

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513914

一种 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法^{*}

刘 灵¹, 孟 骞¹, 马 骁², 高志强², 孟凡琛²

(1. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096; 2. 北京航天控制仪器研究所 北京 410083)

摘 要:针对城市峡谷等复杂场景下,智能手机全球导航卫星系统(GNSS)信号易受多径和非视距效应干扰,从而导致定位精度与可靠性显著下降的问题,故提出一种基于多源自主导航系统理论框架的全球导航卫星系统/行人航位推算(GNSS/PDR)弹性图优化自主导航方法。该方法从系统可检测性与可重构性两个维度出发,设计了一种状态自适应故障检测与梯度下降回归自主重构机制的弹性容错架构,以增强导航系统在动态变化环境中的鲁棒性能。在可检测性方面,设计了一种状态关联的动态故障检测机制:若上一历元未检测到故障,采用滑动窗口下的动态 3σ 统计检测法进行异常判断;若上一历元已检测到故障,则切换为基于指数加权移动平均的动态阈值策略,以持续跟踪潜在异常。在可重构性方面,一旦检测到故障,系统能够通过梯度下降回归方法对 GNSS/PDR 算法进行故障诊断与自主重构。该重构过程首先利用历史新息完成系统状态的预测,其次根据异常新息与修复新息之间的动态关系对完成幅值修正,最终实现对异常观测值的动态修复。经实验验证,本方法的定位平均误差较扩展卡尔曼滤波(EKF)算法、基于 Huber 核的 M 估计 EKF 算法、因子图优化(FGO)算法和基于 Huber 核的 M 估计 FGO 算法下降了 20% 以上。这表明该方法在提升基于智能手机的行人导航在复杂多径和非视距环境下的定位精度和鲁棒性上具有一定的优势,为未来消费级设备的精度定位应用提供了解决思路。

关键词: 行人导航;GNSS/PDR 组合导航;因子图优化;动态故障检测;梯度下降回归

中图分类号: TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

A method of resilient factor graph optimization-based GNSS/PDR autonomous navigation

Liu Ling¹, Meng Qian¹, Ma Xiao², Gao Zhiqiang², Meng Fanchen²

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Beijing Aviation Control Equipment Research Institute, Beijing 410083, China)

Abstract:To address the challenge of degraded positioning accuracy and reliability in smartphone global navigation satellite system (GNSS) signals caused by multipath and non-line-of-sight effects in complex environments such as urban canyons and dense high-rise areas, this paper proposes a resilient graph optimization-based global navigation satellite system/pedestrian dead reckoning (GNSS/PDR) autonomous navigation method within a multi-source integrated navigation system framework. Focusing on system detectability and reconfigurability, the approach designs an elastic fault-tolerant architecture that incorporates state-adaptive fault detection and gradient descent regression-based autonomous reconfiguration, aiming to enhance the robustness of the navigation system under dynamically changing environmental conditions. In terms of detectability, a state-correlated dynamic fault detection mechanism is introduced. When no fault is detected in the previous epoch, a sliding-window-based dynamic 3σ statistical detection method is applied. When a fault is detected in the previous epoch, a dynamic threshold strategy based on exponentially weighted moving average is employed for continuous anomaly monitoring. In terms of reconfigurability, once a fault is identified, the system performs fault diagnosis and autonomous reconfiguration using a gradient descent regression-based GNSS/PDR algorithm. The reconfiguration process first utilizes historical innovations to predict the system state, then performs magnitude correction based on the dynamic relationship between abnormal and

收稿日期:2025-04-10 Received Date: 2025-04-10

^{*} 基金项目:国家自然科学基金项目(62388101,62203111)、航空科学基金项目(20220008069003)、江苏省科技项目(BM2023013-4, BK2023143-4)资助

repaired innovations, and finally achieves dynamic recovery of abnormal observations. Experimental results demonstrate that the proposed method reduces the average positioning error by more than 20% compared to traditional extend Kalman filter (EKF), Huber-based M-estimation EKF, factor graph optimization (FGO), and Huber-based M-estimation FGO algorithms. These findings indicate that the proposed method offers significant advantages in enhancing the positioning accuracy and robustness of smartphone-based pedestrian navigation under challenging multipath and NLOS environments, providing a valuable reference for the development of high-precision positioning applications in future consumer-grade devices.

Keywords: pedestrian navigation; GNSS/PDR integrated navigation; factor graph optimization; dynamic fault detection; gradient descent regression

0 引 言

随着智能手机以及各种穿戴式智能设备的发展和广泛普及,广大用户对基于智能手机的位置服务的精度和连续性提出了更高的要求。然而,在城市复杂环境中,由于建筑物、树木、高架桥梁等的遮挡,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)可见卫星数会明显减少,观测信号也因多径效应和非视距效应等导致质量明显异常,进而影响定位精度^[1]。因此,仅依赖智能手机低成本传感器平台提供的GNSS定位结果通常难以为用户提供连续稳定的定位服务^[2]。为确保行人导航定位结果的可靠性,借助其他定位技术来辅助GNSS定位变得尤为必要。在行人导航中,行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)和GNSS定位是常用的定位方法。PDR定位借助手机内置微机电系统惯性测量单元(micro electromechanical system inertial measurement unit, MEMS IMU),通过递推方式计算航向角和步长,但受限于硬件性能,其误差会随时间推移显著积累,限制了其在实际场景中的应用^[3]。因此,利用GNSS和PDR系统间的信息融合与优势互补,已成为智能终端领域提升定位准确性和系统可靠性的主流研究方向^[4]。

在GNSS和PDR的各种组合导航方案中,松组合模式因架构简单、算力需求低等优势,在移动终端定位领域得到广泛应用^[5]。但是松组合模式缺乏冗余观测测量,一旦观测测量发生故障,若直接剔除或隔离,将因观测测量不足而无法有效约束PDR状态递推的误差发散。因此GNSS的观测粗差成为制约智能手机松组合导航精度提升的关键因素。

为削弱城市峡谷等复杂场景中智能手机由多径效应和非视距信号对GNSS定位异常观测的问题,需要信息融合方法具备自主抗扰容错与智能重构优化能力^[6]。文献[7]提出了一种故障修复增强的抗差扩展卡尔曼滤波的GNSS/PDR组合导航方法,提高了复杂环境下的GNSS/PDR系统的准确性和鲁棒性。文献[8]提出了一种验前验后粗差探测的GNSS/PDR的定位算法,可实现复杂城市环境中稳定连续的导航定位。上述研究普遍采

