doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.04.001

基于多特征融合的果园无人机位姿估计方法

刘旭航[1]　褚子龙[1]　赵红利[1]　于嘉辉[1]　韩文霆[1,2]

(1.西北农林科技大学机械与电子工程学院,陕西杨凌 712100;
2.西北农林科技大学旱区节水农业研究院,陕西杨凌 712100)

摘要:为解决果园环境中冠层遮挡和特征重复导致果园无人机位姿估计系统无法正常工作的问题,本文利用视觉惯性里程计技术,结合点特征与线特征几何约束,设计一种多特征融合的果园无人机位姿估计方法。利用 EDLines 算法取代传统的 LSD 算法提取图像中的线特征,通过光流法实现特征点与特征线在连续帧间的快速跟踪与匹配,并进行三维特征重建得到特征位姿。构建基于非线性优化的位姿估计模型融合惯性信息与视觉信息,在局部滑动窗口内,构造联合最小化的全局代价函数,通过求解该函数完成准确的位姿估计。选取结果期苹果园以及葡萄温室进行试验,以绝对轨迹误差和相对轨迹误差作为评价指标,验证所设计位姿估计方法性能。试验结果表明,相较于利用 LSD 算法提取线特征的传统位姿估计方法,所设计方法绝对轨迹误差平均值降低 10%,相对轨迹误差平均值降低 27%,有效提高了果园无人机导航系统精度和鲁棒性,为保障果园无人机作业安全性提供了可靠支撑。

关键词:视觉惯性里程计;多特征融合;果园无人机;位姿估计;多传感器融合

中图分类号:S224.9　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)04-0001-09　　**OSID**:

Multi-feature Fusion-based Pose Estimation Method for UAVs in Orchards

LIU Xuhang[1]　CHU Zilong[1]　ZHAO Hongli[1]　YU Jiahui[1]　HAN Wenting[1,2]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *Institute of Water-saving Agriculture in Arid Areas*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenge where canopy occlusion and repetitive features compromise unmanned aerial vehicle (UAV) pose estimation systems in orchard environments, a multi-feature fusion-based pose estimation method for UAVs in orchards was designed by introducing visual-inertial odometry technology and incorporating geometric constraints from point and line features. Firstly, the EDLines algorithm replaced the traditional LSD for extracting line features, while optical flow enabled rapid tracking and matching of feature points and lines across consecutive frames, with feature poses obtained through 3D feature reconstruction. Secondly, a tightly coupled pose estimation model was constructed to fuse inertial and visual information, within a local sliding window framework, a jointly minimized global cost function was established, the accurate position and attitude information of the orchard UAV was obtained by solving the cost function through optimization methods. Finally, comparative experiments were conducted in fruit-bearing apple orchards and grape greenhouses, with absolute trajectory error and relative trajectory error serving as evaluation metrics to validate the method's effectiveness. Experimental results demonstrated that compared with traditional pose estimation methods utilizing LSD algorithm-extracted line features, the proposed method reduced the average absolute trajectory error by 10% and the average relative trajectory error by 27%. This approach effectively enhanced the accuracy and robustness of orchard drone navigation systems, providing reliable support for ensuring the safety of orchard drone operations.

Key words: visual-inertial odometry; multi-feature fusion; orchard UAV; pose estimation; multi-sensor fusion

收稿日期:2025-09-25　修回日期:2025-10-23

基金项目:国家自然科学基金项目(32401721)、陕西省自然科学基础研究计划项目(2024JC-YBQN-0215)和国家重点研发计划项目(2022YFD1900A02)

作者简介:刘旭航(1994—),男,讲师,博士,主要从事农业机器人自主导航与农情信息感知方法研究,E-mail:liuxuhang@nwafu.edu.cn

0 引言

智能化、无人化是现代农业发展的一大趋势[1-3]。当前,无人机在农情信息检测和精准作业中发挥着越来越重要的作用[4-6],果园无人机导航系统精确位姿估计是实现果园无人化作业的基础。果园环境中,尽管多模多通道全球卫星导航系统(Global navigation satellite system, GNSS)模组大幅提升了定位信号抗遮挡能力,但在冠层完全郁闭的果园以及温室果园中,GNSS 信号穿透能力显著变差,依赖 GNSS 信号的果园无人机导航系统位姿估计精度急剧下降[7-9],严重影响果园无人机作业安全性。

研究人员引入视觉相机解决冠层遮挡下位姿估计问题[10-12],然而,当无人机高速运动时,视觉里程计易因运动模糊导致特征提取失败,位姿估计误差急剧增大[13-14]。视觉惯性里程计(Visual-inertial odometry, VIO)是将视觉传感器与惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)相结合的一种定位技术,已成为解决果园无人机精确位姿估计新方向[15-18]。国内外学者主要围绕基于滤波和基于优化两大类方法对视觉惯性融合方法开展研究。由苏黎世联邦理工学院开发的 ROVIO[19]是基于滤波的 VIO 方法的代表,该方法直接将图像块作为测量,避免了特征提取与匹配步骤,大幅提高了运行效率,在计算资源有限的平台上表现出色。QIN 等[20]提出的 VINS-Mono 方法通过关键帧选择和边缘化技术,有效控制了优化问题的规模,在移动设备上实现了实时运行。基于滤波的方法计算效率高,适合于实时性要求较高的场景,但精度相对有限[21]。基于优化的方法精度则相对更高,同时,其计算量也大大减少[22-24]。基于视觉点特征的定位方法是目前视觉位姿估计的主流方法,然而,果园场景通常呈行列式种植的线性结构,地面和植被纹理相对单一且重复,导致基于点特征的定位方法难以稳定提取和跟踪足够的特征,从而降低位姿估计精度。近年来,多特征融合技术逐步成为解决此问题的重要研究方向[25-26]。PUMAROLA 等[27]提出了 PL-SLAM 系统,基于 ORB-SLAM 框架,增加线特征提取、匹配和优化,显著提高了低纹理环境中的定位精度,在点特征稀疏的场景下,线特征能提供额外的几何约束,有效减少位姿漂移。HE 等[28]提出 PL-VINS 方法,在 VINS-Mono 基础上融合线特征,构建了点线特征联合的后端优化框架,PL-VINS 在多种数据集上均优于原始 VINS-Mono,尤其在低纹理环境中改进更为显著。尽管 PL-VINS 使用 LSD 描述子和 LBD 描述子进行线特征的提取匹配[29],但是该方法计算量大,位姿估计频率低,影响了在果园无人机导航系统中的推广应用。

