

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2025.02.012

# 基于地磁序列和 OSM 地图匹配的手机 众包轨迹图优化方法

洪子临<sup>1,2</sup>, 李雯<sup>1</sup>, 夏裕鹏<sup>1,2</sup>, 魏东岩<sup>1</sup>, 申戈<sup>1</sup>, 宋新航<sup>3</sup>

- 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
- 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049;
- 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190

**摘要:**地磁基准图的构建是实现地磁匹配导航的基础。在室内、道路等地磁导航应用场景中,基于普通手机的众包建图技术是未来解决大规模地磁建图问题的可行手段,而众包数据位置坐标的获取是其中的关键环节。目前,众包数据位置的获取主要依靠手机自身全球卫星导航系统(GNSS)的定位结果,在室内等无GNSS信号的场景中主要通过惯性航位推算获得,但是存在城市峡谷区域GNSS定位结果偏移、室内长时间惯性航位推算易产生累积误差等问题,使得众包数据位置坐标精度难以支撑准确的地磁基准图构建需要。针对上述技术挑战,提出了一种基于地磁序列与开放街道地图(OSM)匹配的手机众包轨迹图优化方法。首先,通过GNSS/MEMS/OBD多源融合产生的初始轨迹构建相邻位姿点约束。其次,利用磁场的空间稳定特性,通过基于动态时间规整(DTW)的地磁序列匹配算法构建磁场闭环点约束。然后,利用OSM的绝对位置信息,通过基于隐马尔可夫模型(HMM)的地图匹配算法构建地图匹配点约束。最后,基于上述3类约束构建联合图优化模型,并在通用图优化(G2O)框架下通过列文伯格-马夸尔特(LM)算法获得众包轨迹的室内外全局优化结果。在城市峡谷和地下车库等弱或无GNSS场景下进行室内外连续众包数据采集和轨迹优化测试,平均定位均方根误差降低了54%,显著优于原始GNSS或GNSS/MEMS/OBD多源融合的定位结果。

**关键词:**众包轨迹优化;图优化;众包建图;地磁序列;地图匹配

中图分类号: TP2

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2025)02-0111-11

## Optimization of smartphone crowdsourced trajectory maps based on geomagnetic sequence and OSM map matching

HONG Zilin<sup>1,2</sup>, LI Wen<sup>1</sup>, XIA Yupeng<sup>1,2</sup>, WEI Dongyan<sup>1</sup>, SHEN Ge<sup>1</sup>, SONG Xinhang<sup>3</sup>

- Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Science, Beijing 100094, China;
- School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;
- Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** The construction of a geomagnetic reference map is essential for geomagnetic matching navigation. In indoor and road geomagnetic navigation scenarios, the crowdsourced mapping tech-

收稿日期: 2024-09-29; 修订日期: 2025-02-20

基金项目: 中国科学院青年创新促进会基金(E13314010D)

作者简介: 洪子临(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事地磁导航中众包建图方面的研究。

通信作者: 李雯(1985—), 女, 博士, 高级工程师, 主要从事地磁导航、视觉导航及众包建图方面的研究。

nology based on ordinary smartphones is a feasible solution for large-scale geomagnetic mapping in the future, and obtaining the position coordinates of the crowdsourced data is one of the key links. At present, the acquisition of the crowdsourced position data depends primarily on the positioning results provided by the smartphone's built-in global navigation satellite system (GNSS) function, and is supplemented by inertial dead reckoning in GNSS-denied environments, such as indoors. However, there are challenges, including GNSS signal drift in urban canyons and the accumulation of errors over time in indoor inertial navigation, which affect the accuracy of position data for precise geomagnetic mapping. To address these challenges, a smartphone crowdsourced trajectory optimization method based on geomagnetic sequence and OpenStreetMap (OSM) map matching is proposed. Firstly, adjacent pose point constraints are established by using initial trajectories generated by GNSS/MEMS/OBD multi-source fusion. Secondly, by exploiting the spatial stability characteristics of the geomagnetic fields, magnetic closed-loop point constraints are constructed by the dynamic time warping (DTW)-based geomagnetic sequence matching algorithm. Then, the absolute position information from OSM is used to create map matching constraints through a hidden Markov model (HMM)-based map matching algorithm. Finally, a joint graph optimization model incorporating these three constraints is constructed, and the indoor-outdoor global optimization results of the crowdsourced trajectories are achieved through the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm under the general graph optimization (G2O) framework. The indoor-outdoor continuous crowdsourced data collection and trajectory optimization tests are carried out in GNSS-challenged environments, including urban canyons and underground parking lots, and demonstrate a 54% improvement in the average positioning root mean square error compared to raw GNSS or GNSS/MEMS/OBD multi-source fusion results, validating the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** Crowdsourced trajectory optimization; Graph optimization; Crowdsourced map building; Geomagnetic sequences; Map matching

## 0 引言

在城市峡谷和室内等场景中,全球卫星导航系统(global navigation satellite system,GNSS)信号因易受遮蔽而无法定位需求。磁场信号凭借其分布广泛且兼具空间差异性和时间稳定性的特点,能够为上述复杂环境下的定位提供有效补充。当前的磁场导航方法通常包括在线匹配和离线建图两个步骤,其中磁图构建是至关重要的一环。它通过高精度磁场地图的构建实现准确的定位与导航,以增强导航系统在弱/无GNSS信号环境中的适应性。

磁图构建的核心目标是优化轨迹的位置和磁值精度。其中,位置精度是确保磁场信号与真实轨迹匹配的基础,而磁值精度则是保证磁场信号在不同位置具有区分度的前提,二者相辅相成,共同提升磁场导航的整体性能。

传统的磁图构建方法依赖用户手动按照指定

路径采集数据<sup>[1]</sup>。该方法虽然精度高,但操作复杂且数据采集不完全,难以满足大规模场景的需求。文献[2-3]通过均匀采样提高了采集效率,但在面对不规则路径时,其表现仍存在局限性。针对上述问题,Robertson等<sup>[4]</sup>和Kok等<sup>[5]</sup>提出了利用磁场同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)技术,通过动态构建磁图以减少路径依赖,降低操作复杂度,但该方法在大规模场景中仍然面临成本高、耗时长挑战。

