中国科学: 技术科学 2026 年 第 56 卷 第 10 期: 2555 ~ 2565
SCIENTIA SINICA Technologica techcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文 低空技术与工程专刊

基于自适应几何观测器的低空多传感器融合感知SLAM算法

刘尊[1], 杨骏[1], 李欣洋[1], 陆平[2], 王利[1], 刘丽炜[3], 李坚强[1*]

1. 深圳大学人工智能学院, 深圳 518060
2. 北京兴云数科技术有限公司, 北京 101100
3. 深圳大学物理与光电工程学院, 深圳 518060
* E-mail: lijq@szu.edu.cn

收稿日期: 2025-09-27; 接受日期: 2026-01-16; 网络版发表日期: 2026-05-28
国家自然科学基金杰出青年项目(编号: 62325307)、国家重大科研仪器研制项目(编号: 62527809)、国家自然科学基金(批准号: 62373258)、广东省基础与应用基础研究基金(编号: 2023B1515120038)、深圳市重点产业研发计划项目(编号: ZDCY20250901102300001)和深圳市科技项目(编号: KJZD20230923115215032, JCYJ20240813141628038)资助项目

摘要 近年来, 低空技术与工程领域(如无人机自主飞行、低空巡检、空中机器人等)对高精度、强鲁棒性的自主定位与环境感知提出了更高要求, 尤其是在狭窄空间、GPS信号弱、环境结构复杂等典型低空应用场景中, 对机器人自主定位与环境建图带来了新的挑战. 同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)作为实现该目标的核心技术, 主要通过融合激光雷达、相机和IMU等多种传感器, 在复杂环境下实现高精度和高鲁棒性的定位, 其中激光视觉惯性SLAM通过多传感器深度融合进一步提升了系统的定位性能和环境适应能力. 然而, 现有的激光视觉惯性SLAM系统在不同环境(如狭窄区域、空旷区域等)下对参数设置较为敏感, 固定参数难以兼容多样化场景, 且激光雷达与相机在某些环境下可能无法同时提供高质量的定位信息. 针对上述问题, 本文提出了一种基于自适应几何观测器的多传感器激光-视觉-惯性SLAM方法. 该方法设计了多策略自适应参数调整机制, 能够根据点云分布特征及激光惯性里程计(LiDAR-inertial odometry, LIO)与视觉惯性里程计(visual-inertial odometry, VIO)子系统的退化情况, 动态优化系统参数, 显著提升系统在多样化低空环境下的鲁棒性. 同时, 针对激光与视觉信息在不同场景下有效性差异, 提出分层自适应几何观测器加权方法, 根据不同子系统退化情况实现LIO与VIO子系统的自适应加权融合, 进一步提升位姿估计精度. 实验结果表明, 所提方法在多个公开数据集上实现了优异的定位精度和鲁棒性, 达到了当前国际先进水平, 为低空技术与工程领域复杂环境下的自主定位与导航提供了有力的技术支撑, 具有重要的工程应用价值和推广前景.

关键词 同时定位与建图, 多传感器融合, 无人机定位

引用格式: 刘尊, 杨骏, 李欣洋, 等. 基于自适应几何观测器的低空多传感器融合感知SLAM算法. 中国科学: 技术科学, 2026, 56: 2555–2565
Liu Z, Yang J, Li X Y, et al. A multi-sensor LiDAR-visual-inertial SLAM method based on adaptive geometric observer (in Chinese). Sci Sin Tech, 2026, 56: 2555–2565, doi: 10.1360/SST-2025-0282

© 2026 《中国科学》杂志社

1 引言

近年来, 随着低空技术与工程领域的快速发展, 如无人机自主飞行、低空巡检、空中机器人等应用场景, 对高精度、强鲁棒性的自主定位与环境感知提出了更高要求[1,2]. 在狭窄空间、GPS信号弱、结构复杂等典型低空环境中, 传统定位与建图方法面临诸多挑战. 同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)是机器人自主导航与环境感知的核心技术, 广泛应用于机器人、自动驾驶、测绘等领域. SLAM的核心在于利用多种传感器实时获取环境信息, 实现对自身位姿的高精度估计与环境地图的构建. 常用传感器包括激光雷达(LiDAR)、相机(camera)和惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU). 根据所采用的传感器类型, SLAM主要分为激光SLAM和视觉SLAM两类. 激光SLAM依靠高精度的几何信息, 在结构丰富的环境中表现优异, 但在结构单一或特征稀疏的场景下易发生退化. 视觉SLAM能够获取丰富的纹理和颜色信息, 但在光照变化剧烈或高动态场景下, 定位精度和鲁棒性相对较低.

为充分发挥不同传感器的互补优势, 激光-视觉-惯性SLAM(LiDAR-visual-inertial SLAM, LVISLAM)应运而生. 该方法融合激光雷达的高精度几何测量, 视觉传感器的丰富环境感知能力以及IMU的高频动态信息, 有效提升了系统的鲁棒性和适应性. 以FASTLIVO2为代表的先进激光-视觉-惯性SLAM算法, 通过对多传感器数据的时空同步, 实现了激光惯性里程计(LiDAR-inertial odometry, LIO)与视觉惯性里程计(visual-inertial odometry, VIO)的紧耦合顺序更新, 使系统在多样化环境下保持较高的定位精度和鲁棒性, 图1展示了本文方法在MARS-LVIG典型低空复杂环境数据集上的三维建图效果与无人机的自身定位效果, 无需针对特定环境进行参数修改调优便可达到不错的定位与建图效果.

