

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407921

VIG-SLAM: 基于自适应多传感器融合的 SLAM 算法

黄超 黄予昕 杨泽彬 张毅

(重庆邮电大学信息无障碍工程研发中心 重庆 400065)

摘要: 在缺乏全球定位系统(GPS)信号的环境中,仅依赖视觉惯性里程计的同步定位与建图(SLAM)算法虽能实现局部精确定位,但长距离移动时累积误差显著,导致定位精度下降。同时,尽管GPS能够提供全局位置信息,但在城市峡谷、隧道等复杂环境中,信号容易受到遮挡和干扰,导致定位性能不稳定,限制了其在复杂环境中的应用。为了解决上述问题,提出了VIG-SLAM算法,将视觉/惯导/轮速计紧耦合定位系统(VIW)与GPS数据进行自适应融合。首先,构建了GPS精度因子模型与异常检测机制,以评估并动态选择适合融合的高质量GPS数据。其次,提出了一种改进的自适应时间差补偿策略,解决GPS与VIW系统时间戳不匹配的问题,同时,在时间差补偿中动态调整GPS信号的权重,提升在复杂环境下的定位精度与鲁棒性。最后,构建了包含GPS约束的全局位姿图优化模型,将GPS全局定位信息作为全局约束,与VIW局部定位信息进行互补,实现大场景下的鲁棒定位。在公开数据集上以及真实实验场景中验证了所提方法的有效性,实验结果表明,相比当前主流视觉SLAM算法,提出的VIG-SLAM算法平均定位精度至少提高15%,具有较强的鲁棒性和精度优势。

关键词: SLAM;GPS;位姿图优化;多传感器融合

中图分类号: TP242.6;TN91

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.1050

VIG-SLAM: Adaptive multi-sensor fusion-based SLAM algorithm

Huang Chao Huang Yuxin Yang Zebin Zhang Yi

(Research and Development Center of Information Accessibility Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In environments where GPS signals are unavailable, SLAM algorithms relying solely on visual-inertial odometry can achieve local accurate positioning, but they suffer from significant accumulated errors during long-distance movements, leading to decreased positioning accuracy. Although GPS can provide global location information, its performance is often unstable in complex environments such as urban canyons, tunnels, and indoor spaces, where signals are easily blocked or interfered with, limiting its applicability. To address aforementioned issues, the VIG-SLAM algorithm is proposed, which integrates a tightly-coupled visual/inertial/odometer positioning system with GPS data. First, a GPS accuracy factor model and anomaly detection mechanism are developed to evaluate and dynamically select high-quality GPS data suitable for fusion. Second, an improved adaptive time difference compensation strategy is proposed to solve the problem of timestamp mismatch between GPS and VIW systems. At the same time, the weight of GPS signal is dynamically adjusted in time difference compensation to improve positioning accuracy and robustness in complex environments. Finally, a global pose graph optimization model with GPS constraints is constructed, using GPS global positioning information as a global constraint to complement VIW local positioning, achieving robust positioning in large-scale environments. The proposed method's effectiveness is validated on public datasets and real-world experimental scenarios, with results showing that the average positioning accuracy of VIG-SLAM algorithm improves by at least 15% compared to current mainstream visual SLAM algorithms, demonstrating strong robustness and accuracy advantages.

Keywords: SLAM; GPS; pose graph optimization; multi-sensor fusion

0 引言

在当今智能机器人和无人驾驶汽车迅速发展的时代背景下,实现高精度、高鲁棒性的定位与导航成为核心技术之一。随着机器人技术的不断进步,机器人和无人车的应用场景日益多样化,从工业生产、物流配送到灾害救援、农业自动化等领域,都需要精确的定位信息以执行复杂的任务。在此背景下,同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术应运而生,它允许机器人在未知环境中构建环境的地图,同时追踪自身的位置^[1]。在 SLAM 过程中,各类传感器如摄像头、激光雷达、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)等为算法提供全局或局部的定位信息。近年来,随着低成本相机的推广和计算机视觉技术的成熟,将视觉里程计(visual odometry, VO)与惯性测量单元耦合组成视觉惯性里程计(visual inertial odometry, VIO)^[2]实现较长航时精确定位和短时快速运动下的稳定定位受到了广泛关注。Leutenegger 等^[3]提出的基于关键帧的开放式视觉惯性同步定位与建图方法(open keyframe-based visual-inertial slam, OKVIS)在紧耦合视觉惯性 SLAM 系统中通过 IMU 测量值对当前状态进行预测,但该方法依赖于 IMU 的高频数据,而 IMU 本身的漂移问题仍然存在,未能有效解决长期运行中的漂移问题。Qin 等^[4]提出的基于单目相机的视觉惯性导航(visual-inertial navigation system with monocular camera, Vins-mono)系统在视觉信息的利用上较为成功,但它也未能完全解决 IMU 漂移问题,特别是在复杂环境中,其误差在长时间运行后逐渐积累。尽管研究人员^[5]提出了回环检测的环节消除累积漂移的误差,但回环检测在光照改变或环境遮挡的情况下可靠性并不稳定,且并非每次运行都存在回环,因此该方法具有很大的局限性。引入全球定位系统(global positioning system, GPS)或全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)等全局传感器能够将定位约束在一定的范围内并提供全局位置,对解决累积漂移的问题有很大帮助。余联想等^[6]在拓展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法框架下系统现了激光雷达与 GNSS 数据的有效融合。Shen 等^[7]提出了一种无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法,该算法融合了视觉、惯性、激光雷达和 GNSS 解决方案,在不同环境下产生光滑一致的轨迹。一些研究者在优化框架下将局部 VIO 结果与 GNSS 融合^[8],以获得全局无漂的定位结果。Li 等^[9]将精确点定位(precise point positioning, PPP)的结果与立体 VIO 相结合,以实现低漂移估计。上述方法依赖 GNSS 解决方案进行估计,因此在多径效应或低卫星数情况下,定位精度会大幅下降,甚

