

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2020.06.006

基于 PDR 和磁场匹配的智能手机室内定位

曹 峻¹, 余科根¹, 文 锐²

(1. 中国矿业大学环境与测绘学院, 徐州 221116;

2. 武汉大学测绘学院, 武汉 430072)

摘要: 目前, 基于磁场的室内定位方法存在指纹采集无法快速建库的问题, 导致匹配特征较少、无法快速进行匹配操作和航向角估计精度低。基于磁场梯度的快速近似, 使用高斯牛顿迭代方法结合通过 PDR 测量的轨迹进行磁场轮廓匹配定位, 提高了单点磁场指纹的可分辨性。基于步态模型的更新用作测量信息以改善 C-INS 的导航性能, 提出了一种基于捷联惯性导航系统的行人航位推算算法。基于 MFS 参考位置, 使用扩展 Kalman 滤波器控制 PDR 惯性导航的位置漂移误差, 进一步提高了轨迹轮廓的精度。测试结果表明, 该算法可以获得更好的位置估计和航向估计结果。

关键词: 磁场匹配; 行人航位推算; 惯性导航

中图分类号: V249.32+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(2020)06-0045-08



Indoor Location of Smartphone Based on PDR and Magnetic Field Matching

CAO Jun¹, YU Ke-gen¹, WEN Kai²

(1. School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

2. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: At present, the method of indoor location based on magnetic field has the problem that fingerprint acquisition method can't build database quickly, which leads to less matching features, slow matching operation and low accuracy of angle estimation. Based on the fast approximation of magnetic field gradient, the Gauss Newton iterative method combined with the trajectory from PDR measurement is used to match and locate the magnetic field contour, so as to improve the resolution of single point magnetic field fingerprint. Based on the gait model updating as measurement information to improve the navigation performance of C-INS, a pedestrian dead reckoning algorithm based on strapdown inertial navigation system (SINS) is proposed. The MFS reference position is used to control the position drift error of PDR inertial navigation, and the accuracy of trajectory contour is further improved. The test results show that the algorithm can obtain better position estimation and heading estimation results.

Key words: Magnetic field matching; PDR; Inertial navigation

收稿日期: 2020-06-03; 修订日期: 2020-07-08

基金项目: 国家重点研究发展计划(2016YFB0502102)

作者简介: 曹峻(1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事室内定位与导航方面的研究。E-mail: 2225269217@qq.com

通信作者: 余科根(1962-), 男, 博士生导师, 主要从事无线定位技术、室内定位与导航和 GNSS 遥感等方面的研究。

E-mail: kegen.yu@foxmail.com

0 引言

基于位置的服务(Location Based Services, LBS)为个人定位和导航等带来了极大的便利。智能手机内的惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)可以为不同环境下的行人跟踪提供自主解决方案^[1]。由于智能手机内置微机电系统的 IMU 通常精度较差,因此,使用行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)方法生成磁场序列的轮廓特征。

地球磁场由于信息量丰富、可以实时方便匹配、精度高、稳定性好、成本低等,适合作为一种位置指纹来使用。基于磁场的室内定位存在以下问题^[2]:1)目前使用的指纹采集方法普遍无法满足快速建库的要求,需要一种高效、可靠的室内磁性指纹数据库构建方法;2)与 WIFI 定位和蓝牙定位相比,地磁定位中由于智能移动设备的任意姿态,可用的磁场特征从原来的三维特征变为一维特征,匹配特征较少,如何快速进行匹配操作是研究难点。国内外基于惯性导航和地磁信息的室内定位技术研究中,文献[3]提出了基于磁约束的 IMU 定位算法,采用多级傅立叶变换方法提取特征,降低了轨迹累积误差且提高了精度;文献[4]则利用扩展 Kalman 滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)融合不同类型的数据,提出了精确区分姿态相位的聚类算法,采用零速更新方法最小化积分误差。

本文 IMU 的输出可用于设置惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)机械编排并检测运动步数,如果步伐检测成功,则执行步长估计来计算当前步长和行人的步行速度。基于 INS 的 PDR 通过分别积分来自陀螺仪和加速度计的角速度和比力计算用户的位置^[5]。该方法使用估计的步长和估算的航向产生移动速度更新和位置增量更新,以改善 PDR 导航性能。前进速度作为 INS 的速度更新,而位置增量则作为 INS 的位置更新,以改进位置和航向精度。磁力计的测量结果与来自 INS 的轨迹轮廓相结合,被输入到数据缓冲区中以设置磁场序列(Magnetic Field Sequence, MFS)^[6]。如果磁场数据的缓冲长度超过预设阈值,则对测量 MFS 进行重新采样,并使用高斯牛顿迭代法在磁场图中找到与测量 MFS 具有最高相似性的参考 MFS;如果地磁匹配定位算法成功,则参考 MFS 的位置将用作位置更新,以控制 INS 的导航误差并提高轨迹