尽管当前激光-视觉-惯性SLAM系统在多传感器融合方面取得了显著进展, 但还有一些进步空间. 首先, IMU前向传播的位姿估计依赖于LIO与VIO的联合优化, 然而不同环境对LIO和VIO的适应性存在差异. 例如, 某些场景有利于LIO的位姿更新, 却可能导致VIO性能退化, 反之亦然. 若对LIO和VIO的位姿更新赋予相同权重, 可能会导致性能较差的子系统干扰性能较优的子系统, 进而影响整体位姿估计的准确性. 此外, SLAM系统在不同环境下对参数设置较为敏感, 固定参数难以兼容所有场景, 进一步限制了系统特定场景的泛化能力和鲁棒性.

针对上述潜在的改进机会, 本文提出了一种基于自适应几何观测器的激光-视觉-惯性SLAM方法. 主要创新点包括:

(1) 多策略环境自适应参数调整机制, 根据点云分布特征及LIO, VIO子系统的退化情况, 动态调整SLAM系统参数, 实现多环境下的自适应优化, 显著提升系统鲁棒性;

(2) 退化检测与分层几何观测器融合, 引入LIO与VIO退化检测机制, 结合非线性分层几何观测器, 对IMU前向传播、LIO与VIO位姿更新量进行加权融合与自适应优化, 有效提升位姿估计的精度与收敛性;

(3) 实验验证, 在公开数据集上的实验结果表明, 所提方法在定位精度和鲁棒性方面均达到当前国际先进水平.

2 相关工作

近年来, SLAM技术在激光、视觉及多传感器融

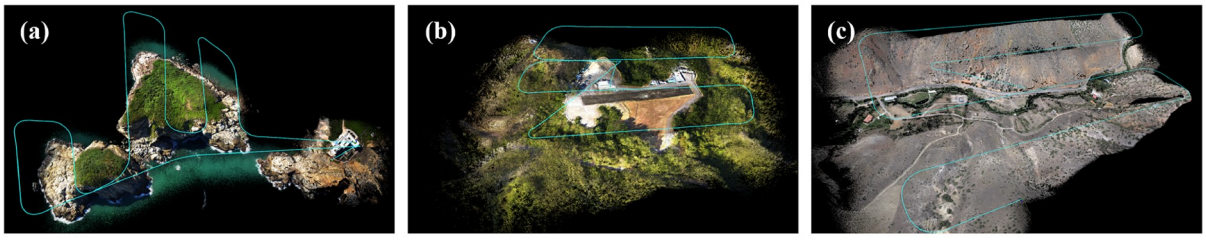


图 1 (网络版彩图)低空场景下无人机定位与环境建图结果. (a) Hkisland03序列; (b) Hkairport03序列; (c) Amvalley03序列

Figure 1 (Color online) Mapping and localization results of UAV in low-altitude scenarios. (a) Hkisland03 sequence; (b) Hkairport03 sequence; (c) Amvalley03 sequence.

合方向取得了显著进展. 激光SLAM从LOAM[3]的特征点提取与前后端分离奠定经典的激光SLAM框架，到LEGO-LOAM[4]的地面分割与两步优化，F-LOAM[5]的高效特征处理，LIO-SAM[6]的因子图紧耦合，FAST-LIO2[7]的直接法概率建图及Faster-LIO[8]的增量体素地图, 极大提升了系统的精度、实时性与适应性. 但激光SLAM在结构单一或特征稀疏环境下易退化，对动态场景和参数设置较为敏感. 视觉SLAM方面，Mono-SLAM[9]，PTAM[10]，ORB-SLAM[11~13]系列等方法不断完善前后端分离、特征提取与回环检测机制，LSD-SLAM[14]和SVO[15]等直接法则突破了特征法在低纹理环境下的局限. 然而, 视觉SLAM普遍存在尺度不确定性、对光照变化和动态环境敏感等问题，在无纹理或强光照变化场景下鲁棒性不足. 为克服单一传感器的不足，激光-视觉-惯性SLAM如LVI-SAM[16]，R3LIVE[17]，FASTLIVO[18]及FASTLIVO2[19]等，通过多模态深度融合与自适应优化，显著提升了系统在复杂环境下的鲁棒性与精度. 其中，LVI-SAM提出了基于因子图的激光、视觉与IMU紧耦合优化框架，通过视觉与激光子系统的深度交互，利用激光深度信息增强视觉特征初始化，并由视觉位姿辅助激光点云匹配，显著提升了系统在动态和结构复杂环境下的定位精度. R3LIVE进一步引入直接法视觉融合，实现多传感器信息的紧密协同, 但像素级对齐带来较高计算开销. FASTLIVO系列则创新性地将稀疏直接法应用于激光-视觉融合，通过时空同步和局部平面参数仿射变换，解决了误差状态迭代卡尔曼滤波器(error state iterative Kalman filter, ESIKF)框架下的维度不匹配和深度假设一致性问题, 并结合NCC筛选与在线曝光估计，极大提升了系统的鲁棒性和精度. 典型SLAM方法的核心贡献与挑战如表1所示，为后续相关优化方法的提出和分析奠定了基础.

随着SLAM算法系统框架的不断完善, 针对SLAM系统的优化方法不断涌现，进一步推动了相关技术的发展. 例如，AdaLIO[20]激光SLAM算法通过对点云分布特征进行统计分析，依据点云分布参数自适应调整SLAM系统参数，从而在不同环境下实现最优的位姿估计. DLIO[21]算法则引入了几何观测器[22]. 通过融合IMU前向传播位姿与激光点云配准优化结果，为后续前向传播提供更加准确的初始状态，从而提升了系统的收敛性与精度. 该方法的理论基础是利用收缩理论构建分层非线性观测器，在融合外部位姿测量与IMU

表 1　经典SLAM系统的核心贡献与特点以及各自存在的问题与挑战

Table 1　Core contributions and characteristics of classic SLAM systems as well as their main problems and challenges

