

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312315

基于函数拟合姿态更新方法的足绑式行人导航算法*

路永乐¹, 杨杰¹, 鄢誉¹, 苏胜¹, 李娜²

(1. 重庆邮电大学智能传感技术与微系统重庆市高校工程研究中心 重庆 400065;

2. 中国兵器装备集团西南技术工程研究所 重庆 401329)

摘要:针对低成本足绑式行人导航系统中航向误差快速发散导致定位精度下降的问题,从降低姿态更新误差的角度出发,基于等效旋转矢量理论和傅里叶展开,提出一种基于函数拟合姿态更新方法的足绑式行人导航算法。首先,以等效旋转矢量法为理论基础,使用正余弦函数拟合足部运动角速度,利用泰勒展开及等式变换求取函数拟合姿态更新方法;随后,结合长短期记忆网络(LSTM)零速检测,设计适用于多种步态的足绑式行人导航算法;最后,以WT901BC IMU为硬件平台开展了多组不同步态的闭环路径验证实验,结果表明,相较于传统基于四元数法或二子样等效旋转矢量法的足绑式行人导航算法,所提方法定位误差平均减小47.66%和42.83%,航向误差平均减小49.99%和44.74%。

关键词:姿态更新;等效旋转矢量;长短期记忆网络;行人导航算法

中图分类号: TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.10

Foot mounted pedestrian navigation algorithm based on the function fitting attitude update algorithm

Lu Yongle¹, Yang Jie¹, Yan Yu¹, Su Sheng¹, Li Na²

(1. Chongqing Engineering Research Center of Intelligent Sensing Technology and Microsystems, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Southwest Technology and Engineering Research Institute, China South Industries Group, Chongqing 401329, China)

Abstract: To address the problem that the positioning accuracy is reduced due to the rapid divergence of heading error in the low-cost foot-mounted pedestrian navigation system, from the perspective of reducing the attitude update error, based on the equivalent rotation vector theory and Fourier expansion, a foot-mounted pedestrian navigation algorithm based on the function fitting attitude update algorithm is proposed. Firstly, based on the equivalent rotation vector method, the sine and cosine functions are used to fit the angular velocity of the foot motion. The Taylor expansion and equation transformation are used to obtain the function fitting the attitude update method. Then, combined with the long short-term memory network (LSTM) zero velocity detection method, a foot-mounted pedestrian navigation algorithm suitable for a variety of gait is designed. Finally, WT901BC IMU is used as the hardware platform to carry out the verification experimental of multiple sets of closed-loop paths in different gaits, and the results show that, compared with the traditional foot-mounted pedestrian navigation algorithm based on the quaternion method or the two subsamples equivalent rotation vector method, the positioning error of the proposed method is reduced by 47.66% and 42.83% on average, and the heading error is reduced by 49.99% and 44.74% on average.

Keywords: attitude update; equivalent rotation vector; LSTM; pedestrian navigation algorithm

0 引言

行人导航系统用于提供用户精确的位姿信息,可用

于消防救援和紧急搜索等任务中^[1]。随着微机电系统(micro electro mechanical system, MEMS)技术的快速发展,使用以MEMS惯性传感器为核心器件的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)进行行人导航成为研

究热点^[2]。

然而, MEMS 器件精度较低^[3], 长时间连续积分会造成导航系统误差快速发散。Foxlin^[4]根据行人行进时其步态呈现出周期性的运动与静止交替的特点, 提出使用零速更新算法(zero velocity update, ZUPT)的足绑式行人导航系统来抑制定位误差, 但 ZUPT 对导航系统航向误差的可观测性不足^[5]。

针对该问题, 研究人员提出了多种方法。1) 启发式漂移消除(heuristic drift elimination, HDE)及其衍生法。HDE 法将行人进行方向进行划分, 在行人沿预定主方向行走时能够很好的抑制航向漂移, 如 Yuan 等^[6]和 Gui 等^[7]均基于 HDE 方法对其系统航向误差进行观测。2) 增加额外设备修正航向误差。一种方案是再增加惯性设备实现双 IMU 系统, Li 等^[8]在同一只脚的脚尖和脚踝位置同时安装 IMU 进行航向约束。另一种常用方案是增加磁力计信息对纯惯导解算航向进行约束, 如 Zhou 等^[9]使用磁航信息通过卡尔曼滤波对航向进行修正的方法。3) 基于建筑地图先验信息的方法。Wang 等^[10]和 Zhang 等^[11]均基于地图辅助, 结合粒子滤波来抑制航向误差。上述方法均能较好的抑制系统航向误差, 但没有从源头即姿态更新的角度来减小误差。尤其对于足绑式行人导航系统而言, IMU 工作于激烈的角运动环境中, 刚体有限转动引起的不可交换性误差增大^[12], 导致导航系统误差增加。

因此, 本文基于等效旋转矢量理论及傅里叶展开, 提出一种基于函数拟合姿态更新方法的足绑式行人导航算法。首先以等效旋转矢量法为理论基础, 对行人足部运动角速度以正弦弦函数形式拟合, 对等效旋转矢量进行泰勒展开及等式变换后求得所提姿态更新算法的误差补偿系数, 随后基于该姿态更新算法, 使用长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)对行人零速区间进行检测, 设计了适用于复杂步态的足绑式行人导航算法。最后通过多组正常行走、跑步、走跑混合步态实验验证了所提算法能够有效减小足绑式行人导航系统的定位误差和航向误差。

1 算法总体框架及基础理论

本文所提算法总体框架如图 1 所示, 传感器数据通过所提函数拟合姿态更新方法和 LSTM 零速检测法得到姿态信息和零速信息, 随后通过含 ZUPT 的捷联惯导算法进行导航解算。

