DOI:10.14075/j.jgg.2024.12.554

文章编号:1671-5942(2025)12-1234-06

一种改进的惯性行人导航零速区间检测算法

郑 涛[1] 彭 艳[2] 刘明岳[1]

1 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,辽宁省阜新市玉龙路 88 号,123000

2 浙江省测绘科学技术研究院,杭州市地信路 2 号,310012

摘 要:在惯性行人导航中,传统固定阈值检测方法常因误检和漏检问题导致行人定位误差显著增大。针对此问题,提出一种改进的零速区间检测算法。该算法首先基于广义似然比检测(GLRT)构建自适应阈值检测模型;然后利用多重约束检测所获取的阈值,剔除自适应检测中的误检信息,从而提高零速区间的检测精度。为验证算法性能,设计 2 种实验场景:L 形和矩形路线下的常速行走与快速行走。实验结果表明,与加速度幅值方差检测(AMV)和 GLRT 算法相比,本文算法不仅简单易实现,且参考点的 RMSE 降低 40%以上,显著提升了惯性行人导航的精度。

关键词:惯性行人导航;零速区间检测;自适应阈值;多重约束;室内定位

中图分类号:P228 **文献标识码**:A

全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)凭借其全天候、高精度以及全球覆盖的显著优势,已被广泛应用于室外行人定位[1]。然而,在室内环境中,由于信号受到遮挡,GNSS 难以正常工作。为了满足室内行人定位的需求,目前常用的定位方法包括蓝牙[2]、超宽带(ultra-wide band, UWB)[3]、Wi-Fi[4]以及惯性导航[5]等。但这些基于无线电通信的定位技术存在一些局限性:一方面,它们需要提前布置相关设备;另一方面,室内环境的复杂性和不确定性使得定位过程面临诸多挑战。

惯性导航系统(inertial navigation system, INS)因其抗干扰能力强、能够在全区域内工作等特性,成为室内定位领域的热门选择[5]。但 INS 在定位过程中随着时间的推移,误差会逐渐增大。为有效解决这一问题,在惯性行人定位中,通常采用零速修正(zero velocity update, ZUPT)方法[6-9]。ZUPT 方法的关键在于零速检测,而目前常见的零速检测方法包括加速度幅值(accelerometer magnitude, AM)检测[10]、角速率能量(angular rate energy, ARE)检测[11-12]、加速度幅值方差(acceleration magnitude variance, AMV)检测[13]、组合判断法[14]和广义似然比检测(generalized likelihood ratio test, GLRT)[15]等。这些方法主要依据加速度和角速度信息,将行人的步态划分为站立和摆动 2 个阶段,并通过设定固定阈值来判断零速区间。然而,实践表明,采用固定阈值的方法在零速区间检测中存在明显的不足。如果阈值设置过高,容易导致误检;而阈值设置过低,则可能引发漏检。

针对固定阈值在零速区间检测中存在的漏检和误检问题,本文提出一种改进的零速区间检测算法。该算法首先基于广义似然比检测,统计某点邻域的局部最小值、平均值和最大值,并据此建立自适应阈值模型,从而显著提高零速区间检测的精度。在此基础上,进一步通过多重约束检测求解出剔除阈值,以剔除自适应阈值检测过程中可能出现的误检信息。本文提出的零速区间检测算法模型结构简洁,易于实现,且具有较高的鲁棒性,能够有效应对室内复杂环境下的定位需求。

1 惯性导航解算

惯性行人导航将惯性传感器输出的加速度和角速度通过一系列计算,包括姿态更新、速度更新和位置更新,获得行人的姿态与位置。微机电系统(MEMS)输出的加速度和角速度信息通过四元数微分方程进行更新。

