

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2019.06.010

基于室内合作场景智能识别的行人导航算法

朱超群^{1,2}, 赖际舟^{1,2}, 吕品^{1,2}, 叶素芬^{1,2}, 袁诚^{1,2}

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106;
2. 物联网与控制技术江苏省高校重点实验室, 南京 211106)

摘要:基于足绑式惯性测量单元(IMU)的惯性导航系统被广泛应用于行人导航中,其通过零速修正(ZUPT)算法可对速度估计误差进行较好的补偿,然而其位置误差会随时间发散。针对于此,提出了一种基于室内合作场景智能识别的行人导航算法。通过随机森林算法,对行人在室内平地步行、上楼梯、下楼梯等不同步态进行训练与辨识,并结合室内先验地图对行人导航的结果进行校正。通过实验表明,行人在室内行走1100m时最大定位误差为1.85m(总行程0.17%),相对无场景识别的方法精度提高了6倍,可以有效提高行人导航精度。

关键词:行人导航;惯性测量单元;零速修正;场景识别

中图分类号:TP 212.9; TP274+.2 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):
文章编号:2095-8110(2019)06-0063-07



A Pedestrian Navigation Algorithm Based on Intelligent Recognition of Indoor Cooperative Scene

ZHU Chao-qun^{1,2}, LAI Ji-zhou^{1,2}, LYU Pin^{1,2}, YE Su-fen^{1,2}, YUAN Cheng^{1,2}

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;
2. Jiangsu University Key Laboratory of Internet of Things and Control Technology, Nanjing 211106, China)

Abstract: Inertial navigation system based on foot-mounted IMU (Inertial Measurement Unit) is widely used in pedestrian navigation, and it can restrain the velocity error by the zero velocity update (ZUPT) algorithm, but the position error will diverge with time. Aiming at this, a pedestrian navigation algorithm based on intelligent recognition of indoor cooperative scene is proposed. The random forest algorithm is used to train and identify the pedestrian's gait in indoor scene, such as walking on the ground, going up the stairs, going down the stairs, and the pedestrian's navigation result is corrected by combining the priori maps of buildings. The experimental result shows that the maximum positioning error is 1.85m(0.17% of the total distance) when the pedestrian walks 1100m in the building, which is 6 times more accurate than the method without scene recognition and able to effectively improve the pedestrian navigation accuracy.

Key words: Pedestrian navigation; Inertial measurement unit; Zero velocity update; Scene recognition

收稿日期:2019-05-09;修订日期:2019-05-27

基金项目:国家自然科学基金(61703207);江苏省自然科学基金(BK20170801);航空科学基金(2017ZC52017);中央高校基本科研业务费专项资金(NG2019001,NT2019008)

作者简介:朱超群(1995-),男,硕士生,主要从事室内行人导航方面的研究。E-mail:neecol225@nuaa.edu.cn

0 引言

行人导航系统是导航定位领域的一个重要分支,近年来得到了越来越多研究人员的关注,被广泛应用于救援抢险、军事作战等领域。传统行人导航主要采用全球定位系统(Global Positioning System, GPS)定位技术,但 GPS 信号在室内以及城市环境下存在信号丢失现象,且民用精度较差,无法满足人们室内的导航需求^[1-3]。随着微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)技术的发展, MEMS 惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的体积小、功耗低、质量小、便于携带等优点逐渐凸显^[4],以 MEMS-IMU 为基础的室内行人导航系统的研究也成为了热点。然而惯性传感器存在着漂移误差,是行人导航位置航向发散的主要误差来源。通过零速修正(Zero Velocity Update, ZUPT)算法,可以抑制速度误差发散并提高导航精度^[5-8]。由于航向角误差的可观测性差^[9], ZUPT 算法无法对航向角误差进行修正,行人航向及位置会随着时间的累积而发散,最终使得定位结果偏离真实轨迹。

