光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022112901

基于融合改进RANSAC光流法的无人机视觉SLAM研究

杨永刚[1]，武楚健[2*]，杨正全[1]

（中国民航大学 1. 交通科学与工程学院；2. 航空工程学院，天津 300300）

摘　要： 针对同时定位与建图(SLAM)中存在定位精度不足、匹配特征点误差累积和特征匹配时间较长，提出了一种融合改进RANSAC光流法的优化算法。该方法基于传统RANSAC算法，加入最小二乘法对模型进行迭代优化来估计最优模型，对光流法的误匹配点进行剔除，大量减少图像误匹配特征点；把融合改进后的RANSAC光流法与特征点通过卡尔曼滤波进行融合，最后使用改进后的算法在公开的EuRoC MAV数据集中进行SLAM定位精度实验。实验结果表明：该改进算法能够有效减小光流法特征匹配的误差，从而提高无人机视觉SLAM的定位精度。

关键词： 无人机；同时定位与建图；光流法；RANSAC

中图分类号： TP391.4　**文章编号：** 1001－5868(2023)02－0277－07

Research on UAV Visual SLAM Based on Fusing Improved RANSAC Optical Flow Method

YANG Yonggang[1], WU Chujian[2], YANG Zhengquan[1]

(1. College of Transportation Science and Engineering; 2. College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, CHN)

Abstract: In order to solve the problems in simultaneous localization and mapping (SLAM), such as insufficient localization accuracy, accumulation of error of matching feature points and long matching time of feature points, a fusing improved RANSAC optical flow optimization algorithm is proposed. Based on the traditional RANSAC algorithm, the least square method was added to iteratively optimize the model to estimate the optimal model, and the mismatching points of optical flow method were removed to reduce a large number of image mismatching feature points. Then the improved RANSAC optical flow method was fused with the feature points through Kalman filtering. Finally, the improved algorithm was used to perform SLAM localization accuracy experiments in the open EuRoC MAV data set. Experimental results show that the improved algorithm in this paper can effectively reduce the feature matching error of optical flow method, thus improving the positioning accuracy of UAV visual SLAM, which proves the effectiveness and feasibility of the improved algorithm.

Key words: UAV; SLAM; optical flow method; RANSAC

0　引言

当无人机处在环境情况未知且无法接收GPS信号的室内时，可以利用同时定位与建图(SLAM)算法来帮助无人机构建该未知环境地图，从而获取无人机在该环境下的准确位置信息。目前，视觉

收稿日期：2022－11－29.

基金项目：国家自然科学基金项目(62173332).

* **通信作者：**武楚健　**E-mail：**cjone544039048@163.com

SLAM[1-2]所使用的硬件设备有 IMU、单目相机、双目相机、RGB-D 相机以及激光传感器等。其中，激光传感器获取的外部环境信息较为精确，使得 SLAM 建立的地图环境信息精准度较高，但由于激光传感器的价格高昂，不能得到广泛的应用。因此，视觉 SLAM 多采用价格较为低廉、功能单一的单目、双目、RGB-D 相机以及 IMU 来进行环境信息收集。如文献[3]提出的一种单目融合 IMU 的 mono SLAM 系统，能够实时建立周围环境地图。在视觉 SLAM 领域方面，图像特征点提取是视觉 SLAM 中尤为重要的环节。目前，可以将图像特征点提取方法分为三大类，即特征点法[4]、直接法[5]和光流法[6]。

特征点法[7]通过提取图像特征点，计算特征点的描述子，并通过描述子来匹配，并估算相机运动。目前应用较为广泛的特征点算法有 SIFT[8]，SURF[9]和 ORB[10]，其中 SIFT 与 SURF 先提取关键点，再计算描述子，由于以上两种算法运算速度较慢所以更适应于稳定、变化较少的图像中。而 ORB 将关键点与描述子结合，在速度方面相较于以上两种算法更快，也能保持特征点旋转与尺度不变。角点作为特征点的一种，可通过图像局部区域提取特殊点然后进行局部分析。提取方法主要有 Harris 和 Shi-Tomasi，由于角点区分度高，所以具有可精确定位稳定的特征。而 Shi-Tomasi 角点在 Harris 角点的基础上引入角点响应函数，进而提高了角点检测的速度与精度。光流法[11]通过光流来跟踪特征点的运动，保留了特征点，只计算关键点，不计算描述子，能够大幅缩短特征匹配的时间，进而保证无人机 SLAM 实时性的要求。如文献[12]提出了一种 LK 光流与 ORB 融合的特征匹配算法，通过使用 K 最近邻半径搜索作为特征滤波器剔除匹配，提高匹配精度及实时性。而直接法[13]根据像素的亮度信息，估计相机的运动，可以不计算关键点与描述子，只需环境存在明暗变化便可运行，但在后端优化中需要处理大量数据，需要 GPU 加速才能做到实时化。如文献[14]提出了一种融合特征法与直接法的 RGB-D SLAM，在提取图像 ORB 特征后，使用 BA 对关键帧位姿以及地图点位置进行优化，从而提高建图实时性。

