

DOI:10.13203/j.whugis20210474



文章编号:1671-8860(2021)12-1791-11

一种基于穿戴式MEMS传感器状态识别的多部位PDR算法

张小红¹ 罗科干¹ 陶贤露¹ 胡 鑫¹ 刘万科¹

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘要:随着位置服务(location based service, LBS)应用需求的日益增加以及多部位微机电系统(micro electro mechanical system, MEMS)导航传感器的广泛普及,行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)越来越受关注,成为行人导航研究中主流的技术之一。但是,低成本的MEMS传感器测量噪声大,PDR解算误差积累严重;且PDR算法的普适性差,不同穿戴位置的MEMS导航传感器约束条件的可用性差异明显。提出了一种基于穿戴式MEMS传感器状态识别的多部位PDR算法。首先,采用支持向量机(support vector machine, SVM)进行全监督训练,实现了静止状态及运动状态下手部、腿部、腰部、足部4种穿戴位置的准确识别;然后,分析了不同穿戴位置下PDR算法的适用性,根据适用性分析结果提出了多部位PDR的综合解算策略。实测结果表明,该方法能够动态、准确地实现穿戴式MEMS传感器的状态识别,正确率达97%以上;应用PDR综合解算策略后,足部PDR能够实现高精度解算,累计误差为0.74%,而其他位置(手部、腿部、腰部)解算效果得到显著改善,累计误差从识别前的6.76%~21.19%减小为2.92%~5.62%。

关键词:行人航位推算;惯性导航系统;穿戴式MEMS传感器;支持向量机;组合导航

中图分类号:P228 文献标志码:A

近年来,随着移动互联网的迅速发展与智能电子产品的大众化应用,基于位置的服务(location based service, LBS)将线下位置信息与线上网络大数据结合,以满足用户多样化的出行需求^[1]。如何为用户提供连续、准确、稳定的位置服务信息是LBS研究的关键问题。在室外开阔场景下,全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)可提供大范围、全天候、高精度的导航定位服务,能满足用户对位置信息的需求^[2]。但是,在封闭环境或室外复杂场景下,GNSS信号可用性差,导航定位精度较低,甚至无法定位^[3]。为解决该问题,学者们提出了多种室内导航定位的方法。超宽带技术(ultra wide band, UWB)、蓝牙、WiFi指纹等定位技术可实现米级至分米级的室内导航定位服务^[4]。但这些技术的实现需搭建配套基础设施,而基础设施的大规模铺设费时费力、成本高,在遮蔽的室外环境难以推广应用^[5-6]。基于微机电系统(micro electro mechanical sys-

tem, MEMS)传感器的行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)定位技术能够自主、无源地进行导航定位,符合上述两种无GNSS场景(室内封闭、室外遮蔽)下行人导航的需求^[6]。同时,随着电子产业技术不断突破,电子芯片正朝着体积小、功能多、成本低的方向发展,用户携带两个或两个以上的电子设备成为行业发展的新趋势,为多部位PDR解算提供了硬件支持。PDR技术已然成为大众出行“最后1km”的有效解决方案之一。

然而,低成本的穿戴式MEMS传感器测量噪声大,解算误差积累严重^[7],因此,高精度的PDR解算需针对性设计航位递推算法抑制误差积累。当前常见的PDR算法主要有两种:(1)步长-航向递推算法(step length and heading, SL-Heading),该算法不包含积分过程,能有效抑制测量误差的积累,且算法普适性较强,不依赖零速信息,但解算精度较低,步长估计模型参数在不同穿戴位置

收稿日期:2021-09-24

项目资助:国家重点研发计划(2016YFB0501803);湖北省技术创新专项(重大项目)(2019AAA043);武汉市科技计划项目(2020010601012185)。

第一作者:张小红,博士,教授,主要从事GNSS精密单点定位及GNSS/INS组合导航研究。xhzhang@sgg.whu.edu.cn

通讯作者:刘万科,博士,教授。wklIU@sgg.whu.edu.cn

间差异化明显,航向解算需估计安装角偏差^[8-10]。(2)零速辅助的惯导机械编排算法(inertial navigation system and zero velocity update, INS-ZUPT),该算法通过引入零速伪观测更新的方式有效抑制了位置误差的积累,实现了优于1%的累计误差精度^[11]。后续研究中,零角速率更新(zero angular rate update, ZARU)、磁航向更新(magnetic angular rate update, MARU)、气压计、地图匹配等观测或伪观测信息进一步提升了INS-ZUPT算法的精度及鲁棒性,但算法解算精度仍依赖于准确的零速信息^[12-14]。

针对以上现状,本文提出了一种基于穿戴式MEMS传感器状态识别的多部位PDR综合解算策略:(1)采用支持向量机(support vector machine, SVM)进行全监督训练,实现了传感器静止状态及运动状态下手部、腿部、腰部、足部等4种穿戴位置的准确识别,为PDR解算提供MEMS传感器的穿戴信息;(2)分析了不同穿戴位置下PDR算法的适用性,基于适用性分析结果提出足部采用INS-ZUPT解算,其他穿戴位置采用SL-Heading解算的策略;(3)设计多套步长模型与航向安装角偏差的初始化参数应用于SL-Heading解算,以解决算法中步长模型参数不准确及航向安装角偏差的问题。

1 基于穿戴式MEMS传感器的PDR算法

基于穿戴式MEMS传感器的PDR算法集成加速度计、陀螺仪、磁力计等传感器元件进行测量,联合估计解算行人姿态与位置,是行人导航中的关键技术之一^[6]。常用的PDR算法有SL-Heading与INS-ZUPT两种,由于算法的适用性与零速特征的可用性相关,本文将根据MEMS传感器穿戴位置的差异,针对性地应用不同的PDR算法。

1.1 SL-Heading算法

SL-Heading算法通过步频探测、步长估计以及航向估计3个步骤获取行人的步长及航向,并通过递推确定行人航位,递推公式表示为:

$$\begin{cases} E_k = E_{k-1} + S_k \sin \theta_k \\ N_k = N_{k-1} + S_k \cos \theta_k \end{cases} \quad (1)$$

式中,k表示第k个推算历元中所对应的状态量;E,N分别表示行人北向及东向的位移量;θ表示行人的航向角;S表示行人的步长。

1)步频探测。根据行人的步态规律特征,步态周期内行人加速度具有近似于正弦周期性变化的规律,因此步频探测采用峰值探测法^[15]。同时,为避免人体抖动等观测噪声对峰值识别的干扰,峰值探测前采用低通滤波进行预处理,将观测数据频率限制在2 Hz以内,以匹配行人的行走频率。峰值探测的结果如图1所示,每步的周期峰值均能够准确标记,成功实现了步频探测。