至可能完全无法获取位置信息。

针对上述研究存在的问题,提出了基于自适应多传感器融合的 SLAM 算法(visual-inertial-gps slam, VIG-SLAM),该算法通过集成视觉、IMU 和轮速计的紧耦合定位系统,并深度融合 GPS,采用自适应时间差补偿策略以解决异步数据融合问题,同时利用 GPS 异常检测机制优化 GPS 数据的质量,以及应用多传感器紧耦合的位姿图优化框架,实现了对环境变化的高度适应性。此外,通过将局部精确度与全局一致性相结合,该算法克服了传统方法中存在的累积漂移问题和回环检测不稳定的局限性。相较于现有技术,VIG-SLAM 算法在各种复杂应用场景中显著提升了定位精度与鲁棒性,为智能机器人及无人驾驶汽车提供了更为可靠的位置感知能力。

1 VIG-SLAM 算法概述

提出的 VIG-SLAM 算法,算法框架如图 1 所示,整体框架分为传感器数据输入、预处理、初始化、位姿图优化 4 个模块。

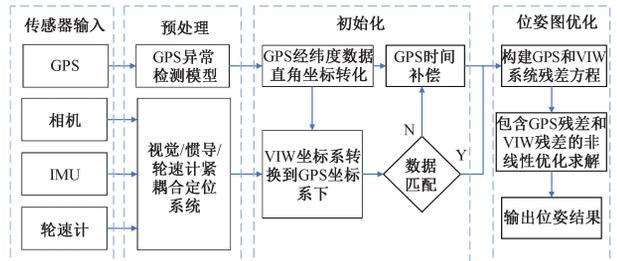


图 1 VIG-SLAM 自适应多传感器融合框架

Fig. 1 VIG-SLAM adaptive multi-sensor fusion framework

首先,采集得到 GPS 的绝对位置信息,通过 GPS 异常检测模型判断 GPS 信号的可用性。同时,将相机、IMU、轮速计信息输入到视觉/惯导/轮速计紧耦合定位系统(visual/inertial/wheel odometry, VIW)中,得到局部位姿估计结果。初始化中,将 GPS 的经纬度数据转化为通用横轴墨卡托投影(universal transverse mercator, UTM)直角坐标形式,并将 GPS 坐标系变换到 VIW 系统坐标下,然后判断 GPS 与 VIW 系统的数据时间戳是否匹配,若不匹配,则采用 GPS 时间补偿策略,剔除时间戳不匹配的数据,确保数据对齐。最后,基于位姿图优化融合方法,定义 VIW 系统的残差项和 GPS 残差项,共同构建优化目标函数并求解,得到全局优化的位姿结果。

1.1 自适应 GPS 数据预处理

GPS 信号在 VIG 算法中的作用至关重要,但其固有的噪声和信号失真问题往往影响定位精度。传统的 GPS 系统在开放环境下能够提供较为精确的定位服务,但在

复杂的场景中,如城市高楼密集区域、室内环境以及受电磁干扰的区域, GPS 信号易受多路径效应、大气延迟等外部因素的影响,导致定位误差较大^[10]。

为了提高 GPS 信号的可用性和可靠性,在后续的多传感器融合过程中,必须对 GPS 数据进行预处理。预处理的目标是通过修正大气延迟、多路径效应等噪声,确保 GPS 信号在各类复杂环境中保持较高的精度。提出了一种改进的 GPS 精度因子模型,并设计了基于模糊逻辑和统计学习的异常检测模型,以便在信号异常时能够有效识别和处理,从而保障多传感器融合的精确性。接下来将详细介绍提出的 GPS 精度因子模型的动态自适应修正方法以及异常检测模型。

1) GPS 精度因子模型

GPS 的精度因子模型用于评估 GPS 定位的可靠性和精确性。在与其他传感器融合过程中, GPS 信号的可用性和精度尤为重要^[11],传统的 GPS 精度因子模型仅考虑接收机和卫星的几何关系,忽视了大气延迟和信号多径效应等外部因素的影响。基于上述存在的问题,提出了一种动态自适应修正模型,该模型不仅结合了几何精度因子 (geometric dilution of precision, GDOP),还引入了环境修正因子,显著提高了模型的精度。

