行为产生的加速度数据，会对正常计步产生干扰，计步噪声既可以是重复有规律的数据，也可以是杂乱无章的数据。通常考虑的计步噪声有：将计步设备拿在手上随便晃动、正常使用计步设备过程中非行走行为以及正常使用计步设备过程中计步设备自身的运动。

定义 2：状态标记。为了便于区分各个状态，

用一组整数对每个状态进行标记,在分类算法中用这些数字标识对应的状态。在统计步数过程中,将加速度数据输入到模型,模型计算的结果距离某个状态的数字标记越近,则代表分类的结果为该状态。

定义 3: 单步间隔。正常行走一步,如果不考虑重力加速度,加速度从小逐渐变大,达到一个峰值,然后当腿达到最高点时,加速度减小到 0,当腿逐渐落下时,加速度反向逐渐增大到一个峰值,然后逐步变小,当脚落地时,加速度最终趋近于 0,在计步过程中,加速度从 0 开始到最大值,然后到反向最大值,最终达到 0 的过程为一个单步间隔。

定义 4: 步伐相似度。将一段加速度时间序列划分为多个单步间隔,计算每相邻两个单步间隔的 DTW 值,以 DTW 值作为两个相邻单步间隔的步伐相似度。

M5_DTW 分为两部分:训练阶段和统计步数阶段,如图 1 所示。训练阶段主要步骤如下:

步骤 1. 采集各种不同状态的加速度数据,并对状态标记,标记噪声为-10,静止状态为 0,步行状态为 10,上下楼梯为 20,跑步为 30。

步骤 2. 对采集的加速度数据进行平滑滤波,通过平滑滤波操作对加速度数据首次去噪,采用 8 点平滑。

步骤 3. 对平滑后的加速度数据进行特征提取,提取的特征主要包括:波峰均值、波峰方差、单步间隔均值、单步间隔方差以及波峰之间的时间间隔方差。

步骤 4. 根据特征建立分类模型,使用 M5 算法对原始加速度数据进行有监督的机器学习,输出分类模型。

训练模型阶段对训练集进行特征提取,通过 M5 算法构造分类模型,方法 1 描述了训练模型的主要过程。

方法 1: 训练模型

输入: 采集的加速度数据集 $TC = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 。

输出: 分类模型 $Model$ 。

1. **FOR** each $a_i \in TC$ {
2. $smooth(a_i)$;//平滑滤波
3. **FOR**(int $i = 0$; $i < a_i.length$; $i++$)
4. find all peaks and valleys and save to $peak(a_i), valley(a_i)$;
5. $pm = means(peak(a_i))$; //波峰均值

6. $pv = variance(peak(a_i))$; //波峰方差
7. $im = means(peak(a_i)-valley(a_i))$;
//单步间隔的均值
8. $iv = variance(peak(a_i) - valley(a_i))$;
//单步间隔的方差
9. $tiv = numOf(peak(a_i), valley(a_i))$;
//波峰之间的时间间隔的方差
10. $C(a_i) = \{pm, pv, im, iv, tiv\}$;
11. **IF**($a_i \in walk$) //给样本加标注
12. $C(a_i) = \{C(a_i), walk\}$;
13. **ELSE IF** ($a_i \in run$)
14. $C(a_i) = \{C(a_i), run\}$;
15. //other label
16. }
17. calculate the max dtw value of each class //统计每一类中 DTW 值的最大值
18. $Model = M5(C(a))$; //训练样本集
19. **RETURN** $Model$;

统计步数阶段主要步骤如下:

步骤 1. 采集实时数据,由于统计步数一般需要在实时的状态,采用时间窗口的方式对数据进行采集,每次统计一个时间窗口的步数。

步骤 2. 与训练阶段一样,采用 8 点平滑滤波,对采集的加速度数据进行初步去噪。

步骤 3. 提取加速度特征,提取特征有波峰均值、波峰方差、单步间隔均值、单步间隔方差以及波峰之间的时间间隔方差,将特征输入 M5 分类模型,得到输出结果,根据状态标记确定所属分类。

