DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513810

联合“状态估计-轨迹预测”的 GNSS-RTK 可信定位*

赵晨昊[1],张志勇[2],方 鑫[1],杜雪飞[2],谭 锐[2]
(1. 西南石油大学机电工程学院 成都 610500; 2. 重庆赛迪奇智人工智能科技有限公司 重庆 400074)

摘 要:可靠、高精度的位置信息是保证无人运输列车安全行驶的前提条件,然而实际钢铁生产运输场景中多径干扰和信号遮挡会造成 GNSS-RTK 定位数据中出现大量伪固定解,导致列车定位结果不可信,严重威胁列车运行安全。针对上述问题,提出了一种联合“状态估计-轨迹预测”一体化的 GNSS-RTK 可信定位方法。首先,构建了 GNSS-RTK 双差定位模型,并利用最小二乘算法实现 GNSS-RTK 浮点解的解算。在此基础上,提出了联合模糊度降相关与 ratio 校验的 GNSS-RTK 浮点解固定方法,实现了厘米级的高精度定位。进一步,针对多径干扰和信号遮挡场景下 ratio 校验固定阈值引入的伪固定解问题,不同于传统方法中依赖多源传感器感知信息进行交叉验证的思路,通过对比列车当前时刻位置状态估计结果与之前时刻预测轨迹之间的差异,挖掘列车运动轨迹时空特征,能够在不增加硬件设备的条件下,实现对 GNSS-RTK 伪固定解的快速识别与校准,提高列车定位结果的可靠性。最后,所提方法在半遮挡场景、城市峡谷场景和钢铁运输现场开展了实际测试。实验结果表明,其能够在实现 GNSS-RTK 高精度定位的同时,准确识别定位过程中输出的伪固定解数据,伪固定解识别率优于基于阈值检测和轨迹预测的异常定位检测方法,保障实际工业场景列车定位结果的高可靠性。

关键词: GNSS-RTK 定位;状态估计;轨迹预测;可信定位
中图分类号: TN96 TH89 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.40

Joint state estimation and trajectory prediction-based GNSS-RTK reliable localization

Zhao Chenhao[1], Zhang Zhiyong[2], Fang Xin[1], Du Xuefei[2], Tan Rui[2]
(*1. School of Electromechanical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China*;
2. Chongqing Saidi Qizhi Artificial Intelligence Technology Co., Ltd., Chongqing 400074, China)

Abstract: Accurate and reliable location information is essential for the safe operation of unmanned transport trains. However, in steel production and transportation environments, multipath interference and signal blockage often produce numerous pseudo-fixed solutions in GNSS-RTK positioning data, leading to unreliable train position estimates and posing serious safety risks. To tackle these challenges, this paper presents a robust GNSS-RTK localization method that integrates state estimation with trajectory prediction. Initially, the double-difference positioning model combined with the least squares algorithm is employed to obtain the GNSS-RTK float solution. This float solution is then fixed to achieve centimeter-level accuracy using an ambiguity decorrelation algorithm and ratio test. To overcome the limitations of the fixed threshold in the ratio test—which can result in pseudo-fixed solutions under multipath interference and signal obstruction—this approach diverges from conventional multi-sensor cross-validation methods. Instead, it leverages the spatiotemporal characteristics of the train's motion by comparing the current position against the predicted trajectory derived from previous states. This enables rapid identification and correction of pseudo-fixed solutions without requiring additional hardware, thereby enhancing positioning reliability. The method was validated across semi-occluded environments, urban canyons, and steel transportation sites. Experimental

收稿日期:2025-03-08 Received Date: 2025-03-08
*基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(62303386)、四川省自然科学基金面上项目(2024NSFSC0525)、重庆市渝中区技术创新与应用发展项目(20240103)资助

results demonstrate its superior ability to detect pseudo-fixed solutions accurately while maintaining high-precision localization. Compared to threshold- and trajectory prediction-based anomaly detection methods, it achieves higher recognition rates, ensuring dependable train positioning in real-world industrial scenarios.

Keywords: GNSS-RTK positioning; state estimation; trajectory prediction; reliable localization

0　引　　言

随着全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)在自动驾驶、自主无人系统、危险品运输等高安全领域的广泛应用,对 GNSS 定位数据的准确性、可靠性和可信度的要求也越来越高。2024 年美国发布了《弹性定位导航授时参考架构》,将提升 GNSS 执行复杂任务时的定位“韧性”,作为保障关键目标安全管控能力的重要支撑[1]。

目前 GNSS 高精度定位方式主要分为差分定位、精密单点定位(precise point positioning, PPP)、GNSS 惯性导航系统(inertial navigation system, INS)融合定位和实时动态定位(real-time kinematic, RTK)。基于伪距的差分定位仅可实现厘米级的定位精度,无法满足自主无人系统高精度定位需求[2-3]。精密单点定位主要围绕非差模糊度固定[4-5]展开,使用精密卫星轨道和钟差信息,综合多种误差模型进行误差修正,其核心在于改正卫星相位整数偏差,恢复非差模糊度的整数特性。然而,由于全球测站实时数据流的完整度缺失,限制了精密单点定位技术的可用性[6-7]。此外,GNSS 惯性导航系统融合定位通过结合 GNSS 的全局定位能力和惯性导航系统的高频动态响应能力,能解决 GNSS 信号短暂遮蔽条件下的定位问题[8-10]。但是,惯性导航系统存在误差累积问题,在长期定位过程中,依赖引入额外校正和补偿机制确保定位精度[11-13]。相比上述系统,RTK 利用基站和移动站的原始观测值作双差以消除公共误差,能以低成本完成亚米级定位,被广泛应用于无人机控制、工业危险品运输等高精度定位场景。

尽管全球导航卫星系统实时动态定位技术(global navigation satellite system-real-time kinematic, GNSS-RTK)在定位领域具有显著优势,但在实际复杂场景中,GNSS 信号传播容易遭受多径效应、信号遮挡等影响[14-16]。接收机接收信号被干扰,造成定位结果中产生大量伪固定解,影响无人系统控制的安全性和可靠性[17-18]。因此,如何有效检测 GNSS 定位输出结果中的伪固定解,提高定位数据可信度,是当前 GNSS-RTK 定位技术研究的热点和难点。

目前,GNSS 定位异常检测主要分为 GNSS 信号质量异常监测、异常轨迹检测和基于机器学习的定位异常智能识别 3 个方面。在 GNSS 信号质量异常监测方面,Li 等[19]发现多径效应会降低 GNSS 信号的信噪比,这为 GNSS 通过载噪比来判别定位质量提供了思路。Won 等[20]针对精确车辆定位提出一种载波相位异常检测与验证方法,包括动态分离、异常检测、验证和位置域测试 4 个步骤,能有效分离卫星与用户动态影响,提高 GNSS 定位结果异常检测的准确性,并通过位置误差评估异常来源。但多路径效应和遮挡会对载波相位估计带来额外误差,且该方法涉及复杂的信号处理,不仅会带来处理时延,还会增加异常检测的计算复杂度。Lu 等[21]对 GNSS 列车定位单元的风险进行分析,提出一种风险率估计方法,并在实际轨道测试中验证了其有效性。Kotilainen 等[22]发现伪距残差存在每日重复的特征,主要由多径效应引起,通过识别并利用这些特征,可降低 GNSS 时间测量的噪声水平,提高异常检测的鲁棒性。此外,在 GNSS 异常轨迹检测方面,Kong 等[23]提出一种基于图对比自监督学习的异常子轨迹检测方法,通过挖掘轨迹数据本身的监督信息来识别异常子轨迹。在此基础上,Xie 等[24]提出一种基于船舶轨迹聚类与预测的异常检测方法,该方法通过数据特征聚类、轨迹预测来检测和修正异常数据,能有效减少轨迹中的异常值,提高数据质量。但该聚类方法通常假设运动物体在一定时间内的运动是平滑的,且聚类过程计算复杂度高,不适用于工业场景列车高动态实时高精度定位。最后,在基于机器学习的定位异常智能识别方面,Ma 等[25]提出一种基于全球导航卫星系统反射仪(global navigation satellite system reflectometry, GNSS-R)的半监督定位异常检测方法,并将其应用于海冰检索任务。该方法通过隐式深度引导机制和模块间特征共享,提高数据利用效率,同时降低对标注数据的依赖。Savolainen 等[26]提出一种基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络的无监督 GNSS 异常检测方法,通过完全复数域信号处理,改进异常检测性能,但 LSTM 训练和推理过程需要消耗大量计算资源,难以满足 GNSS 定位异常检测系统实时性要求,训练数据的质量和数量会直接影响模型的性能,数据标注不准确将导致误报或漏检。

综上所述,传统的伪固定解检测方法主要依赖长时间 GNSS 信号质量的统计分析和监测,无法适应钢铁运输场景的高动态可信定位需求。因此,提出了一种联合“状态估计-轨迹预测”一体化的 GNSS-RTK 可信定位方法,通过挖掘运动轨迹的时空特征,分析列车当前时刻位置状态估计结果与之前时刻预测轨迹之间的差异,在此