为了降低航向及位置漂移对行人导航的影响,国内外学者对室内行人导航系统进行了广泛的研究。文献[10]提出了利用建筑物走向来约束航向角偏移的算法。文献[11]提出了一种偏航角误差自观测的算法,当行人沿直线行走时,该算法可以用于约束航向角漂移。文献[12]利用 WIFI 辅助行人导航,并使用无迹卡尔曼滤波对航向角进行了修正。以上方案都存在一定的局限性,即行人需沿直线行走或需额外添置传感器,在较为复杂的室内环境下无法对位置航向误差进行有效约束。文献[13]提出了一种基于斜坡检测的行人导航算法,通过检测行人行走过程中的斜坡场景并与合作环境进行地图匹配来对行人导航定位结果进行校正。文献[14]提出了一种多运动模式下的自适应阈值 ZUPT 算法,即通过训练机器学习模型,并将该模型用于判别行人当前运动模式,通过判别结果动态调整 ZUPT 阈值以提高零速判别精度。

考虑到在室内环境下,主要合作场景有上楼梯及下楼梯。因此,本文提出了一种基于室内合作场景智能识别的行人导航算法,通过随机森林算法对行人在室内行走的步态进行学习及分类,从而完成对平地步行及上下楼梯场景的识别。在此基础上,

将场景识别结果与室内的先验地图信息进行关联,并利用该关联位置信息对行人轨迹进行校正优化。通过该算法可以有效抑制行人导航误差累积,提升定位精度。

1 基于随机森林的行走场景识别算法设计

当行人于室内步行时,主要行走场景有平地步行、上楼梯和下楼梯。为了实现对行走场景的高精度辨识,本文提出了一种基于随机森林的行走场景识别算法。该算法主要分为模型训练与场景关联 2 个步骤。

1.1 模型训练

1.1.1 数据分割

对采集到的数据进行精确地分割及截取,可以有效地提高场景识别的精度。在行人步行过程中,足部的运动具有周期性。并且对于单个步态周期而言,通过零速检测可将其分为运动及静止 2 个状态。因此,通过足部的周期性特征,可以完成对数据的分割,取单个步态周期内足部的运动状态作为该步态的特征取值范围。在利用 MEMS-IMU 获取得到原始数据 $(a_x, a_y, a_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z, \omega)$ 后,通过捷联惯导解算及 ZUPT 算法,还可获取得到 $(p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \gamma_k, \theta_k, \varphi_k)$ 状态量。通过提取以上数据基于时域的特征及基于空间特性的特征,可以获取需要的机器学习特征向量。其中,利用 MEMS-IMU 进行数据采集的坐标系定义如图 1 所示。

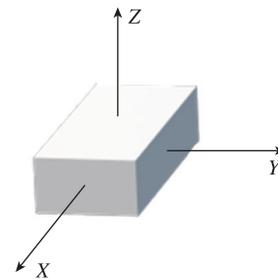


图 1 坐标系定义

Fig. 1 Definition of coordinate system

1.1.2 步态特征提取

由于行人在穿越楼梯场景时,足部的运动步态特性相较于平地步行明显不同,且在实际测试中发现, MEMS-IMU 的各轴输出都会产生不同程度的变化,其中陀螺仪 z 轴的输出变化最为显著。因此,本文基于时域的具体特征选取如表 1 所示。

表 1 基于时域的特征选取

Tab. 1 Feature selection based on time domain	
传感器	特征选取
加速度计	x 轴加速度最小值
	y 轴加速度偏度
	z 轴加速度最大值
	总加速度最大值
陀螺仪	x 轴角速度均值
	y 轴角速度方差
	z 轴角速度最大值
	z 轴角速度均值
	z 轴角速度偏度
	z 轴角速度方差

在不同场景中步行时,由于行人足部高度及水平速度会产生明显变化,因此选择高度和速度等反映空间特性的变化量作为特征量。基于空间特性的特征选取如表 2 所示。

表 2 基于空间特性的特征选取

Tab. 2 Feature selection based on spatial characteristics	
特征描述	特征式
单步前后高度变化值	$h(k+1)-h(k)(k=1,2,\dots,n)$
单步周期水平速度最大值	$ v(k)_{\max} (k=1,2,\dots,n)$

其中, $h(k+1)$ 表示第 $k+1$ 个步态的初始足部高度, $h(k)$ 表示第 k 个步态的初始足部高度; $|v(k)_{\max}|$ 表示在第 k 个步态内的水平速度最大值。

1.1.3 基于随机森林的楼梯场景识别算法

本文通过行人步态特征来完成对场景的识别,由于不同行人的行走步态特征不同,因此若只采用单一阈值无法对场景进行高精度识别。为了提高场景识别精度,本文提出了一种基于随机森林的场景识别算法。随机森林是一种以多棵决策树为基础,并通过集成学习后得到的一个强分类器,其最终结果是通过森林中的每棵决策树投票决定的。随机森林算法具有简单、易于实现、计算开销小等优点^[15]。其原理示意图如图 2 所示。