用基于扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter, EKF)框架进行数据融合,并通过抗差滤波的思想实现鲁棒定位。但由于行人运动轨迹是连续的,而EKF的一阶马尔可夫假设限制了对历史数据的再评估,使得更新过程中无法应用更多的历史信息,这在一定程度上影响了连续轨迹跟踪的稳定性和精度。

与卡尔曼滤波相比,因子图优化(factor graph optimization, FGO)算法在处理非线性问题和全局优化上展现出显著的优势,为导航信息融合提供了另一种解决途径^[9]。文献[10]将FGO算法引入GNSS/PDR中,进一步提高了智能手机GNSS/PDR的定位精度。FGO的鲁棒估计方法主要包括M估计和基于图的方法^[11]。前者通过构建具有饱和特性的鲁棒核函数对超出预设阈值的观测残差实施非线性降权^[12];后者通过增加额外权重约束因子对异常量测的弹性处理^[13]。在复杂城市环境中,受行人导航运动学特征的影响,智能手机GNSS信号的故障特征进一步呈现出跳跃性突变和连续渐进式衰减的非单一场景故障特征^[14-15]。在行人导航场景中,当接收机受到建筑物瞬时遮挡时,常会产生跳跃性突变^[16];当行人从遮挡区域逐渐移动到部分开放区域时,由多径效应、信号遮挡衍射等影响并非瞬时消失,而是随着接收机的移动和环境反射条件的变化呈现渐进式衰减^[17-18]。基于这种故障背景,上述两类算法均存在局限性:M估计的核函数在应对连续故障时,存在权重调节滞后的现象;基于图的方法也主要解决较大的突变性故障,难以有效应对这种连续渐进式衰减故障^[19]。

针对上述非单一故障场景,现有的自主导航技术难以结合不同场景实现较为可信完备的自主导航技术应用。而文献[20]提出的多源自主导航系统体系提供了一种科学的解决方案,该体系从系统可检测性,系统可重构性,系统可信性和系统完备性出发,能够全面、准确评估系统的性能和状态,及时发现系统的故障和缺陷,同时提高自主导航系统环境自适应和功能重构能力。为了提高行人GNSS/PDR组合导航复杂场景下的定位精度和鲁棒性,本文将基于FGO的鲁棒估计引入GNSS/PDR算法中。同时为确保系统的容错性能和可靠输出,提高自主导航系统环境自适应和功能的重构能力,基于多源自

主导航系统理论框架,从系统可检测性和可重构性出发,本文提出了一种 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法,主要研究内容为:

1) 在可检测性上,针对复杂城市环境中智能手机 GNSS 信号跳跃性突变和连续渐进式衰减的故障特征,提出一种状态关联的动态故障检测方法。区别于大多静态单一的阈值检测策略,该方法可根据上一历元故障状态对本历元实施差异化处理,分为正常状态和连续故障状态检测:若上一历元未出现故障,即处于正常状态,则采用滑动窗口的动态 3σ 准则进行故障检测;若上一历元存在故障,即处于连续渐进式衰减的故障状态,采用基于指数加权移动平均法(exponential weighted moving average, EWMA)的动态阈值检测完成故障检测。

2) 在可重构性上,针对 GNSS/PDR 松组合模型欠观测冗余的问题,提出一种基于梯度下降线性回归(gradient descent linear regression, GDLR)的 GNSS/PDR 的故障修复方法。该方法将 GDLR 引入基于图优化的 GNSS/PDR 的定位中,实现异常值的修复:首先利用过去历元的新息序列通过 GDLR 进行修复,然后根据当前异常观测新息与修复新息的关系估计故障幅值,从而对异常观测进行更新修正,最后通过因子图优化进行数据融合。

3) 在实验结果评估上,基于开源实际数据对本文所提方法进行定性定量评估验证,证明了本文所提方法的有效性和可行性。

1 基于图优化的 GNSS/PDR 组合导航算法

1.1 PDR 算法原理

PDR 是利用智能手机内置 MEMS IMU 传感器来推算行人位置的算法。在已知初始位置的前提下,分析采集的数据以估计行人的运动方向和行走距离,从而实时估算出目标位置^[21]。它能够在没有外部信号辅助的情况下,独立计算出用户的位置和移动路径,其基本原理如图 1 所示。

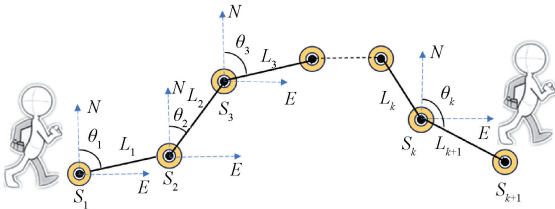


图 1 PDR 算法原理

Fig. 1 Principle diagram of PDR algorithm

假设用户前一时刻的位置为 $(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$, k 至 $k+1$ 时刻的移动距离为 L_k , 航向角为 θ_k , 则用户在 $k+1$ 时刻的位置 $(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{y}_{k+1})$ 可由式(1)计算得出。该方法通过步频探

测和步长估计推算行人移动距离^[22], 通过航向更新推算行走偏转角度, 最终实现定位, 如式(1)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{L}_k \times \cos \theta_k \\ \mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + \mathbf{L}_k \times \sin \theta_k \end{cases} \quad (1)$$

1.2 基于图优化的 GNSS/PDR 组合导航

因子图由因子节点, 变量节点和无向边组成。因子节点表示因子函数, 变量节点表示随机变量。在因子图模型中, 每个因子节点都通过一个误差模型来进行建模, 以反映与该节点相关的不确定性和误差特性。

若在 t_i 时导航系统状态量为 \mathbf{x}_i , 那么每一个因子节点 $f_i(\mathbf{x}_i)$, 都应用适当的误差模型进行建模, 其中最常见是用高斯分布进行建模, 如式(2)所示。

$$f_i(\mathbf{x}_i) = d[\text{err}_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)] \quad (2)$$

式中: $\text{err}_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ 为因子节点 $f_i(\mathbf{x}_i)$ 所对应的误差函数; \mathbf{z}_i 为导航传感器的实际量测量; $d(\cdot)$ 代表因子节点 $f_i(\mathbf{x}_i)$ 所对应的代价函数。

具体地, 对于 PDR 因子而言, 采用状态模型描述其误差函数 $e_i^{\text{PDR}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$, 对于 GNSS 因子而言, $e_i^{\text{GNSS}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$ 表示其误差函数, 如式(3)~(4)所示。

$$\|e_i^{\text{PDR}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)\|_{\mathbf{A}_i}^2 = \|\mathbf{f}(\mathbf{x}_{i-1}) - \mathbf{x}_i\|_{\mathbf{A}_i}^2 =$$

$$\left\| \left(\mathbf{x}_{i-1} + \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{i-1} \times \cos \theta_{i-1} \\ \mathbf{L}_{i-1} \times \sin \theta_{i-1} \end{bmatrix} \right) - \mathbf{x}_i \right\|_{\mathbf{A}_i}^2 \quad (3)$$

$$\|e_i^{\text{GNSS}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)\|_{\mathbf{\Sigma}_i}^2 = \|\mathbf{h}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{z}_i\|_{\mathbf{\Sigma}_i}^2 = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{z}_i\|_{\mathbf{\Sigma}_i}^2 \quad (4)$$

