DOI:10.14188/j.2095-6045.20260390

文章编号:2095-6045(2026)05-0068-08

城市场景低成本GNSS/INS/视觉紧耦合高精度定位方法

刘万科[1] 雷维豪[1] 胡 捷[1] 楼益栋[2]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079

Low-Cost GNSS/INS/Visual Tightly Coupled Precise Positioning for Urban Environments

LIU Wanke[1] *LEI Weihao*[1] *HU Jie*[1] *LOU Yidong*[2]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

摘 要:提出了一种面向低成本传感器的GNSS/INS/视觉紧耦合定位算法,该算法以扩展卡尔曼滤波为融合框架,融合GNSS、INS和视觉原始观测值实现全局高精度的位姿信息解算。针对视觉信息利用不充分难以抑制惯导误差累积的问题,采用长短期混合式视觉更新方式,将长期跟踪的视觉特征作为待优化参数,挖掘其多帧共视关系以提升系统精度维持能力;针对卫星信号频繁遮挡导致异常观测值较多的问题,提出视觉/惯导辅助的GNSS质量控制方法,利用视觉/惯导先验位置辅助伪距粗差和相位周跳的识别和处理,避免异常观测值污染系统定位结果。城市场景下的车载实验结果表明,提出算法的三维位姿误差均方根误差分别为0.43 m和0.91°,实现了城市复杂场景下的分米级定位;与商业产品VisionRTK2设备输出结果对比,三维位置精度提升了12.2%,定位精度和鲁棒性更优。

关键词:GNSS/INS/视觉;紧耦合;低成本;数据质量控制;城市场景

中图分类号:P228;P237

文献标志码:A

Abstract: Accurate and reliable pose information is essential for location-based applications such as assisted driving, mobile robot navigation, and unmanned aerial vehicle delivery. GNSS/INS/vision integrated positioning can achieve high-accuracy positioning and navigation in urban environments by exploiting the complementary strengths of the three types of sensors. However, the poor data quality of low-cost sensors makes existing multi-sensor fusion methods insufficient for low-cost mass-market navigation. To address this issue, this paper proposes a tightly coupled GNSS/INS/vision positioning algorithm suitable for low-cost sensors. An extended Kalman filter is adopted as the fusion framework to jointly process raw GNSS, INS, and visual measurements for global high-accuracy pose estimation. To reduce inertial error accumulation caused by insufficient utilization of visual information, a hybrid long-term and short-term visual update strategy is introduced. Long-tracked visual features are included as optimization states to exploit multi-frame co-visibility and improve accuracy maintenance. In addition, a vision/inertial-aided GNSS quality control method is proposed to address frequent abnormal observations caused by satellite signal blockage. The vision/inertial prior position is used to assist the detection and handling of pseudorange outliers and carrier-phase cycle slips, thereby preventing abnormal observations from degrading the positioning results. Vehicle experiments in urban environments show that the proposed method achieves RMSEs of 0.43 m and 0.91° for three-dimensional position and attitude, respectively, enabling decimeter-level positioning in complex urban environments. Compared with the output of the commercial VisionRTK2 device, the proposed method improves the three-dimensional positioning accuracy by 12.2% and provides better positioning accuracy and robustness.

Key words: GNSS/INS/vision; tightly coupled integration; low-cost sensors; quality control; urban environments

实时连续、准确可靠的位姿信息是智能汽车辅助驾驶、移动机器人自主导航、无人机物流派送等位置服务应用的重要基础。全球卫星导航系统(global navigation satellite system,GNSS)在开阔场景下

引用格式:刘万科,雷维豪,胡捷,等. 城市场景低成本GNSS/INS/视觉紧耦合高精度定位方法[J]. 测绘地理信息,2026,51(5):68-75(LIU Wanke,LEI Weihao,HU Jie,et al. Low-Cost GNSS/INS/Visual Tightly Coupled Precise Positioning for Urban Environments[J]. Journal of Geomatics,2026,51(5):68-75)

基金项目:深圳市科技计划(CJGJZD20240729143002004);湖北省自然科学基金(2024AFA023)。

能够提供全时全域、精密可靠的绝对位置,但是在城市场景下由于卫星信号频繁遮挡与干扰,定位性能会显著下降。惯性导航系统(inertial navigation system,INS)受外界环境影响较小,可在卫星失锁情况下实现连续定位,但失锁时间较长时误差会快速累积[1]。视觉传感器可挖掘周围环境中的纹理信息提供位姿约束以抑制惯导误差累积。三类传感器在定位原理及适用场景上具有良好的互补性,通过对其进行融合能够弥补单一传感器的性能局限,提升定位精度与鲁棒性。随着导航与位置服务向大众化、智能化发展,应用端对低成本高精度导航定位的需求日益迫切,为面向低成本传感器的GNSS/INS/视觉融合定位方法研究提供了广阔的前景[2,3]。

现有GNSS/INS/视觉融合定位方法分为滤波和优化两类。其中优化方案通过多次线性化实现更高的定位精度,但会导致计算量增加[4-7]。滤波方案计算效率高、实时性好,更适用于低成本平台。早期研究以松耦合为主,Lynen等[8]提出了基于扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter,EKF)的多传感器融合(multi-sensor-fusion,MSF)通用框架MSF-EKF,实现了GNSS、INS和视觉定位结果的无缝融合。然而松耦合依赖各传感器的定位结果,在卫星信号拒止、图像特征退化等恶劣场景下性能会迅速下降,而且没有考虑原始观测值的相关性,难以实现最优的定位精度。近年来,融合GNSS和视觉原始观测值的紧耦合方法受到了学术界的广泛关注。Li等[9]融合了单目相机、惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)和单频GNSS原始观测值以提升复杂场景下GNSS/INS系统定位性能。相关文献验证了视觉和惯导观测信息融合对于GNSS定位精度及模糊度固定的增益[10,11]。然而,低成本传感器普遍存在数据质量较差的问题:图像提供的视觉特征约束较弱,低成本IMU误差快速累积,GNSS异常观测值频发[12],导致城市复杂场景下系统定位精度与可靠性严重下降。

