

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107368

基于级联滤波的建筑结构信息/惯导室内定位方法*

孙伟, 李亚丹, 黄恒, 杨一涵

(辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院 阜新 123000)

摘要:针对以惯性传感器为核心的鞋绑式室内行人导航定位中位置及航向误差无法有效校正的问题,通过集成微机电惯性传感器和室内建筑结构信息,提出一种级联结构的卡尔曼粒子滤波的室内融合定位方法。首先在下级卡尔曼滤波采用零速更新初步修正惯性导航的解算误差;上级粒子滤波器利用室内建筑结构信息通过穿墙检测进一步校准行人位置和航向。实验结果表明,基于级联滤波的建筑结构信息/惯导室内行人导航算法可有效降低惯导误差的累积问题,纠正传统算法采用零速修正校正系统误差时,因为航向不可观测而导致行人轨迹“穿墙”现象,该方法可减小位置更新过程中的误差累计,其结果相比单一惯性行人定位结果的位置均方根误差由0.69 m降低到0.39 m,航向均方根误差由0.81°降低到0.72°。

关键词:室内定位;组合导航;零速修正;粒子滤波

中图分类号: P228 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A location method of building structure information/inertial navigation combination based on the cascade filtering

Sun Wei, Li Yadan, Huang Heng, Yang Yihan

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: The position and heading error cannot be effectively corrected in the shoe mounted indoor pedestrian navigation and positioning system with the inertial sensors as the core. To address this issue, an indoor fusion positioning method based on Kalman particle filter with cascade structure is proposed, which integrates the micro electro mechanical system (MEMS) inertial sensor and indoor building structure information. Firstly, the zero-velocity update is used in the lower Kalman filter to initially correct the inertial navigation solution error. Then, the upper particle filter utilizes indoor building structure information to further calibrate pedestrian position and heading through wall detection. Experimental results show that the building structure information/inertial navigation pedestrian navigation algorithm based on the cascade filter can effectively reduce the accumulation of inertial conductivity error. The “wall-crossing” behavior of pedestrian trajectory caused by the unobservability of course can be corrected when the traditional algorithm adopts zero velocity update and correction system error. This method can reduce the error in the process of location update. Compared with the single inertial pedestrian positioning, the root mean square error of location is reduced from 0.69 m to 0.39 m, and the heading of the root mean square error is reduced from 0.81° to 0.72°.

Keywords: indoor positioning; integrated navigation; zero velocity update; particle filter

0 引言

随着社会的发展,获取事物的位置信息已经成为人类研究的热点之一。室内行人导航需要为行人提供自

主、准确、连续、稳定的定位信息。精确的室内定位结果可以有效帮助行人在商场、机场、医院等大型室内场所节约寻找目标所耗费的时间。而相对较为成熟的全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)因为信号遮挡的问题导致其无法很好的应用于室内定位服务中

收稿日期:2021-01-11 Received Date: 2021-01-11

* 基金项目:国防科技创新特区项目(2016300TS00600206)、辽宁省“兴辽英才计划”青年拔尖人才(XLYC1907064)、辽宁省自然科学基金资助计划(2019-MS-157)、辽宁工程技术大学学科创新团队资助项(LNTU20TD-06)、辽宁省“百千万人才工程”人选科技活动(辽百千万立项【2019】45号)资助

去。因此室内定位需要采用其他新的技术,微机电系统(micro electro mechanical system, MEMS)惯性传感器是一种不需要外界信息辅助的自主导航技术,且具有低成本、小型化和低功耗等优点^[1]。但独立惯性导航系统^[2]长时间的方向漂移误差,会使定位精度严重降低。因此,为了克服惯性导航系统的缺点,将其与其他的传感器或辅助信息(如WiFi信号,蓝牙,超宽带,建筑结构信息等)集成来提高室内定位精度^[3-4]。

