

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312219

故障修复增强的抗差滤波 PDR/GNSS 行人导航方法*

李圣英^{1,2}, 孟 骞^{1,2}, 姜颖颖^{1,2}, 王立辉^{1,2}

(1. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096; 2. 微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室 南京 210096)

摘要:针对复杂环境下智能手机卫星信号容易受到干扰而引起组合导航精度降低的问题,提出一种基于故障修复的抗差滤波行人导航方法。该法首先利用等价权因子实时调整观测权值,以有效地减少观测粗差对组合导航精度的影响。其次,针对松组合系统没有观测冗余的模型局限性,将抗差扩展卡尔曼滤波检测区间分为无故障、偏离和异常3段。无故障时,不做处理;出现偏离时,对观测值进行降权处理;异常情况下,利用预测新息对故障进行幅值修复,进而修正观测值。实际实验结果表明,当GNSS出现单历元故障时,经典的抗差滤波方法能够有效提高智能手机PDR/GNSS组合导航定位精度,其北向最大误差由7.27 m减小为3.20 m,东向最大位置误差由24.01 m减小为6.60 m;在GNSS出现多历元连续故障时,所提出的故障修复增强的抗差滤波方法相比经典的抗差滤波方法的平均定位误差下降了50%以上。

关键词: 行人导航; PDR/GNSS 松组合; 抗差滤波; 故障修复; 智能手机

中图分类号: TN96 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Robust filter-based PDR/GNSS pedestrian integration navigation approach enhanced by fault recovery

Li Shengying^{1,2}, Meng Qian^{1,2}, Jiang Yingying^{1,2}, Wang Lihui^{1,2}

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. Key Laboratory of Micro-inertial Instruments and Advanced Navigation Technology, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In response to the challenge of diminished accuracy in integrated navigation for smartphones due to satellite signal interference in complex environments, this article proposes a robust extended Kalman filter enhanced by fault recovery. Firstly, this method uses equivalent weight factors to adjust observation weights in real-time, effectively reducing the impact of gross errors on combination navigation accuracy. Considering the low redundancy of observations in smartphone-based loosely-coupled navigation, this algorithm divides the detection range into three segments for fault-free, bias, and anomalies. In the absence of faults, no further processing is undertaken. When a deviation occurs, the observation value is reduced in weight. For anomalies, the predicted innovation is used to repair the fault amplitude and correct the observation value. Practical experimental results show that when a satellite experiences a single-epoch fault, the robust filter method can effectively improve the positioning accuracy of the smartphone PDR/GNSS combination navigation. The maximum error in the north direction is reduced from 7.27 m to 3.20 m, and the maximum position error in the east direction is reduced from 24.01 m to 6.60 m. In the case of multiple-epoch consecutive faults in GNSS positions, the proposed fault recovery-enhanced robust filter method shows an average reduction of over 50% in positioning error compared to the classical robust filter method.

Keywords: pedestrian navigation; PDR/GNSS loosely-coupled integration; robust filter; fault repair; smartphone

0 引言

近年来,随着智能手机传感器技术的不断发展,基于智能手机的行人导航成为研究热点^[1]。在行人导航中,行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)和全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)技术是两种常用的定位方法^[2]。PDR算法可以通过智能手机内置的传感器实现步长和航向的计算,而无需接受来自外部的信号。但由于惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)存在量测的噪声和航向角的误差,行人的定位结果精度会随着其行走时间的增加而降低^[3-4]。GNSS技术可以通过接收卫星信号实现全天候准确的绝对定位,但在城市峡谷等复杂环境下,基于智能手机低成本硬件平台的GNSS定位结果容易受到信号遮挡和多径效应的影响^[5]。因此,将PDR和GNSS两种互补的定位方式进行组合可以有效提高行人导航和定位信息的可靠性^[6]。

在智能手机PDR/GNSS组合导航中,松组合的组合方式因其实现难度低、计算成本小,并且能够提供足够的定位精度而被广泛应用。但是在城市峡谷等复杂场景中,GNSS非视距信号和多径效应会严重影响组合定位精度。由于松组合的组合方式没有冗余观测量且PDR系统不受外界环境的影响,因此GNSS的观测粗差成为影响智能手机松组合导航精度的主要原因^[7]。为削弱城市峡谷等复杂场景中智能手机多径效应和非视距信号的影响,文献[8]提出利用抗差滤波对智能手机的精密单点定位(precise point positioning, PPP)进行解算,提高了智能手机PPP在复杂场景下的定位精度;文献[9]提出一种改进抗差滤波的方法进行智能手机实时动态定位(real-time kinematic, RTK),该法有效提高智能手机RTK的定位精度和鲁棒性;文献[10]提出采用抗差滤波进行城市环境多路径削弱研究,进一步提高了城市环境下智能手机标准单点定位(standard point positioning, SPP)的定位精度。

上述方法通过利用抗差滤波有效削弱了智能手机卫星信号多径效应和非视距信号的影响,提高了复杂场景下智能手机的定位精度和鲁棒性。但上述抗差滤波方法仅针对单一的GNSS技术定位,对GNSS故障影响PDR/GNSS组合导航的研究较少。为了有效提高行人PDR/GNSS组合导航复杂场景下的定位精度和鲁棒性,本文将抗差滤波引入到智能手机行人导航中,以有效削弱GNSS定位偏差或异常对组合定位结果的影响。