轮廓的准确性^[7]。本文提出的 C-INS 方法可以很好地解决基于智能手机的 PDR 中未对准角度估计的问题。

1 捷联惯性导航系统力学编排

1.1 捷联惯性导航系统流程

通过载体坐标系(简称 b 系)和导航坐标系(简称 n 系)描述载体的运动状态。在进入解算前,先确立 n 系和 b 系的对应关系,实现载体运动状态从 b 系向 n 系的转换。在初始对准中,由于 MEMS-IMU 内置移动设备的陀螺精度较低,因此利用加速度计的输出计算俯仰角和横滚角,磁力计输出的磁场强度计算航向角^[8]。IMU 的漂移误差模型可采用一阶马尔科夫误差模型,修正 b 系下的陀螺仪和加速度计的原始误差^[9],测得载体相对惯性空间的角速度和比力数据;再通过解算常微分方程组,对加速度计和陀螺仪提供的加速度和角速度数据进行多次积分,根据 n 系下的速度和时间间隔累计求得运动载体在 n 系中的姿态、位置及速度信息。

1.2 捷联惯性导航系统力学编排

从 IMU 输出到计算出载体的即时导航参数,需要解算姿态、速度、位置这 3 个方程。捷联矩阵中,设 t 时刻 c_n^b 微分方程可写为如下形式

$$\dot{c}_b^n = [W_{nb}^b] c_n^b \quad (1)$$

式中

$$[W_{nb}^b] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ \omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

由式(2)可以看出,当姿态角已知并给定初值后即可求解。考虑到载体的姿态变化快,利用四元数法表示 b 系相对 n 系的转动,进行姿态解算

$$Q = q_0 + q_1 i_b + q_2 j_b + q_3 k_b \quad (3)$$

式中, i_b, j_b, k_b 与 b 系的基底相同。

其微分方程为

$$\dot{Q} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} Q \quad (4)$$

姿态矩阵的求解需要不断迭代^[10],先由初始姿态误差角推导出初始四元数,然后对微分方程式(4)解算得载体的捷联矩阵 c_b^n 。结合 C_b^n 得到实验设备在 n 系中的姿态

$$\begin{cases} \theta = \arcsin T_{32} = \tan^{-1} \frac{-c_{31}}{\sqrt{c_{32}^2 + c_{33}^2}} \\ \gamma = \arctan\left(-\frac{T_{31}}{T_{33}}\right) = \tan^{-1} \frac{c_{32}}{c_{33}} \\ \phi = \arctan\left(-\frac{T_{12}}{T_{22}}\right) = \tan^{-1} \frac{c_{21}}{c_{11}} \end{cases} \quad (5)$$

当载体和地球有相对运动时,加速度计计算的比力方程如下

$$f = \hat{v}_{en} + 2\omega_{ie} \times v_{en} + \omega_{en} \times v_{en} + g \quad (6)$$

式中, f 为加速度计的数据值; v_{en} 表示载体和地球间的相对运动速度; $\omega_{en} \times v_{en}$ 表示载体在地球表面运动时形成的向心加速度; $2\omega_{ie} \times v_{en}$ 表示哥式加速度的数值。

因加速计测量值实际是沿 b 系的,所以要转换到 n 系下^[11]。设加速度计的输出比力为

$$f^b = [f_x, f_y, f_z]^T \quad (7)$$

则

$$f^n = C_b^n f^b = \begin{bmatrix} T_{11}f_x + T_{12}f_y + T_{13}f_z \\ T_{21}f_x + T_{22}f_y + T_{23}f_z \\ T_{31}f_x + T_{32}f_y + T_{33}f_z \end{bmatrix} \quad (8)$$

当 ω_{ie} 表示在 n 系上的投影, ω_{en}^n 表示载体运动时, n 系相对 e 系的转动角速度为

$$\omega_{ie}^n = [0 \quad \omega_{ie} \quad \cos L \quad \sin L]^T \quad (9)$$

$$\omega_{en}^n = \begin{bmatrix} -\frac{V_N^n}{R} & \frac{V_E^n}{R} & \frac{V_E^n \tan L}{R} \end{bmatrix}^T \quad (10)$$

