

文章编号:1671-251X(2021)01-0043-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2020080086

改进的井下人员定位 PDR 算法研究

孙延鑫¹, 毛善君¹, 苏颖¹, 杨梦²

(1. 北京大学 地球与空间科学学院, 北京 100871;

2. 中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院, 北京 100083)



扫码移动阅读

摘要:传统的行人航位推算(PDR)算法用于井下人员定位时,因步频检测、步长估计和航向估计阶段的姿态累计误差导致定位误差逐渐增大,而常用的零速校正、航向漂移消除、步态信号优化等误差修正方法无法改变 PDR 算法的固有缺陷,定位精度有待提高。提出采用改进的峰值检测法实现 PDR 算法中步频检测,基于深度循环神经网络(RNN)实现步长估计。将改进的 PDR 算法用于井下人员定位:首先采用手机加速度传感器、陀螺仪、磁力计获取行人运动数据;然后采用改进的峰值检测法获取固定时间间隔内的平均步频,与时间间隔、加速度及加速度方差作为特征输入训练后的深度 RNN 模型进行步长估计;最后结合估计的航向角预测人员当前位置。试验结果表明,改进的井下人员定位 PDR 算法对测试集数据的预测相对误差为 5.9%,对实际测试路线的定位相对误差为 1.6%~3.9%,小于传统 PDR 算法定位误差,有效提高了井下人员定位精度。

关键词:井下人员定位;行人航位推算;PDR 算法;步频检测;步长估计;航向估计;深度 RNN

中图分类号:TD67

文献标志码:A

Research on improved PDR algorithm for underground personnel positioning

SUN Yanxin¹, MAO Shanjun¹, SU Ying¹, YANG Meng²

(1. School of Earth and Space Science, Peking University, Beijing 100871, China;

2. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: As the traditional pedestrian dead reckoning (PDR) algorithm being used for underground personnel positioning, the positioning error gradually increases due to the cumulative error of the step frequency detection, step length estimation and heading estimation phases. Moreover, the commonly used error correction methods such as zero speed correction, heading drift elimination and gait signal optimization cannot change the inherent defects of the PDR algorithm, and the positioning accuracy needs to be improved. It is proposed to use an improved peak detection method to achieve step frequency detection in the PDR algorithm, and to achieve step length estimation based on a deep recurrent neural network (RNN). The improved PDR algorithm is used for underground personnel positioning. Firstly, cell phone accelerometer, gyroscope and magnetometer are used to obtain pedestrian movement data. Secondly, the improved peak detection method is used to obtain the average step frequency in a fixed time interval. The average step frequency, the time interval, acceleration and acceleration variance are used as features to be input to the trained deep RNN model for step length estimation. Finally, the estimated heading angle is added to predict the current position of the personnel. The experimental results show that the improved PDR algorithm for underground personnel positioning has a relative error of 5.9% in

收稿日期:2020-08-28;修回日期:2021-01-05;责任编辑:李明。

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFC0801800)。

作者简介:孙延鑫(1995—),男,河南洛阳人,硕士研究生,研究方向为煤矿地理信息系统应用,E-mail:1801210185@pku.edu.cn。

引用格式:孙延鑫,毛善君,苏颖,等.改进的井下人员定位 PDR 算法研究[J].工矿自动化,2021,47(1):43-48.

SUN Yanxin, MAO Shanjun, SU Ying, et al. Research on improved PDR algorithm for underground personnel positioning[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(1): 43-48.

predicting the test set data and has a relative error of 1.6%-3.9% in positioning the actual test route. The relative error is smaller than the positioning error of the traditional PDR algorithm and the proposed PDR algorithm has improved the accuracy of underground personnel positioning effectively.