经典的抗差滤波大都采用两段检测区间,即降权区间和正常区间。但由于智能手机受限于GNSS天线设计和消费级接收机等因素,在复杂环境下,GNSS观测

数据会存在较大比例的粗差数据,简单的降权并不能保证GNSS观测值处在容忍的范围内。文献[11]提出了一种三段判别域与最小二乘拟合的抗差滤波算法,这种算法将检测量的状态分布分为3段:正常、偏差和超差。对于超差的情况采用最小二乘拟合的方法构造当前历元的观测值。但该法对超差情况采取的方法比较依赖于构造的函数模型,在某个历元可能会出现较大误差。为此,本文在引入抗差滤波到智能手机组合导航的基础上,进一步提出一种故障修复增强的抗差滤波行人PDR/GNSS组合导航方法,以提高复杂场景下智能手机PDR/GNSS组合导航的定位精度和可靠性。其主要研究内容如下:

1) 针对复杂环境下卫星信号遮挡和反射严重影响智能手机定位精度和连续性的问题,提出基于抗差扩展卡尔曼滤波(robust extended Kalman filter, REKF)智能手机PDR/GNSS组合导航方法,提高复杂环境下的定位精度和鲁棒性。

2) 针对PDR/GNSS松组合模型缺少观测冗余的问题,提出一种故障修复增强的抗差滤波(fault recovery REKF, FR-REKF)行人导航方法,该法将经典的抗差滤波检测区间分为3段:无故障、偏离和异常,当观测值被判定为偏离时,对故障的观测值进行降权处理;当观测值被判定为异常情况时,对该历元的GNSS观测值进行故障修复:基于过去历元的新息序列重构该故障历元的新息,然后根据当前异常观测新息与重构新息的关系估计故障幅值并对异常观测值进行修正;最后利用扩展卡尔曼滤波对其进行数据融合。

3) 利用开源数据集和实际场景实验对本文提出的方法进行了验证,证明了本文提出的抗差滤波行人导航方法的有效性。

1 基于抗差滤波的PDR/GNSS组合导航算法

1.1 PDR算法原理

PDR是利用智能手机内置的传感器(如加速度计、陀螺仪、磁力计等)来推算行人位置的算法。该法主要通过步态检测、步长估计、航向估计来推算行人位置,而无需接受来自外部信号^[12]。其原理如图1所示。

在PDR算法中,当前时刻的位置 P_{k+1} 可以根据上一时刻的位置 P_k 、步长 d_{k+1} 和航向角 θ_{k+1} 解算出来。位置解算如式(1)所示。

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + d_k \cdot \sin(\theta_k) \\ y_k = y_{k-1} + d_k \cdot \cos(\theta_k) \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_{k-1} 、 y_{k-1} 是 $k-1$ 历元的东向和北向位置坐标, θ_k 和 d_k 为 $k-1$ 到 k 历元的航向和步长估计值。

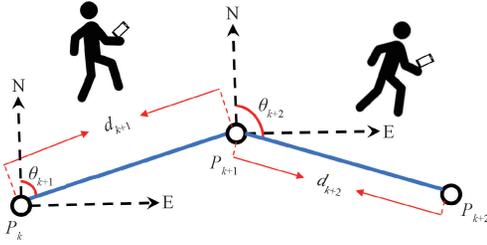


图 1 PDR 算法原理

Fig. 1 Principle diagram of the PDR algorithm

1.2 PDR/GNSS 组合导航算法

智能手机 PDR/GNSS 组合导航系统的状态是由 PDR 和 GNSS 定位结果之差组成。滤波器中的状态向量一共 4 维,其状态向量为:

$$\mathbf{x} = [\delta E_k, \delta N_k, \delta d_k, \delta \theta_k]^T \quad (2)$$

式中: $\delta E_k, \delta N_k$ 分别为东向、北向的位置误差; $\delta d_k, \delta \theta_k$ 分别为步长估计及航向估计的误差。EKF 的状态方程为:

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (3)$$

式中: $\Phi_{k/k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin\theta_k & d_k \cos\theta_k \\ 0 & 1 & \cos\theta_k & -d_k \sin\theta_k \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, \mathbf{x}_{k-1} 为上一时刻的状态量;

\mathbf{w}_{k-1} 是历元 $k-1$ 的过程噪声向量;系统的观测是 PDR 和 GNSS 的位置之差,也即:

$$\begin{cases} z_e = E_{PDR} - E_{GNSS} \\ z_n = N_{PDR} - N_{GNSS} \end{cases} \quad (4)$$

式中:观测向量 $\mathbf{z}_k = [z_e, z_n]^T$, z_e 和 z_n 分别表示 PDR 和 GNSS 东向和北向的位置之差。EKF 的观测方程为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (5)$$

其中, $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$; \mathbf{v}_k 为历元 k 的观测噪声向量。

基于以上状态模型和观测模型,建立离散形式的 EKF 算法表示如式(6)所示。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}) \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k,k-1} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}$ 为 $k-1$ 到 k 历元的状态一步预测值; $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 为 $k-1$ 到 k 历元的状态一步预测协方差矩阵; \mathbf{K}_k 为 k 历元的卡尔曼滤波增益矩阵; \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 分别为 k 历元的系统过程噪声矩阵和观测噪声协方差矩阵; \mathbf{P}_k 为 k 历元的状态估计协方差矩阵。