针对上述问题,本文在视觉惯性里程计的基础上,结合点特征与线特征的几何约束,优化特征提取和跟踪过程,设计一种多特征融合的果园无人机位姿估计方法,利用果园工作环境中丰富的线性结构信息,弥补传统位姿方法在特征重复环境下难以稳定跟踪的缺点,提高位姿估计方法实时性,通过在图像特征和传感器这两个层面的数据融合,实现在无 GNSS 果园环境中的精确位姿估计。最后,在真实果园环境中进行试验,以验证所提出方法的有效性。

1 整体框架

传感器数据来源为 IMU 和相机,惯性信息和图像信息经本文提出的果园无人机位姿估计方法处理后得到无人机位姿,方法框架如图 1 所示。

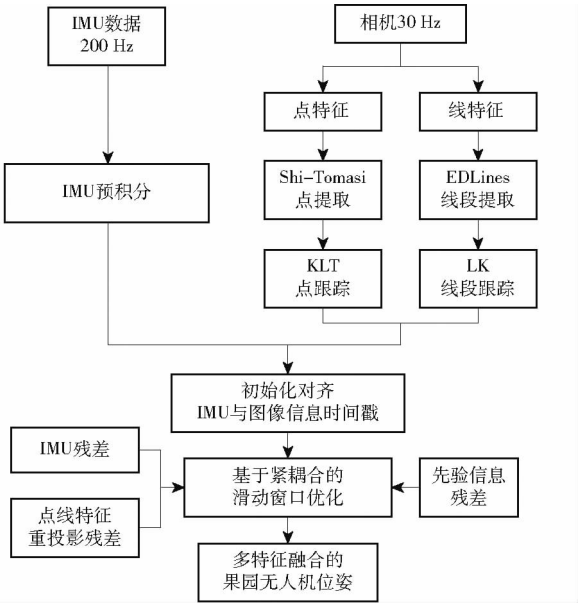


图 1 多特征融合位姿估计方法框架

Fig. 1 Multi-feature fusion-based pose estimation method framework

图 1 中,IMU 输出加速度和角速率频率为 200 Hz,为减少后续优化过程计算量,对 IMU 数据进行预积分,获得 IMU 预积分位姿。单目相机获得图像数据频率为 30 Hz,利用 Shi-Tomasi 算法和 EDLines 算法检测图像中的点特征和线特征。利用 KLT 光流法和 LK 光流法实现特征点与特征线在连续帧间的追踪与匹配,基于特征跟踪结果和 IMU 预积分获得系统初始化位姿。将特征残差、IMU 残差和先验信息残差作为紧耦合模型输入量,通过在局部滑动窗口内构建全局代价函数,求解窗口内所有帧的最优状态,从而实现高精度位姿估计。

2　特征提取和跟踪

2.1　线特征提取

在具有显著空间重复性特征的果园作业环境中，线特征将为果园无人机定位提供更多的位姿信息以及更稳定的约束，有助于提升位姿估计精确性和鲁棒性。以 PL－VINS 为代表的传统位姿估计方法所使用的 LSD 算法是一种基于边缘检测线段检测算法。该方法在线特征检测速度、线段有效长度等方面表现不佳，这是由于 LSD 算法最初目的是识别建筑物提供的线特征，其算法逻辑更适应结构化工业场景，不适用于非结构化果园环境。为解决这一问题，选择 EDLines 线段检测算法替代 LSD 线段检测算法，以提高位姿估计方法在果园场景中的精度和鲁棒性。

EDLines 使用 EdgeDrawing 边缘提取算法快速提取图像中的边界点。EdgeDrawing 算法主要分为 4 个步骤：图像滤波、计算梯度、选择锚点和连接锚点。

图像处理流程采用 5×5 高斯卷积核进行滤波，有效抑制图像噪声并生成平滑的图像。计算每个像素点梯度幅值和方向，提取图像梯度特征信息。在此基础上，筛选出梯度强度较高的特征点，将其标记为关键锚点。通过连接相邻锚点形成像素链，重建图像边缘轮廓结构。

采用亥姆霍兹准则量化线段的误检次数（Number of false alarms，NFA）。设定图像尺寸为 $N\times N$，当检测到长度为 n 的候选线段 A 时，若该线段上存在不少于 k 个像素点，且这些像素梯度取向与线段 A 主导方向呈一致性，则确定其 NFA 为

$$NFA(n,k)=N^4\sum_{i=k}^{n}\binom{n}{i}p^i(1-p)^{n-i} \tag{1}$$

式中　N^4——图像中可能存在的线段总数

p——直线方向与像素梯度方向一致的概率

当 NFA 小于 μ（通常取 $\mu=1$），接收该候选线段，若 NFA 大于 μ，排除该候选线段。

2.2　线特征跟踪

为提高位姿估计方法实时性，线特征采用光流法进行特征追踪。线特征光流法通过直接建立特征点间的对应关系，有效规避描述符计算与匹配的繁重流程，在执行效率方面显著超越传统算法。线特征光流追踪工作原理如图 2 所示，跟踪过程主要分 3 步：①从初始帧中提取边缘、直线等线特征。②计算线上代表性点的光流向量。③依据这些点运动规律，更新线特征在后续帧中的位置。循环迭代上述步骤，即可完成对线特征持续跟踪。

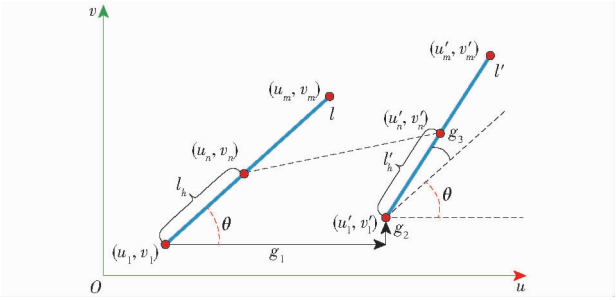


图 2　线特征光流追踪示意图

Fig. 2　Optical flow tracking diagram for line features

图 3 为在果园环境中本文所设计的位姿估计方法执行线段检测跟踪过程中呈现的光流追踪效果，其中绿色线条表示追踪到的线条，红色线条表示追踪线条的历史轨迹。从图 3 可看出，LK 光流法在果园环境中具有良好的稳定性，可追踪到果园道路、果园枝干线性特征。