收稿日期:2024-12-08

项目来源:国家自然科学基金(42401488);辽宁省博士启动基金(2023-BS-202);辽宁省教育厅基金(JYTQN2023202)。

第一作者简介:郑涛,博士,讲师,主要研究方向为多源融合定位、GNSS 惯导组合导航定位,E-mail:zhengtao210@126.com。

通讯作者:刘明岳,博士,讲师,主要研究方向为视觉 SLAM、多源融合导航定位与制图,E-mail:lmy971109@16.com。

$$\begin{bmatrix}\dot{q}_0\\ \dot{q}_1\\ \dot{q}_2\\ \dot{q}_3\end{bmatrix}=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z\\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y\\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x\\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}q_0\\ q_1\\ q_2\\ q_3\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中，$[q_0 \quad q_1 \quad q_2 \quad q_3]^{\mathrm{T}}$ 为四元数；ω_x、ω_y、ω_z 分别为 x、y、z 轴的角速度。

导航坐标系(n 系)下的加速度要去除重力等有害信息，然后进行积分得到速度信息，对求得的速度进行积分得到位置信息：

$$\boldsymbol{V}_t=\boldsymbol{V}_{t-1}+(\boldsymbol{C}_b^n\boldsymbol{a}^b+\boldsymbol{g}^n)\Delta t \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{C}_b^n$ 为由载体坐标系(b 系)转向 n 系的四元数形式的姿态转换矩阵；$\boldsymbol{V}_{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻的速度，$\boldsymbol{V}_t$ 为 t 时刻的速度；$\boldsymbol{a}^b$ 为载体坐标系下的加速度；$\boldsymbol{g}^n$ 为导航坐标系下的重力信息；Δt 为时间间隔。

根据速度计算出位置：

$$\boldsymbol{P}_t=\boldsymbol{P}_{t-1}+(\boldsymbol{V}_t+\boldsymbol{V}_{t-1})\Delta t/2 \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{P}_{t-1}$ 和 $\boldsymbol{P}_t$ 分别为 $t-1$ 和 t 时刻的位置。

2　零速检测算法设计

2.1　自适应零速区间检测

GLRT 是目前较为常用且有效的零速检测方法，它利用行人站立相位和摆动相位的概率分布来判断行人脚部的状态。图 1 为行人行走过程中脚部的状态变化和 GLRT 统计量 T 的关系。

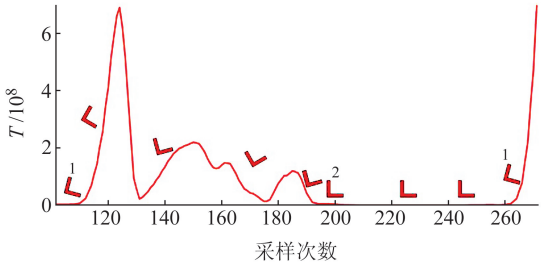


图 1　行人步态分解图

Fig. 1　Schematic diagram of pedestrian gait decomposition

从脚跟离地到脚趾着地(图 1 中 1－2)期间为摆动区间(非零速区间)，从脚趾着地到脚跟离地(图 1 中 2－1)为站立区间(零速区间)。

GLRT 统计量的表达式为：

$$T(i)=\frac{1}{N}\sum_{k=i}^{i+N-1}\left(\frac{1}{\sigma_a^2}\left\|\boldsymbol{y}_k^a-g\frac{\bar{\boldsymbol{y}}_k^a}{\|\bar{\boldsymbol{y}}_k^a\|}\right\|^2+\frac{1}{\sigma_\omega^2}\|\boldsymbol{y}_k^\omega\|^2\right) \tag{4}$$

式中，N 为滑动窗口的大小，本文设置为 5；$\|\cdot\|$ 表示二范数；$\boldsymbol{y}_k^a$ 和 $\boldsymbol{y}_k^\omega$ 分别为 k 时刻对应的三轴加速度和三轴角速度；$\bar{\boldsymbol{y}}_k^a$ 为时间窗口中加速度计输出的平均矢量；$\|\bar{\boldsymbol{y}}_k^a\|$ 为时间窗口中加速度计输出的平均值；σ_a、σ_ω 分别为加速度、角速度的中误差，由观测值统计得到，分别为 0.06 m/s^2、4×10^{-8} rad/s。