1.3 基于观测值异常的抗差滤波算法

REKF 是基于抗差估计的思想。与标准的 EKF 相

比,REKF 的增益矩阵构造方式不同,其增益矩阵为:

$$\tilde{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \boldsymbol{\alpha}_k^{-1})^{-1} \quad (7)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}_k = \text{diag}[\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_2, \dots, \bar{\alpha}_m]$ 为观测值 \mathbf{z}_k 的等价权矩阵,可以由 Huber 函数、IGG 方案等获得^[13-14]。其中,IGG 系列方案能够根据异常值的大小、分布等因素赋予不同的权重,从而实现更准确的滤波估计。因此,本文选用 IGG-III 方案,其等价权函数为:

$$\bar{a}_i = \begin{cases} 1, & |s_i| \leq k_0 \\ \frac{k_0}{|s_i|} \left\{ \frac{k_1 - |s_i|}{k_1 - k_0} \right\}^2, & k_0 < |s_i| < k_1 \\ 0, & |s_i| > k_1 \end{cases} \quad (8)$$

式中: s_i 为当前历元第 i 个观测数据的标准化残差^[15]; k_0 和 k_1 为等价权函数的抗差参数,通常情况下取 $k_0 = 1.0 \sim 1.5, k_1 = 3.0 \sim 4.5$ 。

根据式(7)和(8),当观测值存在偏差时,REKF 算法通过降低异常观测值的权值并膨胀观测噪声协方差,实现对异常观测值的降权处理,从而提高了滤波估计的定位精度和鲁棒性。

2 基于改进 REKF 的故障修复法

2.1 三段检测域的抗差滤波法

针对松组合没有观测冗余,本文提出将抗差滤波检测区间分为 3 段:无故障、偏离和异常。当检测到无故障时不做处理;出现偏离时对观测值进行降权处理;异常情况下,对故障进行幅值修复,进而修正观测值。三段检测域的抗差滤波算法流程如图 2 所示。

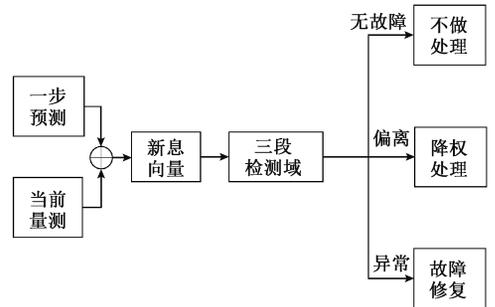


图 2 三段检测域的抗差滤波整体算法流程

Fig. 2 Flowchart of three-stage fault detection

2.2 门限值的选取

门限值的大小决定了抗差滤波的临界值大小,门限值过大或过小都会影响智能手机组合导航系统的抗差性能。门限值选取过大,含有较大粗差的观测值不容易被检测出来;门限值选取过小,一些原本正常的观测值会被降权或修复处理,不利于正常观测的充分利用,降低了抗

差滤波对真实状态的准确估计。

经典的 IGG-III 方案对应的等价权函数采用三段检测法,如式(8)所示。式中,正常段的抗差因子 \bar{a}_i 为 1;偏离情况,采用 $k_0 d_j^2 / |s_i|$ 降权, d_j 是在 $[0, 1]$ 之间变化的因子,当 $k_0 / |s_i|$ 达到异常界 k_1 时, $d_j = 0$, 也即抗差因子 \bar{a}_i 降为 0;当 $k_0 / |s_i|$ 在正常界 k_0 时, $d_j = 1$ 。如此,抗差因子 \bar{a}_i 总是在 0 和 1 之间变化, $k_0 / |s_i|$ 越大,抗差因子 \bar{a}_i 越小, IGG-III 对应的抗差因子与检验统计量之间的关系如图 3 所示。此外,在计算过程中,还可以对 k_0 和 k_1 进行调整。而本文在 IGG-III 方案的基础上,对于 $|s_i| > k_1$ 的情况,本文将所提出的故障修复增强法代替零权处理,其中 k_0 和 k_1 为等价权函数的抗差参数,通常取 $k_0 = 1 \sim 1.5, k_1 = 3.0 \sim 4.5$ ^[16-17]。本文中取 $k_0 = 1.5, k_1 = 3.5$ 。

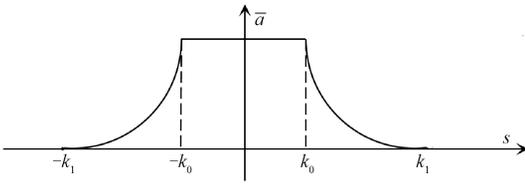


图3 IGG-III 对应的权函数

Fig. 3 Weight function corresponding to IGG-III

2.3 故障修复法

故障数据修复对于提高冗余组合导航系统定位精度和鲁棒性,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^[18]。在 EKF 中,如果量测信息出现异常,那么当前历元的新息将包含异常的所有信息^[19]。因此,本文提出从新息的角度来估计故障幅值。故障修复法主要包括 3 个步骤:新息重构、幅值修复和观测值修正。

1) 基于指数平滑法的新息重构

为了预测当前异常历元的新息,本文根据前 k 历元的新息序列重构当前历元的新息。依据新息序列中不同新息的价值程度,本文提出利用指数平滑法来预测当前历元的新息。具体来说,指数平滑法对近期历元赋予较高的权重,对历史历元的权重以指数级衰减,适用于平稳的新息序列^[20]。基于指数平滑法的新息重构主要计算过程如下:

设当前历元为 k , 已知 x 方向上的新息序列的观测值为 $\gamma_1^x, \gamma_2^x, \gamma_3^x, \dots, \gamma_k^x$, 则 k 历元的一次指数平滑预测值 S'_k 等于 $k-1$ 历元的预测值 S'_{k-1} 加上 k 历元的观测值 γ_k^x 与 S'_{k-1} 之差乘以加权系数 α :

$$S'_k = S'_{k-1} + \alpha(\gamma_k^x - S'_{k-1}) \quad (9)$$

式中: γ_k^x 为 k 历元 x 方向上的观测值, α 称为平滑系数,通常取 0.3。通常情况下也将式(9)写为式(10):

$$S'_k = \alpha\gamma_k^x + (1 - \alpha)S'_{k-1} \quad (10)$$

由此可见, S'_k 是一个递推过程。事实上,它是全部历史数据的加权平均,并按权重指数级衰减。加权系数分别为 $\alpha, \alpha(1 - \alpha), \alpha(1 - \alpha)^2, \dots$, 符合指数衰减规律且可用于新息序列的平滑数据。

从指数平滑法的基本原理可知,新息序列越远对当前新息数据预测的作用较小;而越近的新息序列则对当前新息影响较大。当需要预测的新息序列比较长时,较远的新息数据不仅降低了其算法效率,甚至还会对当前的新息预测产生干扰。因此本文提出采用滑动窗口的指数平滑法来对新息进行重构。结合算法效率、行人导航运动特点及新息重构的准确性,选择滑动窗口为 10 最佳。

2) 幅值修复

新息是量测向量与一步预测向量的差值,如果系统模型足够准确,新息将表征为实际的量测误差。因此,本文提出利用 2.3 节 1) 中的新息重构法预测出当前的新息,然后对当前异常新息向量与预测新息向量作差并对各分量取模。幅值修复计算公式如式(11)所示:

$$\mathbf{M}_k = \boldsymbol{\gamma}_k - \tilde{\boldsymbol{\gamma}}_k \quad (11)$$

式中: \mathbf{M}_k 为本文所求的异常幅值的向量; $\boldsymbol{\gamma}_k$ 表示当前历元的异常新息; $\tilde{\boldsymbol{\gamma}}_k = [S_k^x, S_k^y]^T$ 为新息重构后的预测新息; S_k^x, S_k^y 分别表示 x 和 y 方向上的预测新息。

3) 观测值修正

当利用式(11)对幅值进行修复之后,系统会根据故障幅值对当前异常的观测值进行修正:

$$\tilde{z}_k^x = z_k^x \pm |\mathbf{M}_k^x| \quad (12)$$

式中: \tilde{z}_k^x 表示修正后的观测值, z_k^x 为当前 x 方向上异常的观测值, $|\mathbf{M}_k^x|$ 为对应的修复幅值。其中,本文利用新息数据的正负来实时调整异常观测值与故障幅值的关系,从而得到修正后的观测值:

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} \quad (13)$$

得到修正后的观测值会与一步预测值融合并得到最优估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k(\tilde{\mathbf{z}}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}) \quad (14)$$

因此,当检测到当前历元出现异常时,系统会利用预测新息对幅值进行修复,进行修正观测值,最后重新与一步预测值融合得到最优估计值。故障修复增强的抗差滤波算法流程如图 4 所示。

3 实验验证

为验证抗差滤波算法在智能手机 PDR/GNSS 组合导航中的有效性,以及本文提出的故障修复增强的抗差滤波方法的优越性,本节全部基于真实智能手机 PDR/GNSS 数据进行行人导航算法验证。具体验证方案分两步进行:第 1 步在开源数据基础上模拟 NLOS 环境添加 GNSS 异常观测值,验证本文算法有效性;第 2 步采集真

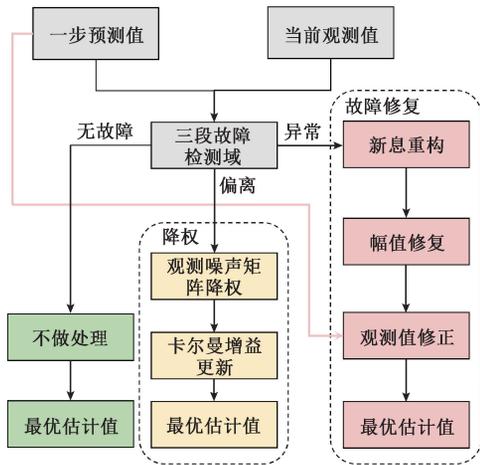


图 4 故障修复增强的抗差滤波算法流程

Fig. 4 Flowchart of enhanced robust filtering algorithm

实复杂场景数据,进一步验证算法对定位可用性和连续性方面的性能提高。

3.1 开源数据集实验及分析

为验证抗差滤波和所提出算法的有效性,实验首先采用开源数据集模拟 NLOS 环境进行实验。开源数据集以一组开阔环境下的行人导航实测数据进行实验:实验场景在一个标准的 400 m 跑道进行;采用 Huawei Mate40 pro 智能手机和安卓 APP 采集手机内部传感器数据;利用诺瓦泰公司的 SPAN-CPT 解算出的定位结果作为基准用以计算定位误差,该组合导航设备采用战术级的 IMU 以及先进的滤波技术,能够获得厘米级别的定位精度,其 IMU 技术参数如表 1 所示^[21]。