1.1 惯性导航基本方程

惯性导航算法由 3 部分组成, 姿态更新、速度更新和位置更新^[13], 分别对应 3 个微分方程的求解。不同惯性导航系统可能采用不同坐标系定义, 本文导航坐

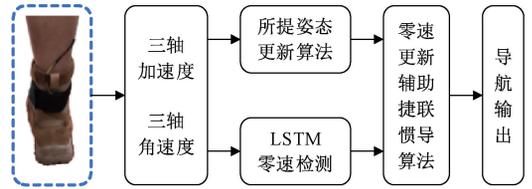


图 1 算法总体框架示意图

Fig. 1 Diagram of the proposed algorithm

标系(n 系)为东北天坐标系, 载体坐标系(b 系)为右前上坐标系。

本文姿态使用四元数描述, 因此, 将四元数微分方程作为姿态微分方程。四元数微分方程为:

$$\dot{\boldsymbol{q}} = \frac{1}{2} \boldsymbol{q} \otimes \boldsymbol{\omega}^b \quad (1)$$

式中: $\dot{\boldsymbol{q}}$ 为四元数微分; \boldsymbol{q} 为四元数; $\boldsymbol{\omega}^b$ 为 b 系下载体角速度; \otimes 表示四元数乘法。

由于 MEMS 陀螺仪测量噪声较大, 地球自转角速度被淹没, 本文采用简化的速度微分方程为:

$$\dot{\boldsymbol{V}} = \boldsymbol{C}_b^n \boldsymbol{f}^b + \boldsymbol{g}^n \quad (2)$$

式中: $\dot{\boldsymbol{V}}$ 为速度微分; \boldsymbol{C}_b^n 为 b 系至 n 系的旋转矩阵; \boldsymbol{f}^b 为加速度计测量比力值; \boldsymbol{g}^n 为重力加速度。

位置更新的位置微分方程为:

$$\dot{\boldsymbol{P}} = \boldsymbol{V} \quad (3)$$

式中: $\dot{\boldsymbol{P}}$ 为导航坐标系下载体位置。

1.2 基于扩展卡尔曼滤波的零速更新导航算法

足绑式行人导航系统的状态转移模型是状态的非线性函数, 不能直接使用卡尔曼滤波器, 采用扩展卡尔曼滤波方法对其状态估计进行线性化^[14]。线性化后的系统状态误差向量的状态转移方程和观测方程为:

$$\delta \boldsymbol{X}_{k|k-1} = \boldsymbol{F}_k \cdot \delta \boldsymbol{X}_{k-1|k-1} + \boldsymbol{w}_{k-1} \quad (4)$$

$$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}_k \cdot \delta \boldsymbol{X}_{k|k} + \boldsymbol{v}_k$$

式中: $\delta \boldsymbol{X}_{k|k-1}$ 为 k 时刻预测状态误差; $\delta \boldsymbol{X}_{k|k}$ 、 $\delta \boldsymbol{X}_{k-1|k-1}$ 分别为 k 、 $k-1$ 时刻的状态误差向量; \boldsymbol{Z}_k 为状态误差向量观测值; \boldsymbol{F}_k 、 \boldsymbol{H}_k 分别为状态转移矩阵和观测矩阵; \boldsymbol{w}_k 、 \boldsymbol{v}_k 分别为系统噪声向量和观测噪声向量。

记 k 时刻 9 维状态误差向量为:

$$\delta \boldsymbol{X}_{k|k} = [\delta \boldsymbol{P}_k, \delta \boldsymbol{V}_k, \delta \boldsymbol{\varphi}_k]^\top \quad (5)$$

式中: $\delta \boldsymbol{P}_k$ 、 $\delta \boldsymbol{V}_k$ 、 $\delta \boldsymbol{\varphi}_k$ 分别为 3 维位置误差、速度误差、姿态角误差。则状态转移矩阵为:

$$\boldsymbol{F}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_{3 \times 3} & \boldsymbol{I}_{3 \times 3} \Delta t & \boldsymbol{0}_{3 \times 3} \\ \boldsymbol{0}_{3 \times 3} & \boldsymbol{I}_{3 \times 3} & -\boldsymbol{S}(\boldsymbol{C}_b^n \boldsymbol{f}^b) \Delta t \\ \boldsymbol{0}_{3 \times 3} & \boldsymbol{0}_{3 \times 3} & \boldsymbol{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{I}_{3 \times 3}$ 、 $\boldsymbol{0}_{3 \times 3}$ 分别为 3×3 的单位矩阵和零矩阵; Δt 为采样时间; $\boldsymbol{S}(\boldsymbol{C}_b^n \boldsymbol{f}^b)$ 为 n 系下 k 时刻三轴加速度构成的反对称矩阵。

$$S(\mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b) = \begin{bmatrix} 0 & -a_{z_k} & a_{y_k} \\ a_{z_k} & 0 & -a_{x_k} \\ -a_{y_k} & a_{x_k} & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

零速区间时,引入观测量 \mathbf{Z}_k 对导航解算速度进行修正,于是,观测矩阵写为:

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 3}] \quad (8)$$

2 姿态更新算法

四元数姿态更新算法对刚体有限旋转引起的不可交换性误差补偿不足^[15],从而引起姿态更新误差,误差随后续更新算法传递至整个导航系统,影响导航系统航向和定位精度。等效旋转矢量法是抑制不可交换性误差的常用方法,主要分为 3 个步骤:首先根据角增量求取等效旋转矢量;随后由等效旋转矢量求解变化四元数;最后以变化四元数更新姿态四元数。