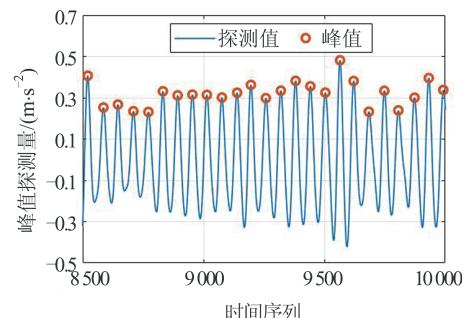


图1 基于加速度计的步长探测结果
Fig.1 Results of Step Detection Based on Accelerometer

2)步长估计。行人步长采用建模估计的方式获取,Weinberg模型是步长估计的常用模型之一^[16],利用每步加速度的最大值与最小值非线性估计步长,表示为:

$$S = K \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (2)$$

式中, a_{\max} 、 a_{\min} 分别为单步三轴加速度模值的最大值与最小值;K为模型增益参数。

3)航向估计。航向估计结合磁场与重力场信息,采用加速度计与磁力计联合计算方法获取准确而稳定的航向解算结果。

行人静止时,加速度计可准确感知三轴方向的重力场信息,以获取MEMS传感器的横滚角γ与俯仰角θ,用于传感器调平,表示为:

$$\begin{cases} \gamma = \arctan \frac{f_y^b}{f_z^b} \\ \theta = \arctan \frac{f_x^b}{\sqrt{(f_y^b)^2 + (f_z^b)^2}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, f_x^b 、 f_y^b 、 f_z^b 分别为加速度计观测值在b系下的x轴、y轴、z轴分量。

获取水平角后,利用γ与θ将磁力计调平至n系,并求算磁航向,表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{m}^n = C_{by}^n(\theta) C_{bx}^n(\gamma) \mathbf{m}^b \\ \psi = \arctan m_x^n / m_y^n \end{cases} \quad (4)$$

式中, \mathbf{m}^n 、 \mathbf{m}^b 分别为n系、b系下的磁力计观测值; $C_{bx}^n(\gamma)$ 、 $C_{by}^n(\theta)$ 分别表示绕x、y轴旋转横滚角γ与

俯仰角 θ 的旋转矩阵; m_x^n, m_y^n 为 n 系下磁力计观测值的 x 轴、 y 轴分量; ψ 为磁航向角。

上述计算方法仅适用于静态观测数据, 动态的加速度计观测数据包含低频的重力场分量以及运动信息、观测噪声等高频分量, 因此, 需采用低通滤波器滤除高频分量提取重力, 表示为:

$$g_k^b = \alpha \cdot g_{k-1}^b + (1 - \alpha) \cdot f_k^b \quad (5)$$

式中, α 为滤波参数, 取值范围为 $[0, 1]$, 参数越大, 滤除噪声的效果越强; f_k^b 为 k 历元的加速度计观测值; g_k^b 为 k 历元提取得到的重力加速度。

1.2 INS-ZUPT 算法

INS-ZUPT 是一种导航松组合算法, 它通过 INS 机械编排与零速更新相结合的方式确定推算行人行走的相对位置。如图 2 所示, INS-ZUPT 算法流程可分为 4 步: 惯导机械编排、零速探测、滤波更新以及闭环修正。图 2 中, f^b 、 ω^b 、 m 分别为加速度计、陀螺仪、磁力计的观测值; f_{fix}^b 、 ω_{fix}^b 分别为闭环修正后的加速度计、陀螺仪的观测值; b_a 、 b_g 分别为加速度计与陀螺仪的零偏误差; PVA_{INS} 为惯导机械编排得到的位置、速度、加速度; PVA_{coupled} 为松组合卡尔曼滤波得到的位置、速度、加速度。

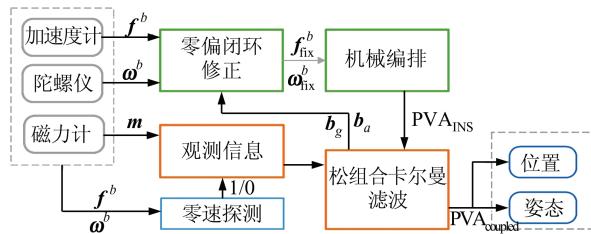


图 2 INS-ZUPT 算法流程图

Fig.2 Flowchart of INS-ZUPT Algorithm

1.2.1 惯导机械编排

MEMS 传感器通过惯导机械编排的方式积分递推行人的位置、速度、姿态(position, velocity and attitude, PVA), 微分方程表示为:

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}^n \\ \dot{\mathbf{v}}^n \\ \dot{\mathbf{C}}_b^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}^n \\ \mathbf{f}^n - (\mathbf{2}\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{en}^n + \mathbf{g}^n \\ \mathbf{C}_b^n \times (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \boldsymbol{\omega}_{in}^b) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, \mathbf{r}^n 、 \mathbf{v}^n 与 \mathbf{C}_b^n 分别为 n 系(北东地导航坐标系)下载体的位置、速度以及姿态旋转矩阵; \mathbf{f}^n 为 n 系下载体的加速度计观测值; $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 为 n 系下的地球自转角速度; \mathbf{v}_{en}^n 、 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 分别为 n 系下的 n 系相对于 e 系的速度和角速度; \mathbf{g}^n 为 n 系下的重力加速度; $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 为陀螺原始观测值; $\boldsymbol{\omega}_{in}^b$ 为 b 系(载体坐标系)下 n 系相对于 i 系(地心惯性坐标系)的角速度。

1.2.2 零速探测

INS-ZUPT 算法的实施依赖于准确地对零速信息进行观测更新。本文采用极大似然估计(generalized likelihood ratio test, GLRT)判别法构造统计量 $T(z_n^a, z_n^\omega)$ 联合加速度计与陀螺仪的观测信息实现零速探测^[17]。零速状态的判别采用设置阈值的方式实现, $T(z_n^a, z_n^\omega)$ 低于阈值 τ , 则认为 MEMS 传感器处于零速状态, 可表示为:

$$T(f_k^b, \omega_k^b) = \frac{1}{W} \cdot \sum_{k=n}^{n+W-1} \left(\frac{1}{\sigma_a^2} \left\| f_k^b - g \frac{\bar{f}_k^b}{\|\bar{f}_k^b\|} \right\|^2 + \frac{1}{\sigma_\omega^2} \left\| \omega_k^b \right\|^2 \right) < \tau \quad (7)$$