SLAM 系统在运行过程中，相机的位姿运动与特征匹配紧密相关，如果图像特征匹配后存在大量误匹配的特征点时，会导致 SLAM 系统计算位姿时出现较大的误差，使搭载 SLAM 系统的无人机不能精确建立周围地图，并且会增加后端数据优化的运算时间，从而影响算法整体的实时性。因此，如何减小误匹配特征点的数量对于视觉 SLAM 尤为重要。通常，SLAM 使用随机抽样一致(Random Sample Consensus，RANSAC)进行误匹配特征点的剔除。但由于 RANSAC 在迭代最优模型过程中，没有对内点集进行评价，剔除误匹配特征点的效果不好。文献[15]对 RANSAC 进行改进，首先使用最小距离阈值法对初始匹配集进行粗筛，再使用 RANSAC 进行内点计算，得到内点后采用对极几何约束确定内点，其中，改进后的 RANSAC 在精度方面有所提升，但再次进行对极几何约束确定内点的基础矩阵，增加算法运行时间，对于实时性方面有待考究。

本文针对 RANSAC 算法剔除误匹配特征点效果较差、误差累积而导致 SLAM 定位精度不高的问题，提出了一种融合改进 RANSAC 的光流特征匹配算法。该改进方法在 RANSAC 算法基础上，加入了最小二乘法对模型进行迭代优化，并把融合改进后的 RANSAC 光流法与特征点通过卡尔曼滤波进行融合，从而保证 SLAM 系统运行的实时性，同时提升算法整体精度。

1 特征点提取与追踪

1.1 LK 光流法

光流法是一种为了估计图像像素随时间在多个图像间进行运动的方法。根据所计算像素的数量不同，将光流法分为稀疏光流法与稠密光流法。其中，稀疏光流法选取图像部分像素进行计算，而稠密光流则选取图像的所有像素进行计算。LK 光流法在传统光流法的基础上估计角点在两帧图像中的运动参数，根据估计的运动参数可以寻找当前图像中的角点在下一帧图像中的位置。如图 1 所示。

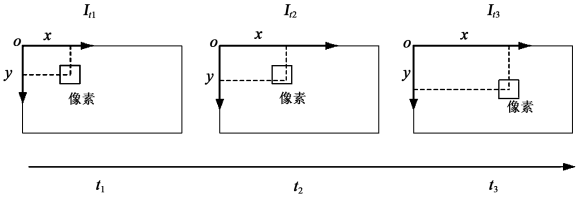


图 1 LK 光流法示意图

LK 光流法的实现是基于灰度不变假设进行的，当 t 时刻(x,y)处的像素，在 $t+\mathrm{d}t$ 时刻该像素运动到 $(x+\mathrm{d}x,y+\mathrm{d}y)$ 处。则有式(1)：

$$I(x+\mathrm{d}x,y+\mathrm{d}y,t+\mathrm{d}t)=I(x,y,t) \quad (1)$$

对式(1)左边进行泰勒展开：

$$I(x+\mathrm{d}x,y+\mathrm{d}y,t+\mathrm{d}t)\approx I(x,y,t)+\frac{\partial I}{\partial x}\mathrm{d}x+\frac{\partial I}{\partial y}\mathrm{d}y+\frac{\partial I}{\partial t}\mathrm{d}t \quad (2)$$

基于灰度不变假设，则在下一时刻的灰度就等于之前时刻的灰度：

$$\frac{\partial I}{\partial x}\mathrm{d}x+\frac{\partial I}{\partial y}\mathrm{d}y+\frac{\partial I}{\partial t}\mathrm{d}t=0 \quad (3)$$

