



宁波大学
NINGBO UNIVERSITY

本科毕业设计（论文） 开题报告

题目：面向轻量化定位与地图构建方法研究

学院	信息科学与工程学院
专业	计算机科学与技术
班级	22 计算机一班
学号	226002618
学生姓名	李杰
指导教师	彭成斌
开题日期	2025 年 12 月 25 日

面向轻量化定位与地图构建方法研究 开题报告

一、选题的背景与意义

视觉-惯性 SLAM（Visual-Inertial SLAM, VI-SLAM）是机器人与智能设备实现自主导航的核心技术之一。它通过融合相机与惯性测量单元（IMU）数据，在弱纹理、快速运动等复杂条件下仍能提供连续的位姿估计与地图构建能力，从而支撑无人机、移动机器人以及 AR/VR 等应用的实时定位与环境理解[1][2]。随着应用场景从室内小尺度扩展到室外与大尺度环境，系统需要在长时间运行中保持稳定、鲁棒并具备可复现的精度表现，因此对算法的实时性、鲁棒性与资源效率提出了更高要求[2]。例如，EuRoC MAV 与 TUM-VI 等公开数据集提供了同步相机-IMU 数据与标定信息，是评估 VI-SLAM 精度与稳健性的常用基准[3]。

然而，在资源受限平台（如单板计算机 Jetson Nano、移动端 SoC 或边缘设备）上，主流优化式 VI-SLAM（如 VINS-Fusion、ORB-SLAM3 等）虽然在精度和鲁棒性方面表现优异，但其复杂的非线性优化、特征处理与全局一致性维护往往导致较高的计算开销，使系统实时性对 CPU/GPU 算力与带宽较为敏感[4][7]。更重要的是，轻量化不仅体现在计算效率提升，也体现在存储与内存占用的可控：在大规模或长时间运行场景中，全局地图中冗余地图点、冗余关键帧及其关联观测会持续累积，成为内存消耗不断攀升的主要来源之一；当内存压力上升时，系统易出现缓存抖动、交换（swap）与线程调度竞争，进一步降低帧率并影响估计稳定性。

此外，回环检测（Loop Closing, LC）作为抑制累积漂移、提升全局一致性的关键技术，通常需要额外的图像检索、特征匹配与全局/位姿图优化等步骤。已有研究指出，回环相关模块虽能显著改善长期轨迹精度，但也会带来明显的额外计算负担，并在资源受限设备上更易成为瓶颈[1]。因此，在保证可接受的定位精度与鲁棒性的前提下，同时降低计算量与内存消耗，实现 VI-SLAM 的轻量化与可部署性，是当前研究的重要方向。

基于上述背景，本课题以复现与评测经典 VI-SLAM 系统为切入点，在获得基线精度与资源消耗数据后，进一步围绕“前端特征处理—后端状态估计/优化—地图管理”三个环节提出可落地的轻量化策略。尤其将以 OpenVINS 这一模块化视觉惯性估计平台为核心研究载体[2]：其结构清晰、组件可替换，适合在滤波/滑窗框架中系统化研究轻量化策略（如特征跟

踪轻量化、边缘化与地图稀疏化等)。本研究希望在资源受限环境下实现更高效的运行，并为轻量化 VI-SLAM 的工程部署提供可复现的实验依据与实现路径。

二、研究的基本内容与拟解决的主要问题

本课题分为两个阶段开展工作，目标是在公开数据集与资源受限平台上，以可复现实验对比方式验证轻量化策略对精度与效率的影响。

第一阶段：经典 VI-SLAM 算法的基线复现与性能验证。

(1) 复现与运行：完成 VINS-Fusion 的环境搭建、依赖配置、编译与运行验证，确保其可在 EuRoC MAV 与 TUM-VI 等数据集上稳定输出轨迹与状态估计结果[3] [5]。

(2) 定量评估：采用绝对轨迹误差（Absolute Trajectory Error, ATE）与相对位姿误差（Relative Pose Error, RPE）作为核心精度指标，对系统全局一致性与局部精度进行量化评估，并同步记录帧率、CPU 占用率与内存占用等资源指标，形成可对比的“精度—资源”基线。

(3) 问题定位：分析基线系统在不同场景下的稳定性问题与性能瓶颈（如特征处理耗时、回环/全局优化触发后的负载突增等），为第二阶段轻量化设计提供依据[1] [4]。