Key words: underground personnel positioning; pedestrian dead reckoning; PDR algorithm; step frequency detection; step length estimation; heading estimation; deep RNN

0 引言

近年来,煤矿井下人员定位技术取得了长足进步。井下环境复杂,除了采用传统的 UWB,WiFi 等借助外部信号实现定位的技术之外,在没有外部信号的环境下需要通过基于步长估计的 PDR (Pedestrian Dead Reckoning, 行人航位推算) 算法^[1]进行辅助定位。PDR 算法通过对行人进行步频检测、步长估计和航向估计来推断行人的位置信息。基于 PDR 算法的人员定位技术不受井下通信多径效应影响,不依赖外界信息,仅通过载体运动状态即可计算出行人位置信息,非常适合在井下巷道环境中应用^[2]。然而采用 PDR 算法进行定位的过程中,步频检测、步长估计和航向估计 3 个阶段的姿态误差随时间的累计导致位置误差逐渐增大^[3]。目前大多采用零速校正^[4]、航向漂移消除^[5]、步态信号优化等方法来修正误差^[6],但行人运动姿态的差异性及 PDR 算法中 3 个阶段的固有缺陷,导致定位精度仍有待提高。借助外部信号(如 WiFi^[7]、蓝牙信标^[8]、人体肌电信号^[9]、可见光^[10]等)来提高 PDR 算法的定位精度也是常用的误差修正方式,但上述方法主要通过已有指纹库或在特定坐标位置修正定位误差,并未改变 PDR 算法的底层实现方式。

本文通过改进 PDR 算法的步频检测方式,得到适应步长估计阶段的输入特征,并引入深度 RNN (Recurrent Neural Network, 循环神经网络)模型进行步长估计,解决了传统 PDR 算法累计误差偏大的问题,提高了井下人员定位精度。

1 PDR 算法原理

1.1 步频检测

步频检测是通过识别行人步态周期来确定行人行走 1 步的时间,起简易计步器的作用^[11]。基本的步频检测方法有峰值检测法、过零检测法等^[12]。以峰值检测法为例,为使运动周期更为明显,采用迈步过程中人的能量作为衡量标准计算步频。能量 E 定义为各个方向加速度(即三轴加速度 a_x, a_y, a_z)的平方和。

$$E = a_x^2 + a_y^2 + a_z^2 \tag{1}$$

设置能量的波峰、波谷阈值,以能量从增到减并

第 1 次大于波峰阈值或从减到增并第 1 次小于波谷阈值为判断条件,实现步频检测。

1.2 步长估计

步长估计阶段通过分析行走特征(如行人身高、速度、步频等)建立模型来估计步长。传统的步长估计模型有静态和动态 2 种^[13]。静态模型中步长为定值,不随加速度的变化而变化;动态模型是在行人行走过程中的 1 个加速度周期内,利用加速度峰谷值之差 a_{dif} ,结合先验数据得到第 i 步步长 l_i ,即

$$l_i = \beta(\sqrt[4]{a_{dif}} + 3.5a_{dif}) \tag{3}$$

式中 β 为比例因子,定位前由先验数据经过最小二乘拟合得到。

1.3 航向估计

本文采用手机内置的磁力计和陀螺仪计算航向角^[14]。

$$\theta_i = \theta_i^{mag} \omega^{mag} + \theta_i^{gyro} \omega^{gyro} \tag{4}$$

式中: θ_i 为第 i 步航向角; θ_i^{mag} 为磁力计检测到的第 i 步的方位朝向; θ_i^{gyro} 为陀螺仪检测到的第 i 步角度变化值; $\omega^{mag}, \omega^{gyro}$ 分别为 $\theta_i^{mag}, \theta_i^{gyro}$ 的权重参数,其值随 $\theta_i^{mag}, \theta_i^{gyro}$ 变化而变化。

2 改进的井下人员定位 PDR 算法

传统 PDR 算法步长估计阶段常用的静态或动态模型无法有效解决行人行走时因姿态不同导致的计算误差。因此,本文对传统 PDR 算法进行了改进,主要包括采用改进的峰值检测法检测步频、建立深度 RNN 模型估计行走步长,并将改进算法用于井下人员定位。