步骤 4. 将时间窗口的减速度数据分割成多个单步间隔,计算相邻两个单步间隔的相似度,使用 DTW 算法,当步伐间隔相似度小于各个状态下的阈值,则记为一步。

计步阶段采集实时数据,进行分类,并计算步伐相似度进行步数统计。方法 2 描述了计步阶段的主要过程。

方法 2: 统计步数

输入: 分类模型 $Model$, 采集的加速度时间序列 T

输出: 时间序列 T 中的步数 $count$

1. int $count = 0$;
2. $smooth(T)$;
3. **FOR**(int $i = 0$; $i < T.length$; $i++$)
4. find all peaks and valleys and save $peak(T), valley(T)$;

```

5.  extract T character and save to C(T);
6.  class = Model(C(T));
   // 得到当前时间序列的分类
7.  IF class ∈ noise || class ∈ static
   //如果分类为噪音和静止, 则直接返回 0
8.      RETURN 0;
9.  ELSE
   //其他情况, 将时间序列根据波谷划分为多个单
   步间隔, 分别计算单步间隔的相似度
10.     spilt T according to valley(T) and save to SubT;
11.     FOR(int i = 1; i < SubT.length; i++)
12.         IF(dtw(SubT(i-1), SubT(i)) < dtw_max
            class)
            //如果两个单步间隔的相似度小于阈值, 则步数
            加一
13.             count++;
14.     RETURN count;

```

M5_DTW 方法使用了 M5 分类算法,对当前的动态信息进行分类,同时计算 DTW 距离进行步数统计,很大程度上屏蔽了噪声并提高了精度。相比于当前主流的计步算法, M5_DTW 进行了状态分类,在分类算法的基础上再对时间序列进行信号处理,如果分类的准确率足够高,可以屏蔽掉大多数非行走状态下的噪声,从而有效提高计步的抗干扰性。而相比文献 5 和 7-14 中的阈值算法, M5_DTW 采用了 DTW 算法进行步数统计,只有当相邻的单步间隔足够相似的时候才会进行计步,从而弥补了阈值法中因为偶然的行行为使加速度值达到阈值而进行计步的不足。文献 15 采用 DTW 进行步数统计,但是文献 15 主要是采用定制硬件的方式进行计步统计,而 M5_DTW 计步可以在任何含有加速度传感器的智能设备上计步统计,比如智能手机、穿戴设备等,从而具有更高的适应性。

4 实验及分析

4.1 数据采集

试验中采集的数据主要分为两部分,一是训练阶段采集样本,采集的数据保存在文档中,该阶段采集的数据用以训练分类模型;二是在计步阶段实时采集数据,该阶段采集的数据用以统计步数,采集的数据实时统计,不进行保存。

在训练阶段,目标是训练一个模型,能够很好的将行走状态和非行走状态区分开,所以在采集数据的时候,需要尽量采取多种状态下的加速度数

据,这些数据能够基本包含日常行动中的所有动作,例如:静止、走路、跑步、上下楼梯等,在采集的时候,由于手机放置的位置不同,时间序列提取的特征也不同,所以采集时手机放置的位置包括:拿在手上、上衣靠近腰部的口袋以及大腿侧边的口袋里。由于手机很多情况下会拿在手中使用,这里也采集拿在手上的噪声,例如:将手机拿在手上晃动,反复将手机从口袋取出等。综合以上情况,采集的数据分为 3 大类,分别对应手机放置的 3 个位置:拿在手上、上衣靠近腰部的口袋以及大腿侧边的口袋;对于每一种手机放置位置的情况,分别采集静止、走路、跑步、上下楼梯以及噪声 5 种状态的数据,每种状态采集多组数据,最终对于每一个位置采集数据如表 1 所示。

表 1 不同状态采集数据情况

状态	静止	走路	上楼梯	下楼梯	跑步	噪声
组数	18	342	198	162	216	126

在计步阶段,采集的数据则为实时获取的加速度数据,对采集得到的数据进行平滑滤波,特征提取,判断是否为行走状态并统计步数。

4.2 平滑均值滤波

实验中将手机采集的加速度数据,使用移动平均滤波器滤波,最终得到的波形如图 7 所示,波形是将三轴加速度经过计算得到合加速度的波形,原波形中的噪音和尖刺都得到大幅度的平滑。

平滑效果的好坏直接影响特征提取,平滑过度会使得噪声之间的差异度变小,不利于特征的提取,而平滑不够,正常走路的波形中会有大量的尖刺波峰,给统计步数带来很大难度。图 7 所示的是正常行走 5s 的波形,总共记录了将近 250 个加速度值(由于手机的采样频率略小于 50HZ,所以采集的数据接近 250 个),采用的是 8 点平滑,平滑的宽度是根据手机频率计算得到,以每 160ms 为平滑宽度,而采样频率将近为 50HZ,则平滑宽度为 $0.16 \times 50 = 8$ 。图 8 分别为不同的平滑宽度对相同波形进行平滑过后的效果。分别为 2 点、5 点、8 点和 15 点平滑,虚线为平滑前的波形,实线为平滑后的波形。在平滑宽度为 2 的情况下,平滑后的波形和原波形几乎重叠,噪声几乎没有去除;对于平滑宽度为 5 的情况,有很好的平滑效果也很大程度的保留了原始波形的信息,但是对于有些尖峰并没有消除掉,而该组数据是正常青年人在慢走的情况下采集的数据,对于跑步等情况则会有更多的噪声,所以