基础上联合现场环境先验信息,实现对 GNSS-RTK 伪固定解的快速识别与校准,提高定位结果输出的可信度。本研究的主要贡献为:

1)提出了融合模糊度域降相关与 ratio 校验的 GNSS 浮点解固定方法,采用最小二乘模糊度降相关平差法降低不同卫星模糊度之间的相关性,通过搜索得到最优和次优整周模糊度固定解,联合 ratio 校验完成 GNSS 浮点解的固定。

2)提出一种联合“状态估计-轨迹预测”一体化的 GNSS-RTK 可信定位方法,通过比较列车当前状态估计与轨迹预测结果之间的差异性,实现对 GNSS-RTK 伪固定解的快速识别与校准,解决 GNSS 浮点解固定异常问题,进一步提升 GNSS 定位结果的可信度。

3)在半遮挡场景、城市峡谷场景和钢铁运输场景的实验结果表明,本方法能够在实现 GNSS-RTK 高精度定位的同时,准确识别定位过程中输出的伪固定解数据,保障实际工业场景列车定位结果的高可靠性。

1 GNSS 联合“状态估计-轨迹预测”一体化 GNSS 可信定位框架

联合“状态估计-轨迹预测”一体化的 GNSS-RTK 可信定位方法系统框图如图 1 所示。其中主要由两部分构成:GNSS-RTK 高精度定位算法和联合“状态估计-轨迹预测”一体化可信定位检测算法。GNSS-RTK 高精度定位算法主要利用载波相位双差定位模型实现。GNSS 可信定位检测算法利用经纬度和定位质量指示符实现轨迹预测,从而实现 GNSS 定位数据异常判断,再通过卡尔曼算法实现对 GNSS 轨迹数据的状态估计,以此提高可信定位算法的准确性。

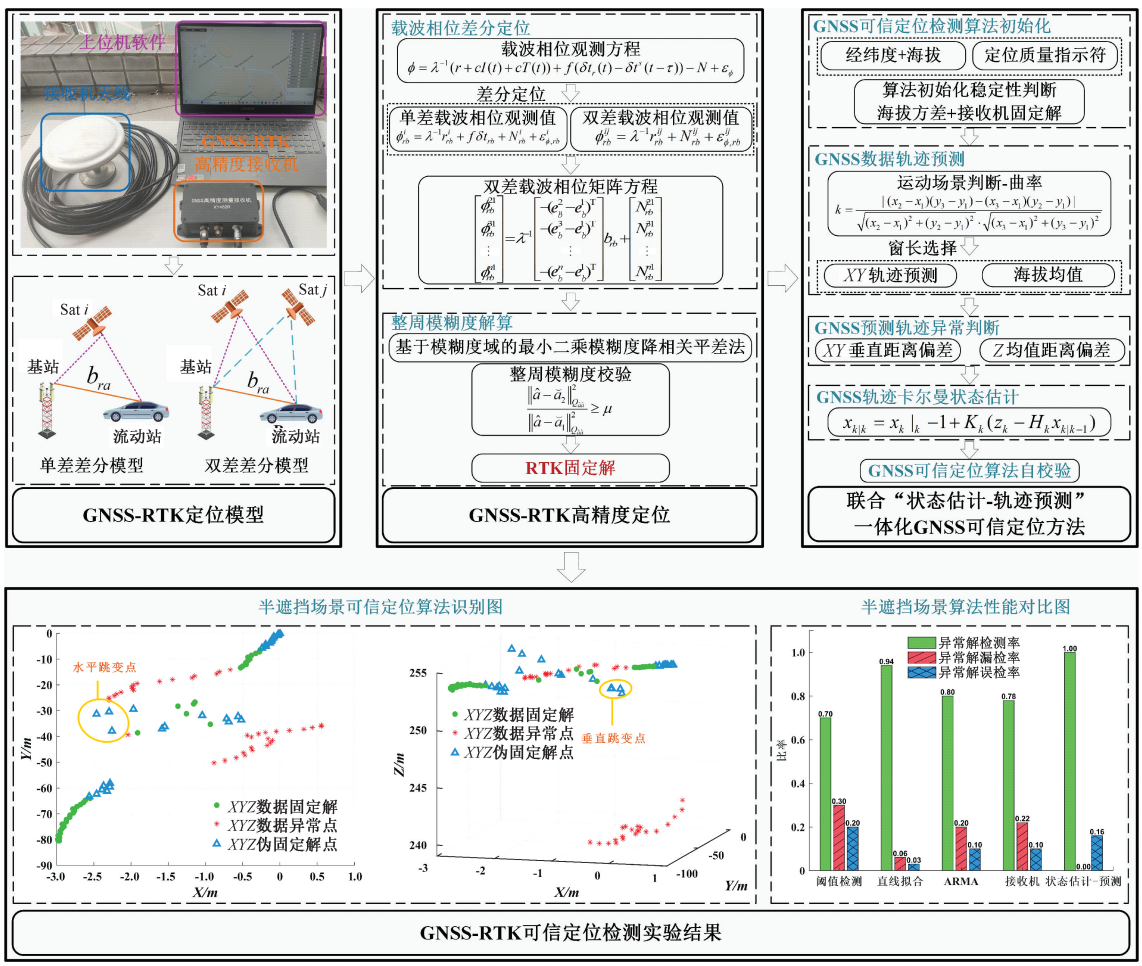


图 1 GNSS 联合“状态估计-轨迹预测”一体化的 GNSS-RTK 可信定位方法系统

Fig. 1 System diagram of GNSS-RTK trusted positioning method integrating GNSS joint “state estimation-trajectory prediction

1.1 GNSS-RTK 高精度定位算法

GNSS-RTK 高精度定位算法通常采用伪距和载波相位观测值进行定位,伪距和载波相位观测值是由 GNSS 接收机接收卫星信号而获取。在定位过程中,由于测量

误差,伪距和载波相位的准确性会降低,为此采用差分定位,经过一次差分可以消除卫星公共误差的影响,经过二次差分可以消除接收机公共误差的影响,再通过伪距和载波相位组成的线性模型去除误差,经过整周模糊度解算和校验,最终得到 RTK 定位固定解,以提高定位精度。

1)伪距观测方程

伪距是指 GNSS 接收机到卫星之间的距离,定义为卫星信号发射时间 t^s 与 GNSS 接收机(rover, r) 信号接收时间 t_r 之差乘以光速 c, 即:

$$p = c(t_r - t^s) \tag{1}$$

但在实际情况中,由于存在时钟钟差、电离层延时和对流层延迟,会给 GNSS 接收机测量到的伪距观测值带来误差,因此以 GPS 时间 t 为基准,考虑到时钟钟差,对卫星时钟和接收机时钟进行修正:

$$t^s(t) = t + \delta t^s(t) \tag{2}$$

$$t_r(t) = t + \delta t_r(t) \tag{3}$$

式中:$t^s(t)$ 为修正过后的卫星时钟;$t_r(t)$ 为修正过后的接收机时钟;$\delta t^s(t)$ 为卫星时钟钟差;$\delta t_r(t)$ 为接收机时钟钟差。假设 GPS 信号从卫星到接收机的实际传播时间为 τ,卫星发射时间$(t-\tau)$ 时刻为:

$$t^s(t-\tau) = t - \tau + \delta t^s(t-\tau) \tag{4}$$

再加上大气层中的折射作用,实际 GPS 信号传播时间 τ 并不等于几何距离 D 除以光速,大气层中的电离层和对流层也会造成延迟,因此实际传播时间为:

$$\tau = \frac{D(t-\tau,t)}{c} + I(t) + T(t) \tag{5}$$

式中:R 为接收机到卫星之间的几何距离;$I(t)$ 为电离层延时;$T(t)$ 为对流层延时。

将式(3)~(5)代入伪距式(1)可以得:

$$p(t) = D(t-\tau,t) + c(\delta t_r(t) - \delta t^s(t-\tau)) + cI(t) + cT(t) + \varepsilon_p(t) \tag{6}$$

2)载波相位观测方程

载波相位观测值通过接收机内部振荡器产生的基准信号相位与接收到来自卫星的载波相位信号作差得到,主要测量思想是以载波的波长作为标尺,测量卫星到接收机之间有多少个波段数。实际中接收机接收到的载波相位观测值只有小数部分,没有整周数,因此,载波相位观测值是由整周未知数加不足一周的小数部分得到的,整周未知数称为整周模糊度 N。

