



改进视觉前端的视觉/惯导融合定位算法

李志政, 聂志喜, 王振杰, 张远帆

Improved vision/inertial guidance fusion localization algorithm for vision front-end

LI Zhizheng, NIE Zhixi, WANG Zhenjie, and ZHANG Yuanfan

引用本文:

李志政, 聂志喜, 王振杰, 等. 改进视觉前端的视觉/惯导融合定位算法[J]. *全球定位系统*, 2024, 49(3): 20–27. DOI: [10.12265/j.gnss.2024024](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024024)
LI Zhizheng, NIE Zhixi, WANG Zhenjie, et al. Improved vision/inertial guidance fusion localization algorithm for vision front-end[J]. *Gnss World of China*, 2024, 49(3): 20–27. DOI: [10.12265/j.gnss.2024024](https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024024)

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12265/j.gnss.2024024>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

融合惯导信息的单目视觉室内定位方法

Indoor location method of monocular vision fusing inertial navigation information

全球定位系统. 2019, 44(3): 74–80

基于紧耦合的视觉惯性定位方法

Visual inertial positioning method based on tight coupling

全球定位系统. 2021, 46(1): 36–42

双目视觉辅助GNSS在恶劣环境下导航定位

Stereo vision-aided GNSS navigation and positioning in harsh environments

全球定位系统. 2020, 45(3): 48–53

一种GNSS/视觉观测紧组合导航定位算法研究

Study on a tight integrated navigation and positioning algorithm of GNSS/visual observation

全球定位系统. 2021, 46(6): 49–54

因子图发展及其在定位与导航的应用技术

Development of factor graph and its application technology in positioning and navigation

全球定位系统. 2020, 45(1): 1–11

基于改进AP选择的融合随机森林室内定位算法

Indoor location algorithm based on improved AP selection and random forest fusion

全球定位系统. 2021, 46(5): 33–38



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.12265/j.gnss.2024024

改进视觉前端的视觉/惯导融合定位算法

李志政, 聂志喜, 王振杰, 张远帆

(中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院, 山东 青岛, 266580)

摘要: 针对移动机器人在 GNSS 拒止环境下的高精度定位问题, 提出了一种自适应通用角点检测 (adaptive and generic accelerated segment test, AGAST) 算法改进移动机器人视觉/惯导融合定位系统的视觉前端。该算法通过局部直方图均衡化和自适应阈值检测改进视觉里程计 (visual odometry, VO) 算法, 改善特征点提取的质量, 提高 VO 在复杂环境中的定位精度和稳定性; 基于因子图优化 (factor graph optimization, FGO) 算法融合 VO 和惯性导航系统 (inertial navigation system, INS), 实现移动机器人的高精度定位。分别采用公开室内、室外数据集进行测试, 结果表明: 改进算法相比 VINS-Mono 主流算法室内数据集定位精度平均提升 22.8%, 室外数据集定位精度平均提升 59.7%。

关键词: 因子图优化 (FGO); 自适应通用角点检测 (AGAST); 视觉里程计 (VO); 视觉/惯导融合

中图分类号: V249.32; P228.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-9268(2024)03-0020-08

0 引言

随着机器人、自动驾驶、物联网等技术的发展, 移动机器人的应用越来越广泛。精度高、实时性好、稳定性强的自主导航定位模块是移动机器人应用的基础, 视觉和惯性导航系统 (inertial navigation system, INS) 是目前自主导航的主流解决方案, 但单一传感器往往不能满足应用需求。视觉导航面对快速运动、光照变化、纹理缺失或重复等复杂环境时充满挑战, 惯性传感器长时间运行产生的漂移会导致定位精度下降^[1]。视觉/惯导融合定位能够突破单一传感器的局限, 提高定位精度, 增强鲁棒性, 成为移动机器人自主导航的研究热点。

视觉惯性导航系统 (visual inertial navigation system, VINS) 按照后端优化所采用的处理方法可以分为基于滤波和基于优化两类。基于滤波的 VINS 提出较早, 多采用改进的卡尔曼滤波模型。最具代表性的是文献 [2] 提出的一种基于扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 的即时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 框架——多状态约束卡尔曼滤波器 (multi-state constraint Kalman

filter, MSCKF), 后续采用滤波优化的 VINS 算法大多在此方案上改进实现; 但基于滤波的 VINS 算法对于环境变化比较敏感, 对数据质量及时间同步要求高, 定位精度和稳定性容易受到影响。基于优化的 VINS 是目前研究的热点, 文献 [3] 最早提出了一种基于图优化的 OKVIS 算法, 在滑动窗口内对视觉关键帧和惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 预积分进行非线性优化, 采用 IMU 预积分的方法, 避免了 IMU 重复积分的问题; OKVIS 特征跟踪使用特征点匹配进行, 占用计算资源, 运行效率低, 且不具备回环检测功能, 无法进行误差校正。文献 [4] 提出了一种基于滑动窗口因子图优化 (factor graph optimization, FGO) 的单目视觉/惯导融合定位算法 VINS-Mono, 添加了回环检测功能实现视觉重定位, 减小累计误差; 该团队后续推出的支持双目传感器的 VINS-Fusion, 能够更好地恢复深度信息; 但两者使用 Shi-Tomasi 特征检测算法作为视觉前端, 可能受到光照、纹理以及噪声等因素影响出现特征点冗余和误检。文献 [5] 提出了一种纯视觉 SLAM 系统 ORB-SLAM (oriented fast and rotated brief-simultaneous localization and mapping), 视觉前端使用 FAST (features from