导航坐标系(即 n 帧)中离散 INS 机械编排算法方程的简化形式为

$$\begin{pmatrix} r_k^n \\ v_k^n \\ c_{b,k}^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{k-1}^n + v_k^n \Delta_t \\ v_{k-1}^n + [c_{b,k}^n (\tilde{f}_k^b - b_a)] \Delta_t \\ c_{b,k-1}^n + [c_{b,k-1}^n \Omega (\tilde{w}_k^b - b_g)] \Delta_t \end{pmatrix} \quad (11)$$

式中, r^n 为 n 帧中的位置矢量; v^n 为 n 帧中的速度矢量; c_b^n 表示从 b 帧到 n 帧的变换矩阵,作为姿态分量的函数; $\tilde{f}^b$ 是加速度矢量, $\tilde{w}^b$ 是角速度矢量; b_a 是加速度计零偏矢量, b_g 是陀螺仪零偏矢量; $\Delta_t = t_k - t_{k-1}$ 是相邻 2 个历元之间的间隔; $\Omega[\ast]$ 是向量的叉积形式。

2 C-INS 算法和 EKF 模型

2.1 C-INS 算法设计

为了满足行人导航应用的需要,将步态模型中的前向行走速度和运动约束作为三维速度更新和二维位置增量应用,以提高惯性导航系统的速度^[12],称为 C-INS。

n 帧中速度观测方程由式(12)给出

$$\delta z_v = \hat{v}_{ins}^n - [0 \quad 0 \quad 0]^T \equiv \delta v^n + n_v \quad (12)$$

式中, $\hat{v}_{ins}^n$ 表示来自 n 帧中 INS 机械编排的速度矢量, n_v 表示测量噪声。线性化航向模型表示如下

$$\hat{c}_v^n = \hat{c}_b^n (c_b^v)^T = [I - (\phi \times)] c_b^n (c_b^v)^T \quad (13)$$

$$= [I - (\phi \times)] c_b^n$$

$$\text{式中, } c_b^v = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

设 $\hat{a}_{ij}$ 、 b_{ij} 和 c_{ij} 分别表示 $\hat{c}_v^n$ 、 c_b^v 和 c_b^n 的第 ij 个元素

$$\phi = \tan^{-1} \frac{\sin \phi}{\cos \phi} = \tan^{-1} \frac{c_{21}}{c_{11}} \quad (15)$$

航向角即为

$$\hat{\psi} = \tan^{-1} \frac{\hat{a}_{21}}{\hat{a}_{11}} \quad (16)$$

式中

$$\hat{a}_{11} = b_{11}(c_{11} + c_{21}\phi_z - c_{31}\phi_y) + b_{12}(c_{12} + c_{22}\phi_z - c_{32}\phi_y) + b_{13}(c_{13} + c_{23}\phi_z - c_{33}\phi_y) \quad (17)$$

$$\hat{a}_{21} = b_{11}(c_{21} + c_{31}\phi_x - c_{11}\phi_z) + b_{12}(c_{22} + c_{32}\phi_x - c_{12}\phi_z) + b_{13}(c_{23} + c_{33}\phi_x - c_{13}\phi_z) \quad (18)$$

n 帧中的航向观测方程由式(19)给出

$$\delta z_\psi = \hat{\psi}_{ins} - \psi_{store} = \left[\frac{\partial \psi}{\partial \phi_x} \frac{\partial \psi}{\partial \phi_y} \frac{\partial \psi}{\partial \phi_z} \right] \phi + n_\psi \quad (19)$$

其中, $\hat{\psi}_{ins}$ 为来自 INS 机械编排的航向; ψ_{store} 为稳态周期的第 1 个时期存储的航向;而 n_ψ 为测量

噪声; $\left[\frac{\partial \psi}{\partial \phi_x} \frac{\partial \psi}{\partial \phi_y} \frac{\partial \psi}{\partial \phi_z} \right]$ 为航向设计矩阵

$$\frac{\partial \psi}{\partial \phi_x} \approx \frac{\hat{a}_{11}(\hat{b}_{11}\hat{C}_{31} + \hat{b}_{12}\hat{C}_{32} + \hat{b}_{13}\hat{C}_{33})}{\hat{a}_{11}^2 + \hat{a}_{21}^2} \quad (20)$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial \phi_y} \approx \frac{\hat{a}_{21}(\hat{b}_{11}\hat{C}_{31} + \hat{b}_{12}\hat{C}_{32} + \hat{b}_{13}\hat{C}_{33})}{\hat{a}_{11}^2 + \hat{a}_{21}^2} \quad (21)$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial \phi_z} \approx \frac{-\hat{a}_{11}(\hat{b}_{11}\hat{C}_{11} + \hat{b}_{12}\hat{C}_{12} + \hat{b}_{13}\hat{C}_{13}) - \hat{a}_{21}(\hat{b}_{11}\hat{C}_{21} + \hat{b}_{12}\hat{C}_{22} + \hat{b}_{13}\hat{C}_{23})}{\hat{a}_{11}^2 + \hat{a}_{21}^2} \quad (22)$$