式中: $\mathbf{f}(\mathbf{x}_i)$ 是一个 PDR 过程模型, 相应的状态转移概率捕捉了系统动态和可能的过程噪声。 $\mathbf{h}(\mathbf{x}_i)$ 是量测模型, 描述了如何根据当前位置产生量测数据。 \mathbf{A}_i 和 $\mathbf{\Sigma}_i$ 分别表示过程噪声和量测噪声。

于是可以通过将因子相乘得到概率函数最大化, 并考虑到所有因子采用负指数形式, 取负对数后, 该最大化问题转化为非线性最小二乘问题, 如式(5)所示。

$$\mathbf{X}^{\text{MAP}} = \underset{\mathbf{X}}{\text{argmin}} \left\{ \sum_{k=1}^i \|\mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}) - \mathbf{x}_k\|_{\mathbf{A}_k}^2 + \sum_{k=1}^i \|\mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) - \mathbf{z}_k\|_{\mathbf{\Sigma}_k}^2 \right\} \quad (5)$$

将式(3)~(4)代入式(5), 得到式(6), 即:

$$\mathbf{X}^{\text{MAP}} = \underset{\mathbf{X}}{\text{argmin}} \left\{ \sum_{k=1}^i \left\| \left(\mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{k-1} \times \cos \theta \\ \mathbf{L}_{k-1} \times \sin \theta \end{bmatrix} \right) - \mathbf{x}_k \right\|_{\mathbf{A}_k}^2 + \sum_{k=1}^i \|\mathbf{x}_k - \mathbf{z}_k\|_{\mathbf{\Sigma}_k}^2 \right\} \quad (6)$$

式中: $\text{argmin}(\cdot)$ 表示最小化代价函数, 通过运用高斯-牛顿法或莱文贝格-马夸特法, 能最小化式(5)所表达的整体代价函数, 从而求得状态的最优估计值。

基于上述分析, 可以构建出基于 GNSS/PDR 的因子图模型, 如图 2 所示。

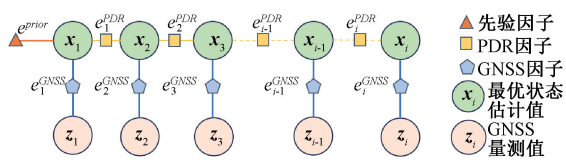


图 2 基于 GNSS/PDR 的因子图模型

Fig. 2 Factor graph model based on GNSS/PDR

进一步分析式(5)和(6)可知,整体迭代优化过程不仅能够充分利用状态之间的历史关联性,而且对于非线性模型,也能借助迭代过程逐步逼近最优估计结果,展现出良好的适应性与优化能力。

2 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法

从式(5)和(6)可以得出,对于欠冗余的松组合模式,若直接剔除或隔离发生故障的观测,此时状态估计完全依赖 PDR 递推,则没有足够的观测量来约束状态递推的误差发散。因此,导航系统的自主的可重构性即完成数据修复,对于提高欠冗余组合导航系统定位精度和鲁棒性至关重要,它能有效解决因数据异常或

中断导致的定位重新初始化等问题,具有重要的现实意义^[23]。

为了有效提高行人 GNSS/PDR 组合导航复杂场景下的定位精度和鲁棒性,确保系统的容错性能和可靠输出,基于多源自主导航系统理论框架,从系统可检测性、可重构性出发,提出了一种 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法。在系统可检测性上,本文设计了一种状态关联的动态故障检测法以实现非单一场景的自主可检测;在系统可重构性上,本文采用线性回归的梯度下降法完成系统故障修复与重构。

其中,梯度下降法是一种通过迭代优化求解线性模型参数的监督学习方法,通过迭代调整权重以最小化预测误差。在故障修复中,线性回归模型常用于建立监测参数与故障状态之间的线性关系,而梯度下降则用于高效求解模型参数,适合处理大规模数据或在线学习场景^[24]。目前,基于 GDLR 的故障检测法常用于电力系统故障分类预测^[25]等领域,相较于传统正规方程法,GDLR 支持增量式更新,适用于 GNSS 等实时流数据场景。本文提出的 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法具体如图 3 所示。

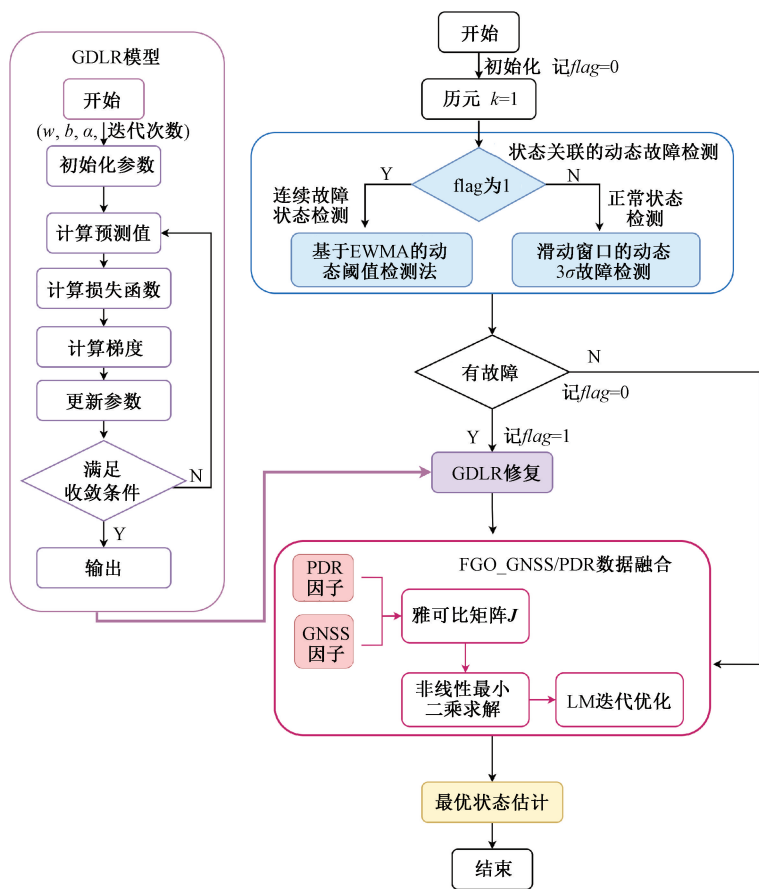


图 3 系统流程

Fig. 3 Flow chart of system algorithm

该方法首先采用状态关联的动态故障检测法,根据上一历元故障状态对本历元实施差异化处理,分为正常状态和连续故障状态检测。若上一历元未出现故障,即处于正常状态,采用滑动窗口的动态 3σ 统计检测法进行故障检测;若上一历元存在故障,即处于连续渐进式衰减故障状态,则采用基于 EWMA 的动态阈值检测实现故障检测。一旦检测到故障,将进行基于 GDLR 的 GNSS/PDR 图优化算法进行故障修复;若无故障,则直接进行因子图优化融合。