视觉观测信息通过提供帧间相对约束抑制惯导误差发散,但在视觉约束较弱时,其抑制效果将显著降低。现有视觉融合方法通常采用多状态约束卡尔曼滤波(multi-state constraint Kalman filter,MSCKF)[13],该方案将跟踪帧数超过窗口的视觉特征拆分成为多个路标点处理,导致其多帧共视关系利用不充分,难以抑制低成本IMU误差累积。为解决该问题,VINS-Mono[14]等方法将路标点作为待估参数以充分利用其共视关系和提升定位精度。然而不加选择地将所有路标点作为待估参数会导致状态维数增加和计算效率降低。因此,有必要依据跟踪帧数对特征点采用不同的处理策略,短期跟踪的视觉特征进行测量更新后丢弃,长期跟踪的视觉特征作为待优化参数添加到状态量中,在保证计算效率同时提升定位精度。

城市复杂场景下卫星信号遮挡与干扰严重,导致GNSS原始观测值存在频繁的伪距粗差和相位周跳,异常观测信息引入会污染系统定位结果。传统仅使用GNSS观测值的质量控制方法依赖卫星观测条件,在复杂环境下性能受限[15]。惯导可提供短期内准确的先验位置用于异常观测值处理,已有学者验证了惯导辅助对于伪距粗差识别、周跳探测[16]的增益,并结合组合观测值[17]、融合视觉信息[18]等方法减小先验位置误差的影响。然而,由于低成本惯导的噪声和零偏较大,长期失锁时误差累积仍然较为显著[19],低成本视觉/惯导辅助的GNSS数据质量方法仍面临严峻挑战。

针对上述问题,本文提出了一种面向低成本传感器的GNSS/INS/视觉紧耦合定位算法,其基于扩展卡尔曼滤波框架融合了低成本视觉、惯导和GNSS原始观测值,实现城市复杂场景下连续准确的位姿估计。

1　低成本GNSS/INS/视觉紧耦合算法

1.1　整体框架说明

本文提出算法的整体框架与流程如图1所示。IMU原始观测值通过机械编排实现位姿递推和状态传播。视觉前端采用FAST角点和KLT稀疏光流进行特征提取与跟踪,然后通过特征点管理策略对跟踪时长不同的视觉特征点进行分类,实现长短期混合式视觉更新以提升低成本惯导精度维持能力。GNSS伪距和载波相位观测值用于构建双差观测方程,同时引入视觉/惯导先验位置辅助质量控制。视觉和GNSS观测信息通过序贯更新的方式对状态量进行测量更新,输出当前时刻的载体导航信息。

1.2　状态定义与传播

系统状态量定义如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_I & \boldsymbol{x}_V & \boldsymbol{x}_A\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{x}_I=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{r}_{eb}^{e} & \delta\boldsymbol{v}_{eb}^{e} & \boldsymbol{\theta}_{e}^{b} & \delta\boldsymbol{b}_a & \delta\boldsymbol{b}_g\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{x}_V=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{x}_{b_1} & \cdots & \delta\boldsymbol{x}_{b_N} \mid \delta\boldsymbol{f}_1 & \cdots & \delta\boldsymbol{f}_M\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{x}_{b_i}=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{r}_{eb_i}^{e} & \boldsymbol{\theta}_{e}^{b_i}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}},\ i=1,2,\cdots,N \\ \boldsymbol{x}_A=\begin{bmatrix}\Delta N_1 & \cdots & \Delta N_K\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{1}$$

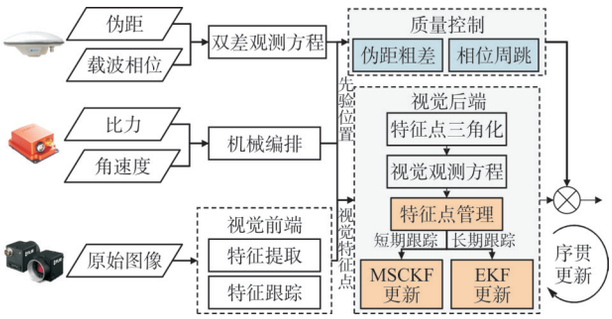


图 1 GNSS/INS/视觉紧耦合算法框架与流程

Fig. 1 The Framework of GNSS/INS/Vision Tightly Coupled Positioning Method

式中，$\boldsymbol{x}_I$表示15维惯导状态量，依次为地心地固坐标（e系）下位置、速度和姿态误差，以及载体系下加计和陀螺零偏误差；$\boldsymbol{x}_V$表示视觉状态量，包含滑动窗口内对应图像帧时刻的惯导位姿误差$\boldsymbol{x}_{b_i}$以及路标点位置误差$\delta\boldsymbol{f}_j$，其中N为窗口内相机帧数，M为路标点数量；$\boldsymbol{x}_A$表示模糊度参数；K为其数量。

连续时间下惯导误差状态微分方程见[20]。通过离散化可得到离散形式下状态转移矩阵和过程噪声协方差阵，用于状态传播：

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}=\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}$表示从$k-1$历元到$k$历元的状态转移矩阵；$\boldsymbol{Q}_{k-1}$表示$k-1$历元过程噪声协方差阵；$\boldsymbol{P}_{k-1}$表示$k-1$历元的状态量协方差阵；$\boldsymbol{P}_{k|k-1}$表示$k$历元的预测状态量协方差阵。