等效旋转矢量法的理论基础为等效旋转矢量微分方程,又称 Bortz 方程^[16],常用近似形式为:

$$\dot{\Phi} = \omega + \frac{1}{2} \Phi \times \omega + \frac{1}{12} \Phi \times (\Phi \times \omega) \quad (9)$$

式中: Φ 为等效旋转矢量; ω 为载体运动角速度。 $(\Phi \times \omega)/2 + (\Phi \times (\Phi \times \omega))/12$ 为不可交换性误差。实际应

用中,由于姿态更新周期很短,等效旋转矢量常用角增量代替,即 $\Phi \approx \Delta\theta$, 式 (9) 改写为:

$$\dot{\Phi} = \omega + \frac{1}{2} \Delta\theta \times \omega + \frac{1}{12} \Delta\theta \times (\Delta\theta \times \omega) \quad (10)$$

2.1 传统二子样等效旋转矢量法

传统二子样等效旋转矢量算法假设姿态更新周期内载体角速度运动形式为一次多项式:

$$\omega(t) = \mathbf{a} + 2\mathbf{b}t, \quad 0 \leq t \leq h \quad (11)$$

式中: \mathbf{a} 、 \mathbf{b} 为系数矢量; $h = t_{k+1} - t_k$ 表示一个姿态更新周期, t_k 、 t_{k+1} 分别表示 k 、 $k+1$ 时刻。

等效旋转矢量求解流程如图 2 所示。首先对角速度进行函数拟合并求取角增量表达式,随后求取角速度与角增量零时刻各阶导数,并代入 Bortz 方程三阶毕卡解求得各阶等效旋转矢量导数的表达式,然后通过 Taylor 展开求得等效旋转矢量以角速度拟合函数系数表示的表达式。为了以姿态更新周期内的子角增量表示等效旋转矢量,首先求取各子角增量表达式,随后求取方程组得到子角增量表示的拟合函数系数,代入上述 Taylor 展开式得到子角增量表示的等效旋转矢量。对于式 (11) 的拟合函数,其等效旋转矢量为:

$$\Phi(h) = \Delta\theta_1 + \Delta\theta_2 + \frac{2}{3} \Delta\theta_1 \times \Delta\theta_2 \quad (12)$$

式中: $\Delta\theta_1$ 、 $\Delta\theta_2$ 为姿态更新周期内两次角速度采样对应的子角增量。

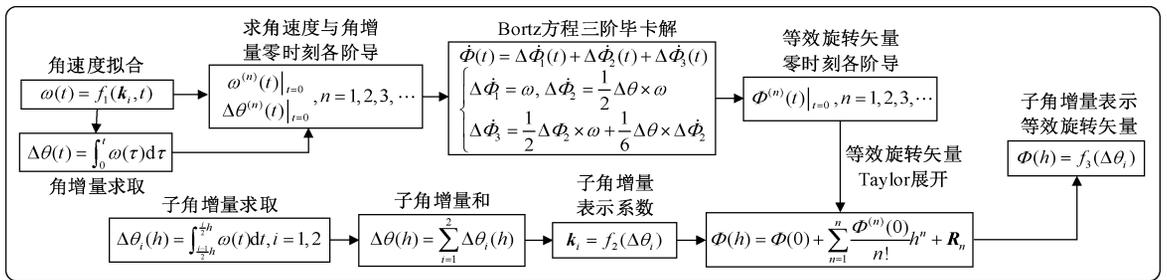


图 2 等效旋转矢量求解流程示意图

Fig. 2 Diagram of equivalent rotation vector solution process

2.2 函数拟合二子样等效旋转矢量法

考虑到函数可以用一组正交基拟合,常见正交基^[17]有:Fourier 正交基、Legendre 正交基和 Chebyshev 正交基。基于此,假设载体运动角速度表达式为:

$$\omega(t) = \mathbf{k}_1 \sin t + \mathbf{k}_2 \cos t + \dots + \mathbf{k}_{2n} \cos nt \quad (13)$$

式中: $\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2, \dots, \mathbf{k}_{2n}$ 为系数矢量。则本文所提函数拟合二子样算法载体运动角速度可表示为:

$$\omega(t) = \mathbf{c} \sin t + \mathbf{d} \cos t \quad (14)$$

式中: \mathbf{c} 、 \mathbf{d} 为函数拟合二子样算法的系数矢量。

按等效旋转矢量求解流程(图 2)求解所提二子样算法等效旋转矢量。此处给出等效旋转矢量五阶 Taylor 展开式为:

$$\Phi(h) = \mathbf{d}h + \frac{\mathbf{c}}{2!} h^2 - \frac{\mathbf{d}}{3!} h^3 + \frac{\mathbf{d} \times \mathbf{c}}{2 \times 3!} h^3 - \frac{\mathbf{c}}{4!} h^4 + \frac{\mathbf{d}}{5!} h^5 + \frac{3\mathbf{c} \times \mathbf{d} + 3(\mathbf{d} \times \mathbf{c}) \times \mathbf{c} + \mathbf{d} \times [(\mathbf{d} \times \mathbf{c}) \times \mathbf{d}]}{6 \times 5!} h^5 + o(h^5) \quad (15)$$