第二阶段：基于 OpenVINS 框架的轻量化优化研究。

OpenVINS 是一个开源的视觉惯性估计平台，核心采用滤波/多状态约束等思想（如 MSCKF 相关框架），具备模块化、可扩展与文档完备等特点，适合作为轻量化研究的工程底座[2][3]。本阶段将围绕计算与内存瓶颈，提出并实现以下三类更具针对性的轻量化策略：

(1) 自适应轻量化前端：基于 OpenVINS 原生的光流跟踪框架（系统默认采用 KLT 类跟踪思路），在其基础上开展面向嵌入式平台的工程化优化。具体包括：动态特征数量控制（Dynamic Feature Control），根据算力波动与场景纹理复杂度自适应调整每帧提取/维护的特征点上限；基于网格的均匀化策略（Grid-based Bucketing），在保证特征空间分布的同时提高几何约束质量，并抑制局部纹理过密引起的冗余计算；以及 ROI 约束与低频重分布机制，用于在保证跟踪稳定性的前提下获得更稳定的帧率与更可控的资源消耗。

(2) 高效的状态管理策略：考虑到 MSCKF 滤波框架的主要计算开销来自“状态增广与测量更新（State Augmentation & Measurement Update）”过程中状态维度与协方差矩阵规模的增长，本课题将重点放在状态向量维度控制上。研究基于协方差显著性/信息量贡献度的状态修剪（Prune）策略：评估特征点、相机状态对整体估计信息的贡献，优先保留高贡献状态并移除信息量低或冗余状态，从而在尽量维持定位精度的前提下，将滤波更新耗时与峰值内存控制在较低水平。

(3) 内存高效的地图管理：引入滑动窗口地图稀疏化（Sliding Window Map Sparsification, SWMS）思想，针对非局部地图点与冗余观测进行在线筛选与信息维护，使全局地图规模随时间增长更可控，从而降低长时间运行时的内存压力，并减少因内存膨胀导致的系统抖动。

实验验证方面，本课题仍将采用 EuRoC MAV 与 TUM-VI 数据集[3]。在指标上，除 ATE/RPE 外，将同时报告帧率、CPU 与内存占用等资源指标，并在同等数据集、同等硬件条件下对比优化前后变化。最终目标是在维持可接受定位精度与一致性的前提下，显著提升资源受限平台的实时性与稳定性，验证所提轻量化策略的可行性与有效性[1][2]。

三、研究的方法与技术路线

研究方法上，本课题采用“实验评测—瓶颈分析—模块化实现—对比验证”的并行推进方式，确保每项轻量化策略均具备可复现的实现路径与量化对比结果。

1. 基线评测与环境搭建

(1) 平台与环境：在 Ubuntu/Linux 平台下搭建 VINS-Fusion 与 OpenVINS 运行环境（含 ROS 或无 ROS 部署方式），确保能够正确读取并处理 EuRoC MAV 与 TUM-VI 数据中的相机与 IMU 信息[3][5]。

(2) 评测工具与指标：使用 evo 等评测工具对轨迹进行 ATE/RPE 的 RMSE 统计，并同步记录帧率（FPS）、CPU 占用率与内存占用等资源指标，形成统一的评测口径，作为后续所有改动的对照基线。

2. 前端轻量化：光流跟踪的自适应资源控制

(1) 关键思想：面向 OpenVINS 原生光流跟踪框架，在不改变其基本前端范式的情况下，增加“资源可控”的自适应机制。重点通过动态特征数量控制（Dynamic Feature Control）限制每帧维护特征的规模，使前端耗时随场景纹理变化更稳定。

(2) 分布与鲁棒性：采用基于网格的均匀化策略（Grid-based Bucketing）对候选特征进行分桶筛选，保证特征覆盖与几何约束质量；并结合前后向一致性检测等方式剔除不可靠跟踪点，在计算受控的同时尽量保持跟踪稳健性。

(3) 面向嵌入式平台的稳定性：引入 ROI 约束与低频重分布策略，以缓解嵌入式平台算力波动下因纹理过密导致的冗余计算，从而提升帧率稳定性与实时运行性能。

3. 后端高效计算：状态维度控制与信息量修剪

(1) 高效的状态管理策略：针对滤波器状态向量随时间增长导致计算量剧增的问题，研究基于协方差显著性的状态修剪策略，重点研究滑动窗口内相机克隆（Camera Clones）的筛选策略。不同于传统的‘先进先出（FIFO）’机制，本策略将评估各克隆对当前特征观测的几何约束贡献（如视差角、覆盖率），优先保留高信息量的关键克隆，移除冗余的中间状态，从而在降低状态维度的同时维持观测的几何强度。