设接收机的位置为 (x_a, y_a, z_a) , 卫星的位置为 (x_s, y_s, z_s) , 则传统伪距测量模型为:

$$\rho_s = \sqrt{(x_s - x_a)^2 + (y_s - y_a)^2 + (z_s - z_a)^2} + c(t_a - t_s) \quad (1)$$

为了更精确地建模,引入了大气延迟修正项 $f_{atm}(t_a)$ 和多路径效应修正项 $f_{mp}(x_a, y_a, z_a)$, 构建改进的伪距测量公式为:

$$\rho_s = \sqrt{(x_s - x_a)^2 + (y_s - y_a)^2 + (z_s - z_a)^2} + c(t_a - t_s) + f_{atm}(t_a) + f_{mp}(x_a, y_a, z_a) \quad (2)$$

$f_{atm}(t_a)$ 和多路径效应修正项 $f_{mp}(x_a, y_a, z_a)$ 的计算公式如式(3)所示。

$$f_{atm}(t_a) = \beta_{atm} \cdot \left(1 + \frac{\delta t_a}{T_{std}}\right) \quad (3)$$

$$f_{mp}(x_a, y_a, z_a) = \beta_{mp} \cdot \sin\theta \cdot \frac{\Delta d}{D_{max}} \quad (4)$$

式中: θ 为卫星信号与地面的夹角; Δd 为多径效应引起的偏移距离; T_{std} 和 D_{max} 分别为大气和多路径效应的标准尺度。通过自适应调整这些修正项,能够实时修正 GPS 信号的定位精度,适应复杂多变的环境条件。

2) GPS 异常检测模型

GPS 信号在实际应用中可能会出现多种异常情况,如信号失效、信号不稳定以及信号失锁。这些异常会显著影响定位精度,因此有必要设计一个有效的异常检测模型^[12]来及时识别并处理这些异常情况。传统的基于位置精度因子 (position dilution of precision, PDOP) 和搜

星数的检测方法虽然直观,但其精度和鲁棒性较低,尤其在复杂环境中容易产生误报或漏报^[13]。

本文设计了一种基于模糊逻辑和统计学习的 GPS 异常检测模型。首先,采用模糊逻辑对 GPS 信号状态进行模糊控制,处理信号异常的模糊性和不确定性。

如果 PDOP 较高且搜星数较少,则 GPS 信号异常的可能性高。

模糊控制输出的信号异常可能性 μ_{GPS} 通过式(5)计算。

$$\mu_{GPS} = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha \cdot PPD + \beta \cdot S_{count})}} \quad (5)$$

式中: α 和 β 是通过历史数据训练得到的参数。

为了进一步提高检测精度,还引入了基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 的分类算法,利用 GPS 历史数据对异常进行分类。SVM 模型能够通过学习 GPS 信号在正常状态与异常状态下的特征,从而在信号出现波动时做出准确的判断。结合模糊逻辑输出的异常可能性值与 SVM 分类器的结果,设计的异常检测模型能够显著降低误报率和漏报率,提高系统的可靠性。

2 VIG-SLAM 中的时间差补偿策略

在 VIG-SLAM 算法中,各传感器之间的数据匹配是实现系统精确定位的关键。由于 GPS 信号频率较低,相比 VIW 系统的高频输出, GPS 时间戳与 VIW 系统的时间戳往往存在固定的时间差,为了消除这一时间差对系统定位的影响,提出了一种改进的自适应时间差补偿方法。在该算法中,利用 VIW 系统的轮速计线速度信息,因为 GPS 和轮速计传感器绑定在同一刚体上,轮速计速度信息的可靠性高于 IMU 加速度计提供的速度信息,因此可以视为 GPS 的运动速度,从而对 GPS 观测值进行补偿^[14]。同时,为应对不同环境下 GPS 信号质量的变化,提出的自适应补偿机制在 GPS 信号强且稳定的情况下,系统会增强 GPS 数据的权重,以提高时间差补偿的精度;而在 GPS 信号缺失或弱信号环境下,系统则更多依赖视觉和惯性传感器信息进行补偿,从而避免因低质量的 GPS 数据导致的定位误差。VIW 系统与 GPS 时间戳对应关系如图 2 所示。