分类	代表算法/系统	核心贡献与特点	存在的问题与挑战
激光SLAM	LOAM	首创激光雷达里程计与建图分离, 特征点提取与前后端优化结合, 提升精度与鲁棒性	特征稀疏或结构单一场景易退化
	LEGO-LOAM	地面分割与点云聚类提取特征, 两步优化提升实时性	
	F-LOAM	非迭代两步法实现畸变补偿, 并行特征提取与匹配	
	LIO-SAM	基于因子图的激光-IMU紧耦合优化, 支持回环检测与多源融合	
	FAST-LIO2	直接法概率建图, 创新地图管理, 提升实时性与精度	
	Faster-LIO	增量体素地图, 提升大规模场景下的运行效率	
视觉SLAM	MonoSLAM	首创单目视觉SLAM前后端框架, 推动视觉SLAM发展	尺度不确定, 光照和动态环境敏感
	PTAM	前端跟踪与后端建图并行, 提升系统效率	
	ORB-SLAM系列	多线程ORB特征提取与回环检测, 支持多相机模型	
	LSD-SLAM, SVO	直接法, 像素级光度误差估计, 突破特征法局限	
激光-视觉融合SLAM	LVI-SAM	激光-视觉-IMU因子图融合, 提升多模态鲁棒性	依赖人工特征(如角点与平面特征), 计算效率有限
	R3LIVE	直接法视觉融合, 紧耦合多传感器, 提升精度	计算量大, 对初值敏感
	FASTLIVO	稀疏直接法融合, 时空同步, 解决ESIKF维度不匹配	深度假设和参考块策略局限, 误差易累积
	FASTLIVO2	局部平面参数仿射变换, NCC筛选, 提升鲁棒性与精度	默认LIO与VIO权重相同, 权重分配不合理时影响整体性能

数据的同时，不仅从根本上抑制了纯IMU积分导致的漂移，还以严格的数学证明确保了估计误差的全局指数收敛，进而在多源异构传感器融合场景下兼顾估计精度与系统稳定性.

因此在SLAM系统中具有广泛的应用潜力. 针对激光-视觉-惯性SLAM系统，不同的LIO与VIO子系统在不同环境下表现出不同的精度. Switch-SLAM[23]算法提出了一种基于归一化特征值的激光里程计子系统退化判据, 通过切换策略在不同子系统间进行切换, 以适应环境变化. 然而, 该方法仅通过切换实现子系统选择，未能实现LIO与VIO优化结果的协同融合. 上述优化算法为SLAM系统的进一步改进提供了丰富的理论基础和实践思路.

3 方法

3.1 系统总体框架

本研究以当前主流的激光-视觉SLAM开源算法FASTLIVO2[19]为基础框架. FASTLIVO2具备高精度、紧密的多传感器融合能力，其核心流程如图2灰色部分所示，包括激光雷达、相机与IMU传感器的时间同步形成统一的同步帧，同步帧即以图像传感器相邻采集时间戳为基准，将这个时间段的激光、视觉和IMU等多源数据组织成一组并进行联合处理，以保证多传感器信息在时间上的一致性和互补性. IMU数据通过前向传播获得初始位姿预测，随后利用反向传播对该同步帧内的激光点云进行去畸变处理. 去畸变后的点云输入LIO模块, 通过ESIKF实现激光点云与IMU的紧耦合位姿优化. LIO输出的位姿进一步作为VIO模块的输入, VIO模块结合相机与IMU信息, 采用滑动窗口优化方法，联合最小化重投影误差和IMU预积分误差，对位姿进行二次优化与补偿. 该流程实现了多传感器数据的时空同步与紧密融合，是目前最先进的激光视觉SLAM算法之一.

然而, FASTLIVO2在实际应用中仍存在两点不足: 一方面, 算法在不同场景下需要针对性地调整参数, 缺乏自动适应环境变化的能力; 另一方面, 激光雷达和相机在不同环境中各自具有独特优势，但原有算法未能充分考虑两类传感器在多样环境下的互补性. 针对上述问题，本文提出了多策略的自适应参数调整机制和自适应几何观测器加权优化方法. 具体而言，图2绿色部分为多策略自适应参数调整模块: 通过对点云分布特征进行统计, 实现LIO系统参数的自适应调整, 并结合LIO与VIO系统的退化检测结果，动态优化VIO系统的相关参数(详见第3.2节). 图2红色部分为自适应几何观测器加权模块: 根据LIO与VIO的退化情况，为LIO和VIO子系统得到的位姿赋予不同权重，对IMU前向传播位姿采用几何观测器加权优化的方式，获得最终高精度、强鲁棒性的系统位姿估计(详见第3.3节). 上述改进显著提升了系统在复杂环境下的自适应能力和定位精度. 整个系统与传统“开环”SLAM方法中参数设置固定、难以动态适应环境变化不同，本文提出的

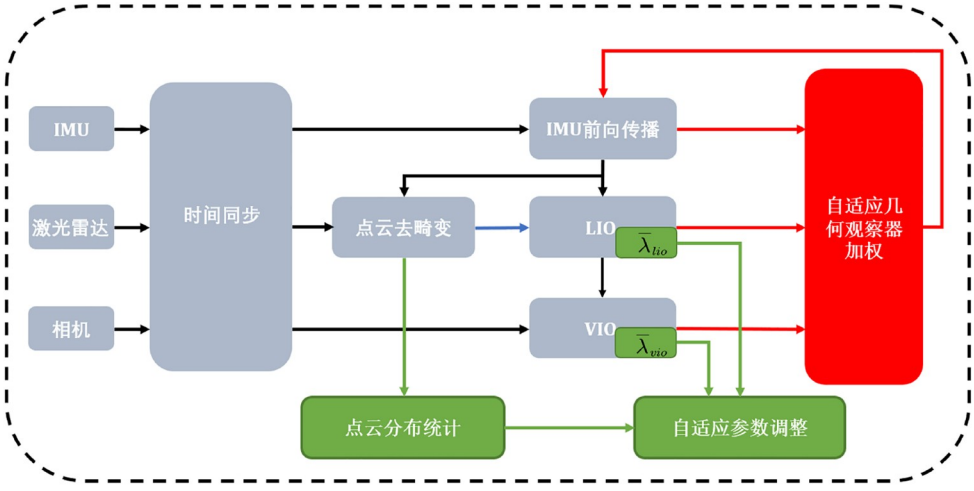


图 2 (网络版彩图)系统框图

Figure 2 (Color online) Overview of the system architecture.