收稿日期: 2024-01-31

资助项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (42174020); 国家自然科学基金面上项目 (42104011); 山东省自然科学基金青年基金 (ZR2021QD069); 中国石油大学(华东)自主创新科研计划项目(理工科)青年基金 (22CX06032A)

通信作者: 聂志喜 E-mail: niezixi@upc.edu.cn

accelerated segment test) 特征点和 BRIEF (binary robust independent elementary features) 描述子的 ORB 特征点, 在环境出现重复纹理时易出现误匹配和冗余; 后续该团队在 ORB-SLAM 的基础上, 推出了支持双目相机和 RGB-D 相机的 ORB-SLAM2; 最新版本 ORB-SLAM3 引入了 IMU 预积分因子和视觉重投影因子, 具备视觉/惯导融合功能, 可以实现对所有历史关键帧的重用, 进一步提高了算法的适应性和定位精度, 但在长时间、大范围的场景运行时仍存在地图漂移的风险。

在移动机器人应用场景中, 快速运动、光照变化、纹理重复或缺失等环境因素的变化会影响特征点提取的数量和质量, 造成视觉导航系统性能下降, 影响定位系统的精度和稳定性。本文针对上述问题, 提出了一种自适应阈值 AGAST (adaptive and generic accelerated segment test) 特征点检测算法改进视觉/惯导融合定位系统的视觉前端, 设计了自适应阈值设定策略, 根据图像的灰度信息自适应调整特征点检测阈值, 提高视觉里程计 (visual odometry, VO) 的精度和稳定性; 基于 FGO 模型^[6] 融合 VO 和 INS 实现移动机器人室内外精确定位。

1 算法流程

本文的移动机器人视觉/惯导融合定位算法是一种基于 VINS-Mono^[4] 改进的单目视觉/惯导组合定位算法。算法流程如图 1 所示, 主要包括测量预处理、估计器初始化和基于 FGO 的视觉/惯导融合定位三部分。

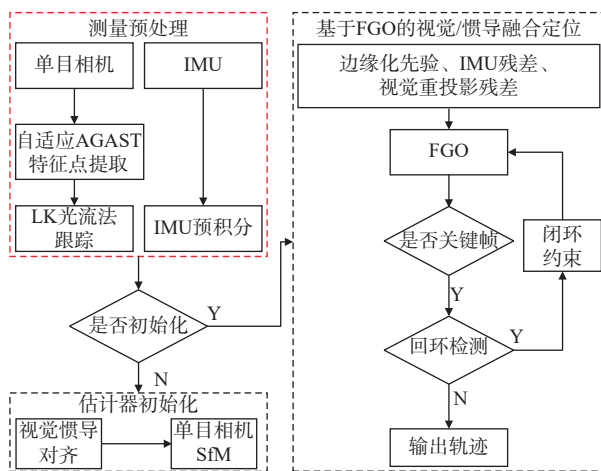


图 1 本文 VINS 算法流程

1) 测量预处理: 分别对采集的图像信息和 IMU 数据进行处理, 采用自适应阈值 AGAST 特征点检测算法提取图像特征, 使用 LK (Lucas Kanade) 稀疏光流法^[7] 进行特征点的跟踪与匹配; 采用捷联惯性导航

算法^[8-9] 对 IMU 数据预积分处理, 得到相邻关键帧之间的位姿关系。

2) 估计器初始化: 对匹配的特征点进行三角测量恢复深度信息, 使用 PnP (Perspective-n-Point) 算法估计相邻图像的相对姿态, 再进行全局光束平差法 (bundle adjustment, BA) 优化相机位姿完成视觉位姿初始化; 通过视觉/IMU 联合校准算法对齐视觉和惯导数据, 在线估计 IMU 偏差和重力, 标定单目视觉尺度, 完成视觉和惯导的联合初始化。

3) 基于 FGO 的视觉/惯导融合定位: 将初始化后的关键帧数据和预积分数据加入到滑动窗口中, 对先验信息进行边缘化, 建立视觉和 IMU 测量残差模型, 进行因子图优化解算得到最优解, 实现对移动机器人运动的实时精确定位。

VINS-Mono 算法是目前视觉/惯导融合定位的主流算法, 在多数场景有很好的适应性, 但是 VINS-Mono 算法容易受到外界环境的影响。快速运动、光照变化、纹理重复或缺失等环境因素的变化, 容易引起视觉前端特征提取的不稳定, 导致系统的定位精度和稳定性下降。对此, 本文主要改进了视觉预处理部分的 VO 特征点检测算法, 提高视觉/惯导融合定位系统在外界环境变化时的稳定性。