式中, f_k^b 和 ω_k^b 分别为 k 历元下加速度计与陀螺仪观测值; σ_a 和 σ_ω 分别为加速度计与陀螺仪的测量噪声标准差; g 为当地重力加速度; \bar{f}_k^b 表示历元 n 至 $(n+W-1)$ 的加速度观测值均值。

1.2.3 误差滤波更新

滤波系统的误差状态量 X 包括运动误差状态量和仪器误差状态量。选取位置误差 δr 、速度误差 δv 、姿态误差 ϕ 作为运动误差状态量, 陀螺仪和加速度计零偏 b_a 、 b_g 作为仪器误差状态量, 表示为:

$$X = [\delta r^T \quad \delta v^T \quad \phi^T \quad b_a^T \quad b_g^T]^T \quad (8)$$

滤波系统观测更新采用零速与磁航向角作为观测信息, 分别为行人的位置及姿态提供约束。为保证姿态观测更新的准确性, 观测更新仅在传感器处于零速状态时进行, 观测方程可表示为:

$$\begin{cases} z_v = v_{\text{zupt}}^n - v_{\text{ins}}^n = -v^n \\ z_\phi = \psi_{\text{mag}} - \psi_{\text{ins}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, z_v 、 z_ϕ 分别为速度、姿态的误差观测值; $v_{\text{zupt}}^n = [0 \quad 0 \quad 0]^T$, 为零速状态下行人的真实速度; ψ_{mag} 为加速度-磁场融合姿态观测值; v_{ins}^n 、 ψ_{ins} 分别为惯导机械编排的速度、姿态结果。

利用 z_v 、 z_ϕ 这两个误差观测量可构建系统的观测方程, 表示为:

$$Z = HX + R \quad (10)$$

式中, $Z = [z_v \quad z_\phi]^T$ 为误差观测量; H 与 R 分别为滤波系统的设计矩阵与滤波观测噪声阵。

1.2.4 误差闭环修正

误差闭环修正利用滤波状态估计结果修正 INS 机械编排的 PVA 结果与惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)观测值, 以抑制递推过程中解算误差的积累, 表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{r}^n = \mathbf{r}_{\text{ins}}^n + \delta \mathbf{r} \\ \mathbf{v}^n = \mathbf{v}_{\text{ins}}^n + \delta \mathbf{v} \\ \mathbf{C}_b^n = (\mathbf{I} - f \times) \mathbf{C}_{b,\text{ins}}^n \\ \mathbf{f}^b = \mathbf{f}_{\text{obs}}^b - \mathbf{b}_a \\ \boldsymbol{\omega}^b = \boldsymbol{\omega}_{\text{obs}}^b - \mathbf{b}_g \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{r}_{\text{ins}}^n$ 、 $\mathbf{v}_{\text{ins}}^n$ 、 $\mathbf{C}_{b,\text{ins}}^n$ 为 IMU 机械编排的 PVA 结果; \mathbf{r}^n 、 \mathbf{v}^n 、 \mathbf{C}_b^n 为闭环修正后的 PVA 结果; $\mathbf{f}_{\text{obs}}^b$ 、 $\boldsymbol{\omega}_{\text{obs}}^b$ 分别为加速度计和陀螺仪的原始观测值; \mathbf{f}^b 、 $\boldsymbol{\omega}^b$ 分别为闭环修正后加速度计和陀螺仪的观测值。

2 基于 SVM 的穿戴位置识别方法

精确获取 MEMS 传感器的穿戴位置信息是 PDR 算法针对性应用的前提条件。如图 3 所示,本文基于 SVM 的穿戴位置识别方法采用全监督的 SVM 算法识别 MEMS 传感器的穿戴位置,通过传感器数据采集、特征提取与分析、训练数据集构建、SVM 分类识别等步骤实现 MEMS 传感器的穿戴识别。

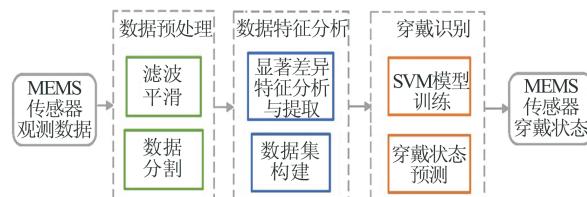


图 3 基于 SVM 的 MEMS 传感器穿戴识别流程图

Fig.3 Flowchart of MEMS Sensor Wear Recognition
Based on SVM

2.1 数据采集设备

实验设备选用低成本穿戴式 MEMS 传感器 Xsens DOT, 包含三轴陀螺仪、加速度计以及磁力计。Xsens DOT 一组共有 5 个, 可实现 MEMS 传感器穿戴识别与 PDR 观测数据的多部位同步采集。其中陀螺仪零偏不稳定性为 $10^\circ/\text{h}$ 、加速度计的零偏不稳定性为 0.03 mg , 磁力计的总均方根(root mean square, RMS)为 0.5 mGauss 。

2.2 MEMS 传感器数据特征提取与分析

传感器穿戴识别需获取特征可区分度显著的数据特征构建特征指纹。本节将统计特征提取与特征值的差异化分析结合, 筛选可区分度显著的特征值, 为训练数据集构建提供特征参考。

1) 数据预处理。数据预处理包括滤波平滑、数据分割两个步骤。滤波平滑选用中值滤波作为滤波器, 以抑制观测噪声(见图 4), 提高穿戴识别结果的准确性。数据分割采用滑动窗口的方

式实现, 将单组测量数据分割扩充为多组子数据(见图 5), 为监督训练提供充足的数据样本。

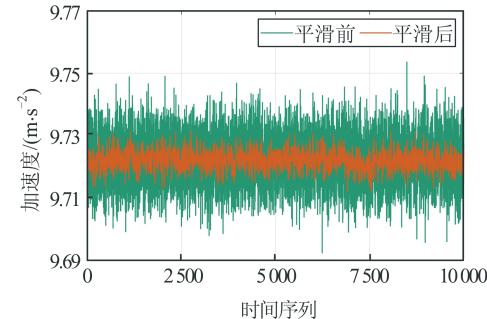


图 4 中值滤波平滑前后加速度计数据对比

Fig.4 Comparison of Accelerometer Data Before and
After Median Filter Smoothing

2) 样本特征提取。观测数据的可提取特征主要分为时域特征与频域特征两类。与频域特征相比, 时域特征提取无需对数据进行傅里叶变换, 统计特征量的获取具有即时性, 可用于动态、实时的 MEMS 传感器穿戴识别。因此, 本文特征提取选用时域特征, 包括均值、标准差、RMS、上四分位值、下四分位值、四分位差、相关值以及信号幅值面积(signal magnitude area, SMA)。