2.1 系统可检测的动态故障检测方法

在复杂城市环境中,智能手机 GNSS 信号误差在跳跃性突变故障和连续衰减故障下的统计特性差异显著,而单一检测准则难以兼顾两类场景。此外,连续渐进式衰减故障会导致历史数据污染,进一步加剧误差累积效应。为实现自主导航系统的可检测性,本文提出了一种状态关联的动态故障检测方法,通过两阶段实现自适应切换,即:

1) 正常状态检测

正常状态检测,即上一历元未检测出故障时,假定为当前环境相对稳定,此时发生故障多为跳跃性突变故障。

考虑到在 GNSS/PDR 定位系统中,PDR 自主性高,不易受到外界干扰,同时为避免重复优化,提高计算效率,本文在对故障检测中,利用 GNSS 观测值和 PDR 递推得到的状态估计值之差作为检验统计量,即第 n 历元的新息 s_i , 如式(7)所示。

$$s_i = f(\mathbf{x}_{i-1}) - \mathbf{z}_i \quad (7)$$

由于新息通常服从正态分布,而 3σ 准则基于正态分布的置信区间,能够以低计算成本,较为高效检测突变异常,故选择 3σ 统计检测法作为正常状态检测下的故障检测基准方法。

为有效检测 GNSS 观测数据中的故障,本文设计了滑动窗口的 3σ 统计检测方法。首先利用滑动窗口提取当前历元前 m 个历元的新息数据,构建一个局部时间序列窗口。随后,计算第 k 个窗口内观测数据的均值 μ_k 和标准差 σ_k ,并基于 3σ 准则设定故障检测的阈值范围。对于当前历元的观测值,若其超出该阈值范围,则判定为故障;否则,认为观测值正常。

在本实验中,GNSS 更新频率约 1 Hz,即 1 s 一次。考虑行人运动学特征,超过 10 s 的时间可覆盖典型城市道路场景的局部环境稳定性周期,同时基于惯性传感器的步态研究中,相关研究表明窗口大小设为 14 被验证为特征下的最优值^[20]。于是本文选择 14 为一个滑窗周期,即 $m = 14$ 。于是可以构建统计特征向量 \mathbf{S}_{ini} , 如式(8)所示。

$$\mathbf{S}_{ini} = [s_1, s_2, \dots, s_m] \quad (8)$$

式中: s_i 为第 i 历元新息值。

下面基于 3σ 检测法计算第 k 个窗口内新息数据的

均值 μ_k 和标准差 σ_k , 由于新息服从零均值的正态分布,具体如式(9)~(10)所示。

$$\mu_k = 0 \quad (9)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_i (s_i - \mu_k)^2} \quad (10)$$

若 $|s_i - \mu_k| > 3\sigma_k$, 则判定该历元出现故障;否则认为该历元观测值正常。

该方法通过动态更新滑动窗口内的统计特性,同时利用 3σ 准则的统计特性有效识别异常观测值,从而提高故障检测的鲁棒性和准确性。

2) 连续故障状态检测

由序列概率比可证明,若第 $n-1$ 个历元存在故障,则第 n 个历元发生故障的条件概率显著高于独立事件假设^[26]。这表明,当系统在上一个历元已检测到故障时,当前历元处于持续性干扰环境的可能性较大,此时可假设系统处于连续渐进式衰减状态。

尽管上一历元的故障已完成修复,但其修复的新息可能仍携带未被完全消除的拟合偏差等误差,若将其纳入历史数据统计,会导致均值与标准差的渐进式偏移,可能会造成漏检和错检。因此不能继续使用 3σ 准则进行故障检测。

在该故障场景下,各历元观测量具有短期时间相关性,于是可以采用线性回归捕捉这种时序依赖关系。GDLR 可以通过捕捉 GNSS 的短期时间相关性,实时响应数据变化^[20],实现故障的修复。由于在城市复杂环境中多路径效应的动态变化导致的连续故障往往具有渐进式衰减特性。因此,本文设计了一种基于 EWMA 的动态阈值检测法,该方法可捕捉误差的累积趋势效应,其核心逻辑如下,具体流程如图 4 所示。

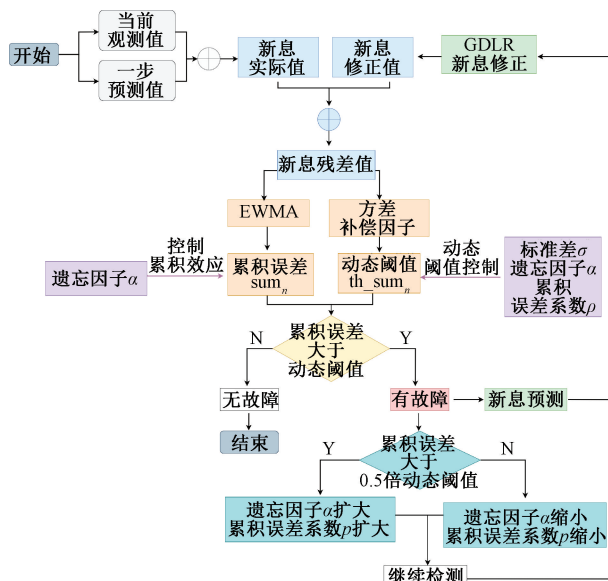


图 4 基于 EWMA 的动态阈值检测

Fig. 4 Dynamic threshold detection based on EWMA

该方法将该历元的新息实际值和 GDLR 的新息预测值之差作为系统输入。鉴于故障的连续性,该方法基于 EWMA 构建新息累积误差 sum_n , 以实现新息序列误差的趋势特征提取, 并通过遗忘因子平衡历史数据和当前信息的权重。在动态阈值设定上, 通过方差补偿因子修正 EWMA 方差缩减效应^[27]。为实现检测灵敏度与稳定性的动态平衡, 在参数动态调节上, 通过累积误差和动态阈值的关系实现控制阈值参数的动态调整。在检测到故障后, 使用基于 GDLR 模型的预测值而非实际值来更新统计量, 避免故障数据污染后续估计。

