

DOI:10.11992/tis.201706045

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20171021.1350.006.html>

基于智能手机的健身跑数据采集及演化建模

池小文¹,倪友聪¹,杜欣¹,叶鹏²,吴燕丹³

(1.福建师范大学软件学院,福建福州 350117; 2.武汉纺织大学数学与计算机学院,湖北武汉 430200; 3.福建师范大学体育科学学院,福建福州 350117)

摘要:针对 Brzostowski 方法因采集的速度数据精度不高、采用的建模算法搜索能力受限,而导致难以获取高精度健身跑模型的问题,本文提出一种基于智能手机的健身跑速度数据获取及演化建模方法。首先,提出基于智能手机多传感器和中值滤波的健身跑速度采集方法,以滤除由于手机间歇性的姿态变化而产生的三轴加速度信号脉冲噪声,并结合方向传感器对手机三轴加速度中包含的重力分量进行过滤;然后,设计一种健身跑演化建模算法,以增大搜索空间为获取更优的健身跑模型提供支持。实验结果表明,本文提出的方法可以比 Brzostowski 方法获取更为精确的速度和健身跑运动模型。

关键词:健身跑;智能手机;中值滤波;三轴加速度;方向传感器;速度采集;演化建模

中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1673-4785(2017)05-0702-08

中文引用格式:池小文,倪友聪,杜欣,等.基于智能手机的健身跑数据采集及演化建模[J].智能系统学报,2017,12(5):702-709.

英文引用格式:CHI Xiaowen, NI Youcong, DU Xin, et al. Smartphone-based speed acquisition and evolutionary modeling for fitness running[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(5): 702-709.

Smartphone-based speed acquisition and evolutionary modeling for fitness running

CHI Xiaowen¹, NI Youcong¹, DU Xin¹, YE Peng², WU Yandan³

(1.Faculty of Software, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China; 2.School of Mathematics and Computer, Wuhan Textile University, Wuhan 430200, China; 3.Physical Science School, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China)

Abstract: Due to the low precision of speed acquisition and the limited search ability of modeling algorithms, it is difficult to obtain a highly precise fitness running model by applying the Brzostowski method. In this paper, we propose a speed acquisition and evolutionary modeling method for fitness running that is based on the smart phone. First, we introduce a fitness running speed acquisition method based on multiple smartphone sensors and a median filter that can remove the impulse noise of three-axis acceleration signals. This noise is generated by the intermittent gesture changes associated with the use of smartphones. In addition, this method can filter out the gravitational component in three-axis acceleration. Next, we designed an evolutionary modeling algorithm to enlarge the search space to obtain a better fitness running model. The experimental results show that the proposed approach can obtain more accurate speed and fitness running models than the Brzostowski's approach.

Keywords: fitness running; smart phone; median filter; three-axis acceleration; orientation sensor; speed acquisition; evolutionary modeling

由于健身跑不受时间、场地和季节的影响,方法简便、费时少、见效快,已成为全民健身的主要锻炼项目^[1]。为了提高健身跑的趣味性和娱乐性,市

面上已涌现出一批基于智能手机的健身跑系统^[2]。这些系统使用智能手机内置的 GPS、加速度、方向、磁力、陀螺仪和旋转矢量等传感器输出与运动状态相关的信号,经处理后可获取健身跑的步长步频^[3-5]、加速度^[6-9]和速度^[10-12]等运动数据,在此基础上提供运动数据的保存、统计、显示和分享等功能。

为了能在提高锻炼效益的同时,避免过度运动

收稿日期:2017-06-12. 网络出版日期:2017-10-21.

基金项目:国家自然科学基金项目(61305079, 61370078);福建省自然科学基金项目(2015J01235, 2017J01498);福建省教育厅 JK 类项目(JK2015006);武汉大学软件工程国家重点实验室开放基金项目(SKLSSE 2014-10-02).

通信作者:倪友聪.E-mail:youcongni@foxmail.com.

对人们身心造成的伤害^[13-14],近年来已提出一些健身跑的运动建模技术。这些技术除需要借助智能手机内置传感器采集运动数据外,往往还要利用外置传感器和手机的蓝牙通信功能收集脉搏、心率、血压、血氧浓度等生理数据,在此基础再应用算法对获取的运动数据和生理数据进行分析以构建健身跑运动模型。Sornanatha 等^[15]利用脉搏血氧仪采集心率、血压、血氧浓度等数据,提出了一种健身者运动强度控制模型。B. W. Fudge 等^[16]利用加速度、心率和耗氧量等数据,构建了健身跑运动监控过程模型。孙泊等^[17]基于加速度、耗氧量等数据,提出了一种健身跑的能耗过程模型。Garcia 等^[18]运用无监督聚类和隐马尔可夫模型,基于加速度、心率和血氧浓度等数据建立了一种运动强度分析模型。Cheng^[19]和 Scalzi^[20]通过心率、速度和疲劳程度3个要素刻画健身跑的运动模型,并运用带参数的微分方程组定义了模型空间。Cheng 和 Scalzi 的参数模型通过疲劳程度的变量来模拟健身跑中的复杂生理过程,在缺乏血压、血氧浓度、耗氧量等数据的情况下也能构建较为精确的健身跑运动模型。