通过比较 GLRT 值与设定阈值来判断零速区间：

$$D(i)=\begin{cases}1, & T(i)<T_g\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

式中，T_g 为检测阈值，若 GLRT 统计量 $T(i)$ 小于检测阈值，认为此时为零速区间，逻辑函数 $D(i)$ 的值为 1；否则为非零速区间，逻辑函数 $D(i)$ 的值为 0。

由于固定阈值检测零速区间的结果并不准确，因此需要自适应地调整阈值，提高零速检测精度。由于零速度点总是存在于步态统计量的最小谷值点周围[16]，本文根据步态强度(即 GLRT 统计量的局部峰值、谷值和均值)设计自适应阈值模型，通过滑动窗口算法来求取统计量的局部峰值、谷值和均值：

$$\begin{cases}T_k=\{T(i)\}_{i=k}^{k+w}\\ T_g=\min(T_k)+\dfrac{\min(T_k)\times\max(T_k)}{\mathrm{mean}(T_k)}\times\alpha\end{cases} \tag{6}$$

式中，$T(i)$ 为 GLRT 统计量；T_k 为滑动窗口内 $T(i)$ 的集合；T_g 为自适应阈值；α 为调整参数，本文设置为 20。

2.2　误检信息剔除方法

惯性行人定位大多数使用低成本、低精度的 MEMS 传感器。行人行走时脚部的动态变化较大，低精度的 MEMS 受噪声的影响，即使设计自适应阈值模型也可能会存在误检的情况。本文设计的自适应阈值模型比步态统计量局部的谷值略大，说明用自适应阈值永远大于局部统计量最小值，确保每个真实的零速区间能被检测到，避免漏检。本文主要针对误检信息的剔除展开研究和实验，对行人慢速行走、常速行走、快速行走、跑步、上楼梯、下楼梯共 6 组不同角速度数据进行分析(以 X 轴为例)。图 2(a)～2(f)依次为行人在慢速行走、正常行走、快速行走、跑步、上楼梯及下楼梯等环境下的角速度变化，图中虚线为不同状态对应的零速区间。由图中角速度变化结果可知，在慢速行走、正常行走、快速行走、跑步中，跑步的零速区间最短。由于本文研究的是行人行走的情况，所以用跑步的零速区间长度的最小值作为剔除错误检测的阈值，对误检信息进行剔除。