图 3　线光流法实际追踪效果

Fig. 3　Tracking performance of line feature optical flow

3　三维特征重建

三维特征重建过程目的是将图形二维坐标转换为三维坐标，进而估计相机位姿。对于线特征三维重建，给出线特征坐标表示方法，利用三角化方法得到线特征深度。

3.1　线特征坐标表示

采用普吕克坐标表示空间中的线性特征。普吕克坐标有 2 种表示方法，即坐标表示法和正交表示法，坐标表示法示意图如图 4 所示，使用 6 个参数描述空间中三维直线，包含直线方向向量和旋转向量。

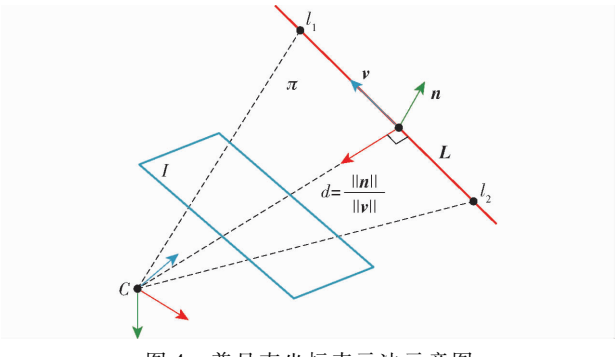


图 4　普吕克坐标表示法示意图

Fig. 4　Plücker coordinates diagram

在普吕克坐标中，直线 $\boldsymbol{L}$ 可表示为

$$\boldsymbol{L}=(\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}},\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中　$\boldsymbol{v}$——直线方向，$\boldsymbol{v}\in\mathbf{R}^3$

$\boldsymbol{n}$——直线 $\boldsymbol{L}$ 与平面 π 法向量，$\boldsymbol{n}\in\mathbf{R}^3$

由于直线在三维空间中只有 4 个自由度，所以普吕克坐标六维表示存在过参数化问题。因此在视觉惯性位姿估计方法中常需要其与正交表示法结合减少冗余参数，通过对直线普吕克坐标进行 QR 分解，可获得其正交坐标为

$$[\boldsymbol{n}\quad\boldsymbol{v}]=\left[\frac{\boldsymbol{n}}{\|\boldsymbol{n}\|}\ \frac{\boldsymbol{v}}{\|\boldsymbol{v}\|}\ \frac{\boldsymbol{n}\times\boldsymbol{v}}{\|\boldsymbol{n}\times\boldsymbol{v}\|}\right]=[\boldsymbol{u}_1\quad\boldsymbol{u}_2\quad\boldsymbol{u}_3]\begin{bmatrix}\|\boldsymbol{n}\| & 0\\ 0 & \|\boldsymbol{v}\|\\ 0 & 0\end{bmatrix}\tag{3}$$

由普吕克坐标定义以及叉乘几何意义，向量 $\boldsymbol{n}$、$\boldsymbol{v}$ 和 $\boldsymbol{n}\times\boldsymbol{v}$ 三者两两垂直。因此这 3 个向量构成一个包含旋转信息的正交矩阵 $\boldsymbol{U}$，其表达式为

$$\boldsymbol{U}=\boldsymbol{R}(\theta)=\boldsymbol{R}_x(\theta_1)\boldsymbol{R}_y(\theta_2)\boldsymbol{R}_z(\theta_3)=[\boldsymbol{u}_1\quad\boldsymbol{u}_2\quad\boldsymbol{u}_3]=\left[\frac{\boldsymbol{n}}{\|\boldsymbol{n}\|}\ \frac{\boldsymbol{d}}{\|\boldsymbol{d}\|}\ \frac{\boldsymbol{n}\times\boldsymbol{d}}{\|\boldsymbol{n}\times\boldsymbol{d}\|}\right]\tag{4}$$

式中 $\boldsymbol{R}(\theta)$——旋转矩阵

θ_1、θ_2、θ_3——绕 x 轴、y 轴和 z 轴旋转角

二维旋转矩阵 $\boldsymbol{W}$ 可表示为

$$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix}\cos\varphi & -\sin\varphi\\ \sin\varphi & \cos\varphi\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}w_1 & -w_2\\ w_2 & w_1\end{bmatrix}=\frac{1}{\sqrt{\|\boldsymbol{n}\|^2+\|\boldsymbol{v}\|^2}}\begin{bmatrix}\|\boldsymbol{n}\| & -\|\boldsymbol{v}\|\\ \|\boldsymbol{v}\| & \|\boldsymbol{n}\|\end{bmatrix}\tag{5}$$

式中 φ——二维旋转矩阵旋转角度

w_1、w_2——旋转角 φ 余弦值和正弦值

由式(5)可知，直线正交表示可以写为($\boldsymbol{U}$,$\boldsymbol{W}$)或(θ,φ)，直线 4 个自由度分别为 3 个旋转自由度和 1 个平移自由度。

3.2 线特征三角化

线特征三角化原理图如图 5 所示，其三角化过程依赖于两视图几何约束，通过计算当前线特征在 2 个相邻帧中形成的共视平面，求解该线特征在三维空间的表达式。

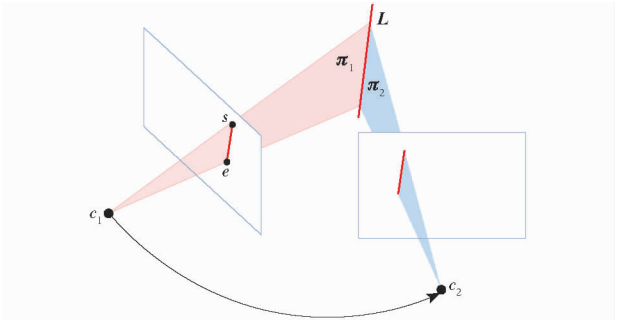


图 5 线特征三角化原理

Fig. 5 Principles of line feature triangulation

直线 $\boldsymbol{L}$ 在世界坐标下用普吕克坐标表示法可以表示为

$$\boldsymbol{L}=\begin{bmatrix}[\boldsymbol{v}]_\times & \boldsymbol{n}\\ -\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{0}\end{bmatrix}=\boldsymbol{\pi}_1\boldsymbol{\pi}_2^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{\pi}_2\boldsymbol{\pi}_1^{\mathrm{T}}\tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{\pi}_1$——直线 $\boldsymbol{L}$ 上一点的齐次坐标