这里采用了8点平滑,更大程度的减少噪声,同时也相对较好的保留了原始波形。而对于15点平滑,则平滑过度,原始波形信息保留很少,如果考虑使用阈值法来计步,虽然这样的波形可以很好的记录下步数,但是由于噪声也被极大的平滑,波形基本和正常走路平滑后一致,特征提取几乎无法区分噪声和正常走路。

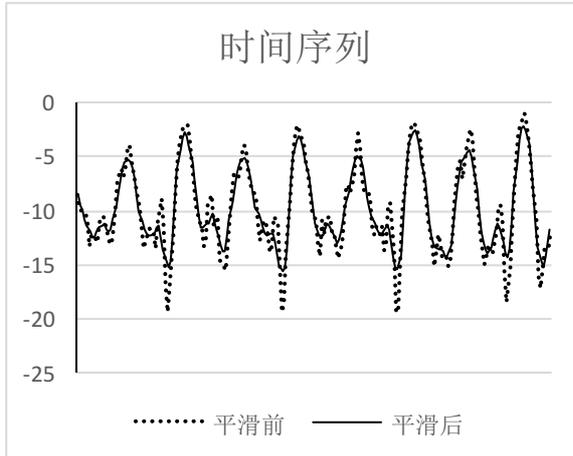


图7 平滑前后的波形

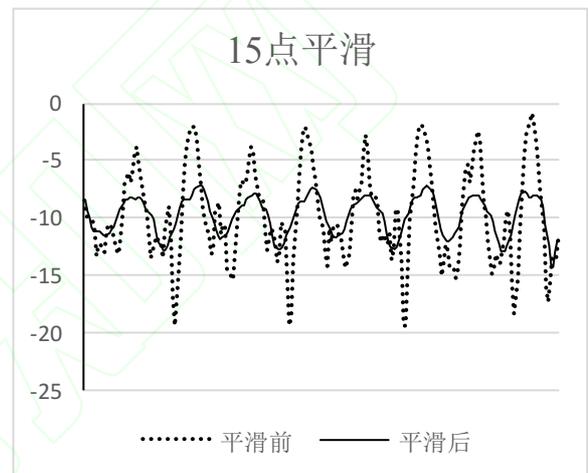
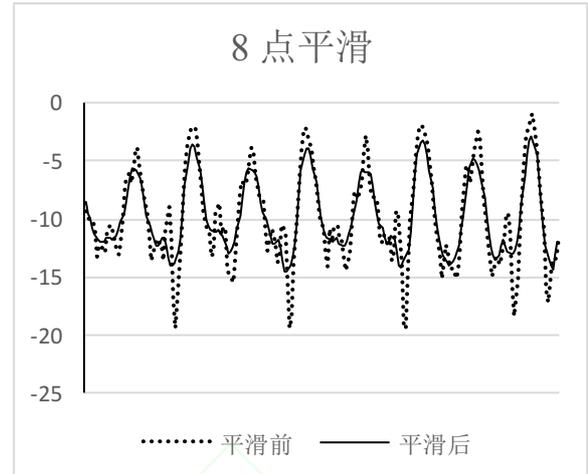
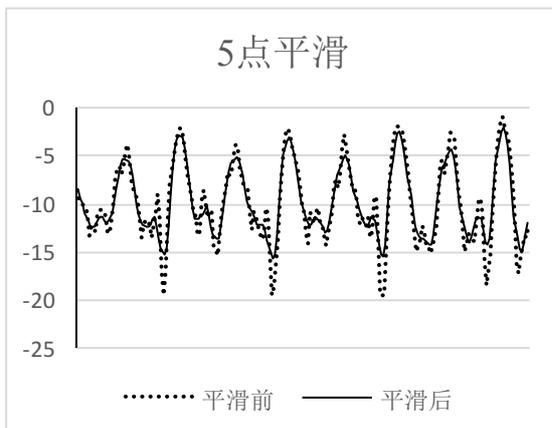
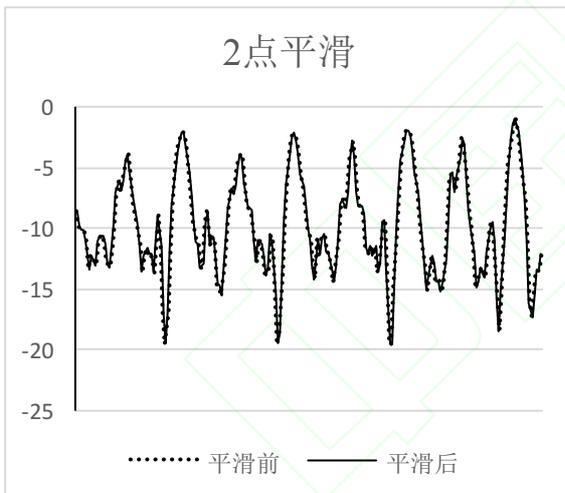