假设 VIW 系统时间点与 GPS 时间差未知为 Δt , 则构建 GPS 补偿函数为:

$$T_i^{GPS} = T_i^{VIW} + \Delta t \times V_i^{GPS} \quad (6)$$

式中: V_i^{GPS} 为 GPS 的运动速度,且时间差 Δt 为固定值。补偿后的目标函数为:

$$e_i^{GPS} = (T_i^{GPS})^{-1} T_i^{VIW} \quad (7)$$

式中: e_i^{GPS} 为补偿后的理想 GPS 坐标与原始 GPS 的变换关系。由于 V_i^{GPS} 的速度信息来自 VIW 系统中的轮速计

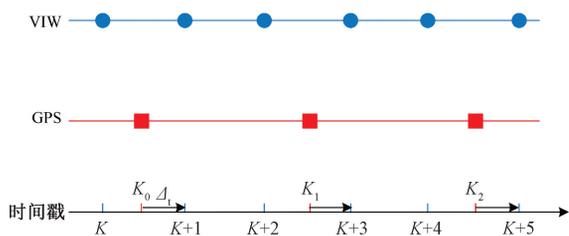


图 2 VIW 系统与 GPS 时间戳的对应关系

Fig. 2 VIW system and GPS timestamp correspondence

线速度信息,则补偿目标函数可以进一步表达为:

$$e_i^{GPS} = \Delta t \times V_i^{GPS} = \Delta t \times V_i^{VIW} \quad (8)$$

因此, GPS 时间差补偿模型的目标是求解固定时间差 Δt , 并通过 VIW 系统的线速度信息来优化 GPS 与 VIW 系统之间的时间同步关系。将公式简化后可得:

$$T_i^{GPS} = T_{ex}(T_{VIW}^{-1})V_i^{VIW} \quad (9)$$

式(9)表示 VIW 系统与 GPS 系统的时间差补偿的转换矩阵,能够通过融合轮速计线速度和 GPS 观测,最终实现高精度的时间同步。通过上述补偿方法,可以有效消除 GPS 与 VIW 系统之间的时间差,避免由于不准确的 GPS 数据导致的时间差补偿失误,使得多传感器融合定位系统在时间维度上更加精确,保证了 VIG 算法在复杂动态环境下的实时定位能力。

3 基于位姿图优化的 VIG-SLAM 多传感器融合方案

在大范围场景中,随着移动平台轨迹的增长及特征点的密集积累,视觉 SLAM 的后端优化面临着日益增加的计算负载。传统的束调整(bundle adjustment, BA)^[15]策略,尽管能精细地同步优化位姿与特征点,却因需持续更新大量状态变量而显得效率低下,进而制约了实时性能。相比之下,位姿图优化(pose graph optimization, PGO)策略展现了其独特优势——在初步优化阶段后,锁定空间特征点为静态约束,不再参与后续的迭代优化过程,转而聚焦于位姿的精炼^[16]。此方法不仅大幅减轻了计算负担,还保持了高精度的位姿估计,尤其适合于追求高效与准确性的大范围定位任务。鉴于此,研究基于位姿图优化的方法进行多传感器数据融合,以实现多传感器数据的高效融合。传统视觉惯性定位利用相邻帧的相对约束描绘局部动态,而提出的多传感器 VIG 算法,在此基础上引入 GPS 全局约束,结合视觉、惯性测量和轮速计的紧耦合系统进行局部定位, GPS 提供全局参照。包含了 GPS 约束的位姿图优化模型如图 3 所示,假设全局位姿图中的所有节点为移动平台在相邻时间的位姿状态量,其中每一个状态量均包含局部位姿和全局坐标位置信息,局部位姿的观测设为,全局位置观测设为,时刻下

的状态量观测设为,则优化目标函数如式(10)所示。

$$F(x) = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \sum_{k \in s} \|z_i^k - h_i^k(x)\|_{\Omega_i^k}^2 \quad (10)$$

式中: $\|z\|_{\Omega}^2$ 为马氏范数表达,因为优化过程中不同传感器的测量值单位并不相同,所以需要利用马氏范数的方法进行统一转换; h 是对应的测量矩阵。

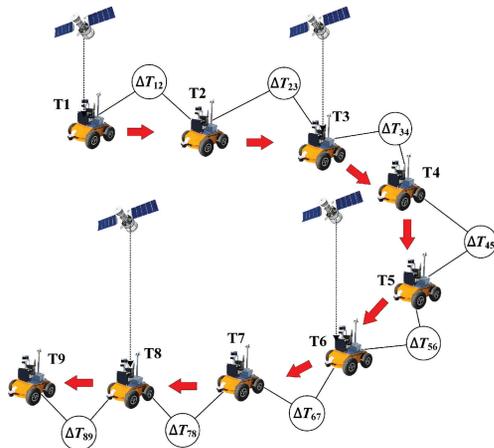


图 3 引入 GPS 约束的全局位姿图优化模型

Fig. 3 Global pose graph optimization model with GPS constraints

随后,设置全局位姿图优化中的局部位姿约束因子和 GPS 的约束因子,将视觉/惯导/轮速计紧耦合定位系统作为全局位姿图优化模型中的局部约束因子,设相邻时间节点的位置为 p_i^{VIW} , 姿态为 q_i^{VIW} , 则局部位姿残差因子表达式如式(11)所示。