$\boldsymbol{\pi}_2$——直线 $\boldsymbol{L}$ 上另一点的齐次坐标

4 基于点线特征与惯性信息的滑动窗口优化

构建点线特征重投影残差模型，通过紧耦合模型融合点线残差、IMU 残差和先验信息残差，建立滑动窗口模型，构造联合残差方程。最小化代价函数优化滑动窗口中所有状态变量，求解果园无人机的位姿信息。

4.1 线重投影残差模型

重投影残差为特征在空间中观察到的像素坐标与由当前估计位姿投影得到的坐标之间的误差。为构建线特征重投影残差，首先需将线特征由世界坐标系转换到相机坐标系，即将空间直线 $\boldsymbol{L}_w$ 通过变换矩阵 $\boldsymbol{T}_c^w$ 映射到相机坐标系下的 $\boldsymbol{L}_c$，$\boldsymbol{L}_c$ 可以表示为

$$\boldsymbol{L}_c=\begin{bmatrix}\boldsymbol{n}^c\\ \boldsymbol{v}^c\end{bmatrix}=\boldsymbol{T}_c^w\boldsymbol{L}_w=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_{cw} & \hat{\boldsymbol{p}}_{cw}\boldsymbol{R}_{cw}\\ \boldsymbol{O}_{3\times3} & \boldsymbol{R}_{cw}\end{bmatrix}\boldsymbol{L}_w\tag{7}$$

式中 $\boldsymbol{O}$——零矩阵

随后进行三维到二维的投影转换，利用相机内参矩阵将 $\boldsymbol{L}_c$ 映射至图像平面获得投影线 $\boldsymbol{l}_c$，$\boldsymbol{l}_c$ 可以表示为

$$\boldsymbol{l}_c=\boldsymbol{K}_L\boldsymbol{n}_c\tag{8}$$

式中 $\boldsymbol{K}_L$——相机内参矩阵

$\boldsymbol{n}_c$——法线矢量

将匹配线段的 2 个端点与投影线段分别计算距离，代入同一个损失函数中计算直线重投影残差。假设世界坐标系中直线 $\boldsymbol{L}_w^j$ 在图像平面的投影为 $\boldsymbol{l}_l^{c_i}$，线的重投影误差 $\boldsymbol{r}_l$ 被定义为图像中观测线段端点到经过空间重投影到像素平面的估计直线之间的距离，即

$$\boldsymbol{r}_l(\boldsymbol{z}_{\mathscr{L}_l}^{c_i},\boldsymbol{\chi})=\begin{bmatrix}d(\boldsymbol{s}_l^{c_i},\boldsymbol{l}_l^{c_i})\\ d(\boldsymbol{e}_l^{c_i},\boldsymbol{l}_l^{c_i})\end{bmatrix}\tag{9}$$

其中

$$d(\boldsymbol{s},\boldsymbol{l})=\frac{\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{l}}{\sqrt{l_1^2+l_2^2}}\tag{10}$$

式中 $\boldsymbol{s}_l^{c_i}$、$\boldsymbol{e}_l^{c_i}$——光流法匹配得到的线段端点

4.2 基于滑动窗口模型的非线性优化

建立滑动窗口模型，利用非线性优化求解该模型，优化变量表示为

$$\boldsymbol{\chi}=(\boldsymbol{x}_0,\boldsymbol{x}_1,\cdots,\boldsymbol{x}_h,\lambda_0,\lambda_1,\cdots,\lambda_m,\mathscr{O}_0,\mathscr{O}_1,\cdots,\mathscr{O}_o)\tag{11}$$

其中

$$\boldsymbol{x}_k=(\boldsymbol{p}_{b_k^w},\boldsymbol{q}_{b_k^w},\boldsymbol{v}_{b_k^w},\boldsymbol{b}_a,\boldsymbol{b}_g)\tag{12}$$

式中 h——滑动窗口内关键帧数量

$\boldsymbol{x}_k$——k 时刻 IMU 位置、姿态、速度、加速度计偏差和陀螺仪偏差

m——点特征路标数量

o——线特征路标数量

λ_k——第 k 个路标点逆深度参数

$\mathcal{O}_k$——第 k 条线特征正交表示

将各部分测量残差相加构造代价函数，通过最小化代价函数优化滑动窗口中所有状态变量，代价函数为

$$\min_{\chi} = (\boldsymbol{I}_{\text{prior}}, \boldsymbol{e}_{\text{imu}}, \boldsymbol{e}_{\text{point}}, \boldsymbol{e}_{\text{line}}) \tag{13}$$

式中　$\boldsymbol{I}_{\text{prior}}$——先验信息

$\boldsymbol{e}_{\text{imu}}$——IMU 预积分残差

$\boldsymbol{e}_{\text{point}}$——点特征重投影残差

$\boldsymbol{e}_{\text{line}}$——线特征重投影残差

求解该代价函数，得到相邻帧之间的位置、速度和旋转信息，完成位姿准确估计。

5　试验与结果分析

为验证本文所设计的线提取与跟踪策略的高效性，对比本文与传统方法在特征提取与跟踪环节运行速度。通过不同果园环境中轨迹误差试验，验证本文所设计的位姿估计方法性能。

5.1　试验硬件平台搭建

果园无人机平台采用四旋翼无人机，如图 6 所示。选择碳纤维 F450 型机架作为无人机基础框架，该机架结构强度高，体积较小，适合在果园环境中执行作业任务。无人机核心控制器采用 Pixhawk 6C 飞行控制器，为满足高精度定位需求，平台搭载了北天 F9P－RTK 模块接收 GNSS 信息，能够提供厘米级定位精度，其输出位置可以为位姿估计方法轨迹误差试验提供可靠的参考真值。视觉传感器选用 Intel RealSense D435i 型相机，集成了 IMU 模块，可以实时输出惯性传感器信息和图像信息，机载计算平台采用 Nvida Orin NX－16G 高性能边缘计算设备。动力系统方面，无人机配备 AIR2216Ⅱ/KV920 型无刷电机，电源系统采用 30A 四合一电调和 4S 锂聚合物电池组。此外，平台还配备图数传模块，实现地面站与无人机之间的实时数据传输和远程监控。



