

# 基于激光雷达和IMU紧耦合SLAM算法研究

朱新宇 孙雅茹 陈诗亮 詹宇成  
中国民用航空飞行学院 四川 成都 641419

**摘要:** 针对长走廊等几何退化场景中传统激光SLAM易出现匹配精度下降、位姿漂移的问题, 本文提出一种激光雷达与IMU紧耦合SLAM方法。前端采用Super4PCS粗配准与改进ICP精配准的点云配准方法, 提供稳定初值; 通过滑动窗口非线性优化联合IMU预积分与激光特征约束, 构建紧耦合激光惯性里程计。回环检测引入带阈值机制的Scan Context描述子, 提升回环识别准确率。后端基于GTSAM因子图优化, 融合多类约束因子增强全局一致性。数据集实验表明, 该算法相比A-LOAM、LIO-SAM累积误差更小、定位精度更高, 能有效抑制漂移并构建高质量三维地图。

**关键词:** 同时定位与建图; 激光雷达; 回环检测; 因子图优化; 点云配准

## 引言

同步定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)在机器人自动驾驶、无人机导航等领域应用广泛<sup>[1]</sup>。按传感器可分为激光SLAM与视觉SLAM两大类。视觉SLAM利用图像特征解算轨迹, 成本低但易受光照、纹理影响<sup>[2]</sup>; 激光SLAM通过点云实现精准建图, 抗光照干扰强, 却在几何退化场景易产生漂移<sup>[3]</sup>。单一传感器难以同时满足大规模场景下的实时性、精度与稳定性。为进一步提升激光SLAM算法的鲁棒性与精度, 研究者们提出激光雷达与IMU融合方案, 弥补动态环境中激光传感器的不足。目前, 激光雷达和惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)融合主要分为松耦合和紧耦合两大类。松耦合方式在高速运动或结构退化场景中容易出现信息损失, 进而影响定位精度; 紧密耦合方法是通过联合优化直接融合LiDAR观测和IMU预积分结果, 统一建模误差与约束。Ye等提出的LIO-Mapping<sup>[4]</sup>在非线形优化框架下联合IMU预积分与点云匹配残差, 定位精度较高, 但计算量大, 难以满足实时性。Shan等人基于LOAM优化提出LIO-SAM算法, 在前端紧耦合基础上集成后端图优化与回环检测, 形成完整紧耦合SLAM系统, 但其回环检测在结构相似场景仍存在退化风险<sup>[5]</sup>。现有LiDAR-IMU融合方法在退化环境中仍存在激光精度下降、累积误差增大等问题。为此, 本文提出一种激光雷达-IMU紧耦合SLAM算法: 前端采用融合Super4PCS粗配准与改进ICP精配准的SP-ICP算法, 结合滑动窗口优化提升位姿估计精度; 后端基于GTSAM因子图优化, 并引入带阈值判别机制的Scan-Context回环检测, 有效抑制累积漂移, 最终实现全局一致的轨迹与稠密地图构建。

## 1 LiDAR-IMU 里程计

### 1.1 IMU预积分

本文引入IMU预积分方法, 在相邻激光雷达帧间对高频IMU数据积分, 无需频繁线性化即可高效估计短时运动状态。其陀螺仪与加速度计原始测量模型分别为:

$$\hat{\omega}_t = \omega_t + b_t^{\omega} + \eta_t^{\omega} \quad (1)$$

$$\hat{a}_t = R_t^{WB}(a_t - g) + b_t^a + \eta_t^a \quad (2)$$

式中,  $\hat{\omega}_t$ 和 $\hat{a}_t$ 为IMU采集的原始角速度与加速度观测数据,  $b_t^{\omega}$ 和 $b_t^a$ 为陀螺仪和加速度计的偏置项,  $\eta_t^{\omega}$ 和 $\eta_t^a$ 为对应的传感器观测噪声,  $R_t^{WB}$ 代表世界坐标系至机体坐标系的旋转矩阵。