假设没有误差,载波相位观测值与几何距离 R 之间的关系为:

$$\phi = \lambda^{-1}D - N \tag{7}$$

式中:ϕ 为载波相位观测值;λ 为载波波长;N 为以周为单位的整周模糊度。

在实际情况中,由于存在时钟钟差,电离层延时和对流层延迟,会给 GNSS 接收机测量到的载波相位观测值带来误差,因此将钟差和大气层延迟等误差加入式(7)中,可以得到载波相位的观测方程:

$$\phi = \lambda^{-1}\{D + c[\delta t_r(t) - \delta t^s(t-\tau)] + cI(t) + cT(t)\} - N + \varepsilon_\phi = \lambda^{-1}[D + cI(t) + cT(t)] + f[\delta t_r(t) - \delta t^s(t-\tau)] - N + \varepsilon_\phi \tag{8}$$

式中:c 为真空中的光速,约为 3×10^8 m/s;载波 L1 的频率 $f_1 = 1\,575.42$ MHz,根据波长与频率之间的关系 $\lambda = c/f$ 可以计算出 L1 频段的载波波长 $\lambda_1 \approx 19$ cm。

3)GNSS-RTK 高精度定位

为消除载波相位观测值中的公共部分中的误差,可以采用线性组合模型以提高定位精度。以差分定位中的单差模型为例,GNSS 接收机和参考站(base, b)同时接收到同一卫星的 GPS 信号,在站间对同一颗卫星的观测信号进行作差,生成单差观测值,以达到消除卫星钟差的目的,此外,在短基线的情况下,单差模型也能基本上消除大气层延迟误差。

假设接收机和参考站接收到同一编号 i 卫星的信号,则接收机和参考站的载波相位表达式为:

$$\phi_r^i = \lambda^{-1}\{D_r^i + c[\delta t_r(t) - \delta t^{s,i}(t-\tau)] + cI_r^i(t) + cT_r^i(t)\} - N_r^i + \varepsilon_{\phi,r}^i \tag{9}$$

$$\phi_b^i = \lambda^{-1}\{D_b^i + c[\delta t_b(t) - \delta t^{s,i}(t-\tau)] + cI_b^i(t) + cT_b^i(t)\} - N_b^i + \varepsilon_{\phi,b}^i \tag{10}$$

进行单差过后,得到站间单差下的载波相位观测值 ϕ_{rb}^i 的表达式:

$$\phi_{rb}^i = \phi_r^i - \phi_b^i = \lambda^{-1}(D_{rb}^i + c\delta t_{rb} + cI_{rb}^i + cT_{rb}^i) + N_{rb}^i + \varepsilon_{\phi,rb}^i \tag{11}$$

短基线的情况下,单差电离层的延迟 I_{rb}^i 约为 0,且当接收机与参考站大致处于同一高度时,单差对流层延迟 T_{rb}^i 也约为 0,由此式(9)可以简化为:

$$\phi_{rb}^i = \lambda^{-1}D_{rb}^i + f\delta t_{rb} + N_{rb}^i + \varepsilon_{\phi,rb}^i \tag{12}$$

同理站间单差下伪距观测值 p_{rb}^i 为:

$$p_{rb}^i = D_{rb}^i + c\delta t_{rb} + \varepsilon_{p,rb}^i \tag{13}$$

假设参考站的位置已知,通过建立接收机与参考站之间的位置关系,求解接收机与参考站之间的基线向量 $\boldsymbol{B}_{rb}$,从而求解出接收机的位置。建立基线向量与单差载波相位观测值 ϕ_{rb}^i 之间的关系方程,即接收机与参考站到卫星 i 的单差几何距离 D_{rb}^i 等于接收机到参考站间的基线向量 $\boldsymbol{B}_{rb}$ 在参考站对卫星 i 观测方向上 $\boldsymbol{e}_b^i$ 投影长度的相反数:

$$R_{rb}^i = -\boldsymbol{B}_{rb}\cdot\boldsymbol{e}_b^i \tag{14}$$

式中:$\boldsymbol{e}_b^i$ 为卫星 i 与参考站 b 的单位观测矢量,$\boldsymbol{e}_b^i$ 的表达式如式(15)所示。

$$\boldsymbol{e}_b^i = \frac{1}{\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}}\begin{bmatrix}\Delta x\\ \Delta y\\ \Delta z\end{bmatrix} \tag{15}$$

观测向量 $[\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^{\mathrm{T}}$ 为卫星 i 到参考站 b 之间的坐标差。

假设此时接收机与参考站同时接收到 n 颗卫星载波相位观测值，根据 n 个载波相位观测值，可以建立单差载波相位与基线向量之间的矩阵方程，即：

$$\begin{bmatrix}\phi_{rb}^{1}\\ \phi_{rb}^{2}\\ \vdots\\ \phi_{rb}^{n}\end{bmatrix}=\lambda^{-1}\begin{bmatrix}-(\boldsymbol{e}_b^{1})^{\mathrm{T}} & 1\\ -(\boldsymbol{e}_b^{2})^{\mathrm{T}} & 1\\ \vdots & \vdots\\ -(\boldsymbol{e}_b^{n})^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_{rb}\\ c\delta t_{rb}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}N_{rb}^{1}\\ N_{rb}^{2}\\ \vdots\\ N_{rb}^{n}\end{bmatrix} \tag{16}$$

求解出单差整周模糊度时，通过最小二乘法，基线向量 $\boldsymbol{B}_{rb}$ 和单差接收机钟差 δt_{rb} 就可以被精确求解。

同理，也可得到单差伪距与基线向量之间的关系式，即：

$$\begin{bmatrix}p_{rb}^{1}\\ p_{rb}^{2}\\ \vdots\\ p_{rb}^{n}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-(\boldsymbol{e}_b^{1})^{\mathrm{T}} & 1\\ -(\boldsymbol{e}_b^{2})^{\mathrm{T}} & 1\\ \vdots & \vdots\\ -(\boldsymbol{e}_b^{3})^{\mathrm{T}} & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_{rb}\\ c\delta t_{rb}\end{bmatrix} \tag{17}$$

在差分模型中，单差模型可以消除卫星间公共误差的影响，为了更加全面的消除误差，可以采用双差模型消除接收机的误差。双差模型定位一般是选取卫星中俯仰角最高，且无数据缺失的一组卫星数据为参考星，在单差模型的基础上继续作差以实现消除接收机之间的公共误差。假设接收机 r 和参考站 b 同时接收到卫星 i 和 j 的观测值，那么，其单差载波相位观测值为：

$$\phi_{rb}^{i}=\lambda^{-1}D_{rb}^{i}+f\delta t_{rb}+N_{rb}^{i}+\varepsilon_{\phi,rb}^{i} \tag{18}$$

$$\phi_{rb}^{j}=\lambda^{-1}D_{rb}^{j}+f\delta t_{rb}+N_{rb}^{j}+\varepsilon_{\phi,rb}^{j} \tag{19}$$

在同一时刻，将卫星 i 和 j 的载波相位单差观测值作差得到双差载波相位观测值：

$$\phi_{rb}^{ij}=\lambda^{-1}D_{rb}^{ij}+N_{rb}^{ij}+\varepsilon_{\phi,rb}^{ij} \tag{20}$$

同理也可得到伪距双差伪距观测值，即：

$$p_{rb}^{ij}=D_{rb}^{ij}+\varepsilon_{p,rb}^{ij} \tag{21}$$

由式(17)和(18)可以看出，双差模型消除了接收机之间的公共误差，因此，在短基线的情况下，GNSS 接收与卫星之间的大部分误差已经被双差模型消除。同理，双差模型也可以与基线向量建立关系，即：

$$\phi_{rb}^{ij}=-\lambda^{-1}(\boldsymbol{e}_b^{i}-\boldsymbol{e}_b^{j})\boldsymbol{B}_{rb}+N_{rb}^{ij}+\varepsilon_{\phi,rb}^{ij} \tag{22}$$

在双差模型中，同样可以建立矩阵方程，假设以 1 号卫星为参考卫星，则双差载波相位矩阵方程为：

$$\begin{bmatrix}\phi_{rb}^{21}\\ \phi_{rb}^{31}\\ \vdots\\ \phi_{rb}^{n1}\end{bmatrix}=\lambda^{-1}\begin{bmatrix}-(\boldsymbol{e}_b^{2}-\boldsymbol{e}_b^{1})^{\mathrm{T}}\\ -(\boldsymbol{e}_b^{3}-\boldsymbol{e}_b^{1})^{\mathrm{T}}\\ \vdots\\ -(\boldsymbol{e}_b^{n}-\boldsymbol{e}_b^{1})^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}\boldsymbol{B}_{rb}+\begin{bmatrix}N_{rb}^{21}\\ N_{rb}^{31}\\ \vdots\\ N_{rb}^{n1}\end{bmatrix} \tag{23}$$

当求解出单差整周模糊度时，通过最小二乘法，基线向量 $\boldsymbol{B}_{rb}$ 就可以被精确求解，从而实现 GNSS-RTK 高精度定位。

在载波相位差分高精度定位中，由于整周模糊度的存在，无法精确描述卫星到接收机之间的距离，如果可以精确解算整周模糊度，实现卫星至接收机的距离的精准测量，就可以实现 GNSS-RTK 高精度定位。目前应用最广泛的是基于模糊度域的最小二乘模糊度降相关平差法(least-square ambiguity decorrelation adjustment，LAMBDA)，LAMBDA 算法主要分为两步，第 1 步为降相关，第 2 步为搜索。通过 LAMBDA 算法选取最适合的整周模糊度以固定。

