

文章编号: 1003-1421(2026)09-0011-11

引用格式: 刘明泽, 刘江, 蔡伯根, 等. 视觉-惯性里程计辅助北斗列车卫星定位干扰检测方法研究[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(9): 11-21.

LIU Mingze, LIU Jiang, CAI Baigen, et al. Visual-Inertial Odometry Assisted Interference Detection Method for BeiDou-Based Train Positioning[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(9): 11-21.

视觉-惯性里程计辅助北斗列车卫星定位干扰检测方法研究

刘明泽¹, 刘江^{1, 2, 3}, 蔡伯根^{1, 2, 3}, 王剑^{1, 2, 3}, 陆德彪^{1, 2, 3}, 姜维^{1, 2, 3}

(1. 北京交通大学 自动化与智能学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 先进轨道交通自主运行全国重点实验室, 北京 100044; 3. 河北省轨道交通自主智能感知技术创新中心, 北京 100044)

摘要: 为提升轨道交通场景下北斗列车定位的可信性, 针对欺骗干扰易诱导列车定位结果偏离的问题, 提出一种视觉-惯性里程计辅助的北斗卫星定位干扰检测方法。该方法以不易被欺骗信号直接操纵的视觉-惯性里程计作为独立参照, 构建其定位结果与北斗定位结果之间的偏差序列; 利用自适应带宽核密度估计建立正常运行状态下的偏差基准分布, 并在滑动窗口内实时估计当前偏差分布; 进一步采用KL散度衡量两类分布的统计偏移, 并依据阈值完成干扰判别。基于包含视觉、惯性测量单元和北斗信息的真实列车运行数据, 结合注入式欺骗干扰开展验证。结果表明, 该方法能够有效识别干扰引起的偏差分布异常, 实现对北斗定位欺骗干扰的及时检测, 为列车自主定位可信监测提供参考。

关键词: 北斗卫星导航系统; 列车定位; 视觉-惯性里程计; 干扰检测; 核密度估计; KL散度

中图分类号: U284 文献标识码: A DOI: 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20260306001

Visual-Inertial Odometry Assisted Interference Detection Method for BeiDou-Based Train Positioning

LIU Mingze¹, LIU Jiang^{1, 2, 3}, CAI Baigen^{1, 2, 3}, WANG Jian^{1, 2, 3}, LU Debiao^{1, 2, 3}, JIANG Wei^{1, 2, 3}

(1. School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Rail Autonomous Operation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. Hebei Railway Autonomous and Intelligent Perception Technology Innovation Center, Beijing 100044, China)

Abstract: To improve the credibility of BeiDou train positioning in rail transit scenarios, and to address the problem that spoofing interference easily induces train positioning result deviation, this paper proposed a visual-inertial odometry assisted interference detection method for BeiDou satellite positioning. In this method, visual-inertial odometry, which is not easily directly manipulated by spoofing signals, was adopted as an independent reference, and the deviation sequence between its positioning results and BeiDou positioning results was constructed. Adaptive

收稿日期: 2026-03-06

通信作者: 刘江(1985—), 男, 陕西汉中, 北京交通大学自动化与智能学院教授。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4300501); 国家自然科学基金-铁路基础研究联合基金项目(U2268206); 国家自然科学基金项目(T2422002)

bandwidth kernel density estimation was used to establish the baseline deviation distribution under the normal operation state, and the current deviation distribution was estimated in real time within a sliding window. Furthermore, Kullback-Leibler (KL) divergence was employed to measure the statistical offset of the two distributions, and interference discrimination was completed based on the threshold. Verification was conducted based on real train operation data containing vision, inertial measurement unit, and BeiDou information, combined with injected spoofing interference. The results show that the proposed method can effectively identify deviation distribution anomalies caused by interference, timely detect BeiDou positioning spoofing interference, and provide reference for credible monitoring of train autonomous positioning.

Keywords: BeiDou Navigation Satellite System; Train Positioning; Visual-Inertial Odometry; Interference Detection; Kernel Density Estimation; Kullback-Leibler Divergence

0 引言

当前我国轨道交通呈现干线铁路、城际铁路、市域(郊)铁路、城市轨道交通“四网融合”发展的新格局,构建互联互通、高效协同的运输服务体系已成为行业发展的重要方向,这要求推动列控系统向更高自动化等级和更强自主运行能力演进^[1-2]。在此背景下,列车需要具备对自身运行状态和外部环境的持续感知能力,其中,高可信列车定位信息是自主运行控制与多源感知融合的重要基础^[3]。

近年来,基于北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)的列车自主定位技术因具备连续定位、统一时空基准和较低基础设施依赖等优势,已成为列车自主定位的重要发展方向^[4]。然而,北斗民用信号结构公开、到达地面时功率较弱,在复杂铁路环境下易受多径、遮挡及有意干扰影响^[5-6]。其中,欺骗式干扰通过伪造卫星导航信号诱导接收机输出错误的位置、速度或时间信息,具有隐蔽性强、危害性大的特点,是影响北斗列车定位可信性与安全性的重要威胁^[7]。因此,研究面向铁路场景的北斗定位欺骗干扰检测方法具有重要意义。相较于传统的基于信号特征异常的欺骗干扰检测方法,如通过载噪比(Carrier-to-Noise Ratio, C/N_0)^[8]、信号功率^[9]及多普勒频移^[10]等参数的异常来检测是否存在干扰,基于多源传感器辅助的检测方法则更关注定位结果本身的异常变化。这类方法直接反映了欺骗攻击对定位信息可靠性的影响,因而在复杂环境中通常展现出更强的鲁棒性^[11]。根据多传感器信息的校验方式不同,可将现有研究划分为独立信息一致性监测和信息融合异常

检测两大类,卫星定位/多传感器融合定位中的欺骗检测技术分类如图1所示。

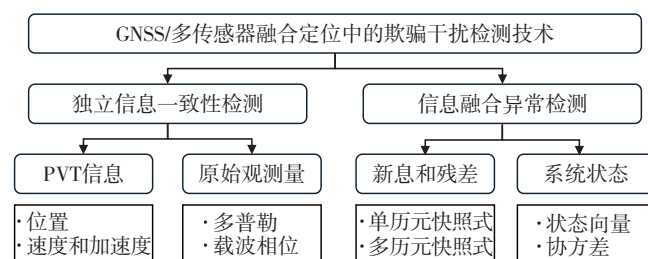


图1 卫星定位/多传感器融合定位中的欺骗检测技术分类

Fig.1 Classification of spoofing detection techniques for satellite positioning/multi-sensor fusion positioning