图8 不同平滑宽度平滑前后的波形

4.3 特征提取

对平滑后的采样数据进行特征提取,主要特征包括5个:波峰均值(PM)、波峰方差(PV)、单步间隔均值(IM)、单步间隔方差(IV)以及波峰之间的时间间隔方差(TIV)。由于手机放置的位置不同,采集得到的数据相差很大,例如将手机拿在手上和上衣口袋正常走路时,采集到的波峰的均值相对将手机放在裤子侧面口袋要小,此时如果将3个位置的训练样本放在一起进行分类,分类效果并不理想,所以本文将3个位置的特征分别提取,分别对每一个位置的特征进行训练构建模型。而在计步阶段根据当前手机放置的位置选择相对应的模型。

由于采集每一种状态的数据有多组,所以需要提取每一组数据的特征,提取所有组特征之后求取其平均值,最终对于上衣口袋提取的特征如表2所示。

表 2 不同状态下提取的特征

	PM	PV	IM	IV	TIV
噪声	23.398	4.825	8.378	14.496	19.183
静止	10.075	0	0	0	0
走路	12.778	0.041	4.924	0.207	1.215
上楼梯	16.499	0.142	4.820	0.280	1.944
下楼梯	16.321	0.845	4.733	0.208	1.310
跑步	20.881	0.986	11.244	8.300	3.050

对于将手机放置不同位置提取的特征，如表 3 所示，表中列出了正常走路情况下不同位置提取的特征情况。

表 3 正常走路状态下手机放置不同位置提取的特征

	PM	PV	IM	IV	TIV
拿在手中	11.759	0.456	2.527	0.620	1.215
上衣口袋	12.599	0.213	5.129	0.390	3.356
裤子口袋	14.322	2.140	7.497	2.333	5.410

4.4 M5算法分类

对含有 1062 个样本的训练集进行训练，最终构建的模型树如图 9 所示，其中每个叶子节点具有一个回归等式 $LM_i = k_1 \times PM + k_2 \times PV + k_3 \times IM + k_4 \times IV + k_5 \times TIV$ ，其中 k 为训练模型得到的系数，当测试样本到达该叶子节点时，将特征代入回归等式计算得到具体的预测值。通过预测值进行划分，与上述 5 种状态值最接近的状态则为该测试样本在模型中的输出状态，其中 MaxMeans 为波峰均值，MaxVar 为波峰方差，DisVar 为波动范围方差，TimeVar 为波峰时间间隔均值。

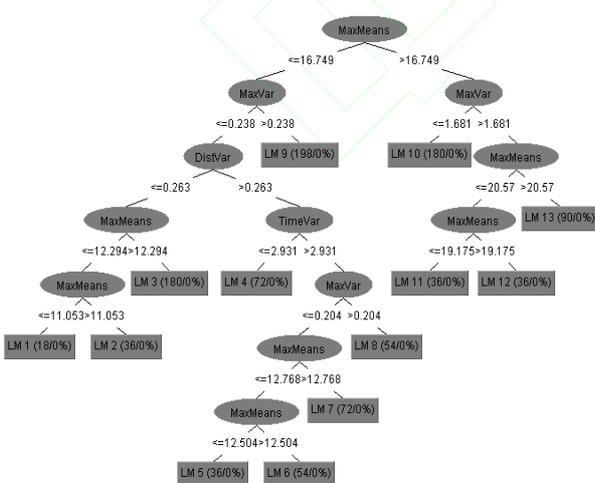


图 9 M5 算法构建的模型树

采集 1000 组数据对构建的模型树进行测试，其中预测结果如图 10 所示，准确率如图 11 所示。

测试样本中有噪声 200 组，静止 10 组，行走 400 组，上下楼梯 200 组（上、下楼梯各 100 组），跑步 190 组。分类准确率为 91.6%，而噪声分类错误的数目最多，可见对于噪声并不能进行很好的分类，还需要在统计步数阶段进一步去除噪声，本文接下来采用 DTW 算法统计步数以达到进一步去除噪声的目的。