2 VO 改进算法

VO 是 VINS 算法的核心, 为提高 VO 的精度、稳定性和运行效率, 本文提出一种自适应阈值 AGAST 特征点检测算法, 算法流程如图 2 所示。针对不同图像的灰度变化合理选择特征点, 在保证定位精度的同时提高计算效率, 改善 VO 在光照变化、图像纹理缺失或重复等挑战环境下的稳定性, 提高定位精度。

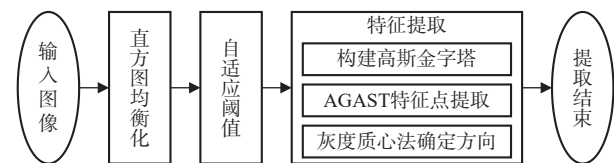


图 2 自适应阈值 AGAST 特征点检测算法

2.1 直方图均衡化

通过使用局部直方图均衡化方法, 解决由于图像整体亮度不均造成的特征点提取的数量不足和质量不佳的问题^[10]。灰度直方图通过统计每个灰度级上的像素数量来描绘图像的灰度分布, 直观的反应像素的明暗程度对比和比例关系, 可以将灰度直方图表示为一维离散函数

$$p(s_k) = n_k/n \quad (1)$$

式中: $p(s_k)$ 表示灰度值出现的频率; s_k 表示灰度值; n 和 n_k 分别表示像素总量和对应灰度级的像素数量。

局部直方图均衡化^[9]的原理是将图像分割成多个子块, 计算各子块灰度值的累计概率分布函数, 确定原始图像与目标图像之间的映射关系, 独立的对各子块均衡化处理, 增强局部区域内的对比度, 避免全局均衡化时出现局部过度增强而造成图像特征丢失的情况。

$$t_k = f_E H(s_k) = \sum_{i=0}^k p_i(s_i) \quad (2)$$

式中: t_k 为均衡化后各像素灰度; $f_E H(\cdot)$ 为离散化后的灰度变换函数。如图 3 所示, 经过均衡化处理, 灰度直方图相对平缓, 图像暗部细节变的更加清晰, 较好地保留了图像特征。

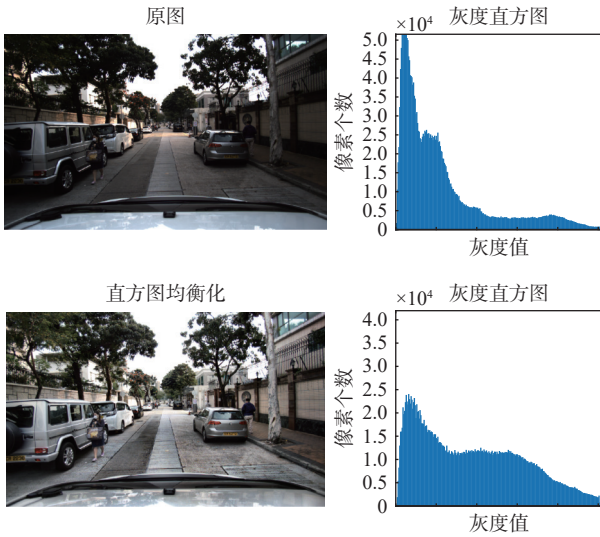


图 3 直方图均衡化

2.2 AGAST 特征检测算法

本文提出了一种自适应阈值 AGAST 特征点检测算法, 采用灰度质心法和图像金字塔等方法弥补 AGAST 特征点不具备旋转、尺度不变性的不足^[11]。

2.2.1 AGAST 算法原理

AGAST 特征点检测算法是基于 FAST 特征点检测算法的一个改进版本, 两者检测原理相同^[6]。FAST 特征点检测原理是在图像中定义一个圆形窗口, 比较圆心点 p 与圆周上各像素点的灰度值差异, 根据像素点的灰度值与 p 点的灰度值之间的差异大小, 判断 p 点是否为特征点, FAST 特征提取窗口模板如图 4 所示。