采用多重约束方法求取跑步状态的零速区间长度，即角速度模值检测、加速度模值检测、角速

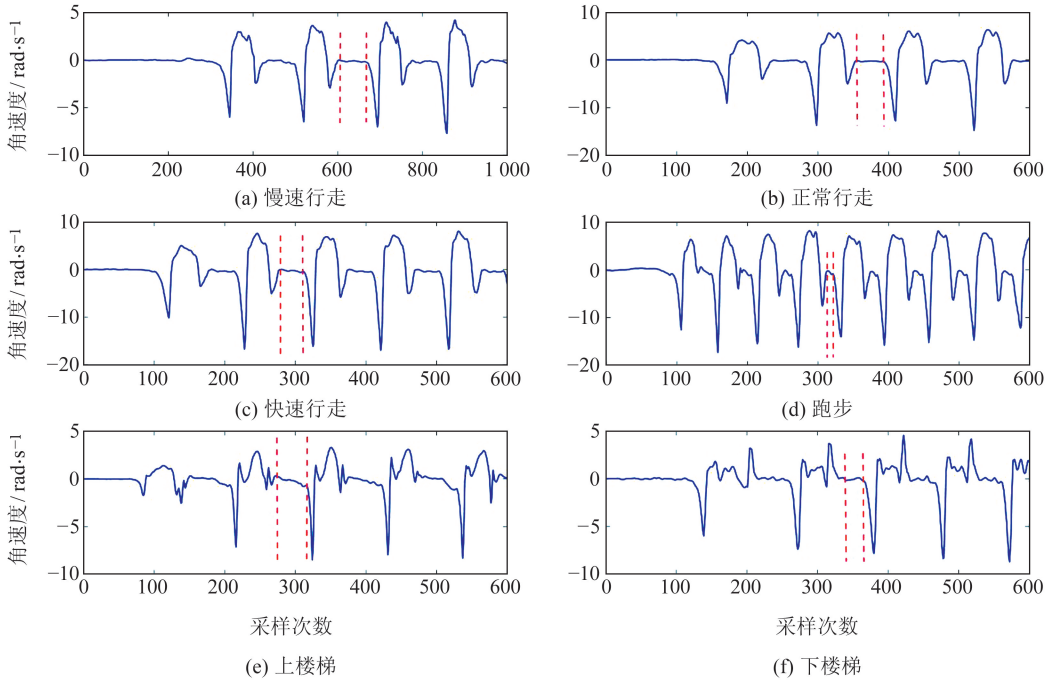


图 2 不同场景下行人角速度数据分析

Fig. 2 Analysis of pedestrian angular velocity data in different scenarios

率能量同时满足相应的判断条件。C_1、C_2、C_3 采用逻辑“与”来判断零速区间。

$$\begin{cases} C_1: \sqrt{\omega_x^2+\omega_y^2+\omega_z^2} < \mathrm{th}_a \\ C_2: \mathrm{th}_b < \sqrt{a_x^2+a_y^2+a_z^2} < \mathrm{th}_c \\ C_3: \dfrac{1}{W}\sum_{n=i}^{i+w-1}(\omega_n-\bar{\omega}_n)^2 < \mathrm{th}_d \end{cases} \tag{7}$$

式中，th_a 为角速度模值检测的检测阈值，设置为 2 rad/s；th_b、th_c 为加速度模值检测的检测阈值，设置为 0.1 m/s²、1 m/s²；th_d 为角速率能量的检测阈值，设置为 0.5 (rad/s)²。

用 A 表示零速区间的逻辑值函数，p 表示跑步时单个步态周期零速区间开始位置，q 表示结束位置。p、q 可由式(8)计算得出：

$$\begin{cases} A(p-1)=0 \,\&\&\, A(p)=1 \\ A(q)=1 \,\&\&\, A(q+1)=0 \end{cases} \tag{8}$$

每个零速区间的长度为：

$$L(n)=q(n)-p(n),\ n\in[1,2,\cdots,N] \tag{9}$$

式中，n 为跑步状态的零速区间检测序列。

取跑步过程中所有零速区间中长度最小的值作为剔除错误检测的阈值：

$$\lambda=\min[L(n)] \tag{10}$$

式中，λ 为剔除错误检测的阈值。MEMS IMU 的采样频率为 100 Hz，通过计算取 $\lambda=15$。

通过式(8)和式(9)计算自适应阈值检测后的行走状态零速区间长度，然后将求取的零速区间长度与阈值 λ 进行比较。若零速区间长度小于 λ，则此零速区间为错误检测信息，通过广义似然比统计量的大小与自适应阈值的关系将其剔除；否则为真实的零速区间。

$$\begin{cases} T>T_g,\ l(n)<\lambda \\ T<T_g,\ \text{其他} \end{cases} \tag{11}$$

式中，$l(n)$ 为行走状态时自适应阈值检测的零速区间长度。

3 基于 EKF 的误差校正模型

当行人定位系统检测到零速区间时，采用 ZUPT 和零角速度修正(zero angular rate update，ZARU)方法，利用扩展卡尔曼滤波(extened Kalman filter，EKF)对行人定位误差进行修正。EKF 状态向量表示为：

$$\boldsymbol{X}=[\delta\boldsymbol{\psi}\quad\delta\boldsymbol{V}\quad\delta\boldsymbol{P}\quad\boldsymbol{\nabla}^b\quad\boldsymbol{\varepsilon}^b]^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{X}$ 为一个 15 维的状态向量；$\delta\boldsymbol{\psi}$ 为姿态误差；$\delta\boldsymbol{V}$ 为速度误差；$\delta\boldsymbol{P}$ 为位置误差；$\boldsymbol{\nabla}^b$ 为加速度误差；$\boldsymbol{\varepsilon}^b$ 为角速度误差。