式(3)除以 $\mathrm{d}t$，得：

$$\frac{\partial I}{\partial x}\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}+\frac{\partial I}{\partial y}\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t}=-\frac{\partial I}{\partial t} \quad (4)$$

式中，$\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}$为在 x 轴上像素的运动速度，$\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t}$为 y 轴上运动的速度，并记为 v_x，v_y。$\frac{\partial I}{\partial x}$为图像在该点处 x 轴上的梯度，$\frac{\partial I}{\partial y}$为 y 轴上的梯度，记为 I_x，I_y。将图像灰度相对于时间的变化量记为 I_t，有：

$$\begin{bmatrix}I_x & I_y\end{bmatrix}\begin{bmatrix}v_x\\v_y\end{bmatrix}=-I_t \quad (5)$$

可以将式(5)变换为关于 v_x，v_y 的超定线性方程，并使用最小二乘法求解。

1.2　特征匹配算法

特征点在提取过程中，通常将关键点和描述子作为特征点的评价标准。由于无人机视觉 SLAM 在运行过程中要保证特征提取的实时性与准确性，本文选取了三种能够兼顾实时性与精确度的特征提取算法 SIFT，Harris，Shi-Tomasi。通过对以上三种算法进行特征提取时间实验，如表 1。

表 1　特征点提取算法对比

特征点数量	算法运行时间/ms		
	SIFT	Harris	Shi-Tomasi
50	106.2	73.1	66.8
100	204.8	164.6	157.3
200	281.2	271.3	230.5
300	325.7	309.8	284.1

由该特征点提取实验可得，在 SIFT，Harris，Shi-Tomasi 三种算法中，Shi-Tomasi 角点算法运行所使用的时间最短。其中，Shi-Tomasi 角点是基于 Harris 角点改进而来，将 Harris 角点的响应函数进行阈值比较。在图像特征提取时，Shi-Tomasi 算法获得的角点质量比 Harris 算法的更高。因此，本文选择 Shi-Tomasi 算法来进行特征提取。

2　算法改进

2.1　RANSAC 算法

特征匹配算法对图像数据集进行特征点匹配后，由 RANSAC 算法对图像数据集中的特征点进行内外点区分，并通过多次优化迭代计算出该图像数据集下的最优模型，具体步骤如下：

步骤 1：从图像数据集 P 中随机选取 n 个数据，其中所选取的 n 个数据需要满足构成图像数据集模型 Q 的数量。计算求得图像数据集模型的各项参数；

步骤 2：使用模型 Q 对图像数据集的所有匹配点进行距离计算，如果某匹配点与模型 Q 之间的距离小于阈值时，则将该匹配点设为内点；如果距离大于阈值时，则该匹配点为外点；

步骤 3：对步骤 1、步骤 2 进行循环迭代，直到迭代次数满足预期设定的迭代值时，将内点数最多的模型记为最优模型 Q_{best} 并保存该模型的各项参数。其中 RANSAC 算法的迭代次数需满足下式：

$$1-p_n=(1-w^n)^k \quad (6)$$

式中，w 表示图像数据集中数据点是外点的概率；n 表示构成数据集模型所需要最少的数据；k 表示模型 Q 迭代为 Q_{best} 所需要的最小迭代次数；p_n 为置信度。

迭代次数可以表示为：

$$k=\frac{\ln(1-p_n)}{\ln(1-w^n)} \quad (7)$$

基于 RANSAC 的方法具有局限性，例如异常值的误报率增加，从而导致内点数减少、不必要的高迭代次数和较高的计算时间。这些缺陷可能是由于随机采样过程、噪声的存在以及对初始值的错误假设造成的，就会对迭代模型过程产生影响，因而得不到真正的最优模型 Q_{best}。

2.2　改进的 RANSAC 算法

针对 RANSAC 算法存在的缺点，本文提出了一种改进的 RANSAC 算法进一步提高匹配算法的精度。该算法将从提高内点率以及构建优化模型两方面来进行，从而得到最优模型 Q_{best}。

通过对匹配点进行距离计算，剔除距离比阈值大的匹配点，构建内点集，用满足阈值的内点来进行模型计算，得到模型后，对现有内点集使用最小二乘迭代构建模型，直到迭代次数满足要求 Q 后，输出最优模型。算法流程图如图 2。