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 |
|------|--|---------|
| 陀螺仪 | 零偏/(deg·h ⁻¹) | ±20 |
| | 零偏稳定性/(deg·h ⁻¹) | ±0.027 |
| | 角度随机游走/(deg·h ^{-0.5}) | 0.066 7 |
| 加速度计 | 零偏/mg | ±50 |
| | 零偏稳定性/mg | ±0.75 |
| | 速度随机游走/(deg·s ⁻¹ ·h ^{-0.5}) | 0.03 |

本文选用 IGG-III 方案的等价权函数,其中抗差参数 $k_0 = 1.5, k_1 = 3.5$ 。为模拟卫星信号观测异常的环境,在 400、450、600、650 单历元和 500~530 连续历元的北向观测值分别加入 30 m 的观测粗差。加设故障后的数据分别采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,EKF)、经典的抗差滤波(robust extended Kalman filter,REKF)和故障修复增强的抗差滤波(fault recovery robust extended

Kalman filter,FR-REKF)3 种方案进行智能手机组合导航的松组合解算。其 3 种方案的轨迹和水平位置误差结果分析如图 5、6 所示。

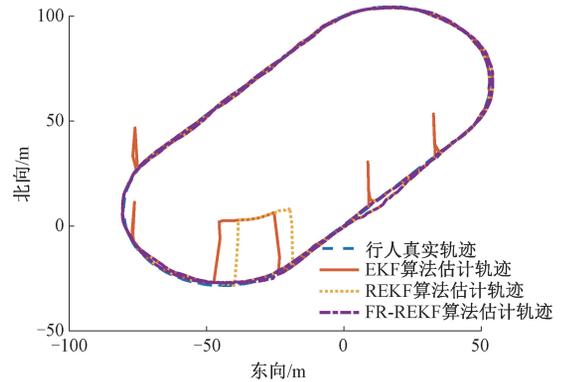


图 5 真实轨迹与 3 种不同方案估计轨迹

Fig. 5 True trajectory and estimated trajectory with three different algorithms

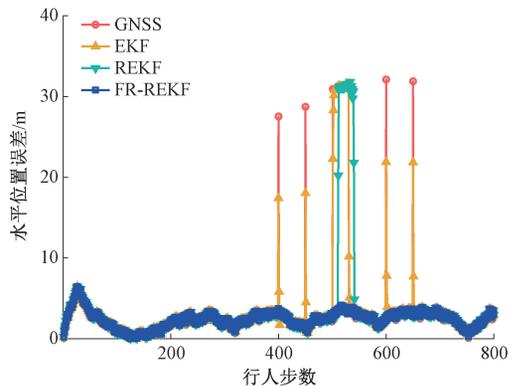


图 6 3 种方案水平位置误差对比

Fig. 6 Comparison of horizontal positioning errors between three schemes

从图 5、6 可以看出,REKF 算法能够检测出加设的 4 次单历元故障并对该历元的单故障进行降权处理;但是当 GNSS 观测出现多历元连续异常历元的情况时,REKF 算法仅对前几个异常历元有效,其原因是松组合系统缺乏冗余观测且智能手机搭载的消费级 IMU 精度有限等客观条件。一旦 GNSS 突变故障持续时间较长,系统将主要依靠 PDR 系统进行定位结果的估计。随着 PDR 的定位误差累积和卡尔曼滤波预测方差的增大,最后将导致解算出的定位结果逐渐异常甚至影响后续正常历元的定位结果。而本文所提出的 FR-REKF 方法能够很好地应对连续历元观测异常的情况。

表 2 给出了 3 种方案的水平误差统计结果。从表 2 中可知,与 EKF 算法和 REKF 算法相比,所提出的 FR-REKF 算法的最大水平误差由 31.55、31.81 m 下降到 6.46 m;与 REKF 算法相比,FR-REKF 算法的北向定位误差下降了 64.6%;整体定位误差下降了 49.9%。

表2 位置误差统计结果

Table 2 Positioning error statistical results m

| 定位算法 | 最大值误差 | 北向定位误差 RMSE | 定位误差 RMSE |
|---------|-------|----------------|--------------|
| EKF | 31.55 | 5.44 | 5.85 |
| REKF | 31.81 | 5.25 | 5.68 |
| FR-REKF | 6.46 | 1.86 | 2.85 |

图7是500~530历元连续的突变故障水平位置误差,可以看出经典的抗差滤波算法在前几个故障历元具有显著的抗差效果,但随着时间的累积,抗差滤波算法逐渐收敛于异常值。而故障修复增强的抗差滤波算法对这种连续异常的历元观测值依然能够保持较好的精度和鲁棒性。图8是预测故障幅值与实际故障幅值对比图。从图中能够看出两者之差的模值接近于0,这也意味着预测出的故障幅值能够更好地修正当前异常的观测值并能更准确地解算出当前异常历元的定位结果。