1.3 长短期混合式视觉测量更新

传统MSCKF方法难以充分挖掘视觉观测信息抑制低成本惯导的误差累积。为充分利用长期跟踪视觉特征，本文采用如图2所示的视觉特征点管理策略。该方案既能充分利用视觉多帧共视关系，又能够避免状态量中特征点数量较多，保证计算效率。具体流程如下：

1）对于当前帧跟踪丢失的特征点，将其直接用于MSCKF测量更新；

2）对于整个窗口持续跟踪的特征点，新点通过延迟初始化添加到状态向量中进行维护，旧点则使用最新帧的观测值进行EKF测量更新，保证对同一个视觉特征点的观测值进行充分利用；

3）若状态量中某个点跟踪丢失，则通过边缘化将其从状态量中删除，后续不再维护，避免增加计算量。

三角化成功的特征点f与观测到该特征点的第i帧惯导位姿可构建如下视觉观测方程：

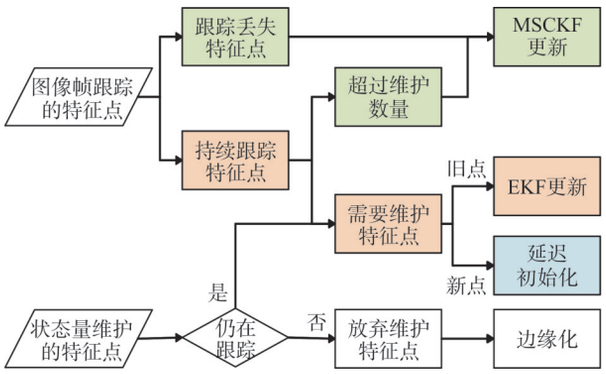


图 2 长短期特征点管理策略

Fig. 2 Long-Term and Short-Term Feature Management Strategy

$$\begin{cases}\boldsymbol{u}_i^{(f)}=\dfrac{1}{z_f^{c_i}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{p}_{c_if}^{c_i}\\ \boldsymbol{p}_{c_if}^{c_i}=\left(\boldsymbol{R}_c^b\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_e^{b_i}\left(\boldsymbol{p}_{ef}^e-\boldsymbol{r}_{eb_i}^e\right)+\boldsymbol{l}_{cb}^c\\ \boldsymbol{p}_{ef}^e=\left(\boldsymbol{R}_e^{b_a}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_c^b\left(\boldsymbol{p}_{c_af}^{c_a}-\boldsymbol{l}_{cb}^c\right)+\boldsymbol{r}_{eb_a}^e\end{cases} \tag{3}$$

式中，下标c_i和c_a分别表示相机帧i与参考相机帧a；$\boldsymbol{p}_{c_af}^{c_a}$表示参考相机帧系下的路标点3D位置，通过三角化得到；$\boldsymbol{R}_c^b$，$\boldsymbol{l}_{cb}^c$和$\boldsymbol{K}$表示相机外参和内参，可通过离线标定得到。对公式(3)进行线性化：

$$\boldsymbol{z}_{i,k}^{(f)}=\boldsymbol{H}_{x_{i,k}}^{(f)}\delta\boldsymbol{x}_{b_i}+\boldsymbol{H}_f^{(i)}\delta\boldsymbol{f}+\boldsymbol{n}_{i,k}^{(f)} \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{H}_{x_{i,k}}^{(f)}$和$\boldsymbol{H}_f^{(i)}$表示窗口内惯导位姿与路标点位置的雅可比矩阵；$\boldsymbol{z}_{i,k}^{(f)}$表示重投影误差；$\boldsymbol{n}_{i,k}^{(f)}$表示观测噪声。联立多帧观测帧得到：

$$\boldsymbol{z}_k^{(f)}=\boldsymbol{H}_x^{(f)}\delta\boldsymbol{x}_b+\boldsymbol{H}_f\delta\boldsymbol{f}+\boldsymbol{n}_k^{(f)} \tag{5}$$

短期跟踪的视觉特征点不会作为待估参数添加到状态量中，因此，对公式(5)采用左零空间投影：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_k^{(f)}&=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_x^{(f)}\delta\boldsymbol{x}_b+\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}_f\delta\boldsymbol{f}+\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{n}_k^{(f)}\\ \boldsymbol{z}_{k,o}^{(f)}&=\boldsymbol{H}_{x,o}^{(f)}\delta\boldsymbol{x}_b+\boldsymbol{n}_{k,o}^{(f)}\end{aligned} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}$为雅可比矩阵$\boldsymbol{H}_f$的左零空间。式(6)用于测量更新，避免视觉特征点增广导致计算量增加。

长期跟踪的视觉特征点通过延迟初始化的方式添加到状态向量中作为待估参数，然后联立窗口内惯导位姿和视觉路标点的观测方程：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{z}_k^{(f)}&=\boldsymbol{H}_x^{(f)}\delta\boldsymbol{x}_b+\boldsymbol{H}_f\delta\boldsymbol{f}+\boldsymbol{n}_k^{(f)}=\\ &\left[\boldsymbol{H}_x^{(f)}\quad\boldsymbol{H}_f\right]\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{x}_b\\ \delta\boldsymbol{f}\end{bmatrix}+\boldsymbol{n}_k^{(f)}=\boldsymbol{H}_{x,f}\cdot\delta\boldsymbol{x}_V+\boldsymbol{n}_k^{(f)}\end{aligned} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{H}_{x,f}$表示所有视觉状态的雅可比矩阵，包含相机帧时刻惯导位姿和特征点位置。采用式(7)进行EKF测量更新，对于同一个视觉特征点的多帧观测值，可保证始终用于相同状态量更新，能够更加充分地利用多帧共视关系，抑制低成本惯导误差发散，提升系统的精度维持能力。