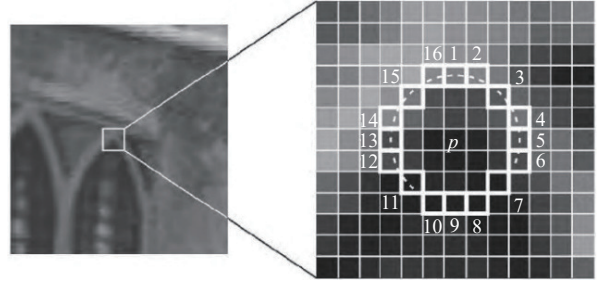


图 4 FAST 特征点示意图

基于 FAST 特征提取原理^[12], 其特征提取的具体步骤如下: 1) 将图像转化为灰度图像, 在图像中选取一像素点 p , 设 p 点灰度值为 $I(p)$; 2) 设定一个合适的检测阈值 T ; 3) 以像素点 p 为圆心, 半径 R 作圆, 该圆周上存在 M 个像素点; 4) 设圆环上任意一像素点的灰度值为 $I(x)$, 与中心像素点 p (待检测像素点) 的灰度值 $I(p)$ 作差后, 再与阈值 T 比较。根据特征点检测式 (3) 进行计算, 当与中心像素点 p 的灰度差值大于 T 的像素点数量大于 N 时, 则可判断点 p 为特征点。

$$N = \sum |I(x) - I(p)| \geq T \quad (3)$$

AGAST 特征检测算法将 FAST 算法使用的 ID3 决策树改进为构建最优二叉决策树, 通过在扩展的结构空间中寻找最优决策树, 结合加速分割算法, 在当前图像帧信息进行决策树的动态分配, 加速特征点提取速度^[13]。同时 AGAST 算法将待检测像素点与周围像素的灰度差距进行了更为详细的配置, 具体判定公式如式 (4):

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} d, I_{p \rightarrow x} \leq I_p - T \\ \bar{d}, I_{p \rightarrow x} \geq I_p - T \cap S'_{p \rightarrow x} = u \\ s, I_{p \rightarrow x} \geq I_p - T \cap S'_{p \rightarrow x} = \bar{b} \\ \bar{s}, I_{p \rightarrow x} \leq I_p + T \cap S'_{p \rightarrow x} = d \\ b, I_{p \rightarrow x} \leq I_p + T \cap S'_{p \rightarrow x} = u \\ b, I_{p \rightarrow x} \geq I_p - T \end{cases} \quad (4)$$

式中: $S'_{p \rightarrow x}$ 表示前一个状态, $p \rightarrow x$ 表示像素点 p 相对于 x 的位置; $I_{p \rightarrow x}$ 表示像素 x 的灰度值; d 、 \bar{d} 、 s 、 \bar{b} 、 b 分别表示灰度值对比情况 (暗、较暗、相似、较亮、亮); u 表示状态未知。

2.2.2 图像金字塔和灰度质心法

图像金字塔通过对图像在不同的空间尺度上提取信息, 得到多尺度、多分辨率的图像集合, 构建高斯图像金字塔, 再对每一层图像进行 AGAST 特征点检测, 实现 AGAST 特征点的尺度不变性。如图 5 所示, 构建 8 层高斯图像金字塔, 在每层图像上提取特征点^[14]。为了在每层图像上合理提取特征点, 根据金

字塔尺度因子计算得到每层图像需要提取的特征点数. 计算方法如式 (5)

$$N_f(1 + 1/s + 1/s^2 + \cdots + 1/s^7) = M_f \quad (5)$$

式中: M_f 为图像需提取的特征点总数; s 为尺度因子; N_f 为第 0 层期望提取的特征点数.

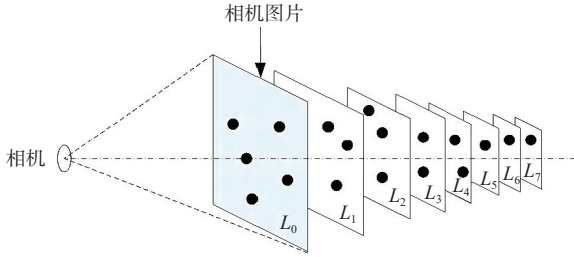


图 5 图像金字塔构建示意图

灰度质心法是假设特征点所在图像块的灰度质心 c 与图像块的几何中心 o 发生了偏移, 以向量 oc 的方向作为特征点的方向, 为特征点增加方向信息, 实现 AGAST 特征点的旋转不变性^[15]. 特征点方向的计算步骤如下:

1) 以待检测特征点为中心提取图像块 B , 定义图像块的矩为

$$m_{pq} = \sum_{(x,y) \in B} x^p y^q \cdot I(x,y) \quad (6)$$

式中: p 和 q 为图像块矩的阶系数 ($p, q \in \{0, 1\}$); $I(x,y)$ 为图像中坐标是 (x,y) 的像素灰度值.

2) 根据图像块的矩确定图像块的质心

$$c = \begin{pmatrix} \frac{m_{10}}{m_{00}} & \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{pmatrix} \quad (7)$$

3) 连接图像块几何中心 o 与质心 c 的方向向量 oc , 将特征点的方向 θ 定义为

$$\theta = \arctan \left(\frac{m_{01}}{m_{10}} \right) \quad (8)$$

2.3 自适应阈值提取

AGAST 算法是一种依赖图像灰度变化的特征点检测算法, 根据像素点与周围像素之间的灰度差值判断像素点是否为特征点^[16]. 判断时需设定检测阈值, 多数方法均采用人为设定固定阈值. 单一固定阈值会导致视觉导航系统出现稳定性差、提取效率低等问题, 若阈值设定过大会导致在纹理较弱的图像上提取不到足够数量的特征点, 无法满足 VO 运行; 若将阈值设置过小在处理图像纹理强、光照良好的图像时又会导致特征点冗余, 降低运行效率. 针对此问题, 设计了一种自适应阈值设定策略^[17], 通过统计每帧图像的灰度信息设定提取阈值, 保证特征点提取数量的