文献[3-6]先后利用视觉、超宽带、WiFi等传感器信息纠正INS导航方案。然而,该类方法不是独立的系统,其主要缺点是需要提前建立基础设施,这些传感器信息受到外界影响显著,在环境噪声较大的场合,定位精度降低且前期建设成本较高,并且后期需要花费大量的时间和金钱来安装、维护、调查和更新。而利用建筑结构信息作为一种经济简洁的定位方法,仅依靠室内建筑结构信息对惯性导航解算结果进行约束,不需要任何辅助设施或仪器就可以辅助定位。

文献[7]提出利用三维地图匹配辅助视觉惯性测程系统降低环境影响来提高室内定位精度。文献[8]提出使用卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)融合陀螺仪数据和建筑结构信息,来消除航向角误差较大对行人航位推算结果的影响。文献[9]提出将多种信息融入粒子权值计算中以提高定位精度。

惯性导航系统(inertial navigation system, INS)与辅助信息集成的常见解决方案是使用卡尔曼滤波器^[10-11],特别是扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)。然而,KF在非线性和集成导航系统上提供精确定位的能力有限^[12-13]。为了提高建筑结构信息/惯性导航的定位精度,应考虑不需要线性化动态模型的非线性估计,粒子滤波器(particle filter, PF)是一个完全非线性状态估计器^[14-16],其在利用室内建筑结构信息信息方面具有灵活性。然而,单独使用PF存在计算负担和容易出现失败和粒子贫困等问题^[13,15]。

鉴于两种滤波器的优缺点,论文提出一种级联结构的卡尔曼粒子滤波算法,将零速修正(zero velocity update, ZUPT)^[17-18]与建筑结构信息相结合,利用行人运动特征及室内建筑结构信息,将EKF和PF组合在一起,通过使用级联结构算法在室内行人导航系统中使用,从而减小位置更新过程中的误差,在一定程度上提高导航计算精度。

1 建筑结构信息辅助惯导的卡尔曼-粒子级联滤波算法

本研究使用MEMS传感器集成室内建筑结构信息,为了利用KF的优点,并克服PF计算和粒子贫困的问

题,本研究提出了一个由双层架构组成的级联结构的KF和PF滤波算法。其结构如图1所示。

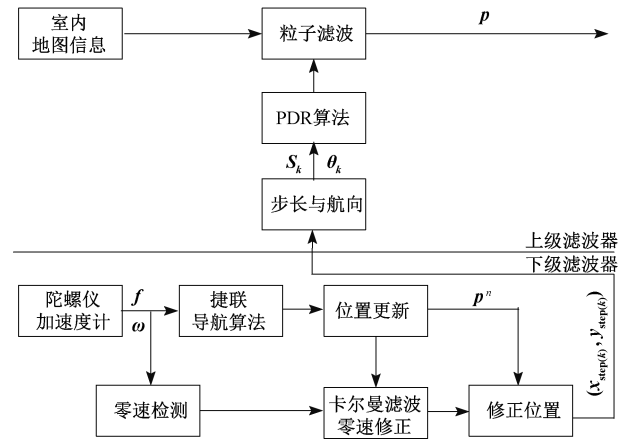


图1 级联结构卡尔曼粒子滤波器

Fig. 1 Cascade structure Kalman particle filter

下级卡尔曼滤波器使用零速修正以初步纠正室内行人INS导航精度,向上级粒子滤波器提供更好的INS解决方案。上级粒子滤波使用下级卡尔曼滤波器中的导航结果应用行人航位推算方法来计算行人的步长和航向用于更新上级粒子滤波的非线性状态模型。在下级KF中,我们使用行人的三维位置、速度和姿态信息作为状态矢量。在上级PF中,采用二维位置信息作为状态矢量,以减少计算复杂程度。

1.1 卡尔曼滤波建模

在下级滤波器中,依据行人行走的特点,使用卡尔曼滤波器对导航误差进行初步修正,即ZUPT技术。通过让运动载体静止一段时间,载体速度在零速区间内速度理论上为零。因此,在非零速区间只进行时间更新,在零速区间则进行时间更新和量测更新,将惯导解算的速度值作为量测量,对导航结果进行初步修正。该技术是惯性误差的自修正方案,不需要增加其他外界设备。由于行人导航系统模型的非线性特征,需要将模型线性化后进行滤波修正。因此采用EKF ZUPT。