2.2 EKF 系统模型和多级测量方程

使用基于 INS 的 PDR 具有更高的输出频率,可以提供相对轨迹轮廓替代方案,以改善磁场指纹的辨别力。陀螺仪和加速度计的测量值积分后会

系中利用速度误差矢量、姿态误差角矢量以及位置误差矢量,使用 EKF 融合多源观测量进行滤波和状态估计,继而修正系统误差。所提出的方法中状态变量定义如下^[13]

$$\delta \mathbf{x} = [(\delta \mathbf{r}^n)_{1 \times 3} \quad (\delta \mathbf{v}^n)_{1 \times 3} \quad \boldsymbol{\psi}_{1 \times 3} \quad (\boldsymbol{\varepsilon}^b)_{1 \times 3} \quad (\mathbf{V}^b)_{1 \times 3}]^T \quad (23)$$

式中, $\delta \mathbf{r}^n$ 代表 n 帧中的位置误差矢量, $\delta \mathbf{v}^n$ 代表 n 帧中的速度误差矢量, $\boldsymbol{\psi}$ 代表 n 帧中的姿态误差矢量; $\boldsymbol{\varepsilon}^b$ 和 $\mathbf{V}^b$ 分别为陀螺仪的三轴漂移误差矢量和加速度计的三轴误差矢量。系统误差模型的离散线性化可以表示为

$$\delta \mathbf{x}_k |_{k-1} = \boldsymbol{\phi}_{k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} |_{k-1} + \mathbf{w}_k$$

$$\delta \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_k |_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (24)$$

式中, $\delta \mathbf{x}_{k-1} |_{k-1}$ 、 $\delta \mathbf{x}_k |_{k-1}$ 代表先前的误差状态向量和预测的误差状态向量,下标 $k-1$ 和 k 代表时期; $\delta \mathbf{z}_k$ 代表测量误差矢量; $\mathbf{w}_k$ 代表过程噪声; $\mathbf{H}_k$ 代表设计矩阵; $\mathbf{v}_k$ 代表测量噪声; $\boldsymbol{\phi}_{k-1}$ 是 15×15 的测量矩阵,表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \cdot \Delta_t & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{f}_k^n \mathbf{X} \cdot \Delta_t & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{c}_{b,k}^n \cdot \Delta_t \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & -\mathbf{c}_{b,k}^n \Delta_t & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中, Δ_t 是 2 个相邻历元的时间间隔; $\mathbf{f}_k^n$ 是 n 帧中的加速度矢量。

2.3 磁场匹配定位

1) 离线阶段

为确保磁力计的输出真实反映周围环境的磁场,必须在使用磁力计感知磁场之前,利用开发的安卓应用程序执行传感器校准过程。在离线数据收集阶段,使用 INS 机械编排产生的横滚角和俯仰角获得磁场强度的水平和垂直分量^[14]。已知点(Known Points, KPs)的坐标和在 KPs 处的磁场观测是影响磁场图精度的 2 个主要因素。为了平衡制图精度、效率和人工成本,利用步行测量方法(WS)沿着与房间的 x 轴平行的线或与 y 轴平行的线收集磁场数据,以提高构建磁场图的工作效率^[15]。使用由许多直线组成的路径以确保 KPs 的测量密度,同时利用稀疏的具有已知坐标的点和恒定的行走速度进行约束,记下经过每个指定点的时间,并在测试期间将它们写入文件,此外,在高精度地图上选择相应的点来获得上述点的坐标。最后,通过时

间线性插值计算出相邻指定点之间的 KPs 坐标,生成分辨率为 0.2m 的栅格磁场图。其中, G_i 代表拐角点或支柱点, KP_i 代表 KP 位置, $FM_i = \{P_i, M_i\}$ 代表 KP 的磁场指纹。 G_1 和 G_2 之间的 KP_i 坐标计算公式如下,其中 T 表示经过路点的时间。

$$P_{KP_i} = P_{G_1} + \frac{T_{KP_i} - T_{G_1}}{T_{G_2} - T_{G_1}} (P_{G_2} - P_{G_1}) \quad (26)$$

2) 在线定位阶段

在线匹配时,最多 3 个分量不足以实现磁场指纹的精确匹配定位,使用历史磁场数据和相应的相对坐标来构造 MFS,如下

$$Seq_i = \begin{Bmatrix} p_{i-k+1} & M_{i-k+1} \\ P_{i-1} & M_{i-1} \\ P_i & M_i \end{Bmatrix} \quad (27)$$