同时避免特征点冗余. 设计的自适应阈值计算方法为

$$T = 1 / ((I(x)) \cdot n) \sum_{x=1}^n (I(x) - \overline{I(x)})^2 \quad (9)$$

式中: T 为计算所得的当前帧图像 AGAST 特征点提取阈值; $I(x)$ 为第 x 个像素灰度值; $\overline{I(x)}$ 为图像上各像素灰度平均值; n 为图像的像素总个数.

3 实验与结果分析

为验证本文算法的有效性和准确性, 首先进行了自适应 AGAST 算法的性能分析实验, 然后在室内的 EuRoC 无人机数据集^[18] 和室外的轮式机器人数据集^[19] 进行测试, 通过对比本文算法与主流 VINS 算法 VINS-Mono 的绝对轨迹误差 (absolute trajectory error, ATE) 中的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 定量分析算法的定位精度和稳定性. 实验平台为个人计算机, 处理器为 Core i5-8250U, 操作系统为 64 位 Ubuntu20.04, 实验环境搭建在 ROS2 (Robot Operating System2) 下, 在关闭回环检测的模式下对本文算法与 VINS-Mono 算法的融合定位性能进行分析.

3.1 自适应 AGAST 算法性能分析

为验证本文算法对于改善特征点提取的有效性, 选取了一组包含光照不均、弱纹理场景的 14 幅图像, 这些图像选取自四组视觉/INS 数据集. 分别使用四种特征点检测算法: Shi-Tomasi 算法、FAST 算法、AGAST 算法和本文提出的自适应 AGAST 算法, 对这组图片进行特征提取, 实验环境为 Ubuntu20.04、C++14 与 OpenCV4.

图 6 为四种算法对序列 10 图像进行特征点提取的效果对比, 其中图 6(d) 为本文自适应 AGAST 算法提取的特征点. 结果表明, 与其他三种算法相比, 本文算法提取的特征点数量有显著提升. 特别是图中红线标注的光照不足区域内, 其他三种算法没有提取出特征点或提取特征点数量较少, 而自适应 AGAST 算法提取的特征点在图像上分布更均匀.

表 1 列出了四种算法提取的特征点数量. 从表中可以看出, 除图像整体亮度较低的序列 03 和序列 06 两幅图像, 相比其他三种检测算法, 特征点提取数量分别提升 55.39%、97.18% 和 88.87%, 自适应 AGAST 算法能够提取更多的特征点, 为 VO 稳定运行提供足够数量的特征点支持. 这是由于采用了局部直方图均衡化方法改善了图像亮度分布, 改善了图像质量. 因此, 自适应 AGAST 特征点检测算法有助于改善 VO

在光照不均等挑战环境下的稳定性,提高系统的定位精度.



(a) Shi-Tomasi特征点



(b) FAST特征点



(c) AGAST特征点



(d) 自适应AGAST特征点

图 6 四种算法特征点提取效果比较

表 1 特征点提取结果

序列	Shi-Tomasi	FAST	AGAST	自适应AGAST
1	97	48	53	122
2	83	63	69	168
3	88	81	91	102
4	268	115	133	268
5	92	65	63	198
6	77	57	64	78
7	495	413	411	732
8	265	254	251	360
9	406	338	342	637
10	769	730	727	1 005
11	767	840	847	948
12	1 006	1 188	1 206	2 247
13	546	551	569	1 000
14	163	112	116	348

3.2 EuRoC 数据集实验

EuRoC 数据集由多旋翼无人机在室内环境采集,包括一个工厂和两个房间,传感器包括双目相机(Aptina MT9V034,分辨率 752×480,采样频率 20 Hz)、工业级 MEMS (Micro Electromechanical System)-IMU (ADIS16448,陀螺仪偏置不稳定性为 14.5°/h,采样频率 200 Hz) 传感器进行数据采集,采用动作捕捉系统和激光追踪扫描仪获取载体实时位置作为参考轨迹.采用 VINS 输出轨迹与真实轨迹之间的 ATE 作为评估指标,对两种 VINS 算法的运行效果进行评估.实验采用 EuRoC 数据集中的 5 种 MH 数据,5 种数据采集场景的挑战性依次增加.