通过 GDLR 模型得到当前的新息值修正值 $\hat{\gamma}_i$, 计算新息残差 $r_i = |\gamma_i - \hat{\gamma}_i|$, 即实际新息相对于修正新息的误差值。

设第 i 个历元的新息累积误差为 sum_i , 引入 EWMA, 如式 (11) 所示。

$$\text{sum}_i = \alpha r_i + (1 - \alpha) \text{sum}_{i-1} \quad (11)$$

式中: α 是遗忘因子, 表示上一历元的数据对当前统计量的影响, 用于捕捉缓变故障的累积效应, 一般取值为 0.2~0.4。

第 i 个历元的动态阈值为 th_sum_i , 如式 (12) 所示。

$$th_sum_i = p_i \cdot \sigma_{i-1} \cdot \sqrt{\frac{1}{2 - \alpha}} \quad (12)$$

其中, 该阈值由上一滑动窗口的标准差 σ_{i-1} , 遗忘因子 α 和累积误差检测系数 p_i 决定。 p_i 的值一般在 2~2.5, p_i 越小, 表示灵敏度越高, 有较低漏检率, 高误报的风险。

若累积误差 sum_i 大于动态阈值 th_sum_i 时, 则判定该历元出现故障。这表明连续漂移故障仍存在, 需要进行故障检测。此时, 通过 GDLR 进行新息修正, 并根据 sum_i 和 th_sum_i 的大小关系, 对控制阈值的参数进行动态调整: 当累积误差值超过阈值的一半时, 控制阈值的参数扩大, 该参数扩大倍数一般取值为 1~1.5, 本文选取 1.2; 反之, 缩小控制阈值的参数, 该参数缩小倍数一般取值为 0.8~0.95, 本文选取 0.9。随之进入下一轮循环。反之, 若累积误差 sum_i 小于动态阈值 th_sum_i , 则判定连续渐进式衰减故障的影响消除, 无需进行下一轮的故障检测。

2.2 系统可重构的 GDLR 故障修复

在完成 GNSS/PDR 松组合定位系统的故障检测后, 一旦检测到故障, 需要完成相应的故障修复重构工作。针对该模型欠观测冗余的问题, 本文提出一种基于 GDLR 的 GNSS/PDR 组合导航系统故障修复方法。该方法将 GDLR 引入基于图优化的 GNSS/PDR 的定位中, 实现异常值的修复。该方法主要分为 3 个阶段: 新息预测、幅值修正和观测值更新。

1) 新息预测

为了实现当前异常历元的新息修正, 本文基于 GDLR 算法, 根据前 m 历元的新息序列预测当前历元的新息, 从而完成新息的修正。具体而言, GDLR 可以捕捉各历元数据之间的时序相关性, 实时响应数据变化, 有效实现故障数据的修复。主要计算过程为:

设训练集 $D = \{(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{y}^{(i)})\}_{i=1}^m$, 其中, m 为训练样本数, $\mathbf{x}^{(i)}$ 表示第 i 个历元, $\mathbf{y}^{(i)}$ 是第 i 个历元的新息值。若 $\hat{\mathbf{y}}^{(i)}$ 是第 i 个样本的预测值, 则损失函数 J 定义如式 (13) 所示。

$$J = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \mathbf{y}^{(i)})^2 \quad (13)$$

然后, 通过链式法则计算梯度, 如式 (14)~(15) 所示。

$$\frac{\partial J}{\partial w_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \mathbf{y}^{(i)}) \mathbf{x}_j^{(i)}, \quad j = 1, \dots, n \quad (14)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \mathbf{y}^{(i)}) \quad (15)$$

式中: w_j 是第 j 个历元新息的权重参数; b_j 是偏置项。

若 β 为学习率, 则参数更新规则如式 (16)~(17) 所示。

$$w_j = w_j - \beta \frac{\partial J}{\partial w_j}, \quad j = 1, \dots, n \quad (16)$$

$$b_j = b_j - \beta \frac{\partial J}{\partial b_j}, \quad j = 1, \dots, n \quad (17)$$

最后检查是否满足停止条件: 若满足, 则结束流程并输出最优模型参数; 若不满足, 则重新计算预测值, 进入下一次循环。

新息的预测基于上述优化后的 GDLR 模型参数。结合算法的效率、保证训练数据的时序有效性, 本方法构建长度 $m=40$ 的滑动训练窗口, 即以当前异常历元为基准向前截取 40 组连续新息数据作为模型的输入, 若当前历元为 i , 将第 $i-1$ 历元的新息输入训练完成的 GDLR 模型, 最终得到第 i 历元异常新息的预测。

2) 幅值修正

新息是观测值和一步预测值的差值, 当系统模型足够准确时, 新息将反映为实际的观测误差。基于此, 本文构建了异常观测新息与修复新息的误差传递模型, 用于定量计算 GNSS 故障幅值补偿量, 进而实现幅值的修复。

幅值修复计算公式, 如式 (18) 所示。

$$A_i = \gamma_i - \hat{\gamma}_i \quad (18)$$

式中: A_i 是异常幅值的补偿量; γ_i 为当前历元的异常新息, $\hat{\gamma}_i$ 为修复的新息。

3) 观测值修复

完成幅值修复后, 系统可根据故障幅值对当前异常进行更新修复, 如式 (19) 所示。

$$\tilde{z}_i = z_i \pm |A_i|$$

(19)

式中: \tilde{z}_i 为修正后的观测值; z_i 为当前历元的异常观测; $|A_i|$ 为对应的修复幅值。依据新息数据的正负, 动态调整异常观测值与故障幅值之间的关系。

因此, 当检测到的故障时, 系统会将预测的新息对幅值进行修复, 得到修正的观测值, 随后将修正后的观测值与一步预测值进行 FGO 数据融合, 最终获得最优估计结果。本节故障修复总体流程图如图 5 所示。