根据图 2 可知,该场景识别算法的构建主要分为 3 个步骤:

1) 利用 Bootstrap 采样为每棵决策树生成训练集

通过数据采集、数据分割及特征提取,获取得到训练集 D 。其中, $D = (X, Y) = \{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, m\}$, 此处 X 为获取的步态特征矩阵, Y 为对应的期望输出, m 为输入的样本个数。 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots,$

$x_{id}]^T$, 表示 X 中的第 i 个样本, d 为输入样本的维数。Bootstrap 采样方法即从原始数据集 D 中随机有放回地抽取与 D 同样大小的训练样本 (D_1, D_2, \dots, D_n) , 利用每个训练样本 D_i 来构建一棵决策树。

2) 构建决策树

随机森林是由多棵决策树构成的,因此,决策树的构建是场景识别算法的关键一步。决策树的构建主要分为 2 个部分:节点分裂以及随机特征变量的选取。随机森林的随机思想除了体现在训练集获取上,还体现在决策树构成中随机属性选择思想。在对每个决策树进行训练时,从总属性 S 中随机不放回地抽取部分属性(通常抽取数量为 $l = \sqrt{S}$ 的特征),构成该决策树的属性集合 A_k 。利用抽取出来的特征进行决策树训练。

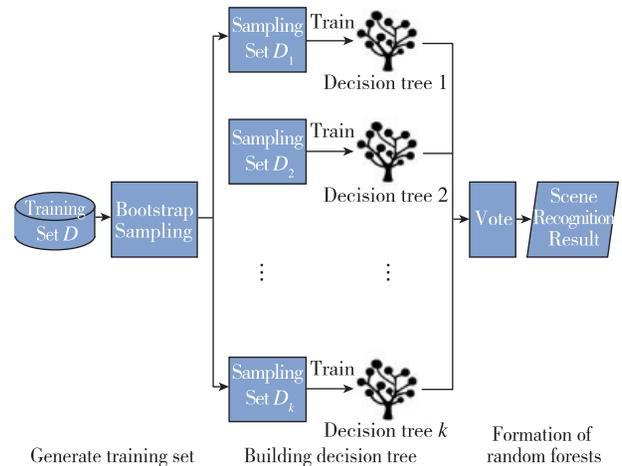


图 2 随机森林算法结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of random forest algorithm

节点分裂是决策树生成过程中的核心步骤。在本文的决策树构建中,使用的为分类和回归树(Classification And Regression Trees, CART)算法。CART 算法在进行节点分裂时,采用的分裂规则是 Gini 值最小原则,其计算公式为

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^l p_i^2 \quad (1)$$

式中, p_i 为样本点属于第 i 类的概率。于是,通过在候选属性集合 A_k 中,选择使得划分后 Gini 指数最小的属性作为最优划分属性,完成了节点的分裂。通过对该步骤进行循环迭代,便完成了一棵决策树的训练。

3) 随机森林的形成及算法执行

通过训练多棵决策树构成随机森林算法。在

本文中,将平地步行场景标记为0,上楼梯场景标记为1,下楼梯场景标记为2。在算法执行过程中,输入当前行人的步态特征,利用训练完成的决策树对步态进行投票判别,最终,将得票最多的结果记为当前场景识别结果。

1.2 场景关联

若当前的场景被识别为上下楼梯场景时,则需将行人位置与对应的楼梯位置进行关联,因此需要事先建立楼梯位置数据库。在该算法内,将楼梯位置定义为进入楼梯时第一个台阶中心的位置。获取室内各个楼梯所对应的楼梯位置信息 $\text{database} = \{(x_p, y_p), p = 1, 2, \dots, s\}$, 其中 s 为室内楼梯的数量,将该数据以矩阵形式记录,并记其为楼梯位置数据库。对于同一个楼梯场景而言,上下楼梯位置点较为接近。为了减小误关联现象,将数据库分为2个,1个为上楼梯的数据库 database_u , 1个为下楼梯的数据库 database_d 。