在实现整周模糊度固定后，还需进行整周模糊度检验。正确的整周模糊度会使定位精度大幅度提高，因此，对其进行校验是至关重要的。在此采用 Ratio 检验，其定义为：

$$\frac{\|\hat{N}-\breve{N}_2\|^2_{\boldsymbol{O}_{\hat{N}\hat{N}}}}{\|\hat{N}-\breve{N}_1\|^2_{\boldsymbol{O}_{\hat{N}\hat{N}}}}\geqslant\mu \tag{24}$$

式中：$\breve{N}_1$ 和 $\breve{N}_2$ 为模糊度最优整周模糊度固定解和次优周模糊度固定解，即离模糊度浮点解 $\hat{N}$ 的最近和次近的固定解；$\boldsymbol{O}_{\hat{N}\hat{N}}$ 为整周模糊度 N 的协方差矩阵；μ 为经验阈值。

1.2 GNSS 联合“状态估计-轨迹预测”一体化可信定位检测方法

GNSS-RTK 定位技术的固定解在理想环境中有着厘米级的定位精度，但在实际工业场景中会受到来自复杂环境的影响，如图 2 所示，其中的多径干扰与非视距干扰会使接收机接收到的卫星信号质量降低，定位结果中产生大量伪固定解。

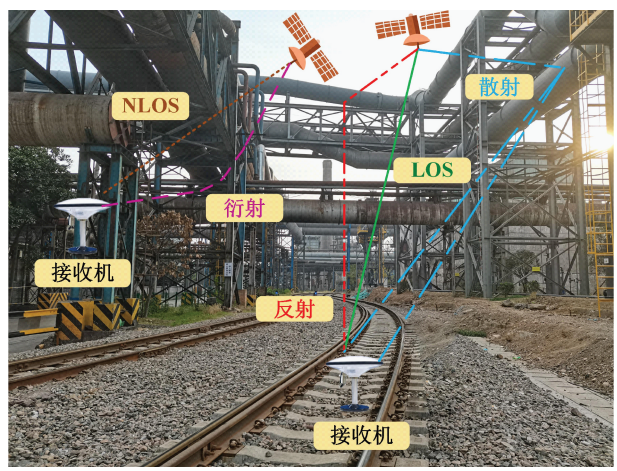
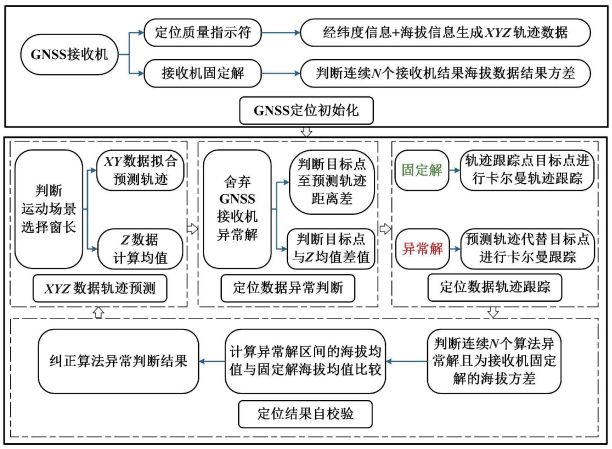


图 2 钢铁生产运输场景 GNSS 信号干扰图

Fig. 2 GNSS signal interference diagram in steel production and transportation scenario

为了提高实际工业场景定位数据的可靠性，通过分析 GNSS-RTK 定位结果的轨迹运动特征，本文提出了一种联合“状态估计-轨迹预测”一体化的可信定位检测方法，能够快速识别和校正 GNSS-RTK 伪固定解，算法流程如图 3 所示。



可信定位检测方法流程

图 3　GNSS 联合“状态估计-轨迹预测”一体化

Fig. 3　Flowchart of the GNSS joint “state estimation-trajectory prediction” integrated trusted positioning detection method

GNSS 可信定位系统根据轨迹信息进行轨迹预测及异常判断,轨迹是指物体在空间中随时间变化形成的路径,可以被精确地描述为物体的位置与时间的函数,如二维轨迹的参数方程形式,即:

$$x = x_0 + v_x t + \frac{1}{2} a_x t^2 \tag{25}$$

$$y = y_0 + v_y t + \frac{1}{2} a_y t \tag{26}$$

式中:(x_0, y_0) 是初始位置;(v_x, v_y) 是初始速度;(a_x, a_y) 是加速度。轨迹的运动特征是指通过物体运动轨迹反映出的物体运动物理量,包括但不限于速度、加速度、曲率、方向等。

本文研究场景中,通过安装 GNSS 定位装置,在运动时获取卫星定位坐标,以一定的频率形成离散的车辆运动轨迹点。通过对轨迹运动测量的提取与分析,对 GNSS 定位的可靠性进行判断。

1)GNSS 定位初始化

当系统首次接收到定位数据信息时,进行系统初始化。接收机检测是否连续多次得到固定解,以确保初始定位数据的稳定性。具体步骤为:

(1)接收机检测:接收机连续接收定位数据,检测是否在 η 个单位时间内连续得到固定解。

(2)海拔方差计算:计算连续 η 个单位时间内的海拔方差 σ_z^2,即:

$$\sigma_z^2 = \frac{1}{\eta} \sum_{i=1}^{N} (z_i - \bar{z})^2 \tag{27}$$

式中:z_i 是第 i 个单位时间的海拔值;$\bar{z}$ 是 N 个单位时间内的平均海拔值。

(3)稳定性判断:如果 σ_z^2 <预设的阈值 σ_{th}^2,则认为定位数据通过了稳定性判断。否则,继续接收数据直到满足条件。

将通过稳定性判断的经纬度和海拔信息转换为 *XYZ* 轨迹数据,完成初始化。

2)*XYZ* 数据轨迹预测

通过轨迹的曲率判断运动场景,选择合适窗长。具体步骤为:

(1)计算窗内 *XY* 数据点的曲率 q,即:

$$q = |(x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1)| \times (\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2})^{-1} \times (\sqrt{(x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2})^{-1} \tag{28}$$

式中:(x_1, y_1)、(x_2, y_3)、(x_3, y_3) 是窗内的 3 个连续数据点。

(2)运动场景判断:

如果 q < 预设的阈值 q_{th},则认为是平稳运动场景,选择较长的窗长 W_{long}。

如果 q 大于或等于 q_{th},则认为是转弯场景,选择较短的窗长 W_{long}。

(3)轨迹预测

用滑动窗口对 *XY* 数据进行线性拟合,预测轨迹:

$$y = lx + m \tag{29}$$

式中:l 和 m 是线性拟合的参数。

计算窗长内 *Z* 均值 $\bar{z}$:,即

$$Z = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^{W} z_i \tag{30}$$

式中:W 是窗长;z_i 是第 i 个数据点的海拔值。

3)定位数据异常判断

根据预测轨迹进行异常判断,判断目标点到 *XY* 预测轨迹的偏差和与窗内 *Z* 均值的偏差,识别潜在异常数据点。具体步骤为:

(1)偏差计算

目标点 (x_t, y_t) 到预测轨迹的垂直距离 d,即:

$$d = \frac{|lx_t - y_t + m|}{\sqrt{l^2 + 1}} \tag{31}$$

目标点的海拔值 z_t 与窗内 *Z* 均值$\bar{z}$ 的偏差 Δz,即:

$$\Delta z = |z_t - \bar{z}| \tag{32}$$

(2)异常判断

如果 d 大于预设的阈值 d_{th} 或 Δz 大于预设的阈值 Δz_{th},则判定该点为异常点。结合接收机标识符识别是否为伪固定解点。如果接收机标识符为伪固定解,则舍弃该点。

4)定位数据轨迹跟踪

在 GNSS 轨迹跟踪中,定位数据往往受到环境的影响导致定位存在误差,采用卡尔曼滤波对 GNSS 定位轨迹数据进行估计可以减小定位误差。具体步骤为:

(1)预测步骤:

根据 $k-1$ 时刻的空间位置状态,预测当前 k 时刻的位置以及误差,即:

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}=\boldsymbol{F}\boldsymbol{x}_{k-1|k-1}+\boldsymbol{w}_k \tag{33}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}=\boldsymbol{F}\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_k \tag{34}$$

式中:$\boldsymbol{x}_{k|k-1}=[X_{k|k-1},Y_{k|k-1},Z_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}$ 是预测所得 k 时刻接收机空间位置信息;$\boldsymbol{F}=diag(1,1,1)$ 是状态转移矩阵;$\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}$ 是预测状态的误差协方差矩阵;$\boldsymbol{w}_k$ 是三维过程噪声向量;$\boldsymbol{Q}_k$ 是过程噪声协方差矩阵。