为了将等效旋转矢量以子角增量表示,求取两个子角增量和更新周期内角增量为:

$$\Delta\theta_1 = -\mathbf{c} \cos \frac{h}{2} + \mathbf{c} + \mathbf{d} \sin \frac{h}{2}$$

$$\Delta\theta_2 = -\mathbf{c} \cos h + \mathbf{c} \cos \frac{h}{2} + \mathbf{d} \sin h - \mathbf{d} \sin \frac{h}{2} \quad (16)$$

$$\Delta\theta = \Delta\theta_1 + \Delta\theta_2 = -\mathbf{c} \cos h + \mathbf{c} + \mathbf{d} \sin h$$

根据余弦函数的麦克劳林展开式,将式(16)中姿态更新周期内角增量 $\Delta\theta$ 展开为:

$$\Delta\theta = dh + \frac{c}{2!}h^2 - \frac{d}{3!}h^3 - \frac{c}{4!}h^4 + \frac{d}{5!}h^5 + o(h)^5 \quad (17)$$

对比式(15)、(17)可得函数拟合二子样等效旋转矢量为:

$$\Phi(h) = \Delta\theta_1 + \Delta\theta_2 + \frac{d \times c}{2 \times 3!}h^3 + \frac{3c \times d}{6 \times 5!}h^5 + \frac{3(d \times c) \times c + d \times [(d \times c) \times d]}{6 \times 5!}h^5 + o(h^5) \quad (18)$$

式中:系数矢量 c 、 d 由式(16)中两个子角增量表达式联立求得。

$$c = \frac{\Delta\theta_1 \sin \frac{h}{2} + \Delta\theta_2 \sin \frac{h}{2} - \Delta\theta_1 \sinh \frac{h}{2}}{\sin \frac{h}{2} - \sinh \frac{h}{2} + \cos \frac{h}{2} \sinh \frac{h}{2} - \sin \frac{h}{2} \cosh \frac{h}{2}}$$

$$d = -\frac{\Delta\theta_2 + \Delta\theta_1 \cosh \frac{h}{2} - \Delta\theta_1 \cos \frac{h}{2} - \Delta\theta_2 \cos \frac{h}{2}}{\sin \frac{h}{2} - \sinh \frac{h}{2} + \cos \frac{h}{2} \sinh \frac{h}{2} - \sin \frac{h}{2} \cosh \frac{h}{2}} \quad (19)$$

式(18)是基于等效旋转矢量泰勒五阶展开推导而出,实际使用发现,式(18)中第4及以后项之和比第3项小3~4个数量级,因此,函数拟合二子样等效旋转矢量可近似为:

$$\Phi(h) = \Delta\theta_1 + \Delta\theta_2 + \frac{d \times c}{12}h^3 + o(h^3) \quad (20)$$

3 LSTM 零速检测方法

传统零速检测方法需要根据步态速度调整参数以获得较高性能,而使用数据驱动为零速检测方法可以有效避免复杂的参数选择,能够实现不同步态运动情况下的可靠零速检测^[18]。

LSTM网络是一种基于数据驱动为零速检测方法^[19],具有能够有效处理时间序列数据及捕捉长期依赖关系的优点。

本文使用的LSTM网络结构由输入层、两层LSTM层、全连接层、Softmax层和输出层组成,其中输入层输入六轴传感器数据,每层LSTM层包含200个单元,输出层输出每个时刻零速检测结果。

采用最优检测器(stance hypothesis optimal detection, SHOE)的结果作为零速检测标签,SHOE虽然对于混合步态检测效果较差,但对于单一步态检测效果较好,因此,为不同速度的步态设定不同的零速检测阈值可以得到混合步态训练集和测试集数据的标签。SHOE检测器

可表示为:

$$T(n) = \frac{1}{W} \sum_{k=n}^{n+W-1} \left(\frac{1}{\sigma_a^2} \left\| \mathbf{a}_k^b - \mathbf{g}^n \frac{\overline{a_n^b}}{\|a_n^b\|} \right\|^2 + \frac{1}{\sigma_\omega^2} \|\omega_k^b\|^2 \right) < T_{th} \quad (21)$$

式中: σ_a^2 、 σ_ω^2 分别为加速度计和陀螺仪噪声的方差; \mathbf{a}_k^b 、 ω_k^b 分别为 b 系下加速度计和陀螺仪的三轴输出; $\|\cdot\|$ 为向量模值; W 为窗口大小; n 为检测点序号; $\overline{a_n^b}$ 为窗口内加速度均值; $T(n)$ 为检验统计量; T_{th} 为阈值。当检验统计量小于阈值时,该采样点判定为零速点,以1表示,反之,采样点以0表示。

为了避免梯度爆炸的问题,训练时使用梯度裁剪技术将梯度大小限制在2以内。为了加快模型收敛速度,同时防止过拟合的问题,使用分段学习率的方法,初始学习率设定为0.005,每迭代10次学习率减半,共迭代50次。训练求解器使用Adam优化器,损失函数为交叉熵损失函数,可表示为:

$$loss = -\frac{1}{N} \sum_i y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \quad (22)$$

式中: y_i 指第 i 个类别的真实值, p_i 指第 i 个类别的预测值。

4 行人导航实验验证与分析

实验以维特智能WT901BC IMU为硬件平台,其尺寸大小为51.5 mm×36.1 mm×15 mm,数据传输频率为200 Hz,加速度计和陀螺仪性能参数如表1所示。

表1 传感器性能参数表

Table 1 Sensor performance parameters

性能参数	加速度计	陀螺仪
量程	±16g	±2 000°/s
分辨率	0.000 5(g/LSB)	0.061(°/s)/LSB
静止零偏	±20~40 mg	±0.5(°/s)~1(°/s)
RMS噪声	0.75~1 mg	0.028(°/s)~0.07(°/s)