(2) 窗口与关键帧策略：通过固定窗口长度与关键帧选择进一步抑制最坏情况复杂度，提升长序列运行的稳定性与资源可控性。

4. 地图管理与内存控制：全局关键帧地图的在线稀疏化（Online Keyframe Map Sparsification）

(1) 核心思路：在不破坏局部跟踪与状态估计的前提下，针对非局部地图点与冗余观测进行在线筛选与信息维护，使地图规模增长可控。

(2) 并行实现：将 SWMS 设计为与主跟踪/估计并行运行的模块（可采用独立线程或低频任务），仅对非局部地图点进行稀疏化操作，以减少对实时跟踪线程的干扰。

(3) 评估方式：以内存占用（峰值/均值）与长时间序列上的性能稳定性为主要衡量指标，同时观察其对回环相关性能与全局一致性的影响趋势。

5. 平台部署与综合评估（Jetson Nano）

最终在 Jetson Nano 等资源受限嵌入式平台上部署优化后的系统，或使用 Docker 容器模拟限算力环境，开展端到端对比实验。对比项包括：ATE/RPE（RMSE）、FPS、CPU 占用率与内存占用等。通过“精度—资源”曲线分析轻量化策略的收益与代价，形成可复现的技术路线与实现总结[1][4]。

四、研究的总体安排与进度

研究计划预计 4-5 个月完成，主要任务分解与时间安排如下（阶段目标与成果与第二阶段核心技术点对应）：

第 1 个月（准备与基线复现）：完成 VINS-Fusion 复现与运行；在 EuRoC/TUM-VI 获取性能基线（RMSE ATE/RPE、FPS、CPU/内存占用）；形成基线评测脚本与记录模板。

第 2 个月（前端与后端初步集成）：完成基于 GFTT+金字塔 KLT 的轻量化前端集成与初步参数调试；搭建分步边缘化模块的代码框架，完成可运行的实验接口。

第 3 个月（核心模块实现与调优）：完成分步边缘化策略集成与性能测试，量化后端更新耗时变化；实现 SWMS 地图稀疏化模块并测试其对内存占用与运行稳定性的影响；完成单策略与组合策略的消融对比。

第 4 个月（平台测试与综合评估）：在 Jetson Nano（或等效限算力环境）部署完整系统；开展端到端评测，对比优化前后 ATE、RPE、FPS、CPU/内存占用，形成可复现实验报告与论文主体结构。

第 5 个月（总结与答辩准备）：汇总实验数据与结论，完成开题报告完善与论文撰写；整理工程实现要点、图表与答辩材料，完成最终文档定稿。

各阶段将持续查阅最新文献并根据实验反馈迭代参数与实现细节；阶段性成果将通过小组讨论与导师反馈进行修订，以确保研究质量与进度。

五、主要参考文献

- [1] Schmidt F, Blessing C, Enzweiler M, et al. Visual-inertial SLAM for unstructured outdoor environments: Benchmarking the benefits and computational costs of loop closing[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 42: 3726-3747.
- [2] Geneva P, Eckenhoff K, Lee W, et al. OpenVINS: A research platform for visual-inertial estimation[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2020: 4666-4672.
- [3] Geneva P, Eckenhoff K, Lee W, et al. Supported datasets[EB/OL]. <https://docs.openvins.com/gs-datasets.html>.
- [4] Krško J, Nemec D, Šimák V, et al. Implementation of visual odometry on Jetson Nano[J]. Sensors, 2025, 25(4): 1025.
- [5] Sharafutdinov D, Griguletskii M, Kopanov P, et al. Comparison of modern open-source visual SLAM approaches[J]. Optical Memory and Neural Networks, 2020, 29(3): 223-233.
- [6] Wang S, Hu Q, Zhang X, et al. LVID-SLAM: A lightweight visual-inertial SLAM for dynamic scenes based on semantic information[J]. Sensors, 2025, 25(13): 4117.
- [7] Campos C, Elvira R, Rodríguez J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [8] 王柯赛, 姚锡凡, 黄宇, 等. 动态环境下的视觉 SLAM 研究评述[J]. 机器人, 2021, 43(6): 715-732.