图 6　果园无人机平台

Fig. 6　Orchard-specific UAV platform

1. D435i 型相机　2. 图数传模块　3. 电机　4. 桨叶　5. F9P－RTK　6. 机载计算机　7. 飞控接口　8. 电源　9. 电池　10. 指示灯

基于 Ubuntu 18.04 操作系统搭建位姿估计方法运行环境，所依赖的机器人操作系统（Robot operating system，ROS）版本为 Melodic。

试验地点为陕西省咸阳市杨凌区西北农林科技大学北校区园艺场教学实习基地，在不同果园中采集图像信息、IMU 信息和由 RTK 提供的位置信息，其中图像分辨率为 720 像素×480 像素，采集频率为 200 Hz，IMU 数据采集频率为 200 Hz，RTK 数据采集频率为 50 Hz。

5.2　运行速度对比试验

对 PL－VINS 方法与本文所提出的位姿估计方法在线特征提取与跟踪环节的运行速度进行对比，PL－VINS 是传统位姿估计方法的典型代表，该方法使用 LSD 算法提取线段特征，利用 LBD 算法进行特征跟踪。因此，对比 LSD 算法与 EDLines 算法在果园环境中线特征提取跟踪所耗时间。

根据果园环境实际测试结果，设置 EDLines 线段检测算法 4 个参数：$G_T = 30$，$A_T = 32$，$S_I = 1$，$M_L = 9$。由于 LSD 没有提供可调整的参数，因此采用其默认参数进行试验。线特征提取算法运行速度评价指标为线段检测耗时，2 种算法耗时结果如图 7 所示。

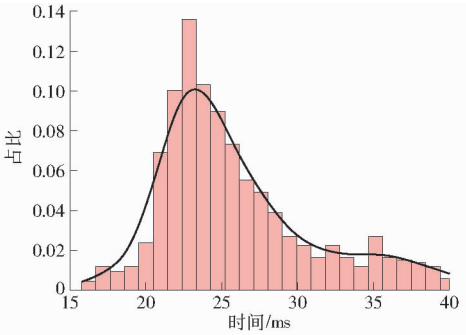
图 7a 和图 7b 对应的有效线段数分别为 647 和 545，EDLines 算法在检测线段总数上比 LSD 算法少 103。但在实时性方面，EDLines 算法性能远优于 LSD 算法，由图 7 可知，当占比达到峰值时 EDLines 算法平均检测耗时 4.94 ms，而 LSD 算法平均耗时为 25.60 ms。因此，相较于 PL－VINS 方法，本文所设计的位姿估计方法性能更优。

5.3　轨迹误差试验

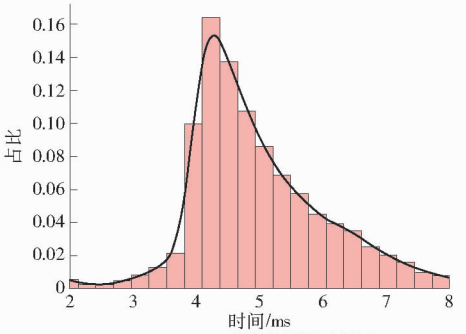
5.3.1　绝对轨迹误差试验

绝对轨迹误差（Absolute trajectory error，ATE）主要用于评估位姿估计方法得到的整体相机轨迹与测量真值之间的差异。估计位姿通常与真值位姿不在一个坐标系中，因此在计算 ATE 前需将相机地面真值序列 $Q_i(i = 1, 2, \cdots, n)$ 与位姿估计方法得到的位姿序列 $P_i(i = 1, 2, \cdots, n)$ 进行对齐，ATE 计算式为

$$ATE_i = \boldsymbol{Q}_i^{-1}\boldsymbol{S}\boldsymbol{P}_i \tag{14}$$



(a) LSD线段检测跟踪算法



(b) EDLines线段检测跟踪算法

图 7 检测跟踪算法结果

Fig. 7 Segment tracking algorithm

式中 $\boldsymbol{S}$——$\boldsymbol{Q}_i$和$\boldsymbol{P}_i$之间的变换矩阵

式(14)同时考虑位姿旋转和平移误差,而在实际评估时,由于果园环境难以获得无人机姿态真值,而位置信息真值可通过平台搭载的 RTK 模块获得,因此,仅考虑绝对轨迹误差的平移误差并使用绝对轨迹误差均方根误差(Root-mean squared error, RMSE)作为最终评估值。

将绝对轨迹误差$\boldsymbol{F}_i$定义为第 i 帧位置误差,RMSE 计算式为

$$RMSE(\boldsymbol{F}_{i:n},\Delta)=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i-1}^{n}(\|\operatorname{trans}(\boldsymbol{F}_i)\|)^2} \tag{15}$$

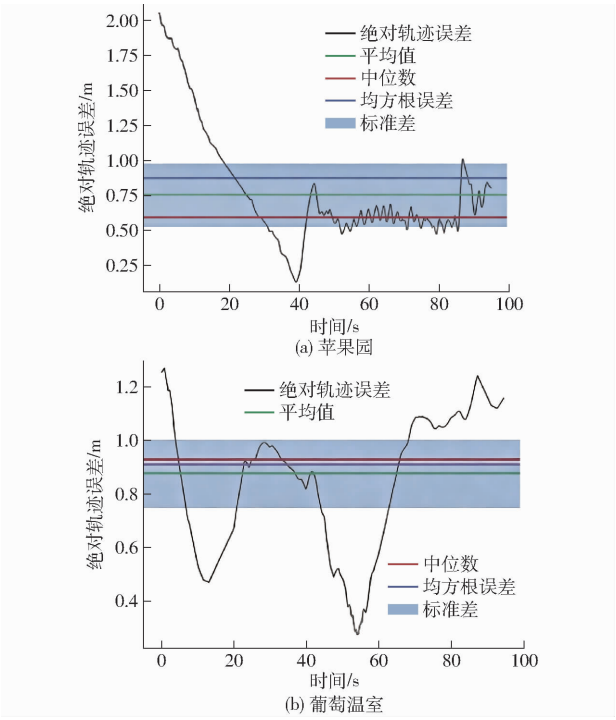
为了提高检测线段稳定性,LSD 和 EDLines 线段检测算法都选择较长线段作为检测目标确立路标点,所以这 2 个线段检测算法主要对果树枝干进行识别。试验场地选择结果期苹果园和葡萄温室 2 种场景,分别对应枝干遮挡严重环境以及建筑遮挡严重,直线特征丰富的环境,试验场地如图 8 所示。