$$z_i^{VIW} - h_i^{VIW}(x) = \begin{bmatrix} q_{i-1}^{VIW}(p_i^{VIW} - p_{i-1}^{VIW}) \\ q_{i-1}^{VIW-1}q_i^{VIW} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} q_{i-1}^{w-1}(p_i^w - p_{i-1}^w) \\ q_{i-1}^{w-1}q_i^w \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: \otimes 表示相邻位姿间的变化算子,因为选用的姿态表达为四元数,所以运算为两个四元数的乘积。在式(11)的矩阵中,第 1 行表示相邻时刻的相对运动约束,第 2 行则表示相邻时刻的相对姿态约束。经过上文 GPS 从经纬度到本地 VIW 系统坐标系数据的转换处理后, GPS 的残差因子计算较为容易。设 UTM 坐标系下 GPS 测量的位置为 $p_i^{GPS} = [x_i^w, y_i^w, z_i^w]^T$, 则 GPS 的残差因子计算式如式(12)所示。

$$z_i^{GPS} - h_i^{GPS}(x) = z_i^{GPS} - h_i^{GPS}(x_i) = p_i^{GPS} - p_i^w \quad (12)$$

全局位姿图中的每个节点都包含有 GPS 位置测量信息,作为系统位姿估计的全局约束。另外,在实际应用中, GPS 的全局定位精度与卫星搜星数和信号质量密切相关。当 GPS 搜星数较多时,信号质量较好,相应的协方差较小;当搜星数减少时,协方差增大。因此,在优化过程中动态调整 GPS 信号的权重,确保系统在复杂环境

下的鲁棒性。利用 Ceres Solver 开源库^[17],基于高斯-牛顿法和列文伯格-马夸特(Levenberg-Marquardt, LM)算法^[18],迭代求解上述非线性优化问题。每一轮优化后,更新 VIW 系统与 GPS 坐标系间的变换矩阵,确保局部精确估计与全局坐标的一致性,最终达成大范围环境下兼具高精度与鲁棒性的定位能力。

4 实验结果

分别在数据集和真实世界实验中对所提出的算法进行了评估。第1个实验,在公共数据集上比较了所提出的算法和另一种最先进的算法。然后,利用自主开发的传感器平台在真实的室外环境中测试提出的算法。最后,通过数值分析,详细展示了 VIG 算法的准确性。

4.1 数据集

使用 KAIST 数据集^[19]对所提出的算法进行评估,用于获取传感器数据的采集车为 Toyota Prius,车辆上安装了多种传感器以精确估计车辆的位置。传感器系统包括了双目相机(FLIR FL3)、GPS 和 VRS GPS。其中, GPS(U-Blox EVK-7P)是通用级的定位传感器,而 VRS GPS(SOKKIA GRX 2)通过通信与基站进行校准,能够提供更高精度的位置信息,可选作位置的真值。此外,车辆还配备了惯性测量单元(IMU, Xsens MTi-300)和光纤陀螺仪(FOG, KVH DSP-1760),用于精确测量车辆的旋转,并且 FOG 能提供更高精度的姿态和旋转信息,可选作姿态的真值。系统中还包含轮速计(RLS LM13),通过测量车轮的转动来提供车辆的精确运动量信息。

将 VIG 算法与多传感器融合的视觉惯性导航系统(visual-inertial navigation system with multi-sensor fusion, Vins-fusion)算法输出的定位数据对比分析。Vins-fusion 是一种先进的视觉惯性里程计算法^[20],该算法通过融合视觉、惯性传感器和 GPS 等全局观测信息,能够有效地消除累积误差,降低对回环检测的依赖,从而便于实现协同建图与定位。作为一种基于优化的算法, Vins-fusion 具备出色的实时重定位能力和鲁棒性,即使在复杂的动态环境中,仍能保持较高的系统稳定性和精度。Vins-fusion 松耦合框架与 VIG 算法的紧耦合设计形成直接技术对比,两者均融合视觉、惯性和 GPS 数据,但 Vins-Fusion 未引入 GPS 异常检测机制及动态权重调整策略,基于此,将 Vins-Fusion 作为基准算法,能够精准验证 VIG-SLAM 的改进有效性。使用 EVO 工具,对相对姿态误差(relative pose error, RPE)和相对轨迹误差(absolute trajectory error, ATE)进行了生成评估,两个序列的位置和旋转误差分别如图4和5所示,提出的方法在平移误差和旋转误差上均显著优于 Vins-fusion。随着路径长度

的增加, Vins-fusion 的误差显著上升,而 VIG 算法的误差保持低且稳定。这表明, GPS 信号不稳定或受干扰的情况下, Vins-fusion 依赖于 GPS 的融合没有进一步的筛选机制,容易受到低质量 GPS 数据的影响。 VIG 算法通过有效融合 GPS 测量并引入 GPS 精度因子模型和异常检测机制筛选高质量 GPS 数据,成功减少了位置漂移和旋转累积误差,在长路径下表现出更强的鲁棒性和精度。