实验结果如表 2、图 7 和图 8 所示,GT 表示真实轨迹,VINS 和 Our 分别表示 VINS-Mono 算法和本文算法的轨迹.表 2 为本文 VINS 算法和 VINS-Mono 算法的精度对比.除 MH-03 序列,本文算法定位精度均优于 VINS-Mono,定位精度分别提高 48.47%、31.08%、22.89%、23.65%.图 7 为本文算法和 VINS-Mono 在 MH-05 数据运行轨迹对比,MH-05 是 EuRoC 数据中最具挑战性的数据集,存在部分场景光照不足、纹理缺失的情形,从图 8 的绝对轨迹误差对比中可以看出两种算法均能成功运行,但本文在特征检测中引入了直方图均衡化和自适应阈值,直方图均衡化能够提高图像质量,自适应检测阈值保证 VO 始终提取到足够的特征点.因此本文算法在面对室内数据集

中的光照不足、纹理缺失等环境时对于精度的保持相较于 VINS-Mono 更好。

表 2 EuRoC 数据集 MH 序列绝对轨迹误差对比 m

数据序列	系统	RMSE	Mean	Min	Max	Std
MH-01	VINS-Mono	0.295	0.213	0.038	1.699	0.203
	VINS	0.152	0.137	0.032	0.361	0.067
MH-02	VINS-Mono	0.148	0.124	0.022	0.396	0.081
	VINS	0.102	0.082	0.012	0.284	0.060
MH-03	VINS-Mono	0.181	0.157	0.015	0.467	0.091
	VINS	0.203	0.174	0.040	0.491	0.106
MH-04	VINS-Mono	0.415	0.388	0.098	0.735	0.147
	VINS	0.320	0.303	0.129	0.580	0.106
MH-05	VINS-Mono	0.334	0.325	0.146	0.476	0.078
	VINS	0.255	0.237	0.077	0.479	0.094

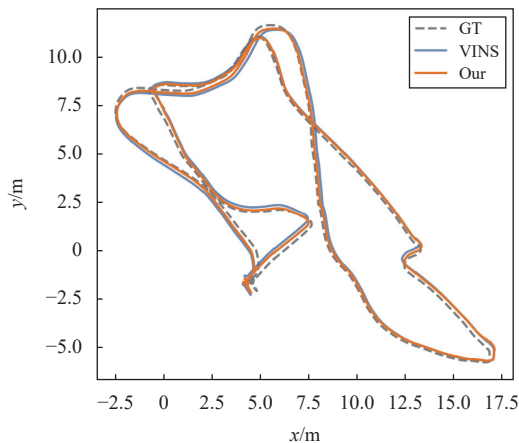


图 7 MH-05 序列数据平面轨迹

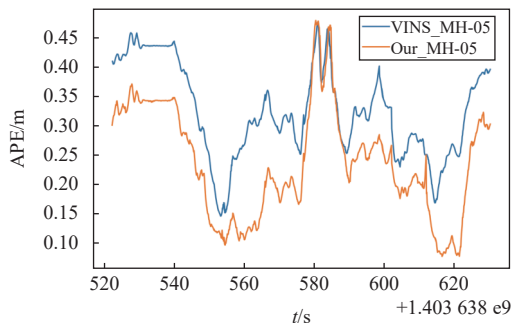


图 8 MH-05 数据 APE 对比

3.3 i2nav 数据集实验

i2nav 数据集由轮式机器人在有树木、建筑物及行人的复杂校园场景中采集。传感器包括单眼相机 (Allied Vision Mako-G131, 分辨率为 1 280×1 024)、工业级 MEMS-IMU(ADIS16465, 陀螺仪偏置不稳定性

为 2°/h, 采样频率 200 Hz)。采用 GNSS 实时动态 (real-time kinematic, RTK) 和导航级 IMU 组合的高精度定位和定向系统输出的结果作为真实轨迹。

两组数据集场景均为校园快速路室外环境, 外界环境复杂, 存在人流和车辆运动, 并且有光照不均以及纹理重复区域, 评估方法同 EuRoC 数据集实验相同。图 9 表示 campus 数据集的运行轨迹, 该数据集使用的 MEMS-IMU 精度较高, 本文算法采用的高精度惯导算法优势得以凸显, 相较于 VINS-Mono 算法表现很大优势, 如红线标记区域内本文算法能够较好地反应真实轨迹, 而 VINS-Mono 出现明显偏移。图 10 表明本文算法的绝对轨迹误差相对于 VINS-Mono 算法显著降低, 结合表 3 中两种算法的误差对比, 本文算法的 RMSE 降低 64.06%、均值误差 (Mean) 降低 64.27%、最小误差 (Min) 降低 40.25%、最大误差 (Max) 降低 62.48%、标准差 (Std) 降低 63.17%。