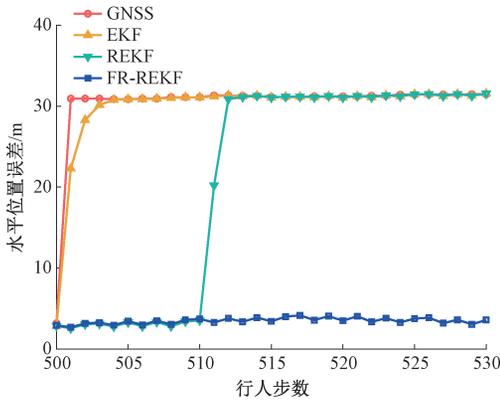


图7 连续故障历元水平位置误差

Fig. 7 The horizontal position error of the continuous fault epochs segment

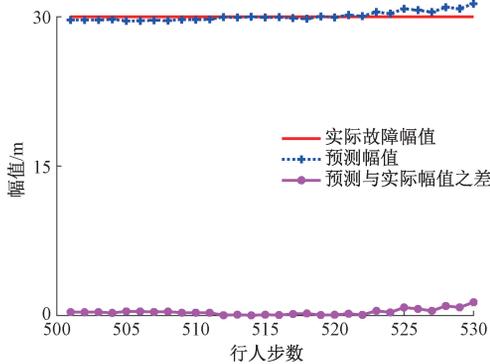


图8 预测的故障幅值与实际故障对比

Fig. 8 Comparison of predicted fault amplitude and actual fault

3.2 实际场景实验及分析

1) 实验装置及环境

为更有效地验证本文所提出算法的有效性,在真实的城市复杂环境中进行了实验。本实验采集智能手机实际场景数据进行处理和分析。实验采用小米 K60 手机和安卓 APP 采集手机内部的传感器数据。采集的数据包括 GNSS 位置、加速度传感器、陀螺仪传感器、磁传感器数据等。

实际实验的场景数据在东南大学无锡校区周边某高层居民区的内部道路采集,实验路线如图9所示;实验路线包含了复杂环境所需的遮挡条件,图10展示了实验所在高层居民区的部分内景图。实验时将小米 K60 智能手机持于胸前,测试人员手持小米 K60 智能手机并保持正常的行走方式,数据采集的全程约 800 步。



图9 实验路线与环境

Fig. 9 Experimental route and environment



(a) 局部内景1
(a) Partial interior scene 1

(b) 局部内景2
(b) Partial interior scene 2



(c) 局部内景3
(c) Partial interior scene 3

(d) 局部内景4
(d) Partial interior scene 4

图10 实验路线局部内景

Fig. 10 Partial interior view of experimental route

本实验采用高精度组合导航系统作为轨迹基准用以计算位置误差,如图 11 所示。该系统 (NAV618DPRO) 内置特有的阵列式 IMU 传感器和全系统多频点双天线 RTK,并支持外接里程计信息进而在城市峡谷等复杂场景提供准确连续实时的姿态速度及位置信息。



图 11 基准数据采集装置

Fig. 11 Datasets collecting equipment

2) 实验结果

本节对 EKF 算法、经典的 REKF 算法以及所提出的 FR-REKF 算法进行比较。图 12 为本实验的水平位置误差结果,其中红线表示 GNSS 的定位误差结果,其中有 5 段异常突变故障;从图中可以看出 EKF 算法并没有对 5 段突变故障起到明显的抑制作用;绿线表示经典的 REKF 算法,该算法对于单故障能够起到很好的抑制作用,但是没有对第 2 段和第 4 段连续的突变故障起到较好的抗差效果;而本文提出的故障修复增强的抗差滤波算法不仅能够对单故障起作用,同时也能够很好地应对连续突变故障这一特殊情况。

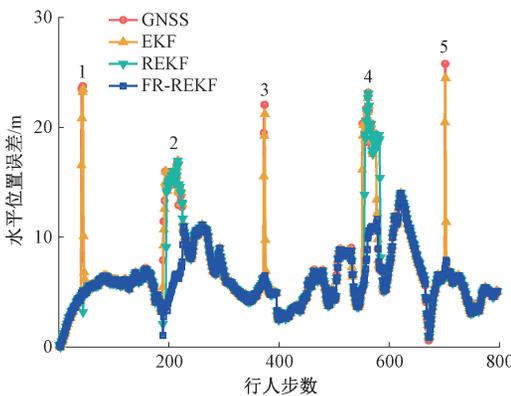


图 12 复杂场景水平位置误差

Fig. 12 Horizontal position error in complex scenes

表 3 为位置误差的统计结果分析。由表 3 可知,该实际场景下的异常突变故障主要来源于东向位置误差。和 EKF 算法相比,FR-REKF 算法东向位置误差下降了

29.1%;和 REKF 算法相比,FR-REKF 算法东向位置误差下降了 24.4%。表 4 统计了单故障历元的最大位置误差。从表中可以看出 REKF 和 FR-REKF 算法对单历元的故障都可以起到很好的抗差效果。其中北向的最大位置误差由 7.27 m 减小为 3.20 和 3.24 m;东向的最大位置误差由原来的 24.01 m 减小为 6.60 和 6.02 m。

表 3 位置误差统计结果

Table 3 Positioning error statistical results m

| 定位算法 | 北向误差 RMS | 东向误差 RMS | 误差均值 |
|---------|-------------|-------------|------|
| EKF | 4.45 | 6.78 | 7.03 |
| REKF | 4.43 | 6.36 | 6.77 |
| FR-REKF | 4.43 | 4.81 | 6.09 |

表 4 单故障历元位置误差统计结果

Table 4 Statistical results of single fault epoch position errors m

| 定位算法 | 北向最大误差 | 东向最大误差 |
|---------|--------|--------|
| EKF | 7.27 | 24.01 |
| REKF | 3.20 | 6.60 |
| FR-REKF | 3.24 | 6.02 |