定位原理如图 1 所示。首先根据手机加速度传感器、陀螺仪、磁力计获取行人运动实时数据;然后采用改进的峰值检测法计算规定时间间隔内的步频数据,并与其他数据输入训练后的深度 RNN 模型^[15]进行步长估计;最后结合估计的航向角预测行人当前位置。

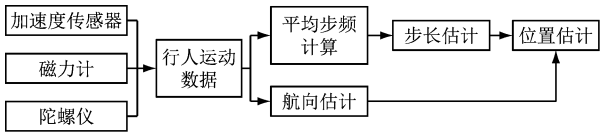


图 1 井下人员定位原理

Fig. 1 Underground personnel positioning principle

2.1 基于改进峰值检测法的步频检测

传统的峰值检测法设定一个固定阈值,当加速度峰值超过阈值时步数累加。然而人体在运动过程中并非处于绝对的匀速行进状态,每一完整步态区间内的加速度峰值不是固定的。另外,考虑到传感器数据获取频率太高,为减少计算次数,提高定位效率,采用固定时间间隔内的平均步频数据及对应时间间隔内的加速度方差进行步长估计。

为得到上述数据,对传统的峰值检测法进行改进。相应的步频检测流程如图 2 所示。判断当前获取的能量是否为极值后,根据一定时间间隔内的合理性排除伪波峰或伪波谷,并继续判断与前一极值的方向一致性,以保证使用真实极值实现步频检测。

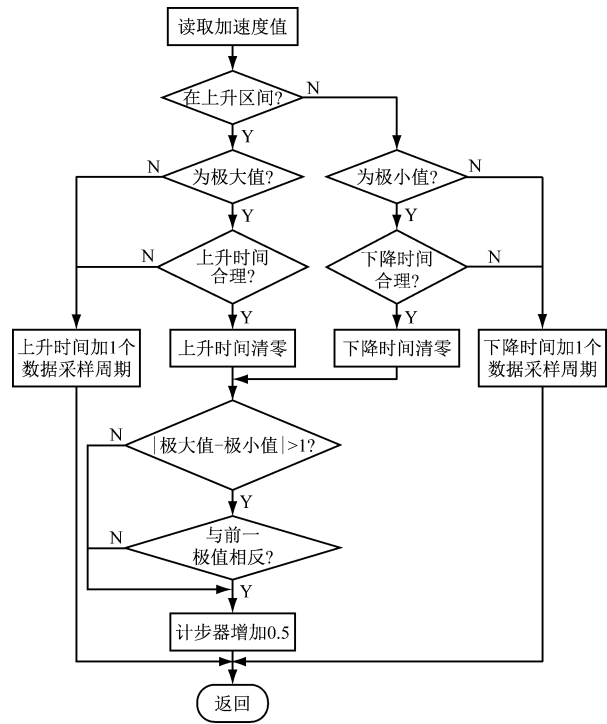


图 2 步频检测流程

Fig. 2 Flow of step-frequency detection

2.2 基于深度 RNN 的步长估计

RNN 是一种反馈神经网络,在其处理单元之间既有内部的反馈连接,又有前馈连接,能够很好地处理时间序列数据。一个典型的 RNN 结构如图 3 所示,其节点之间的连接形成沿序列的有向图^[15]。 U, V, W 均为各变换的权值; S_t 为 t 时刻隐藏层的值; X_t, O_t 分别为 t 时刻的输入和输出。 t 时刻的输出既与当前输入有关,也与上一时刻的记忆有关。在

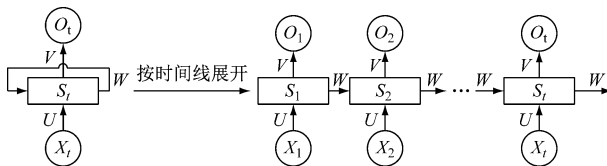


图 3 RNN 结构

Fig. 3 RNN structure

RNN 隐藏层中每一个单元都在信息传递过程中筛选记忆,并将记忆信息传递给下一时刻的数据单元。

本文采用深度 RNN 进行步长估计,其由 1 个输入层、3 个 RNN 层和 2 个全连接层构成,如图 4 所示。当前 RNN 层的输出作为下一个 RNN 层的输入,输入层与一个全连接层共同实现输入数据特征提取,另一个全连接层输出一维列向量,为各时刻预测值。