1.4　GNSS紧耦合更新与异常观测处理

若当前时刻接收到GNSS伪距与相位观测值,则可构建双差观测方程:

$$\begin{cases}\Delta\nabla P_{ab,i}^{km}-\Delta\nabla\rho_{ab}^{km}\approx\boldsymbol{H}_{G,k}\cdot\delta\boldsymbol{x}_I\\ \Delta\nabla L_{ab,i}^{km}-\Delta\nabla\rho_{ab}^{km}\approx\boldsymbol{H}_{G,k}\cdot\delta\boldsymbol{x}_I+\lambda\cdot\Delta\nabla N_{ab}^{km}\end{cases}\tag{8}$$

式中,a和b分别表示基准站和流动站;m和k分别表示非参考星和参考星;$\Delta\nabla P_{ab,i}^{km}$和$\Delta\nabla L_{ab,i}^{km}$表示伪距和相位双差观测值;$\Delta\nabla\rho_{ab}^{km}$表示双差卫地距离;$\Delta\nabla N_{ab}^{km}$表示双差模糊度;$\boldsymbol{H}_{G,k}$表示对惯导状态的雅可比矩阵。观测值噪声采用信噪比随机模型确定。

低成本GNSS接收机信号质量普遍较差,城市场景下伪距观测粗差多、相位周跳频繁[21-22]。在异常观测值识别与处理方面,采用验前粗差与验后抗差相结合的逐级数据质量控制体系。在验前粗差探测环节,对于伪距观测值可通过高度角、信噪比、一致性和验前双差残差识别显著异常的粗差观测值并将其剔除,避免污染整个状态估计和协方差。对于相位观测值,利用先验位置和收敛模糊度参数计算准确的验前双差残差作为周跳探测量:

$$\mathrm{CSDT}=\Delta\nabla L_{ab,i}^{km}-\Delta\nabla\rho_{\mathrm{INS},ab}^{km}-\lambda\cdot\Delta\nabla N_{ab}^{km}\tag{9}$$

式中,CSDT以米为单位;$\Delta\nabla\rho_{\mathrm{INS},ab}^{km}$表示代入惯导先验位置计算的双差卫地距预测值。上式包含先验位置误差和相位残余误差,因此周跳探测阈值可设置为:

$$T=3\left(\sigma_{\Delta\nabla\rho}^2+\sigma_{\Delta\nabla L}^2\right)\tag{10}$$

式中,$\sigma_{\Delta\nabla\rho}^2$表示惯导提供的先验位置方差;$\sigma_{\Delta\nabla L}^2$表示相位残余误差方差,包含相位和多路径等,单位均为米。当探测量CSDT大于上述阈值即认为发生周跳。将探测单位转换为周并进行周跳修复:

$$\left|\frac{\mathrm{CSDT}-\mathrm{round}(\mathrm{CSDT})}{\lambda}\right|<0.25\tag{11}$$

当该量满足上式可认为修复量可靠,进行周跳修复并膨胀其对应的模糊度方差。否则认为修复误差过大,将该卫星视为新卫星重新进行模糊度解算。

在验后抗差估计方面,本文采用IGG-Ⅲ抗差方案,根据观测值的标准化残差判断其处理方式:

$$\gamma_i=\begin{cases}1 & ,|v_{s,i}|\leqslant k_0\\ \dfrac{k_0}{|v_{s,i}|}\left(\dfrac{k_0-|v_{s,i}|}{k_1-k_0}\right)^2 & ,k_0<|v_{s,i}|\leqslant k_1\\ 0 & ,|v_{s,i}|>k_1\end{cases}\tag{12}$$

式中,γ_i为等权放大因子,其倒数λ_i为方差膨胀因子,用于观测方差膨胀;k_0,k_1为常量阈值,k_0一般取1.0~1.5,k_1一般取2.5~3.0。当观测值标准化残差超限,则对其进行降权或者拒绝处理,通过调整观测值的权重来降低异常观测值对定位解算的影响。在实际解算中可通过迭代的方式对异常观测值逐个进行降权,以保证卫星几何分布强度。

适用于低成本GNSS接收机的质量控制策略如图3所示。通过结合验前粗差探测与验后抗差估计方法,可准确识别传统经验指标如高度角、信噪比等难以判断的异常值,减少进入滤波解算环节的残余粗差。另一方面,GNSS观测质量较差的环境下视觉特征一般比较丰富,例如高楼、高架等建筑物具有丰富的纹理信息,可通过视觉约束减小惯导误差累积,提供更为准确的先验位置以计算验前和验后残差,实现伪距误差和相位周跳的准确识别与处理,提升复杂场景下系统定位精度与鲁棒性。