为了克服传统磁图构建方法的局限性,近年来,随着智能手机的普及和传感器技术的进步,众包技术逐渐被应用于磁图构建。众包技术借助普通用户的设备进行数据采集,具有低成本、广域覆盖的优势<sup>[6]</sup>。例如,文献[7]提出了基于Wi-Fi的众包建图方法,但在Wi-Fi信号较弱或缺失的场景(如城市峡谷、地下车库)中效果不佳。另一项研究<sup>[8]</sup>结合了行人航位推算(pedestrian dead reckoning,PDR)和聚类方法,但由于PDR缺乏绝对位置信息,其轨迹存在较大误差。

为解决这一问题,文献[9]提出了基于磁场的众包建图方法,但尚未在室外场景中进行验证。文献[10]引入了扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,EKF),通过结合磁场和航位推算(dead reckoning,DR)提升轨迹精度。然而,EKF 受限于逐历元递推估计,未能充分利用全局信息,容易陷入局部最优问题。文献[11]通过结合磁 SLAM 闭环和通用图优化(general graph optimization,G2O)算法进行全局优化,提升了室内位置精度,但在室外应用中表现有限。此外,文献[12]提出了基于频域特征的磁场匹配算法,并在多楼层环境中实现了三维磁图构建,尽管定位精度得到提升,但其多用户、多场景的可扩展性仍需验证。

分析现有轨迹优化方法,存在以下问题:1)现有方法依赖相对位姿约束,导致轨迹优化易陷入局部最优解,尽管局部误差较小,但整体拼接误差依然较大,特别是在缺乏绝对位置信息的场景下;2)现有磁序列匹配方法通常聚焦于单一场景,未能有效应对室内外场景的变化,导致特征提取不准确,匹配成功率下降,难以实现室内外一体化的轨迹构建。因此,这些方法在手机众包轨迹优化中存在局限性,难以直接应用于复杂环境下的轨迹构建任务。

本文提出了一种基于地磁序列与开放街道地图(OpenStreetMap,OSM)匹配的手机众包轨迹图优化方法。通过融合手机内置的 GNSS 及微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)传感器数据生成初始轨迹,并结合磁场与 OSM 道路信息,构建了相邻时刻位姿、磁闭环点和地图匹配点 3 类约束的联合图优化模型,从而实现众包轨迹的全局优化。在卫星开阔、城市峡谷和地下车库综合场景下进行室内外连续众包数据采集和轨迹优化测试,定

位均方根误差(root mean squared error, RMSE)为 3.7 m,显著优于原始 GNSS 或 GNSS/MEMS/车载诊断系统(on-board diagnostics, OBD)多源融合的定位结果。实验结果表明,该方法在多个测试场景中显著提升了众包轨迹的空间定位精度,且成功实现室内外一体化轨迹的构建。

### 1 算法框架

手机众包轨迹优化算法通过构建 3 类约束,并在 G2O 框架下进行全局优化,从而显著提升轨迹精度。具体步骤如下。

1)构建相邻位姿点约束:结合手机内置的 GNSS, MEMS 传感器(加速度计、陀螺仪)及辅助 OBD 提供的里程信息,进行多源融合导航,恢复弱或无 GNSS 区域的轨迹,构建相邻位姿点约束。

2)构建磁场闭环点约束:通过手机内置的霍尔传感器采集车辆行驶过程中的磁场数据,结合车载模式手机磁干扰补偿,进行地磁序列回环匹配,构建磁场闭环点约束。

3)构建地图匹配点约束:对多源融合导航轨迹进行弯道检测,结合 OSM 对轨迹直线路段采用基于隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)的地图匹配算法,构建地图匹配点约束。

4)全局图优化:基于上述 3 类约束,构建图优化边约束模型,并在 G2O 框架下采用列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt, LM)算法迭代求解全局最优轨迹,从而实现众包轨迹的全局优化,提升城市峡谷和室内环境中的轨迹位置精度。

该方法通过融合多源传感器数据与地图信息,合理构建约束条件,显著提高了众包轨迹的空间精度。算法框架如图 1 所示。

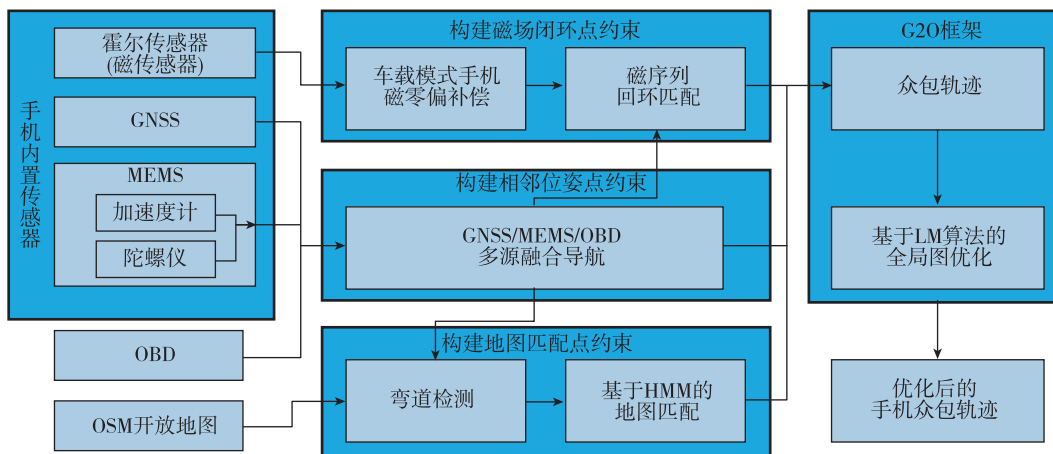


图 1 众包轨迹优化算法框架

Fig. 1 Framework of crowdsourced trajectory optimization algorithms

## 2 算法描述

### 2.1 相邻位姿点约束的构建

室内环境中,GNSS信号受到严重屏蔽,导致轨迹数据缺失,使得轨迹位置的连续性和可靠性难以保证。针对这一问题,采用基于GNSS/MEMS/OBD的多源融合导航方法<sup>[13]</sup>,恢复室内轨迹,从而得到初始的整体连续轨迹;再以此构建相邻位姿点约束,对各局部区域的轨迹进行空间限制,有效保证后续优化过程中整体轨迹的连续性。相邻位姿点约束将作为第1类约束条件,应用于2.4节的后端图优化过程中。

具体而言,该方法利用手机内置的GNSS模块、MEMS传感器和OBD里程数据作为观测信息,采用序贯滤波方法进行多源融合解算室内外轨迹。多源融合滤波模型选取姿态、速度与误差,以及加速度计、陀螺仪常值零偏作为状态量。

$$\mathbf{X} = [\delta\phi, \delta\mathbf{v}, \delta\mathbf{P}, \mathbf{V}_a, \boldsymbol{\varepsilon}_g]^T \quad (1)$$