EKF ZUPT所采用的状态模型和量测模型:

$$\delta \mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\zeta}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

式中: $\delta \mathbf{x}_k$ 、 $\delta \mathbf{x}_{k-1}$ 分别表示 k 时刻和 $k-1$ 时刻的误差状态向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{H}_k$ 为量测矩阵; $\mathbf{G}_k$ 为噪声驱动矩阵; $\boldsymbol{\zeta}_k$ 为等效系统噪声; $\mathbf{V}_k$ 为速度量测噪声。

则EKF的计算公式为:

$$\begin{cases} \delta \mathbf{x}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \delta \mathbf{x}_k = \delta \mathbf{x}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_{k,k-1}) \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k,k-1} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\delta \mathbf{x}_{k,k-1}$ 为 k 时刻状态预测; $\mathbf{P}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻状态估计误差协方差阵; $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 为状态预测误差协方差阵; $\mathbf{Q}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻系统误差协方差阵。 $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼滤波增益; $\delta \mathbf{x}_k$ 为 k 时刻系统状态最优估计; $\mathbf{P}_k$ 为 k 时刻状态估计误差协方差阵。

1.2 粒子滤波建模

粒子滤波器是一种使用蒙特卡罗方法 (Monte Carlo method, MCM) 的递推贝叶斯滤波器。通过在状态空间中寻找一组不同权值的随机粒子样本来表达随机事件的后验概率密度, 以样本均值代替积分运算, 用来估计非线性系统的状态。

被观测的非线性动态系统用以下状态空间模型描述为:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (4)$$

$$\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \quad (5)$$

式中: $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别为系统的状态方程和量测方程; $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻状态值; $\mathbf{y}_k$ 为 k 时刻观测值; $\mathbf{v}_k$ 和 $\mathbf{w}_k$ 分别为系统噪声和量测噪声。

初始概率密度:

$$p(\mathbf{x}_0 | \mathbf{y}_0) = p(\mathbf{x}_0) \quad (6)$$

状态预测方程:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (7)$$

状态更新方程:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})} \quad (8)$$

上式, 归一化常数:

$$p(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k \quad (9)$$

由于上式积分很难实现, 因此通过构造一个基于样本的重要性密度函数来代替后验概率密度函数。使用 N 个粒子构成的集合表示系统后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{0:k})$ 。对粒子进行加权来近似后验概率密度函数:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x}_k^i$ 是 k 时刻的第 i 个粒子的状态, 相应权值为 ω_k^i 。

其中权值的递归形式为:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \cdot \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}^i)} \quad (11)$$

其中, $\pi(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}^i)$ 为重要性密度函数。

2 零速修正校正方案下的“穿墙”检测方法

由于单一 MEMS 惯导系统在采用 ZUPT 校正系统误差时, 系统航向不可观测。并且因为惯导的累计误差会使得行人在导航过程中经常发生实际行走过程中不可能出现的“穿墙”行为。因此, 需要其他传感器或其他辅助信息来进一步约束和纠正导航误差。

论文充分利用室内建筑结构信息, 以提高最终位置解决方案的准确性。采用零速校正获取行人步长及航向信息, 利用室内建筑结构信息作为测量更新过程中测量资源, 修正粒子质量。在室内行人导航算法中, 室内建筑平面信息可用于约束行人的轨迹, 从而通过更新粒子的权重, 减少不确定性, 提高最终导航解决方案的准确性。在粒子滤波中, 通过将预测测量与从实际测量过程中获得的概率分布函数进行比较, 更新每个粒子的相对权重 ω_k^i 。同样, 在这项研究中, 传播粒子的权重 ω_k^i 由室内建筑结构信息的约束来实施。系统传播后, 如果新生成的粒子和上一个粒子之间的线段与墙壁边界相交即认定粒子穿过墙壁, 则此粒子无效, 将其权重分配为 0; 如果不相交, 则表示粒子并未穿过墙壁, 导航系统仍位于走廊中。在这种情况下, 粒子的权重与上一步的权重保持不变。对于所有粒子, 重复此步骤。为了测试新粒子是否穿过建筑物的墙壁, 设计了零速修正校正方案下的粒子“穿墙”检测方法, 避免在下一步引入错误的粒子。