系统实现了闭环自适应，能够根据实时场景和定位状态自调整关键参数，显著提升了系统的鲁棒性与复杂环境的适应性.

3.2　多策略自适应参数调整

3.2.1　基于点云分布的LIO参数自适应调整

LIO模块通过最小化激光点云与局部平面之间的残差，实现对系统位姿的高精度优化. 在实际应用中，狭窄区域与空旷区域的空间结构差异显著，平面判定阈值的设定对LIO优化精度具有重要影响. 若阈值设置不合理，易导致平面特征提取误差，进而影响整体定位性能.

针对上述问题，本文依据同步帧内激光点云的空间分布特征，自适应调整LIO中的平面判定阈值. 具体做法为: 首先在每个同步帧中, 采用快速选择算法在线计算点云距离(或深度)的中位数$\tilde{d}$，其中$\tilde{d}$的计算公式如式(1)所示:

$$\tilde{d} = \text{median}\sqrt{x_i^2+y_i^2+z_i^2},\ i = 1, 2, \ldots, N, \tag{1}$$

其中x_i, y_i, z_i分别为第i个点云点的三维坐标, N为当前帧点云中点的总数.

随后, 利用分段线性插值方法, 将中位数$\tilde{d}$动态映射为LIO的平面判定阈值τ_{plane}，其映射关系如式(2)所示:

$$\tau_{\text{plane}} = \begin{cases} 10^{-5} + \dfrac{(10^{-4}-10^{-5})\tilde{d}}{2}, & \tilde{d} < 2, \\ 10^{-4} + \dfrac{(10^{-3}-10^{-4})(\tilde{d}-2)}{3}, & 2 \leqslant \tilde{d} < 5, \\ 10^{-3} + \dfrac{(10^{-2}-10^{-3})(\tilde{d}-5)}{10}, & 5 \leqslant \tilde{d} < 15, \\ 10^{-2} + \dfrac{(10^{-1}-10^{-2})(\tilde{d}-15)}{25}, & 15 \leqslant \tilde{d} < 40, \\ 0.1, & \tilde{d} \geqslant 40. \end{cases} \tag{2}$$

当中位数较小(如目标近、点云密集)时，降低平面阈值以增强平面约束，提升拟合精度. 当中位数较大、点云分布较疏时，则提高平面阈值，以避免因点云稀疏从而无法提取平面特征导致误差. 该参数调整策略采用区间限幅与分段线性插值，保证在不同尺度场景下阈值变化稳定、单调且可控，能够提升LIO系统在多种复杂环境下的精度和鲁棒性.

3.2.2　基于LIO与VIO退化情况检测的VIO系统参数自适应调整

由于系统算法流程为先更新LIO系统, 再更新VIO系统，当LIO系统发生退化时，可通过VIO系统对其进行补偿优化，而若VIO系统退化，则无法进一步纠正. 因此，需根据LIO与VIO的退化情况动态调整VIO系统的相关参数. LIO与VIO系统均通过ESIKF优化位姿, 在此过程中需计算观测方程的雅可比矩阵H_{lio}和H_{vio}. 通过分析这两个矩阵的特征值，可评估各个位姿方向的“约束强度”，特征值越小，表示存在近似无约束的方向，反映系统的退化程度. 我们采用归一化特征值作为VIO与LIO系统可信度的度量，假设最小3个的特征值为[λ_3, λ_2, λ_1], 那么归一化的特征值为

$$\bar{\lambda} = \frac{\lambda_1}{\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3}. \tag{3}$$

通过上述公式可分别计算LIO和VIO各自的归一化特征值$\bar{\lambda}_{\text{lio}}$和$\bar{\lambda}_{\text{vio}}$，进而反映两个子系统的可信度. 图3展示了算法在激光LIO子系统退化场景下对LIO和VIO退化检测的实验结果. 可以看出, 由于小视角下的墙体导致激光点云的几何结构退化，LIO子系统的归一化最小特征值显著减小, 有效检测出LIO的退化. 同时, 由于墙上存在丰富的纹理信息, VIO子系统并未发生退化，其归一化最小特征值始终较大，可信度较高. 这充分说明了所提出的退化检测机制能够准确区分LIO与VIO子系统在不同场景下的状态, 为后续参数自适应调整提供了可靠依据.

然后根据可信度动态调整VIO系统的参数，我们选择了outlier_threshold与img_point_cov参数: outlier_threshold用于筛选光度残差过大的特征块，数值越大保留的特征点越多. img_point_cov控制图像测量的协方差, 影响视觉里程计在ESIKF更新中的权重, 数值越大表示对视觉信息的信任度越低. 两者的调整同样采用分段线性插值策略，与式(2)类似. 当VIO可信度较低或LIO可信度较高时，适当增大img_point_cov以提升协方差, 减小outlier_threshold以减少视觉特征点; 反之, 则反向调整. 该自适应参数调整思想亦可迁移应用于其他SLAM算法的参数优化中.