其中: $\delta\phi, \delta\mathbf{v}, \delta\mathbf{P}$ 分别是姿态、速度与位置误差; $\mathbf{V}_a, \boldsymbol{\varepsilon}_g$ 分别为加速度计和陀螺仪常值零偏。

多源融合导航的观测方程为

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{X} + \mathbf{V}_i \quad (2)$$

式中, $i=1,2,3,4$ ,即一共有4种不同导航源对应的观测方程。其中: $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2$ 分别表示GNSS位置和速度观测方程,在GNSS信息有效时采用; $\mathbf{Z}_3, \mathbf{Z}_4$ 分别表示车辆运动和静止时的运动约束观测方程,车辆状态通过手机MEMS的加速度和角速率进行判断。 $\mathbf{H}$ 和 $\mathbf{V}$ 分别为对应的观测矩阵和观测噪声。

接着对上述4类导航源信息的有效性进行判断,并对有效信息源进行滤波处理,以修正受干扰的室外轨迹,同时递推生成室内初始轨迹信息。序贯滤波信息融合算法的状态更新过程为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k^1 = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{X}_k^i = \mathbf{X}_k^{i-1} + \mathbf{K}_k^{i-1} (\mathbf{Z}_k^{i-1} - \mathbf{H}_k^{i-1} \mathbf{X}_k^{i-1}) \\ \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^{N+1} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{F}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{W}$ 为系统噪声矩阵; $\mathbf{K}$ 为增益矩阵; $\mathbf{X}_k^i$ 为第 $k$ 个滤波周期中第 $i$ 个导航源的预测值。通过将上一个导航源的滤波值作为下一个导航源的预测值进行更新,最终将第 $N$ 个导航源的状态更新 $\mathbf{X}_k^{N+1}$ 作为第 $k$ 个周期的全局更新 $\mathbf{X}_k$ 。

然而,该方法在室内长时间缺失GNSS信号的情况下容易产生累积误差,并且在室外环境中,由于难以识别GNSS的平滑漂移误差,融合轨迹精度

的提升受到了限制。因此,仅利用该方法生成的室内外初始轨迹构建相邻点位姿约束,并将其用于后续的轨迹图优化过程。

### 2.2 磁场闭环点约束的构建

手机内置传感器可测量的环境信息包括磁场、Wi-Fi接收信号强度、蓝牙接收信号强度、光强及气压等。其中,磁场信号在空间分辨率和时间稳定性方面相较于其他环境信息具有明显优势,能够更为精准地实现众包轨迹自身或轨迹间的空间回环检测。基于手机内置的霍尔传感器数据,首先通过航向辅助进行磁测量零偏补偿,进而利用地磁序列回环检测构建磁场闭环点约束,作为2.4节后端图优化中的第2类约束条件。

#### 2.2.1 车载模式手机磁零偏补偿

车载手机的磁场数据受磁力计三轴非正交误差、灵敏度误差、零偏误差,以及车辆载体的硬磁和软磁干扰等多种误差影响。由于不同用户手机和不同次采集状态下,上述误差参数不同,其综合的磁误差模型为

$$\mathbf{B}_m = \mathbf{K} \mathbf{B}_e + \mathbf{b} \quad (4)$$

其中: $\mathbf{B}_e$ 为环境磁场矢量; $\mathbf{B}_m$ 为测量的磁场矢量; $\mathbf{K}$ 为总非正交误差; $\mathbf{b}$ 为总零偏误差。通过求解误差系数,即可利用测量磁场求解真实环境磁场,即

$$\mathbf{B}_e = \mathbf{L} (\mathbf{B}_m - \mathbf{b}) = \mathbf{L} \mathbf{B}_m - \mathbf{d} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{L} = \mathbf{K}^{-1}, \mathbf{d} = \mathbf{L} \mathbf{b}$ 。但在实际的车载众包数据获取过程中,很难使用常规磁矢量标定技术通过遍历载体三轴姿态或预先已知真实磁场实现上述误差参数的标定。通过车辆搭载测试手机进行椭圆拟合测试发现,在车载场景下,磁场测量误差主要体现为总零偏误差。因此,将误差模型简化为

$$\mathbf{B}_e = \mathbf{B}_m - \mathbf{d} \quad (6)$$

再通过GNSS计算的航向角和本地磁偏角作为已知量,求解该零偏参数。

具体而言,采用了一种车载地磁匹配定位中智能手机磁力计的在线校准方法<sup>[14]</sup>,以实现上述零偏误差的计算。定义手机测量系( $m$ 系)、手机水平测量系( $m_1$ 系)和车辆载体系( $b$ 系)均为右前上坐标系。首先,利用静止时手机的三轴加速度计数据估计 $m$ 系相对于 $m_1$ 系的横滚角 $\varphi$ 和俯仰角 $\theta$ 。

$$\mathbf{f}^m = \begin{bmatrix} f_x^m \\ f_y^m \\ f_z^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g \sin\varphi \\ g \sin\theta \cos\varphi \\ g \cos\theta \cos\varphi \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\varphi = \arctan\left(\frac{-f_x^m}{\sqrt{(f_y^m)^2 + (f_z^m)^2}}\right) \quad (8)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{f_y^m}{f_z^m}\right), \varphi \neq \pm 90^\circ \quad (9)$$

其中： $f^m$  为加速度计在  $m$  系下的三轴加速度矢量； $g$  为当地重力加速度； $f_x^m, f_y^m, f_z^m$  分别为  $f^m$  的各轴分量。在假设车辆横滚角和俯仰角均为 0，以及手机  $y$  轴与车辆前向轴已对齐的前提下，通过  $\varphi$  角和  $\theta$  角，可将手机的三轴磁场测量投影至  $b$  系，且与大地系水平一致。进而，可通过  $b$  系下的地磁测量总零偏、本地磁偏角及当前 GNSS 提供的车辆航向角构建如下约束方程

$$-\arctan\left(\frac{m_x^b - d_x^b}{m_y^b - d_y^b}\right) + \theta_{\text{mag}} = \theta_b \quad (10)$$