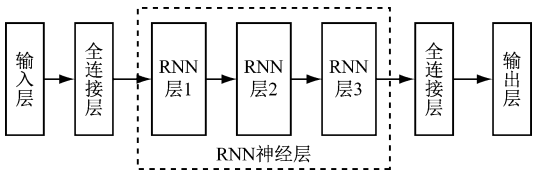


图 4 深度 RNN 结构

Fig. 4 Deep RNN structure

隐藏层激活函数选择 ReLU 函数。该函数将小于 0 的部分输出为 0,大于 0 的部分输出原值,为隐藏层引入稀疏表达特性,且求导计算量小,加快了 RNN 收敛速度。

RNN 损失函数选择平均绝对误差函数。该函数不考虑误差方向,避免了误差相互抵消问题,可准确反映实际预测误差。

3 试验与结果分析

为验证改进的井下人员定位 PDR 算法的可行性与应用效果,在河南某大型煤矿进行试验。试验分 2 个部分:① 在煤矿内空地采集原始数据,模拟矿工井下行走姿态,获得相关参数,以获取步长估计深度 RNN 模型。② 在井下进行现场试验。

3.1 步长估计深度 RNN 模型建立

3.1.1 原始数据采集

研究发现,行人的步长与步频、加速度方差等联系紧密^[16],因此采集的原始数据为行走过程中的加速度和规定时间间隔内的实际行走距离。

为保证模型预测效果,采用防爆手机和激光测距仪同时采集原始数据。通过防爆手机的加速度传感器获得行人加速度数据,根据激光测距仪的固定频率获得行人行走距离,并通过数据线将数据实时传输至电脑并存储。采集原始数据时,被测对象手持手机(屏幕水平向上)置于胸前,沿激光测距仪激光所指方向直线往返行走。采集的原始数据见表 1。

3.1.2 步频检测

进行步频检测时,因数据采集过程中设备与行人之间存在相对运动或抖动,数据中的噪声较大^[17]。因此,利用 Java 语言,根据改进的步频检测流程编写步频估计函数,配合均值滤波器对原始数

表 1 采集的原始数据
Table 1 Collected primary data

加速度/(m·s ⁻²)			距离/ cm	时间
<i>a_x</i>	<i>a_y</i>	<i>a_z</i>		
2.871 291	1.285 217	10.502 485	144	2018-10-19T 11:39:49.580
2.905 764	1.318 647	10.601 458	144	2018-10-19T 11:39:51.497
3.081 955	1.794 617	11.110 280	144	2018-10-19T 11:39:53.279
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
0.308 670	6.565 903	11.397 018	144	2018-10-19T 11:45:34.563

据进行平滑操作,得到加速度传感器指定时间间隔(2 s)内的平均步频,如图 5 所示。根据加速度传感器采集数据,共获得 6 316 个平均步频数据。

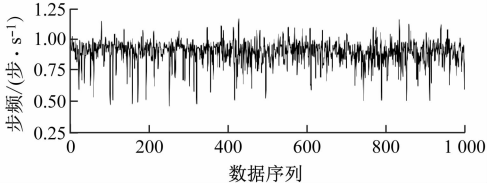


图 5 部分平均步频计算结果

Fig. 5 Parts of calculated average step-frequency

3.1.3 步长估计

通过研究行人迈步特征发现, a_y 平均值代表行人在迈步时能量的平均水平, a_y 方差反映行人在迈步过程中能量和加速度的差异程度^[18]。因此,本文采用测距仪测距时间间隔及该时间间隔内 a_y 平均值、 a_y 方差、平均步频作为深度 RNN 模型的输入特征。特征数据均为 6 316 个,除平均步频(图 5)外,其他 3 项特征数据如图 6 所示。