基于 Cheng 和 Scalzi 的参数化模型,Brzostowski 等^[21]提出了一种基于智能手机的健身跑运动建模方法。Brzostowski 方法依照文献[22]的研究成果要求运动者将智能手机绑缚于腰部进行健身跑。在健身跑过程中滤除掉手机坐标系下的三轴加速度信号中的重力分量后,进一步进行变换,可生成速度信号。此外,Brzostowski 方法还利用智能手机的蓝牙通信模块从心率带接收心率信号。并在采集的速度数据和心率数据的基础上,运用麦夸特 Levenberg-Marquardt, LM 算法在 Cheng 和 Scalzi 的模型空间中搜索最佳健身跑模型。Brzostowski 方法虽然已得到一定的应用,但仍存在一些不足。Brzostowski 方法未考虑健身跑中绑缚于腰部的手机经常发生的间歇性姿态变化产生的脉冲噪声会对获取加速度数据的精度产生影响。因为这些脉冲噪声不仅对三轴加速度信号产生干扰,而且还会导致手机坐标系发生偏移甚至旋转,从而影响到三轴加速度信号中重力分量的滤除。另外,受制于搜索空间,LM 算法容易陷入局部最优,因而难以获取全局最优的健身跑运动模型。

针对上述问题,本文提出了一种基于智能手机的健身跑演化建模方法。本文的主要贡献有:

1)提出了基于智能手机多传感器和中值滤波的速度数据采集方法(multi-sensor of smartphone and median filter for speed data acquisition in fitness running, MM4SA)。MM4SA 方法运用中值滤波器

滤除手机间歇性的姿态变化对三轴加速度信号产生的脉冲噪声,并结合方向传感器输出的方向信号对手机三轴加速度中包含的重力分量进行过滤。

2)设计了一种健身跑演化建模算法 GA。GA 算法可在 Cheng 和 Scalzi 等定义的庞大的模型空间中,搜索出较优的健身跑运动模型。

3)招募 10 名大学生进行健身跑并收集他们运动过程中的速度数据和心率数据,开展了本文方法与 Brzostowski 方法的实验对比。实验结果表明,本文方法可以较 Brzostowski 方法获取更为精确的速度和健身跑运动模型。

1 Brzostowski 提出的健身跑运动建模方法

下面给出 Brzostowski 提出的健身跑运动建模方法中的速度数据采集和建模算法。

1.1 健身跑速度数据采集

Brzostowski 的健身跑速度采集方法的流程如图 1 所示,其包括获取加速度信号、低通-高通滤波和速度信号输出 3 个步骤。

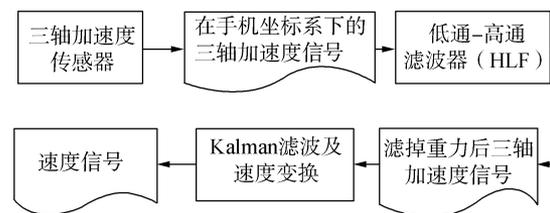


图 1 Brzostowski 健身跑运动速度采集方法

Fig.1 Brzostowski's approach to speed acquisition in fitness running

首先,智能手机内置的三轴加速度传感器输出手机三轴坐标系^[23]下,并且包含有重力分量的加速度信号。手机坐标系是以手机屏幕为基准定义的一种相对坐标系。手机屏幕中心为坐标系原点,平行于屏幕短边的方向为 x 轴正方向,平行于屏幕长边的方向为 y 轴正方向,垂直于手机屏幕向上的方向为 z 轴正方向。

其次,将含有重力分量的三轴加速度信号送入低通-高通滤波器(low-pass and high-pass filter, HLF)滤除重力分量后,经 Kalman^[21]滤波由加速度到速度的变换,最后输出健身跑的速度信号。

图 1 中 HLF 对于获取精确的速度数据起着关键作用,因而下文将 Brzostowski 健身跑速度数据采集方法简记为 HLF 方法。

1.2 健身跑建模算法

Brzostowski 在 Cheng 和 Scalzi 等提出的参数化模型^[19]基础上,运用麦夸特(Levenberg-Marquardt, LM)算法搜索最优健身跑运动模型。