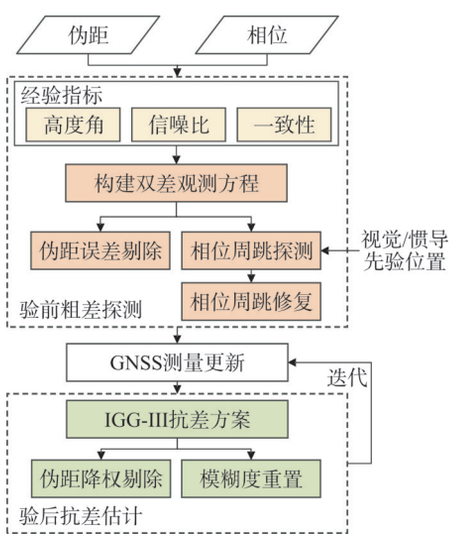


图3　低成本GNSS质量控制策略

Fig. 3　Low-Cost GNSS Quality Control Strategy

2　车载实验与结果分析

2.1　数据采集平台与场景

本节通过城市场景车载实测数据验证提出算法的性能。数据采集设备如图4所示。其中VisionRTK2是一款商业多传感器融合设备,内部包含一个消费级IMU、一个低成本单目相机、低成本Ublox F9P GNSS接收机及双天线。提出算法仅使用右天线GNSS原始观测值。POMS-GI7683为战术级IMU,用于采集IMU和GNSS原始观测值,并使用商业软件Inertial Explorer(IE)8.9经过GNSS/INS紧耦合双向平滑处理后的结果作为参考真值,用于结果评估和分析(见表1)。

实验数据在武汉市武昌区采集,包含高架、树荫、隧道等多个复杂路段,GNSS信号严重遮挡甚至



图 4　数据采集设备

Fig. 4　Data Acquisition Equipment

表 1　低成本传感器参数

Tab. 1　Specifications of Low-Cost Sensors

传感器	类型/频率	参数
ICM-20602	IMU/200 Hz	陀螺零偏不稳定性 10 °/h
OmniVision 720p	相机/20 Hz	图像分辨率 640×400
Ublox F9P	GNSS/5 Hz	卫星系统 G/R/E/C2/C3/J

完全失锁，可用卫星数和PDOP值剧烈变化，如图5、图6所示。部分路段有较长时间完全没有可用卫星，GNSS定位精度严重下降甚至不可靠，车辆定位只能依赖于视觉和惯导位姿递推结果。

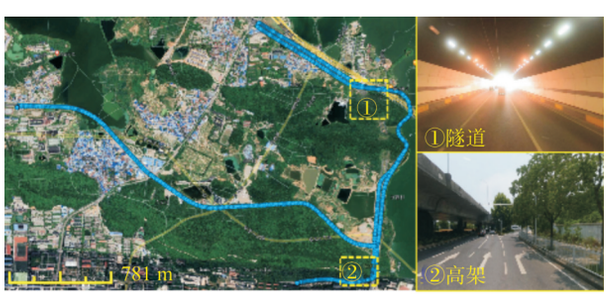


图 5　实验路线与典型城市复杂场景

Fig. 5　Experimental Trajectory and Typical Complex Urban Scenarios

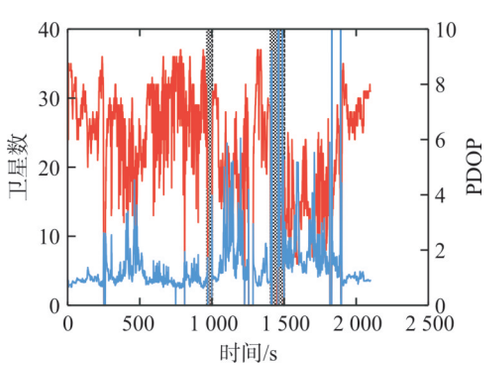


图 6　卫星数和 PDOP

Fig. 6　The Number of Satellites and PDOP

为验证提出方法的有效性，对比如下4种方案：

1）GINS：采用GNSS数据质量控制策略的GNSS/INS紧耦合算法；

2）GVIO-M：在GINS基础上融合视觉观测信息，仅采用MSCKF更新方式；

3）GVIO-MS：在GVIO-M基础上，采用长短期混合式视觉更新方式；

4）VisionRTK2：设备自带定位结果。

所有自研方案采用同一原始数据、标定参数和参考轨迹。

2.2　全路段位姿估计精度

通过对比整条路段位姿估计误差以评估不同算法的定位性能。多种算法的位姿估计误差如图7所示，其中黄色背景对应图4中多处复杂路段。卫星信号遮挡场景下，GINS方法解算的位置和航向角误差波动剧烈，水平位置误差会发散到5～10 m及以上，难以满足车辆定位需求。融合视觉观测信息后，GVIO-M方法的位置误差显著减小，侧向位置误差均能够保持在5 m以内，高程位置误差保持在1 m以内，但是前向位置误差偏大，部分历元超过10 m，原因在于视觉观测值的不充分利用难以抑制惯导误差累积。相比而言，GVIO-MS方法的前向位置误差基本保持在3 m以内，侧向与高程位置误差也有改善，整体定位性能更优。

不同算法整体位姿误差统计指标如表2所示，其中指标包含均方根误差（Root mean square error，RMSE），95%分位数和最大误差，分别从定位精度和可靠性对结果进行定量评估。相比未融合视觉信息的GINS方法，GVIO-M方法的位置RMSE从2.52 m减小到1.18 m，姿态RMSE从1.43 °减小到0.94 °，位姿精度分别提升了53.17%和34.27%。然而，由于视觉观测值利用不够充分，位置误差最大值和CDF95值仍有13.93 m和1.77 m，位置可用性较差。进一步地，GVIO-MS方法的位置误差最大值和CDF95值分别减小到3.78 m和0.95 m，同时位置RMSE值从1.18 m减小到0.43 m，位置精度提升了63.56%，验证了视觉观测值的充分挖掘可减小位置误差发散，提升系统的位置精度和可靠性。

2.3　局部复杂路段分析

为了验证提出方法的鲁棒性，进一步对图5中多处复杂路段进行细致分析，其3D位置误差序列如图8所示。这些区域都存在GNSS信号完全失锁的情况，其中隧道场景失锁时长超过20 s，高架场景失锁时长超过60 s，GINS方法的位置误差呈现出纯惯导发散趋势，误差达到甚至超过10 m。GVIO-M方法（此时退化成VIO-M方法）通过融合视觉观测值来抑制惯导误差累积，但是在隧道和高架场景下由于失锁时间较长，误差累积较为明显，最大位置误差仍然超过10 m。相比而言，GVIO-MS方法（此时退