在相邻两帧激光雷达数据的时间间隔内, 对IMU测量值积分获取相对运动增量。在短时间匀加速度假设下, 速度、位置及姿态的估计表达式如下:

$$v_{t+\Delta t} = v_t + g\Delta t + R_t(\hat{a}_t - b_t^a - \eta_t^a)\Delta t \quad (3)$$

$$p_{t+\Delta t} = p_t + v_t\Delta t + \frac{1}{2}g\Delta t^2 + \frac{1}{2}R_t(\hat{a}_t - b_t^a - \eta_t^a)\Delta t^2 \quad (4)$$

$$R_{t+\Delta t} = R_t e^{\omega_t \Delta t} = R_t e^{(\hat{\omega}_t - b_t^{\omega} - \eta_t^{\omega})\Delta t} \quad (5)$$

### 1.2 SP-ICP点云配准

针对传统ICP算法对初始位姿敏感、易陷入局部最优的问题, 本文提出一种基于Super4PCS与优化ICP精配准的SP-ICP算法。先对原始点云进行预处理, 利用Super4PCS对特征点云完成初始配准; 若未满足精度要求, 进一步引入优化的ICP进行精细配准, 通过迭代计算提升位姿参数的准确性。

#### 1.2.1 Super4PCS粗配准

粗配准用于在无可靠初值时求解点云间初始刚体变

换,为精配准提供良好初始位姿。本文采用Super4PCS算法,基于共面四点集的仿射不变特性,结合RANSAC框架进行迭代计算,实现全局粗配准。

给定一组共面点集 $B=\{a,b,c,d\}$ ,可推导出两个具有仿射不变特性的参数 $r_1$ 和 $r_2$ ,其数学表达式为:

$$r_1 = \frac{\|a-e\|}{\|a-b\|} \quad (6)$$

$$r_2 = \frac{\|c-e\|}{\|c-d\|} \quad (7)$$

在确定这两个仿射不变量后,在目标点云中寻找相应的四点集。对于任意选取的点对,通过以下公式计算其潜在交点位置:

$$e_1 = q_1 + r_1(q_2 - q_1) \quad (8)$$

$$e_2 = q_3 + r_2(q_4 - q_3) \quad (9)$$

若不同点对计算的交点在误差范围内重合,则两点对构成的四点集与基集形成对应;此外,刚体变换需点对点间距不变,对应点集满足以下距离约束:

$$\|a'-b'\| \approx \|a-b\| = d_1 \quad (10)$$

$$\|c'-d'\| \approx \|c-d\| = d_2 \quad (11)$$

基于此特性,在目标点云中遍历点对,利用不变量匹配基点对应的共面四点集,结合距离约束筛选有效匹配,最终通过SVD求解初始刚体变换矩阵。

### 1.2.2 改进ICP精配准

传统ICP算法<sup>[6]</sup>基于最小二乘迭代求解最优旋转与平移向量,使源点云和目标点云对应点欧氏距离和最小。为提高点云配准效率,本文在ICP中引入KD树加速,为目标点云构建空间索引,将最近邻搜索从暴力复杂度降至对数复杂度。

配准时先在目标点云上构建KD树,快速搜索最近邻并建立匹配点对,再通过最小二乘与SVD求解刚体变换参数:

$$R = VU^T \quad (12)$$

$$t = \bar{q} - R\bar{p} \quad (13)$$

最小化以下目标函数实现两点云的最优对齐:

$$F(R,t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (R \cdot p_i + t)\|^2 \quad (14)$$

式中, $F(R,t)$ 表示配准误差平方和。当目标函数差值小于阈值或迭代次数达标时终止,并输出最优变换参数

### 1.3 紧耦合状态估计

点云配准与IMU预积分完成后,采用紧耦合进行激

光-IMU状态估计,优化目标由IMU与激光残差构成,通过滑动窗口求解,抑制单一传感器误差累积。

IMU预积分提供相邻关键帧运动约束,其残差可表示为:

$$r_{IMU} = \begin{bmatrix} R_i^T (v_j - v_i - g\Delta t_{ij}) - \Delta v_{ij} \\ R_i^T \left( p_j - p_i - v_i\Delta t_{ij} - \frac{1}{2}g\Delta t_{ij}^2 \right) - \Delta p_{ij} \\ \text{Log}(\Delta R_{ij}^{-1} (R_i^T R_j)) \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中 $\Delta v_{ij}$ 、 $\Delta p_{ij}$ 、 $\Delta R_{ij}$ 为IMU在零偏估计下的预积分量, $\Delta t_{ij}$ 为关键帧时间间隔。