2.1 行人航位推算

本文下级粒子滤波器使用的状态模型是航位推算 (dead reckoning, DR) 定位更新模型。利用行人步态的运动学特征, 结合其步长和航向信息, 实现了行人航位推算^[19-21] (pedestrian dead reckoning, PDR)。从本质上讲, PDR 是利用上一时刻行人的位置坐标以及当前行走的距离和航向信息来确定新位置。PDR 传播方程为:

$$\begin{cases} E_k = E_{k-1} + S_k \cdot \sin \theta_k \\ N_k = N_{k-1} + S_k \cdot \cos \theta_k \end{cases} \quad (12)$$

其中, E_k 和 N_k 分别代表在导航系下行人在第 k 步的东向和北向坐标; S_k 和 θ_k 分别表示行人从第 $k-1$ 步行走到第 k 步时的步长与航向角。

步长和航向均由下级卡尔曼滤波所提供的导航解决方案来计算。其中, 步长为行人静止时每两个坐标之间的距离定义为步幅长度:

$$S_k = \sqrt{(x_{step(k)} - x_{step(k-1)})^2 + (y_{step(k)} - y_{step(k-1)})^2} \quad (13)$$

($x_{step(k)}$, $y_{step(k)}$) 为下级滤波器在 k 时刻的位置坐标。

航向为行人静止时卡尔曼滤波器提供的相邻两个时刻航向间的差值:

$$\theta_k = \theta_{(k)} - \theta_{(k-1)} \quad (14)$$

$\theta_{(k)}$ 为 k 时刻行人的航向值。

2.2 穿墙检测

将楼层平面图的房间墙壁轮廓进行矢量化获取房间墙壁的向量特征并将其储存为多边形,每个多边形代表一个房间。利用线段相交算法,线段相交即为穿过墙壁,该粒子权重设置为0。图2为室内建筑结构及矢量化后房间墙壁信息。

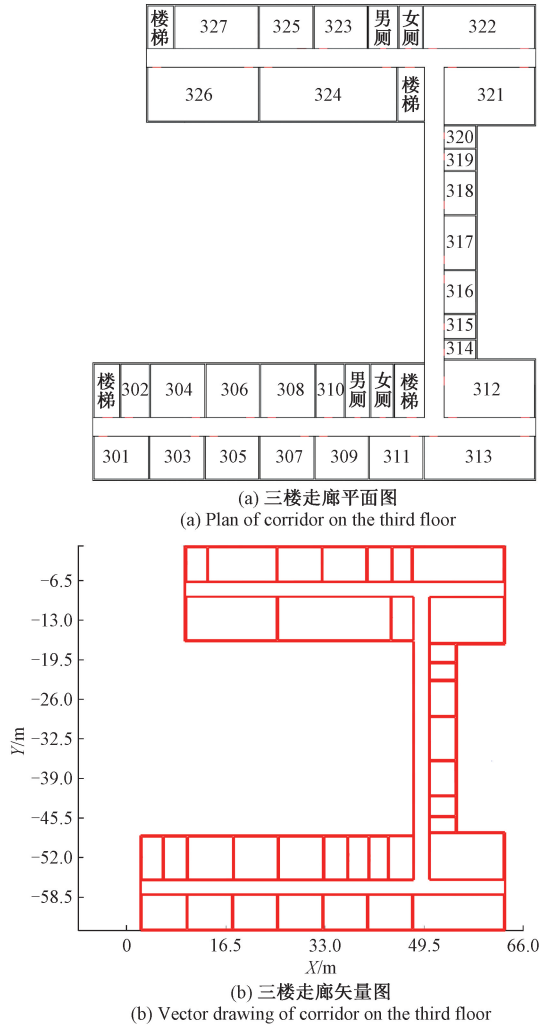


图2 三楼走廊平面图及矢量图

Fig. 2 Floor plan and vector drawing of the third floor corridor

采用线段相交检测算法检测粒子是否穿墙,线段相交即为粒子穿过墙壁,如图3所示。

其中,线段 A 、 B 以及其交点 C 的关系如下:

$$C_{AB} = B_1 + \gamma(B_2 - B_1) = A_1 + \lambda(A_2 - A_1) \quad (15)$$

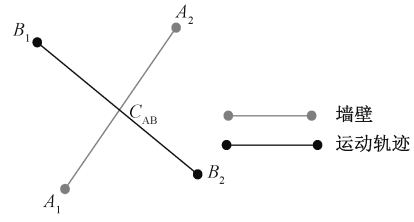


图3 线段相交示意图

Fig. 3 Schematic diagram of line segment intersection

γ 和 λ 为两个系数,由式(16)获得

$$\gamma = \frac{(A_1 - A_2)_y(A_1 - B_1)_x - (A_1 - A_2)_x(A_1 - B_1)_y}{(A_1 - A_2)_y(B_2 - B_1)_x - (A_1 - A_2)_x(B_2 - B_1)_y}$$

$$\lambda = \frac{(B_2 - B_1)_x(A_1 - B_1)_y - (B_2 - B_1)_y(A_1 - B_1)_x}{(A_1 - A_2)_y(B_2 - B_1)_x - (A_1 - A_2)_x(B_2 - B_1)_y} \quad (16)$$

当 γ 和 λ 同时大于0与1,则两线段相交。

利用线段相交算法检测穿墙点,粒子穿墙检测结果如图4所示。

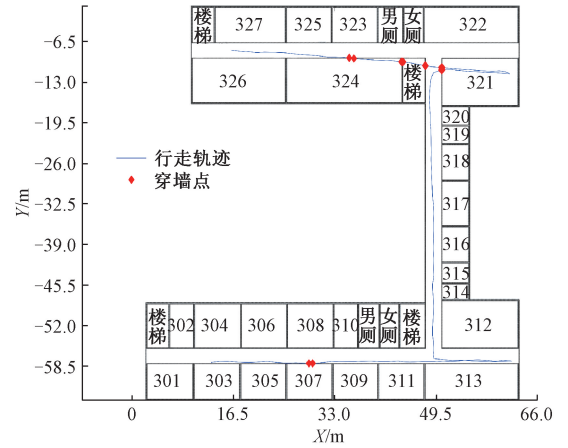


图4 零速修正校正方案下的“穿墙”检测

Fig. 4 Zero speed correction and correction scheme under the “through the wall” detection

$$\omega_k^i = \begin{cases} 0, & \text{粒子穿过墙壁} \\ 1/N, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中: N 为粒子个数。

使用下级卡尔曼滤波器计算出的步长 S_k 和航向 θ_k , 利用式(12)用于粒子从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态更新。系统传播后,在测量更新过程中使用式(17)对粒子的权重进行更新,去除低权值粒子,复制高权值粒子。按照传播路径通过室内建筑结构信息进一步校准行人位置和航向。

3 实验结果与分析

使用内部集成三轴陀螺仪、三轴加速度计、三轴磁力计及气压计的 MTi-G-710 惯性测量单元,惯性元件如图 5 所示,参数如表 1 所示。实验开始时将传感器固定于鞋面并实时采集惯性测量单元输出的传感器数据。



图 5 Xsens MTi-G-710

Fig. 5 Xsens MTi-G-710

表 1 惯性传感器性能参数

Table 1 Specifications of inertial sensors

指标	陀螺仪	加速度计
满量程	$\pm 1\ 000^\circ/\text{s}$	$\pm 18\ \text{g}$
偏置稳定性	$10^\circ/\text{h}$	$40\ \mu\text{g}$
噪声密度	$0.01^\circ/\text{s}/\sqrt{\text{Hz}}$	$80\ \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
g 值敏感度	$0.003^\circ/\text{s}/\text{g}$	—
非正交误差	0.05°	0.05°
非线性度	0.01%	0.03%

在辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院 3 楼内开展行人室内导航实验(楼层平面图如图 2 所示),走廊呈 H 型,南侧走廊长约 60 m,北侧走廊长约 52.7 m,南北向走廊长约 48.1 m,走廊宽度约 2.5 m。实验环境如图 6 所示。测试人员将 MTi-G-710 惯性传感器固定于鞋面上,将采集的数据通过 USB 传输线传输至笔记本电脑,从走廊的西北角开始行走(初始位置(16.04, -7.5),单位:m),沿走廊走至西南角处停止。

用采集的数据开展独立的惯性行人导航算法及惯性/室内建筑结构信息组合导航实验。图 7 为零速修正校正方案下的粒子滤波过程图,从图 8 的导航定位结果中可以看出采用级联结构滤波算法进一步纠正了经过零速更新的惯性行人导航算法在导航过程中的航向和位置偏差。从图 9、10 和表 2 中可以看出,采用 2 种解算方案获取的位置和航向均方根误差随距离和时间的增大而增大,本文算法位置均方根误差为 0.39 m,而 ZUPT 惯导算法位置均方根误差大约是本文算法的二倍,达到了 0.69 m。本文算法航向均方根误差为 0.72° ,ZUPT 惯



图 6 实验环境

Fig. 6 Experimental environment

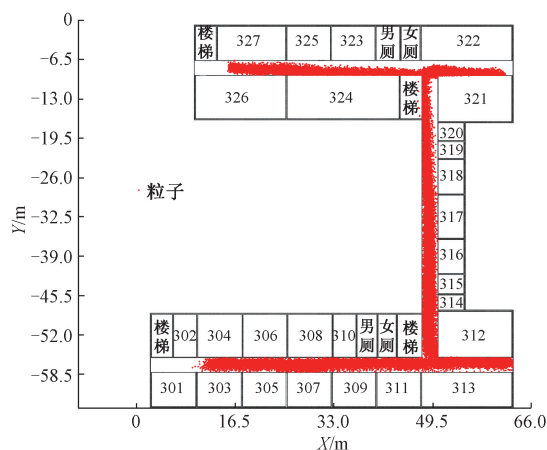


图 7 零速修正校正方案下的粒子滤波

Fig. 7 Particle filtering under zero velocity correction and correction scheme

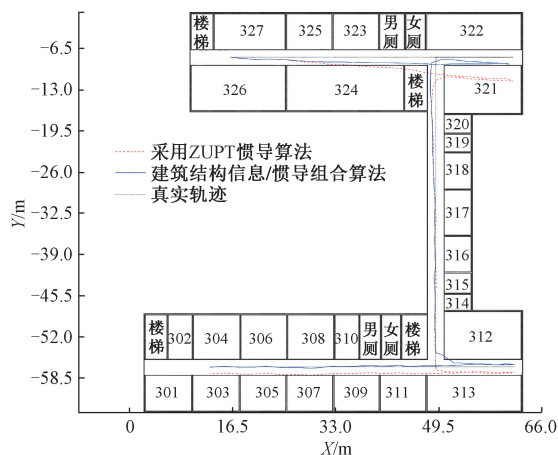


图 8 导航结果对比

Fig. 8 Comparison of navigation results

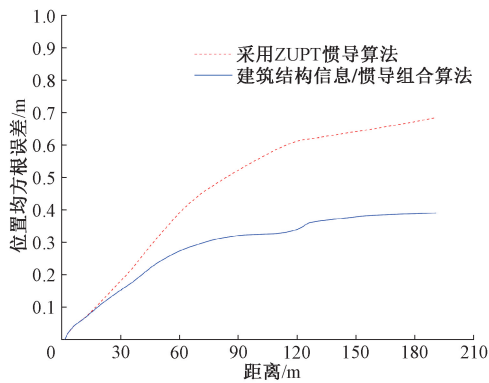


图9 位置均方根误差

Fig. 9 Root mean square error of position

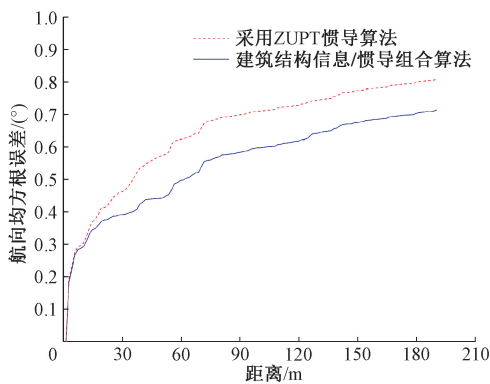


图10 航向均方根误差

Fig. 10 Root mean square error of course

表2 位置航向均方根误差统计

Table 2 Statistics of root-mean-square error of position course

算法	位置/m	航向/(°)
ZUPT 惯导算法	0.69	0.81
EKF/PF 优化算法	0.39	0.72

导算法航向均方根误差为0.81°。因此,基于建筑物结构信息辅助粒子滤波算法获取的行人位置和航向均方根误差均小于采用ZUPT惯导解算的均方根误差。

4 结 论

论文提出一种卡尔曼-粒子级联融合滤波的建筑物结构信息/惯导室内导航方法,利用MEMS传感器行人行走的特点和室内建筑物结构信息,采用EKF和PF双层滤波,并集成建筑物结构信息辅助粒子滤波算法优化室内行人定位精度。实验结果表明:该方法有效解决了单一惯性导航导致的误差累积问题,纠正了仅采用ZUPT校正系统

误差时航向的不可观测问题导致的“穿墙”行为。有效的减小了位置更新过程中的误差,其精度优于传统的惯性行人导航算法。

参考文献

- [1] YUAN X, LIU C, ZHANG S, et al. Indoor pedestrian navigation using miniaturized low-cost MEMS inertial measurement units[C]. Position, Location & Navigation Symposium-plans, IEEE/ION, 2014:487-492.