(a) 苹果园 (b) 葡萄温室

图 8 轨迹误差试验场地

Fig. 8 Experimental site for trajectory error

PL-VINS 与本文方法绝对轨迹误差试验结果如图 9、10 所示,2 种方法误差参数如表 1、2 所示。

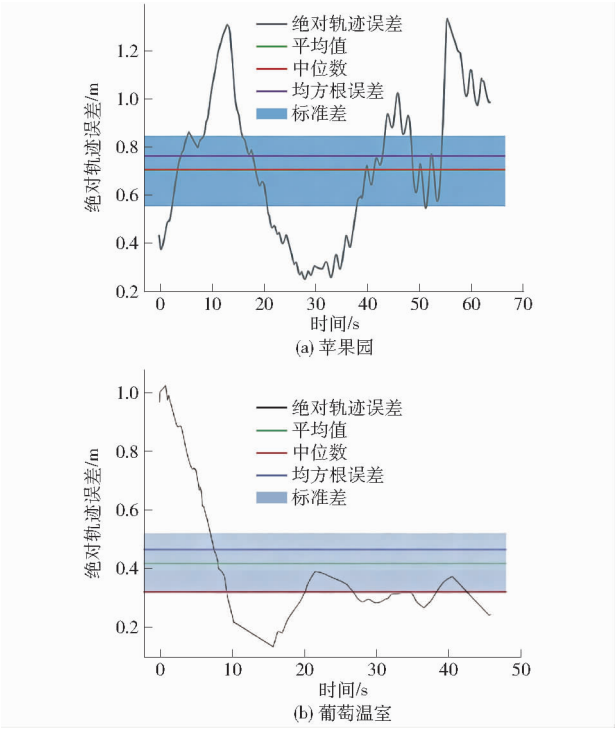


(a) 苹果园

(b) 葡萄温室

图 9 PL-VINS 绝对轨迹误差试验结果

Fig. 9 ATE results of PL-VINS



(a) 苹果园

(b) 葡萄温室

图 10 本文方法绝对轨迹误差试验结果

Fig. 10 ATE results of proposed method

从图 9 可以看出,PL-VINS 在初始化阶段(前 20~40 s)存在较高误差,随后误差迅速收敛并趋于稳定。特别在结果期苹果园中,PL-VINS 约运行 40 s 后,误差从 2 m 降至 0.5 m。收敛趋势表明 PL-VINS 具有良好的自校正能力,能够通过持续的特征

表 1　PL－VINS 绝对轨迹误差

Tab. 1　ATE of PL－VINS　　m

参数	苹果园	葡萄温室
轨迹误差最大值	2.049	1.276
轨迹误差平均值	0.748	0.882
轨迹误差中位数	0.586	0.936
轨迹误差最小值	0.120	0.287
轨迹误差均方根误差	0.872	0.917

表 2　本文方法绝对轨迹误差

Tab. 2　ATE of proposed method　　m

参数	苹果园	葡萄温室
轨迹误差最大值	1.343	1.023
轨迹误差平均值	0.701	0.418
轨迹误差中位数	0.704	0.322
轨迹误差最小值	0.248	0.129
轨迹误差均方根误差	0.759	0.465

观测优化位姿估计。

从表 1 可得，PL－VINS 在结果期苹果园中 APE 平均值达到 0.748 m，最大误差为 2.049 m。葡萄温室环境下，尽管其最大误差（1.276 m）低于结果期苹果园，但平均误差（0.882 m）和中位误差（0.936 m）均高于结果期苹果园。

从图 10 可以看出，本文方法在初始化阶段（前 20～30 s）存在较高误差，随后误差迅速收敛并趋于稳定。特别是在葡萄温室中，系统在经过约 20 s 的运行，误差从初始的约 1.0 m 降至 0.3 m。

从表 2 可得，本文所提出的位姿估计方法在不同果园环境中表现出显著差异。葡萄温室环境中，本文方法表现较好，平均误差仅为 0.418 m，RMSE 为 0.465 m，中位误差为 0.322 m。结果期苹果园环境中，位姿估计精度低于葡萄温室，平均误差为 0.701 m，RMSE 为 0.759 m。

对比表 1 和表 2，在结果期苹果园中，本文方法在平均误差和 RMSE 方面略微优于 PL－VINS，然而，本文方法最大误差显著低于 PL－VINS，表明本文方法在精度方面具有一定优势。在葡萄温室环境中，本文方法表现较为出色，平均误差显著低于 PL－VINS，RMSE 和最大误差均优于 PL－VINS。这是由于葡萄温室具有规则的网格状支架结构和丰富的点状特征（如支架连接点、叶片纹理等），这些特征非常适合 EDLines 的点特征提取和匹配算法。此外，温室环境光照条件相对稳定，减少了光照变化对特征提取的干扰，也有利于本文方法发挥性能。

5.3.2　相对轨迹误差试验

相对轨迹误差（Relative trajectory error，RTE）用于衡量算法在连续时间点间的运动估计准确性，反映了局部运动恢复精细程度。相对位姿误差为

$$\boldsymbol{RTE}_i = (\boldsymbol{Q}_i^{-1}, \boldsymbol{Q}_{i+\Delta})^{-1} (\boldsymbol{P}_i^{-1}, \boldsymbol{P}_{i+\Delta}) \tag{16}$$

与绝对轨迹误差相同，在实际评估时相对轨迹误差通常仅考虑平移误差且使用相对轨迹误差均方根误差作为最终评估值，此时，RMSE 计算式为

$$RMSE(\boldsymbol{E}_{i:n}, \Delta) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i-1}^{n} (\| \mathrm{trans}(\boldsymbol{E}_i) \|)^2} \tag{17}$$