行人在室内步行过程中,利用训练获取的分类器对行人所在场景进行识别,当行人在步行中且场景识别到行人进入上下楼梯场景时,即

$$\begin{cases} SR(k-1) = 0 \\ (SR(k) = 1) \vee (SR(k) = 2) \end{cases} \quad (2)$$

其中 $SR(k-1)$ 代表上一个步态的场景识别结果, $SR(k)$ 代表当前步态的场景识别结果。式(2)表示行人由平地步行进入上下楼梯场景时,需识别行人所在的特定楼梯。获取数据库中与行人当前位置最近的位置坐标,选取该点作为关联的楼梯位置点。

2 基于行走场景校正的行人导航算法设计

2.1 零速检测算法

由人体运动学可知,行人在步行过程中,双足的运动可近似为周期性运动。在一个步态周期内,主要可以分为5个阶段:脚跟触地,脚掌触地,站立,脚跟离地和脚掌离地^[16]。在站立时间段内,行人足部的速度趋近于0,因此,将站立时间段定义为行人步态中零速区间。静止阶段的持续时间约为0.15~0.35s^[17],在此期间内,加速度计的理论输出在 g 值附近,陀螺仪的理论输出趋近于0。

为了能够精准判断零速时刻,提高检测精度,本文采用三条件判别法,即通过三轴总加速度检测、三轴总加速度方差检测和三轴总角速度检测联合实现零速时刻判别。以“1”表示检测结果中的零速度状

态,“0”为非零速状态。 k 时刻零速判定公式为

$$|a^b(k)| = [a_x^b(k)^2 + a_y^b(k)^2 + a_z^b(k)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

$$|\omega^b(k)| = [\omega_x^b(k)^2 + \omega_y^b(k)^2 + \omega_z^b(k)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

$$\sigma_a^2(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=k}^{k+N-1} |a_i^b - \bar{a}_N^b|^2 \quad (5)$$

$$C_1(k) = \begin{cases} 1, th_{a_{\min}} < |a^b(k)| < th_{a_{\max}} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

$$C_2(k) = \begin{cases} 1, |\omega^b(k)| < th_{\omega_{\max}} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (7)$$

$$C_3(k) = \begin{cases} 1, \sigma_a^2(k) < th_{\sigma_{\max}} \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $th_{a_{\min}}$ 、 $th_{a_{\max}}$ 、 $th_{\omega_{\max}}$ 和 $th_{\sigma_{\max}}$ 为判别阈值, N 为滑动窗口宽度。以上三种判别条件中,采用单一判别均会出现不同条件的误判别,无法得到精确的零速区间。因此,通过对其结果取与运算,即 $ZUPT(k) = C_1(k) \& C_2(k) \& C_3(k)$, 可以提高零速检测的准确率。

2.2 融合滤波器设计

本文的融合滤波器结构图如图3所示。首先,系统采集行人足部的 MEMS-IMU 输出,根据 MEMS-IMU 的输出判别零速时刻并运用卡尔曼滤波对行人的速度进行修正;其次,当行人在室内行走时,利用训练完成的模型对场景进行识别,若检测到当前的场景为上下楼梯,即可进行场景关联;最后利用行人当前位置与最近的楼梯位置的偏差作为观测量,通过卡尔曼滤波进行误差估计,提升定位精度。

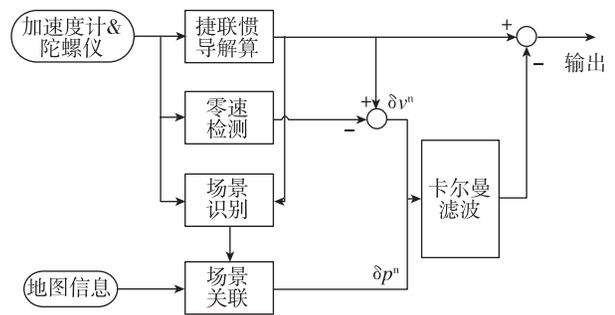


图3 融合滤波器架构

Fig. 3 Fusion filter architecture

本文建立的状态方程及量测方程如下

$$\mathbf{X}_k = \boldsymbol{\phi}_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}_k = [\delta p_k \quad \delta v_k \quad \delta \Psi_k]$, $\delta \Psi_k$ 为3个姿态角误差, $\delta v_k = [\delta v_x \quad \delta v_y \quad \delta v_z]$ 为三轴速度误