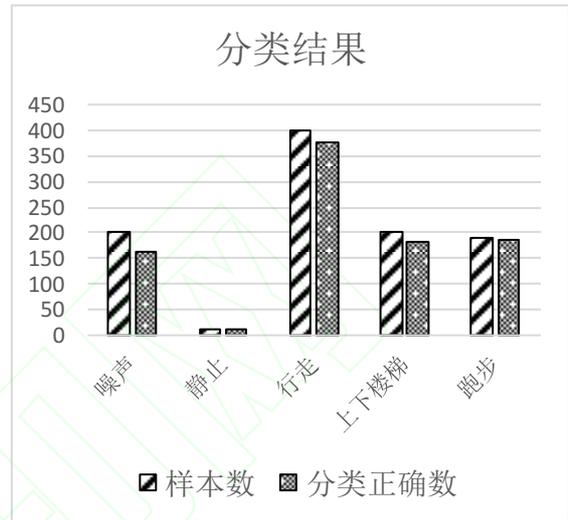


图 10 模型树对 1000 组测试数据预测结果

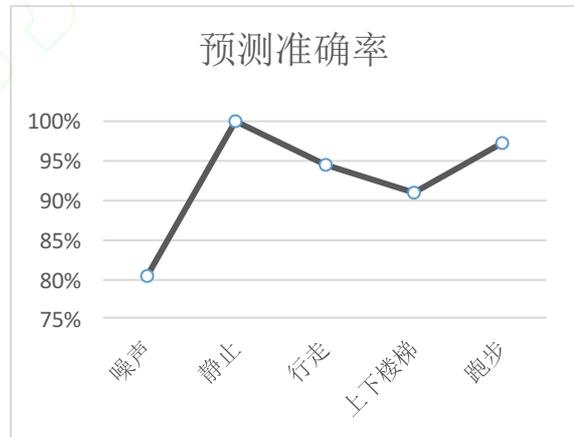


图 11 不同状态的分类准确率

4.5 DTW

试验中一个时间序列是采集 5 秒的数据，在 5 秒中大概行走 8-10 步，记为 n 步，所以一个时间序列需要匹配 $n-1$ 次，除了噪声之外对其他各个状态采集 200 组匹配结果，求取 DTW 结果的最大值，设定为记录一组匹配为有效步数的 DTW 阈值，如表 4 所示，根据训练得到的模型，在统计步数阶段选择不同的阈值进行步数统计。

表4 不同状态下的DTW阈值

状态	噪声	静止	行走	上下楼梯	跑步
DTW 阈值	-	0	10.95	14.35	21.71

4.6 实验评估

将本计步方法实现并做成 Android 手机上的一个应用, 安装在 Android 手机上, 开启安装的计步应用对该计步方法的有效性和抗干扰能力进行评估。

4.6.1 有效性

首先验证该方法的有效性, 将手机放置在不同的位置并进行计步, 最终计步数据如表5所示。当手机佩戴在不同部位时, 计步的准确率相差很大, 将手机拿在手上, 手保持平稳, 得到的加速度波形平稳, 呈现明显的周期性, 计步的准确率很高, 达到98%以上; 而将手机放置在上衣口袋时, 由于手机会在口袋里面产生较小幅度的晃动, 对结果产生一定的干扰, 准确率有所下降, 但仍能达到96%以上; 而在裤子口袋里面的时候, 采集的数据并不会呈现明显的周期性, 噪声大, 最终准确率很低, 虽然能达到93%, 但低于95%, 并没有达到标准。

表5 将手机放置在不同位置并正常行走结果

	拿在手上		上衣口袋		裤子口袋	
	500	1000	500	1000	500	1000
实际步数	500	1000	500	1000	500	1000
真实步数	495	993	489	983	467	935
准确率 (%)	99	99.3	97.8	98.3	93.4	93.5