其中： $m_x^b$  和  $m_y^b$  分别为  $b$  系下手机磁力计  $x, y$  轴的测量值； $d_x^b$  和  $d_y^b$  则分别为其对应磁场测量的总零偏误差； $\theta_{\text{mag}}$  是当地的地磁偏角； $\theta_b$  是 GNSS 提供的车辆航向角。通过最小二乘法即可解算上述零偏误差参数，对车辆载体系下的磁场测量值进行校正，确保不同手机经过同一点时获得的磁场数据一致，以提高后续磁场回环检测的准确性。

### 2.2.2 地磁序列回环匹配

为了提高轨迹优化的精度，采用动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 算法对轨迹自身及不同轨迹间的地磁序列进行回环匹配。DTW 算法能够处理两段轨迹之间的非线性时间变化，解决因速度差异引起的尺度偏差，从而实现不同时间段轨迹的有效匹配。在匹配完成后，使用 Wi-Fi 指纹、轨迹形状及磁轮廓相关系数等对回环匹配结果进行验证<sup>[11]</sup>，进一步保证回环的准确性。

针对室内外场景磁场的差异，例如磁场强度变化幅度和变化频率等，通过手机接收的 GNSS 卫星数量对轨迹进行室内外场景的判断

$$G_{\text{num}} \leq T_{\text{GNSS}} \quad (11)$$

其中： $G_{\text{num}}$  为卫星有效数； $T_{\text{GNSS}}$  为判断室内外区域的卫星有效数阈值。同时，采用不同的回环检测参数以确保在不同场景下的有效匹配。由于受到更多人造物体的干扰，室内场景磁场变化较为复杂。因此，需设置较高的异常值过滤标准，但滑窗长度可以设置较小。而室外场景的磁场相对平稳，参数设置可以相应放宽，但需增加滑窗长度以确保获得足够的回环点数量。通过设立匹配相关参数的经验值，能够在不同环境下确保回环匹配的高精度和

可靠性。具体的磁场回环匹配相关参数如表 1 所示。

表 1 磁场回环匹配相关参数

Tab. 1 Magnetic field loop matching related parameters

算法	滑窗长度/m	DTW 阈值	回环验证阈值
室内	20	0.2	0.7
室外	100	0.3	0.5

### 2.3 地图匹配点约束的构建

前两类约束只能提供相对位置信息，尽管经过优化能有效减小轨迹的相对误差，但可能导致轨迹整体偏移，从而加大绝对误差。为进一步提高轨迹的空间精度，引入 OSM 作为绝对位置的参考，构建地图匹配点约束，并与前两类相对约束共同优化，以实现轨迹坐标位置的精化。OSM 包含丰富的路网信息，涵盖了大部分园区内部道路等，可以为轨迹提供绝对位置信息的约束，有助于实现轨迹与实际道路网络的有效匹配，从而减少部分路段的绝对误差，提高整体位置精度。

由于路网地图在路口转弯处通常用直线形式表示，而实际的众包轨迹则呈现弧线形状。首先，通过弯道检测提取直线轨迹，并基于 HMM 的地图匹配算法获得轨迹与 OSM 的匹配点。然后，构建地图匹配点约束，作为 2.4 节后端图优化中的第 3 类约束条件。

#### 2.3.1 弯道检测

OSM 使用线段和折线进行道路网的描述，通过对 OSM 格式进行转换，可以提取描述道路折线的节点坐标信息。表 2 所示为由 OSM 导出某测试区域的部分道路节点坐标。

表 2 某测试区域的部分 OSM 路段导出数据格式

Tab. 2 Format of exported data for OSM sections in the selected test area

节点序号	经度	纬度
1	lon1	lat1
2	lon2	lat2
3	lon3	lat3
4	lon4	lat4
5	lon5	lat5

对该区域 OSM 道路进行可视化处理后可以发现，OSM 在拐弯处未进行平滑处理，与车辆的实际转弯轨迹存在偏差。因此，需要通过弯道检测以区

分出轨迹中的弯道和直道,仅对直道部分进行后续的地图匹配。该区域 OSM 道路可视化结果如图 2 所示。

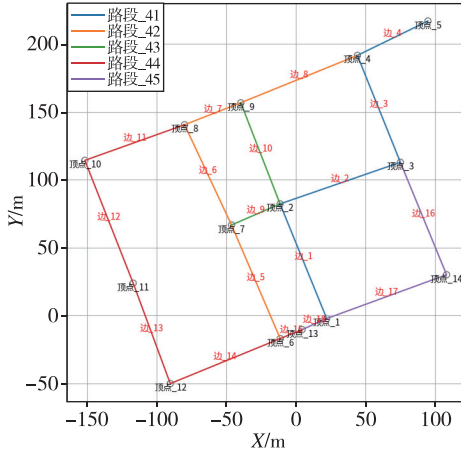


图 2 某测试区域部分 OSM 路段可视化结果  
Fig. 2 Visualization results of OSM sections in the selected test area

提出了一种基于曲率、速度和航向的弯道检测算法。该算法首先通过动态调整不同速度下的曲率阈值,识别曲率变化最大的点,并基于曲率确定弯道的长度。随后,根据弯道的整体航向变化进行结果校验,从而确保检测的准确性和稳定性。该方法能够适应不同尺度的弯道,相较于仅依赖航向变化的转弯检测算法,具有更高的鲁棒性。对某测试轨迹的弯检测结果如图 3 所示。

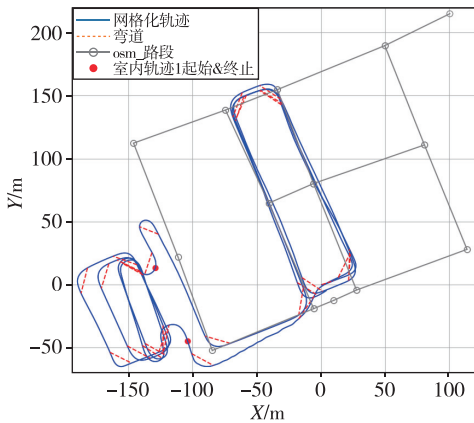


图 3 某测试轨迹弯道检测结果  
Fig. 3 Curve detection results for a test track

### 2.3.2 基于 OSM 的地图匹配

HMM 提供了一种结合观测数据与潜在状态的框架,通过最大化观测概率和状态转移概率,计算

最有可能的匹配路径。鉴于此,采用了一种基于 HMM 的 OSM 地图匹配算法<sup>[15]</sup>,并进行了相应改进。具体过程如下。

#### 1) 轨迹表示与插值点生成

设车辆轨迹表示为  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ , 每个轨迹点  $x_i$  包含二维位置和航向信息。为提高匹配精度,首先对 OSM 路段进行插值生成插值点集合  $\mathbf{S} = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ , 每个插值点  $s_j$  记录其坐标和对应的路段 ID。