目前,典型的基于多源传感器辅助的检测手段多借助惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的信息,包括接收机自主完好性监测(Receiver Autonomous Integrity Monitoring, RAIM)^[12]、加速度计辅助的定位对比算法^[13],以及基于位置轨迹跟踪的检测算法^[14]等。随着基于多传感器融合的自主状态感知技术的快速发展,视觉定位技术也在持续进步,由此催生了利用视觉-惯性里程计(Visual-Inertial Odometry, VIO)辅助解决北斗列车定位欺骗干扰检测的新思路。现已有研究探索了基于视觉-惯性里程计的全球定位系统(Global Positioning System, GPS)欺骗检测方法^[15],该方法利用LK光流法计算相邻帧间的相机运动速度,并将其与惯性单元解算的速度进行融合,构建参考速度基准,通过实时监测该基准与全球定位系统接收机输出的瞬时速度之间的偏差,可实现对欺骗攻击的有效识别。除速度偏差策略外,还有研究基于视觉、惯性单元、全球定位系统组合导航系统的欺骗检测方法^[16]进一步引入了卡方检验与置信度因子,提高信

息覆盖度,从而增强检测与抑制欺骗影响的能力,削弱欺骗信号对组合导航系统的影响。

尽管视觉-惯性里程计辅助的欺骗检测方法具有一定优势,但现有研究仍存在不足。例如 Gu 等^[16]假设卫星定位结果与视觉-惯性里程计结果之间的偏差服从理想高斯分布,并在此基础上构建统计检验量。然而,在实际铁路运行环境中,视觉-惯性里程计定位结果易受光照变化、场景纹理退化及 IMU 累积漂移等因素影响,导致偏差序列往往呈现非高斯、多峰或重尾等复杂分布特征。若仍采用固定分布假设,可能难以准确刻画偏差的真实统计特性,从而影响欺骗干扰检测的准确性与适应性。针对上述问题,面向复杂铁路运行环境,提出一种基于视觉-惯性里程计辅助的北斗列车定位欺骗干扰检测方法,通过构建非参数化的偏差建模机制,提升检测方法在不同场景下的鲁棒性与适应性,为列车自主运行控制中的定位信息可信性保障提供支撑,并基于真实列车运行环境数据开展注入式欺骗干扰实验,对所提方法的有效性进行验证。

1 视觉-惯性里程计辅助北斗列车卫星定位干扰检测技术架构

研究提出一种基于核密度估计(Kernel Density Estimation, KDE)的视觉-惯性里程计辅助北斗列车卫星定位干扰检测技术。该方法以视觉-惯性里程计定位结果为独立参照,构建视觉-惯性里程计定位结果与未受干扰北斗定位结果之间的偏差序列,利用核密度估计对该偏差的概率分布进行建模,形成系统的参考分布;在此基础上,对当前时窗内的偏差分布进行同类建模,并通过 Kullback-Leibler (KL)^[17]散度量化当前分布相对于参考分布的统计偏移,进而实现干扰判别。为进一步缓解固定带宽核密度估计算法在样本密度不均或窗口样本量有限情形下可能出现的过平滑或欠平滑问题,引入自适应带宽的核密度估计方法,使带宽能够随数据特性自适应调整,从而提升分布估计的稳定性及对分布偏移的分辨能力。在实验方面,采用真实铁路线路采集数据,并结合干扰发生器构造受干扰场景,验证所提方法在典型干扰条件下的检测性能。

北斗列车卫星定位干扰检测技术架构可划分为

两大模块:视觉-惯性里程计定位解算模块与干扰检测模块。考虑到单目系统具有硬件结构简单、车载部署便捷、标定维护成本低等优势,因此视觉-惯性里程计定位解算模块以 VINS-Mono^[18]为基础构建,利用单目相机与惯性单元的紧耦合滑窗优化实现高频、高精度的位姿估计。干扰检测模块则包含自适应带宽的核密度估计算法和 KL 散度 2 部分。下文将结合实际列车运行场景,分析各模块的功能、实现方式,以及各模块间如何协同工作。北斗列车卫星定位干扰检测技术架构示意图 2 所示。

2 视觉-惯性里程计定位解算方法

2.1 测量数据预处理

测量数据的预处理过程主要包含惯性测量数据的预积分与相机图像数据的特征检测与跟踪过程。惯性单元预积分是测量数据预处理过程中的关键步骤。预积分过程的核心思想是通过对惯性测量数据进行离线积分,以减少计算量并提高系统的实时性。惯性单元预积分过程中系统通过将原始的加速度计和陀螺仪数据转换为与时间无关的位移、速度和姿态变化。惯性单元原始的陀螺仪和加速度计测量的数据模型可以表示为

$$\hat{\mathbf{a}}_t = \mathbf{a}_t + \mathbf{b}_a + \mathbf{n}_{a_t} \quad (1)$$

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_t = \boldsymbol{\omega}_t + \mathbf{b}_g + \mathbf{n}_{\omega_t} \quad (2)$$

式中: $\hat{\mathbf{a}}_t$ 为加速度计的测量值, m/s^2 ; $\mathbf{a}_t$ 为列车的真实的加速度, m/s^2 ; $\mathbf{b}_a$ 为加速度偏置, m/s^2 ; $\hat{\boldsymbol{\omega}}_t$ 为陀螺仪的测量值, rad/s ; $\boldsymbol{\omega}_t$ 为列车的真实的角速度, rad/s ; $\mathbf{b}_g$ 为陀螺仪偏置, rad/s ; $\mathbf{n}_{a_t} \sim N(0, \sigma_a^2)$, $\mathbf{n}_{\omega_t} \sim N(0, \sigma_\omega^2)$ 为服从高斯分布的噪声。

在预积分过程中,系统首先对旋转进行积分,计算出 2 帧之间的位姿变换 $\Delta \mathbf{R}_{ij}$ 。

$$\Delta \mathbf{R}_{ij} = \prod_{k=i}^{j-1} \exp((\hat{\boldsymbol{\omega}}_k - \mathbf{b}_g) \Delta t_k) \quad (3)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\omega}}_k$ 为陀螺仪在 t_k 时刻的角速度测量值, rad/s ; Δt_k 为相邻两次惯性测量数据的时间间隔, s 。

然后对速度和位置进行积分,得出速度的变化 $\mathbf{v}_{ij}$ 和位移的变化 $\Delta \mathbf{p}_{ij}$ 。

$$\Delta \mathbf{v}_{ij} = \sum_{k=i}^{j-1} (\mathbf{R}_k (\hat{\mathbf{a}}_k - \mathbf{b}_a) - \mathbf{g}) \Delta t_k \quad (4)$$

$$\Delta \mathbf{p}_{ij} = \sum_{k=i}^{j-1} (\mathbf{v}_k \Delta t_k + \frac{1}{2} \mathbf{R}_k (\hat{\mathbf{a}}_k - \mathbf{b}_a) \Delta t_k^2) \quad (5)$$