滤波状态方程为：

$$\boldsymbol{X}_{k+1}=\boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{W}_k \tag{13}$$

式中，$\boldsymbol{F}$ 为 15×15 的状态转移矩阵：

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & -\Delta t\cdot\boldsymbol{C}_b^n \\ \Delta t\cdot f^n & \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \Delta t\cdot\boldsymbol{C}_b^n & \boldsymbol{0}_{3\times3} \\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \Delta t\cdot\boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} \\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} \\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3} \end{bmatrix} \tag{14}$$

误差协方差矩阵为:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}=\boldsymbol{F}_k\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_k+\boldsymbol{Q}_k \tag{15}$$

观测方程为:

$$\boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{V}_k \tag{16}$$

式中,$\boldsymbol{Z}_k$ 为观测值;$\boldsymbol{H}$ 为观测矩阵;$\boldsymbol{V}_k$ 为观测噪声。

$\boldsymbol{K}_k$ 为卡尔曼滤波增益:

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{17}$$

误差协方差矩阵更新:

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{18}$$

同时进行 ZUPT 和 ZARU,观测误差为:

$$\boldsymbol{Z}_k=[\delta\boldsymbol{V}_k-0\quad\boldsymbol{\varepsilon}_k^b-0]^{\mathrm{T}}=[\boldsymbol{V}_k\quad\boldsymbol{\omega}_k]^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

观测矩阵 $\boldsymbol{H}$ 为:

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{I}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{0}_{3\times3}&\boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix} \tag{20}$$

4　实验验证与分析

采用 MEMS IMU 进行惯性行人导航实验。图 3 为惯性传感器的安装位置,MEMS IMU 加速度计测量范围为 $\pm16g$,陀螺仪测量范围为 $\pm2\,000°/s$。采样频率为 100 Hz。



图 3　行人惯性传感器

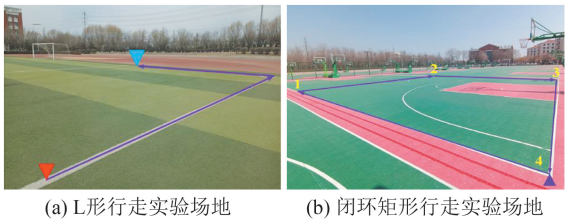
Fig. 3　Pedestrian inertial sensor

为验证本文算法的有效性,将其与传统的行人定位算法GLRT和AMV进行比较。分别设计 L 形行走实验和闭环矩形行走实验,进行常速行走和快速行走实验各 3 次。L 形行走实验场地选在足球场,闭环矩形行走实验场地选在篮球场(图 4)。L 形行走实验场地红色标志为行走起点,蓝色标志为行走终点,两段长度分别为 19.7 m、19.4 m。闭环矩形行走实验场地长为 15 m,宽为 14 m,实验者按顺序从 1 号点行至 4 号点,最终回到 1 号点,形成闭环矩形。

本文选取 L 形行走轨迹的除原点外的 2 个端点作为参考点,选取矩形的 4 个端点作为参考点,采用 RMSE 进行行人定位精度比较。

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{M}(x_i,y_i)^2-(x_i^r,\ y_i^r)^2}{M}} \tag{21}$$