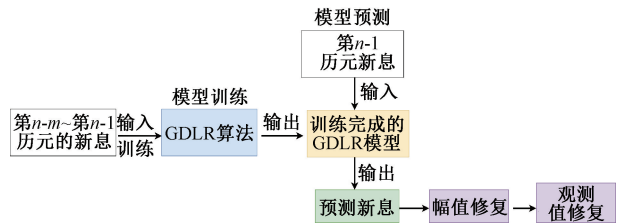


图 5 基于 GD-LR 故障修复算法系统

Fig. 5 System block diagram based on GD-LR fault repair algorithm

3 实验验证

3.1 实验设计与故障设计

为量化评估本文算法的可行性和适用性, 本文选取真实数据^[4]进行实验。为验证所提方法在实测数据情况下依然维持性能, 采取在真实数据上注入故障偏差的模式, 以构建真实城市的复杂环境。实验场地设定在一个周长为 400 m 的跑道上。实验数据通过华为 Mate40pro 智能手机内置传感器完成采集, 通过诺瓦泰公司生产的 SPAN-CPT 设备解算的定位结果作为评判误差的标准。该组合导航系统配备战术级 IMU, 并结合了先进的滤波技术, 能够提供厘米级的高精度定位, 其 IMU 技术参数如表 1 所示。

表 1 SPAN-CPT IMU 技术参数

Table 1 SPAN-CPT IMU technical parameters

IMU	参数指标	参数范围
加速度计	零偏/mg	±50.00
	零偏稳定性/mg	±0.75
	速度随机游走/(deg·s ⁻¹ ·h ^{-0.5})	0.03
陀螺仪	零偏/(deg·h ⁻¹)	±20.00
	零偏稳定性/(deg·h ⁻¹)	±1.00
	角度随机游走/(deg·h ^{-0.5})	0.006 7

为了模拟城市环境中智能手机 GNSS 信号跳跃性突变和连续性渐进式衰减的故障特征, 本文在随机历元随

机添加这两种故障。

在复杂的城市环境中, 多径效应和衍射现象会导致的偏差的累积, 进而表现为东/北向坐标的持续偏移, 这种偏移通常会产生跳跃性的突变, 其幅度一般在其产生的跳跃性突变通常在 10~30 m^[28], 因此, 在本实验中模拟的跳跃性突变故障设定为 10~30 m 范围的随机值。渐进式连续衰减是信号强度随环境反射条件变化而逐渐减弱的过程, 指数衰减模型能够有效描述这种误差随时间和空间的动态衰减特性^[29]。基于此, 本文构建了渐进式连续衰减的指数模型, 如式 (20) 所示。

$$\Delta E(i) = A \cdot e^{-kt}$$

(20)

式中: A 为初始偏差, 与遮挡强度、反射体的反射系数有关, 如金属建筑物反射信号强, 可导致较大的初始误差; k 为衰减系数, 与接收机移动的速度, 环境的反射条件变化有关, k 越小表示受到的多径效应等影响越明显, 其值一般取 0.05~0.2^[30-31]; t 表示已持续衰减的历元数。

基于此, 本实验添加的故障如表 2 所示。

表 2 具体添加故障说明

Table 2 Description of specific fault addition

故障添加位置	故障类型	故障描述
第 90 历元	跳跃性	东向添加 20 m, 北向添加 15 m
第 650 历元	突变	东向添加 30 m
第 90~115 历元	连续渐进式衰减	北向添加: $A=20$, $k=0.10$
第 310~338 历元		东向添加: $A=30$, $k=0.05$
第 400~430 历元		东向添加: $A=30$, $k=0.04$
第 620~649 历元		北向添加: $A=30$, $k=0.05$
第 658~662 历元		东向添加: $A=15$, $k=0.15$
第 1 010~1 025 历元		北向添加: $A=25$, $k=0.07$

为充分验证本文算法的有效性和可行性, 本文将其与几种流行算法应用于 GNSS/PDR 组合导航实验中进行对比, 各对比算法的类型及说明详见表 3。

表 3 对比的算法类型和说明

Table 3 Types and descriptions of algorithms comparison

算法	说明
EKF	常规的 EKF ^[5]
EKF-M	M 估计自适应 EKF 算法 ^[6] (基于 Huber 核函数, 常数 $c=1.35$)
FGO	常规因子图算法 ^[4]
FGO-M	M 估计自适应 FGO 算法 ^[11] (基于 Huber 核函数, 常数 $c=1.35$)
FGO-GDLR	本文算法

3.2 实验结果与分析

本实验分别采用 EKF、EKF-M、FGO、FGO-M 和 FGO-GDLR 进行对比试验,这 5 种方案的轨迹和水平误差结果分析如图 6、7 所示。

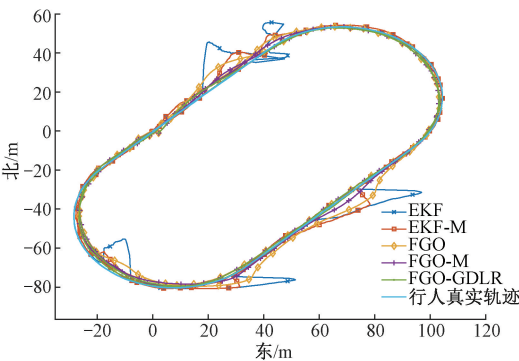


图 6 真实轨迹和不同方案估计轨迹

Fig. 6 True trajectory and estimated trajectories of different schemes

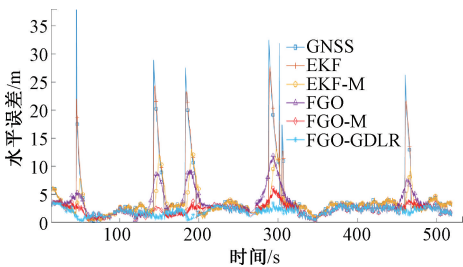


图 7 各方案水平位置误差对比

Fig. 7 Comparison of horizontal position errors among different schemes

综合图 6 和 7 的结果,各算法在准确性和稳定性方面表现排序依次是: FGO-GDLR、FGO-M、FGO、EKF-M、EKF。EKF 算法的轨迹在故障出现时,出现最严重的偏移。相比之下,EKF-M 的准确性优于 EKF,这也说明了引入抗差鲁棒方法的重要性。然而,EKF 系列算法的表现能力相较于 FGO 系列的算法较弱。这是由于 EKF 仅需单次线性化迭代,使得更新过程中无法应用更多的历史信息,易因误差累积导致发散,因此不太适合运用在较为复杂的城市环境中。

而 FGO 系列的算法表现较好,但在复杂环境下,当智能手机 GNSS 信号出现异常值时,FGO 算法也无法迅速感知异常值导致传感器性能变化,认为异常的观测值依旧在可控范围内,从而导致估计误差增大。在应对突变故障时,FGO-M 和 FGO-GDLR 均表现出较好的优势。然而面对连续渐进式衰减的故障时,FGO-M 由于存在权