(2)更新步骤:

当前时刻接收机位置观测数据如式(35)所示,即:

$$\boldsymbol{z}_k=\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{v}_k \tag{35}$$

式中:$\boldsymbol{z}_k=[X_k,Y_k,Z_k]^{\mathrm{T}}$ 是 k 时刻接收机观测的接收机空间位置;$\boldsymbol{x}_k=[X,Y,Z]^{\mathrm{T}}$ 是 k 时刻接收机真实位置;$\boldsymbol{H}=diag(1,1,1)$ 是观测矩阵;$\boldsymbol{v}_k$ 是接收机的观测噪声,这里观测噪声服从 $\boldsymbol{v}_k\sim N(0,\boldsymbol{R}_k)$。

使用状态预测结果 $\boldsymbol{x}_{k|k-1}$ 结合当前时刻接收机观测数据 $\boldsymbol{z}_k$,以卡尔曼增益加权融合得到最优估计:

$$\boldsymbol{x}_{k|k}=\boldsymbol{x}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{z}_k-\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_{k|k-1}) \tag{36}$$

式中:$\boldsymbol{K}_k$ 是卡尔曼增益,为求最优增益使估计误差最小,建立后验估计误差为 $\boldsymbol{e}_k=\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{k|k}$,误差服从分布 $\boldsymbol{e}_k\sim N(0,\boldsymbol{P}_{k|k})$,由于此误差期望为 0,所以协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k}$ 如式(36) 所示。

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=E\{\boldsymbol{e}_k\boldsymbol{e}_k^{\mathrm{T}}\} \tag{37}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=E\{[(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})(\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{k|k-1})-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{v}_k]\cdot[(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})(\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{k|k-1})-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{v}_k]^{\mathrm{T}}\} \tag{38}$$

式中:$\boldsymbol{e}_{k|k-1}=\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{k|k-1}$ 表示先验预测状态与接收机真实位置的误差,$\boldsymbol{e}_{k|k-1}\sim N(0,\boldsymbol{P}_{k|k-1})$;$\boldsymbol{I}$、$\boldsymbol{K}_k$、$\boldsymbol{H}$ 皆为系数矩阵,先验预测期望 $E(\boldsymbol{e}_{k|k-1})=0$。可得式(39),即:

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k|k-1}(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{R}_k\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{39}$$

为使后验误差最接近期望值 0,需最小化 $\boldsymbol{e}_k$ 的方差,即 $\boldsymbol{P}_{k|k}$ 的迹,此时对应卡尔曼增益如式(40) 所示。

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{40}$$

完整更新过程如式(41)和(42)所示。

$$\boldsymbol{x}_{k|k}=\boldsymbol{x}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{z}_k-\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_{k|k-1}) \tag{41}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{42}$$

5)定位结果自校验

由于长时间的数据丢失,可能导致预测轨迹偏离真实轨迹,预测轨迹无法使用,算法持续输出伪固定解。因此,引入自校验纠正。具体步骤为:

(1)连续伪固定解检测:当系统检测到连续的伪固定解时,计算定位数据的海拔方差 σ_z^2。

(2)若 σ_z^2 小于预设的阈值 σ_{th}^2,说明定位海拔数据波动较小,符合真实轨迹特征,则通过算法自校验,将伪固定解纠正为固定解。则重新拟合预测轨迹,使预测轨迹回归真实轨迹。

2 可信定位数据检测方法实验

2.1 实验设计

1)实验场景选择:本文选择了多个具有代表性的场景进行测试,包括开阔场景、城市峡谷道路、半遮挡场景局部路径测试、半遮挡场景全路径测试以及列车场景测试。这些场景涵盖了不同的城市环境和运动状态,以全面评估算法在各种条件下的性能。

2)数据采样频率:实验中考虑了不同的数据采样频率,主要包括 1 和 20 Hz,以评估采样频率对定位数据检测结果的影响。

3)伪固定解检测率:伪固定解的检测率是评估算法性能的关键指标,正确检测出伪固定解的次数 N_{CPFS} (number of correctly-detected pseudo-fixed solution),与 GNSS 原始数据中伪固定解次数 N_{PFS} (number of pseudo-fixed solutions)的比例 T_r,反映算法在识别和排除不可靠定位数据方面的有效性。

$$T_r=\frac{N_{CPFS}}{N_{PFS}}\cdot 100\% \tag{43}$$

(4)异常解误检率:为了保证算法的实时性,没有参与并通过算法异常解判断的数据均被判定为异常解,如果数据是正确的固定解,但算法输出为伪固定解称作算法误判,其中误判为伪固定解的正确数据点的次数 N_{MFS} (number of misjudged fixed solutions)与 GNSS 原始数据中正确的固定解次数 N_{FS} (number of fixed solutions)的比例 T_w 称为异常解误检率。

$$T_w=\frac{N_{WFS}}{N_{FS}}\cdot 100\% \tag{44}$$

5)异常解处理:设计了对异常数据的识别和处理机制,包括识别和舍弃质量标识符中的浮点解点,以避免这些数据对系统轨迹预测造成影响。

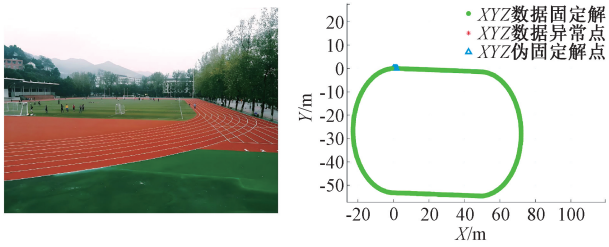
2.2 实验结果

本节主要展示可信定位算法在不同场景下对伪固定解的检测效果。伪固定解定义为接收机判断为固定解,但实际上偏离真实位置超过一定阈值(本文设置为 2 m)的定位结果。这种数据存在会严重影响定位系统的精度和可靠性。实验中采用北斗星云 XY482R 高精度接收机,通过串口连接上位机对算法进行实时测试。

1) 场景 1:开阔场景

开阔场景选取无遮挡的操场跑道,绕操场跑道运动一周,接收机采集频率设置 1 Hz,由于开阔场景下,GPS 信号不会受到由于遮挡引起的多径效应带来的影响,因

此可信定位算法识别结果如图 4 所示,经过算法初始化后,可信定位算法可以正确的检测出固定解。



(a) 开阔场景
(a) Open scene

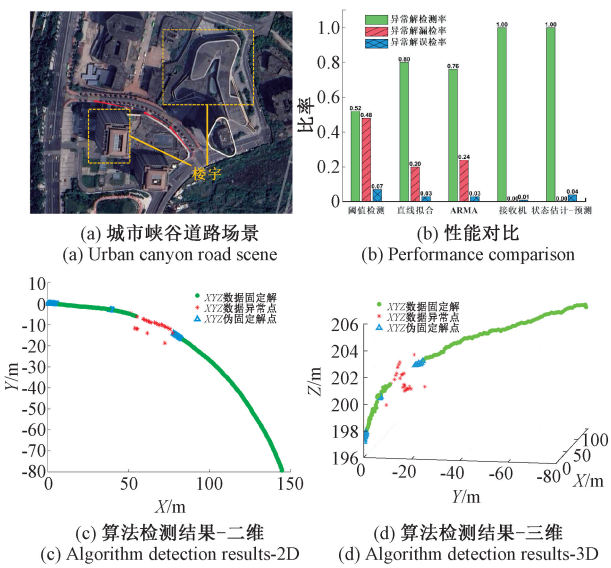
(b) 算法检测结果
(b) Algorithm detection results

图 4　开放场景算法测试

Fig. 4　Algorithm testing in open scenarios

2) 场景 2:城市峡谷道路

城市峡谷道路选择在高楼宇附近的区域,道路全长约为 170 m,从左至右运动,50~80 m 路段两侧伴随楼宇遮挡,接收机采集频率设置为 1 Hz,如图 5 (a),在高楼宇的遮挡下,GPS 信号受到干扰,严重影响定位结果。如图 5 (b),阈值检测、直线拟合和 ARMA 算法均不能正确检测出异常解,而接收机和本算法正确检测出全部异常解,由于本算法需要初始化,所以本算法相较于接收机误检率较高,在测试结果中,本算法检测到异常解 52 次,固定解 130 次,且无伪固定解。如图 5 (c)和(d),在遮挡区域中,定位结果产生异常解。在标准情况下,异常解为 25 次,固定解为 157 次;接收机检测到异常解 25 次,固定解 157 次,且无伪固定解。