#### 2) 观测概率计算

设有观测值  $\mathbf{O} = \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ , 对于任意轨迹点  $x$ , 计算每个观测点的观测概率  $P(\mathbf{O} | \mathbf{S})$ 。假设观测误差服从高斯分布,其计算公式为

$$P(o_t | s_j) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

其中:  $d_{ij}$  表示轨迹点  $x_i$  与插值点  $s_j$  之间的欧氏距离;  $\sigma$  为高斯分布的标准差。

#### 3) 状态转移概率计算

定义状态转移概率  $P(s_t | s_{t-1})$ , 在考虑道路拓扑结构的情况下,状态转移概率的计算公式为

$$P(s_j | s_k) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{d_{jk}^2}{2\sigma^2}\right), & \text{相同路段} \\ \exp\left(-\frac{d_{jk}}{\sigma}\right), & \text{不同路段} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $d_{jk}$  为插值点  $s_j$  与  $s_k$  之间的距离。

#### 4) 最优路径计算

利用 Viterbi 算法计算最优状态路径,更新公式为

$$dp[j, t] = \max_k (dp[k, t-1] P(s_j | s_k)) P(o_t | s_j) \quad (14)$$

通过动态规划,找到最可能的轨迹匹配路径,最终输出匹配结果。

## 2.4 后端图优化

### 2.4.1 G2O 边约束定义

在后端的图优化过程中,假设轨迹  $p$  有  $t$  个点,其位姿矢量为  $\mathbf{X}_p^k = \{x_{p_1}^k, x_{p_2}^k, \dots, x_{p_t}^k\}$ , 其中  $x_{p_i}^k =$

$$\begin{bmatrix} x_{p_i}^k \\ y_{p_i}^k \\ \theta_{p_i}^k \end{bmatrix}, x_{p_i}^k, y_{p_i}^k, \theta_{p_i}^k \text{ 分别表示第 } k \text{ 轮迭代后轨迹 } p$$

第  $i$  个点在平面坐标系下的横、纵坐标及航向角,位姿图的误差表示为

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{(i,j) \in C} e_{i,j}^T \mathbf{\Omega}_{ij} e_{i,j} \quad (15)$$

其中:  $F(\mathbf{X})$  为轨迹  $\mathbf{X}$  的误差函数;  $\langle i, j \rangle$  为连接顶点  $i$  和  $j$  的边约束;  $\mathbf{e}_{i,j}$  为  $\langle i, j \rangle$  的残差;  $\mathbf{\Omega}_{ij}$  为对应的信息矩阵;  $\mathbf{C}$  为相邻位姿点约束、磁场闭环点约束和地图匹配点约束的集合, 具体体现为 3 类不同的残差项  $\mathbf{e}_{i,j}$ 。

### 1) 相邻位姿点约束

$$\mathbf{e}_{i,i+1}^{\text{adj}} = \mathbf{Z}_{i,i+1}^{\text{adj}} - \hat{\mathbf{Z}}_{i,i+1}^{\text{adj}} \quad (16)$$

$$\text{其中: } \mathbf{Z}_{i,i+1}^{\text{adj}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_{i+1}}^0 \\ \Delta y_{p_i, p_{i+1}}^0 \\ \Delta \theta_{p_i, p_{i+1}}^0 \end{bmatrix} \text{ 为测量值; } \hat{\mathbf{Z}}_{i,i+1}^{\text{adj}} =$$

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_{p_i}^k - \hat{x}_{p_{i+1}}^k \\ \hat{y}_{p_i}^k - \hat{y}_{p_{i+1}}^k \\ \hat{\theta}_{p_i}^k - \hat{\theta}_{p_{i+1}}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_{p_i, p_{i+1}}^k \\ \Delta \hat{y}_{p_i, p_{i+1}}^k \\ \Delta \hat{\theta}_{p_i, p_{i+1}}^k \end{bmatrix} \text{ 为估计值; } \mathbf{e}_{i,i+1}^{\text{adj}} \text{ 定义为}$$

二元边残差, 表示轨迹前后相邻位姿点的约束。

$$\mathbf{e}_{i,i+1}^{\text{adj}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_{i+1}}^0 - \Delta \hat{x}_{p_i, p_{i+1}}^k \\ \Delta y_{p_i, p_{i+1}}^0 - \Delta \hat{y}_{p_i, p_{i+1}}^k \\ \Delta \theta_{p_i, p_{i+1}}^0 - \Delta \hat{\theta}_{p_i, p_{i+1}}^k \end{bmatrix} \quad (17)$$

### 2) 磁场闭环点约束

磁场闭环点约束包括轨迹自身磁场闭环点约束  $\mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}}$  和轨迹间磁闭环点约束  $\mathbf{e}_i^{\text{mag}}$

$$\mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}} = \mathbf{Z}_{i,j}^{\text{loop}} - \hat{\mathbf{Z}}_{i,j}^{\text{loop}} \quad (18)$$

$$\mathbf{e}_i^{\text{mag}} = \mathbf{Z}_i^{\text{mag}} - \hat{\mathbf{Z}}_i^{\text{mag}} \quad (19)$$

$$\text{对于存在自身闭环的轨迹 } p, \mathbf{Z}_{i,j}^{\text{loop}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_j} \\ \Delta y_{p_i, p_j} \\ \Delta \theta_{p_i, p_j} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{Z}}_{i,j}^{\text{loop}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{p_i}^k - \hat{x}_{p_j}^k \\ \hat{y}_{p_i}^k - \hat{y}_{p_j}^k \\ \hat{\theta}_{p_i}^k - \hat{\theta}_{p_j}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta \hat{\theta}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix}, \mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}} \text{ 定义为}$$

二元边残差, 表示众包自身磁场闭环点的约束。

$$\mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_j} - \Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta y_{p_i, p_j} - \Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta \theta_{p_i, p_j} - \Delta \hat{\theta}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ -\Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \\ -\Delta \hat{\theta}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix} \quad (20)$$

对于存在互相闭环的轨迹  $p$  和  $q, \mathbf{Z}_i^{\text{mag}} =$

$$\begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_j} \\ \Delta y_{p_i, p_j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{Z}}_i^{\text{mag}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{p_i}^k - \hat{x}_{p_j}^k \\ \hat{y}_{p_i}^k - \hat{y}_{p_j}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix},$$