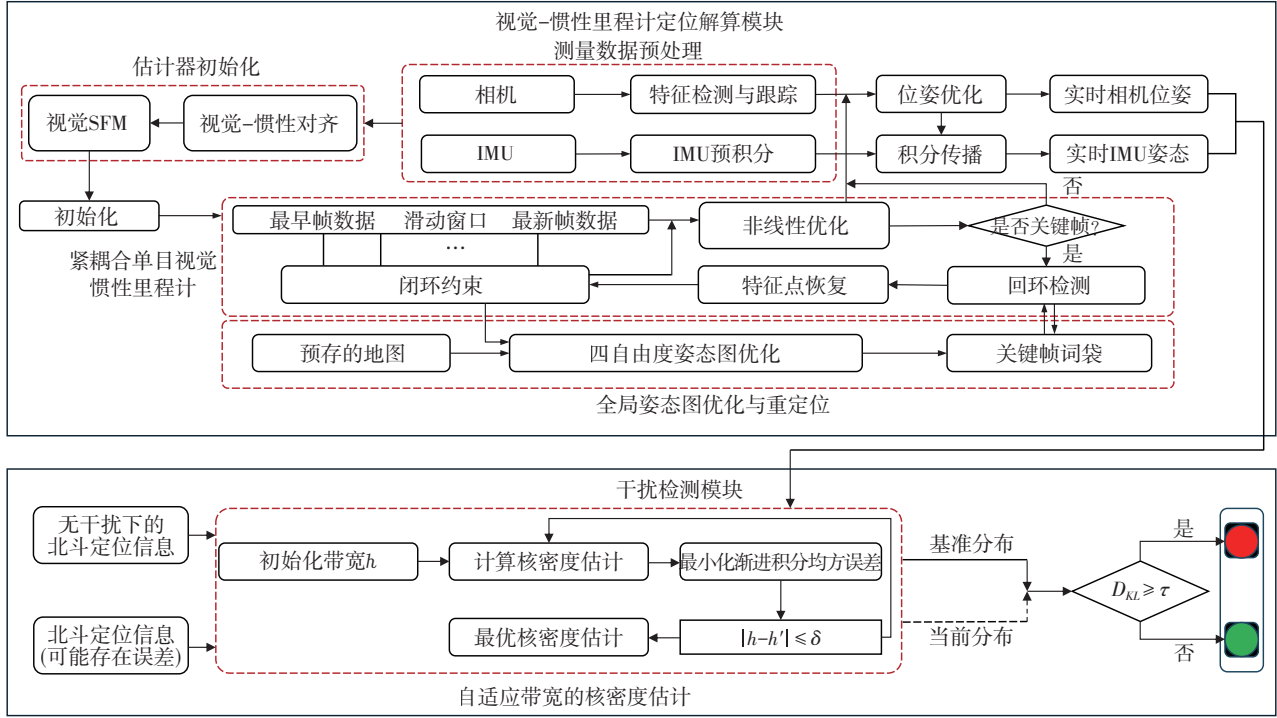


图2 北斗列车卫星定位干扰检测技术架构示意

Fig.2 Technical architecture of interference detection for BeiDou train satellite positioning

式中： $\hat{\mathbf{a}}_k$ 为加速度计在 t_k 时刻的加速度测量值， m/s^2 ； $\mathbf{v}_k$ 为列车在 t_k 时刻的速度值， m/s 。

在相机图像数据的预处理过程中，系统对输入图像进行时间戳管理与缓存，并与惯性测量的数据进行对齐，从而保证视觉观测与惯性约束在时间域上的一致性。特征前端首先在当前帧提取具有良好可重复性的角点与纹理特征，并在相邻帧之间采用金字塔光流法进行跟踪，获得跨帧特征对应关系；当跟踪数量不足或质量下降时，可触发补点以维持特征覆盖度与空间分布。为提高匹配可靠性，系统进一步执行光流正反向一致性检验与像素残差阈值筛选，剔除不稳定跟踪点，并结合RANSAC几何一致性检验去除外点，从而为后端状态估计提供更稳定、鲁棒性更强的视觉观测约束。此外，经过筛选的特征轨迹将用于形成重投影误差约束，与惯性单元预积分约束共同提升状态估计精度与系统稳定性。

2.2 估计器初始化

由于单目摄像头无法直接观测到尺度信息，这使得视觉-惯性里程计定位解算模块难以在缺乏初始状态精准估计的情况下将视觉信息和惯性测量数据进行有效融合。为了得到精准的初始状态，需引

入估计器初始化方法。

在估计器初始化过程中，通过视觉运动结构(Structure from Motion, SfM)算法获取相机位姿和特征点的位置。首先，系统检查最新帧与滑动窗口中所有其他帧之间的特征对应关系。如果在最新帧和某一帧之间找到稳定的特征跟踪且具有足够的视差，系统使用五点算法恢复两帧之间的相对旋转和平移方向(仅确定到尺度因子)。一旦成功估计出这些参数，系统将初始尺度设定为任意值，并利用这些特征点对所有帧进行姿态估计。

随后，通过全局捆绑调整(Bundle Adjustment, BA)对所有相机位姿和空间特征点进行联合优化，其目标是最小化所有特征观测的重投影误差，其优化问题可表示为式(6)。

$$\min_{\{\mathbf{R}_i, \mathbf{p}_i, \mathbf{P}_j\}} \sum_{i \in \mathcal{F}_j} \sum_{j \in \mathcal{L}_i} \|\mathbf{z}_{ij} - \pi(\mathbf{R}_i^T (\mathbf{P}_j - \mathbf{p}_i))\|^2 \quad (6)$$

式中： $\mathbf{R}_i$ 表示从世界坐标系到第 i 帧相机坐标系的旋转矩阵； $\mathbf{p}_i$ 为第 i 帧相机在世界坐标系中的位置向量； $\mathbf{P}_j$ 为第 j 个三维特征点在世界坐标系中的坐标； $\mathcal{F}$ 为滑动窗口内所有关键帧集合； $\mathcal{L}_i$ 为第 i 帧中观测到的特征点集合； $\mathbf{z}_{ij}$ 为第 i 帧中对第 j 个特征点的二维像素观测值； $\pi(\cdot)$ 为相机投影函数，表示

将三维点投影到归一化像平面或像素平面。

通过上述初始化过程,系统可获得与滑动窗口后端一致的初始位姿与结构估计,并建立稳定的数据关联与可优化初值,使之后的紧耦合非线性优化过程能够在启动阶段快速收敛并进入连续估计状态。

2.3 紧耦合单目视觉-惯性里程计

紧耦合单目视觉-惯性里程计是视觉-惯性里程计定位解算模块的核心组成部分,采用滑动窗口框架联合处理惯性测量数据与单目相机数据,实现对平台位姿的高精度估计。惯性单元提供高频运动约束,能够稳定刻画短时间内的姿态与速度变化;单目相机提供较低频但信息量更强的视觉观测,用于校正惯性单元噪声与偏置引起的累计漂移。两类信息在同一优化框架中共同作用,使系统在保持高频跟踪能力的同时具备长期稳定性。优化完成后,系统输出窗口末端关键帧的位姿、速度及偏置估计,并为后续全局一致性模块提供连续可靠的里程计先验。