为了进一步测试该方法的有效性, 将该应用和当前市场上知名的计步器应用进行对比, 实验者将该应用安装到 Galaxy S5 手机上, 然后将手机放置在上衣口袋, 同时再携带一步三星手机 Galaxy S5, 使用三星手机内置的计步器功能统计步数, 同时实验者还佩戴三星的 Galaxy Gear, 该智能手表也具有计步功能, 实验者正常活动1个小时, 包括走路、上下楼梯、跑步、坐立、正常使用手机等行为, 最终分时间段分别统计各个设备所记录的步数, 如表6所示, 从统计结果可以看出, 该方法与其他计步应用统计的结果误差率均在5%以下, 说明本方法在计步上确实具有有效性。

表6 不同设备的步数统计

设备	时间		
	15 分钟	30 分钟	1 小时
Galaxy S5	1536 步	3012 步	6156 步
Galaxy Gear	1632 步	3256 步	6266 步
M5_DTW 手机	1468 步	2978 步	5963 步

4.6.2 抗干扰能力

本文使用分类算法, 将噪声和其他行走状态进行分类, 旨在提高计步的抗干扰能力, 为了测试 M5_DTW 的抗干扰能力, 将 M5_DTW 和 Galaxy S5 自带的计步应用以及市面上比较流行的计步应用进行对比, 选择的是春雨计步器和乐动力这两个计步软件, 都安装在 Galaxy S5 手机上, 10 个实验者分别对手机进行晃动操作以及正常使用手机的操作, 而在此期间没有任何的行走, 最终统计的结果如表7所示。从统计结果可以看出, 当均匀的上下晃动 Galaxy S5 和 Galaxy Gear 几秒之后, Galaxy S5 和 Galaxy Gear 会出现正常计数的状态, 而且不论晃动的幅度大小, 都会根据晃动的频率不断计步, 同时春雨计步器和乐动力这两款应用也会进行正常的计步。而 M5_DTW 在只有很轻微的晃动手机的情况下才会计步, 当晃动幅度稍大就会判断为非行走状态而不计步。同时, 在任意晃动手机的情况下, 这几款计步器都会产生计步错误的情况, M5_DTW 则只有进行少量的计步, 有效的去除了噪声, 具有较强的抗干扰能力。

表7 不同应用的抗干扰能力统计

设备	类型		
	小幅度均匀晃动手机	大幅度均匀晃动手机	任意晃动手机
Galaxy S5	正常计数	正常计数	少量计数
春雨计步器	正常计数	正常计数	大量计数
乐动力	正常计数	正常计数	大量计数
本算法手机	正常计数	不计数	少量计数

4.7 实验分析

实验首先评估 M5_DTW 的有效性, 即计算 M5_DTW 的计步准确率, 只有当准确率达到一定的标准, 该计步方法才具有一定的实用价值, 能够应用到实践中。实验首先与真实步数进行对比, 在走1000步的情况下, 将手机拿在手上和放在上衣口袋的计步准确率都能达到98%以上, 具有很高的准确率, 表明 M5_DTW 能够准确的统计步数, 具有有效性。而裤子口袋具有的准确率较低, 不到95%, 其原因是手机在裤子口袋具有更大的自由活动空间, 手机的晃动导致每两步之间的波形相似度降低, 从而导致准确率降低。实验结果也表明, 手机放置的位置越稳定, 两步之间的波形就越相似, 计步的准确率越高。实验还和 Galaxy S5、Galaxy Gear

进行了对比,实验结果表明,M5_DTW 和 Galaxy S5 内置的计步应用以及 Galaxy Gear 统计的步数误差率均在 5%以下,间接证明 M5_DTW 具有较高的准确率。从数据中还可以发现,M5_DTW 的记录步数要少于 Galaxy S5 内置应用和 Galaxy Gear 统计的步数,因为实验者在实验中还包括了很多非行走行为,而 M5_DTW 使用了分类算法和 DTW 算法来去掉噪声,增加了计步的准确性,使得噪声更不容易被统计,结果相对于其他计步方法更精确一些,同时也存在另外一种情况,比如对于实验者刚起步或者刚静止下来,分类算法将该窗口类的数据可能分类为噪声,则整个窗口的数据会舍弃掉,而当前窗口内的数据可能还包含有少量走路的步数,所以会少统计一些步数,而对于长时间走路以及使用滑动窗口,这种漏掉的步数占的比例很小。