$\mathbf{e}_i^{\text{mag}}$  定义为一元边残差, 表示众包轨迹间磁场闭环点的约束

$$\mathbf{e}_i^{\text{mag}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, p_j} - \Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ \Delta y_{p_i, p_j} - \Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Delta \hat{x}_{p_i, p_j}^k \\ -\Delta \hat{y}_{p_i, p_j}^k \end{bmatrix} \quad (21)$$

### 3) 地图匹配点约束

$$\mathbf{e}_i^{\text{osm}} = \mathbf{Z}_i^{\text{osm}} - \hat{\mathbf{Z}}_i^{\text{osm}} \quad (22)$$

对于与 OSM 存在匹配点的轨迹  $p, \mathbf{Z}_i^{\text{osm}} =$

$$\begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, \text{osmj}} \\ \Delta y_{p_i, \text{osmj}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{Z}}_i^{\text{mag}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{p_i}^k - x_{\text{osmj}} \\ \hat{y}_{p_i}^k - y_{\text{osmj}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \hat{x}_{p_i, \text{osmj}}^k \\ \Delta \hat{y}_{p_i, \text{osmj}}^k \end{bmatrix},$$

$\mathbf{e}_i^{\text{osm}}$  定义为一元边残差, 表示为

$$\mathbf{e}_i^{\text{osm}} = \begin{bmatrix} \Delta x_{p_i, \text{osmj}} - \Delta \hat{x}_{p_i, \text{osmj}}^k \\ \Delta y_{p_i, \text{osmj}} - \Delta \hat{y}_{p_i, \text{osmj}}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Delta \hat{x}_{p_i, \text{osmj}}^k \\ -\Delta \hat{y}_{p_i, \text{osmj}}^k \end{bmatrix} \quad (23)$$

## 2.4.2 众包轨迹优化

假设有  $n \geq 2$  条众包轨迹, 可构造包含 3 类约束的误差函数

$$F(\mathbf{X}_n) = \sum \mathbf{e}_{i,j}^{\text{adj}} \mathbf{\Omega}_{ij} \mathbf{e}_{i,j}^{\text{adj}} + \sum \mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}} \mathbf{\Omega}_{ij} \mathbf{e}_{i,j}^{\text{loop}} + \sum \mathbf{e}_i^{\text{mag}} \mathbf{\Omega}_{ij} \mathbf{e}_i^{\text{mag}} + \sum \mathbf{e}_i^{\text{osm}} \mathbf{\Omega}_{ij} \mathbf{e}_i^{\text{osm}} \quad (24)$$

当  $n=1$  时,  $\mathbf{e}_i^{\text{mag}}$  不存在, 只需考虑自身磁场闭环点约束。

最后, 通过 LM 方法<sup>[16]</sup> 求解非线性误差函数

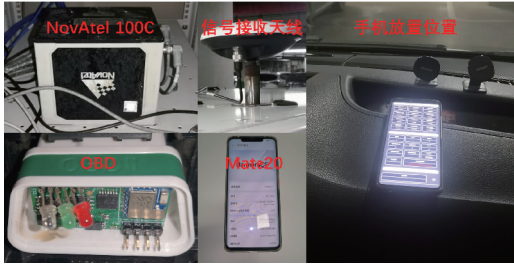
$$\mathbf{X}_n^* = \underset{\mathbf{X}_n}{\text{argmin}} F(\mathbf{X}_n) \quad (25)$$

得到最小化  $F(\mathbf{X}_n)$  的最优解  $\mathbf{X}_n^*$ , 实现众包轨迹的优化。

## 3 实验与评估

### 3.1 实验条件

选取某技术基地园区内的部分室外与室内停车场作为典型场景进行实验。实验设备包括华为 Mate20 智能手机、OBD 模块(经标定后积分里程精度约 1%)、作为位置基准设备的 GNSS/惯性导航系统(inertial navigation system, INS)高精度组合系统 NovAtel SPAN-ISA-100C(在实时动态(real-time kinematic, RTK)模式下, 其定位精度在失锁时间为 0 s 和 60 s 时的水平位置误差分别为 0.02 m 和 0.72 m), 以及用于数据处理和分析的计算机。实验场景长 280 m, 宽 170 m。实验共选取了 4 条轨迹, 覆盖了开阔区域、城市峡谷和室内多个环境。实验设备和场景如图 4 所示。



(a) 实验设备



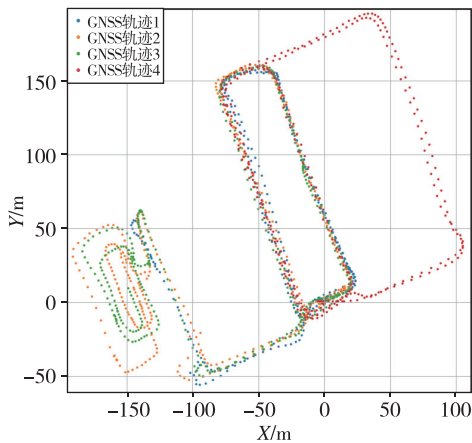
(b) 实验场景

图 4 实验设备与实验场景

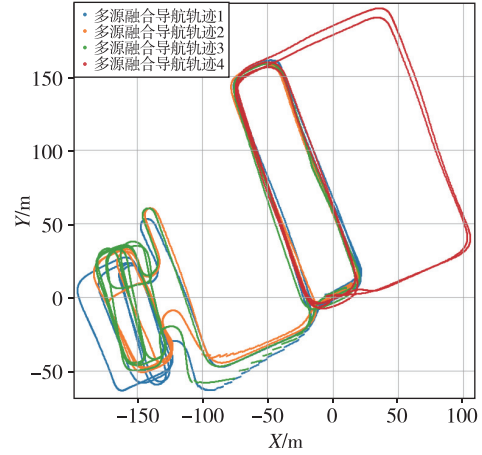
Fig. 4 Experimental equipment and scenarios

### 3.2 结果分析

众包手机采集的原始 GNSS 轨迹及经过多源融合导航处理后的轨迹如图 5 所示。从图 5(a) 可以看出,GNSS 轨迹在室内缺乏有效的轨迹位置数据,部分手机虽然具有自带的处理组合功能,但仍无法准确显示轨迹位置。相比之下,图 5(b) 显示了经过多源融合导航处理后的轨迹,其形状已初步成形。然而,由于累计误差的影响,后期轨迹的偏移逐渐增大。