式中,(x_i,y_i) 为解算方法在参考点 (x_i^r,y_i^r) 时的位置坐标;M 为参考点个数。



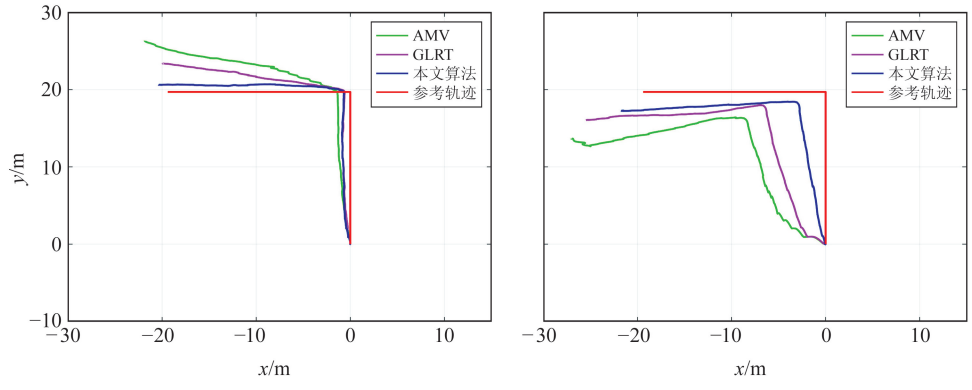
(a) L形行走实验场地　　(b) 闭环矩形行走实验场地

图 4　实验场地示意图

Fig. 4　Schematic diagram of the experimental sites

可视化展示第 1 次 L 形行走实验,如图 5 所示。3 次 L 形实验中,2 种运动状态参考点的 RMSE 值如表 1 所示。

从图 5 和表 1 可以看出,在 L 形实验中,本文所提算法在常速行走和快速行走情况下的定位精度要优于 AMV 和 GLRT 算法,解算的轨迹更接近参考轨迹。与 AMV 和 GLRT 算法相比,常速行走情况下,本文算法解算的参考点 RMSE 均值分别降低了 74.73% 和 49.08%;快速行走情况下,本文算法解算的参考点RMSE均值分别降低



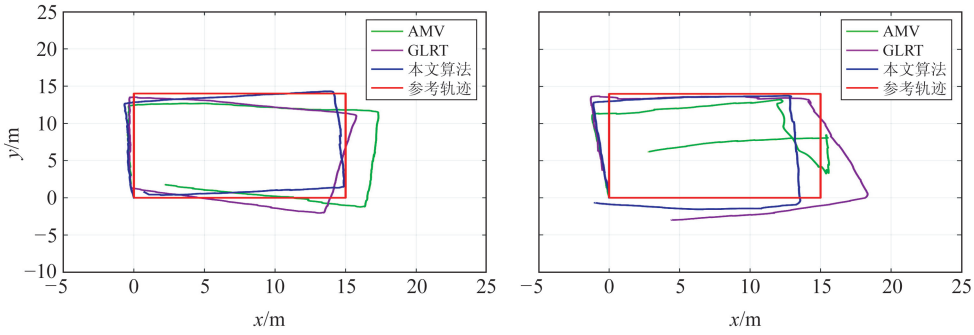
(a) 常速行走　　(b) 快速行走

图 5　第 1 次 L 形行人解算轨迹

Fig. 5　First L-shaped pedestrian solution trajectories

了 63.93%和48.66%。

可视化展示第 1 次闭环矩形行走实验，如图 6 所示。3 次闭环矩形实验中，2 种运动状态参考点的 RMSE 值如表 2 所示。



(a) 常速行走 (b) 快速行走

图 6 第 1 次闭环矩形行人解算轨迹

Fig. 6 First closed-loop rectangular pedestrian solution trajectories

表 1 3 次 L 形行走轨迹 RMSE 值对比

Tab. 1 Comparison of RMSE values for three L-shaped walking trajectories

实验序号	行走速度	AMV/m	GLRT/m	本文算法/m
1	常速	4.26	2.21	1.04
	快速	9.57	6.79	3.37
2	常速	4.04	1.87	0.89
	快速	6.41	5.15	2.37
3	常速	3.78	1.91	1.11
	快速	6.77	4.18	2.44