加速度计能够直接测量行人速度的变化信息, 观测数据中包含的行人运动特征丰富, 因此特征提取选用加速度计数据作为数据源。除采用原始加速度计三轴数据提取特征外, 观测数据还加入了加速度模值以反映行人总体的加速度特征, 表示为:

$$\mathbf{A} = [a_x \ a_y \ a_z \ \|a\|] \quad (12)$$

式中, \mathbf{A} 为特征提取所使用的原始观测数据向量; a_x 、 a_y 、 a_z 为加速度计三轴数据; $\|a\|$ 为加速度模值。

3) 特征分析。利用 Xsens DOT 传感器采集了 4 种穿戴位置的静态及动态行走数据进行特征分析, 穿戴位置包含足部、腿部、手部、腰部。采集得到的数据可分为 5 种穿戴分类, 其中, 4 种动态穿戴数据进行独立分类; 由于不同穿戴位置的静态数据差异性较小, 4 种穿戴位置的静态数据合并作为单一分类。经数据分割后, 5 种穿戴分类分别选取 100 组时长为 2 s 的数据进行特征分析。

特征分析选取均值、标准差以及 SMA 作为统计特征量, 对比分析。如图 6 所示, 静态、足部与腿部、手部与腰部作为 3 大类, 具有类内特征值相近、类间特征值差异较大的特点, 具有明显的可区分性。因此, 初步选取的统计特征可将 5 种

穿戴分类初步划分为静态、足部与腿部、手部与腰部 3 大类。

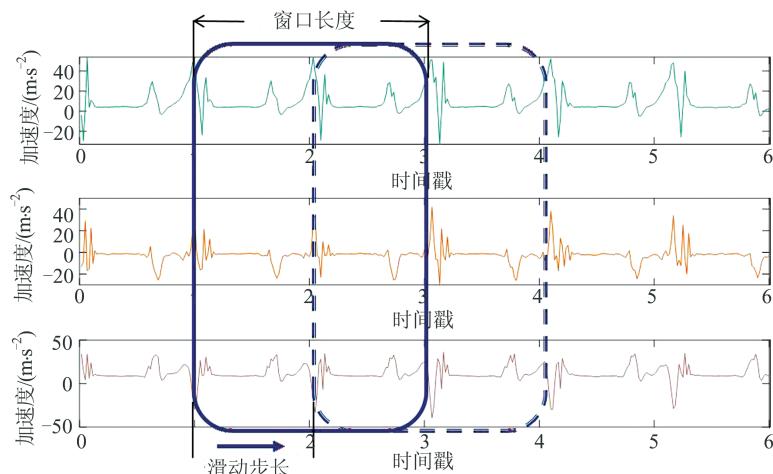


图 5 滑动窗口分割数据示意图

Fig.5 Diagram of Sliding Window Segmentation Data

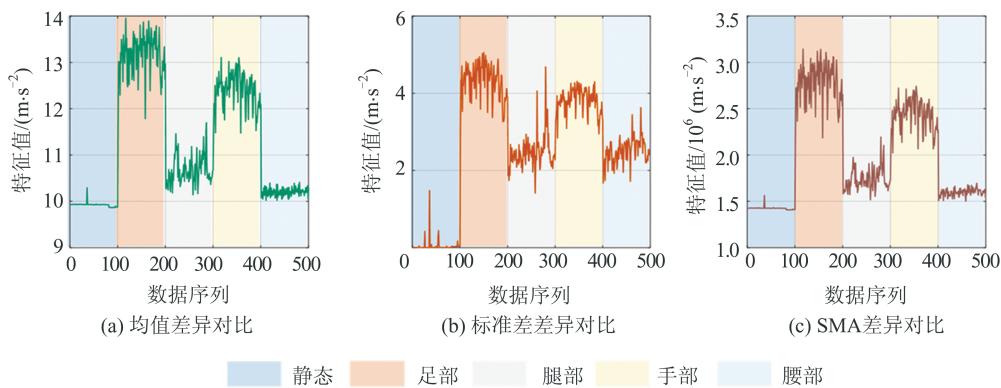


图 6 不同穿戴位置加速度的均值、标准差与 SMA 特征值对比

Fig.6 Comparison of Mean Values, Standard Deviations and SMA Eigenvalues of Acceleration Under Different Wear Categories

为区分 3 大类特征中的足部与腿部、手部与腰部, 进一步选取了上四分位值、下四分位值以及四分位差作为统计特征量, 对比分析, 如图 7 所

示, 足部与腿部、手部与腰部之间的上四分位值、四分位差特征值差异显著, 能有效细分上述两大类。

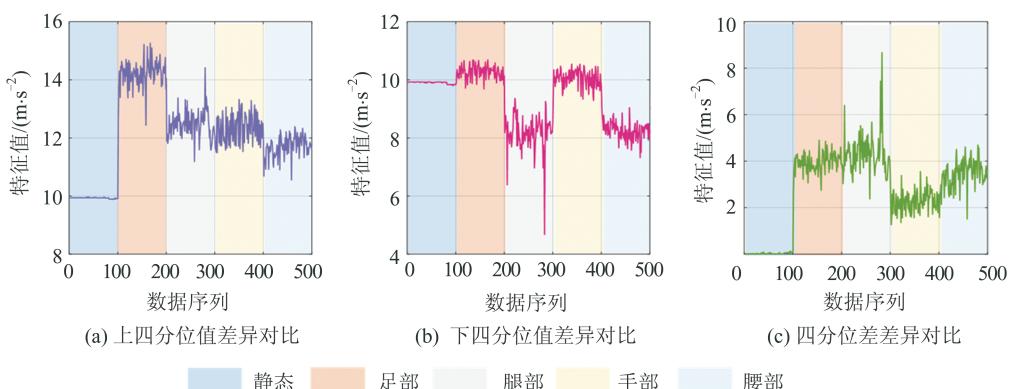


图 7 不同穿戴位置加速度的上四分位值、下四分位值与四分位差特征值对比

Fig.7 Comparison of Upper Quartile Values, Lower Quartile Values and Quartile Difference Eigenvalues of Acceleration Under Different Wear Categories