滑动窗口中维护最近若干帧图像及其对应的惯性测量数据。窗口内的待估状态通常包括每一帧的位姿与速度,以及惯性单元的加速度计与陀螺仪偏置等惯性参数;为引入单目几何约束并维持尺度一致性,还同时估计窗口内部分特征点的逆深度参数。每当新图像进入窗口,系统在窗口内对所有状态进行一次联合非线性优化;当窗口长度达到上限时,通过边缘化移除最旧状态并将其信息折叠为先验约束,从而在计算量可控的前提下保持估计的连续性和实时性。

优化采用最小二乘形式,以视觉残差与惯性测量数据残差的加权和为目标。视觉残差由特征点的像素观测与当前状态预测的投影结果之间的差异构成,能够直接约束相机位姿并与特征点结构参数耦合;同时,通过对多帧观测的联合约束,可显著降低由特征误匹配或局部退化带来的不稳定。惯性测量数据残差由预积分约束提供,反映相邻帧之间由惯性测量数据推导的相对运动与当前状态推导的相对运动之间的不一致,用于在高动态或视觉纹理不足时维持运动估计的连续性,并对偏置变化施加约束,从而抑制积分漂移。紧耦合后端非线性优化目

标函数为

$$X^* = \arg \min_X \left(\sum_{i=1}^n \left\| r_i^{\text{visual}} \right\|_{\sum_i}^2 + \sum_{j=1}^n \left\| r_j^{\text{IMU}} \right\|_{\sum_j}^2 \right) \quad (7)$$

式中: r_i^{visual} 和 r_j^{IMU} 分别表示视觉残差和惯性测量数据残差; $\sum_i$ 和 $\sum_j$ 表示对应观测的不确定性并用于

加权,使噪声较小、可靠性更高的观测在优化中占更大权重。

通过对目标函数的迭代优化,系统能够在惯性高频约束下保证运动估计的平滑与连续,并借助视觉观测对漂移进行周期性校正,从而获得稳定、精确的位姿估计结果。

2.4 全局姿态图优化与重定位

全局姿态图优化用于在全局范围内约束关键帧位姿,降低长时间运行带来的累计误差与轨迹漂移。考虑到视觉-惯性里程计定位解算模块中横滚角与俯仰角一般可观测,系统的主要漂移往往集中在平面位置与偏航角方向,因此本模块采用四自由度的姿态图模型,仅对关键帧的平面位置与偏航角进行全局调整,以避免对可观测姿态量的无意义修正并提升优化稳定性。

姿态图以关键帧为节点,节点之间通过两类边建立约束关系:一类为顺序边,连接相邻关键帧,用于保持轨迹的局部连续性;另一类为回环边,当系统识别到重访区域时建立,用于提供跨时间全局一致性约束。每条边对应一个误差项,反映当前全局位姿下两关键帧相对位姿与该边提供的相对约束之间的不一致程度,误差通常由平面相对位移误差与偏航角差异误差构成。优化过程在所有边的共同作用下,使整体误差最小,从而得到全局一致的关键帧位姿估计。优化完成后,轨迹在大尺度上的漂移显著减小,关键帧之间的位姿关系更加协调,为后续定位与检测提供更稳定的位姿参考。

同时,为了在长时间运行中抑制系统的漂移,系统设计了紧耦合的重定位模块,通过回环检测和优化实现系统的重新定位,以消除漂移误差。回环检测通过词袋模型(DBoW2)实现,用于检测当前帧是否与之前经过的某帧具有相似的视觉内容。系统从每帧图像中提取 500 个特征角点,并计算其 BRIEF 描述子。然后,利用 DBoW2 进行词袋模型

匹配,识别可能的回环。在检测到回环后,系统通过特征匹配和几何一致性检查建立当前帧与回环帧之间的约束,并将这些约束整合到视觉-惯性里程计优化中以消除漂移。这种紧耦合的优化方式确保了系统能够在回环检测后迅速且有效地消除累积误差,恢复精确的状态估计。通过在重定位过程中加入多视图几何约束,系统能够显著提高状态估计的精度,并有效抑制由于累积误差导致的漂移。

3 北斗干扰检测方法

3.1 自适应带宽的核密度估计

在对齐北斗测量值和通过视觉-惯性里程计定位解算模块获得的视觉-惯性里程计估计的时间序列后,北斗系统测量值和视觉-惯性里程计估计值与真值的偏差可以定义为

$$\delta_k^{\text{BDS}} = \|\mathbf{p}_k^{\text{BDS}} - \mathbf{p}_k\|_2 \quad (8)$$

$$\delta_k^{\text{VIO}} = \|\mathbf{p}_k^{\text{VIO}} - \mathbf{p}_k\|_2 \quad (9)$$

式中: $\mathbf{p}_k^{\text{BDS}}$ 为第 k 时刻的北斗测量值, $\mathbf{m}$; $\mathbf{p}_k$ 为列车对应的真实位置, $\mathbf{m}$; $\mathbf{p}_k^{\text{VIO}}$ 为对应的视觉-惯性里程计估计值, $\mathbf{m}$ 。

虽然在理想情况下,北斗系统的测量值与真值的偏差 δ_k^{BDS} 应服从均值为 0, 误差协方差矩阵为 $\mathbf{S}^{\text{BDS}}$ 的高斯分布,视觉-惯性里程计的测量值与真值的残差 δ_k^{VIO} 应该服从均值为 0, 误差协方差矩阵为 $\mathbf{S}^{\text{VIO}}$ 的高斯分布,进而可以推断出北斗系统测量值与视觉-惯性里程计估计值之间的偏差 $\delta_k = \|\mathbf{p}_k^{\text{BDS}} - \mathbf{p}_k^{\text{VIO}}\|_2$ 应该近似服从于误差协方差矩阵为 $\mathbf{S}^{\text{BDS}} + \mathbf{S}^{\text{VIO}}$ 的高斯分布,进而可通过卡方检验评估偏差分布是否异常以此来判断北斗系统是否存在干扰。但由于视觉-惯性里程计定位受到惯性单元累计漂移等复杂因素影响而可能出现偏差,会致使偏差 δ_k 的分布严重偏离高斯分布而呈现诸如非对称、多峰等难以用现有常规模型进行描述的复杂概率分布,高斯假设会因此显著降低检测异常的能力。

非参数估计是最常用的概率密度函数估计方法之一,其不依赖总体参数假设,适用性强,适合对任意样本数据进行分析。对于检测得到的视觉-惯性里程计与北斗系统定位数据的偏差,其分布形态和数据之间的关系难以在分析前作出可靠假设,为此,引入非参数密度估计对偏差 δ_k 进行统计分析与

概率密度函数估计。在常用的非参数方法中,核密度估计无需预设分布形式,能够以较高精度刻画样本的真实分布,并可得到概率密度函数的显式表达,因而被本研究选用。

核密度估计的定义如下

设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是总体 X 中的 n 个独立分布样本, X 的密度函数为 $f(x)$, $\delta \in \mathbb{R}$, 则 $f(x)$ 的核密度估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh_n} K\left(\frac{x - X_i}{h_n}\right) \quad (10)$$