实验还分别与当前流行的计步器应用进行了抗干扰能力比较,实验中小幅度的均匀晃动手机,出现正常计步现象,原因是在该状态下,加速度波形很接近正常走路的波形,无论在 M5 分类算法中还是在 DTW 统计步数中,都很难区分开,所以当正常走路进行计数,当大幅度均匀晃动手机以及随意晃动手机,M5_DTW 都能较好的屏蔽掉噪声,而其他应用则无法很好的屏蔽噪声,实验结果表明,单纯的使用信号处理的方法并不能很好的去除噪声对计步的影响,而在 M5_DTW 中,通过加速度特征提取,在提取特征的基础上准确的对加速度进行分类,当判断为噪声则完全不统计步数,只有在非噪声状态下才统计步数,M5_DTW 使用特征提取与 M5 分类算法的方法,使得 M5_DTW 具有较强的抗干扰能力,实验结果也间接表明 M5_DTW 的分类算法具有较高的准确率,这也说明提取的特征是有效的。

5 总结

本文将机器学习中的分类算法应用到计步算法中,并结合常用的信号处理算法,提出并实现了一种基于 M5 算法和动态时间归整算法(DTW)的计步方法 M5_DTW。该方法提取加速度数据中的特征,用特征标识当前运动的状态,并使用 M5 算法建立分类模型;而在统计步数时,使用分类模型对加速度数据进行分类,确定当前的运动状态,根据状态再判断是否需要统计步数。M5_DTW 在保证计步准确的基础上,很大程度提高了计步算法的抗干扰能力,单纯对于抗干扰能力来说,M5_DTW 对于

目前的计步算法是一种全新的方法,并取得较好的效果,其中采用了特征提取和分类算法,特征提取保证分类算法具有较高的准确率,分类出属于行走的行为,包括正常走路、上下楼梯和跑步,只有处于行走状态才进行步数统计,对于噪声则不进行统计,因此很大程度上屏蔽了噪声的干扰。M5_DTW 在分类的基础上再使用 DTW 算法计步,使用该方法不仅可以进一步的去除噪声,而且通过波形间的相似度程度判断是否可以将当前超过阈值的点记为一步,更大程度的提高了计步的准确度和抗干扰能力。同时,本文还对传感器放置在不同位置进行了讨论。最后在实验部分本文和市面上的三星手机 Galaxy S5、Galaxy Gear 以及两款 Android 上比较流行的计步器应用进行了对比,验证了本方法具有较高的准确性以及较好的去除噪声的能力。

致 谢 感谢香港城市大学生物信息实验室对我们的帮助,为我们提供了实验器材,能够顺利的进行实验以及测试。

参 考 文 献

- [1] Ali S, George B. A portable pedometer based on inductive proximity//Proceeding of the Intelligent Transportation Systems (ITSC). Anchorage, USA, 2012: 1858-1861.
- [2] Ishida K, Huang T C, Honda K, et al. Insole pedometer with piezoelectric energy harvester and 2 V organic circuits. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2013, 48(1): 255-264.
- [3] Yang Y M, Pan R, Pan J L, et al. A comparative study on time series classification. Chinese journal of computers, 2007, 30(8): 1259-1266 (in Chinese)
(杨一鸣,潘嵘,潘嘉林,等. 时间序列分类问题的算法比较. 计算机学报, 2007, 30(8): 1259-1266)
- [4] Fu Q. A summary of pedometer to measure the amount of daily walking. Science and Technology Information, 2010, 1(25): 95-96.
- [5] Tudor-Locke C, Williams J E, Reis J P, et al. Utility of pedometers for assessing physical activity. Sports Medicine, 2002, 32(12): 795-808.
- [6] Zhao N. Full-featured pedometer design realized with 3-Axis digital accelerometer. Analog Dialogue, 2010, 44(6):1-5.
- [7] Ahola T M. Pedometer for Running Activity Using Accelerometer Sensors on the Wrist. Medical Equipment Insights, 2010, 3(1):1-8.
- [8] Tumkur K, Subbiah S. Modeling Human Walking for Step Detection and Stride Determination by 3-Axis Accelerometer Readings in Pedometer// Proceeding of the Computational Intelligence, Modelling and Simulation (CIMSIM). Kuantan, Malaysia, 2012: 199-204.