综上所述, 静止状态及动态足部、手部、腿部、腰部 5 种穿戴分类间的观测数据特征差异明显, 采用均值、标准差、SMA、上四分位值、下四

位值以及四分位差等特征统计量构建分类特征向量能够有效区分上述 5 种穿戴分类。为提升数据集的可区分度, 另外选取了相关系数、RMS 构

建特征向量,最终得到32维的特征向量。

4) 特征分割与降维。本文采用了主成分分析(principal component analysis, PCA)对提取的特征进行数据降维,以剔除冗余数据,保留解释度较高的特征。测试结果表明,PCA 提取的特征累计贡献率达到99.99%以上时分类效果最佳,因此将特征向量维度降至12维以构建特征向量(见图8)。

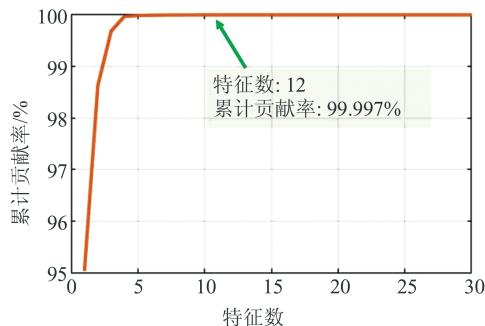


图8 PCA特征数与累计贡献率关系图

Fig.8 Relationship Between PCA Characteristic Number and Cumulative Contribution Rate

2.3 样本数据集构建

样本的原始观测数据采用Xsens DOT传感器分别采集3组观测数据获得,数据类型同样包含静止状态及足部、手部、腿部、腰部4种运动穿戴位置。样本数据集采用时长为2 s的滑动窗口分割得到,构建情况如表1所示。

表1 传感器穿戴识别样本数据集构建情况

Tab. 1 Construction of Sensor Wear Identification

Sample Data Set

穿戴位置	数据1/个	数据2/个	数据3/个
手部动态	566	414	220
足部动态	566	414	220
腿部动态	566	414	220
腰部动态		414	220
静止状态	234	324	244

为验证样本数据集的区分度,实验选取了加速度模值的标准差与最大值两个特征量绘制特征散点图。如图9所示,在两个特征量所构成的特征空间中,5种设备穿戴分类的特征值分散分布,可区分性显著,能够用于MEMS传感器的穿戴识别。

2.4 基于SVM算法的穿戴位置识别方法

SVM是一种全监督的机器学习算法^[18],用于解决线性或非线性的二分类问题,采用适当的策略构造组合分类器也可扩展应用至多分类问

题,在模式识别领域应用广泛。为验证SVM算法在穿戴识别中的有效性,本节设计实验验证算法的分类效果。

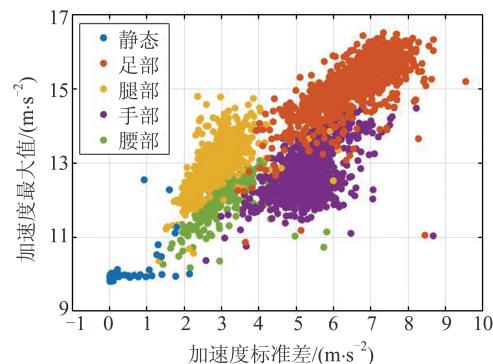


图9 训练集数据二维显著特征散点图

Fig.9 Two Dimensional Salient Feature Scatter of Training Set Data

1) SVM算法的模型训练、精度评定实验方案介绍如下:

(1) 在模型的训练与验证方面,将数据1和数据2合并作为数据源,其中训练集和验证集以7:3的比例进行随机划分;

(2) 在模型泛化能力验证方面,实验采用数据3构建测试集,独立地对训练得到的算法模型进行穿戴识别测试;

(3) 在模型分类精度评估方面,实验采用K最邻近算法(K-nearest neighbor, KNN)、决策树(decision tree, DT)与SVM对比验证分类精度,采用准确度、精确度、召回率以及F1值4种指标评价分类结果。

2) 模型训练与测试结果分析。实验采用验证集进行穿戴识别预测,验证模型训练的充分性。如表2所示,3种算法的评价指标精度均达到了90%以上,模型均得到了较为充分的训练;SVM结果准确率大于98%,训练效果最好。

表2 验证集穿戴识别的预测结果对比/%

Tab.2 Comparison of Prediction Results of Verification

Set Wear Recognition/%

分类算法	准确度	精确度	召回率	F1值
KNN	94.19	99.14	94.04	96.52
DT	97.63	99.46	97.76	98.60
SVM	98.72	99.48	99.03	99.25

经充分验证后,实验采用测试集进行穿戴识别预测,以测试SVM算法的泛化分类能力。图10为测试集结果混淆矩阵。其中,KNN与DT算法的分类结果在足部与腿部、手部与腰部之间存在

误分类,而 SVM 算法能够准确识别所有分类,分类精度最高。表 3 为 3 种算法模型在测试集中的预测准确率对比。从表 3 可见,KNN 与 DT 算法

分类准确度较低,仅为 75% 左右,而 SVM 算法准确度较高,所有穿戴分类的识别准确率均大于 94%,综合识别准确率达 96.92%。

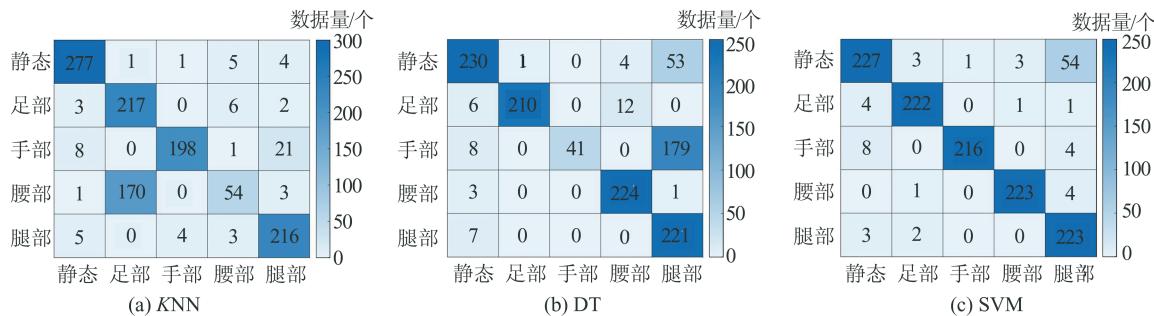


图 10 测试集结果混淆矩阵
Fig.10 Confusion Matrix of Test Set Results

表 3 测试集穿戴识别的预测准确率对比/%

Tab.3 Comparison of Prediction Accuracy of Wear Recognition in Test Set/%

穿戴位置	KNN	DT	SVM	综合
足部	95.17	92.10	97.36	94.88
手部	86.84	17.98	94.73	66.52
腿部	23.68	98.24	97.80	73.24
腰部	94.73	96.92	97.80	96.48
综合	75.11	76.31	96.92	82.78