步骤 1：与传统 RANSAC 算法一致，从数据集 P 中随机选取 n 个数据，其中所选取的 n 个数据需要满足构成图像数据集模型 Q 的数量，并计算模型参数；

步骤 2：模型 Q 对图像数据集的所有匹配点进行距离计算，并根据阈值判断内外点，保留内点，剔除外点；

步骤 3：将已获取的内点集作为初始样本，进行基于最小二乘法的初始样本模型假设，得到 Q_2；

步骤 4：计算内点集与经过最小二乘法优化过的样本模型 Q_2 间的距离，并通过与阈值比较，筛选内点、剔除外点；

步骤 5：对以上四步进行循环迭代，使得迭代次数满足预期设定迭代值，得到最优模型 Q_{best}。

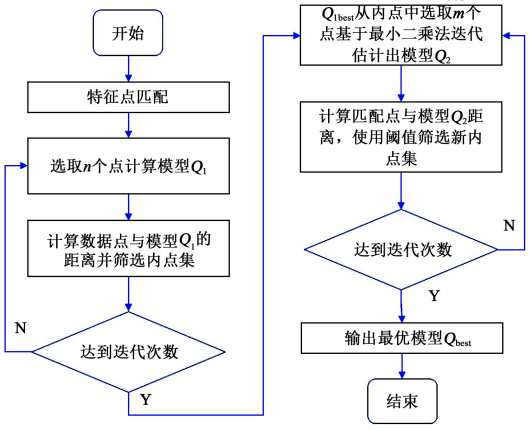


图 2 算法流程图

算法模型：

迭代次数为 $k=0$，当前最佳模型 $Q_{\text{cbest}}=0$，全局最优模型 $Q_{\text{best}}=0$，迭代模型 $Q_k=0$，循环最优模型 $Q_{\text{lbest}}=0$，当前保存的模型 $Q_{\text{sbest}}=0$。输入：所有匹配点 n，求解模型未知参数所需的最小点数 s，预先设定的阈值 θ。

输出：全局最优模型 Q_{best}

While $k<N$
选择初始随机样本 s
使用初始样本生成假设
针对所有数据点评估假设
计算样本数据迭代模型 Q_k 参数
if $Q_k > Q_{\text{cbest}}$
$Q_{\text{cbest}}=Q_k$
$Q_{\text{lbest}}=0$
While($Q_{\text{lbest}}>Q_{\text{cbest}}$)
if $Q_{\text{lbest}}\neq 0$
$Q_{\text{cbest}}=Q_{\text{lbest}}$
end if
选择内点集将 Q_{cbest} 作为初始样本
使用最小二乘法对初始样本进行模型假设
对所有内点集进行评估
计算数据模型，更新 Q_{lbest}
end While
if $Q_{\text{cbest}} \geqslant Q_{\text{sbest}}$
$Q_{\text{sbest}}=Q_{\text{cbest}}$
else
$Q_{\text{cbest}}=Q_{\text{sbest}}$
end if
更新 Q_{cbest}
end if
$k=k+1$
end while
$Q_{\text{best}}=Q_{\text{cbest}}$

2.3 改进的 RANSAC 光流法与特征点匹配融合

光流法不需要计算描述子而是直接通过图像的灰度值进行特征点匹配，然后估算相机位姿，能够减少大量特征点描述子的运算。然而，光流法对图像的光度变化较为敏感，在环境亮度达不到算法运行要求时，光流法易出现特征点缺失的问题。针对该问题，本文在光流法进行特征点匹配过程中，引入 Shi-Tomasi 角点作为特征点进行特征补偿。因为 Shi-Tomasi 算法所提取的角点特征明显、算法计算速度快，保证实时性的前提下还能够提高光流法的精度。在无人机 SLAM 图像帧间运动过程中，将光流法用来估计预测相机的运动，作为预测数据；将特征点 Shi-Tomasi 算法用来估计相机的帧间运动，作为更新数据，通过卡尔曼滤波对以上两种数据进行融合。

(1)卡尔曼预测数据：

$$\hat{x}_k = \boldsymbol{F}_k \hat{x}_{k-1} + u_k$$
$$P_k = \boldsymbol{F}_k \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{F}_k^{\mathrm{T}} + Q \tag{8}$$