Cheng 的模型由(1)式的微分方程组定义。(1)式刻画了心率、疲劳程度和速度之间的非线性关系。(1)式中的 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $u(t)$ 分别表示 t 时刻较 0 时刻(平静状态下)的心率增量、疲劳程度增量,以及 t 时刻的速度; a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 和 a_5 为 5 个待定的正实数参数。

$$\begin{cases} x_1'(t) = -a_1x_1(t) + a_2(x_2(t) + u^2(t)) \\ x_2'(t) = -a_3x_2(t) + \frac{a_4x_1(t)}{1 + \exp(a_5 - x_1(t))} \end{cases} \quad (1)$$

Brzostowski 方法根据运动者一段时间健身跑所采集的数据速度和心率数据,使用 LM 算法按照心率增量 $x_1(t)$ 最小平方误差准则,确定(1)式中 5 个待估参数的值。

2 智能手机多传感器和中值滤波的健身跑速度数据采集方法

2.1 MM4SA 方法的总体流程

MM4SA 方法利用方向传感器^[24-25]捕获健身跑中手机姿态变化的方向信号,并运用该信号帮助过滤手机三轴加速度传感器输出信号中的重力分量;进一步借助中值滤波器^[26]对三轴加速度信号和方向信号进行降噪和平滑处理。图 2 给出了 MM4SA 方法的流程。图 2 中灰色背景标识的中值滤波器、结合方向信号的重力加速度滤除两个步骤是 MM4SA 方法不同于 HLF 方法的步骤,下面将重点予以阐述。

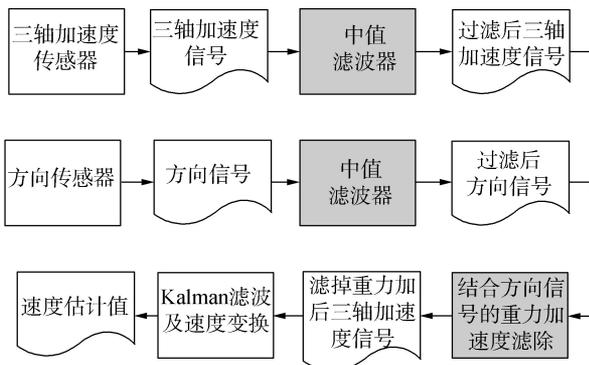


图 2 基于智能手机多传感器和中值滤波的速度数据采集方法 MM4SA 的流程

Fig.2 Speed acquisition process in MM4SA approach using multi-sensors in smartphone and median filter

2.2 中值滤波

图 2 中的两个中值滤波器分别用于去除健身跑中因固定于腰部的手机发生间歇性姿态变化,而产生的三轴加速度信号和方向信号的脉冲噪声。下面以手机坐标系下 x 轴的加速度信号

$a_x(t)$ 为例,说明中值滤波器的工作原理。 y 和 z 轴上的加速度信号,以及方向信号的中值滤波也是类似的。

式(2)定义了 $a_x(t)$ 信号在 t 时刻的加速度经中值滤波后的值。在式(2)中, l 和 Θ_{wnd} 分别为滤波窗口的大小、滤波窗口中加速度信号样本的集合。Med 是对 Θ_{wnd} 样本集合取中值操作,即先对 Θ_{wnd} 中的加速度信号样本,按照从小到大的顺序进行排列后,再取第 $m+1$ 个样本的值。

$$\begin{cases} a_x(t) = \text{Med}(\Theta_{\text{wnd}}) \\ \Theta_{\text{wnd}} = \{a_x(t') \mid (t-m) \leq t' \leq t+m\} \\ \text{且 } l = 2 \times m + 1, m \in \mathbb{N} \end{cases} \quad (2)$$

2.3 结合方向信号的重力加速度滤除

智能手机三轴加速度传感器输出的加速度信号值是基于手机三轴坐标系的,并且其中还包含重力分量值。健身跑中手机的姿态变化可导致手机坐标系发生小幅偏移甚至旋转,进而使得重力对三轴加速度传感器输出信号的影响也随之改变。

智能手机内置的方向传感器通过捕获手机坐标系与惯性坐标系的相对位置,能够输出手机坐标系变化的信号。图 3(c)示意了用于描述手机运动状态的惯性坐标系。它的中心点与手机坐标系的中心点重合,3 个坐标轴 pitch(与地面相切,指向正西)、azimuth(垂直于地面指向正西)和 roll(与地面相切,指向正北)分别与图 3(a)所示的世界坐标系中 3 个坐标轴 x' 、 y' 和 z' 平行。世界坐标系是一种绝对坐标系,它通过经纬度和高程描述地球上每个点的方位信息。为了反映重力加速度 g 对手机坐标系下加速度信号的影响,可将其看作惯性坐标系 azimuth 轴上的常量。