(a) 原始 GNSS 轨迹



(b) 多源融合导航轨迹

图 5 原始 GNSS 轨迹和多源融合导航轨迹

Fig. 5 Raw GNSS trajectories and multi-source fusion navigation trajectories

众包轨迹优化结果如图 6 所示。可以观察到,在对地图匹配点约束进行优化后,室外道路的部分轨迹段成功匹配到 OSM 地图上。而在缺乏地图的室内路段,通过优化相邻位姿点的约束,轨迹基本保持了其位置。同时,磁场闭环点约束在室内和室外区域均起到了作用,进一步提升了轨迹的位置精度。

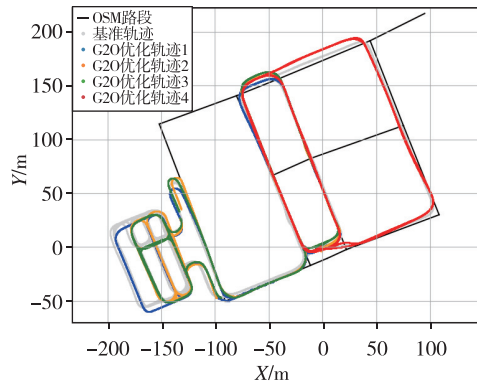


图 6 众包轨迹优化后结果

Fig. 6 Crowdsourced trajectory optimized results

单条轨迹众包优化的结果及误差如图 7 所示。分析图 7(d) 可知,在室外部分,G2O 优化后的轨迹误差略优于 GNSS 轨迹和多源融合导航轨迹。然而,在室内部分,由于缺乏 GNSS 信号,单靠惯性递推的多源融合导航轨迹误差逐渐发散并增大,反观 G2O 轨迹的误差明显优于前两者,表明 G2O 优化在不同环境条件下的有效性。



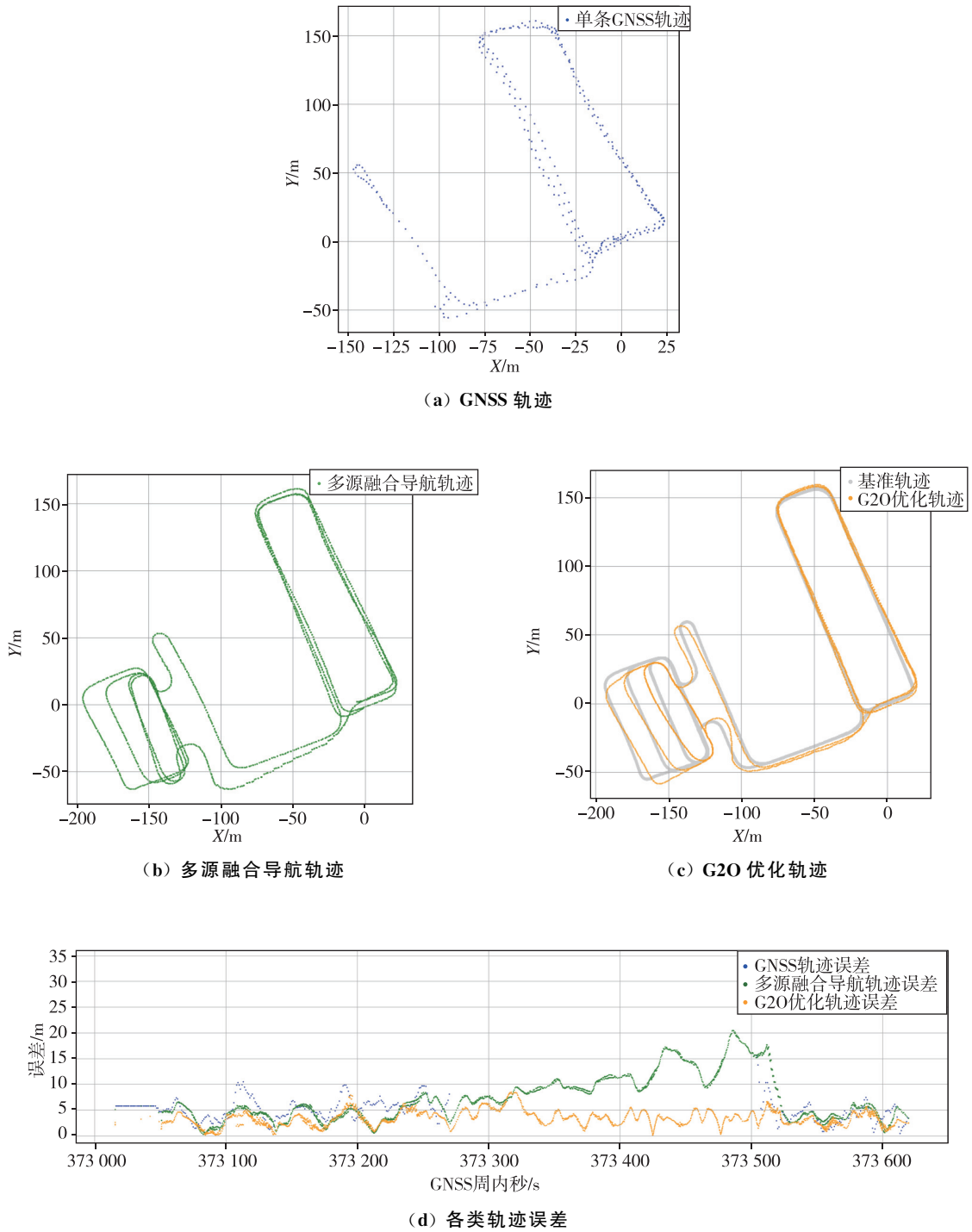


图 7 众包轨迹优化后某单条轨迹结果

Fig. 7 Crowdsourced trajectory optimized results for a single trajectory

轨迹优化前后的误差对比如表 3 所示。从表 3 可以看出,经过 G2O 优化后,整体轨迹的 RMSE 显著降低,尤其是在复杂环境下的表现尤为突出。GNSS 轨迹在城市峡谷环境中的 RMSE 为 5.76 m。