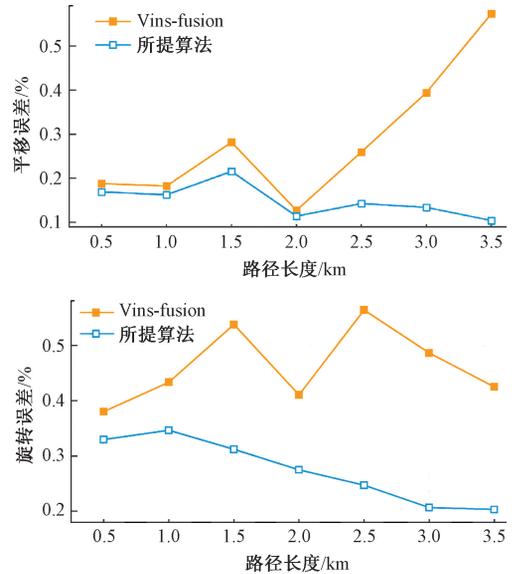


图4 Urban27的平移误差与旋转误差对比
Fig. 4 Comparison of translation and rotation errors in Urban27

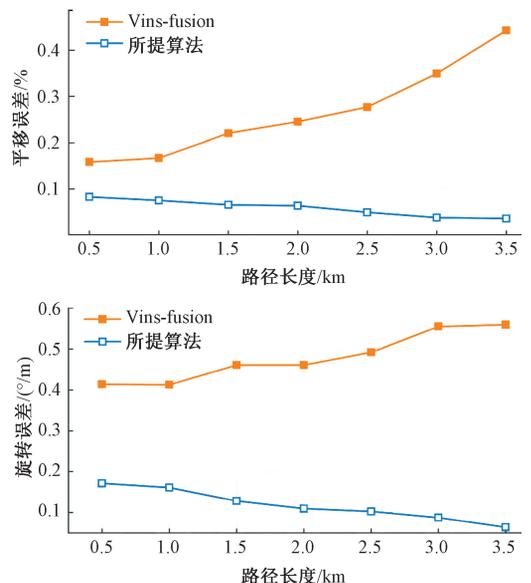


图5 Urban34的平移误差和旋转误差对比
Fig. 5 Comparison of translation and rotation errors in Urban34

Kaist 数据集中更多序列的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 如表 1 所示。所选序列涵盖城市峡谷 (Urban26-34)、开放区域及动态干扰环境。用 Horn 方法将估计轨迹与地面真实情况对齐。对于所有序列, VIG 算法都优于 Vins-fusion, 这表明 VIG 算法通过引入 GPS 约束, 能够有效提高估计轨迹的准确性。从直观上看, VIG 算法可以纠正长期累积的漂移。

表 1 Kaist 数据集中不同序列的均方根误差
Table 1 RMSE across various sequences in the Kaist dataset

实验序列	路径长度/km	RMSE/m	
		Vins-fusion	本文
Urban 26	4.0	0.34	0.22
Urban 27	5.4	0.81	0.39
Urban 28	11.47	3.23	1.18
Urban 32	7.1	1.52	0.38
Urban 33	7.6	1.23	0.47
Urban 34	7.8	1.04	0.42

4.2 真实场景实验

在实验中, 运用了一套自主定制的传感器模块, 特别搭载在 Autolabor 机器人平台上, 如图 6 所示。传感器模块的核心组件包括 Autolabor 机器人自身配备的轮速计、Intel RealSense D455 深度相机, 该相机提供高质量的 RGB 图像, 并内置了 IMU。同时, 还在机器人前端搭载了高精度的 GPS 传感器, 用于提供全局定位信息, 其中内置实时动态测量 (real time kinematic, RTK) 接收器, 在开放区域内可以提供垂直和水平方向 1 cm 的精确定位, 本实验将其作为地面参考真值。

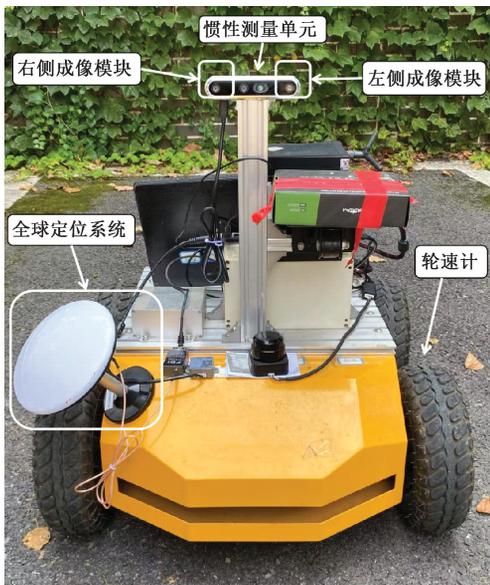


图 6 室外实验设备中自主定制的传感器模块
Fig. 6 Custom-designed sensor module for outdoor experiment equipment

为全面验证 VIG 算法, 在多种场景下测试了机器人在不同状态下的表现, 并与先进的视觉惯性导航系统 Vins-fusion (结合全球导航卫星系统) 进行了对比分析, 以评估算法性能。此外, 为了扩展方法的应用范围, 还将对比范围扩大到 Vins-mono, 这是一种仅使用单一摄像头和 IMU 进行位姿估计的先进单目视觉惯性里程计方法, 将 VIG 算法与 Vins-mono 进行跨模态对比, 可量化评估多传感器紧耦合机制对传统单目 VIO 局限性的改进效果。如图 7 所示, 绘制了小范围室外实验的 RPE, 从中可以看出, Vins-fusion 的估计轨迹存在明显的漂移, 而 VIG 算法的表现显著优于 Vins-fusion。更多小范围室外实验的 RMSE 结果如表 2 所示, 提出的算法在所有实验场景中均表现最佳。