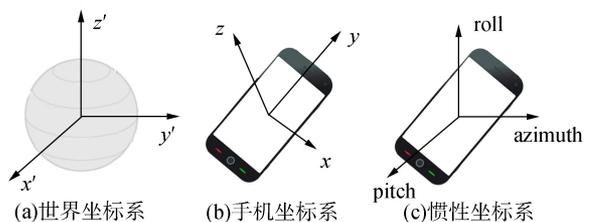


图 3 3 种不同的坐标系

Fig.3 Three different coordinate systems

根据空间几何原理,手机姿态变化而引起的手机坐标系变化,可通过惯性坐标系分别对绕手机坐标系 z 、 x 、 y 轴旋转一定的航向角 φ 、俯仰角 θ 和滚转角 γ 进行描述。图 4 给出了惯性坐标系到手机坐标系的 3 个转换步骤,它们分别对应式(3)、(4)和(5)的变换矩阵。

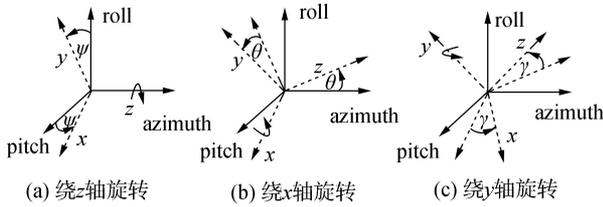


图4 惯性坐标系到手机坐标系的转换步骤

Fig.4 Transformations from inertia coordinate system to smartphone coordinate system

$$M(\varphi(t)) = \begin{bmatrix} \cos(\varphi(t)) & \sin(\varphi(t)) & 0 \\ -\sin(\varphi(t)) & \cos(\varphi(t)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$M(\theta(t)) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta(t)) & \sin(\theta(t)) \\ 0 & -\sin(\theta(t)) & \cos(\theta(t)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$M(\gamma(t)) = \begin{bmatrix} \cos(\gamma(t)) & 0 & -\sin(\gamma(t)) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma(t)) & 0 & \cos(\gamma(t)) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} g_x(t) \\ g_y(t) \\ g_z(t) \end{bmatrix} = M(\varphi(t)) \cdot M(\theta(t)) \cdot M(\gamma(t)) \quad (6)$$

智能手机内置的方向传感器通过融合手机内置的加速度传感器、地磁传感器可以输出方向信号 $\varphi(t)$ 、 $\theta(t)$ 和 $\gamma(t)$ 。结合方向角信号可将惯性坐标系下的重力加速度 g 旋转变换至手机坐标系下,进而获取 g 在 x 、 y 和 z 轴上各个分量信号 $g_x(t)$ 、 $g_y(t)$ 、 $g_z(t)$ 。坐标变换如(6)式。最后,将三轴加速度传感器输出的信号滤除变换后的重力分量,便可获得人体加速度信号。

3 基于智能手机的健身跑演化建模算法

根据健身跑运动过程中采集的数据速度和心率数据,本文设计了一种遗传算法(genetic algorithm, GA)对式(1)中的5个参数进行演化优化,进而构建出健身跑运动模型。

GA算法中个体编码采用实数编码,其长度为5。按照式(1)和采集的速度数据,可采用四阶龙格-库塔法^[27]求解出心率增量 $x_1(t)$ 的估计值。并定义心率增量估计值与实测值的残方差,适应度函数是GA算法里的专业术语,一般定义适应度值越小,个体越优。交叉算子采用整体算术杂交法。变

异算子采用常规的单点变异算子。选择策略采用带精英保留的轮盘赌方法。具体的算法流程定义如下所示。

算法 健身跑演化建模算法 GA

输入 种群大小 n ,交叉概率 p_c ($0 < p_c < 1$),变异概率 p_m ($0 < p_m < 1$),心率实测值,速度 $u(t)$;

输出 式(1)中的参数 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 和 a_5 。

1) 演化代数 $t \leftarrow 0$;

2) 产生初始种群 $P(t)$;

3) 根据估计的速度值 $u(t)$ 和式(1),采用四阶龙格-库塔法求解心率增量的估计值,定义心率增量估计值与实测值的残差平方和作为适应度函数,计算 $P(t)$ 中每个个体的适应度值;

4) 从种群 $P(t)$ 中选择最优个体并赋给 \bar{X} 变量;

5) 若不满足停机条件,执行下列6)~11)循环;