为了验证不同步态下算法的效果,设计了步行、跑步和走跑混合3种不同步态下的实验。实验地点为重庆邮电大学太极运动场,实验路线示意图如图3所示,路线1为步行和跑步步态的实验路线,路线2为走跑混合步态的实验路线。

实验时,将IMU固定于测试人员右脚后跟处,从制定定位板出发,沿实验路线行走完毕后再次回到定位板,IMU数据通过USB数据线传输至平板电脑,数据采集示意图如图4所示。

实验过程中,每经过一次参考点时,紧靠于参考点处

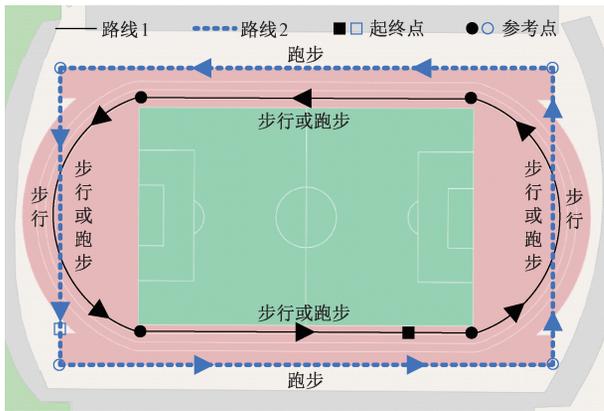


图 3 实验路线示意图

Fig. 3 Schematic diagram of experiment routes



图 4 IMU 数据采集示意图

Fig. 4 Diagram of IMU data acquisition

提前设置好的参照物停留数秒,停靠时右脚与参照物贴合,指向预定航向方向。

将采集的数据导入 MATLAB 软件分析,姿态更新算法分别使用四元数法、二子样等效旋转矢量法、式 (20) 所示的函数拟合二子样等效旋转矢量法,下文中分别以算法 A、算法 B 和算法 C 代替,其余零速检测算法和基于 ZUPT 的导航算法均保持相同。

误差通过均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和终点误差进行评估, RMSE 值越小,表明算法导航结果越接近参考值,终点误差为行人到达终点时计算值与参考值的差异,值越小算法性能越佳,参考坐标和参考航向通过卫星导航系统实时动态定位 (real-time kinematic, RTK) 数据获得。

4.1 步行步态实验

测试人员沿图 3 中路线 1 所示的线路以步行方式行

进,起点与终点重合,行进距离通过 RTK 数据获取,全长 442.90 m。

两名测试人员分别进行实验,测试人员 1 的定位结果如图 5 所示。从图 5 可知,算法 C 的定位轨迹比其余两者更加与 RTK 轨迹平行,说明其解算的航向信息更加接近参考值。

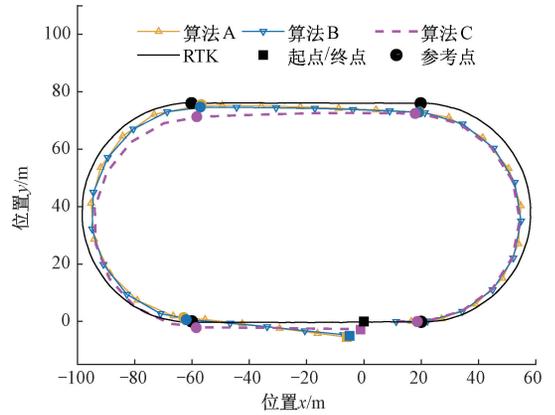


图 5 步行步态测试人员 1 定位结果

Fig. 5 Walking gait positioning results of tester 1

为了更直观的观察不同算法在航向结果上的差异,测试人员 1 步行实验时每步的航向结果,如图 6 所示。

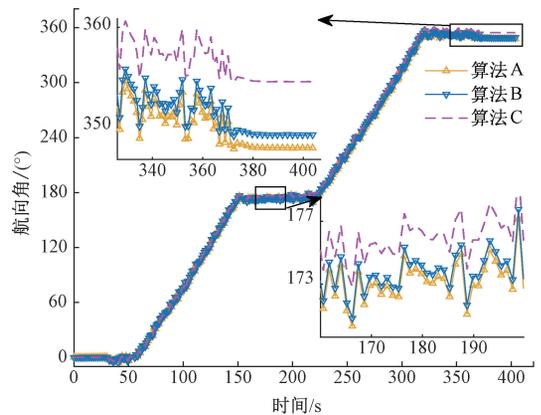


图 6 步行步态测试人员 1 航向结果

Fig. 6 Walking gait heading results of tester 1

同时,为了定量分析不同算法结果,将两组步行步态实验中,3 种算法分别在参考点和终点处的定位结果、航向结果以及误差结果如表 2 所示。

4.2 跑步步态实验

跑步步态实验与步行步态实验相比,除行进方式为跑步外,其余实验方法一致。测试人员 1 的定位结果如图 7 所示。从图 7 可知,经过前 3 个参考点时不同算法定位轨迹几乎保持一致,经过第 4 参考点后算法 C 轨迹更加接近参考值。