图 13、14 所示是两段连续的突变故障水平位置误差,可以看出经典的抗差滤波算法在前几个故障历元具有显著的抗差效果,但随着时间的累积,抗差滤波算法的解算结果逐渐收敛于异常值,并且影响了后续正常历元的结果。而本文提出的故障修复增强的抗差滤波算法对这种连续异常的历元观测值依然能够保持较好的精度。

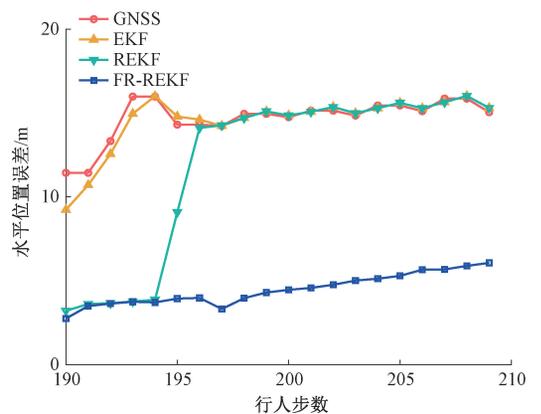


图 13 第 2 段连续故障历元水平位置误差

Fig. 13 The horizontal position error of the second segment of continuous fault epochs

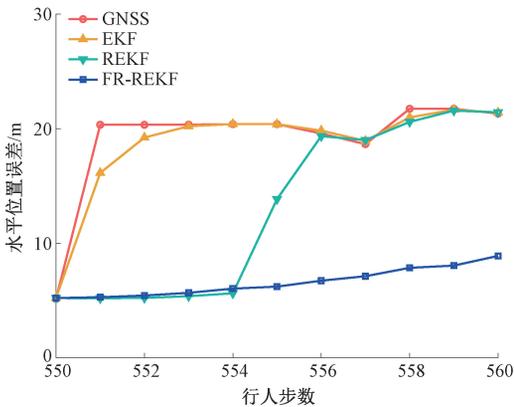


图 14 第 4 段连续故障历元水平位置误差

Fig. 14 The horizontal position error of the fourth segment of continuous fault epochs

表 5、6 为对应的统计结果分析,从表中可以得出第 2 段和第 4 段的连续故障历元水平误差均值分别下降了 62.6% 和 50.9%。综上所述,当智能手机 GNSS 观测值出现较长时间的连续异常值,故障修复增强的抗差滤波方法能够有效应对连续历元观测异常的情况。

表 5 第 2 段连续故障历元位置误差统计结果

Table 5 Continuous epochs positioning error statistical results of the second segment m

| 定位算法 | 最大值误差 | 定位误差 RMS | 误差均值 |
|---------|-------|----------|-------|
| EKF | 16.02 | 14.26 | 14.52 |
| REKF | 16.02 | 12.49 | 11.49 |
| FR-REKF | 5.99 | 4.33 | 4.46 |

表 6 第 4 段连续故障历元位置误差统计结果

Table 6 Continuous epochs positioning error statistical results of the fourth segment m

| 定位算法 | 最大值误差 | 定位误差 RMS | 误差均值 |
|---------|-------|----------|-------|
| EKF | 21.64 | 18.86 | 19.91 |
| REKF | 21.57 | 14.00 | 13.72 |
| FR-REKF | 8.87 | 6.42 | 6.73 |

3.3 实验讨论、分析和展望

本节分别利用行人导航开源数据集和真实的场景实验验证了故障修复增强的抗差滤波方法能够有效提高智能手机行人导航系统的定位精度和可用性。相关研究可

以进一步拓展的方向包括:

1) 本文提出的故障修复增强的抗差滤波方法主要针对的复杂场景下 GNSS 信号因遮挡、折射等导致的突变故障或短时拒止等场景,没有考虑在轨卫星器件老化等导致的缓变故障对导航连续性的影响。具体到本文所提出的基于新息重构的修复增强方法,缓变故障的隐蔽性和累积性会对历史历元造成潜在的污染。因此需要进一步研究不同幅值和速率的缓变故障对三段检测域抗差滤波的影响,充分利用无故障、偏离和异常 3 个临界点的新息变化提高检测缓变故障的效率,给出针对性的故障修复方案。

2) 本文在实际实验中采用手持手机保持在胸前的固定姿态进行实验。然而,由于行人在行走过程中的姿态变化以及各种扰动对 MEMS 器件的影响等,会对利用 PDR 算法进行步长估计和航向估计等精度产生影响。需要进一步研究人体运动学模型以及 MEMS IMU 故障等对 PDR 算法精度的影响,从而进一步提高组合导航系统的鲁棒性和连续性。

4 结 论

针对复杂环境下智能手机卫星信号容易受到干扰导致手机 GNSS 观测值出现故障的问题,本文提出一种故障修复增强的抗差滤波行人导航方法。该方法将抗差滤波检测区间分为无故障、偏离和异常 3 段。当观测值出现偏离时对其进行降权处理;异常情况下,利用预测新息对故障进行幅值修复,进而修正观测值,并与一步预测值重新进行数据融合得到位置最优估计值。开源数据集和实际实验均验证了所提出的方法能够进一步提高智能手机组合导航系统定位精度和可用性,同时也为观测量短时异常场景下的定位连续性方案提供了解决思路。