6) 基于 $P(t)$ 和交叉概率 p_c ,通过整体算术交叉算子生成中间种群 $P_c(t)$;

7) 基于 $P_c(t)$ 和变异 p_m ,通过变异算子生成中间种群 $P_M(t)$;

8) 计算 $P_M(t)$ 中每个个体的适应度值;

9) 按基于精英保留的轮盘赌选择策略从种群 $P_M(t)$ 和 $P(t)$ 中选出 n 个个体生成下一代种群 $P(t+1)$;

10) 从种群 $P(t+1)$ 中找出最优个体并赋给 \bar{X} 变量;

11) $t \leftarrow t+1$;

12) 满足停机条件,循环结束;

13) 将得到的最优个体 \bar{X} 作为最优参数输出。

4 实验

为了验证本文健身跑速度数据采集和演化建模算法的有效性,下面首先介绍实验数据集,然后定义验证的问题和度量指标,再阐述所使用的统计方法,最后展示实验结果。

4.1 实验数据集

我们基于Android智能手机和外置的心率带已开发了一套健身跑指导系统(简称i酷跑)。i酷跑的数据采集模块可在运动者健身跑中,每隔1 min将从智能手机采集到的三轴加速度数据、方向传感器数据,以及从心率带收集的心率数据实时存储到云服务器中。并在云端运行本文GA算法,为了便于实验对比,LM算法也被部署在云端进行运行。

为了开展本文的验证工作,我们招募了10名大学生志愿者进行健身跑,以构建实验数据集。这些学生的具体情况如表1所示。在表1中,为了保护

隐私,用 $P_1 \sim P_{10}$ 代指各受试者的真实姓名。给每位受试者提供 1 条 SUUNTO SS020566000 心率带、配备 android 4.4 的小米 3 智能手机 1 部并安装 i 酷跑系统。选用 h/p/cosmos 5.0 专业跑步机获取各受试者健身跑过程中的精确速度数据,并将其视为实际速度。在对受试者进行必要的使用培训后,进行时长为 30 min 的实验。整个实验过程在福建师范大学旗山校区体育科学学院的体育运动实验中心进行。图 5 给出了一名受试者在 h/p/cosmos 5.0 跑台上进行健身跑的情况。实验结束后,将云端存储的受试者的三轴加速度数据、方向数据、心率数据与跑步机上存储的实际速度数据进行整合,形成 10 名受试者对应的 10 个数据集。每个数据集共有 30 行数据,每行数据对应于每分钟采集的三轴加速度数据、方向数据、心率数据和实际速度数据。

表 1 受试者情况表

Table 1 Basic subject information

受试者	性别	年龄/岁	身高/cm	体重/kg
P_1	女	23	160	50
P_2	女	23	167	57
P_3	女	23	160	50
P_4	女	23	155	51
P_5	女	23	155	45
P_6	男	24	177	60
P_7	男	24	175	65
P_8	男	24	168	53
P_9	男	23	170	62
P_{10}	男	22	176	60

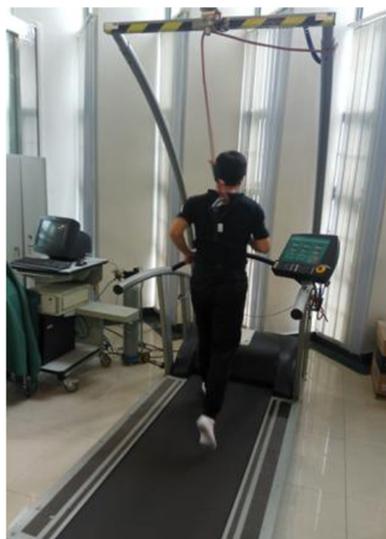


图 5 受试者在 h/p/cosmos 5.0 跑台上进行健身跑

Fig.5 A subject running on the treadmill produced by h/p/cosmos 5.0 company

4.2 验证的问题以及度量标准

问题 1 RQ1。与 HLF 方法相比,本文 MM4SA 方法是否可以获取更为精确的速度数据?

每个受试者在健身跑过程中速度的平均绝对误差 $I_{\Delta v}$ 被作为度量指标定量地回答 RQ1。 $I_{\Delta v}$ 的定义如(7)式所示,方法对应的 $I_{\Delta v}$ 越小说明越优。

$$I_{\Delta v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{V}_i - V_i| \quad (7)$$

式中: N 为观测周期数,对应于数据集中行数; V_i 表示跑步机输出的受试者第 i 分钟的实际速度;而 \hat{V}_i 表示根据数据集的第 i 行数据用 HLF 或 MM4SA 方法计算获得的第 i 分钟的速度测量值。

问题 2 RQ2。与 LM 算法相比,本文 GA 算法构建的健身跑运动模型是否更加精确?