式中: h_n 为带宽; $K(u)$ 为核函数。

相关理论与大量实验结果表明,当样本容量足够大时,核密度估计效果的关键在于带宽 h_n 的选取,相比之下,核函数类型对总体密度估计的影响通常不具有决定性。基于这一结论,采用应用较为广泛的高斯核函数,其定义为

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} \quad (11)$$

然而,传统核密度估计对带宽高度敏感,带宽设置不当会显著影响估计质量。若带宽取值过大,核函数覆盖范围扩大,远处样本的影响被引入并与近邻样本共同参与平滑,导致估计结果过度平滑:偏差增大、方差减小,局部峰值与细节结构易被削弱甚至掩盖。相反,若带宽取值过小,核函数作用范围过窄,估计对局部样本波动过于敏感,表现为偏差减小但方差增大,密度曲线易出现不必要的起伏与伪多峰,稳定性变差。

针对此问题,考虑到递归方法可以用一段程序进行多次重复计算,能把一个复杂问题层层转化为一个与原问题相似,但规模较小的问题来求解,因此,提出一种自适应带宽的核密度估计算法,采用递归的方法来选择最优带宽。

首先根据经验给定一个带宽值 $h_1 = 0.3\hat{\sigma}$, 其中 $\hat{\sigma}$ 为当前样本集合的标准差。该取值能够随样本离散程度自适应调整初始带宽量级,使初始核密度估计避免出现明显过平滑或欠平滑,从而减小初始取值对后续带宽递归更新结果的影响。根据上文所选取的高斯核函数可以得到一个总体的核密度估计函数。

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{nh_1} \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x - X_i)^2}{2h_1^2}} \right] \quad (12)$$

将式(12)的 $\hat{f}_n(x)$ 作为未知总体密度 $f(x)$ 的近似,用以建立带宽选择准则。带宽的优劣通过渐进均方积分误差衡量,其由方差项与偏差平方项共同构成。对应样本在带宽 h_1 下的渐进均方积分误差可表示为

$$\hat{S}^2 = \int \left[\text{Var}(\hat{f}_n(x)) + (\text{Bias}(\hat{f}_n(x)))^2 \right] dx \quad (13)$$

为了使式(13)达到最小值,令式(13)关于带宽的一阶导数为零,求得宽窗的 h_0 。据此令 $h_2 = h_0$,将 h_2 代入式(12),可得到新的总体核密度估计。

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{nh_2} \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\hat{x}_i)^2}{2h_2^2}} \right] \quad (14)$$

再将式(14)中的 $\hat{f}_n(x)$ 作为总体密度的进一步近似,重复计算其对应的渐进均方积分误差。

$$\hat{S}^2 = \int \left[\text{Var}(\hat{f}_n(x)) + (\text{Bias}(\hat{f}_n(x)))^2 \right] dx \quad (15)$$

与前述过程一致,为了使式(15)达到最小值,令式(15)的一阶导数为零,求得带宽的值 h_0 。令 $h_3 = h_0$,通过以上方法进行多次递归计算,当相邻2次更新的带宽满足 $\frac{|h_{n+1} - h_n|}{h_n} < \varepsilon$ 时,认为带宽已趋于稳定。取 $\varepsilon = 10^{-3}$ 作为收敛阈值,以保证带宽更新基本稳定的同时,避免阈值过小引起不必要的迭代开销。此时得到的稳定带宽 h_n 作为该样本集合的最优带宽,并以此计算最终的核密度估计结果。

3.2 基于KL散度的干扰检测判别

KL散度源于信息论,用于量化2个概率分布之间的差异程度。两者越接近,KL散度越小;差异越显著,KL散度越大。KL散度的定义如下。

$$D_{\text{KL}}(p \| q) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x) \log \left(\frac{p(x)}{q(x)} \right) dx \quad (16)$$

式中: $p(x)$ 为基准分布; $q(x)$ 为目标的分布。

KL散度是非负的,即 $D_{\text{KL}}(p(x) \| q(x)) \geq 0$ 。当且仅当2个分布完全匹配,即 $p(x) = q(x)$ 时, $D_{\text{KL}}(p(x) \| q(x)) = 0$ 。

设 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$ 为北斗系统未受干扰时视觉-惯性里程计与北斗系统定位结果偏差的样本总体,其服从高斯核密度估计 $p(\delta)$ 。

$$p(\delta) = \frac{1}{nh_n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\delta - \delta_i)^2}{2h_n^2}} \right] \quad (17)$$

为避免由于噪声等偶然因素引起样本短期内的随机波动而导致干扰检测算法的鲁棒性下降,采用窗口长度为 N 的滑动窗口法对每个窗口内的样本进行实时干扰检测。设 $\delta_1^s, \delta_2^s, \dots, \delta_N^s$ 为当前滑动窗口内的定位偏差样本总体,其服从高斯核密度估计 $q(\delta^s)$,则有

$$q(\delta^s) = \frac{1}{Nh_N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\delta^s - \delta_i^s)^2}{2h_N^2}} \right] \quad (18)$$

通过预设 τ 作为干扰检测的阈值,以KL散度 $D_{\text{KL}}(p \| q)$ 作为系统干扰检测的检测因子,当 $D_{\text{KL}}(p \| q) \geq \tau$ 时认为系统检测到了干扰,反之则判断系统并未受到干扰。

阈值 τ 的选取至关重要。若阈值设定过高,干扰检测模块将变得保守,只有当基准分布与当前分布差异非常显著时才会触发告警,导致其在干扰强度较弱或渐进式欺骗注入时更容易将异常误判为正常,从而延迟或错过告警;相反,若阈值设定过低,干扰检测模块将变得激进,即便由噪声扰动、环境变化以及核密度估计在有限样本下的估计误差引起的轻微分布偏移也可能使分布差异超过阈值,导致频繁误报,进而触发不必要的保护并引入额外性能开销。因此,阈值选择需要在漏检与误报之间取得折中,并应与窗口长度、密度估计策略以及目标场景共同标定,以确保检测性能在灵敏度与稳定性之间达到可接受的平衡点。

为确定检测阈值,首先利用无干扰条件下的定位结果偏差样本数据,分别构建基准分布与目标分布,并采用与干扰检测一致的滑动窗口方式,生成一系列无干扰状态下的KL散度样本,构成集合 $\{D_{\text{KL}}\}$ 。该集合反映了无干扰下系统正常运行时KL散度的经验分布特征。

在此基础上,阈值依据预设的误报率来确定。设定目标误报率为 α ,阈值取为正常KL样本的上分位点,即

$$\tau = \text{Quantile}(\{D_{\text{KL}}\}, 1 - \alpha) \quad (19)$$

未受干扰攻击时,KL散度值超过该阈值的概率理论上不超过 α ,从而在统计意义上保证误报率可控。干扰检测模块选取 $\alpha = 0.005$,即阈值设置等于正常KL样本的99.5%分位数,这意味着在正常