综上所述,SVM 算法能够对传感器的 4 种穿戴位置进行准确识别,为后续的多部位 PDR 解算提供 MEMS 传感器穿戴位置信息。

3 多部位 PDR 解算策略

采用 SVM 算法获取传感器的穿戴位置后,需根据传感器的穿戴识别结果针对性地应用 PDR 算法,以实现多部位 PDR 的优化解算。但两种 PDR 算法对零速信息依赖性有所不同,不同穿戴位置下零速约束条件的适用性仍需验证。因此,本文对所有穿戴位置下的观测数据分别进行基于零速探测的差异分析,判断不同穿戴位置零速特征的可用性。依据差异分析的结果,提出了多部位 PDR 的综合解算策略,以提升多部位 PDR 的解算精度。

3.1 多部位 PDR 差异分析

多部位 PDR 差异分析采用 GLRT 判别法作为零速探测器,判断不同穿戴位置下零速特征的可用性。图 11 为 4 种穿戴位置的传感器零速探测结果分析。从图 11 可见,足部的零速区间较长且区间内数据波动小,为稳定、准确的零速特征;

腰部、腿部与手部存在零速区间波动或区间长度较短的问题,为非稳定的零速特征。从分析可知,足部传感器零速特征可用性高,符合 INS-ZUPT 算法的应用要求,而腿部、腰部、手部的零速特征可用性低,需应用 SL-Heading 算法进行 PDR 解算。

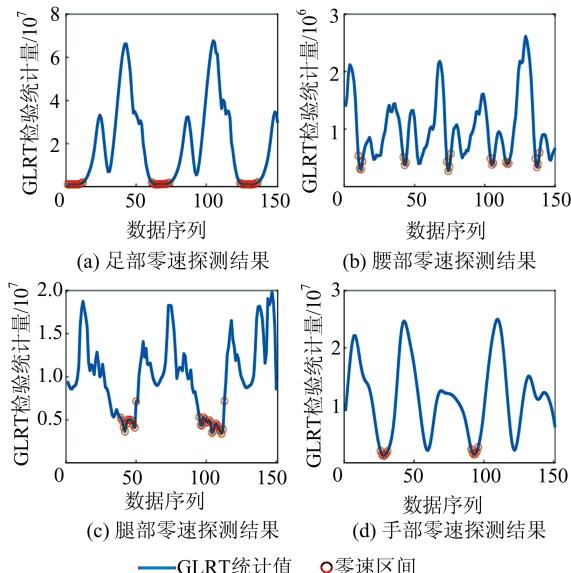


图 11 不同穿戴位置的传感器零速探测结果对比
Fig.11 Comparison of Zero Speed Detection Results of Sensors at Different Wearing Positions

3.2 多部位 PDR 解算策略

根据多部位 PDR 差异分析的结果,本文提出了多部位 PDR 综合解算策略(见图 12),步骤如下:

- 1) 传感器采集 MEMS 观测数据,并进行预处理。
- 2) 采用 SVM 算法进行观测数据的特征构建与穿戴识别,并依据穿戴识别的结果进行针对性 PDR 解算。

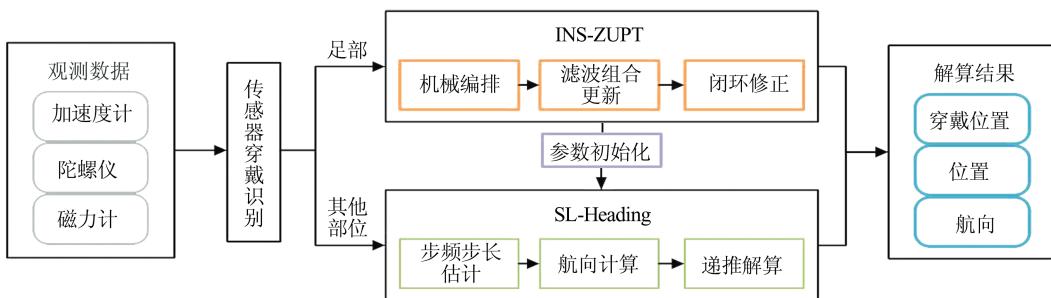


图12 多部位PDR综合解算策略流程图

Fig.12 Flowchart of Multi-mouted PDR Comprehensive Solution Strategy

3)足部传感器应用INS-ZUPT算法进行解算;其他穿戴位置的传感器应用SL-Heading算法进行解算。

4)SL-Heading解算添加参数初始化步骤,利用穿戴位置针对性设置步长模型初始化参数与设备安装角参数修正系统性偏差。

5)输出解算结果,包括传感器的穿戴位置、行人的位置以及航向。

4 实测分析

4.1 实验设计

同步采集了足部、手部、腿部、腰部4个穿戴位置的多部位PDR数据,验证多部位PDR解算策略的有效性。如图13所示,数据采集地点为武汉大学信息学部田径场,实测轨迹为长距离多状态的行人行走轨迹,轨迹长度约为757 m,包含行人直线、曲线以及快速转弯等行走状态。



图13 PDR实测数据参考轨迹

Fig.13 PDR Measured Data Reference Trajectory

为分析实测数据穿戴识别的准确率以及多部位PDR解算效果,设计了观测数据的解算方案,具体如下:

1)基于SVM的穿戴识别。采用预先训练的SVM算法进行穿戴识别,分析不同穿戴位置下的

动态识别准确率。

2)多部位PDR解算。对足部进行INS-ZUPT解算,其他穿戴位置进行SL-Heading解算,并针对穿戴位置设置步长及安装角修正参数;同时,对比穿戴识别前后PDR解算精度差异,分析穿戴识别对PDR定位的改善效果。

4.2 穿戴识别结果分析

图14为SVM算法识别结果的时序图像,每组数据均包含静止与运动两种待识别状态,红色为预测结果,绿色为真实标注结果。从图14中可看出,SVM算法实现了MEMS传感器静止状态及运动状态下4种穿戴位置的高精度识别,准确率达97%以上。