- [2] 刘勤,刘莉,祁载康,等.捷联惯导误差分析与误差补偿[J].北京理工大学学报(英文版),2002,11(2):117-120.
LIU Q, LIU L, QI Z K, et al. Error analysis and compensation of strapdown inertial navigation system[J]. Journal of Beijing Institute of Technology (English Edition), 2002, 11(2):117-120.
- [3] 孙伟,宋如意,王宇航.视觉/惯性组合导航中的SWF与MSCKF对比研究[J].中国矿业大学学报,2020,49(1):198-204.
SUN W, SONG R Y, WANG Y H. A comparative research of SWF and MSCKF on visual/inertial integrated navigation[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2020, 49(1):198-204.
- [4] LI Y, ZHUANG Y, ZHANG P, et al. An improved inertial/WiFi/magnetic fusion structure for indoor navigation[J]. Information Fusion, 2017, 34:101-119.
- [5] 唐恒亮,米源,刘涛,等.基于空间位置约束的稀疏指纹室内定位方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(6):79-85.
TANG H L, MI Y, LIU T, et al. Sparse fingerprint indoor localization based on spatial position constraint[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6):79-85.
- [6] 杨海,李威,张禾,等.复杂环境下基于SINS/UWB的容错组合定位技术研究[J].仪器仪表学报,2017,38(9):93-101.
YANG H, LI W, ZHANG H, et al. Fault tolerant integrated positioning system based on SINS/UWB in complex environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9):93-101.
- [7] ZHANG J, REN M, WANG P, et al. Indoor localization based on VIO system and three-dimensional map matching[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(10):2790.
- [8] 赵文晔,高井祥,李增科,等.地图匹配辅助的KF-PF室内定位算法模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(5):806-812.
ZHAO W Y, GAO J X, LI Z K, et al. An indoor positioning system based on map-aided KF-PF