在确立深度 RNN 模型的输入特征、激活函数和损失函数后,将预处理后的数据随机排序,将前 4 500 个数据作为训练集,后 1 816 个数据作为测试集,将数据归一化后输入如图 4 所示的深度 RNN 结构中进行训练。训练过程中损失函数如图 7 所示。可看出在模型训练初期,损失函数下降较快,在 100 次训练之后趋于平缓,并在 400 次训练之后逼近 0.009。

将测试集输入深度 RNN 模型,所得预测值如图 8 所示。可看出深度 RNN 模型得到的预测值与真实值之间存在部分离群点不重合现象(如第 250, 500 个点处),但整体重合度较高,误差在 0 附近波动。对预测结果进行量化统计可得,测试集预测前进距离 3 031.46 m,累计误差为 180.34 m,相对误差为 5.9%,表明深度 RNN 模型对步长估计效果

较好。

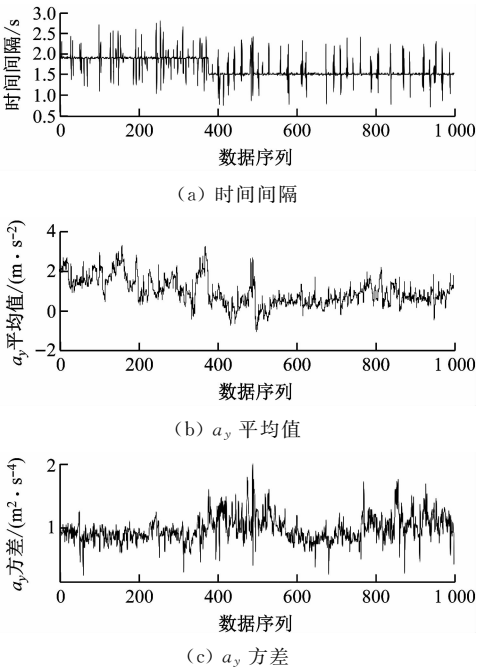


图 6 部分特征数据

Fig. 6 Parts of feature data

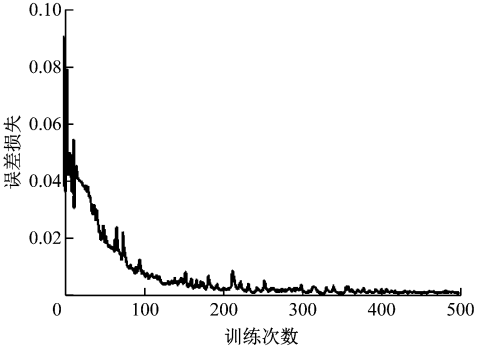


图 7 深度 RNN 模型训练损失函数变化

Fig. 7 Change of training loss function of deep RNN model

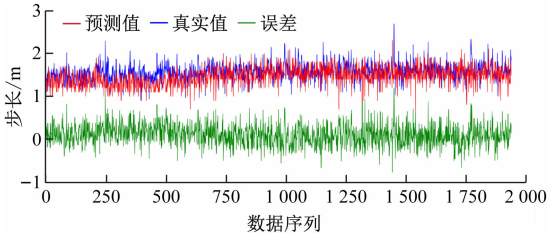


图 8 深度 RNN 模型步长预测结果

Fig. 8 Predicted step-length results by deep RNN model

3.2 现场试验

基于步长估计深度 RNN 模型,提出井下人员定位 PDR 算法,并在井下环境进行试验,如图 9 所示。试验仅采用该算法进行定位导航,验证其可行性与实际效果。

在提升副井和运输巷附近进行 3 次测试,行进路线如图 10 所示。路线 1 在提升副井附近,从副井口经过 2 次直角转弯到达运输巷,长 65.4 m;路线 2 在运输巷与南一采区胶带上山巷道交界处,长