表2 步行步态实验结果
Table 2 Results of walking gait experiments

步行实验结果	参考点 1	参考点 2	参考点 3	参考点 4	终点	RMSE	终点误差	
人员 1	参考值	(19.96, -0.12)	(19.82, 75.95)	(-60.17, 75.99)	(-60.03, 0.03)	(-0.02, 0.03)		
	定位 /m							
	算法 A	(18.64, -0.06)	(19.41, 72.93)	(-56.75, 75.52)	(-62.88, 1.36)	(-5.97, -5.51)	4.45	8.12
	算法 B	(18.64, -0.05)	(19.09, 72.85)	(-57.10, 74.68)	(-62.03, 0.62)	(-4.98, -5.01)	3.93	7.06
	算法 C	(18.64, -0.01)	(17.88, 72.43)	(-58.32, 71.27)	(-58.51, -2.17)	(-1.17, -2.82)	3.47	3.05
	航向 /($^{\circ}$)							
	参考值	358.53	180.24	179.57	0.73	358.60		
	算法 A	2.33	170.32	177.96	354.71	347.90	7.30	12.10
	算法 B	2.40	170.82	178.65	355.91	349.23	6.57	10.77
算法 C	2.62	172.75	181.35	0.66	354.55	4.30	5.45	
人员 2	参考值	(19.96, -0.12)	(19.82, 75.95)	(-60.17, 75.99)	(-60.03, 0.03)	(-0.02, 0.03)		
	定位 /m							
	算法 A	(19.99, -0.10)	(22.78, 74.55)	(-49.87, 87.29)	(-71.12, 14.57)	(-18.14, -6.91)	13.82	19.41
	算法 B	(19.98, -0.08)	(22.08, 74.24)	(-50.87, 85.40)	(-69.82, 12.28)	(-15.96, -6.91)	12.09	17.39
	算法 C	(19.98, 0.00)	(19.44, 72.71)	(-54.24, 77.30)	(-63.16, 3.64)	(-6.74, -5.62)	5.43	8.78
	航向 /($^{\circ}$)							
	参考值	358.53	180.24	179.57	0.73	358.60		
	算法 A	358.41	173.11	164.16	336.77	333.34	17.32	26.66
	算法 B	358.47	174.23	165.52	339.34	336.06	15.49	23.94
算法 C	358.71	178.80	171.08	350.06	347.41	7.91	12.59	

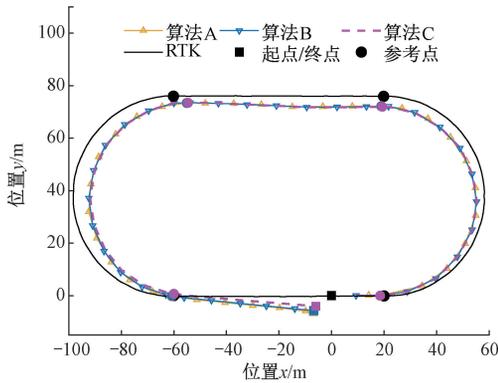


图7 跑步步态测试人员1定位结果

Fig. 7 Running gait positioning results of tester 1

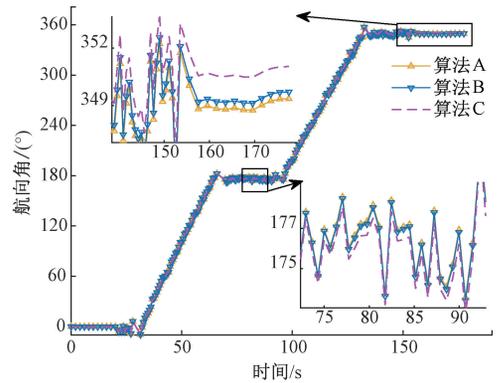


图8 跑步步态测试人员1航向结果

Fig. 8 Running gait heading results of tester 1

测试人员1跑步实验时每步的航向结果如图8所示。从图8放大图可知,75~90s区间内3种算法的航向结果相差不大,而在150s后算法C的航向值更加接近终点航向,符合图7定位结果。

将两组跑步步态实验中,3种算法分别在参考点和终点处的定位结果、航向结果以及误差结果总结如表3所示。

4.3 走跑混合步态实验

实验路线如图3中路线2所示,其中在矩形长边以跑步方式行进,短边以步行方式行进,其余实验方法与前

述实验一致,全长491.38m。测试人员1的定位结果如图9所示。从图9可知,算法C的定位轨迹比其余两者算法轨迹更接近参考值,且3种算法均表现出长边跑步时对轨迹偏离的影响大于短边步行时影响。