差, $\delta p_k = [\delta p_x \ \delta p_y \ \delta p_z]$ 为三轴位置误差; $\phi_{k,k-1}$ 为系统的状态转移矩阵; Γ_{k-1} 为系统噪声矩阵; W_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的系统噪声, Z_k 为观测量; H_k 为 k 时刻的量测矩阵; V_k 为 k 时刻的量测噪声矩阵。并有

$$E(W_k) = 0, cov[W_k, W_j] = E(W_k W_j^T) = Q_k \delta_{kj} \quad (11)$$

$$E(V_k) = 0, cov[V_k, V_j] = E(V_k V_j^T) = R_k \delta_{kj} \quad (12)$$

在本文中, 将传统的 ZUPT 算法与基于场景识别的定点校正算法相结合, 通过零速检测及场景识别引入了速度误差与水平位置误差 2 个观测量。当行人在行走过程中处于站立状态时, 速度误差可以直接被观测到, 如式(10)所示

$$\begin{aligned} \delta v^n &= [v_x^n \ v_y^n \ v_z^n] - [0 \ 0 \ 0] \\ &= [v_x^n \ v_y^n \ v_z^n] \end{aligned} \quad (13)$$

其量测方程如下所示

$$Z_{v,k} = H_v X_k + V_v \quad (14)$$

$$H_p = [0_{3 \times 3} \ I_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 3}] \quad (15)$$

$$cov[V_{v,k}, V_{v,j}] = E(V_{v,k} V_{v,j}^T) = R_{v,k} \delta_{kj} \quad (16)$$

当成功检测到行人进入楼梯时, 则利用行人当前位置与数据库内取得位置点的偏差来估计水平位置误差, 如下

$$\delta P_{xy} = P_{xy}(k) - P_{database}(k) \quad (17)$$

其中, $P_{xy}(k)$ 为当前的位置, $P_{database}(k)$ 为从数据库取得的位置点。为了避免由于误检测而造成定位与楼梯的误关联, 此处加入了一个防止误检测的步骤, 即若检测到进入上下楼梯场景时行人位置与数据库中最近点的距离大于阈值 th_{st} , 则不进行校正。此处, 设置阈值 th_{st} 为

$$th_{st} = 0.03SPD \quad (18)$$

其中, SPD 为上一个位置修正点到行人当前位置的步行距离。若选取的位置点满足要求, 则将 δP_{xy} 作为系统的观测量, 并利用卡尔曼滤波修正位置误差。

其量测方程如下所示

$$Z_{p,k} = H_p X_k + V_p \quad (19)$$

$$H_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$cov[V_{p,k}, V_{p,j}] = E(V_{p,k} V_{p,j}^T) = R_{p,k} \delta_{kj} \quad (21)$$

3 实验验证

3.1 实验条件

本实验采用的传感器为荷兰 Xsens 公司生产的型号为 MTW awinda 的惯性器件, 其主要性能指

标如表 3 所示。

表 3 MTW awinda 参数

Tab. 3 MTW awinda parameters

参数	陀螺仪	加速度计
量程	$\pm 2000(^{\circ})/s$	$\pm 160m/s^2$
零偏稳定性	$10(^{\circ})/h$	$0.1mg$
非线性度	$0.1\%Fs$	$0.5\%Fs$
带宽	$180Hz$	$180Hz$
采样频率设置	$100Hz$	$100Hz$

在实验时将该惯性器件安装在脚背处, 该 MEMS 器件及其安装方式如图 4 所示。



图 4 MEMS 器件及其安装方式

Fig. 4 Installation of MEMS devices

在实验过程中, 通过绕行实验楼一、二层楼走廊及楼梯进行数据采集, 其中每层楼共有 4 个楼梯口。实验场景如图 5 所示。

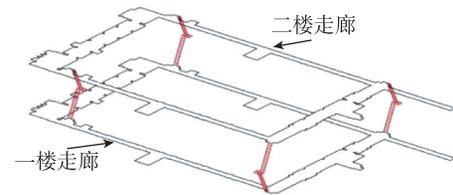


图 5 实验场景

Fig. 5 Experimental scene

3.2 实验结果分析

3.2.1 行人行走场景识别试验

为了利用 RF 算法训练模型并测试其分类效果, 在实验场地进行了多组数据采集。本实验中共有 10 名测试人员, 其中有 6 名男性, 4 名女性。每位测试人员分别在实验楼里步行、上楼梯和下楼梯。在数据采集过程中, 不对测试人员进行步态约束, 测试人员均按个人习惯步行。采用 10-折交叉法对算法性能进行评估, 即取 9 位测试人员的数据集作为训练集, 另外 1 位测试人员的数据集作为测