表 2 3 次闭环矩形行走轨迹 RMSE 值对比

Tab. 2 Comparison of RMSE values for three closed-loop rectangular walking trajectories

实验序号	行走速度	AMV/m	GLRT/m	本文算法/m
1	常速	2.46	1.96	1.32
	快速	4.05	2.79	1.61
2	常速	2.19	1.88	0.97
	快速	3.99	2.74	1.68
3	常速	2.42	1.72	0.85
	快速	4.02	2.96	1.66

从图 6 和表 2 可以看出，在闭环矩形实验中，本文所提算法在常速行走和快速行走情况下的定位精度也都优于 AMV 和 GLRT 算法，解算的轨迹更接近参考轨迹。与 AMV 和 GLRT 算法相比，在正常行走状态下，本文算法参考点的 RMSE 均值分别降低了 55.64%和 43.88%；在快速行走状态下，虽然本文算法解算的轨迹与参考轨迹不是很接近，但是相比于 AMV 和 GLRT 算法，本文算法解算的轨迹还是更接近参考轨迹，解算的 RMSE 均值分别降低了 58.95%和41.63%。

5 结 语

本文提出一种改进的零速检测算法。在 GLRT 算法的基础上，建立自适应阈值检测模型，同时对自适应阈值检测结果的错误检测信息进行剔除。设计的 L 形和矩形行人轨迹实验结果说明，在行人常速行走和快速行走状态下，所提算法解算的参考点 RMSE 值比 AMV 算法和传统的 GLRT 算法降低了 40%以上，证明本文提出的算法零速区间检测效果优于 AMV 算法和传统的 GLRT 算法。并且本文所提出的算法简单、易于实现、成本低廉，只使用单一 MEMS 即可提升行人导航精度，更适用于人们日常步态行走，这对惯性行人导航研究具有重要意义。

参考文献

[1] Hsu L T, Gu Y L, Huang Y Y, et al. Urban Pedestrian Navigation Using Smartphone-Based Dead Reckoning and 3-D Map-Aided GNSS[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(5): 1281-1293

[2] Kanaris L, Kokkinis A, Liotta A, et al. Fusing Bluetooth Beacon Data with Wi-Fi Radiomaps for Improved Indoor Localization[J]. Sensors, 2017, 17(4):812-827

[3] 闫保芳，毛庆洲. 一种基于卡尔曼滤波的超宽带室内定位算法[J]. 传感器与微系统，2017，36(10)：137-140(Yan Baofang, Mao Qingzhou. An UWB Indoor Positioning Algorithm Based on Kalman Filtering[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(10): 137-140)

[4] Sciarrone A, Fiandrino C, Bisio I, et al. Smart Probabilistic Fingerprinting for Indoor Localization over Fog Computing Platforms[C]. IEEE International Conference on Cloud Networking(Cloudnet), Pisa,2016

[5] 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 Cheng, Zhu Qianqian, Lai Jizhou, 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)

[6] Wahlström J, Skog I, Gustafsson F, et al. Zero-Velocity Detection—A Bayesian Approach to Adaptive Thresholding [J]. IEEE Sensors Letters, 2019, 3(6):1-4

[7] Tong X,Su Y, Li Z F, et al. A Double-Step Unscented Kal-

man Filter and HMM-Based Zero-Velocity Update for Pedestrian Dead Reckoning Using MEMS Sensors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(1): 581-591

[8] Jao C S, Wang Y S, Shkel A M. Pedestrian Inertial Navigation System Augmented by Vision-Based Foot-to-Foot Relative Position Measurements[C]. IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium(PLANS), Portland, 2020

[9] Sun Y J, Xu X L, Tian X C, et al. An Adaptive Zero-Velocity Interval Detector Using Instep-Mounted Inertial Measurement Unit[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(1)