图15为穿戴识别前后的多部位PDR解算轨迹。足部PDR解算均采用INS-ZUPT算法,穿戴识别的轨迹结果相同,其结果轨迹平滑,定位轨迹与参考轨迹的符合度较高。其他穿戴位置在穿戴识别前由于缺少步长与安装角参数的纠正,轨迹形状及大小均存在总体性偏差,定位轨迹符合度较低;穿戴识别后,解算结果略有发散,但轨迹结果平滑,与参考结果基本相符。这说明MEMS传感器的穿戴识别采用SL-Heading解算时轨迹精度提升明显。

精度评定选用高精度GNSS结果作为参考点进行对比评估,图16与表4为多部位PDR误差变化曲线及其统计结果,图17为穿戴识别SL-Heading精度差值的序列图像。从图16、图17和表4可看出,足部PDR解算精度较高,解算结果精度随时间变化平稳,平均误差为1.91 m,累计误差为0.74%;其他穿戴位置最大平均误差为21.47 m,累计误差为2.92%~5.62%;与穿戴识别前的结果相比,解算精度提升明显,平均定位精度提升16.43~82.31 m,累计误差减小3.84%~15.57%。

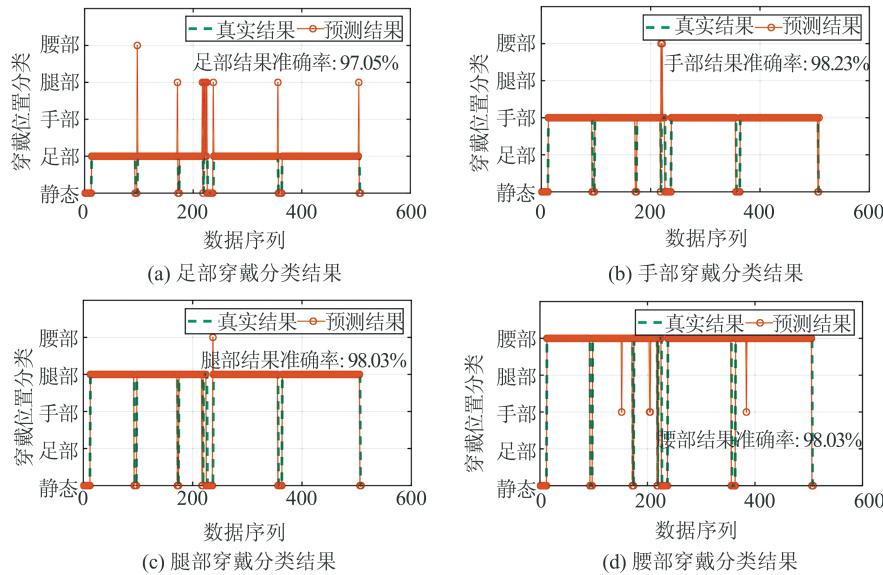


图 14 基于 SVM 模型的穿戴识别实测结果

Fig.14 Measured Results of Wear Recognition Based on SVM Model

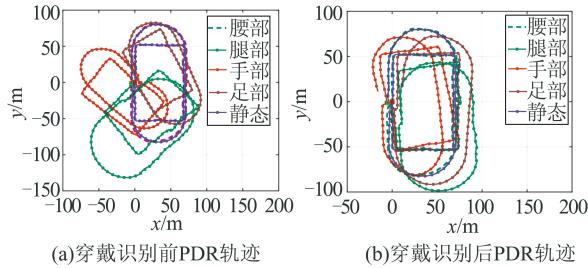


图 15 多部位 PDR 综合解算轨迹结果

Fig.15 Multi-mouted PDR Comprehensive Solution Trajectory

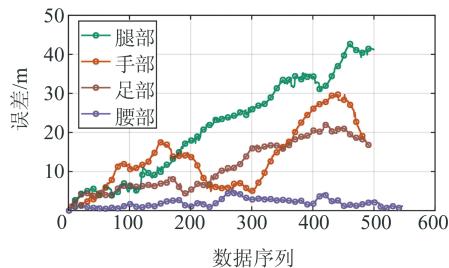


图 16 多部位 PDR 解算结果精度评定

Fig.16 Accuracy Evaluation of Multi-mouted PDR Results

5 结语

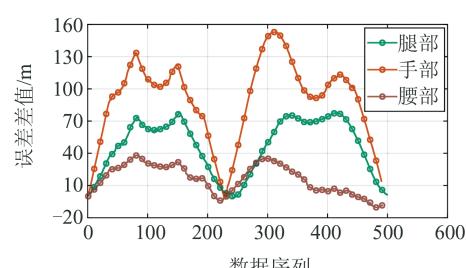
本文提出了一种基于 MEMS 传感器穿戴状态识别的多部位 PDR 算法, 将 MEMS 传感器穿戴位置智能识别与 PDR 针对性的解算策略相结合, 并依据穿戴识别的结果应用最优的 PDR 解算算法及初始化参数提升定位性能。实测结果表明, 利用 SVM 算法能够动态、准确地实现穿戴式 MEMS 传感器的状态识别, 识别正确率达 97% 以上。在此基础上, 利用针对性解算策略实现了

多部位 PDR 的定位解算, 足部定位累计误差为 0.74%, 腰部、手部、腿部的累计误差从识别前的 6.76%、14.47%、21.19% 分别减小为 2.92%、3.92%、5.62%, 定位效果提升显著。

表 4 多部位 PDR 解算精度评定统计结果

Tab. 4 Statistical Results of Multi-mouted PDR Solution's Accuracy Evaluation

算法	穿戴识别前后	解算部位	最大误差	平均误差	标准差	累计误差
			/m	/m	/m	%
INS-ZUPT		足部	5.59	1.91	1.07	0.74
		腰部	51.21	27.78	12.40	6.76
	识别前	手部	109.67	68.40	28.64	14.47
		腿部	160.60	103.78	39.41	21.19
	识别后	腰带	22.14	11.35	6.29	2.92
		手部	29.72	13.48	8.12	3.92
		腿部	42.67	21.47	12.66	5.62

图 17 穿戴识别前后多部位 PDR 误差差异
Fig.17 PDR Error Difference of Multi-mouted PDR Results Before and After Wearing Recognition