运行情况下, 仅有约0.5%的观测窗口会因不可避免的随机波动而被误判为受干扰状态。这一设置兼顾了检测灵敏度与误报控制, 既避免因阈值过严导致频繁误报, 也防止阈值过宽而漏检真实干扰。

4 实验验证

为验证所提视觉-惯性里程计辅助北斗列车卫星定位干扰检测方法的有效性, 基于真实列车运行环境数据开展了注入式欺骗干扰测试。实验数据来源于铁科院东郊环形铁路试验基地综合试验环线, 为一段采样规模约为10 200个历元的铁路运行实测数据。该数据不仅包含了列车运行中常见的高速、模糊、场景纹理变化等复杂视觉环境, 还涉及进出隧道导致的光照突变情形, 并同步采集了视觉、惯性单元数据及北斗系统定位信息。

列车北斗定位欺骗干扰生成系统图如图3所示, 为生成列车北斗定位欺骗干扰测试场景, 实验按图3所示搭建了列车北斗定位干扰生成系统。测试系统通过GSS9000模拟器控制软件设计典型欺骗干扰场景, 并由卫星信号模拟器生成相应信号; 同时, 利用接收机采集模拟器输出的导航卫星信号。

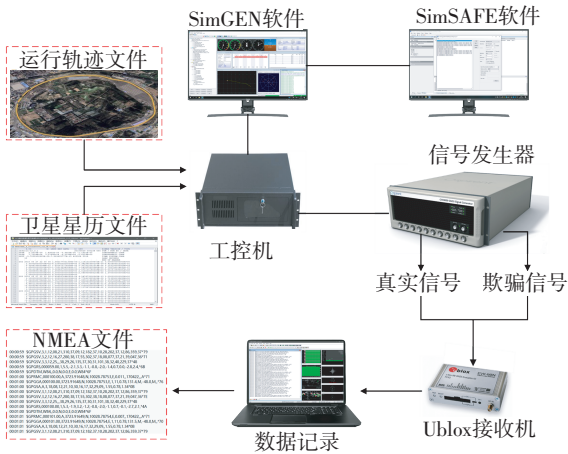


图3 列车北斗定位欺骗干扰生成系统图
Fig.3 Spoofing interference generation system for BeiDou train positioning

具体操作流程如下: 首先在上位机SimGEN中建立运动载体场景并导入星历文件, 然后在SimSAFE软件中设置工作模式、导入星历文件、选择欺骗轨迹类型, 并加入对导航信号伪距、载波、功率等参数进行修改的指令后运行场景。GSS9000信号模拟器随即生成欺骗干扰信号, 与真实信号通过合路器

组合后, 注入作为被测终端的Ublox M8T接收机, 以评估干扰场景对定位终端的影响。

本次实验中, 为模拟不同强度欺骗干扰环境下北斗定位干扰检测模块的响应时间与准确率, 在测试启动4 min后, 向采集的北斗定位数据中注入2组不同强度的欺骗干扰, 其码速率分别设为0.5 m/s和1 m/s, 强度提升梯度为0.1 dB/s。

视觉-惯性里程计定位结算模块的运行环境为虚拟机环境VMware17 Pro Ubuntu 18.04 LTS, 内存为16 GB。视觉-惯性里程计定位结算模块的定位结果展示如图4所示。

其中, 图4a展示了三维轨迹对比结果, 该图给出了视觉-惯性里程计估计轨迹与北斗系统

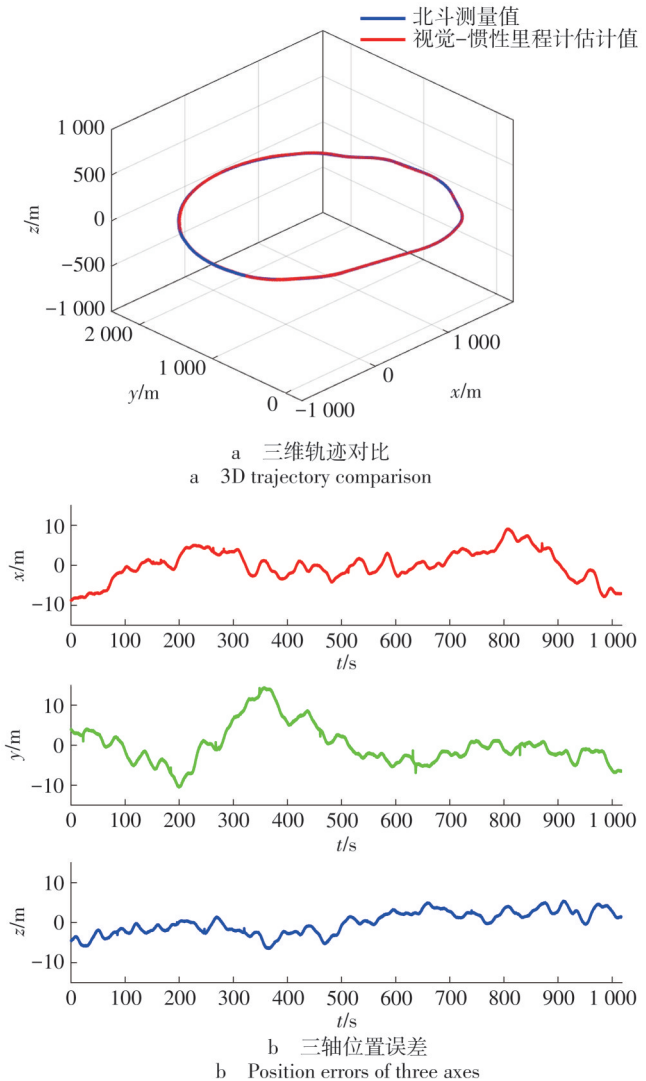


图4 视觉-惯性里程计定位结算模块的定位结果展示
Fig.4 Positioning results of visual-inertial odometry positioning calculation module

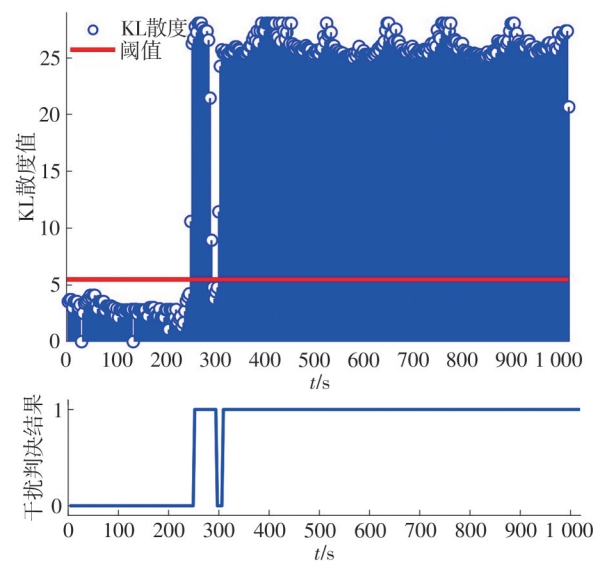
测量轨迹在整个运动过程中的空间一致性,可直观观察2条轨迹整体的偏离程度。图4b进一步给出了视觉-惯性里程计相对于北斗系统测量值在三轴方向上的位置误差曲线,从图中可以看出,三轴误差整体呈连续平滑的变化趋势,幅值维持在相对可控范围内,未出现明显的长期累积漂移或突发性异常跳变。这表明在高速运动、图像模糊以及场景纹理变化等复杂条件下,所提出的视觉-惯性里程计定位解算模块仍能够保持较好的精度与稳定性。