图9 井下测试场景

Fig.9 Underground testing scene

35.9 m;路线3位于运输巷某避难硐室附近,从避难硐室行至运输巷,最终到达工作面巷道,长255.4 m。测试时行人手持移动终端,按既定路线以稳定姿态行走。

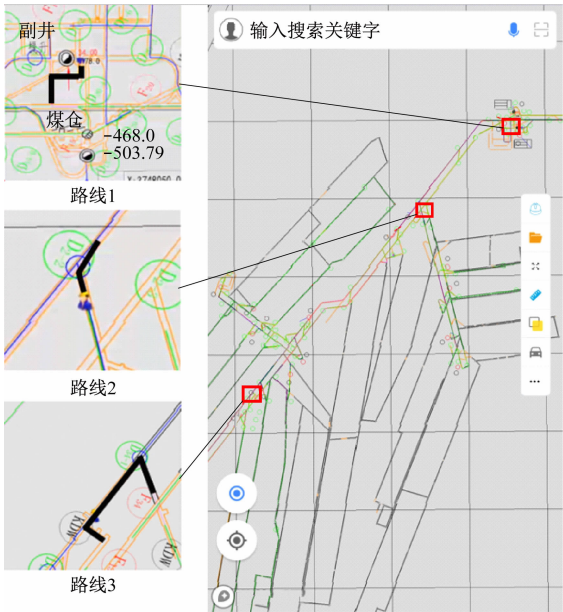


图10 现场行进路线

Fig.10 Walking routes in field

试验结果见表2。可看出3条路线的定位相对误差均未超过3.9%,较文献[19]中基于静态模型的PDR算法定位误差(14.6%)、文献[20]中基于动态模型的PDR算法定位误差(4%~6%)显著减小。受制于PDR算法原理,试验中产生的相对误差随行走距离的增加而不断累计。

表2 现场试验结果

Table 2 Test results in field

路线	测试距离/m	实验结果/m	相对误差/%
1	65.4	63.69	2.6
2	35.9	35.32	1.6
3	255.4	245.43	3.9

上述试验结果表明:改进的PDR算法步长预测更准确,用于井下人员定位时累计误差较小,表明本

文算法具有较好的实用性。

4 结论

(1) 考虑人体在运动过程中每一完整步态区间内的加速度峰值不固定的实际情况,对传统PDR算法的步频检测进行改进,获取固定时间间隔内的平均步频数据及对应时间间隔内的加速度方差,作为后续步长估计的输入特征。

(2) 针对传统PDR算法中步长估计阶段采用静态或动态模型时,因行人姿态差异导致累计误差较大的问题,提出采用深度RNN模型预测行人步长,并通过试验验证了该方法可减小累计误差。

(3) 试验结果表明,改进的井下人员定位PDR算法定位相对误差为1.6%~3.9%,较传统PDR算法误差小,有效提高了井下人员定位精度。

(4) 本文算法在类直线行走场景中取得了良好效果,可用于路径网络简单的井下巷道中,为后续井下人员混合定位方法、应急逃生系统设计等提供了一定参考。

参考文献(References):

[1] LEVI R W, JUDD H O M A S T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts:US5583776[P]. 1996-12-10.

[2] 张佳. 基于惯性导航的煤矿井下定位系统研究与设计[J]. 煤矿机械, 2017, 38(8): 27-29.

ZHANG Jia. Design of coal mine underground positioning system based on inertial navigation[J]. Coal Mine Machinery, 2017, 38(8): 27-29.

[3] 殷红, 郭杭, 邓晓华. 基于 foot-mounted 的 IMU 室内行人航位推算研究[J]. 测绘科学, 2014, 39(1): 20-23.

YIN Hong, GUO Hang, DENG Xiaohua. A research of IMU indoor pedestrian dead reckoning based on foot-mounted[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(1): 20-23.

[4] 肖永健, 肖力, 孙志刚. 基于步行者航位推算的井下人员辅助定位[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(4): 583-587.

XIAO Yongjian, XIAO Li, SUN Zhigang. Underground personnel positioning system based on pedestrian dead reckoning [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013, 11(4): 583-587.