为了公平起见,每个数据集集中的实际速度数据(跑步机输出)和心率数据被用于构建受试者的健身跑运动模型。而 HLF 和 MM4SA 方法输出的速度数据不被考虑使用,以避免因速度偏差而引起的模型精度问题。

根据受试者 P 的数据集,分别在云服务器上运行 GA 和 LM 算法可确定式(1)中参数 $a_1 \sim a_5$ 的值,进而建立 P 的健身跑运动模型。当已知 P 的第 i 分钟速度值,可用该模型估算对应的心率值。每个受试者在健身跑过程中心率的平均绝对误差 $I_{\Delta h}$ 被作为度量指标以定量地回答 RQ2。 $I_{\Delta h}$ 的定义如式(8)所示,算法对应的 $I_{\Delta h}$ 越小说明越优。

$$I_{\Delta h} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{H}_i - H_i| \quad (8)$$

式中: N 为观测周期,对应数据集中行数; H_i 表示第 i 分钟的心率测量值; \hat{H}_i 表示根据模型估算的第 i 分钟的心率值。

4.3 使用的统计方法

本文采用 Wilcoxon 秩和检验对实验数据进行统计分析,并将置信水平 α 的值设置为 0.05。Wilcoxon 秩和检验能够给出对比数据在统计学上显著的差异性(大小用 p-value 表示)。为了进一步直观观测差异程度的大小(effect size),本文采用 Vargha-Delaney^[28] 的 \hat{A}_{12} 作为 effect size 的度量。 \hat{A}_{12} 的值域为 $[0, 1]$, 其值越大说明差异程度越大。

4.4 实验结果

1)RQ1 的结果

图6和图7分别给出了MM4SA和HLF方法对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta v}$ (速度的平均绝对误差)指标值的散点图和统计盒图。从图6和图7可以直观看出,MM4SA方法明显优于HLF方法。对 $I_{\Delta v}$ 的统计实验得出:p-value和effect size分别为 2.4613×10^{-4} 和0.9,也表明MM4SA显著优于HLF。这说明与HLF方法相比,MM4SA方法考虑了健身跑中束缚于腰部的手机在发生间歇性姿态变化时产生的脉冲噪声对三轴加速度信号本身的干扰及对重力分量滤除的影响,进而可以获取更加接近于人体实际运动的速度。

2)RQ2 的结果

考虑到GA算法随机性的特点,在每个数据集上运行20次,而对于确定性算法LM则只需运行1次。表2显示了GA和LM算法分别运行20次和1次对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta h}$ (心率的平均绝对误差)指标的平均、最好、最差和中位数等统计量的情况。表3给出了GA和LM算法对应的 $I_{\Delta h}$ 秩和实验结果。从表2可看出,除了受试者 P_1 的最差 $I_{\Delta h}$ 外,其余情况GA均优于LM算法。从表3的10组统计实验得出:对于所有受试者,p-value值均小于0.05,而effect size的值均为1,说明GA算法显著地优于LM算法。这表明GA算法可以搜索更大的模型空间,获取较LM算法更为精确的健身跑运动模型。

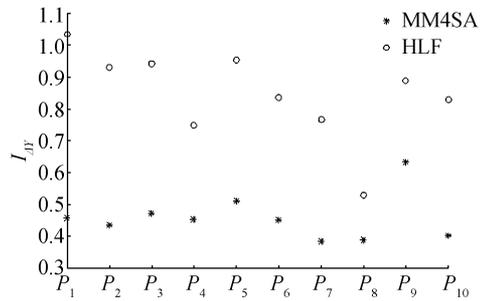


图6 MM4SA和HLF方法对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta v}$ (速度的平均绝对误差)指标值的散点图

Fig.6 Scatter plot using the quality indicator $I_{\Delta v}$ applied to MM4SA and HLF based on the datasets of 10 subjects

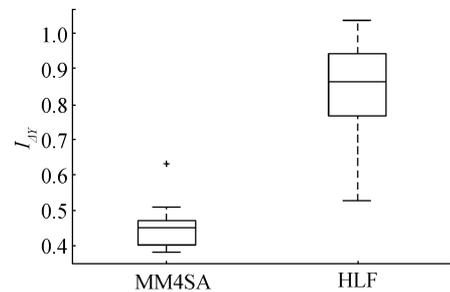


图7 MM4SA和HLF方法对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta v}$ (速度的平均绝对误差)指标值的统计盒图

Fig.7 Boxplot using the quality indicator $I_{\Delta v}$ applied to MM4SA and HLF based on the dataset of 10 subjects