测试人员1走跑实验时每步的航向结果如图10所示。从图10可知,随着运动时间的变化,算法C航向漂移速度低于其余算法,因此其在图9中表现出更好的定位效果。

将两组走跑步态实验中,3种算法分别在参考点和终点处的定位结果、航向结果以及误差结果总结如表4所示。

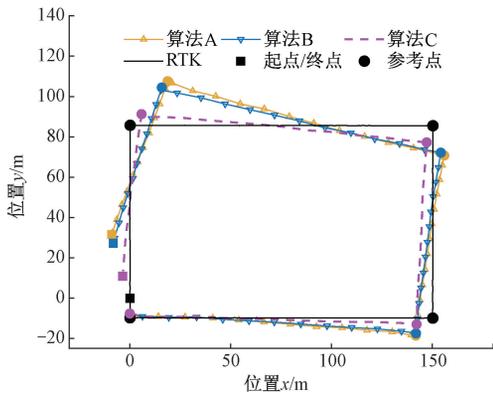


图 9 走跑混合步态测试人员 1 定位结果

Fig. 9 Walking-running gait positioning results of tester 1

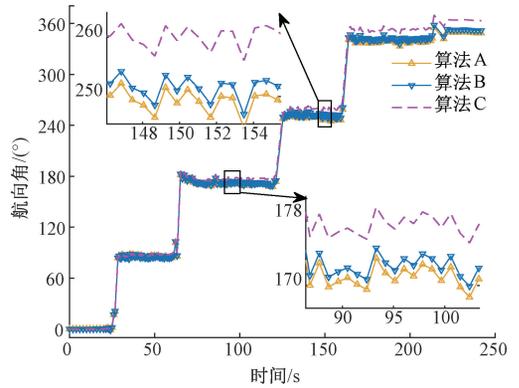


图 10 走跑混合步态测试人员 1 航向结果

Fig. 10 Walking-running gait heading results of tester 1

表 3 跑步步态实验结果

Table 3 Results of running gait experiments

跑步实验结果	参考点 1	参考点 2	参考点 3	参考点 4	终点	RMSE	终点误差	
参考值	(19.96, -0.12)	(19.82, 75.95)	(-60.17, 75.99)	(-60.03, 0.03)	(-0.02, 0.03)			
人员 1 定位 /m	算法 A	(18.49, 0.00)	(18.89, 72.20)	(-55.10, 73.42)	(-60.85, -0.23)	5.22	9.27	
	算法 B	(18.49, 0.00)	(18.95, 72.16)	(-55.03, 73.41)	(-60.68, -0.08)	5.08	8.85	
	算法 C	(18.50, 0.00)	(19.27, 71.99)	(-54.64, 73.49)	(-60.02, 0.69)	4.63	7.20	
人员 1 航向 /(°)	参考值	358.53	180.24	179.57	0.73	358.60		
	算法 A	4.50	179.00	178.38	354.47	349.35	5.72	10.65
	算法 B	4.50	178.98	178.24	354.79	349.71	5.54	10.29
算法 C	4.47	178.83	177.56	355.99	351.03	4.92	8.97	
人员 2 定位 /m	参考值	(19.96, -0.12)	(19.82, 75.95)	(-60.17, 75.99)	(-60.03, 0.03)	(-0.02, 0.03)		
	算法 A	(18.32, -0.02)	(22.20, 74.70)	(-51.07, 88.10)	(-72.38, 15.34)	(-20.70, -6.97)	14.85	21.84
	算法 B	(18.32, -0.01)	(22.07, 74.60)	(-51.20, 87.47)	(-71.55, 14.65)	(-19.56, -6.95)	14.13	20.76
人员 2 航向 /(°)	参考值	358.53	180.24	179.57	0.73	358.60		
	算法 A	356.17	175.83	165.06	342.43	340.98	13.27	19.02
	算法 B	356.17	176.06	165.37	343.25	341.71	12.77	18.29
算法 C	356.16	176.84	166.49	346.52	344.67	10.81	15.33	

4.4 实验结果分析

由表 2~4 可知,3 种不同步态的实验中,算法 C 的 RMSE 值较算法 A 和算法 B 而言均更小,表明算法 C 的导航结果更加接近规划路线,同时,算法 C 的终点误差也要低于其余两者。此外,可以发现,相较于跑步步态而言,所提算法对步行步态的提升效果更为明显,这可能是由于跑步时角速率更大,而传感器数据仅为 200 Hz,导致算法不能完全解析足部的运动情况,但即便如此,所提算

法误差也更小。

6 组实验的航向误差绝对值和定位闭环误差对比如图 11 所示,其中定位闭环误差指表 2~4 中终点定位误差占总行进距离的比例。可以看出,所提算法在 3 种不同步态的实验中均能一定程度上提高行人导航系统的精度。计算 6 组实验算法精度提高均值可知,所提算法相较于算法 A 和算法 B,定位误差平均降低 47.66% 和 42.83%,航向误差平均降低 49.99% 和 44.74%。

表4 走跑混合步态实验结果

Table 4 Results of walking-running gait experiments

走跑混合实验结果		参考点 1	参考点 2	参考点 3	参考点 4	终点	RMSE	终点误差
人员 1	参考值	(0.09, -9.78)	(150.33, -9.94)	(150.38, 85.50)	(0.18, 85.72)	(0.11, -0.06)		
	定位 /m	算法 A (-0.02, -7.69)	算法 B (-0.01, -7.68)	算法 C (0.00, -7.68)				
	航向 /(^{\circ})	算法 A 0.78	算法 B 0.83	算法 C 1.03				
	参考值	-1.00	90.78	180.37	269.23	-0.77		
	航向 /(^{\circ})	算法 A 0.78	算法 B 0.83	算法 C 1.03				
	参考值	-1.00	90.78	180.37	269.23	-0.77		
	航向 /(^{\circ})	算法 A 0.78	算法 B 0.83	算法 C 1.03				
人员 2	参考值	(0.09, -9.78)	(150.33, -9.94)	(150.38, 85.50)	(0.18, 85.72)	(0.11, -0.06)		
	定位 /m	算法 A (-0.04, -8.64)	算法 B (-0.03, -8.64)	算法 C (-0.01, -8.64)				
	航向 /(^{\circ})	算法 A 355.98	算法 B 356.03	算法 C 356.23				
	参考值	-1.00	90.78	180.37	269.23	-0.77		
	航向 /(^{\circ})	算法 A 355.98	算法 B 356.03	算法 C 356.23				
	参考值	-1.00	90.78	180.37	269.23	-0.77		
	航向 /(^{\circ})	算法 A 355.98	算法 B 356.03	算法 C 356.23				