试集,识别精度如表4所示。

表4 场景识别精度
Tab. 4 Scene recognition accuracy

Test	10-fold Cross Validation	Recognition rate
Test1	291/291	100%
Test2	225/225	100%
Test3	367/367	100%
Test4	312/312	100%
Test5	323/325	99.39%
Test6	388/389	99.74%
Test7	235/235	100%
Test8	317/317	100%
Test9	314/316	99.37%
Test10	289/290	99.66%
Total	3061/3067	99.8%

根据表4中10-折交叉测试结果,其总识别率为99.8%,该识别成功率说明了本算法能够对场景进行有效识别,进而根据其识别结果对行人导航进行位置修正。

3.2.2 行人定位精度试验

在本组实验中,由1名实验人员在实验场地内绕着走廊行走,并伴随有平地步行、上楼梯和下楼梯,最终走回预设的起点处。分别在走廊不同位置设置标志点,行人在行进过程中需穿越标志点并记录对应位置,用于与标志点真实位置进行对比评估导航精度。本次实验共穿越了16次标志点,总行走里程为1100m。在相同的环境下,分别采用传统算法和本文提出的算法分别进行解算,得到的结果分别如图6及图7所示。其中,上图为解算结果平面示意图,下图为三维示意图,实验整体定位精度如表5所示。可以看出,因为传统ZUPT算法无法对航向误差进行补偿修正,因此在行人行进过程中位置及航向漂移较大,使得整体导航轨迹图误差较大,偏离了真实轨迹。在加入了本文提出的基于室内合作场景智能识别的行人导航算法以后,定位精度显著提高。该方法与传统ZUPT算法相比,有效地解决了行人在室内长距离行走状况下由于位置及航向发散导致定位不准的问题,显著提升了导航系统的定位精度。

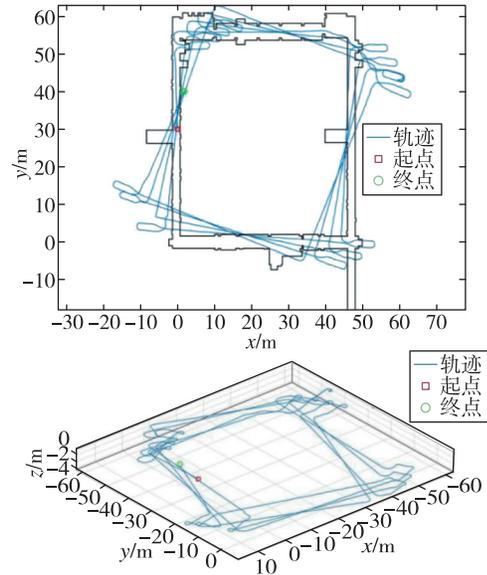


图6 传统算法解算结果

Fig. 6 The computed result of traditional algorithm

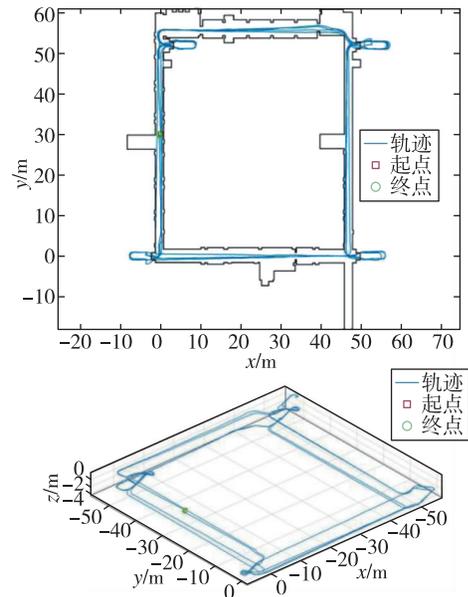


图7 本文提出算法解算结果

Fig. 7 The computed result of improved algorithm in this paper

表5 定位精度对比

Tab. 5 Comparison of positioning accuracy

实验结果	传统算法	本文提出算法
X轴位置误差均方根/m	4.95	0.52
Y轴位置误差均方根/m	4.34	0.22
最大位置误差/m	11.45	1.85
定位精度/%	1.04	0.17