[5] 杨刚, 李强, 韩路, 等. 基于 MEMS-MARG 传感器的消防员室内定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(5): 598-604.

YANG Gang, LI Qiang, HAN Lu, et al. Indoor

- positioning algorithm for firefighters based on MEMS-MARG sensor[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(5): 598-604.
- [6] 晏勇, 雷航, 周相兵, 等. 基于三轴加速度传感器的自适应计步器的实现[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2016, 48(3): 79-83.
- YAN Yong, LEI Hang, ZHOU Xiangbing, et al. Based on the adaptive pedometer to realize three-axis accelerometer [J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2016, 48(3): 79-83.
- [7] 陈国良, 张言哲, 汪云甲, 等. WiFi-PDR 室内组合定位的无迹卡尔曼滤波算法[J]. 测绘学报, 2015, 44(12): 1314-1321.
- CHEN Guoliang, ZHANG Yanzhe, WANG Yunjia, et al. Unscented kalman filter algorithm for WiFi-PDR integrated indoor positioning [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(12): 1314-1321.
- [8] CIABATTONI L, FORESI G, MONTERIù A, et al. Real time indoor localization integrating a model based pedestrian dead reckoning on smartphone and BLE beacons[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(1): 1-12.
- [9] 陈伟. 基于 GPS 和自包含传感器的行人室内外无缝定位算法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.
- CHEN Wei. Research on GPS/self-contained sensors based seamless outdoor/indoor pedestrian positioning algorithm [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2010.
- [10] HUANG Heqing, LIN Bo, FENG Lihui, et al. Hybrid indoor localization scheme with image sensor-based visible light positioning and pedestrian dead reckoning [J]. Applied Optics, 2019, 58(12): 3214-3221.
- [11] ROSE J, GAMBLE J G. Human walking [M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2006.
- [12] KIM J W, JANG H J, HWANG D H, et al. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system[J]. Journal of Global Positioning Systems, 2004, 3(1/2): 273-279.
- [13] 陶晓晓, 卢小平, 代文晨, 等. 基于环境光修正的行人航迹推算[J]. 测绘通报, 2020(1): 132-135.
- TAO Xiaoxiao, LU Xiaoping, DAI Wenchen, et al. Pedestrian dead reckoning based on ambient light correction[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(1): 132-135.
- [14] 于成浩. 3 维准直测量技术在上海光源中的应用研究[J]. 测绘学报, 2008, 37(4): 531.
- YU Chenghao. The application research of 3D survey and alignment technique in SSRF[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(4): 531.
- [15] 刘建伟, 王园方, 罗雄麟. 深度记忆网络研究进展[J/OL]. 计算机学报, 2020: 1-52 [2020-07-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1826.TP.20200114.1543.004.html>.
- LIU Jianwei, WANG Yuanfang, LUO Xionglin. Research and development on deep memory network [J]. Chinese Journal of Computers, 2020: 1-52 [2020-07-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1826.TP.20200114.1543.004.html>.
- [16] 王超. 基于手机传感器的室内导航定位研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2017.
- WANG Chao. Research on indoor navigation and positioning based on mobile phone sensor [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2017.
- [17] 郭英, 刘清华, 姬现磊, 等. 基于手机加速度计的行人步态分析[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(6): 708-712.
- GUO Ying, LIU Qinghua, JI Xianlei, et al. Pedestrian gait analysis based on mobile phone accelerometer [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(6): 708-712.
- [18] 张乔坤. 用于多姿态智能终端的行人航位推算系统研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- ZHANG Qiaokun. Research of multi-mode pedestrian dead reckoning system using smartphone [D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [19] CHO D, MUN M, LEE U, et al. AutoGait: a mobile platform that accurately estimates the distance walked [C]//IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, Mannheim, 2010: 116-124.
- [20] RENAUDIN V, SUSI M, LACHAPELLE G. Step length estimation using handheld inertial sensors[J]. Sensors, 2012, 12(7): 8507-8525.