式中, k 代表磁场数据的长度,而 i 是 MFS 的纪元。使用高斯牛顿迭代法执行磁场轮廓匹配定位^[16],该算法不需要在磁场图中遍历一个固定的区域,可以根据磁场梯度快速找到最优的转换参数。

假定刚性变换为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = [p_{x0}, p_{y0}, \Delta\phi]^T \quad (28)$$

式中, p_{x0} 、 p_{y0} 和 $\Delta\phi$ 分别表示测量的 MFS 的位移范围和旋转范围。给定初始估计值 $\boldsymbol{\varepsilon}$,依据刚性变换 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 趋近于 0,可最小化测量误差。即高斯牛顿方程展开后,令 a 的偏导数为 0,可求解 $\Delta\boldsymbol{\varepsilon}$,得到磁场梯度 $\nabla M_i(p_k(\boldsymbol{\varepsilon}))$ 的近似值,以解决磁场梯度的非平滑线性近似。

$$\frac{\partial p_k(\boldsymbol{\varepsilon})}{\partial(\boldsymbol{\varepsilon})} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin(\Delta\phi)P_{x,k} & -\cos(\Delta\phi)p_{y,k} \\ 0 & 1 & \cos(\Delta\phi)P_{x,k} & -\sin(\Delta\phi)p_{y,k} \end{bmatrix} \quad (29)$$

地磁匹配定位算法在 n 帧中的定位结果的误差由式(30)给出

$$\delta \mathbf{z}_p = \hat{\mathbf{p}}_{\text{ins}}^n - \tilde{\mathbf{p}}_{\text{MM}}^n \quad (30)$$

式中, $\hat{\mathbf{p}}_{\text{ins}}^n$ 表示由 INS 在 n 帧中计算出的位置矢量;而 $\tilde{\mathbf{p}}_{\text{MM}}^n$ 为地磁匹配定位算法的位置误差矢量。

3 实验结果分析

3.1 地磁匹配定位算法实验结果

为了评估所提出的室内定位算法的性能,实验人员在武汉大学珞珈创意园 16 楼遵循预定轨迹进行了实验。轨迹位于典型的室内办公楼环境(约 300m²)中,走廊狭窄。实验人员手持小米 8 智能手

机按标红路线走动,并将智能手机保持在距离地面约 1.2m 的高度。智能手机的前进方向和参与者的步行方向之间角度差小于 10° 。

1) 磁场图

利用磁场序列与轨迹相结合的方法,构造了一种新的磁场特征以实现更好的磁场匹配。智能手机的内置磁力计具有很高的采样率,并且行人的正常步行速度通常约为 1.2m/s。所以在在线定位阶段可以用较低的计算成本,重新采样所收集的磁场数据以生成稀疏的 MFS。在本文中,使用长度为 10m 的 MFS 进行位置估计。如图 1 所示,磁场强度在 0.2m 范围内的变化可以忽略不计。与动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)^[8,13]算法相比,该算法使用了网格磁场图,因此对用户行走轨迹不敏感,而且结合来自 PDR 的轨迹轮廓具有更高的磁场指纹识别能力。该算法与基于粒子滤波(Particle Filter, PF)的定位算法精度接近,但计算复杂度低、收敛速度快。

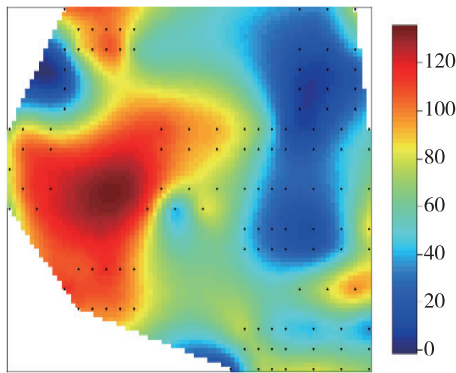


图 1 磁场强度基准图

Fig. 1 Reference diagram of magnetic field intensity

2) 位置估算效果分析

在试验区域进行了实验轨迹测试,位置估计结果如图 2 所示,累积误差百分比(Cumulative Error Percentages, CEPs)如图 3 所示。图 2 中,红色、蓝色、绿色和紫色实线分别表示参考轨迹、INS、MM 和 MM/INS 的位置轨迹。对于 CEP 图形,天蓝色、绿色和蓝色线分别表示 INS、MM 和 MM/INS。MM 和 MM/INS 集成方法通过使用基于 INS 的 PDR 的轨迹轮廓改善 MFS 的识别。