式中，$\hat{x}_{k-1}$ 为前一帧的状态估计，$\boldsymbol{P}_{k-1}$ 为前一帧的协方差矩阵，$\boldsymbol{F}_k$ 状态转移矩阵，$\hat{x}_k$ 为当前帧的位置，$\boldsymbol{P}_k$ 为当前帧的协方差矩阵，$\boldsymbol{Q}$ 为噪声协方差矩阵，u_k 为光流法追踪的相机位姿估计值。

观测方程：

$$z_k = \boldsymbol{H} x_k + v_k \tag{9}$$

式中，z_k 为特征点估算相机位姿，$\boldsymbol{H}$ 为单位矩阵，v_k

为噪声。

(2)卡尔曼更新数据：

$$K=\frac{\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}} \tag{10}$$

式中，K 为卡尔曼增益，$\boldsymbol{R}$ 为观测噪声协方差矩阵。

$$\hat{x}'_k=\hat{x}_k+K(z_k-C\hat{x}_k)$$

$$\hat{\boldsymbol{P}}_k=(1-K\boldsymbol{H})\boldsymbol{P}_k \tag{11}$$

式中，$\hat{x}'$为融合后的当前位置相机位姿，$\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 为融合后当前的协方差矩阵。

3　实验结果与分析

3.1　融合改进算法的特征匹配

本文算法验证平台的配置为 Intel(R) Xeon(R) W-2245 CPU 3.90 GHz，32 GB 内存，软件方面，实验采用 EuRoC MAV 数据集，基于 Ubuntu18.04 系统进行算法验证。该数据集分别是工厂及房间环境，在以上两种环境中对 RANSAC 与改进 RANSAC 进行对比实验，如图 3～6 所示。



图 3　经过 RANSAC 剔除误匹配(工厂环境)

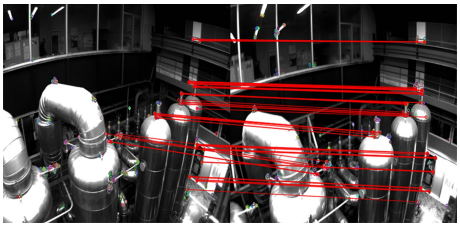


图 4　经过改进算法剔除误匹配(工厂环境)

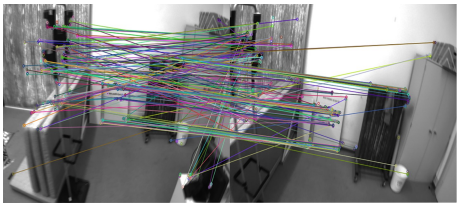


图 5　经过 RANSAC 剔除误匹配(房间环境)

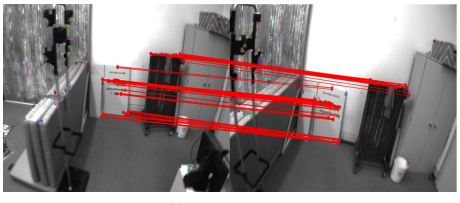


图 6　经过改进算法剔除误匹配(房间环境)

3.2　无人机视觉 SLAM 算法精度评估

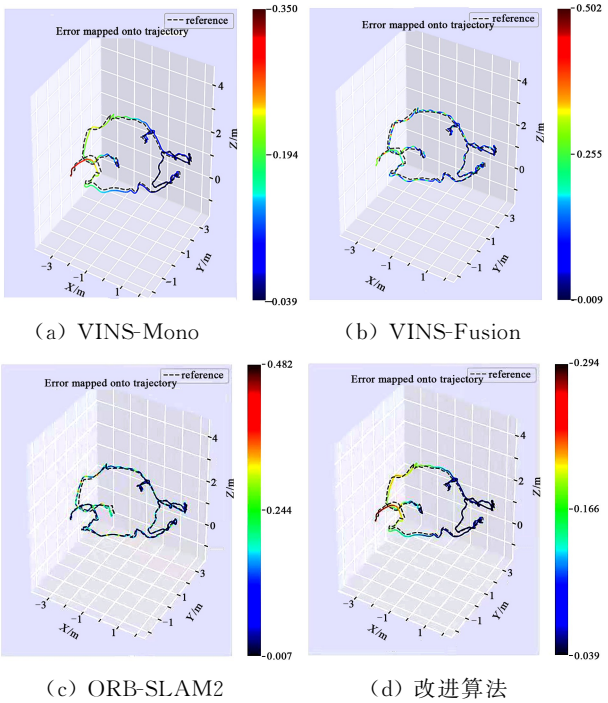
在 EuRoC MAV 数据集中对双目及 IMU 融合的 SLAM 改进算法与 SLAM 算法 VINS-Mono，VINS-Fusion[16]，ORB-SLAM2 进行精度评估。在评估工作中，通过算法的估计轨迹 $T_{\mathrm{esti},i}$ 与真实轨迹 $T_{\mathrm{gt},I}$ 的差异来对算法精度进行评价，在本文的仿真实验中，用 EVO 软件计算绝对轨迹误差，如图 7。绝对轨迹误差将估计的位姿与真实的位姿进行比较，生成轨迹的三维图来反应出这两种轨迹的全局一致性以及轨迹精度。