PL－VINS 与本文所提出的位姿估计方法相对轨迹误差试验结果见图 11、12，2 种方法对应的误差参数见表 3、4。

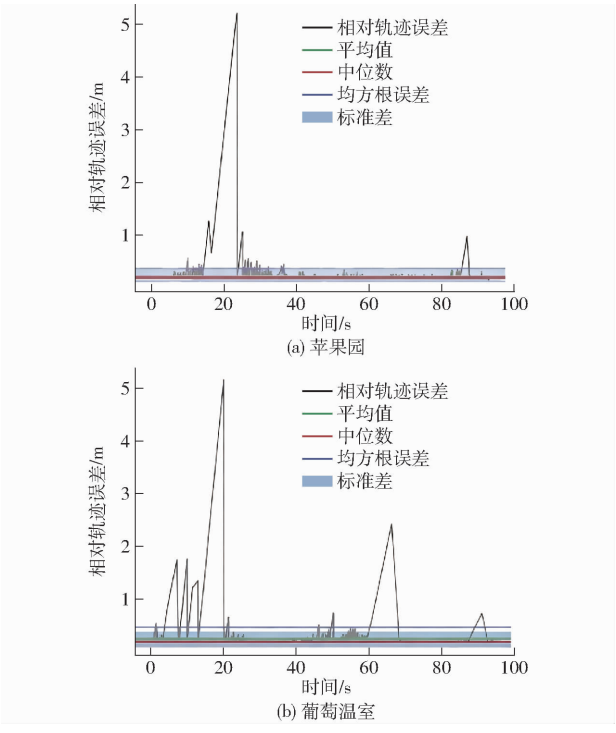


图 11　PL－VINS 相对轨迹误差试验结果

Fig. 11　RTE results of PL－VINS

从图 11 和表 3 可得，PL－VINS 在结果期苹果园中对应的最大轨迹误差和均方根误差较低。表明 PL－VINS 在该环境中准确性和稳定性均较高。葡萄温室环境下，PL－VINS 最大轨迹误差较高，但最小轨迹误差较优。

从图 12 和表 4 可得，2 种环境中，本文方法在结果期苹果园环境中表现较好，最大轨迹误差、均方根误差均较低。表明本文方法在该环境中准确性和稳定性均较高。

从表 3、4 可知，最大轨迹误差方面，本文方法在结果期苹果园中的性能显著优于 PL－VINS，表明本文方法在控制极端误差方面能力更强，尤其是在复杂场景下输出位姿参数的稳定性更强。葡萄温室中 2 种方法最大误差相对接近，但本文方法仍保持较低误差，显示其适应不同环境的能力。在平均误差和中位数上，本文方法均优于 PL－VINS，平均误差

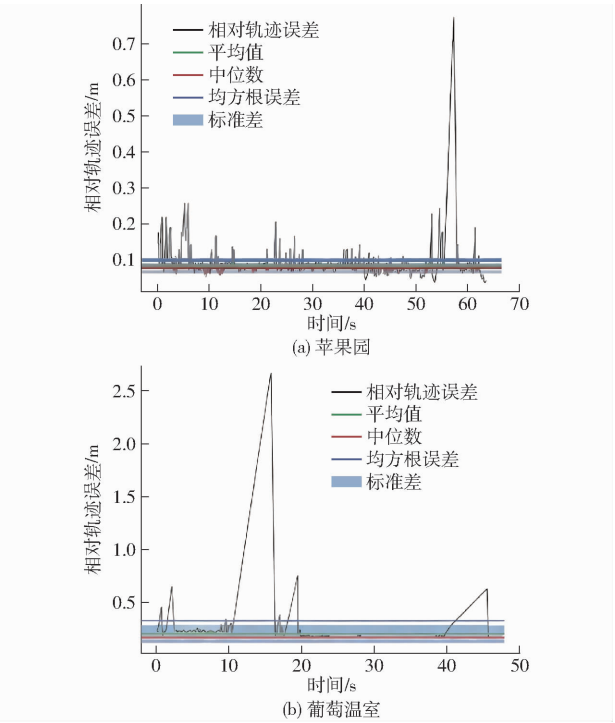


图 12 本文方法相对轨迹误差试验结果

Fig. 12 RTE results of proposed method

表 3 PL – VINS 相对轨迹误差

Tab. 3 RTE of PL – VINS m

参数	苹果园	葡萄温室
轨迹误差最大值	4. 731	5. 403
轨迹误差平均值	0. 070	0. 066
轨迹误差中位数	0. 050	0. 014
轨迹误差最小值	0. 010	0. 001
轨迹误差均方根误差	0. 205	0. 301

普遍维持在 0. 05 m 左右,误差分布更集中,定位准确性和整体稳定性显著提升,最小误差表明 2 种方法均可在部分时刻达到较高的定位精度。

除此之外,本文方法不仅误差均值低,而且误差波动明显减小,特别是在结果期苹果园中,本文方法将 RMSE 由 PL – VINS 的 0. 205 m 降低到 0. 065 m,体现了本文方法对鲁棒性和精度的改善。

表 4 本文方法相对轨迹误差

Tab. 4 RTE of proposed method m

参数	苹果园	葡萄温室
轨迹误差最大值	0. 711	2. 477
轨迹误差平均值	0. 052	0. 047
轨迹误差中位数	0. 046	0. 013
轨迹误差最小值	0. 008	0. 002
轨迹误差均方根误差	0. 065	0. 165

综上所述,本文方法在绝对轨迹误差和相对轨迹误差方面表现出更高的精度和鲁棒性,试验结果说明本文方法在多样化果园环境中的适用性和优越性能,具备较强的应用潜力。

6 结论

(1)设计了一种适用于果园无人机的位姿估计方法,提出了点特征与线特征的融合策略,充分利用果园环境中的丰富线性结构信息,引入 EDLines 线段提取算法和光流法实现特征线在连续帧间的快速跟踪与匹配,通过三维特征重建得到特征位姿,建立了紧耦合位姿估计模型融合惯性信息与视觉信息,在局部滑动窗口内构造联合最小化的全局代价函数,求解了该函数完成准确的位姿估计。

(2)果园环境试验结果表明,本文方法 EDLines + LK 线段检测跟踪方案相较于传统的线段检测跟踪方案耗时减少 20. 66 ms,相较于传统方法,本文方法绝对轨迹误差平均值降低 10%,相对轨迹误差平均值降低 27%,本文方法性能显著优于传统方法,有效提高了果园无人机导航系统精度,为果园无人机安全完成作业任务提供了保障。

参 考 文 献

[1] 潘昊,张若宇,蔡凤杰,等. 棉花生产智慧农场标准体系研究[J]. 农业机械学报,2025,56(5):38 – 48.
PAN Hao, ZHANG Ruoyu, CAI Fengjie, et al. Standard system for smart cotton production farms[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 38 – 48. (in Chinese)

[2] BLOK P M, VAN BOHEEMEN K, VAN EVERT F K, et al. Robot navigation in orchards with localization based on particle filter and Kalman filter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 261 – 269.