重调节滞后使其定位误差较差,而 FGO-GDLR 能较为有效地应对该故障。

表 4 给出了各算法的误差和运行时间对比,由表 4 可知,与 EKF、EKF-M、FGO 和 FGO-M 相比,本文的 FGO-GDLR 算法的最大水平误差由 45.78、19.41、16.75 和 6.08 m 下降到 3.56 m,平均误差由依次降低了 56.48%、45.64%、47.39% 和 22.49%。

表 4 各算法误差对比

Table 4 Comparison of error among algorithms

定位算法	最大水平 误差/m	平均误差 /m	均方误差 /m	标准差 /m	运行时间 /s
EKF	38.12	3.01	34.22	5.89	0.010 0
EKF-M	18.13	2.41	10.18	2.91	0.062 5
FGO	15.75	2.49	12.67	2.71	0.343 8
FGO-M	6.25	1.69	3.88	1.01	0.468 8
FGO-GDLR	3.68	1.31	2.31	0.66	0.321 8

从运行时间来看,EKF 及 EKF-M 算法因其较低的计算复杂度而表现出显著优势。然而,与 FGO 类算法相比,EKF 类算法在精度上存在明显不足。FGO 类算法由于其基于迭代优化的特性,计算时间相对较长。本文算法相较于 FGO 和 FGO-M 算法,在运行时间上分别实现了约 6.40% 和 31.47% 的效率提升,这表明 FGO-GDLR 在实现精度较高的同时,有效地控制了计算开销,避免了因引入新的优化策略而导致的运行时间显著增长,实现了精度与效率的良好平衡。

为了更直观对各算法进行对比,本实验对 EKF-M、FGO、FGO-M 和 FGO-GDLR 之间的误差进行对比分析,具体如图 8 所示。

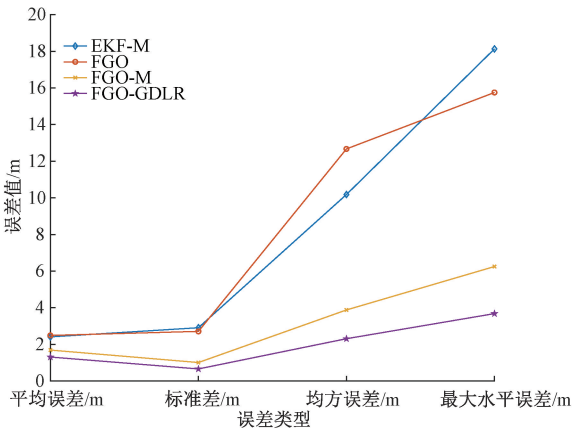


图 8 各方案各误差对比

Fig. 8 Comparison of position errors among different schemes

由图 8 和表 3 相关数据可综合得出:

1) 在算法框架上, FGO 系列算法相较于 EKF 系列展现出的性能优势, 本质源于其底层优化原理的差异。EKF 作为递归贝叶斯估计方法, 采用递推的局部优化策略, 其线性化误差会随迭代过程逐步累积, 导致长期定位精度下降; 而 FGO 基于因子图模型进行批量优化, 通过观测数据的联合概率最大化实现全局最优解搜索, 这使得其能有效抑制误差累积效应, 因此 FGO 系列在表征长期稳定性的标准差和极端场景下的最大误差指标上均呈现显著优势。

2) 在同类算法内部改进中, EKF-M 通过引入抗差鲁棒估计增强了对异常观测值的抑制能力, 但受限于递归框架的局部优化特性, 其最大误差仍显著高于 FGO 系列。而 FGO-GDLR 在 FGO 系列算法中表现出较高的优势, 这表明 FGO-GDLR 在处理复杂环境下的定位问题时, 具有更高的精度和鲁棒性。通过引入 GDLR 和状态关联动态故障检测机制, FGO-GDLR 能够有效应对突发性和连续性故障, 提升欠冗余组合导航系统的定位性能。

4 结 论

为解决复杂环境下智能手机信号易受多径和非视距信号影响导致的导航精度下降问题, 确保系统的容错性和可靠输出, 基于多源自主导航系统理论框架, 本文提出一种 GNSS/PDR 弹性图优化自主导航方法。在系统的可检测性上, 设计了一种状态关联的故障检测机制, 若上一历元未检测到故障, 采用滑动窗口的动态 3σ 统计检测法; 若上一历元检测到故障, 则采用基于 EWMA 的动态阈值法进行故障检测。在系统的可重构性上, 一旦检测到故障, 采用 GDLR 的 GNSS/PDR 算法完成故障修复, 即新息预测、幅值修复和观测修正: 首先利用历史新息完成新息预测, 再通过异常新息和修复新息的关系完成幅值修正, 然后将完成更新修正的观测值进一步与预测值重新进行 FGO 数据融合得到位置的最优估计值。在实验结果的评估上, 通过开源数据集实验定性定量分析了所提方法的有效性和可行性。

该方法在多源自主导航系统的理论框架下, 能够及时发现系统的故障和缺陷, 同时提高了自主导航系统环境自适应和功能重构能力。较好地解决了在跳跃突发性/连续渐进式衰减非单一故障场景下的检测灵敏度和稳定性矛盾, 同时为观测量异常场景下的定位连续性问题提供了一种解决方案。

参考文献

- [1] WENG D J, CHEN W, DING M Y, et al. Sidewalk matching: A smartphone-based GNSS positioning technique for pedestrians in urban canyons[J]. *Satellite Navigation*, 2025, 6(1): 4.
- [2] 罗诗琦, 陈瑞琼, 刘娅. 基于抗差估计的多 GNSS 共视基准站数据融合[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(11): 169-175.
LUO SH Q, CHEN R Q, LIU Y. Data fusion of GNSS common-view multi-reference stations based on robust estimation[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(11): 169-175.
- [3] 马杰, 王健, 李智. 基于改进 PDR 算法的室内定位方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(12): 211-217.
MA J, WANG J, LI ZH. Research on indoor localization method based on improved PDR algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(12): 211-217.
- [4] JIANG CH H, CHEN Y W, CHEN CH, et al. Implementation and performance analysis of the PDR/GNSS integration on a smartphone[J]. *GPS Solutions*, 2022, 26(3): 81-89.
- [5] 李圣英, 孟骞, 姜颖颖, 等. 故障修复增强的抗差滤波 PDR/GNSS 行人导航方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(2): 233-242.
LI SH Y, MENG Q, JIANG Y Y, et al. Robust filter-based PDR/GNSS pedestrian integration navigation approach enhanced by fault recovery[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(2): 233-242.
- [6] 王巍, 郭雷, 吴志刚, 等. 多源自主导航系统可重构性研究[J]. *导航与控制*, 2022, 21(Z2): 11-18, 10.
WANG W, GUO L, WU ZH G, et al. Research on reconfigurability of multi-source autonomous navigation system[J]. *Navigation and Control*, 2022, 21(Z2): 11-18, 10.
- [7] MENG Q, LI SH Y, JIANG Y Y, et al. Smartphone-based GNSS/PDR integration navigation enhanced by measurements resilient adjustment under challenging scenarios[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(1): 23-36.
- [8] 邵梦杨. 基于 GNSS/MEMS 传感器的大众行人精密导航关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
SHAO M Y. Research on key technologies of precise navigation for general pedestrians based on GNSS/MEMS