绝对轨迹误差(ATE)

$$ATE_{\mathrm{all}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\|\log\left(T_{\mathrm{gt},i}^{-1}T_{\mathrm{esti},i}\right)^{\vee}\right\|_2^2} \tag{12}$$

均方根误差(RMSE)：

$$RMSE(X,h)=\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(h(x_i)-y_i)^2} \tag{13}$$



(a) VINS-Mono　(b) VINS-Fusion

(c) ORB-SLAM2　(d) 改进算法

图 7　不同 SLAM 算法在 EuRoc MAV V2-01 easy 数据集下的绝对轨迹误差

在仿真实验过程中，ROS 平台的双目融合 IMU SLAM 系统平均运行帧率为 30 f/s。本文改进算法与其他三种不同开源算法进行对比如表 2 所示，MH_01_easy 为 MH01e，MH_04_difficult 为 MH04d，MH_05_difficult 为 MH_05d，V1_02_medium 为 V102m，V1_03_difficult 为 V103d，V2_01_easy 为 V201e。通过 RMSE 数据显示，本文改

进算法在估计轨迹精度方面均优于 VINS-Mono，VINS-Fusion，ORB-SLAM2 算法，而且在 6 种环境中最大误差、最小误差明显小于其他三种主流算法。

表 2 本文改进算法与其他三种 SLAM 算法绝对轨迹误差数据对比

序列	Max/m	Main/m		Rmse/m
	本文算法	VINS-Mono	VINS-Fusion	ORB-SLAM2
V201e	0.294/0.350/0.502/0.482	0.039/0.039/0.009/0.007		0.166/0.194/0.255/0.244
V102m	0.203/0.478/0.532/0.438	0.009/0.018/0.017/0.023		0.110/0.318/0.304/0.357
V103d	0.206/0.332/0.241/0.364	0.013/0.034/0.006/0.045		0.089/0.309/0.112/0.095
MH04d	0.607/0.691/0.673/0.732	0.028/0.060/0.081/0.053		0.380/0.421/0.409/0.392
MH05d	0.565/0.764/0.316/0.280	0.050/0.073/0.021/0.042		0.293/0.328/0.312/0.341
MH01e	0.380/0.428/0.337/0.532	0.065/0.157/0.097/0.072		0.253/0.362/0.281/0.317

4 结束语

本文提出一种融合改进 RANSAC 光流法的优化算法，应用在无人机视觉 SLAM 上。对 RANSAC 算法进行改进，给传统 RANSAC 算法筛选出的内点集，引入最小二乘法对初次获取的内点集再次进行模型估计。将改进后的 RANSAC 光流法与特征点通过卡尔曼滤波进行数据融合。实验结果表明，改进后的 RANSAC 算法能够有效剔除误匹配特征点，将该改进算法应用于无人机视觉 SLAM 并与另外三种主流视觉 SLAM 算法进行对比，本文的改进算法能够更精确的估计无人机视觉 SLAM 的位姿。在六种不同环境的数据集中，本文改进算法的轨迹精度最高，证明了该改进算法的有效性与可行性。

参考文献：

[1] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part Ⅰ[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-110.

[2] Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part Ⅱ[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(3): 108-117.

[3] Sola J, Monin A, Devy M, et al. Fusing monocular information in multicamera SLAM[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2008, 24(5): 958-968.

[4] 于雅楠，史敦煌，华春杰. 特征点法 SLAM 视觉里程计自适应优化算法[J]. 系统仿真学报，2022，34(1)：104-112.
Yu Yanan, Shi Dunhuang, Hua Chunjie. Adaptive optimization algorithm of feature-point method SLAM visual odometer[J]. J. of System Simulation, 2022, 34(1): 104-112.