3.3　自适应几何观测器优化位姿

基于上述方法, 分别获得LIO子系统与VIO子系统

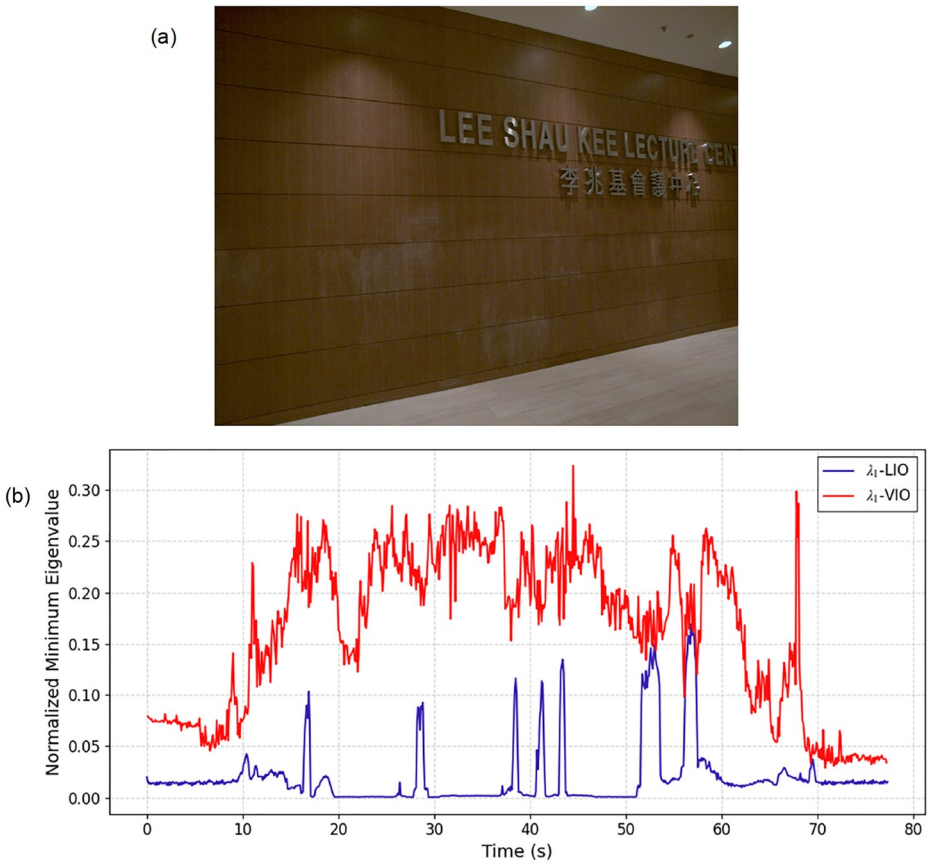


图 3 (网络版彩图) LIO与VIO系统退化检测结果对比. (a) 激光雷达退化场景; (b) 归一化最小特征值随时间变化曲线(蓝色: LIO子系统, 红色: VIO子系统)

Figure 3 (Color online) Degeneration detection results of LIO and VIO systems. (a) LiDAR-degraded environment; (b) time series of normalized minimum eigenvalue (blue: LIO subsystem, red: VIO subsystem).

的可信度. 依据可信度, 可为不同子系统分配相应的权重参数, 并对各子系统的输出进行加权融合. 为进一步提升加权过程的收敛性与鲁棒性, 本文引入了几何观测器[22]替代传统的直接加权方法. 几何观测器具备良好的收敛特性, 能够为IMU前向传播提供更优的初始位姿.

我们系统的位姿定义$\mathbf{x}$为

$$\mathbf{x} \triangleq [\mathbf{R}^{\mathrm{T}} \quad \mathbf{p}^{\mathrm{T}} \quad \mathbf{v}^{\mathrm{T}} \quad \mathbf{b}_w^{\mathrm{T}} \quad \mathbf{b}_a^{\mathrm{T}} \quad g^{\mathrm{T}} \quad t]^{\mathrm{T}}, \tag{4}$$

其中$\mathbf{R}$表示旋转矩阵对应的四元数形式为$\mathbf{q}$, $\mathbf{p}$为三维位置向量, $\mathbf{v}$表示速度向量, $\mathbf{b}_w$和$\mathbf{b}_a$分别表示陀螺仪零偏和加速度计零偏, g表示重力向量, t表示曝光视觉. 在这里设IMU前向传播的位姿是$\mathbf{x}_{\mathrm{imu}}$, LIO更新的位姿是$\mathbf{x}_{\mathrm{lio}}$, VIO更新的位姿是$\mathbf{x}_{\mathrm{vio}}$. 可以得到LIO的更新量为$\mathbf{x}_{\mathrm{e_lio}}$, VIO的更新量为$\mathbf{x}_{\mathrm{e_vio}}$. 通过对LIO系统和VIO子系统进行最小的归一化特征值的求解, 我们可以得到LIO子系统和VIO子系统的可信度$\bar{\lambda}_{\mathrm{lio}}$, $\bar{\lambda}_{\mathrm{vio}}$, 然后根据可信度为LIO子系统和VIO子系统赋予不同的权重, 相关的权重计算公式为

$$\alpha = \frac{\bar{\lambda}_{\mathrm{lio}}}{\bar{\lambda}_{\mathrm{lio}} + \bar{\lambda}_{\mathrm{vio}}}, \tag{5}$$

$$\beta = \frac{\bar{\lambda}_{\mathrm{vio}}}{\bar{\lambda}_{\mathrm{lio}} + \bar{\lambda}_{\mathrm{vio}}}, \tag{6}$$

α和β分别代表LIO和VIO子系统的权重比例, $\gamma_{i\in(1,\ldots,5)}$是固定的常数, $\hat{\mathbf{q}}_i$, $\hat{\mathbf{b}}_i^w$, $\hat{\mathbf{p}}_i$, $\hat{\mathbf{v}}_i$, $\hat{\mathbf{b}}_i^a$是IMU前向传播的状态变量. $\mathbf{p}_{\mathrm{e_lio}}$, $\mathbf{q}_{\mathrm{e_lio}}$是LIO子系统更新的状态量, $\mathbf{p}_{\mathrm{e_vio}}$, $\mathbf{q}_{\mathrm{e_vio}}$是VIO子系统更新的状态量, 那么最终的位