而在整个系统的轨迹优化后, RMSE 从 7.99 m 下降到 3.70 m,降低了 54%,表明优化模型对轨迹误差的整体抑制效果显著。

表 3 各类轨迹误差  
Tab. 3 Various types of trajectory errors

数据采集区域	GNSS RMSE/m	GNSS/MEMS/OBD 多源融合 <sup>[13]</sup> RMSE/m	G2O 优化 RMSE/m	提升百分比/%
所有测试数据 (包含室内+城市峡谷)	—	7.99	3.70	54
测试数据室内部分	—	11.34	4.14	63
测试数据城市峡谷部分	5.76	5.51	3.44	38

具体来看,在室内场景中,GNSS/MEMS/OBD 多源融合轨迹的 RMSE 为 11.34 m,经 G2O 优化后显著降低至 4.14 m。这表明在信号复杂且易受干扰的室内环境下,优化方法能够有效提高定位精度。相比之下,室外环境中的误差相对较小,优化前为 5.51 m,优化后下降至 3.44 m,尽管改善幅度略小,但同样显示了优化模型在开放环境中的适应性和有效性。综上所述,优化后的系统显著提升了轨迹定位的精度,尤其是在室内等复杂环境中的效果更为明显。

#### 4 结论

本文提出了一种基于地磁序列与 OSM 地图匹配的手机众包轨迹优化方法,通过多源数据融合有效解决了城市峡谷、室内等弱或无 GNSS 信号环境下位置数据精度下降的问题。实验结果显示,该方法在卫星信号开阔、城市峡谷和地下车库综合场景测试中,室内外轨迹优化的平均精度达到 3.70 m,显著提高了轨迹的位置精度,尤其是在信号复杂的室内环境中表现突出。同时,实验也验证了地磁序列与地图信息结合的潜力,为后续地磁建图工作奠定了基础。创新点包括:

1)通过引入 OSM 提供的绝对位置信息,构建了融合相邻位姿点约束、磁场闭环点约束和地图匹配点约束的联合优化模型,并在 G2O 框架下实现了轨迹的全局优化,有效弥补了现有众包轨迹优化方法中缺乏绝对位姿约束的不足。

2)针对卫星信号开阔区域、城市峡谷及室内等不同场景,根据地磁序列的尺度变化特性,设计了对应场景的匹配参数配置,从而提高了地磁匹配方法的特征提取准确率与匹配成功率,实现了室内外连续的手机众包轨迹构建。

在上述方法中,假设手机在室外环境中的 GNSS 信号噪声服从高斯分布,通过同一路段多条轨迹对单条轨迹施加约束,有效修正了测量误差并

提升了定位精度。尽管在室内环境中,多源融合导航所涉及的噪声分布并不完全符合高斯假设,但实验结果表明,所提出的方法在该假设下仍能够取得较为理想的优化效果。

然而,研究也发现,所提出的方法在处理大范围场景时计算耗时较长,优化速度有待提升。未来工作将聚焦于进一步优化算法效率,并探索在更复杂的动态环境中提高方法的适应性与鲁棒性,以满足多用户、多场景的实际应用需求。

#### 参考文献

- [1] GALVÁN-TEJADA C E, GARCÍA-VÁZQUEZ J P, BRENA R F. Magnetic field feature extraction and selection for indoor location estimation[J]. *Sensors*, 2014, 14(6): 11001-11015.
- [2] ASHRAF I, DIN S, ALI M U, et al. MagWi: benchmark dataset for long term magnetic field and Wi-Fi data involving heterogeneous smartphones, multiple orientations, spatial diversity and multi-floor buildings[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 77976-77996.
- [3] LIU G, YU B, HUANG L, et al. Human-interactive mapping method for indoor magnetic based on low-cost MARG sensors[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-10.
- [4] ROBERTSON P, FRASSL M, ANGERMANN M, et al. Simultaneous localization and mapping for pedestrians using distortions of the local magnetic field intensity in large indoor environments[C]// *Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*. Montbeliard: IEEE, 2013: 1-10.
- [5] KOK M, SOLIN A. Scalable magnetic field SLAM in 3D using Gaussian process maps[C]// *Proceedings of 2018 21<sup>st</sup> International Conference on Information Fusion (FUSION)*. Cambridge: IEEE, 2018: 1353-1360.
- [6] LASHKARI B, REZAZADEH J, FARAHBAKHSR R, et al. Crowdsourcing and sensing for indoor localization in IoT: a review[J]. *IEEE Sensors Journal*,

- 2018, 19(7): 2408-2434.
- [7] LI W, WEI D, LAI Q, et al. Geomagnetism-aided indoor Wi-Fi radio-map construction via smartphone crowdsourcing[J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1462.
- [8] AYANOGLU A, SCHNEIDER D M, EITEL B. Crowdsourcing-based magnetic map generation for indoor localization[C]// *Proceedings of 2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. Nantes: IEEE, 2018: 1-8.
- [9] CHEN L, WU J, YANG C. MeshMap: a magnetic field-based indoor navigation system with crowdsourcing support[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 39959-39970.
- [10] LI Y, HE Z, GAO Z, et al. Toward robust crowdsourcing-based localization: a fingerprinting accuracy indicator enhanced wireless/magnetic/inertial integration approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 6(2): 3585-3600.
- [11] YAO B, LI W, WEI D, et al. Robust magnetic field loop closure detection for low-cost robot's localization and mapping[C]// *Proceedings of China Satellite Navigation Conference (CSNC 2022)*, Volume III. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022: 541-551.
- [12] WANG Y, KUANG J, LIU T, et al. CrowdMagMap: crowdsourcing based magnetic map construction for shopping mall[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 11(3): 5362-5373.
- [13] 纪新春, 魏东岩, 袁洪, 等. 基于智能手机的车辆多源融合导航方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2020, 28(5): 638-644+693.
- Ji Xinchun, Wei Dongyan, Yuan Hong, et al. Vehicle multi-source fusion navigation method based on smartphone platform[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2020, 28(5): 638-644+693(in Chinese).
- [14] LIU Y, LI W, WEI D, et al. Online calibration method of smartphone magnetometer in vehicle geomagnetic matching positioning [C]//*Proceedings of 2022 IEEE 12<sup>th</sup> International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*. Beijing: IEEE, 2022: 1-8.
- [15] NEWSON P, KRUMM J. Hidden Markov map matching through noise and sparseness[C]// *Proceedings of 17<sup>th</sup> ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. Seattle: ACM, 2009: 336-343.
- [16] KÜMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2O: a general framework for graph optimization[C]// *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Shanghai: IEEE, 2011: 3607-3613.

(编辑:黄利华)