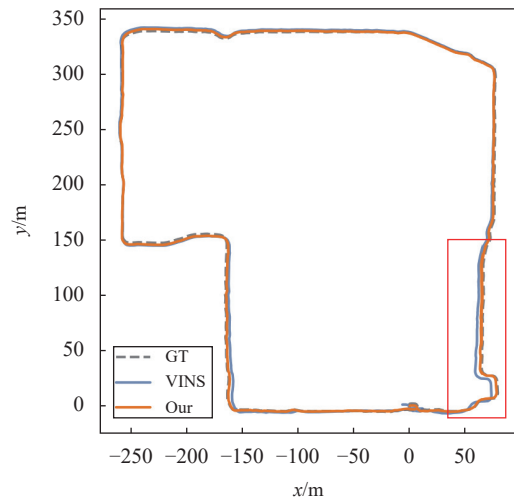


图 9 campus 平面轨迹

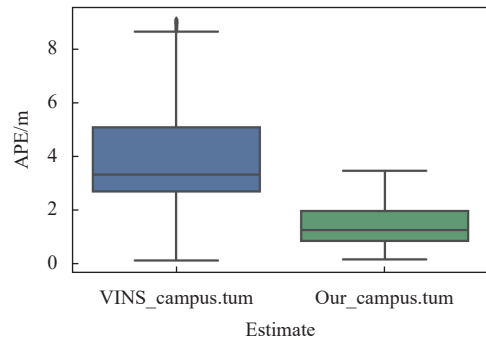


图 10 campus 数据 APE 箱线图

表 3 campus 数据集绝对轨迹误差对比 m

处理方法	RMSE	Mean	Min	Max	Std
本文	1.565	1.388	0.077	3.390	0.725
VINS-Mono	4.355	3.885	0.046	9.037	1.969

building 数据同 campus 数据配置相同,但运行的时间较长,存在多次急转弯情况,具有较高的挑战性.实验结果如图 11 所示,building 为数据集的轨迹,可以看出由于运行时间较长,本文算法与 VINS-Mono 算法都相对于真实轨迹发生了一定程度偏移,但本文算法相对于 VINS-Mono 本文方法的系统稳定性较强,在转弯场景(红线区域内)下,本文方法能够更好地体现真实轨迹.图 12 表示两算法运行绝对轨迹误差的对比,可以看出本文算法在定位精度上有明显提升,有效减小了系统的漂移;图 13 为本文算法和 VINS-Mono 算法的各项误差对比,本文算法的各误差均显著下降,本文算法 RMSE 为 3.759 m, VINS-Mono 算法为 8.419 m.在 i2nav 数据集中的两个数据的运行情况,本文算法都表现出了显著优势,定位精度分别提高了 64.06% 和 55.35%.

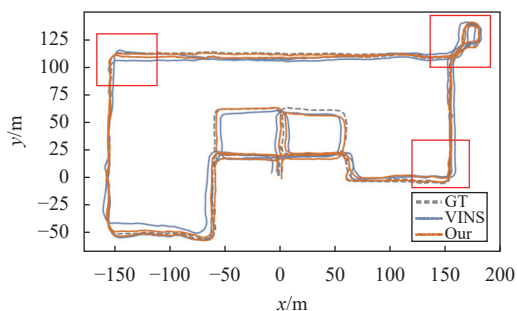


图 11 building 数据平面轨迹

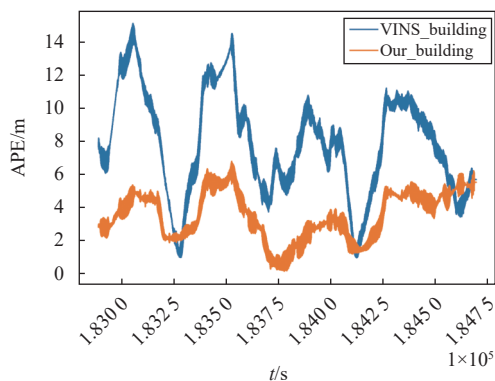


图 12 building 数据 APE 对比

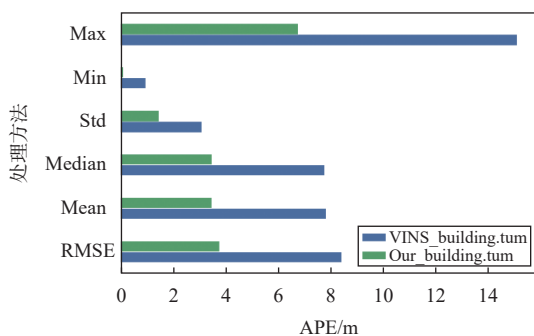


图 13 building 数据误差对比

4 结束语

本文基于 VINS-Mono 算法,提出一种自适应阈值 AGAST 特征点检测算法改进移动机器人视觉/惯导融合定位系统的视觉前端,采用自适应阈值的 AGAST 特征提取算法改进 VO,提高了 VO 在快速运动、光照变化、纹理重复或缺失场景下的定位精度和稳定性;后端优化使用因子图优化融合 VO 和 INS,实现移动机器人的视觉/惯导融合定位.在室内环境 EuRoc 数据集和室外环境 i2nav 数据集上的测试结果表明,本文改进的 VINS 算法能够改善现有主流算法的定位精度和系统稳定性,在室内外环境中的定位精度均优于 VINS-Mono 算法,尤其在室外环境中具有更好的环境适应性,提升定位精度的同时增强了系统的稳定性,为实现移动机器人在 GNSS 拒止环境下的高精度定位提供了新方案.