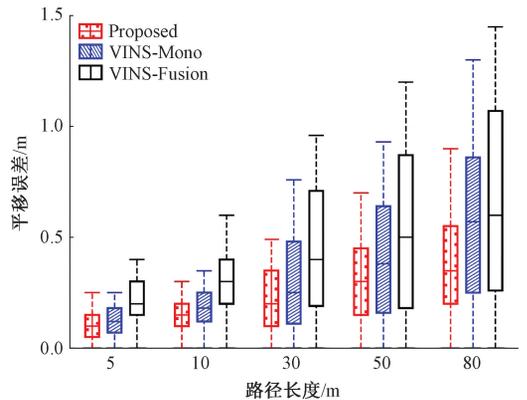


图 7 小范围室外实验的相对位姿误差
Fig. 7 Relative pose error in small-scale outdoor experiments

表 2 更多小范围室外实验中的均方根误差
Table 2 RMSE in additional small-scale outdoor experiments

实验序列	路径长度/m	RMSE/m		
		本文	Vins-fusion	Vins-mono
Outdoor1	85.52	0.39	0.74	0.55
Outdoor2	97.30	0.42	0.78	0.61
Outdoor3	91.19	0.37	0.67	0.53

更大规模的室外实验轨迹如图 8 所示, 包括 RTK、Vins-mono、Vins-fusion 以及 VIG 算法的运行轨迹, 并与谷歌地图进行了比较。可以看到, Vins-fusion 的轨迹随着距离的增加而逐渐漂移, Vins-mono 在整个序列中表现良好, 但其轨迹仍存在明显漂移, RTK 的轨迹由于环境遮挡而不连续, 相比之下, VIG 算法在 GPS 信号不佳的区域内仍能有效估计轨迹, 几乎没有漂移, 与路线图保持较高一致性。大小两种真实场景实验结果表明, 通过自适应 GPS 筛选与时间差补偿策略, VIG-SLAM 有效抑制了多路径效应与动态干扰的影响, 实现了复杂场景下局部与全局定位的高精度协同优化, 验证了算法在复杂环境中的鲁棒性。

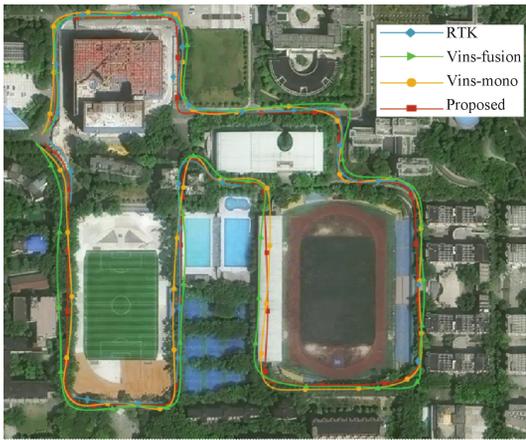


图8 大范围室外实验的最终轨迹(RTK路径上的不连续是由于GPS信号较差和信号丢失情况造成的)

Fig. 8 Final trajectory of large-scale outdoor experiments (discontinuities on the RTK path caused by poor GPS signal and signal loss)

5 结论

针对复杂大场景下传统SLAM算法因传感器单一性导致的定位漂移、全局约束缺失及环境适应性不足等瓶颈问题,提出了一种基于自适应多传感器融合的VIG-SLAM算法。该算法通过构建局部精确性与全局一致性互补的紧耦合系统,融合视觉、惯导、轮速计与GPS数据,有效抑制了VIO的长时累积漂移问题,并显著提升了GPS信号在动态干扰下的稳定性。VIG-SLAM的核心创新在于动态自适应GPS数据预处理模型与改进的时间差补偿策略的结合。前者通过几何精度因子与环境修正因子动态评估信号质量,结合模糊逻辑与支持向量机实现异常信号的实时检测与筛选;后者基于轮速计线速度信息自适应调整时间差补偿权重,解决了多源传感器异步数据融合的难题。此外,引入GPS全局约束的位姿图优化框架,通过非线性最小二乘方法实现局部运动估计与全局定位信息的高效协同,显著提升了复杂场景下的定位精度与鲁棒性。难点技术集中体现为多源异构传感器的时间同步精度保障与数据可靠性的动态权衡,尤其是在信号遮挡或剧烈环境变化下,如何通过实时修正模型参数维持系统稳定性。未来研究将进一步探索激光雷达、毫米波雷达等多模态传感器的深度耦合机制,以增强VIG-SLAM在极端天气或全遮挡场景下的适应性。

参考文献

[1] TAHERI H, XIA Z C. SLAM:Definition and evolution[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97(5): 104032.