[10] 马宇峰, 戴邵武, 王瑞, 等. 惯性行人导航零速区间检测的非线性空间 *K*-means 聚类算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(10): 2841-2850(Ma Yufeng, Dai Shaowu, Wang Rui, et al. Nonlinear Spatial *K*-Means Clustering Algorithm for Detection of Zero-Speed Interval in Inertial Pedestrian Navigation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(10): 2841-2850)

[11] 戴洪德,张笑宇,刘伟,等.基于改进 *K*-means 聚类的惯性行人导航零速检测算法[J].传感技术学报, 2022, 35(1): 114-121(Dai Hongde, Zhang Xiaoyu, Liu Wei, et al. Zero-Velocity Detection Algorithm for Inertial Pedestrian Navigation Based on Improved *K*-Means Clustering[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022, 35(1): 114-121)

[12] Zhang Z Q, Meng X L. Use of an Inertial/Magnetic Sensor Module for Pedestrian Tracking during Normal Walking[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(3): 776-783

[13] Wahlström J, Skog I. Fifteen Years of Progress at Zero Velocity: A Review[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 1139-1151

[14] 熊璐, 魏琰超, 高乐天. 基于惯性测量单元/轮速融合的车辆零速检测方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2021, 51(1): 134-138(Xiong Lu, Wei Yanchao, Gao Letian. Inertial Measurement Unit/Wheel Speed Sensor Integrated Zero-Speed Detection[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2021, 51(1): 134-138)

[15] 吕品, 朱静漪, 赖际舟, 等. 基于行为概率分析的室内行人导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(11): 1122-1131(Lü Pin, Zhu Jingyi, Lai Jizhou, et al. Indoor Pedestrian Navigation Method Based on Behavior Probability Analysis[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(11): 1122-1131)

[16] Zhang W C, Wei D Y, Yuan H. Novel Drift Reduction Methods in Foot-Mounted PDR System[J]. Sensors, 2019, 19(18):3962-3990

An Improved Zero-Speed Interval Detection Algorithm for Inertial Pedestrian Navigation

ZHENG Tao[1]　*PENG Yan*[2]　*LIU Mingyue*[1]

1　School of Geomatics, Liaoning Technical University, 88 Yulong Road, Fuxin 123000, China

2　Zhejiang Institute of Surveying and Mapping Science and Technology, 2 Dixin Road, Hangzhou 310012, China

Abstract: In inertial pedestrian navigation, traditional fixed-threshold detection methods often significantly increase the positioning error of pedestrians due to false positives and false negatives. To address this issue, this paper proposes an improved zero-velocity interval detection algorithm. The algorithm first constructs an adaptive threshold detection model based on the generalized likelihood ratio test(GLRT). It then uses the threshold values obtained from multi-constraint detection to eliminate false positives in the adaptive detection process, thereby improving the detection accuracy of zero-velocity intervals. To verify the performance of the algorithm, two experimental scenarios were designed: constant-speed and fast walking along L-shaped and rectangular routes. The experimental results show that compared with acceleration magnitude variance(AMV) detection and GLRT detection, the proposed algorithm is not only simple to implement but also reduces the root mean square error (RMSE) of reference points by more than 40%, significantly enhancing the accuracy of inertial pedestrian navigation.

Key words: inertial pedestrian navigation; zero-speed interval detection; adaptive threshold; multiple constraints; indoor positioning

Foundation support: National Natural Science Foundation of China, No. 42401488; Foundation for Doctors of Liaoning Province, No. 2023-BS-202; Foundation of Education Department of Liaoning Province, No. JYTQN2023202.

About the first author: ZHENG Tao, PhD, lecturer, majors in multi-source fusion positioning, GNSS inertial guidance combined navigation and positioning, E-mail: zhengtao210@126.com.

Corresponding author: LIU Mingyue, PhD, lecturer, majors in visual SLAM, multi-source fusion navigation and localization and mapping, E-mail: lmy971109@16.com.