- module[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(5):806-812.
- [9] 郑学理,付敬奇. 基于 PDR 和 RSSI 的室内定位算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5):1177-1185.
ZHENG X L, FU J Q. Study on PDR and RSSI based indoor localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5):1177-1185.
- [10] 王晓雷,闫双建,曹玲芝,等. 基于多传感器零速修正的行人导航系统研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4):58-64.
WANG X L, YAN SH J, CAO L ZH, et al. Research on pedestrian navigation system based on multi-sensor zero speed correction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(4):58-64.
- [11] 高显忠,侯中喜,王波,等. 四元数卡尔曼滤波组合导航算法性能分析[J]. 控制理论与应用, 2013(2):171-177.
GAO X ZH, HOU ZH X, WANG B, et al. Quaternion-based Kalman filter and its performance analysis in integrated navigation [J]. Control Theory & Applications, 2013(2):171-177.
- [12] 班朝,任国营,王斌锐,等. 基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2):33-39.
BAN CH, REN G Y, WANG B R, et al. Research on pedestrian navigation system based on multi-sensor zero speed correction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(2):33-39.
- [13] 李爱双,夏宁. 基于粒子滤波和卡尔曼滤波的室内定位方法研究[J]. 资源信息与工程, 2019, 34(3):167-168.
LI AI SH, XIA N. Research on indoor positioning method based on particle filter and kalman filter[J]. Nonferrous Metals Abstract, 2019, 34(3):167-168.
- [14] 陈丹琪,金国栋,谭力宁,等. 一种基于 KL-AEPF 的无人机侦察移动目标定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2019,40(9):227-236.
CHEN D Q, JIN G D, TAN L N, et al. A KL-AEPF-based UAV reconnaissance moving target localization algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9):227-236.
- [15] PENG D, ZHOU T, FOLKESSON J, et al. Robust particle filter based on Huber function for underwater terrain-aided navigation[J]. Radar, Sonar & Navigation, IET, 2019, 13(11):1867-1875.
- [16] ZHAO F F, GE S S, ZHANG J, et al. Celestial navigation in deep space exploration using spherical simplex unscented particle filter [J]. Iet Signal Processing, 2017, 12(4):463-470.
- [17] 孙伟,丁伟,闫慧芳. K 均值聚类自适应零速检测人员定位技术[J]. 传感技术学报, 2017(2):296-301.
SUN W, DING W, YAN H F. Pedestrian positioning technology with K-means clustering adaptive zero velocity detection[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017(2):296-301.
- [18] SKOG I, HANDEL P, NILSSON J O, et al. Zero-velocity detection-an algorithm evaluation [J]. Biomedical Engineering, 2010, 57(11):2657-2666.
- [19] 刘庆,关维国,李顺康,等. 基于扩展 Kalman 滤波的室内 WiFi-PDR 融合定位算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(4):66-71+77.
LIU Q, GUAN W G, LI SH K, et al. Indoor WiFi-PDR fusion location algorithm based on extended kalman filter[J]. Computer Engineering, 2019, 45(4):66-71,77.
- [20] CHEN Y, LUO H Y, ZHAO F, et al. Adaptive Kalman filtering-based pedestrian navigation algorithm for smartphones [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3):172988142093093.
- [21] 刘春燕. 基于多源信息融合的行人航位推算室内定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(2):208-214.
LIU CH Y. Indoor localization method based on pedestrian dead reckoning aided by multi-source fusion[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(2):208-214.

作者简介



孙伟, 2007 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2011 年于哈尔滨工程大学获得博士学位。现为辽宁工程技术大学教授、博士生导师。主要研究方向为惯性及多源信息融合导航技术研究。
E-mail: sunwei-3775235@163.com

Sun Wei received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Harbin Engineering University in 2007 and 2011, respectively. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Liaoning Technical University. His main research interests include inertial and multi-source information fusion navigation technology.



李亚丹 (通信作者), 2018 年于山西大同大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学学院硕士研究生。主要研究方向为惯性导航与组合导航方法。
E-mail: 782787850@qq.com

Li Yadan (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Shanxi Datong University in 2018. He is currently a master student at Liaoning Technical University. His main research interests include inertial navigation and integrated navigation.