[2] 夏琳琳,宋梓维,方亮,等.基于图优化的GNSS/双目视觉/惯性SLAM系统开发及应用[J].中国惯性技术学报,2024,32(5):475-483.
XIA L L, SONG Z W, FANG L, et al. Development and application of GNSS/Stereo Vision/Inertial SLAM system based on graph optimization [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(5): 475-483.

[3] LEUTENEGGER S, LYNNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.

[4] QIN T, LI P, SHEN S. VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.

[5] 马哲伟,周福强.一种改进回环的多传感器融合SLAM算法[J].电子测量技术,2023,46(22):131-138.
MA ZH W, ZHOU F Q. An improved loop closure multi-sensor fusion SLAM algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 131-138.

[6] 余联想,郑明魁,欧文君,等.多传感器融合的移动机器人室外激光SLAM算法优化与系统实现[J].电子测量与仪器学报,2023,37(2):48-55.
YU L X, ZHENG M K, OU W J, et al. Optimization and implementation of outdoor laser SLAM algorithm for mobile robots with multi-sensor fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 48-55.

[7] SHEN S, MULGAONKAR Y, MICHAEL N, et al. Multi-sensor fusion for robust autonomous flight in indoor and outdoor environments with a rotorcraft MAV [C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2014: 4974-4981.

[8] MASCARO R, TEIXEIRA L, HINZMANN T, et al. GOMSF: Graph-optimization based multi-sensor fusion for robust UAV pose estimation [C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2018: 1421-1428.

[9] LI X, WANG X, LIAO J, et al. Semi-tightly coupled integration of multi-GNSS PPP and S-VINS for precise positioning in GNSS-challenged environments [J]. Satellite Navigation, 2021, 2(1): 1-14.

[10] 朱东琴,王红茹,岳敬轩.基于EM估计的多模型车载组合导航算法[J].仪器仪表学报,2022,43(7):239-246.
ZHU D Q, WANG H R, YUE J X. Multi-model vehicle

navigation algorithm based on EM estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(7): 239-246.

- [11] ZHOU X, WANG P, CHEN J, et al. Multi-source image fusion for GNSS-based passive radar[C]. IGARSS 2022-IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2022: 3708-3711.
- [12] KITAMURA S, NONAKA Y. Explainable anomaly detection via feature-based localization [C]. Lecture Notes in Computer Science, 2019: 41-53.
- [13] SHUAI W, XING Q, LI X, et al. An improved marine multi-constellation pseudorange single-point positioning algorithm [C]. 2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris), 2019: 1-6.
- [14] AFTATAH M, LAHRECH A, ABOUNADA A. Fusion of GPS/INS/Odometer measurements for land vehicle navigation with GPS outage[C]. 2016 2nd International Conference on Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech), 2016: 48-55.
- [15] DENG T, SHEN G, CHEN W, et al. PLGSLAM: Progressive neural scene representation with local to global bundle adjustment [C]. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2024: 19657-19666.
- [16] 谢波, 张国良, 李歆, 等. 一种单目 VIO 定位精度与跟踪稳定性优化方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4): 23-30.
XIE B, ZHANG G L, LI X, et al. Optimization of monocular VIO positioning accuracy and tracking stability[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(4): 23-30.
- [17] MAKAEV B, AFANASYEV I. The software tool for comparison and configuration of nonlinear optimization techniques in orb-slam [C]. 2019 12th International Conference on Developments in Esystems Engineering (DeSE), 2019: 489-494.
- [18] CHENG X, PENG X, WU D, et al. Multi-sensor fusion system based on factor graph optimization [C]. 2023 42nd Chinese Control Conference (CCC), 2023: 3798-3803.
- [19] JEONG J, CHO Y, SHIN Y S, et al. Complex urban LiDAR data set[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018: 6344-6351.
- [20] QIN T, CAO S, PAN J, et al. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors[J]. ArXiv preprint arXiv:1901.03642, 2019.

作者简介



黄超, 2005 年于中北大学获得学士学位, 2008 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2013 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为智能移动机器人、智能物流技术及装备。

E-mail: 94581847@qq.com

Huang Chao received his B. Sc. degree from North University of China in 2005, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2008 and Ph. D. degree from Chongqing University in 2013, respectively. Now he is a lecturer and M. Sc. supervisor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robot and intelligent logistics technology and equipment.



黄予昕 (通信作者), 2018 年于天津大学仁爱学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人及多传感器信息融合。

E-mail: 736535697@qq.com

Huang Yuxin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Tianjin University Ren' ai College in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robots and multi-sensor information fusion.



杨泽彬, 2018 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人及导航与控制。

E-mail: 747189442@qq.com

Yang Zebin received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robots and robot navigation and control.

张毅, 1997 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2002 年于华中科技大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机器人、智能物流技术及装备。

E-mail: 1138899712@qq.com

Zhang Yi received his M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 1997 and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2002, respectively. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent robot and intelligent logistics technology and equipment.