[3] 张若宇,张建强,夏彬,等. 数字棉花技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报,2025,56(5):1 – 16.
ZHANG Ruoyu, ZHANG Jianqiang, XIA Bin, et al. Research progress on digital cotton technology and equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 1 – 16. (in Chinese)

[4] REN X, HUANG B, YIN H. A review of the large-scale application of autonomous mobility of agricultural platform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107628.

[5] 刘祥,项若雪,班成龙,等. 基于改进 YOLO v8 的轻量化棉铃识别模型与产量预测方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(5):130 – 140.
LIU Xiang, XIANG Ruoxue, BAN Chenglong, et al. Lightweight cotton boll detection model and yield prediction method based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 130 – 140. (in Chinese)

[6] ZHANG C, VALENTE J, KOOISTRA L, et al. Orchard management with small unmanned aerial vehicles: a survey of sensing

and analysis approaches[J]. Precision Agriculture, 2021, 22(6): 2007 - 2052.
[7] 张漫,季宇寒,李世超,等.农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1 - 18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1 - 18. (in Chinese)
[8] 丛佩超,崔利营,万现全,等.基于改进 ORB - SLAM2 的果园喷药机器人定位与稠密建图算法[J].农业机械学报,2023, 54(7):45 - 55.
CONG Peichao, CUI Liying, WAN Xianquan, et al. Localization and dense mapping algorithm for orchard spraying robot based on improved ORB - SLAM2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 45 - 55. (in Chinese)
[9] 沈跃,肖鑫桦,刘慧,等.果园机器人 LiDAR/IMU 紧耦合实时定位与建图方法[J].农业机械学报,2023,54(11):20 - 28,48.
SHEN Yue, XIAO Xinhua, LIU Hui, et al. Real-time localization and mapping method for agricultural robot in orchards based on LiDAR/IMU tight-coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 20 - 28, 48. (in Chinese)
[10] CHEN M, TANG Y, ZOU X, et al. 3D global mapping of large-scale unstructured orchard integrating eye-in-hand stereo vision and SLAM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106237.
[11] OU F, LI Y, LI N, et al. SG - ISBP: orchard robots localization and mapping with ground optimization and loop closure detection integration[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(8): 13164 - 13174.
[12] WANG K, KOOISTRA L, WANG Y, et al. Benchmarking of monocular camera UAV-based localization and mapping methods in vineyards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109661.
[13] ZHANG Y, LI B, SUN S, et al. GCMVF - AGV: globally consistent multiview visual-inertial fusion for AGV navigation in digital workshops[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1 - 16.
[14] LIU J, ZHENG Q, MA W, et al. Mamba model guided deep visual-inertial odometry[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 158: 111326.
[15] XU W, PENG X, KNEIP L. Tight fusion of events and inertial measurements for direct velocity estimation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 40: 240 - 256.
[16] CHEN S, LI X, LI S, et al. iKalibr - RGBD: partially-specialized target-free visual-inertial spatiotemporal calibration for RGBDs via continuous-time velocity estimation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 10(1): 80 - 87.
[17] XIA Y, WU H, ZHU L, et al. A multi-sensor fusion framework with tight coupling for precise positioning and optimization [J]. Signal Processing, 2024, 217: 109330.
[18] XIONG J, LIANG J, ZHUANG Y, et al. Real-time localization and 3D semantic map reconstruction for unstructured citrus orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108217.
[19] BLOESCH M, OMARI S, HUTTER M, et al. Robust visual inertial odometry using a direct EKF-based approach[C]// Proceedings of 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 298 - 304.
[20] 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.
[21] LI M, MOURIKIS A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry[J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 32(6): 690 - 711.
[22] 章国锋,黄赣,谢卫健,等.基于单目视觉惯性的同步定位与地图构建方法综述[J].中国图象图形学报,2024,29(10): 2839 - 2858.
ZHANG Guofeng, HUANG Gan, XIE Weijian, et al. A review of monocular visual-inertial SLAM[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(10): 2839 - 2858. (in Chinese)
[23] XU J, FANG Y, GAO W, et al. Mobile robot localization method based on point-line feature visual-inertial SLAM algorithm [J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2025, 52(3): 391 - 402.
[24] ZHANG D, SHEN Y, LU J, et al. IPR-VINS: real-time monocular visual-inertial SLAM with implicit plane optimization[J]. Measurement, 2024, 226: 114099.
[25] 职恒辉,尹晨阳,李慧斌.基于深度学习的视觉里程计方法综述[J]. 计算机工程与应用,2022,58(20):1 - 15.
ZHI Henghui, YIN Chenyang, LI Huibin. Review of visual odometry methods based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(20): 1 - 15. (in Chinese)
[26] 秦忠刚,徐子阳,周立.单目点线融合的室内无人机视觉惯性定位算法[J].电光与控制,2025,32(10):20 - 26.
QIN Zhonggang, XU Ziyang, ZHOU Li. Monocular point-line fusion based visual-inertial localization algorithm for indoor drones [J]. Electronics Optics & Control, 2025, 32(10): 20 - 26. (in Chinese)
[27] PUMAROLA A, VAKHITOV A, AGUDO A, et al. PL - SLAM: real-time monocular visual SLAM with points and lines[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Singapore: IEEE, 2017: 4503 - 4508.
[28] HE Y, ZHAO J, GUO Y, et al. PL - VINS: real-time monocular visual-inertial SLAM with point and line features[J]. Autonomous Robots, 2020, 44(8): 1315 - 1334.
[29] GIOI V G R, JAKUBOWICZ J, MOREL J, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing on Line, 2012, 2: 35 - 55.