参考文献

- [1] WANG Q, LUO H Y, WANG J Q, et al. Recent advances in pedestrian navigation activity recognition: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(8): 7499-7518.
- [2] JIANG C, CHEN Y, CHEN C, et al. Smartphone PDR/GNSS integration via factor graph optimization for pedestrian navigation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1-12.
- [3] 罗日, 李燕君, 金志昂, 等. 融合 WiFi 与可穿戴惯导

- 模块的室内定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 267-276.
- LUO R, LI Y J, JIN ZH ANG, et al. An indoor positioning method integrating WiFi and wearable inertial navigation module [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 267-276.
- [4] HOU X Y, BERGMANN J. Pedestrian dead reckoning with wearable sensors: a systematic review [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(1): 143-152.
- [5] JIANG C H, CHEN Y W, JIA J X, et al. Open-source optimization method for android smartphone single point positioning[J]. GPS Solutions, 2022, 26(3): 7.
- [6] 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.
- [7] 苗岳旺, 周巍, 田亮, 等. 基于新息 χ^2 检测的扩展抗差卡尔曼滤波及其应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(2): 269-273.
- MIAO Y W, ZHOU W, TIAN L, et al. Extended robust kalman filter based on innovation chi-square test algorithm and its application [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(2): 269-273.
- [8] 朋子涵, 高成发, 尚睿. 顾及新息向量的 Sage-Husa 滤波在手机 GNSS 定位中的应用[J]. 导航定位学报, 2020, 8(2): 76-81.
- PENG Z H, GAO CH F, SHANG R. Application of Sage-Husa filter considering innovation vectors in mobile phone GNSS location [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(2): 76-81.
- [9] LI Y X, MI J Z, XU Y T, et al. A robust adaptive filtering algorithm for GNSS single-frequency RTK of smartphone[J]. Remote Sensing, 2022, 14(24): 20.
- [10] 李霜, 张敬霞, 付贵, 等. 小米 8 手机在城市环境下的单点定位精度研究[J]. 导航定位学报, 2022, 10(5): 160-169.
- LI SH, ZHANG J X, FU G, et al. Study of standard point positioning for smartphone Xiaomi Mi 8 based on adaptive robust Kalman filter in urban environment [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(5): 160-169.
- [11] 蔡保杰, 邵雷. 三段判别域与最小二乘拟合的抗差滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(5): 1346-1353.
- CAI B J, SHAO L. Robust filtering algorithm based on three discriminant domain and least squares fitting [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(5): 1346-1353.
- [12] 余志鹏, 熊剑, 衷卫声, 等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 214-220.
- YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 214-220.
- [13] JIANG Y Y, PAN S G, MENG Q, et al. Robust Kalman filter enhanced by projection statistic detector for multisensor navigation in urban canyon environment [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 9832-9847.
- [14] SUN W, ZHAO J G, DING W, et al. Robust UKF relative positioning approach for tightly coupled vehicle ad hoc networks based on adaptive Mestimation [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 9959-9971.
- [15] 张建, 喻国荣, 潘树国, 等. 基于卡方检验的 GNSS 观测值部分粗差抗差滤波算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(08): 102-109.
- ZHANG J, YU G R, PAN SH G, et al. Partial gross error robust filtering algorithm for GNSS observations based on chi-square test [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(08): 102-109.
- [16] 杨元喜, 任夏, 许艳. 自适应抗差滤波理论及应用的主要进展[J]. 导航定位学报, 2013, 1(1): 9-15.
- YANG Y X, REN X, XU Y. Main progress of adaptively robust filter with applications in navigation [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2013, 1(1): 9-15.
- [17] GUO G Y, KE Y, LIU Z Y, et al. Virtual wireless device-constrained robust extended Kalman filters for smartphone positioning in indoor corridor environment [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(3): 2815-2822.
- [18] LI B F, QIN Y A, 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.

- [19] 钟伦珑, 刘永玉, 李雪艳, 等. 一种改进的机载紧组合新息序列欺骗检测方法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(7): 734-742.

ZHONG L L, LIU Y Y, LI X Y, et al. An improved airborne tightly integrated navigation innovation sequences spoofing detection method[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(7): 734-742.

- [20] 王利, 张勤, 黄观文, 等. 基于指数平滑法的 GPS 卫星钟差预报[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(7): 995-1001.

WANG L, ZHANG Q, HUANG G W, et al. GPS satellite clock bias prediction based on exponential smoothing method [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(7): 995-1001.

- [21] JIANG C H, CHEN Y W, CHEN C, et al. Implementation and performance analysis of the PDR/GNSS integration on a smartphone[J]. GPS Solutions, 2022, 26(3): 9.

作者简介



李圣英, 2021 年于南阳理工学院获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生。主要研究方向为行人导航及数据融合研究。

E-mail: shengyingli@seu.edu.cn

Li Shengying received his B. Sc. degree from Nanyang Institute of Technology in 2021.

He is currently a master student at Southeast University. His main research interests include pedestrian navigation, and data fusion.



孟骞 (通信作者), 分别于 2013 年和 2018 年在南京航空航天大学获得学士学位和博士学位, 现为东南大学仪器科学与工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为自主导航完好性, 多源数据弹性融合与可信定位。

E-mail: qianmeng@seu.edu.cn

Meng Qian (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2013 and 2018, respectively. He is currently an associate professor and a master advisor at Southeast University. His main research interests include autonomous navigation integrity, multi-source information resilient fusion and assured positioning.