在北斗定位干扰检测模块中,为平衡响应时间和干扰检测的准确率,结合视觉-惯性里程计定位结果的输出帧率,实验选择的滑动窗口内数据为30,即每3 s检测一次。同时,定义响应时间为从欺骗干扰注入开始到KL散度首次超过判决阈值的时间,准确率为正确检测结果占总检测次数的比例,分别用于评价干扰检测模块的响应速度和检测性能。北斗定位干扰检测模块结果展示如图5所示。

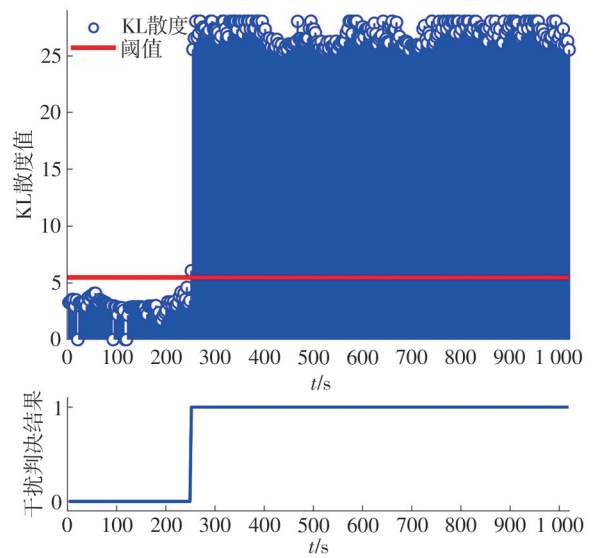
根据图5中的检测结果可以看出,在2种不同强度的欺骗干扰下,KL散度均能够在欺骗干扰注入后较短时间内迅速产生显著偏移,并稳定越过预设判决阈值,表明所提北斗定位干扰检测方法对欺骗干扰具有较高的灵敏度与响应速度,整体检测曲线变化趋势清晰、跃迁过程明显。在0.5 m/s欺骗干扰强度场景下,在干扰初期阶段存在约十几秒的间歇性漏检现象,其原因主要在于该场景对应的欺骗干扰幅值较小且呈缓变特性,初始阶段导致的位置偏移量与视觉-惯性里程计定位解算模块自身的估计偏差相互抵消,致使基准分布与当前分布间的KL散度在短时间内未能持续保持超过阈值的状态,从而导致判决结果出现阶段性回落。随着干扰累积效应增强,定位解算结果与视觉-惯性估计之间的不一致性逐步扩大,KL散度重新稳定超出判决阈值,实现对欺骗干扰的持续识别。

为了更好地验证干扰检测模块的性能,实验还将所提方法与传统的沿用固定高斯分布假设的卡方检验进行了比较,不同码速率条件下北斗系统欺骗干扰检测性能对比如表1所示。

实验结果表明,本方法在检测响应速度和准确率方面均优于基于卡方检验的解决方案,由此验证了所提方法在复杂铁路运行环境中的有效性与应用潜力。



a 0.5 m/s场景下欺骗干扰检测效果及干扰判决结果
a Spoofing interference detection and decision results in 0.5 m/s scenario



b 1 m/s场景下欺骗干扰检测效果及干扰判决结果
b Spoofing interference detection and decision results in 1 m/s scenario

图5 北斗定位干扰检测模块结果展示

Fig.5 Results of interference detection module in BeiDou positioning

表1 不同码速率条件下北斗系统欺骗干扰检测性能对比

Tab.1 Comparison of spoofing interference detection performance of BeiDou system at different code rates

干扰幅度速率/(m/s)	检测类型	响应时间/s	准确率/%
0.5	卡方检验	27	92.64
	核密度估计检验	12	97.65
1	卡方检验	18	94.12
	核密度估计检验	9	98.82

同时,为验证所设阈值在无干扰条件下对误报率的控制效果,研究进行了无干扰场景下的误报率统计实验,采用与上文一致的滑动窗口方式对正常

运行数据进行连续检测,并将KL散度超过阈值的比例作为经验误报率进行评估。无干扰场景下欺骗干扰检测效果及干扰判决结果如图6所示。

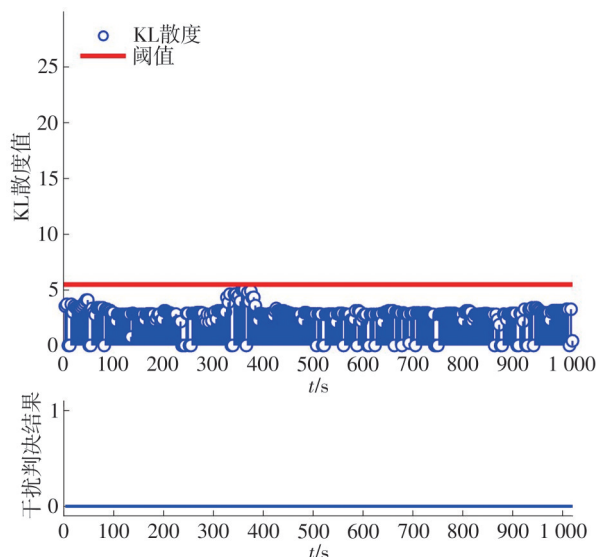


图6 无干扰场景下欺骗干扰检测效果及干扰判决结果
Fig.6 Spoofing interference detection and decision results in non-interference scenario

根据图6的检测结果可以看出,在无干扰场景下,KL散度整体维持在较低水平,虽然在局部时段存在一定波动,但其最大值始终低于预设判决阈值,判决结果全程保持为0。该结果表明,所设阈值能够较好抑制正常运行状态下随机波动对检测结果的影响,说明检测模块在无干扰条件下具有较好的稳定性。