参考文献

- [1] 许智理, 闫倬豪, 李星星, 等. 面向智能驾驶的高精度多源融合定位综述 [J]. 导航定位与授时, 2023, 10(3): 1-20.
- [2] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]/IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007. DOI:10.1109/ROBOT.2007.364024.
- [3] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [J]. Journal of robotics research, 2015, 34(3): 314-334. DOI: 10.1177/0278364914554813
- [4] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. IEEE transactions on robotics, 2018, 34(4): 1004-1020. DOI: 10.1109/TRO.2018.2853729
- [5] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE transactions on robotics, 2015, 31(5): 1147-1163. DOI: 10.1109/TRO.2015.2463671
- [6] 赖正洪. 基于视觉惯导融合的单目里程计算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2022.
- [7] 李成美, 白宏阳, 郭宏伟, 等. 一种改进光流法的运动目标检测及跟踪算法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(5): 249-256.
- [8] 严恭敏, 翁浚. 捷联惯导算法与组合导航原理 [M]. 第一版. 西安: 西北工业大学出版社, 2019.
- [9] 姜柏军, 钟明霞. 改进的直方图均衡化算法在图像增强中的应用 [J]. 激光与红外, 2014, 44(6): 702-706.
- [10] 梁琳, 何卫平, 雷蕾, 等. 光照不均图像增强方法综述 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27(5): 1625-1628.

- [11] 龙思源, 张葆, 宋策, 等. 基于改进的加速鲁棒特征的目标识别[J]. 中国光学, 2017, 10(6): 719-725.
- [12] CAO M W, JIA W, LI Y J, et al. Fast and robust local feature extraction for 3D reconstruction[J]. *Computers and electrical engineering*, 2018(71): 657-666. DOI: [10.1016/j.compeleceng.2018.08.012](https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.08.012)
- [13] MAIR E, HAGER G D, BURSCHKA D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test[C]//European Conference on Computer Vision Computer Vision (ECCV 2010), Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 183-196. DOI:[10.1007/978-3-642-15552-9_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-15552-9_14).
- [14] 禹鑫焱, 詹益安, 朱峰, 等. 一种基于四叉树的改进的ORB特征提取算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 222-225.
- [15] 李国竣, 徐延海, 段杰文, 等. 利用局部自适应阈值方法提取ORB-SLAM特征点[J]. *测绘通报*, 2021(9): 32-36,48.
- [16] 丁尤蓉, 王敬东, 邱玉娇, 等. 基于自适应阈值的FAST特征点提取算法[J]. 指挥控制与仿真, 2013, 35(2): 47-53.
- [17] 张猛, 唐清岭, 蒋小菲. 基于自适应的AGAST特征均匀化提取算法[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(8): 66-72.
- [18] BURRI M, NIKOLIC J, GOHL P, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. *Journal of robotics research*, 2016, 35(10): 1157-1163. DOI: [10.1177/0278364915620033](https://doi.org/10.1177/0278364915620033)
- [19] NIU X J, TANG H L, ZHANG T S, et al. IC-GVINS: A robust, real-time, INS-CentricGNSS-visual-inertial navigation system[J]. *IEEE robotics and automation letters*, 2023, 8(1): 216-223. DOI: [10.1109/LRA.2022.3224367](https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3224367)

作者简介

李志政 (1999—), 男, 硕士, 研究方向为视觉/INS多传感器组合导航. E-mail: 2217377909@qq.com

聂志喜 (1988—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为GNSS/INS多传感器导航定位. E-mail: niezhihi@upc.edu.cn

王振杰 (1968—), 男, 博士, 教授, 研究方向为测量数据处理. E-mail: sdwzj@upc.edu.cn

Improved vision/inertial guidance fusion localization algorithm for vision front-end

LI Zhizheng, NIE Zhixi, WANG Zhenjie, ZHANG Yuanfan

(College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: Aiming at the problem of high-precision positioning of mobile robot in Global Navigation Satellite System GNSS denied environment, An adaptive thresholding adaptive and generic accelerated segment test AGAST feature detection algorithm is proposed to improve the visual front-end of a vision/inertial guidance fusion localization system for mobile robots. The algorithm improves the visual odometry computation method by local histogram equalization and adaptive threshold detection, improves the quality of feature point extraction, and enhances the positioning accuracy and stability of visual odometry in complex environments. Visual odometry and inertial navigation system are fused based on factor graph optimization algorithm to realize high-precision positioning of mobile robot. The results show that, compared with the mainstream VINS-Mono algorithm, the proposed algorithm improves the positioning accuracy by 22.8% in the experiment of indoor data set and 59.7% in the experiment of outdoor data set, the proposed algorithm perform better than VINS-Mono algorithm in both two experiments and it can provide better positioning services for mobile robots.

Keywords: factor graph optimization (FGO); adaptive thresholds AGAST features (AGAST); visual odometer (VO); visual inertial fusion navigation