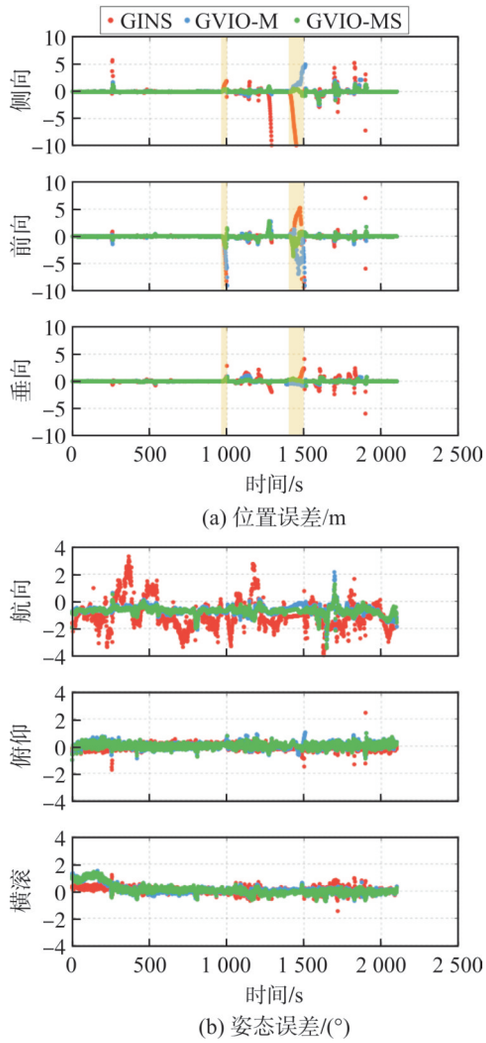


图 7　多种对比算法位姿误差序列

Fig. 7　Pose Errors of Different Compared Methods

表 2　不同算法位姿精度统计值

Tab. 2　Statistics of Pose Accuracy of Different Methods

算法	位置/m			姿态/(°)		
	RMSE	CDF95	最大值	RMSE	CDF95	最大值
GINS	2.52	3.14	17.28	1.43	2.56	4.12
GVIO-M	1.18	1.77	13.93	0.94	1.71	3.73
GVIO-MS	0.43	0.95	3.78	0.91	1.16	3.49

化成VIO-MS方法)由于充分利用了视觉观测信息,对惯导误差抑制效果更为明显,在所有复杂路段内位置误差基本都能保持在2.5 m以内,定位结果的可用性更好。

复杂路段下不同算法的3D位置误差统计指标见表3。GVIO-MS方法的位置RMSE基本都能够保持在1.2 m以内,在卫星信号长时间失锁的隧道和高架场景下位置误差CDF95值分别为2.05 m和1.86 m,最大值分别为2.16 m和3.76 m,位置可靠性更优。

从复杂路线下的运动轨迹来看(见图9),由于卫

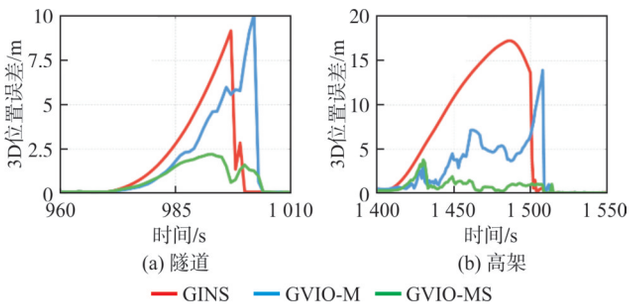


图 8　复杂路段下多种对比算法的三维位置误差

Fig. 8　3D Position Errors of Different Compared Methods in Complex Scenes

表 3　复杂路段多种对比算法的三维位置误差统计值

Tab. 3　Statistics of 3D Position Errors of Different Compared Methods in Complex Scenarios

路段	方法	位置误差统计值		
		RMSE	CDF95	最大值
隧道	GINS	3.13	7.18	9.18
	GVIO-M	3.19	5.98	10.08
	GVIO-MS	1.07	2.05	2.16
高架	GINS	9.34	16.99	17.27
	GVIO-M	3.97	7.16	13.94
	GVIO-MS	0.99	1.86	3.76

星信号严重遮挡和失锁,GINS算法只能依赖惯导递推提供位置信息,当失锁时间较长时误差累积较为明显,因此红色轨迹与参考轨迹的差异最为明显。融合视觉观测信息后运动轨迹平滑性和连续性更好,并且轨迹没有出现跳点的情况,受到GNSS异常或者粗差观测值的影响更小。进一步充分挖掘视觉观测信息的GVIO-MS算法,其前向位置误差显著减小,侧向和垂向位置误差也有改善,绿色轨迹与参考轨迹的符合程度最优。