5 结束语

列车自主定位能力是轨道交通运行控制系统安全、稳定与高效运行的重要基础。面向北斗卫星信号欺骗场景,利用视觉-惯性里程计与北斗信号在信息来源和受干扰方式上的差异,将视觉-惯性里程计作为相对独立的辅助参考,构建了基于自适应带宽核密度估计和KL散度的定位偏差分布检测方法。该方法通过对正常运行状态下的偏差分布进行建模,并对当前偏差分布变化进行检测,实现了对定位异常的识别与告警。方案无需改动既有地面设备和信号系统架构,具有良好的经济性与工程适用性,可适应不同线路条件与运行速度下的列车自主定位需求,为我国铁路信号系统应对卫星定位安全威胁、提升多源融合定位的可信度提供了新的技术路径,

是计算机视觉与导航抗干扰技术在轨道交通领域交叉融合的一次有益探索。与此同时,本研究方法的有效性建立在视觉-惯性里程计能够提供基本稳定、连续定位结果的前提之上,对于低照度、强遮挡等视觉严重退化场景,以及多传感器协同攻击和跨模态对抗干扰条件下的适用范围,仍需进一步研究和验证。此外,后续将围绕深度时序建模、隐空间判别特征学习、视觉、惯性与卫星导航多源冗余校验、跨模态一致性约束以及更强攻击模型下的干扰检测方法展开研究,以进一步提升复杂环境和强对抗条件下列车自主定位异常检测的准确性与稳定性。

参考文献:

- [1] 陈旭. 面向四网融合的大型铁路枢纽规划重点问题探讨[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(4): 68-74.
CHEN Xu. Discussion on Key Issues of Large-Scale Railway Hub Planning for Four Networks Integration[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(4): 68-74.
- [2] 贺广宇, 王菲, 马云鹏, 等. ATP制动曲线优化及咽喉区通过能力提升效果研究[J]. 铁道运输与经济, 2022, 44(12): 9-16.
HE Guangyu, WANG Fei, MA Yunpeng, et al. Study on Improvement Effect of Throat-Area Carrying Capacity Based on ATP Braking Curve Optimization[J]. Railway Transport and Economy, 2022, 44(12): 9-16.
- [3] 彭湃, 赵振杰, 李凯, 等. 基于主动感知的列车自主运行系统控制方案研究[J]. 铁路通信信号工程技术, 2025, 22(1): 114-121.
PENG Pai, ZHAO Zhenjie, LI Kai, et al. Research on Control Scheme for Train Autonomous Circumambulate System Based on Active Perception[J]. Railway Signalling & Communication Engineering, 2025, 22(1): 114-121.
- [4] 蔡伯根, 刘江, 王剑, 等. 铁路专用北斗定位测试: 从需求、愿景到挑战、机遇[J]. 北京交通大学学报, 2025, 49(5): 34-44.
CAI Bogen, LIU Jiang, WANG Jian, et al. Testing of BDS-Based Positioning for Railway: From Requirements, Vision to Challenges, Opportunities[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2025, 49(5): 34-44.
- [5] 边少锋, 胡彦逢, 纪兵. GNSS欺骗防护技术国内外研究现状及展望[J]. 中国科学(信息科学), 2017, 47(3): 275-287.
BIAN Shaofeng, HU Yanfeng, JI Bing. Research Status and

- Prospect of GNSS Anti-Spoofing Technology[J]. Science in China (Information Sciences), 2017, 47(3): 275–287.
- [6] 刘江, 蔡伯根, 王剑, 等. 基于卫星导航的铁路列车控制系统自主定位技术研究进展[J]. 导航定位与授时, 2023(4): 1–23, F0002.
LIU Jiang, CAI Baigen, WANG Jian, et al. Research Progress on Autonomous Positioning of Satellite Navigation-Based Railway Train Control System[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023(4): 1–23, F0002.
- [7] 陈力超, 曾芳玲, 欧阳晓凤, 等. GNSS授时干扰技术发展综述[J]. 导航定位与授时, 2024, 11(6): 84–99.
CHEN Lichao, ZENG Fangling, OUYANG Xiaofeng, et al. Overview of the Development of GNSS Timing Interference Technology[J]. Navigation Positioning and Timing, 2024, 11(6): 84–99.
- [8] 马志奇, 叶红军, 魏亮. 基于载噪比同步变化的北斗欺骗检测方法[J]. 导航定位与授时, 2024(1): 87–96.
MA Zhiqi, YE Hongjun, WEI Liang. Beidou Spoofing Detection Method Based on Synchronous Variation of Carrier-to-Noise Ratio[J]. Navigation Positioning and Timing, 2024(1): 87–96.
- [9] 王璐, 张林杰, 吴仁彪. 功率监测与SQM融合的GNSS欺骗干扰检测[J]. 信号处理, 2023, 39(3): 505–515.
WANG Lu, ZHANG Linjie, WU Renbiao. GNSS Spoofing Detection Based on Power Monitoring Combined with SQM[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(3): 505–515.
- [10] 张国利, 张尧, 田野. 基于DOD和PTD的北斗欺骗式干扰检测技术研究[J]. 应用科技, 2019, 46(2): 35–41.
ZHANG Guoli, ZHANG Yao, TIAN Ye. Research of Beidou Navigation Satellite System Spoofing Detection Based on DOD and PTD[J]. Applied Science and Technology, 2019, 46(2): 35–41.
- [11] 王晓燕, 杨晶晶, 黄铭, 等. GNSS干扰和欺骗检测研究现状与展望[J]. 信号处理, 2023, 39(12): 2131–2152.
WANG Xiaoyan, YANG Jingjing, HUANG Ming, et al. Research Status and Prospect of GNSS Jamming and Spoofing Detection[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(12): 2131–2152.
- [12] 李怀建, 尹超, 杜小菁, 等. GNSS接收机自主完好性监测算法研究现状分析[J]. 战术导弹技术, 2025(1): 126–135.
LI Huaijian, YIN Chao, DU Xiaojing, et al. Analysis of GNSS Receiver Autonomous Integrity Monitoring Algorithms[J]. Tactical Missile Technology, 2025(1): 126–135.
- [13] KHANAFSEH S, ROSHAN N, LANGE S, et al. GPS Spoofing Detection Using RAIM with INS Coupling[C]//2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1232–1239.
- [14] TANIL C, KHANAFSEH S, JOERGER M, et al. An INS Monitor to Detect GNSS Spoofers Capable of Tracking Vehicle Position[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(1): 131–143.
- [15] QIAO Y, ZHANG Y, DU X. A Vision-Based GPS-Spoofing Detection Method for Small UAVs[C]//2017 13th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS), Hong Kong, China, 2017. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 312–316.
- [16] GU N Z, XING F, YOU Z. GNSS Spoofing Detection Based on Coupled Visual/Inertial/GNSS Navigation System[J]. Sensors, 2021, 21(20): 6769.
- [17] 李晓艳, 张子刚, 张逸石, 等. 一种基于KL散度和类分离策略的特征选择算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(12): 224–227.
LI Xiaoyan, ZHANG Zigang, ZHANG Yishi, et al. KL-Divergence Based Feature Selection Algorithm with the Separate-Class Strategy[J]. Computer Science, 2012, 39(12): 224–227.
- [18] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004–1020.

(责任编辑 金晶)