表2 GA和LM算法分别运行20次和1次对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta h}$ (心率的平均绝对误差)指标的统计量

Table 2 Basic summary statistics for the quality indicator $I_{\Delta h}$ based on 20 runs of GA and single run of LM using the datasets generated by 10 subjects

算法	$I_{\Delta h}$ 的统计量	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9	P_{10}
GA	Mean 均值	5.0	4.4	4.5	3.1	4.7	5.2	5.6	4.7	5.3	5.1
	Best 最好值	4.3	4.0	4.1	2.7	4.4	4.7	4.6	4.3	4.8	4.2
	Worst 最差值	6.1	5.3	5.1	3.5	5.5	5.8	5.9	5.3	5.7	5.9
	Median 中值	4.9	4.4	4.6	3.0	4.6	5.3	5.4	4.6	5.2	5.2
LM	Mean 均值	6.0	5.8	6.4	5.6	6.5	6.8	7.0	6.3	6.5	6.0
	Best 最好值	6.0	5.8	6.4	5.6	6.5	6.8	7.0	6.3	6.5	6.0
	Worst 最差值	6.0	5.8	6.4	5.6	6.5	6.8	7.0	6.3	6.5	6.0
	Median 中值	6.0	5.8	6.4	5.6	6.5	6.8	7.0	6.3	6.5	6.0

表3 GA和LM算法分别运行20次和1次对应的10名受试者健身跑 $I_{\Delta t}$ 秩和实验的p-value及effect sizeTable 3 p-value and effect size of the quality indicator $I_{\Delta t}$ obtained in Wilcoxon experiments based on 20 runs of GA and single run of LM using the datasets generated by 10 subjects

统计量	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9	P_{10}
p-value	$6.024 3 \times 10^{-5}$	$6.113 3 \times 10^{-5}$	$6.294 4 \times 10^{-5}$	$6.324 4 \times 10^{-5}$	$6.294 4 \times 10^{-5}$	$6.210 3 \times 10^{-5}$	$6.248 7 \times 10^{-5}$	$6.248 7 \times 10^{-5}$	$6.340 3 \times 10^{-5}$	$6.158 2 \times 10^{-5}$
effect size	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

5 结束语

本文提出了基于智能手机多传感器和中值滤波的速度数据采集方法。该方法利用中值滤波器滤除健身跑中手机间歇性的姿态变化对三轴加速度信号产生的脉冲噪声,结合方向传感器输出的方向信号对手机三轴加速度中包含的重力分量进行过滤。并设计了一种健身跑演化建模算法GA。GA算法可在Cheng和Scalzi等定义的庞大的模型空间中,搜索出较优的健身跑运动模型。

未来我们将受试对象扩展到不同年龄段并采集更多的数据,研究本文建模方法的稳定性。进一步开展个性化健身跑运动方案生成和健身跑运动过程监控等方面研发工作。

参考文献:

- [1] 颜庆. 不同强度和时间的有氧健身跑对体脂的影响[J]. 武汉体育学院学报, 2013, 47(10): 54-58.
YAN Qing. Effect of different intensity and duration of aerobic fitness exercise on body fat[J]. Journal of wuhan institute of physical education, 2013, 47(10): 54-58.
- [2] ALLMAN K. Five fitness apps worth the download[J]. LSJ: law society of NSW journal, 2017 (31): 57.
- [3] RENAUDIN V, SUSI M, LACHAPPELLE G. Step length estimation using handheld inertial sensors[J]. Sensors, 2012, 12(7): 8507-8525.
- [4] HO N H, TRUONG P H, JEONG G M. Step-detection and adaptive step-length estimation for pedestrian dead-reckoning at various walking speeds using a smartphone[J]. Sensors, 2016, 16(9): 1423.
- [5] LI F, ZHAO C, DING G, et al. A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors[C]// Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. Pittsburgh, USA, 2012: 421-430.
- [6] 谢雨驼, 边耐政. Android手机端运动量检测的研究与应用[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(10): 227-229.
XIE Yutuo, BIAN Naizheng. RESEARCH and application of physical activity consumption detection on android smart phone[J]. Computer applications and software, 2012, 29(10): 227-229.
- [7] KWAPISZ J R, WEISS G M, MOORE S A. Activity recognition using cell phone accelerometers[J]. ACM sigkdd explorations newsletter, 2011, 12(2): 74-82.
- [8] BAI Y W, YU C H, WU S C. Using a three-axis accelerometer and GPS module in a smart phone to measure walking steps and distance[C]//2014 IEEE 27th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). Toronto, Canada, 2014: 1-6.
- [9] 马松岩. 基于iOS平台的健身应用的设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学, 2013.
MA Songyan. The design and implementation of a pedometer application based on ios platform[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- [10] FASEL B, DUC C, DADASHI F, et al. A wrist sensor and algorithm to determine instantaneous walking cadence and speed in daily life walking[J]. Med Biol Eng Comput, 2017, 55: 1773-1785.
- [11] NEVILLE J G, ROWLANDS D D, LEE J B, et al. A Model for comparing over-ground running speed and accelerometer derived step rate in elite level athletes[J]. IEEE sensors journal, 2016, 16(1): 185-191.
- [12] 赵寅, 徐国华, 杨超, 等. 基于模糊卡尔曼滤波算法的速度估算方法[J]. 仪表技术与传感器, 2013(12): 80-83.
ZHAO Yin, XU Guohua, YANG Chao, et al. Estimation of speed based on fuzzy-Kalman filter[J]. Instrument technique and sensor, 2013(12): 80-83.
- [13] KRANZ M, MÖLLER A, HAMMERLA N, et al. The mobile fitness coach: towards individualized skill assessment using personalized mobile devices[J]. Pervasive and mobile computing, 2013, 9(2): 203-215.
- [14] 周萍, 田磊. 有氧健身跑对大学生身体意象影响的研究[J]. 运动, 2016(21): 53-54.
ZHOU Ping, TIAN Lei. The Research about effect of aerobic fitness running on body intention[J]. Sports, 2016(21): 53-54.
- [15] SORNANATHAN L, KHALIL I. Fitness monitoring system based on heart rate and SpO2 level[C]//2010 10th IEEE International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB). Kuantan, Malaysia, 2010: 1-5.