对平面点云特征,在局部地图中选取三个共面点,将源帧特征点经位姿变换至目标坐标系。

$$\hat{p}_s = R_k p_s + p_k \quad (16)$$

设其对应的平面由点 $p_i$ 和法向量 $n$ 描述,则约束残差为:

$$r_{Lidar} = n^T (\hat{p}_s - p_i) \quad (17)$$

紧耦合优化目标函数由IMU预积分残差与激光特征残差加权融合构成,通过滑动窗口优化求解局部最优状态,表达式为:

$$\xi = \arg \min_{\xi \in w} \sum \|r_{IMU}\|_{\Sigma_{IMU}}^2 + \sum \|r_{Lidar}\|_{\Sigma_{Lidar}}^2 \quad (18)$$

式中, $w$ 为滑动窗口中的所有状态集合, $\Sigma_{IMU}$ 、 $\Sigma_{Lidar}$ 为协方差矩阵。

## 2 回环检测

Scan-Context描述子将三维点云投影为二维俯视图,按角度与径向距离分段构建描述子。通过计算当前帧与关键帧的相似度完成匹配,能高效实现回环检测,其相似度函数如下:

$$d(I^q, I^c) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left( 1 - \frac{c_j^q \cdot c_j^c}{\|c_j^q\| \|c_j^c\|} \right) \quad (19)$$

式中, $I^q$ 、 $I^c$ 分别代表两个Scan-Context描述子; $c_j^q$ 、 $c_j^c$ 为分别是 $I^q$ 、 $I^c$ 里的第 $j$ 列。

为消除点云因转向而产生的旋转变换,对候选描述子进行所有可能的列循环移位,构建移位后的描述子集: $\{I_n^c | n=0,1,\dots,N_s-1\}$ ,其中, $I_n^c$ 表示将 $I^c$ 的每一列循环移动 $n$ 个单位后得到的新矩阵。

为消除点云旋转畸变,对候选描述子进行全列循环移位,构建移位描述子集 $\{I_n^c | n=0,1,\dots,N_s-1\}$ 。

最终两描述子之间的匹配距离定义为所有移位情况下的最小差异度:

$$D(I^q, I^c) = \min_{n \in [0, N_s]} d(I^q, I_n^c) \quad (20)$$

若匹配距离小于阈值 $\tau$ ，则判定存在回环，并将该约束作为回环因子加入因子图参与图优化过程。

### 3 基于因子图的全局优化

为抑制里程计长时间运行的累积漂移，保证全局轨迹与地图一致性，本文基于因子图优化框架，利用GTSAM实现增量式平滑建图。系统引入三类约束因子：激光-IMU融合的里程计因子、提供运动先验的IMU预积分因子，以及消除漂移的回环因子。通过iSAM2算法进行在线增量推理，构建非线性最小二乘问题，修正轨迹漂移，输出全局一致的轨迹与稠密点云地图。

$$X' = \arg \min_{X'} \sum_k \|r_{odom,k}\|^2 + \sum_l \rho(\|r_{loop,l}\|^2) + \sum_i \|r_{IMU,i}\|^2 \quad (21)$$

### 4 实验

为全面验证本文所提激光雷达-IMU紧耦合SLAM算法在定位精度、建图质量与鲁棒性方面的性能，分别在KITTI数据集中带回环特征的05、07序列开展对比实验。实验平台为搭载Intel Core i7-9750H处理器、16GB内存的Ubuntu 20.04系统计算机。使用EVO工具进行轨迹评估，以绝对位姿误差（APE）作为核心评价指标：