所提出的 MM 算法可以在走廊环境中实现高精度的位置估计,测试的 INS、MM、MM/INS 集成方法的位置误差如表 1 所示。基于 MEMS-IMU 的 INS 解决方案的均方根(Root Mean Square, RMS)

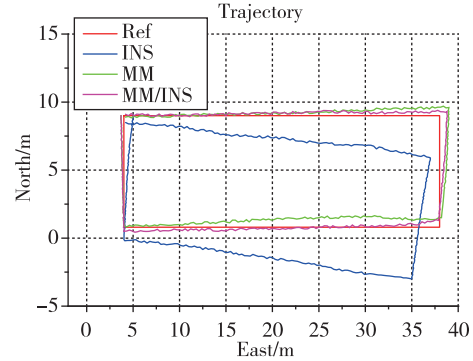


图 2 位置估计结果

Fig. 2 Result of position estimation

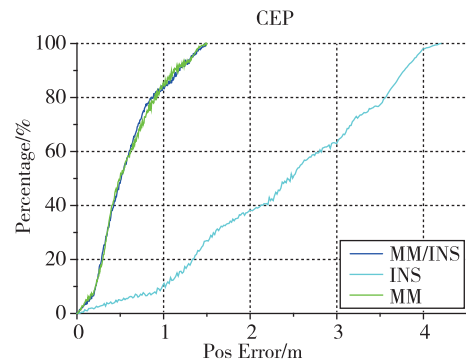


图 3 累积误差百分比(CEPs)

Fig. 3 Cumulative error percentage (CEPs)

位置误差为 3.65m。

表 1 测试实验中的位置误差

	Tab. 1 Position errors in tests			m
	MAX	MEAN	RMS	
INS	6.62	3.15	3.65	
MM	3.59	1.74	1.64	
MM/INS 结合	3.22	1.41	1.52	

所提出的基于磁场指纹的 MM 解决方案在测试中的 RMS 位置误差为 1.64m,而匹配成功率为 95.19%。匹配成功率指的是成功匹配的总数除以匹配的总数。集成解决方案的 RMS 位置误差为 1.52m。根据测试的结果,提出的 MM 算法具有良好的位置估计性能和较高的匹配成功率。

3.2 C-INS 实验结果

实验环节设计了步行测试,并分析了所提出的 C-INS 算法与现有的 E-PDR 算法在手持设备、打电话模式和放在裤子口袋中 3 个基本位置的位置估计和航向估计方面的性能。

1) C-INS 和 E-PDR 方法之间的航向估计

表 2 说明了这两种算法在 3 个位置具有一致的统计航向性能。E-PDR 方法的 RMS 航向误差保持位置分别为 3.43° 、 6.22° 和 17.65° ，而 C-INS 方法的保持位置分别为 3.74° 、 6.52° 和 16.86° 。C-INS 方法因使用步态模型获得了更好的航向估计。图 4 所示为相应的航向累积误差百分比图。

表 2 E-PDR 和 C-INS 在不同位置的航向角误差
Tab. 2 Heading angle errors of E-PDR and C-INS in different positions ($^\circ$)

	手持模式		电话模式		口袋模式	
	E-PDR	C-INS	E-PDR	C-INS	E-PDR	C-INS
MAX	7.42	8.37	13.24	14.47	26.36	25.13
MEAN	3.34	3.45	5.48	5.84	15.37	15.28
RMS	3.43	3.74	6.22	6.52	17.65	16.86

2) C-INS 和 E-PDR 方法之间的位置估计

图 5 和图 6 显示了 C-INS 和 E-PDR 解决方案实验中, 3 个位置的估计结果和位置累积误差百分比。红色、绿色和蓝色实线分别表示参考轨迹、C-

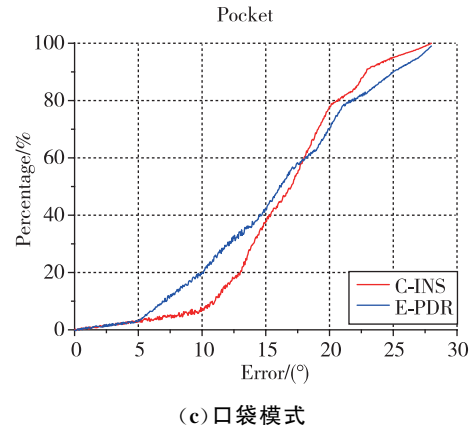


图 4 航向角累积误差百分比

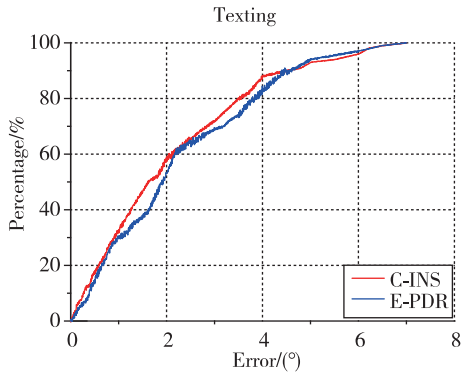
Fig. 4 Cumulative error percentage of heading