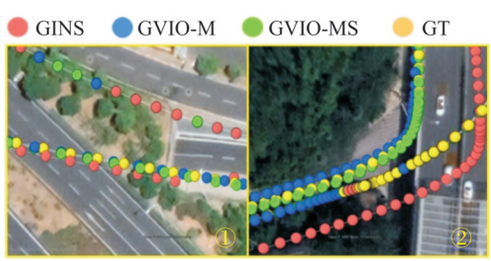


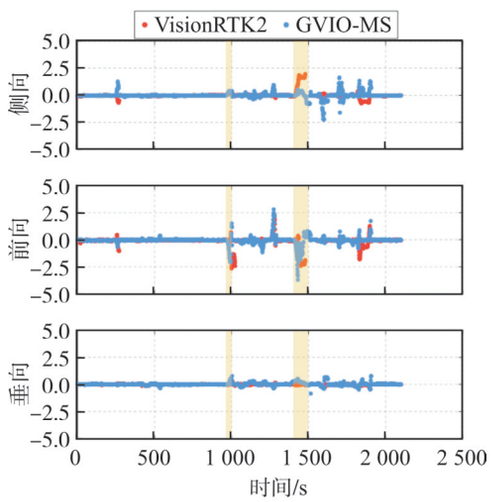
图 9　复杂路段下多种对比算法的轨迹

Fig 9　Trajectories of Different Compared Methods in Complex Scenes

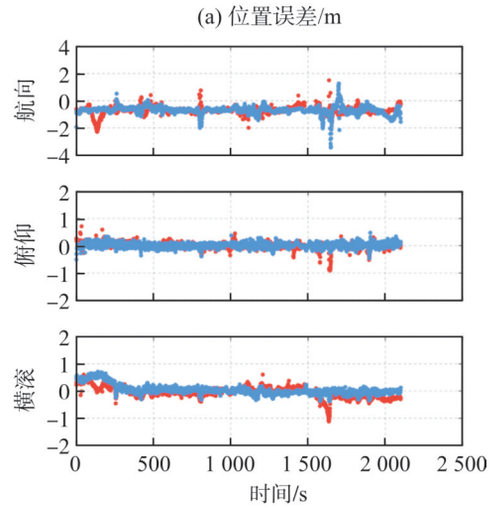
2.4　与VisionRTK2设备输出结果对比

对比提出GVIO-MS算法与VisionRTK2设备输出的定位结果,进一步验证提出算法的定位性能。图10对比了两种算法的位姿估计误差,其中VisionRTK2输出结果在1 400 s~1 550 s内(对应高架

场景，卫星失锁时间最长）位置误差存在多个跳点，最大位置误差超过 10 m，最大姿态误差超过 4 °，并且多个历元没有结果输出。而提出算法所有历元的位置误差都能够保持在 4 m 以内，在多处复杂路段内，仅依赖视觉和惯导递推也能够保证位置误差在 4 m 以内，位置的可用性良好。从姿态误差来看，VisionRTK2 设备由于采用了双天线，航向角误差整体波动较小，但是在复杂场景下由于 GNSS 定位精度下降，仍然会出现航向角误差发散和少量跳点，两种算法的航向角误差基本都能够保持在 3 °以内，能够提供准确的载体姿态信息。



(a) 位置误差/m



(b) 姿态误差/(°)

图 10 提出算法与 VisionRTK2 位姿误差序列

Fig. 10 Comparison of Pose Errors Between the Proposed Method and VisionRTK2

如表 4 所示，相比 VisionRTK2 输出结果，提出方法的 3D 位置误差 RMSE 从 0.49 m 减小到了 0.43 m，位置精度提升了 12.2%，姿态角误差从 0.80 °增大到 0.91 °，主要原因在于 VisionRTK2 航向角精度更优。此外，由于 VisionRTK2 设备在 1 400 s～1 550 s 内位置误差存在多个跳点，然后持续 60～70 个历元没有结果输出，定位结果的可用率仅有 96.89%，该处路段也是卫星信号失锁时间较长场景，说明提出算法的可靠性和可用性更高。

表 4 提出算法与 VisionRTK2 位姿误差统计指标

Tab. 4 Statistics of 3D Pose Errors Between the Proposed Method and VisionRTK2

算法	位置 RMSE/m	姿态 RMSE/(°)	可用率/%
VisionRTK2	0.49	0.80	96.89
GVIO-MS	0.43	0.91	100.00

复杂路段下提出算法与 VisionRTK2 的位置误差统计值如表 5 所示。在隧道场景下两种算法精度基本相当，本文提出的算法位置误差最大发散到 2.16 m，低于 VisionRTK2 的 2.69 m。在高架场景下由于卫星信号失锁时间过长，VisionRTK2 多数历元无可用结果输出，最大位置误差超过 10 m，而提出算法的位置误差最大值仅为 3.76 m，并且 RMSE 和 CDF95 均更小。

表 5 复杂路段提出算法与 VisionRTK2 的三维位置误差统计值

Tab. 5 Statistics of 3D Position Errors Between the Proposed Method and VisionRTK2 in Complex Scenarios

路段	方法	位置误差统计值		
		RMSE	CDF95	最大值
隧道	VisionRTK2	1.13	2.52	2.69
	GVIO-MS	1.07	2.05	2.16
高架	VisionRTK2	1.97	2.79	＞10
	GVIO-MS	0.99	1.86	3.76

3 结束语

针对城市复杂场景下实时连续、准确可靠导航定位的需求，本文提出了一种面向城市复杂场景的 GNSS/INS/视觉紧耦合定位算法，融合了单目相机、低成本惯导和 GNSS 接收机的原始观测信息实现高精度定位。采用长短期混合式视觉更新方式，充分挖掘其多帧共视关系抑制低成本惯导误差累积，提升卫星失锁时系统精度维持能力。利用视觉约束的惯导作为先验位置辅助伪距粗差和相位周跳识别和处理，提升异常值频发场景下的系统鲁棒性。

城市场景车载实验表明，提出方法的三维位置和姿态误差 RMSE 分别为 0.43 m 和 0.91 °，能够满足城市复杂场景下分米级定位需求。相比商业产品 VisionRTK2 输出结果，三维位置 RMSE 由 0.49 m 降至 0.43 m。在高架和隧道等卫星长时间失锁路段，提出方法表现出更好的定位连续性与可靠性。