姿$\mathbf{x}$的部分状态量更新为

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{q}}_i &= \hat{\mathbf{q}}_i + \alpha\Delta t_k^+\gamma_1\hat{\mathbf{q}}_i\otimes S(q_{\text{e_lio}}) \\ &\quad + \beta\Delta t_k^+\gamma_1\hat{\mathbf{q}}_i\otimes S(q_{\text{e_vio}}),\ S(q_e) \\ &= \left[\frac{1-|q_e^o|}{\text{sgn}(q_e^o)\mathbf{q}_e}\right],\end{aligned} \tag{7}$$

$$\hat{\mathbf{b}}_i^w = \hat{\mathbf{b}}_i^w - \alpha\Delta t_k^+\gamma_2 q_{\text{e_lio}}^o\mathbf{q}_{\text{e_lio}} - \beta\Delta t_k^+\gamma_2 q_{\text{e_vio}}^o\mathbf{q}_{\text{e_vio}}, \tag{8}$$

$$\hat{\mathbf{p}}_i = \hat{\mathbf{p}}_i + \alpha\Delta t_k^+\gamma_3\mathbf{p}_{\text{e_lio}} + \beta\Delta t_k^+\gamma_3\mathbf{p}_{\text{e_vio}}, \tag{9}$$

$$\hat{\mathbf{v}}_i = \hat{\mathbf{v}}_i + \alpha\Delta t_k^+\gamma_4\mathbf{p}_{\text{e_lio}} + \beta\Delta t_k^+\gamma_4\mathbf{p}_{\text{e_vio}}, \tag{10}$$

$$\hat{\mathbf{b}}_i^a = \hat{\mathbf{b}}_i^a - \alpha\Delta t_k^+\gamma_5\hat{\mathbf{R}}\hat{\mathbf{q}}_i^{\mathrm{T}}\mathbf{p}_{\text{e_lio}} - \beta\Delta t_k^+\gamma_5\hat{\mathbf{R}}\hat{\mathbf{q}}_i^{\mathrm{T}}\mathbf{p}_{\text{e_vio}}. \tag{11}$$

当某一子系统发生退化时，如图3所示，其LIO子系统最小特征值趋于0，相应权重将自动趋向0，另一系统权重则占主导, 实现了鲁棒性选择和切换.

通过根据LIO与VIO子系统的可信度情况赋予不同的权重, 并结合几何观测器实现自适应参数加权, 能够充分发挥激光-视觉惯性各子系统的优势, 抑制单一子系统在特定环境下的劣势对整体系统的干扰，从而显著提升系统的精度与鲁棒性.

4　实验

4.1　实验设置

4.1.1　数据集选择

为验证所提方法在多种复杂环境下的鲁棒性，我们在三个具有代表性的公开数据集上进行了测试，分别为Hilti2022数据集、NTU数据集和MARSLVIG数据集. 上述数据集涵盖了狭小空间、常规环境以及开阔空中场景，所用传感器类型包括机械雷达与固态雷达, 能够充分覆盖各类复杂应用环境.

4.1.2　基准算法选择

目前激光-视觉SLAM领域最先进的算法为FAST-LIVO2. 鉴于本方法是在FASTLIVO2基础上进行的改进，故实验中主要选取FASTLIVO2作为对比基准, 以全面评价所提方法的性能提升. 实验过程中，FAST-LIVO2算法采用官方默认参数，我们所提出的方法采用统一的参数配置进行测试. 值得说明的是，所有实验均在同一硬件平台和参数条件下进行，以保证对比的公平性，并进一步验证所提方法面对多样环境时的自适应能力与泛化性能.

4.1.3　评价指标

对于包含真值轨迹的数据集，本文采用SLAM领域常用的绝对轨迹误差(absolute trajectory error, ATE)的均方根误差(root-mean-square error, RMSE)作为评价指标, 以量化系统的定位精度.

4.2　公开数据集测试

4.2.1　NTU数据集实验评价

NTU数据集是面向空中机器人自主导航研究的高精度多模态数据集，包含激光雷达Ouster、硬件同步的全局快门相机、高频率IMU以及超宽带传感器. 该数据集共包含九个序列，覆盖了建筑集群区、半透明结构机库、低光照等多种复杂场景. 所有序列均提供真值轨迹，因此本文采用ATE指标的RMSE作为评价指标. 对比方法选用FASTLIVO2算法，其参数配置采用官方推荐的默认设置，而本方法由于具备自适应参数调整能力，所有序列均采用统一参数，系统会根据实际情况自动调整参数.

实验结果如表2所示, NTU数据集主要为常规低空场景, FASTLIVO2作为先进的激光-视觉SLAM算法已取得较好表现. 相比之下, 本文方法在各个序列上均实现了小幅度的性能提升，验证了所提自适应参数调整策略在常规场景下的有效性. 此外，由于该数据集采集于无人机低空飞行平台，实验结果也进一步说明了本方法在无人机平台上的优越适用性.

表 2　NTU数据集实验结果

Table 2　Experimental results on the NTU dataset

NTU序列	FASTLIVO2 (cm)	Ours (cm)	下降 (cm)
eee_01	2.74	2.53	0.21
eee_02	3.29	2.50	0.79
eee_03	3.20	3.14	0.06
nya_01	3.58	3.35	0.23
nya_02	3.31	3.23	0.08
nya_03	3.55	2.77	0.78
sbs_01	2.40	2.26	0.14
sbs_02	2.92	2.48	0.44
sbs_03	3.58	3.18	0.40

4.2.2 Hilti2022数据集实验评价

Hilti2022数据集由中瑞大学与Hilti公司联合发布, 采用Hesai PandarXT-32激光雷达、鱼眼相机和IMU等多传感器采集, 并经过严格标定. 数据集涵盖城市工地、狭窄楼梯、黑暗角落等多样化极端场景, 主要用于评估SLAM算法在动态物体、低纹理和剧烈运动等复杂条件下的鲁棒性.