(a) 城市峡谷道路场景
(a) Urban canyon road scene

(b) 性能对比
(b) Performance comparison

(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D

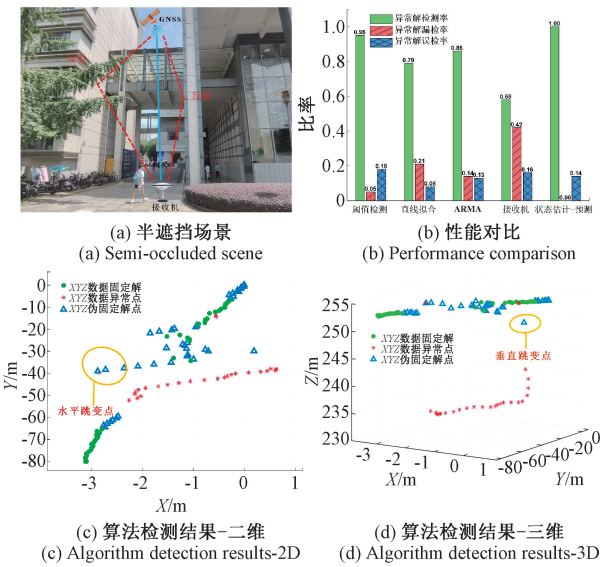
(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 5　城市峡谷道路场景算法测试

Fig. 5　Algorithm testing in urban canyon road scenario

3) 场景 3:半遮挡场景局部路径

半遮挡场景局部路径选择在建筑物集群,其中有天桥和建筑物遮挡,道路长度约为 100 m,运动轨迹设置为建筑物集群及天桥下方道路,呈直线运动,从右上方运动至左下方,接收机采集频率设置为 1 Hz。如图 6 所示为半遮挡场景局部路径算法测试一。如图 6(b),在第 1 组测试中,接收机在复杂遮挡场景下,不能正确检测出所有异常解,尤其在遮挡与空旷场景的切换过程中(半遮挡场景),接收机检测到异常解 27 次,固定解 83 次,其中伪固定解 25 次;如图 6(c)和(d),在 Y 轴坐标[-20,-60]区间,定位结果出现异常解。在标准情况下,异常解为 52 次,固定解为 58 次。



(a) 半遮挡场景
(a) Semi-occluded scene

(b) 性能对比
(b) Performance comparison

(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D

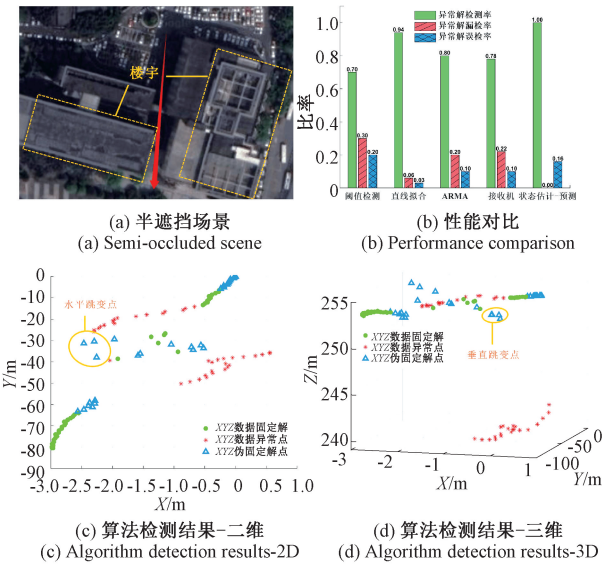
(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 6　半遮挡场景局部路径算法测试 1

Fig. 6　Local path algorithm test 1 in partial occlusion scenario

在 GNSS-RTK 定位算法中,由于 GPS 信号受到多径干扰,双差载波相位观测值产生误差,从而导致定位结果误差增大。整周模糊度解算过程中,接收机算法不能正确固定整周模糊度,导致众多伪固定解通过 Ratio 检验,接收机将异常解识别为固定解;阈值检测算法和直线拟合异常判断算法中,多用于一阶线性场景,而在异常判断中,无法对定位轨迹数据进行进一步准确的状态估计,导致不能正确检测出所有异常解;ARMA 算法中,基于历史信息进行预测,但在判断异常解过程中,异常解需要剔除以防影响预测结果,在实际情况下,历史数据中的异常解需要 ARMA 的预测值进行替代,但预测值在一定程度上存在较大的误差,受到误差的传递效应的影响导致下一步预测结果产生累积误差,因此 ARMA 算法也存在不能正确检测出所有异常解的情况。而本算法通过轨迹特征数据识别运动场景,可以有效辨别出在半遮挡场景中的伪固定解,再通过卡尔曼状态估计对定位数据进行最优估计,以此降低预测信息中历史数据的误差,从而实现

GNSS 定位数据可信判断。第 1 组测试中,本算法检测异常解 65 次,固定解 45 次,无伪固定解,伪固定解检测率为 100%。第 2 组测试中,如图 7 所示,接收机检测异常解 39 次,固定解 71 次,其中伪固定解 11 次,本算法检测异常解 68 次,固定解 42 次,无伪固定解,伪固定解检测率 100%。



(a) 半遮挡场景
(a) Semi-occluded scene

(b) 性能对比
(b) Performance comparison

(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D

(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 7 半遮挡场景局部路径算法测试 2

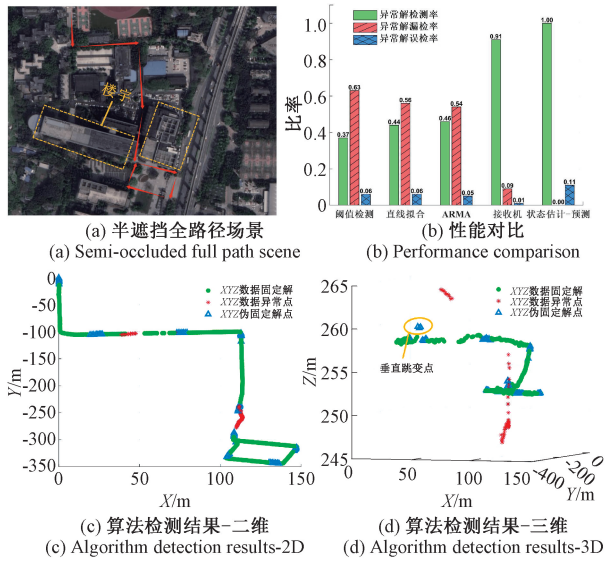
Fig. 7 Local path algorithm test 2 in partial occlusion scenario

4) 场景 4:半遮挡场景全路径

如图 8 所示为半遮挡场景全路径算法测试。半遮挡场景全路径扩大了道路范围,具体轨迹如图 8(a)所示,轨迹约为 600 m,存在 2 个遮挡区域,接收机采集频率设置为 1 Hz。在全路径空旷场景,本算法能够正确识别固定解,在半遮挡场景中,如图 8(c)和(d),存在垂直跳变点,由于半遮挡场景中的整周模糊度错误固定,接收机错误识别异常解,本算法通过海拔数据的跳变成功识别出为固定解。扩展在复杂路径下,通过多个遮挡区域,阈值检测和直线拟合不能适应复杂路径场景,异常解的识别率偏低,而 ARMA 算法因为历史数据的误差传递,导致使得异常解的识别率也偏低;在标准中,异常解为 64 次,固定解为 476 次;接收机检测到异常解 51 次,固定解 489 次,其中伪固定解 13 次。本算法检测到异常解 64 次,固定解 476 次,无伪固定解,伪固定解检测率为 100%。

5) 场景 5:实际钢铁运输场景

列车场景中,选取轨道运输中的工业场景,GNSS 接收机安装在列车上,采集 GNSS 数据进行实时验证。在列车轨道场景中,其中包含建筑物遮挡和隧道遮挡,以下截取其中的 3 个典型的遮挡物的区间进行实验验证,接收机采集频率设置为 1 和 20 Hz。



(a) 半遮挡全路径场景
(a) Semi-occluded full path scene

(b) 性能对比
(b) Performance comparison

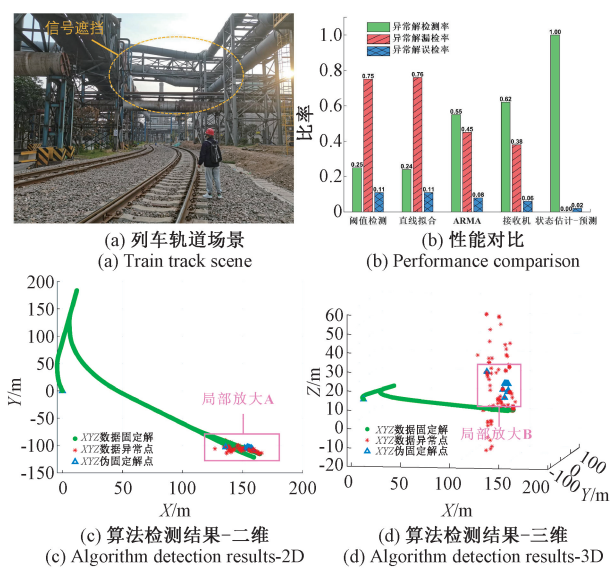
(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D