- sensors[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019.
- [9] 赵海林, 刘福朝, 刘宁, 等. 基于自适应因子图的车载 GNSS/INS 组合导航方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(10): 56-61.
- ZHAO H L, LIU F CH, LIU N, et al. Integrated navigation method for vehicle GNSS/INS based on adaptive factor graph [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 56-61.
- [10] 朱建良, 王栋, 徐旋孜. 一种基于图优化的行人协同定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 126-134.
- ZHU J L, WANG D, XU X Z. A pedestrian cooperative localization method based on graph optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 126-134.
- [11] WATSON R M, GROSS J N. Robust navigation in GNSS degraded environment using graph optimization[J]. 30th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 2017: 1898-1910.
- [12] WANG J W, CHEN X Y, SHI CH F, et al. Robust M-estimation-based ICKF for GNSS outlier mitigation in GNSS/SINS navigation applications[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3306521.
- [13] WEN W S, ZHANG G H, HSU L T. GNSS outlier mitigation via graduated non-convexity factor graph optimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 71(1): 297-310.
- [14] ZANGENEHNEJAD F, GAO Y. GNSS smartphones positioning: Advances, challenges, opportunities, and future perspectives [J]. Satellite Navigation, 2021, 2(1): 1-23.
- [15] LO S, GAO G. ASHMAN B W. Position, navigation, and timing technologies in the 21st century: Integrated satellite navigation[M]. Manassas: Institute of Navigation, 2020.
- [16] KAWAMOTO S, TAKAMATSU N, ABE S. RINGO: A RINEX pre-processing software for multi-GNSS data[J]. Earth, Planets and Space, 2023, 75(1): 54-68.
- [17] ZHANG G H, HSU L T. Performance assessment of GNSS diffraction models in urban areas[J]. Navigation, 2021, 68(2): 369-389.
- [18] ROBUSTELLI U, BAIOCCHI V, PUGLIANO G. Assessment of dual frequency GNSS observations from a Xiaomi Mi 8 android smartphone and positioning performance analysis[J]. Electronics. 2019, 8(1): 91-106.
- [19] 陈熙源, 周云川, 钟雨露, 等. 基于变分贝叶斯的鲁棒自适应因子图优化组合导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 120-129.
- CHEN X Y, ZHOU Y CH, ZHONG Y L, et al. Robust adaptive factor graph optimization integrated navigation algorithm based on variational Bayesian [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 120-129.
- [20] 王巍. 多源自主导航系统基本特性研究[J]. 宇航学报, 2023, 44(4): 519-529.
- WANG W. Research on basic characteristics of multi-source autonomous navigation system [J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(4): 519-529.
- [21] 葛于祥. 智能手机 GNSS 与 PDR 融合定位算法性能评估及软件实现[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2024.
- GE Y X. Performance evaluation and software implementation of GNSS/PDR fusion positioning algorithm on smartphones[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2024.
- [22] 邸克, 刘茄鑫, 杜佳佳, 等. 关于 PDR 算法步长估计模型的改进研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 178-185.
- DI K, LIU J X, DU J J, et al. Research on the improvement of step size estimation model of PDR algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 178-185.
- [23] LI B F, QIN Y AN, LIU T X. Geometry-based cycle slip and data gap repair for multi-GNSS and multi-frequency observations[J]. Journal of Geodesy, 2019, 93(3): 399-417.
- [24] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 98-103.
- ZHOU ZH H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 98-103.
- [25] 王小东. 基于人工智能和数据挖掘的电力系统故障分类预测[D]. 天津: 天津理工大学, 2021.
- WANG X D. Power system fault classification and on the artificial and prediction base intelligence and the data mining[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2021.
- [26] 王振华, 马有道, 陈欢. 一种基于区间运算的故障检

测阈值计算方法: CN 114115185A[P]. 2022-03-01.

WANG ZH H, MA Y D, CHEN H. A fault detection method based on data reliability and interval evidence reasoning: CN 114115185A[P]. 2022-03-01.

- [27] 高李琳. 基于自适应 LASSO 阈值的 EWMA 协方差矩阵控制图研究与优化[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.
- GAO L L. Research and optimization on EWMA covariance matrix control charts based on adaptive LASSO thresholding [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2023.
- [28] NG H F, ZHANG G H, LUO Y R, et al. Urban positioning: 3D mapping-aided GNSS using dual-frequency pseudorange measurements from smartphones[J]. Navigation, 2021, 68(4): 727-49.
- [29] 刘培原. 城市高精度多路径误差模型研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2020.
- LIU P Y. Research on urban high precision multipath error model [D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2020.
- [30] 亢欣. 卫星导航多径信号模拟与误差评估方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
- KANG X. Research on satellite navigation multipath signal simulation and error evaluation method [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021.
- [31] FENG T, CHEN SH L, FENG ZH K, et al. Effects of canopy and multi-epoch observations on single-point positioning errors of a GNSS in coniferous and broad-leaved forests[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2325.

作者简介



刘灵, 2024 年于中南民族大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为行人导航、多源弹性融合。

E-mail: lingling@seu.edu.cn

Liu Ling received her B.Sc. degree from South-Central University for Nationalities in 2024. She is currently a master student at Southeast University. Her main research interests include pedestrian navigation, and multi-source information fusion.



孟骞(通信作者), 2018 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为东南大学副教授, 博士生导师, 主要研究方向为自主导航完好性、多源信息弹性融合与可信定位。

E-mail: qianmeng@seu.edu.cn

Meng Qian(Corresponding author) received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. He is currently an associate professor and a Ph.D. advisor at Southeast University. His main research interests include autonomous navigation integrity, multi-source information resilient fusion and assured positioning.



孟凡琛, 2018 年于北京大学获得博士学位, 现任北京航天控制仪器研究所导航高级工程师。主要研究方向包括多源自主导航、惯性导航。

E-mail: fanchen_meng@163.com

Meng Fanchen received his Ph.D. degree from Peking University in 2018. He is currently a navigation senior engineer at Beijing Institute of Aerospace Control Devices (BIACD). His main research interests include multi-source autonomous navigation, and inertial navigation.