- [9] Shyi-Shiou W, Hsin-Yi W. The design of an intelligent pedometer using Android// Proceeding of the Innovations in Bio-inspired Computing and Applications (IBICA). Shenzhan, Taiwan, China, 2011: 313-315.
- [10] Khalil A, Glal S. StepUp: a step counter mobile application to promote healthy lifestyle// Proceedings of the Current Trends in Information Technology (CTIT). Dubai, United Arab Emirates, 2009: 1-5.
- [11] Mladenov M, Mock M. A step counter service for Java-enabled devices using a built-in accelerometer//Proceedings of the 1st international workshop on context-aware middleware and services: affiliated with the 4th international conference on communication system software and middleware (COMSWARE 2009). New York, USA, 2009: 1-5.
- [12] Zhong S, Wang L, Bernardos A M, et al. An accurate and adaptive pedometer integrated in mobile health application// Proceedings of the Wireless Sensor Network. Beijing, China, 2010: 78-83.
- [13] Hongman W, Xiaocheng Z, Jiangbo C. Acceleration and Orientation Multisensor Pedometer Application Design and Implementation on the Android Platform// Proceedings of the Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Beijing, China, 2011: 249-253.
- [14] Li S Y, Ling Z B, Cao J H et al. A Step Detection Algorithm Based-on Chain Code// Proceedings of the 2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks. Beijing, China, 2011:164-167.
- [15] Kim J W, Jang H J, Hwang D H, et al. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system. Journal of Global Positioning System, 2004, 3(1-2):273-279.
- [16] Jang H J, Kim J W, Hwang D H. Robust step detection method for pedestrian navigation systems. Electronics Letters, 2007, 43(14): 749-751.
- [17] Jayalath S, Abhayasinghe N, Murray I. A Gyroscope Based Accurate Pedometer Algorithm// Proceedings of the International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Montbeliard-Belfort, France, 2013:1-4.
- [18] Sato H. Moving average filter: U.S. Patent 6,304,133. 2001-10-16.
- [19] Quinlan J R. Learning with continuous classes// Proceedings of the 5th Australian joint conference on artificial intelligence. Singapore, 1992: 343-348.
- [20] Wang Y, Witten I H. Induction of model trees for predicting continuous classes. Hamilton, New Zealand: University of Waikato, Department of Computer Science, Report No.: 96/23. 1996.
- [21] Oner M, Pulcifer-Stump J A, Seeling P, et al. Towards the run and walk activity classification through step detection-An android application// Proceedings of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). San Diego, USA, 2012: 1980-1983.
- [22] Muscillo R, Conforto S, Schmid M, et al. Classification of motor activities through derivative dynamic time warping applied on accelerometer data//Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS 2007, 29th Annual International Conference of the IEEE. Lyon, France, 2007: 4930-4933.



HUANG Zheng, born in 1991, Master student. His main research interests include pattern recognition, data mining.

HAN Li-Xin, born in 1967, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include web technology, information retrieval, pattern recognition, data mining.

XIAO Yan, born in 1991, Master student. Her main research interests include data mining.

Background

This paper mainly researches on a step detection design approach, which belongs to biological signal processing and pattern recognition. By now, there are many kinds of step detection design techniques. The threshold method and peak detection method are commonly used. The threshold method counts steps by judging whether the acceleration exceeds the threshold or not. The peak detection method counts steps through detecting the peaks of the acceleration series. However, with the development of signal processing technology, there are some new step detection design approaches. For example, before counting steps, the waveform is processed by Freeman Code and Wavelet Transform. At the same time, the step detection design approach based on multi-sensor is proposed along with the popularity of smart devices. These approaches

can count steps accurately under certain conditions and the accuracy is improved continuously. Nevertheless, how to filter the noise during the process of step calculation is a difficult problem in the step detection design algorithm. When there are lots of noises, the error of counting steps may be larger when adopting the threshold method and peak detection method. On the other hand, the new step detection design approaches mainly focus on how to increase the accuracy of counting steps. There are no major improvements about filtering the noise. Of course, the dynamic time warping (DTW) method can help to filter parts of noise validly. But if there are a large number of continuous noises, the accuracy of the step detection design approach based on DTW is still poor.

Therefore, this paper proposes a step detection design approach based on M5 algorithm and DTW. In this paper, a

classification model for the accelerations is built. The accelerations are divided into five groups, which are standstill, walk, up and down stairs, run and noise. If the current status is detected as the noise when counting steps, this accelerate data is not counted, which can filter the noise effectively. After that, DTW is combined to reduce the influence of noise. The experimental results show that, in comparison to other step counters that are used in many popular applications on the current market, the approach has a higher precision and anti-jamming capability.

We have published over 60 research papers, including IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, Journal of Systems and Software, Information and Software Technology, Information Processing and Management, Neural Networks, Journal of Information Science, Expert Systems With Applications, Knowledge-Based Systems, Applied Mathematics and Computation, Neurocomputing, and The Computer Journal.