INS 方法的轨迹和 E-PDR 方法的轨迹。E-PDR 方法在不同位置的统计定位误差分别为 2.15m、1.94m 和 1.73m, C-INS 方法的统计定位误差分别为 1.15m、1.84m 和 1.73m, 如表 3 所示。因 C-INS 方法使用步态模型来提高滚转角和俯仰角的精度, 故在位置估计方面表现出了更好的性能。

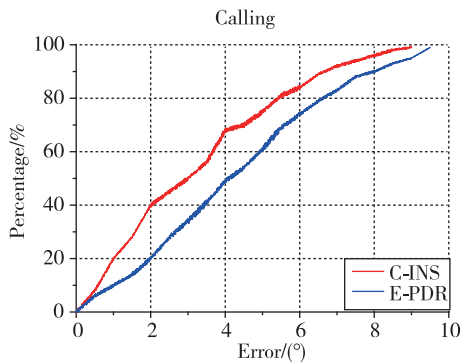
表 3 E-PDR 和 C-INS 解决方案在 3 个不同电话保持位置的定位误差

Tab. 3 Position errors of E-PDR and C-INS solutions in three different phone hold positions m

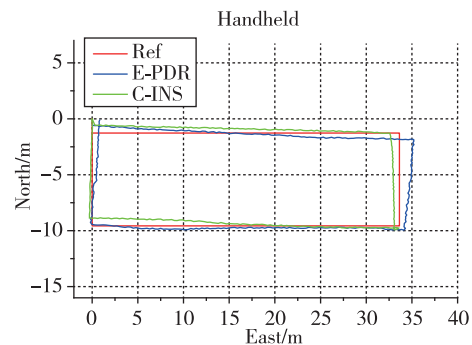
	手持模式		电话模式		口袋模式	
	E-PDR	C-INS	E-PDR	C-INS	E-PDR	C-INS
MAX	3.11	2.84	3.38	3.17	2.84	2.46
MEAN	1.68	1.15	1.57	1.84	1.59	1.33
RMS	2.15	1.67	1.94	1.95	1.73	1.41