(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 8 半遮挡场景全路径算法测试

Fig. 8 Full path algorithm test for partially occluded scenes

实验区间 1(1 Hz 采样频率):如图 9 所示为列车场景区间一算法测试。如图 9(a)所示,在轨道上方,存在许多能够对 GPS 产生干扰的金属管道遮挡。GNSS 接收机在遮挡处错误固定整周模糊度,如图 9(c)和(d),在水平和垂直方向上产生了伪固定解如图 10。阈值检测和直线拟合算法在轨道的复杂场景下,无法适应复杂场景下对于异常解的判断,而且轨道场景也不满足一阶线性条件,因此不能正确的拟合预测直线以达到轨迹预测进行异常判断的目的。本算法在列车轨道场景中能正确识别伪固定解,通过曲率实现运动场景的判别能提高预测轨迹的准确性,同时卡尔曼状态估计对 GNSS 状态进行



(a) 列车轨道场景
(a) Train track scene

(b) 性能对比
(b) Performance comparison

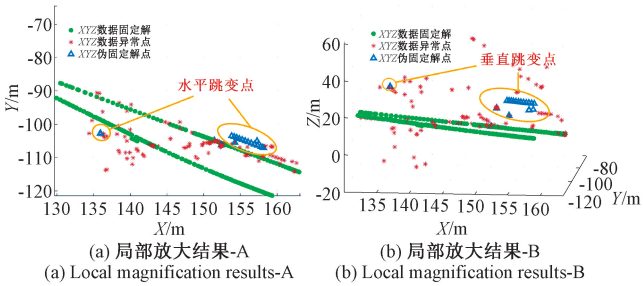
(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D

(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 9 列车场景区间 1 算法测试

Fig. 9 Algorithm test for section 1 of the train scenario

最优估计能提高预测算法中历史数据准确性。在标准中,异常解为 329 次,固定解为 2 791 次;接收机检测到异常解 277 次,固定解 2 843 次,其中伪固定解 52 次。本算法检测到异常解 329 次,固定解 2 791 次,无伪固定解,伪固定解检测率为 100%。

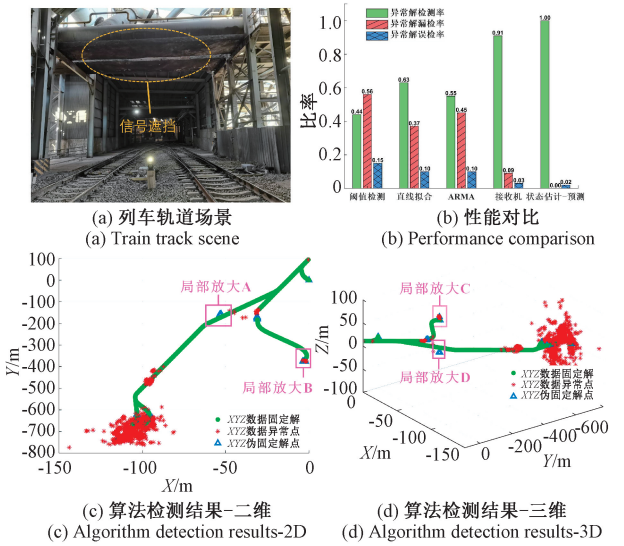


(a) 局部放大结果-A
(a) Local magnification results-A
(b) 局部放大结果-B
(b) Local magnification results-B

图 10　列车场景区间 1 伪固定解

Fig. 10　Pseudo-fixed solution in section 1 of the train scenario

实验区间 2(1 Hz 采样频率):如图 11 所示为列车场景区间二算法测试。如图 11(a)所示,在此场景中,GPS 信号受到遮挡,无法精准定位,同理,如图 11(c)和(d),水平和垂直方向上,接收机都产生了伪固定解如图 12。标准中,异常解为 1 408 次,固定解为 3 912 次;接收机检测异常解 1 316 次,固定解 4 004 次,其中伪固定解 92 次。本算法通过状态估计-预测一体化可信定位检测算法,实现对伪固定解的检测,算法检测异常解 1 408 次,固定解 3 912 次,无伪固定解,伪固定解检测率为 100%。

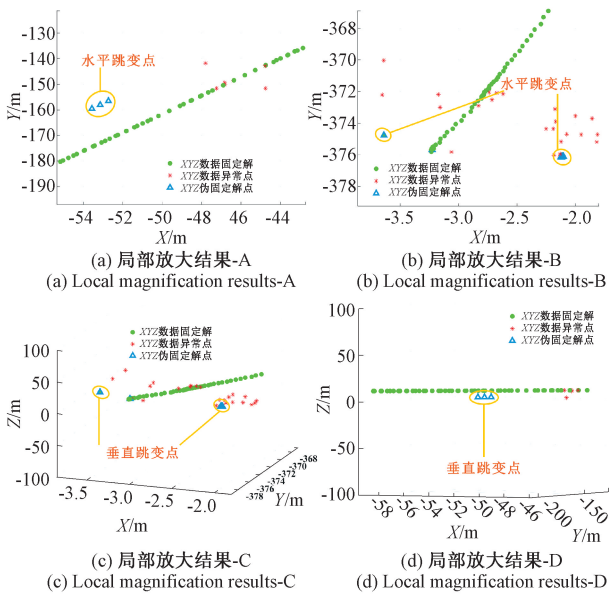


(a) 列车轨道场景
(a) Train track scene
(b) 性能对比
(b) Performance comparison
(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D
(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 11　列车场景区间 2 算法测试

Fig. 11　Algorithm test for section 2 of the train scenario

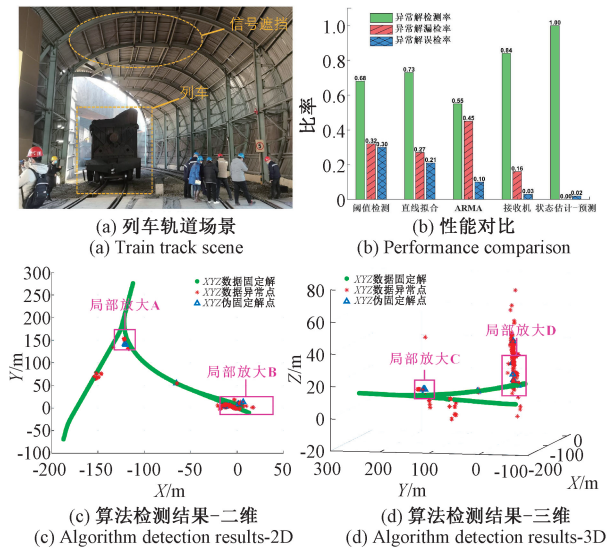
实验区间 3(20 Hz 采样频率):实验区间 3 中探讨了 20 Hz 对于 GNSS 可信定位算法的影响。如图 13 所示为列车场景区间 3 算法测试。如图 13(a),同样为列车隧



(a) 局部放大结果-A
(a) Local magnification results-A
(b) 局部放大结果-B
(b) Local magnification results-B
(c) 局部放大结果-C
(c) Local magnification results-C
(d) 局部放大结果-D
(d) Local magnification results-D

图 12　列车场景区间 2 伪固定解

Fig. 12　Pseudo-fixed solution in section 2 of the train scenario



(a) 列车轨道场景
(a) Train track scene
(b) 性能对比
(b) Performance comparison
(c) 算法检测结果-二维
(c) Algorithm detection results-2D
(d) 算法检测结果-三维
(d) Algorithm detection results-3D

图 13　列车场景区间 3(20 Hz)算法测试

Fig. 13　Algorithm test for section 3 (20 Hz) of the train scenario

道场景,但是 GNSS 接收机采样频率设置为 20 Hz,同理,如图 13(c)和(d),水平和垂直方向上,接收机都产生了伪固定解如图 14。接收机检测到异常解 13 674 次,固定解 77 139 次,其中伪固定解 2 075 次。从定位结果分析,伪固定解增多了,但其特征并没有变化,依旧会存在水平或者垂直伪固定解,对伪固定解的判断没有造成影响。本算法在 20 Hz 的条件下,也能满足对 GNSS 定位数据进行可信验证,检测到异常解 15 749 次,固定解 75 064 次,无伪固定解,检测率为 100%。

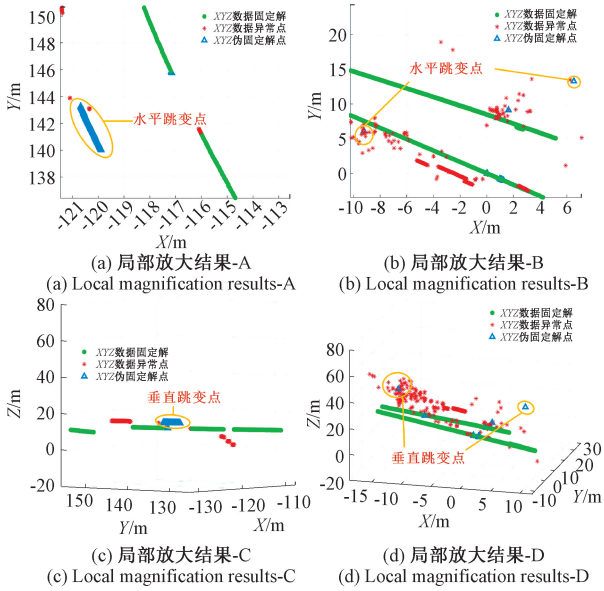


图 14 列车场景区间 3(20 Hz)伪固定解

Fig. 14 Pseudo-fixed solution in section 3 (20 Hz) of the train scenario

综上所述,本文提出的可信定位检测算法在不同场景中,均能够有效识别出 GNSS 定位数据中的伪固定解,且检测率达到 100%。并且在不同的采样频率下,本算法均能完成伪固定解识别,这表明该算法在识别和排除伪固定解方面具有较高的准确性和可靠性,从而有效提升定位数据的可信度。