参 考 文 献

- [1] Chen Ruizhi, Chen Liang. Indoor Positioning with

- Smartphones: The State-of-the-Art and the Challenges [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1 316-1 326 (陈锐志, 陈亮. 基于智能手机的室内定位技术的发展现状和挑战[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1 316-1 326)
- [2] Qu Xiangfang. The BeiDou Satellite Navigation and Positioning System Global Networking Industry Chain Ushers in New Development Opportunitie: 2018 China Satellite Navigation and Location Service Industry Development White Paper Is Released [J]. *Satellite Application*, 2018(8):65-71 (曲向芳. 北斗卫星导航定位系统全球组网产业链迎来新发展机遇:《2018中国卫星导航与位置服务产业发展白皮书》发布[J]. 卫星应用, 2018(8):65-71)
- [3] Yang Yuanxi. Resilient PNT Concept Frame [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47 (7):893-898 (杨元喜. 弹性PNT基本框架[J]. 测绘学报, 2018, 47(7): 893-898)
- [4] Zhuang Y, Lan H, Li Y, et al. PDR/INS/WiFi Integration Based on Handheld Devices for Indoor Pedestrian Navigation[J]. *Micromachines*, 2015, 6(6): 793-812
- [5] Tian Hui, Xia Linyuan, Mo Zhiming, et al. Signals of Opportunity Assisted Ubiquitous Positioning and Its Key Elements for Outdoor/Indoor Environment [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(11): 1 372 - 1 376 (田辉, 夏林元, 莫志明, 等. 泛在无线信号辅助的室内外无缝定位方法与关键技术[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(11): 1 372-1 376)
- [6] Correa A , Barcelo M, Morell A , et al. A Review of Pedestrian Indoor Positioning Systems for Mass-market Applications[J]. *Sensors*, 2017, 17(1):1927
- [7] Mezentsev O, Lachapelle G. Pedestrian Dead Reckoning: A Solution to Navigation in GPS Signal Degraded Areas? [J]. *Geomatica*, 2005, 59(2): 175-182
- [8] Levi R W, Judd T. Dead Reckoning Navigational System Using Accelerometer to Measure Foot Impacts: U. S. Patent 5,583,776[P]. 1996-12-10
- [9] Callmer J, Törnqvist D, Gustafsson F. Robust Head Estimation Indoors Using Convex Optimization [C]. International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013
- [10] Chen Z, Han Z, Hao J, et al. Fusion of WiFi, Smartphone Sensors and Landmarks Using the Kalman Filter for Indoor Localization[J]. *Sensors*, 2015, 15(1): 715-732
- [11] Foxlin E. Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2005, 25(6): 38-46
- [12] Kuang J, Niu X, Chen X. Robust Pedestrian Dead Reckoning Based on MEMS-IMU for Smartphones [J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1391
- [13] Hu Xin, Tao Xianlu, Zhu Feng, et al. Foot-Mounted Pedestrian Navigation Algorithm with Multi-sensors Integration and Adaptive Threshold Zero-Velocity Detection[C]//The 11th China Satellite Navigation Conference, Chengdu, China, 2020 (胡鑫, 陶贤露, 朱峰, 等. 自适应阈值零速探测与足部多传感器融合行人导航[C]. 第11届中国卫星导航年会, 成都, 中国, 2020)
- [14] Niu X, Liu T, Kuang J, et al. A Novel Position and Orientation System for Pedestrian Indoor Mobile Mapping System[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(2): 2 104-2 114
- [15] Qian J , Ma J , Ying R , et al. An Improved Indoor Localization Method Using Smartphone Inertial Sensors [C]//International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, Busan, South Korea, 2014
- [16] Weinberg H. Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications [J]. *Analog Devices*, 2002, 2(2):1-6
- [17] Skog I, Handel P, Nilsson J O, et al. Zero-Velocity Detection: An Algorithm Evaluation [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 57 (11): 2 657-2 666
- [18] Vapnik V N, Lerner A Y. Recognition of Patterns with help of Generalized Portraits[J]. *Avtomatika I Telemekhanika*, 1963, 24(6): 774-780

A Multi-mounted PDR Algorithm Based on Wearable MEMS Sensors State Recognition

ZHANG Xiaohong¹ LUO Kegan¹ TAO Xianlu¹ HU Xin¹ LIU Wanke¹

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

Abstract: Objectives: With the increasing demand for location-based service(LBS) applications and the wide popularity of multi-mounted micro electro mechanical system(MEMS) navigation sensors, pedestrian dead reckoning (PDR) algorithm has attracted more and more attention and has become one of the main-stream algorithms in pedestrian navigation research. However, the low-cost MEMS sensor has high measurement noise and serious accumulation of PDR solution error. Moreover, the universality of PDR algorithm is poor, and the availability of constraints of MEMS navigation sensors with different wearing statte is significantly different. Methods: A multi-mounted PDR algorithm based on wearable MEMS sensor state recognition is proposed. Firstly, support vector machine is used for fully supervised training to realize the accurate recognition of five wearing modes (hand, leg, waist, foot and stationary state). Then the applicability of PDR algorithm in different wearing states is analyzed, and a comprehensive solution strategy of multi position PDR is proposed based on the applicability analysis results. Results: The measured results show that the wear recognition accuracy of MEMS sensor is more than 97%. The foot PDR can achieve high-precision solution, and the cumulative error is 0.74%, while the solution effect of other positions (hand, leg and waist) has been significantly improved, and the cumulative error has been reduced from 6.76%—21.19% before recognition to 2.92%—5.62% after recognition. Conclusions: Therefore, the proposed algorithm can dynamically and accurately realize the state recognition of wearable MEMS sensors. After applying the PDR comprehensive solution strategy, the solution accuracy of PDR is significantly improved.

Key words: pedestrian dead reckoning(PDR); inertial navigation system(INS); wearable MEMS sensor; support vector machine; integrated navigation

First author: ZHANG Xiaohong, PhD, professor, specializes in GNSS precise point positioning and GNSS/INS integrated navigition. E-mail: xhzhang@sgg.whu.edu.cn

Corresponding author: LIU Wanke, PhD, professor. E-mail: wkliu@sgg.whu.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFB0501803); Major Special Projects of Technological Innovation in Hubei Province (2019AAA043); Wuhan Science and Technology Project (2020010601012185).

引文格式: ZHANG Xiaohong, LUO Kegan, TAO Xianlu, et al. A Multi-mounted PDR Algorithm Based on Wearable MEMS Sensors State Recognition[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(12):1791–1801. DOI:10.13203/j.whugis20210474 (张小红,罗科干,陶贤露,等.一种基于穿戴式 MEMS 传感器状态识别的多部位 PDR 算法[J].武汉大学学报·信息科学版,2021,46(12):1791-1801.DOI:10.13203/j.whugis20210474)