后续研究可从视觉退化场景展开，挖掘线、面和

结构等多维视觉观测信息,弥补角点特征不足条件下系统的定位性能。此外视觉观测值维数普遍较高,会导致计算复杂度增加,需要研究观测信息高效处理,提升计算效率以适配低算力平台。

参 考 文 献

[1] 徐正鹏, 张全, 牛小骥. GNSS单点解算用于组合导航性能分析[J]. 测绘地理信息, 2019, 44(1): 32-35

[2] Li Xu, Chen Wei, Chan Chingyao, et al. Multi-sensor Fusion Methodology for Enhanced Land Vehicle Positioning[J]. Information Fusion, 2019, 46: 51-62

[3] Zhuang Yuan, Sun Xiao, Li You, et al. Multi-Sensor Integrated Navigation/Positioning Systems Using Data Fusion: From Analytics-Based to Learning-Based Approaches[J]. Information Fusion, 2023, 95(C): 62-90

[4] Qin Tong, Cao Shaozu, Pan Jie, et al. A General Optimization-Based Framework for Global Pose Estimation with Multiple Sensors [PP/OL]. 2019: arXiv: 1901.03642. https://arxiv.org/abs/1901.03642

[5] Niu Xiaoji, Tang Hailiang, Zhang Tisheng, et al. ICGVINS: A Robust, Real-Time, INS-Centric GNSS-Visual-Inertial Navigation System[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(1): 216-223

[6] Li Tao, Pei Ling, Xiang Yan, et al. P3-VINS: Tightly-Coupled PPP/INS/Visual SLAM Based on Optimization Approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 7 021-7 027

[7] Song Jiangbo, Li Wanqing, Duan Chufeng, et al. R^2-GVIO: A Robust, Real-Time GNSS-Visual-Inertial State Estimator in Urban Challenging Environments [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 22 269-22 282

[8] Lynen S, Achtelik M W, Weiss S, et al. A Robust and Modular Multi-sensor Fusion Approach Applied to MAV Navigation[C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. November 3-7, 2013, Tokyo, New York: IEEE Press, 2014: 3 923-3 929

[9] Li Tuan, Zhang Hongping, Gao Zhouzheng, et al. Tight Fusion of a Monocular Camera, MEMS-IMU, and Single-Frequency Multi-GNSS RTK for Precise Navigation in GNSS-Challenged Environments [J]. Remote Sensing, 2019, 11(6): 610

[10] Li Xin, Li Xingxing, Li Shengyu, et al. Centimeter-Accurate Vehicle Navigation in Urban Environments with a Tightly Integrated PPP-RTK/MEMS/Vision System[J]. GPS Solutions, 2022, 26(4): 124

[11] Wang Feng, Geng Jianghui. GNSS PPP-RTK Tightly Coupled with Low-Cost Visual-Inertial Odometry Aiming at Urban Canyons [J]. Journal of Geodesy, 2023, 97(7): 66

[12] 黄晓宇, 王乐, 张欢, 等. 低成本监测型GNSS模组性能评估及加速度计辅助效果分析[J]. 测绘地理信息, 2026, 51(4): 73-80

[13] Mourikis A I, Roumeliotis S I. A Multi-state Constraint Kalman Filter for Vision-Aided Inertial Navigation[C]//Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Rome, New York: IEEE Press, 2007

[14] Qin Tong, Li Peiliang, Shen Shaojie. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1 004-1 020

[15] 吴明魁, 尚霆锋, 赵文祎, 等. 基于EMD-iForest的GNSS变形监测时间序列粗差探测方法[J]. 测绘地理信息, 2025, 50(2): 67-72

[16] Xiao Kai, Zhu Xiangwei, Zhang Lundong, et al. Cycle Slip Detection and Repair Method Towards Multi-frequency BDS-3/INS Tightly Coupled Integration in Kinematic Surveying[J]. Journal of Geodesy, 2024, 98(12): 111

[17] 韩厚增, 王坚, 李增科. GPS/INS紧组合的INS辅助周跳探测与修复[J]. 测绘学报, 2015, 44(8): 848-857

[18] Xu Bo, Zhang Shoujian, Kuang Kaifa, et al. A Unified Cycle-Slip, Multipath Estimation, Detection and Mitigation Method for VIO-Aided PPP in Urban Environments[J]. GPS Solutions, 2023, 27(2): 59

[19] 赵广越, 王甫红, 程雨欣, 等. 低成本MEMS IMU交轴耦合误差标定与补偿对GNSS/INS组合导航的影响分析[J]. 测绘地理信息, 2025, 50(4): 35-40

[20] Hu Jie, Lei Weihao, Zhuo Desheng, et al. Enhance Pose and Extrinsic Accuracy with Online Spatial and Temporal Compensation in Monocular Camera-Aided GNSS/SINS Integration[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 7502116

[21] 别秭锟, 王鑫宇, 刘万科. 城市动态场景GNSS信号特征及其对NLOS自主识别影响分析[J]. 测绘地理信息, 2025, 50(2): 83-88

[22] Xu Hongjin, Chen Xingyu, Ou Jikun, et al. Single-Station Single-Frequency GNSS Cycle Slip Estimation with Receiver Clock Error Increment and Position Increment Constraints [J]. GPS Solutions, 2024, 28(3): 117

修回日期:2026-08-28

第一作者:刘万科,博士,教授,主要从事GNSS精密定位及多源融合导航。E-mail:wkliu@sgg.whu.edu.cn

通信作者:楼益栋,博士,教授,主要从事北斗精密定轨定位及协同精密定位技术研究。E-mail:ydlou@whu.edu.cn