4 结论

针对传统的基于足绑式 MEMS-IMU 的行人导航存在漂移误差,导致行人定位误差较大的问题,本文提出了一种基于室内合作场景智能识别的行人导航算法。在传统 ZUPT 算法的基础上,通过训练机器学习模型,并利用该模型对室内合作场景进行智能识别,根据楼梯位置对行人位置进行修正。在实验中,利用该算法可以有效地将导航位置误差由 11.45m 降为 1.85m,验证了算法的可行性,取得了较好的定位精度。

参考文献

- [1] Cho S Y, Lee K W, Park C G, et al. A personal navigation system using low-cost MEMS/GPS/Fluxgate [C]// Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Institute of Navigation and CIGTF 22nd Guidance Test Symposium. Albuquerque, NM, 2003: 122-127.
- [2] Feng W, Zhao H, Zhao Q, et al. Integration of GPS and low cost INS for pedestrian navigation aided by building layout[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(5): 1283-1289.
- [3] Zelun Z, Poslad S. Improved use of foot force sensors and mobile phone GPS for mobility activity recognition[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(12): 4340-4347.
- [4] Zhang H, Yuan W, Shen Q, et al. A handheld inertial pedestrian navigation system with accurate step modes and device poses recognition[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(3): 1421-1429.
- [5] Fourati H. Heterogeneous data fusion algorithm for pedestrian navigation via foot-mounted inertial measurement unit and complementary filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 64(1): 221-229.
- [6] Skog I, Nilsson J O, Händel P. Evaluation of zero-velocity detectors for foot-mounted inertial navigation systems [C]// 2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2010: 1-6.
- [7] Kang W, Han Y. Smart PDR: smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2906-2916.
- [8] Borenstein J, Ojeda L, Kwanmuang S. Heuristic reduction of gyro drift for personnel tracking systems [J]. The Journal of Navigation, 2009, 62(1): 41-58.
- [9] Fan C, Hu X, He X. Observability analysis of a MEMS INS/GPS integration system with gyroscope g-sensitivity errors [J]. Sensors, 2014, 14(9): 16003-16016.
- [10] Abdulrahim K, Hide C, Moore T, et al. Aiding MEMS IMU with building heading for indoor pedestrian navigation [C]// 2010 Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service. IEEE, 2010: 1-6.
- [11] 张新喜, 张嵘, 郭美凤, 等. 足绑式行人导航偏航角误差自观测算法(英文)[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(4): 457-466.
Zhang Xinxi, Zhang Rong, Guo Meifeng, et al. Yaw error self-observation algorithm for pedestrian navigation via foot-mounted inertial navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2015, 23(4): 457-466(in Chinese).
- [12] Chen G, Meng X, Wang Y, et al. Integrated WIFI/PDR/Smartphone using an unscented Kalman filter algorithm for 3D indoor localization[J]. Sensors, 2015, 15(9): 24595-24614.
- [13] Jiménez A R, Seco F, Zampella F, et al. PDR with a foot-mounted IMU and ramp detection[J]. Sensors, 2011, 11(10): 9393-9410.
- [14] 张健敏, 修春娣, 杨威, 等. 一种多运动模式下自适应阈值零速修正算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(3): 636-644.
Zhang Jianmin, Xiu Chundi, Yang Wei, et al. Adaptive threshold zero-velocity update algorithm under multi-movement patterns[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(3): 636-644(in Chinese).
- [15] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.
Fang Kuangnan, Wu Jianbin, Zhu Jianping, et al. A review of technologies on random forests[J]. Statistics & Information Forum, 2011, 26(3): 32-38(in Chinese).
- [16] Girard G, Côté S, Zlatanova S, et al. Indoor pedestrian navigation using foot-mounted IMU and portable ultrasound range sensors[J]. Sensors, 2011, 11(8): 7606-7624.
- [17] 高钟毓, 王进, 董景新, 等. 惯性测量系统零速修正的几种估计方法[J]. 中国惯性技术学报, 1995(2): 24-29+39.
Gao Zhongyu, Wang Jin, Dong Jingxin, et al. A comparison of ZUPT estimation methods for inertial survey systems[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 1995(2): 24-29+39(in Chinese).