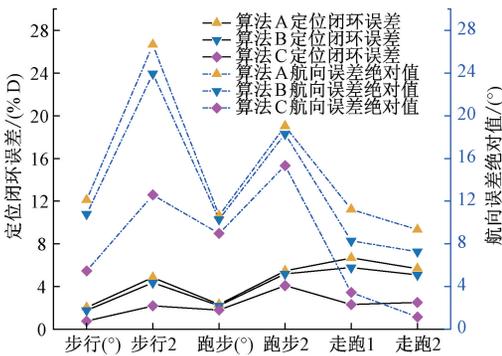


图 11 实验误差对比

Fig. 11 Comparison of experimental errors

5 结 论

本文针对低成本足绑式行人导航系统中航向误差快速发散导致定位精度下降的问题,从降低姿态解算误差的角度出发,提出基于函数拟合姿态更新方法的足绑式行人导航算法。首先基于等效旋转矢量理论及傅里叶展开,提出了改进的姿态更新算法,随后结合 LSTM 零速检测法设计了足绑式行人导航算法,最后通过 3 种不同步态的行人导航实验,分析了 3 种不同姿态更新算法的导航结果,数据表明本文所提方法较传统基于四元数法或

二子样等效旋转矢量法的行人导航算法,闭环定位误差和航向误差均有所降低,表明本文所提方法能在一定程度上提高足绑式行人导航系统的导航精度,具有一定工程应用价值。

参考文献

[1] SONI R, TRAPASIYA S D. A survey of step length estimation models based on inertial sensors for indoor navigation systems [J]. International Journal of Communication Systems, 2022, 35(4) : 5053-5074.

[2] EL-SHEIMY N, LI Y. Indoor navigation: State of the art and future trends [J]. Satellite Navigation, 2021, 2(1) : 7-29.

[3] RU X, GU N, SHANG H, et al. MEMS inertial sensor calibration technology: Current status and future trends [J]. Micromachines, 2022, 13(6) : 879-906.

[4] FOXLIN E. Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2005, 25(6) : 38-46.

[5] WANG Q, FU M X, WANG J Q, et al. Free-walking: Pedestrian inertial navigation based on dual foot-mounted IMU [J]. Defence Technology, 2023, 33: 573-587.

[6] YUAN S, ZHANG Y, SHI Y, et al. A novel ESKF based ZUPT using midpoint integration approach for indoor pedestrian navigation [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 22(21) : 10920-10932.

- [7] GUI J, ZHAO H M, XU X. Heading constraint algorithm for foot-mounted PNS using low-cost IMU[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, 33(3): 727-736.
- [8] LI Z, XU X B, JI M X, et al. Pedestrian positioning based on dual inertial sensors and foot geometric constraints [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(6): 6401-6409.
- [9] ZHOU Z B, ZHANG Z L, MO S H, et al. Online calibrated, energy-aware and heading corrected pedestrian navigation with foot-mounted MARG sensors[J]. *Measurement*, 2023, 206: 112268-112279.
- [10] WANG ZH CH, XING L, XIONG ZH, et al. An improved pedestrian navigation method based on the combination of indoor map assistance and adaptive particle filter [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(24): 6282-6304.
- [11] ZHANG Y S, GUO J X, ZHU R, et al. Pedestrian inertial navigation with building floor plans for indoor environments via particle filter [J]. *Journal of Computers*, 2022, 33(3): 17-33.
- [12] CHEN Z, PAN X F, CHEN C H, et al. Contrastive learning of zero-velocity detection for pedestrian inertial navigation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 22(6): 4962-4969.
- [13] GAO D Y, HU B Q, CHANG L B, et al. An aided navigation method based on strapdown gravity gradiometer[J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 829-847.
- [14] 孙伟, 李亚丹, 黄恒, 等. 基于级联滤波的建筑结构信息/惯导室内定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(3): 10-16.
- SUN W, LI Y D, HUANG H, et al. A location method of building structure information/inertial navigation combination based on the cascade filtering[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(3): 10-16.
- [15] YANG X K, YAN G M, LI N, et al. A super-high-accuracy attitude measurement method of SINS based on PWQHN algorithm in the high-dynamic maneuver environment[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 72: 1-11.
- [16] BORTZ J E. A new mathematical formulation for strapdown inertial navigation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1971(1): 61-66.
- [17] IZADI M. Comparison of various fractional basis

functions for solving fractional-order logistic population model[J]. *Facta Universitatis, Series: Mathematics and Informatics*, 2021, 35(4): 1181-1198.

- [18] 袁诚, 朱倩倩, 赖际舟, 等. 基于模拟多位置数据增强驱动零速检测的惯性行人导航方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2022, 30(6): 709-715.
- YUAN CH, ZHU Q Q, NAI J ZH, et al. Inertial pedestrian navigation method based on simulated multi-position data augmentation driven zero-velocity detection[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2022, 30(6): 709-715.
- [19] WAGSTAFF B, KELLY J. LSTM-based zero-velocity detection for robust inertial navigation [C]. 2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2018.

作者简介



路永乐(通信作者),2008年于信阳师范学院获得学士学位,2011年于重庆邮电大学获得硕士学位,2015年于重庆大学获得博士学位,现为重庆邮电大学教授,主要研究方向为惯性传感器件与系统集成。

E-mail:luy@cqpt.edu.cn

Lu Yongle (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xinyang Normal University in 2008, M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2011, and Ph. D. degree in Instrumentation Science and Technology from Chongqing University in 2015. He is currently a professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include inertial sensor device and system integration.



李娜,2012年于沈阳理工大学获得学士学位,2015年于北京理工大学获得硕士学位,现为中国兵器装备集团西南技术工程研究所高级工程师,主要研究方向为制导控制技术和软件工程。

E-mail:503704326@qq.com

Li Na received her B. Sc. degree from Shenyang Ligong University in 2012, and M. Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 2015. She is currently a senior engineer at Southwest Technology and Engineering Research Institute, China South Industries Group. Her main research interests include guidance and control technology and software engineering.