3 结 论

本文提出的基于轨迹运动特征的 GNSS 联合“状态估计-轨迹预测”一体化可信定位检测方法,通过综合分析 GNSS 定位数据的轨迹运动特征,有效地识别和校正了伪固定解,显著提高了定位数据的可信度。通过在多种场景下的实验验证,包括半遮挡场景、城市峡谷场景和列车场站测试,算法展现出了 100% 的伪固定解检测率,证明其在不同环境下的高效性和准确性。此外,算法还通过卡尔曼滤波优化了轨迹跟踪过程,进一步提高了定位精度和系统的鲁棒性。

本研究的创新点包括:

1)提出了一种新的基于轨迹运动特征的伪固定解检测方法,该方法能够快速准确地识别和校正伪固定解。

2)设计了一种自校验机制,能够在检测到连续伪固定解时自动进行数据纠正,增强了系统的自适应能力。

3)通过卡尔曼滤波技术,实现了对 GNSS 定位数据的实时校正和优化,提高了定位数据的精度和可靠性。

下阶段工作中,将重点解决数据特征与算法适应性问题:实际应用中的环境和条件可能与测试场景存在显著差异,这可能导致算法在实际应用中的性能下降。例如列车行驶场景可能包括高速移动、隧道穿越、城市峡谷等多种复杂环境,这些环境对定位数据的影响可能未被充分考虑。因此,需要收集更多的现场数据,以覆盖更广泛的应用场景,并对算法进行优化,提高其在各种实际应用场景下的适应性和鲁棒性。

参考文献

[1] 陈汗龙,龚亮,李睿,等. 美国 PNT 信息源建设进展及启示[J]. 全球定位系统,2023,48(5):112-116,135.
CHEN H L, GONG L, LI R, et al. Progress and enlightenment of US PNT information source construction[J]. GNSS World of China, 2023,48(5):112-116, 135.

[2] BOCK Y, ABBOT R I, COUNSELMAN C C, et al. Geodetic accuracy of the macrometer model V-1000[J]. Bulletin Géodésique, 1984,58:211-221.

[3] BOCK Y, ABBOT R I, COUNSELMAN III C C, et al. Three-dimensional geodetic control by interferometry with GPS: Processing of GPS phase observables[C]. Precise Positioning with the Global Positioning System, 1985: 255-262.

[4] 刘经南, 邓辰龙, 唐卫明. GNSS 整周模糊度确认理论方法研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014,39(9):1009-1016.
LIU J N, DENG CH L, TANG W M. Research progress on theoretical methods for GNSS integer ambiguity resolution[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014,39(9):1009-1016.

[5] ZHANG W H, WANG J L. GNSS PPP-RTK: Integrity monitoring method considering wrong ambiguity fixing[J]. GPS Solutions, 2024,28(1):30.

[6] WANG S Y, LI B F, LI X X, et al. Performance analysis of PPP ambiguity resolution with UPD products estimated from different scales of reference station networks[J]. Advances in Space Research, 2018, 61(1):385-401.

[7] LIU J N, YE SH R. GPS precise point positioning using undifferenced phase observation[J]. Geomatics and

Information Science of Wuhan University, 2002,27(3): 234-240.

[8] YIN Y M, ZHANG J H, GUO M Q, et al. Sensor fusion of GNSS and IMU data for robust localization via smoothed error state Kalman filter[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3676.

[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] 吴鹏博,潘树国,高旺,等. 顾及非视距与系统误差的 UWB 质量控制及其与 GNSS/INS 的组合定位[J]. 仪器仪表学报, 2024,45(5):51-60.
WU P B, PAN SH G, GAO W, et al. UWB quality control and its integrated positioning with GNSS/INS considering NLOS and system errors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(5):51-60.

[11] SHIN E H. Estimation techniques for low-cost inertial navigation[J]. 2005,12:181590-181606.

[12] 奔粤阳,王健成,龚胜,等. 水下惯性导航系统的快速综合校正[J]. 仪器仪表学报,2024,45(11):42-51.
BEN Y Y, WANG J CH, GONG SH, et al. Rapid comprehensive calibration for the underwater inertial navigation system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(11):42-51.

[13] ZHENG T, XU AI G, XU X CH, et al. Modeling and compensation of inertial sensor errors in measurement systems[J]. Electronics, 2023,12(11):2458.

[14] WENG D J, HOU ZH Y, MENG Y, et al. Characterization and mitigation of urban GNSS multipath effects on smartphones[J]. Measurement, 2023, 223: 113766.

[15] ZOU X, FU R N, TANG J, et al. Multipath error mitigation method considering NLOS signal for high-precision GNSS data processing [J]. GPS Solutions, 2023,27(4):175.

[16] 黎标幸,夏海英,宋树祥,等. GPS/BDS 组合的 RTK 多路径抑制方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7):199-205.
LI B X, XIA H Y, SONG SH X, et al. GPS/BDS combined RTK multipath suppression method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(7):199-205.

[17] ZHONG Y H, HU R ZH, BAI X W, et al. Enhancing GNSS positioning accuracy for road monitoring systems: A factor graph optimization approach aided by geospatial information[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024,73:1-12.

[18] HUANG F X, YIN C, XIA J M, et al. Analysis and mitigation of radio frequency interference in spaceborne GNSS ocean reflectometry data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023,61:1-12.

[19] LI W Q, LI J ZH, DAI ZH Q, et al. Characteristics assessment of GNSS observations on smart devices[C]. 2020 IEEE 3rd International Conference on Electronics Technology(ICET),2020: 670-674.

[20] WON D H, AHN J, LEE E, et al. GNSS carrier phase anomaly detection and validation for precise land vehicle positioning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015,64(9):2389-2398.

[21] LU D B, TANG D ZH, SPIEGEL D. Hazard rate estimation for GNSS-based train localization using model-based approach [J]. Chinese Journal of Electronics, 2020,29(1):49-56.

[22] KOTILAINEN M, MÄKELÄ M, HANHIJÄRVI K, et al. Detecting consistent patterns in pseudorange residuals in GNSS timing data[C]. 2023 International Conference on Localization and GNSS, 2023:1-5.

[23] KONG X J, LIN H, JIANG R H, et al. Anomalous sub-trajectory detection with graph contrastive self-supervised learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024,73(7):9800-9811.

[24] XIE ZH X, BAI X G, XU X F, et al. An anomaly detection method based on ship behavior trajectory[J]. Ocean Engineering, 2024, 293:116640.

[25] MA D, GAO Y, HOU CH P, et al. Multi-task retrieval of sea ice based on GNSS-R: An integrated framework guided by semi-supervised anomaly detection[J]. IEEE Access, 2024,12:181590-181606.

[26] SAVOLAINEN O, ELANGO A, MORRISON A, et al. GNSS anomaly detection with complex-valued LSTM networks[C]. 2024 International Conference on Localization and GNSS, 2024:1-7.

作者简介

赵晨昊,2023 年于西南石油大学获得学士学位,现于西南石油大学攻读硕士学位,主要研究方向为 GNSS 导航定位。

E-mail:2811565752@qq.com

Zhao Chenhao received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2023. Now, he is pursuing the master degree in Southwest Petroleum University. His major research interest includes GNSS navigation and positioning.

张志勇,1998 年于重庆大学获学士学位,现为重庆赛迪奇智人工智能科技有限公司高级工程师和总经理,主要研究方向为自动化系检测技术及仪器仪表。

E-mail:zhangzhiyong@cisaitech.com

Zhang Zhiyong received his B. Sc. degree from Chongqing University in 1998. Now he is currently a senior engineer and serves as the General Manager of Chongqing Saidi Qizhi Artificial Intelligence Technology Co., Ltd. His major research interests include automation system detection technology and instrumentation.

方鑫(通信作者),分别在 2012 年和 2015 年于重庆邮电大学获学士和硕士学位,2019 年于电子科技大学获博士学位,现为西南石油大学副教授,主要研究方向为多智能体协作感知。

E-mail:fangxin@swpu.edu.cn

Fang Xin (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2012 and 2015, respectively, and received his Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2019. He is currently an associate professor at Southwest Petroleum University. His major research interest includes multi-agent collaborative perception.