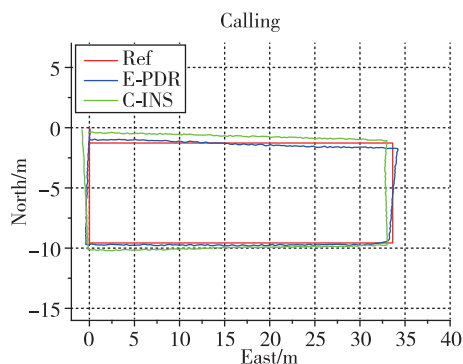
(a) 手持模式



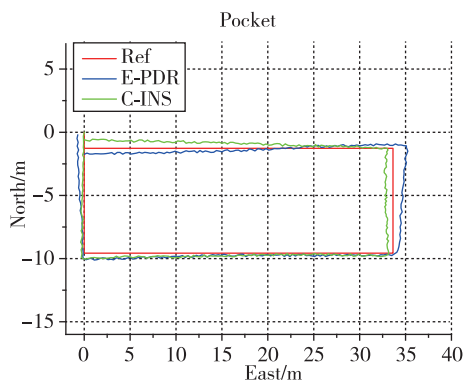
(b) 电话模式



(a) 手持模式



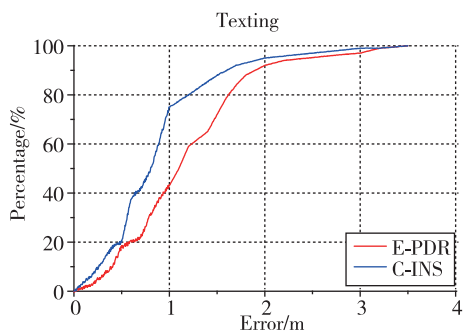
(b) 电话模式



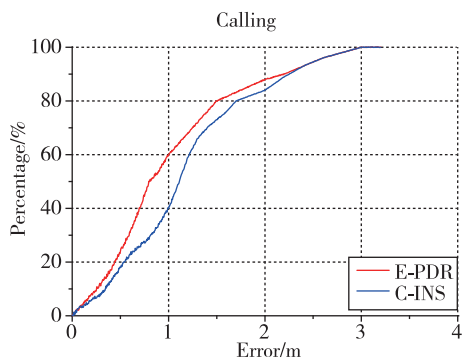
(c) 口袋模式

图 5 E-PDR 和 C-INS 在 3 个位置的估计结果

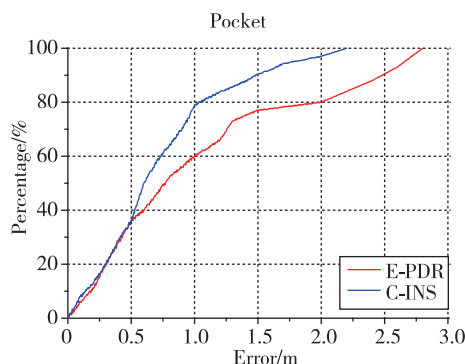
Fig. 5 Estimation results of two methods in three positions



(a) 手持模式



(b) 电话模式



(c) 口袋模式

图 6 E-PDR 和 C-INS 在 3 个位置的累积误差百分比

Fig. 6 Cumulative error percentage of E-PDR and C-INS in three positions

4 结论

1) 基于环境磁场图的匹配定位方法, 提高了磁场匹配定位的位置估计精度。将磁场序列与来自基于 INS 的 PDR 的估计轨迹结合使用, 提高了磁场指纹的可分辨性, 并设计了高斯牛顿迭代法进行磁场轮廓匹配定位。

2) 基于智能手机内置传感器, 利用步态模型和运动约束提供伪测量的 C-INS 方法, 提供了更高频率的输出、更丰富的三维速度信息, 以及更可靠的位置估计和航向估计。实际的步行测试证明了利用 C-INS 方法可以很好地解决基于智能手机的 PDR 中未对准角度估计的问题。

参考文献

- [1] 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): 118-128.
Chen Ruizhi, Chen Liang. Development status and challenges of indoor positioning technology based on smart phones[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2017 46(10): 118-128(in Chinese).
- [2] Fan X, Wu J, Long C, et al. Accurate and low cost mobile indoor localization with 2-D magnetic fingerprints[C]// Proceedings of the 1st ACM Workshop on Mobile Crowdsensing Systems and Applications. Delft, The Netherlands, 2017.
- [3] Wang Y, Li X, Zou J, et al. A foot-mounted inertial measurement unit (IMU) positioning algorithm based on magnetic constraint[J]. Sensors, 2018, 18(3): 741.

- [4] Qiu S, Wang Z, Zhao H, et al. Inertial/magnetic sensors based pedestrian dead reckoning by means of multi-sensor fusion[J]. *Information Fusion*, 2018, 39: 108-119.
- [5] Yuan Z, Haiyu L, You L, et al. PDR/INS/WIFI integration based on handheld devices for indoor pedestrian navigation[J]. *Micromachines*, 2015, 6(6): 793-812.
- [6] Kuang J, Niu X, Chen X. Robust pedestrian dead reckoning based on MEMS-IMU for smartphones[J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1391.
- [7] Davidson P, Takala J. Algorithm for pedestrian navigation combining IMU measurements and gait models [J]. *Gyroscope and Navigation*, 2013, 4(2): 79-84.
- [8] Subbu K P, Gozick B, Dantu R. Locate Me: magnetic-fields-based indoor localization using smartphones [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2013, 4(4): 73.
- [9] Chung J, Donahoe M, Schmandt C, et al. Indoor location sensing using geo-magnetism [C]// *Proceedings of International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, 2011: 141-154.
- [10] Renaudin V, Combettes C. Magnetic, acceleration fields and gyroscope quaternion-based attitude estimation with smartphone sensors for indoor pedestrian navigation[J]. *Sensors*, 2014, 14(12): 22864-22890.
- [11] Kang W, Han Y. Smart PDR: smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(5): 2906-2916.
- [12] Lin T, Li L. Multiple sensors integration for pedestrian indoor navigation[C]// *Proceedings of International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation*. IEEE, 2015: 1-9.
- [13] You L, Yuan Z, Haiyu L, et al. WIFI-aided magnetic matching for indoor navigation with consumer portable devices[J]. *Micromachines*, 2015, 6(6): 747-764.
- [14] Putta R, Misra M, Kapoor D. Smartphone based indoor tracking using magnetic and indoor maps[C]// *Proceedings of 2015 IEEE 10th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP)*. IEEE, 2015: 1-6.
- [15] Grand E L, Thrun S. 3-axis magnetic field mapping and fusion for indoor localization[C]// *Proceedings of the Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*. Hamburg, Germany, 2012: 358-364.
- [16] Madgwick S O H, Harrison A J L, Vaidyanathan A. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011: 1-7.