本文通过官方评测平台, 并与FASTLIVO2算法进行了对比. 平台通过设计参考标码, 统计每个标码的真实位置和估计位置的误差, 并依据官方公布的评估标准计算得分. 具体而言, 平台首先通过刚体变换, 将估计轨迹和稀疏的标码真值点对齐, 然后对每个点计算ATE. 根据误差大小, 每个点按如下规则计分: 误差小于1 cm记10分, 1~3 cm计6分, 3~6 cm计3分, 6~10 cm计1分, 超过10 cm则得0分. 为保证不同序列的公平性, 每个序列的分数会进行归一化, 单序列满分为100分. 这样, 误差越小得分越高. 由表3可见, 所提方法在多个序列场景中的得分均优于FASTLIVO2算法, 验证了方法的优越性和鲁棒性. 例如exp15序列场景中, 序列存在较大旋转角度变化且处于狭窄区域, LIO的位姿相对良好, 而VIO的位姿估计则恶化, 该算法在VIO退化的场景中通过降低VIO的权重提高LIO的权重, 并通过几何观测器最终优化得到位姿, 从而显著提升系统的定位效果.

4.2.3 MARS-LVIG数据集实验评价

该数据集由香港大学MARS实验室发布, 由无人机搭载固态LiDAR、全局快门RGB相机、IMU及GNSS接收器, 在80~130 m高空以俯视视角采集, 覆盖机场、岛屿、村镇与山谷等多种大尺度场景, 并提供厘米级RTK真值, 为多传感器融合SLAM算法的评估与验证提供了理想平台.

本文采用高精度RTK定位信息作为真值, 以ATE的RMSE作为评价指标. 表4给出了该数据集的实验结果. 从结果可以看出, 在具有一定高度的高空场景中, 本文方法在多个序列上与FASTLIVO2算法相比表现出相当或更优的定位精度, 说明所提方法在高空复杂环境下同样具备良好的鲁棒性和适应性.

5 结论

本文针对激光-视觉-惯性SLAM在多样环境下参

表 3 Hilti22数据集实验结果

Table 3 Experimental results on the Hilti22 dataset

Hilti22序列	方法	<1 (cm)	<3 (cm)	<10 (cm)	>10 (cm)	分数
Construction ground	FASTLIVO2	10	3	0	0	90.77
	Ours	8	5	0	0	84.62
Construction multilevel	FASTLIVO2	8	12	2	0	70.91
	Ours	9	11	2	0	72.73
Long corridor	FASTLIVO2	0	1	5	0	25.00
	Ours	0	1	5	0	25.00
Cupola	FASTLIVO2	0	0	6	10	3.75
	Ours	0	0	13	3	14.38
Lower gallery	FASTLIVO2	1	4	0	0	68.00
	Ours	1	4	0	0	68.00
Attic to upper gallery	FASTLIVO2	0	0	0	9	6.67
	Ours	0	3	5	1	32.22
Outside building	FASTLIVO2	0	1	4	0	32.00
	Ours	0	4	1	0	54.00
Total	FASTLIVO2	19	21	17	19	297.10
	Ours	18	28	26	4	350.95

表 4　MARS-LVIG数据集实验结果

Table 4　Experimental results on the MARS-LVIG dataset

MARS-LVIG序列	FASTLIVO2 (m)	Ours (m)
HKisland01	0.77	0.77
HKisland02	0.92	0.91
HKisland03	1.03	1.02
HKairport01	0.64	0.50
HKairport02	0.59	0.56
HKairport03	×	0.81
AMvalley01	2.83	3.24
AMvalley02	3.30	2.74
AMvalley03	2.78	2.85

注: ×表示算法定位失效.

数敏感性高、子系统性能易受环境变化影响等问题, 提出了一种基于自适应几何观测器的SLAM方法. 该方法在先进的FASTLIVO2框架上, 构建多策略的环境自适应参数调整机制, 依据点云分布统计与LIO/VIO退化判据在线优化算法关键参数, 显著增强了系统在低空复杂环境下的跨场景鲁棒性. 进一步地, 本文引入分层几何观测器, 对LIO与VIO的位姿更新量进行退化感知的自适应加权融合, 充分发挥两类子系统的互补优势, 有效抑制单一模态在特殊场景下的负面影响, 提升位姿估计的精度与收敛特性. 在NTU, Hilti2022与MARS-LVIG三类公开数据集上的实验结果表明, 在常规环境如NTU数据集下可以达到厘米级的定位精度, 在具有挑战场景如Hilti2022和MARS-LVIG数据集下, 相较于当前国际先进的FASTLIVO2, 所提方法在定位精度与鲁棒性方面整体更优, 尤其在动态目标、低纹理、狭窄区域及剧烈运动等极端低空条件下展现出更强的适应性与稳定性. 综上, 本文方法为低空技术与工程领域中复杂多变环境下的高精度、强鲁棒性定位提供了有效技术路径, 具有良好的工程应用潜力与推广价值.

尽管本文所提出的方法在多场景下展现出了较高的定位精度与鲁棒性, 但还存在一定局限性. 例如, 本算法对多传感器间时间同步和空间标定的精度较为敏感, 若传感器时间同步误差较大或外参标定不准确, 可能会导致融合精度下降, 影响整体定位性能. 针对上述问题, 未来工作可进一步研究鲁棒的同步与标定策略, 或引入在线自校准机制, 以提升系统在实际复杂环境下的适用性和稳定性.