- [16] FUDGE B W, WILSON J, EASTON C, et al. Estimation of oxygen uptake during fast running using accelerometry and heart rate [J]. *Medicine and science in sports and exercise*, 2007, 39(1): 192-198.
- [17] 孙泊, 刘宇, 庄涛, 等. 基于腰部加速度计的行走能耗建模实验研究[J]. *体育科学*, 2013 (4): 36-41.
SUN Bo, LIU Yu, ZHUANG Tao, et al. The experimental research on modeling of walking energy expenditure based on the waist accelerometer[J]. *China sport science*, 2013 (4): 36-41.
- [18] GARCIA-GARCIA F, GARCIA-SÁEZ G, CHAUSA P, et al. Statistical machine learning for automatic assessment of physical activity intensity using multi-axial accelerometry and heart rate [J]. *Lecture notes in computer science*, 2011, 6747: 70-79.
- [19] CHENG T M, SAVKIN A V, CELLER B G, et al. Nonlinear modeling and control of human heart rate response during exercise with various work load intensities [J]. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 2008, 55(11): 2499-2508.
- [20] SCALZI S, TOMEI P, VERRELLI C M. Nonlinear control techniques for the heart rate regulation in treadmill exercises[J]. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 2012, 59(3): 599-603.
- [21] BRZOSTOWSKI K, DRAPAŁA J, GRZECH A, et al. Adaptive decision support system for automatic physical effort plan generation—data-driven approach[J]. *Cybernetics and systems*, 2013, 44(2/3): 204-221.
- [22] FUJIKI Y, TSIAMYRTZIS P, PAVLIDIS I. Making sense of accelerometer measurements in pervasive physical activity applications [C]//CHI'09 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. Boston, USA, 2009: 3425-3430.
- [23] KUO Y S, PANNUTO P, HSIAO K J, et al. Luxapose: Indoor positioning with mobile phones and visible light [C]//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Maui, USA, 2014: 447-458.
- [24] SUN H, MCINTOSH S. Phone call detection based on smartphone sensor data [C]//International Conference on Cloud Computing and Security. Nanjing, China, 2016: 284-295.
- [25] SHI D, WANG R, WU Y, et al. A novel orientation-and location-independent activity recognition method[J]. *Personal and ubiquitous computing*, 2017, 21(3): 1-15.
- [26] WANG Z, ZHANG D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. *IEEE transactions on circuits and systems II: analog and digital signal processing*, 1999, 46(1): 78-80.
- [27] FORSYTHE G E, MOLER C B, MALCOLM M A. *Computer methods for mathematical computations* [M]. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1977.
- [28] Goulden K J. *Effect sizes for research: a broad practical approach* [J]. Lawrence erlbaum associates, 2005, 27(5): 419-420.

作者简介:



池小文,男,1992年生,硕士研究生,主要研究方向为基于搜索的软件设计。



倪友聪,男,1976年生,副教授,主要研究方向为基于搜索的软件设计、软件体系结构。



杜欣,女,1979年生,副教授,主要研究方向为基于搜索的软件工程、演化计算。