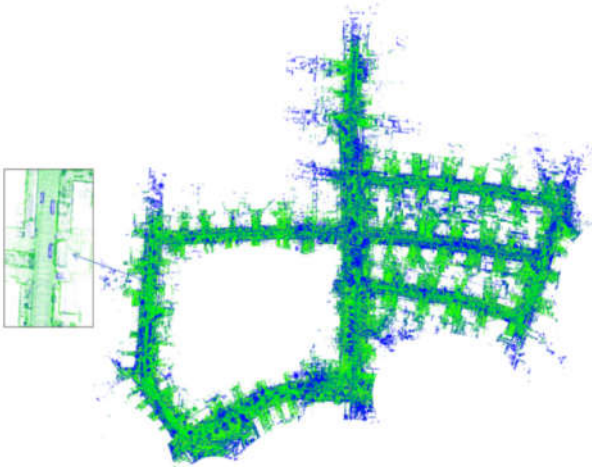


图1 KITTI 05建图效果

如图1所示，本文算法在特征提取与建图上表现优异，点云轮廓清晰完整，无畸变重影，几何结构与真实场景高度一致。

表1 KITTI 数据集 APE 误差统计结果

序列	数据集	RMSE	Max	Std	Mean
05	A-LOAM	3.124	8.374	1.642	2.654
	LIO-SAM	2.356	3.972	0.964	2.038
	Ours	1.825	2.480	0.506	1.636
07	A-LOAM	1.208	1.826	0.685	0.716

续表：

序列	数据集	RMSE	Max	Std	Mean
	LIO-SAM	0.632	1.443	0.347	0.653
	Ours	0.434	1.046	0.156	0.381

由表1可知，本文算法各项误差指标显著优于对比算法。在05序列中，RMSE相较于A-LOAM、LIO-SAM分别降低41.58%，22.53%；在07序列中分别降低64.07%与31.32%。实验表明，本文算法的定位精度与位姿稳定性更优，可有效抑制长距离误差累积。

### 总结

本文提出一种高精度的激光雷达-IMU紧耦合SLAM算法，展现了所改进的SP-ICP点云配准算法在提升位姿初值可靠性上的优异表现，以及融合多源约束的因子图全局优化在消除累积误差、提升建图精度方面的显著优势。系统基于滑动窗口非线性优化框架构建，将IMU预积分约束与激光特征匹配约束联合优化，同时结合带有阈值判断机制的Scan-Context回环检测，适用于长走廊、开阔道路等特征退化的复杂场景，可满足室内外各类环境的高精度定位与建图需求。实验结果表明，该算法在KITTI公开数据集中，相较于A-LOAM、LIO-SAM等主流算法，定位精度、建图质量与场景鲁棒性均实现显著提升，有效抑制了长距离运行中的点云漂移问题。作为激光雷达与IMU的双传感器融合系统，未来的工作可进一步融合视觉传感器构建多模态融合SLAM系统，进一步提升极端退化场景下的算法鲁棒性与适用范围。

### 参考文献

- [1]毛军,付浩,褚超群,何晓峰,陈昶昊.惯性/视觉/激光雷达SLAM技术综述[J].导航定位与授时,2022,9(04):17-30.
- [2]周治国,曹江微,邸顺帆.3D激光雷达SLAM算法综述[J].仪器仪表学报,2021,42(09):13-27.
- [3]许丽佳,胡泽邦,周龙,等.基于多传感器融合回环检测MLD-LOAM的机器人定位方法研究[J].农业机械学报,2026,57(05):115-126+158.
- [4]曾洋,徐锋,明吉花,等.退化环境下的连续运动校正-强度辅助的LiDAR惯性同时定位与建图[J].激光与光电子学进展,2025,62(16):360-367.
- [5]袁俊俨,李林阳,赵冬青,郭文卓.室内外场景下不同类型激光雷达/惯性里程计定位性能对比与分析[J].导航定位学报,2025,13(04):123-135.
- [6]闫晨曦,陈成军,王金磊,董海韬.基于点云重叠率的最近点迭代配准方法[J].计算机集成制造系统,2025,31(09):3265-3276.