参考文献

1 Lv J H, Ran M P, Wang C C, et al. Manned/unmanned aerial vehicle intelligent cooperation: Opportunities and challenges (in Chinese). Sci Sin-Tech, 2024, 54: 968–978 [吕金虎, 冉茂鹏, 王成才, 等. 有人/无人机智能协同: 机遇与挑战. 中国科学: 技术科学, 2024, 54: 968–978]

2 Fan Y M. Autonomous and intelligent control of the unmanned aerial vehicle. Sci Sin Tech, 2017, 47: 221–229

3 Zhang J, Singh S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time. In: Proceedings of the Robotics: Science and Systems. 2014. 1–9

4 Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2018. 4758–4765

5 Wang H, Wang C, Chen C L, et al. F-LOAM: Fast LiDAR odometry and mapping. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2021. 4390–4396

6 Shan T X, Englot B, Meyers D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2020. 5135–5142

7 Xu W, Cai Y, He D, et al. FAST-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry. IEEE Trans Robot, 2022, 38: 2053–2073

8 Bai C, Xiao T, Chen Y, et al. Faster-LIO: Lightweight tightly coupled LiDAR-inertial odometry using parallel sparse incremental voxels. IEEE Robot Autom Lett, 2022, 7: 4861–4868

9 Davison A J, Reid I D, Molton N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2007, 29: 1052–1067

10 Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces. In: Proceedings of the 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. 2007. 225–234

11 Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. IEEE Trans Robot, 2015, 31: 1147–1163

12 Mur-Artal R, Tardos J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras. IEEE Trans Robot, 2017, 33: 1255–1262
13 Campos C, Elvira R, Rodriguez J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM. IEEE Trans Robot, 2021, 37: 1874–1890
14 Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2014. 834–849
15 Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2014. 15–22
16 Shan T X, Englot B, Ratti C, et al. LVI-SAM: Tightly-coupled LiDAR-visual-inertial odometry via smoothing and mapping. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2021. 5692–5698
17 Lin J R, Zhang F. R3LIVE: A robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2022. 10672–10678
18 Zheng C R, Zhu Q Y, Xu W, et al. FAST-LIVO: Fast and tightly-coupled sparse-direct LiDAR-inertial-visual odometry. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2022. 4003–4009
19 Zheng C, Xu W, Zou Z, et al. FAST-LIVO2: Fast, direct LiDAR-inertial-visual odometry. IEEE Trans Robot, 2025, 41: 326–346
20 Lim H T, Kim D B, Kim B S, et al. AdaLIO: Robust adaptive LiDAR-inertial odometry in degenerate indoor environments. In: Proceedings of the 20th International Conference on Ubiquitous Robots. 2023. 48–53
21 Chen K, Nemiroff R, Lopez B T. Direct LiDAR-inertial odometry: Lightweight LIO with continuous-time motion correction. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2023. 3983–3989
22 Lopez B T. A contracting hierarchical observer for pose-inertial fusion.. arXiv: 2303.02777
23 Lee J, Komatsu R, Shinozaki M, et al. Switch-SLAM: Switching-based LiDAR-inertial-visual SLAM for degenerate environments. IEEE Robot Autom Lett, 2024, 9: 7270–7277

A multi-sensor LiDAR-visual-inertial SLAM method based on adaptive geometric observer

LIU Zun[1], YANG Jun[1], LI XinYang[1], LU Ping[2], WANG Li[1], LIU LiWei[3] & LI JianQiang[1]

[1] *School of Artificial Intelligence, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China*
[2] *Beijing Xingyun Digital Technology Co., Ltd., Beijing 101100, China*
[3] *College of Physics and Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China*

In recent years, the field of low-altitude technology and engineering (such as UAV autonomous flight, low-altitude inspection, aerial robots, etc.) has placed higher demands on high-precision and highly robust autonomous localization and environmental perception, especially in typical low-altitude application scenarios such as narrow spaces, weak GPS signals, and complex environmental structures, which pose new challenges for robotic autonomous localization and mapping. Simultaneous localization and mapping (SLAM), as the core technology to achieve this goal, mainly integrates multiple sensors such as LiDAR, cameras, and IMUs to achieve high-precision and robust localization in complex environments. Among them, LiDAR-visual-inertial SLAM further enhances the system's localization performance and environmental adaptability through deep multi-sensor fusion. However, existing LiDAR-visual-inertial SLAM systems are sensitive to parameter settings in different environments (such as narrow or open areas), and fixed parameters are difficult to accommodate diverse scenarios. Moreover, LiDAR and cameras may not always provide high-quality localization information simultaneously in certain environments. To address these issues, this paper proposes a multi-sensor LiDAR-visual-inertial SLAM method based on an adaptive geometric observer. The proposed method designs a multi-strategy adaptive parameter adjustment mechanism, which can dynamically optimize system parameters according to point cloud distribution characteristics and the degeneration status of LiDAR-inertial odometry (LIO) and visual-inertial odometry (VIO) subsystems, significantly improving system robustness in diverse low-altitude environments. Meanwhile, to address the varying effectiveness of LiDAR and visual information in different scenarios, a hierarchical adaptive geometric observer weighting method is proposed, which adaptively fuses the outputs of LIO and VIO subsystems based on their degeneration status, further improving pose estimation accuracy. Experimental results show that the proposed method achieves excellent localization accuracy and robustness on multiple public datasets, reaching the current international advanced level. It provides strong technical support for autonomous localization and navigation in complex environments in the field of low-altitude technology and engineering, and has significant engineering application value and prospects for promotion.

simultaneous localization and mapping, multi-sensor fusion, UAV positioning

doi: 10.1360/SST-2025-0282