[5] 于建均，王 洋，左国玉，等. 融合惯性信息的单目直接法定位与稠密地图构建[J]. 控制工程，2021，28(10)：1967-1976.
Yu Jianjun, Wang Yang, Zuo Guoyu, et al. Monocular direct legal bit and dense map construction with inertial information [J]. Control Engineering, 2021, 28(10): 1967-1976.

[6] 王通典，刘洁瑜，吴宗收，等. 基于多尺度光流融合特征点视觉-惯性 SLAM 方法[J]. 系统工程与电子技术，2022(3)：977-985.
Wang Tongdian, Liu Jieyu, Wu Zongshou, et al. Feature-point visual-inertial SLAM method based on multi-scale optical flow fusion[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022(3): 977-985.

[7] 许宪东，洪炳镕，关 毅，等. 机器人视觉导航的几种特征点方法比较[J]. 华中科技大学学报(自然科学版)，2011，39(S2)：200-203.
Xu Xiandong, Hong Bingrong, Guan Yi, et al. Comparison of several feature point methods for robot visual navigation[J]. J. of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(S2): 200-203.

[8] 张 静，袁振文，张晓春，等. 基于 SIFT 特征和误匹配逐次去除的图像拼接[J]. 半导体光电，2016，37(1)：136-141.
Zhang Jing, Yuan Zhenwen, Zhang Xiaochun, et al. Image Mosaic based on SIFT feature and successive removal of mismatching[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2016, 37(1): 136-141.

[9] 王中军，晁艳锋. 采用 SURF 特征和局部互相关信息的图像配准算法[J]. 红外与激光工程，2022，51(6)：492-497.
Wang Zhongjun, Chao Yanfeng. Image registration algorithm using SURF features and local cross-correlation information[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(6): 492-497.

[10] 齐乃新，杨小冈，李小峰，等. 基于 ORB 特征和 LK 光流的视觉里程计算法[J]. 仪器仪表学报，2018，39(12)：216-227.
Qi Naixin, Yang Xiaogang, Li Xiaofeng, et al. Visual mileage calculation method based on ORB characteristics and LK optical flow[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 216-227.

[11] 赵明富，陈 兵，宋 涛，等. 融合特征光流与角点特征的图像特征匹配算法研究[J]. 半导体光电，2019，40(4)：539-545，549.
Zhao Mingfu, Chen Bing, Song Tao, et al. Research on image feature matching algorithm combining feature optical flow and corner feature[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(4): 539-545, 549.

[12] 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.

Li Chengmei, Bai Hongyang, Guo Hongwei, et al. A moving target detection and tracking algorithm based on improved optical flow method[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2018, 39(5): 249-256.

[13] 王均晖，孙　蕊，程　琦，等. 无人机组合导航直接法与间接法滤波方式比较[J]. 北京航空航天大学学报，2020，46(11)：2156-2167.

Wang Junhui, Sun Rui, Cheng Qi, et al. Comparison of filtering methods between direct method and indirect method for UAV integrated navigation[J]. J. of Beijing University of Aeronautics and Astronsutics, 2020, 46(11): 2156-2167.

[14] 胡章芳，张　杰，程　亮. 融合特征法与直接法的 RGB-D 稠密视觉 SLAM 算法[J]. 半导体光电，2020，41(4)：548-554，559.

Hu Zhangfang, Zhang Jie, Cheng Liang. RGB-D dense visual SLAM algorithm based on fusion feature method and direct method[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(4): 548-554, 559.

[15] 任　彬，宋海丽，赵增旭，等. 基于 RANSAC 的视觉里程计优化方法研究[J]. 仪器仪表学报，2022，43(6)：205-212.

Ren Bin, Song Haili, Zhao Zengxu, et al. Study on optimization method of visual odometer based on RANSAC[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 205-212.

[16] Dinh N V, Kim G W. Multi-sensor fusion towards VINS: A concise tutorial, survey, framework and challenges[C]// 2020 IEEE Inter. Conf. on Big Data and Smart Computing (BigComp). 2020: 459-462.

作者简介：

杨永刚(1978—)，男，吉林省四平市人，博士，教授，研究方向为无人机技术、无人机运行安全；

武楚健(1998—)，男，陕西省延安市人，硕士，研究方向为无人机视觉、无人机运行安全。