

9-15-2024

Research on ORB-SLAM Algorithm Based on Windowed Matching Estimation

Wanye Yao

Department of Automation, North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071003, China

Zewei Pang

Department of Automation, North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071003, China

Peijie Sun

Department of Automation, North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071003, China

Zhu Wang

Department of Automation, North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071003, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Research on ORB-SLAM Algorithm Based on Windowed Matching Estimation

Abstract

Abstract: To address instability of location accuracy of ORB-SLAM system caused by randomness of camera pose solution method, an improved pose solution method based on feature point windowed matching and analytical ICP is proposed, and the mobile robot ORB-SLAM system is constructed. The extracted feature points are windowed to improve matching efficiency while ensuring good feature point matching, the analytical ICP algorithm is used to solve the camera pose for avoiding iteration, and the windowed pose solution with the smallest error is selected for bundle adjustment to reduce the pose errors caused by local information loss or mismatching. The results show that the proposed method could reduce the trajectory error by more than 30% on average compared with ORB-SLAM2 and ORBSLAM3, and can decrease the probability of camera tracking failure.

Keywords

windowed, feature matching, pose estimation, bundle adjustment, ORB-SLAM, camera trajectory error, mobile robot

Recommended Citation

Yao Wanye, Pang Zewei, Sun Peijie, et al. Research on ORB-SLAM Algorithm Based on Windowed Matching Estimation[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2032-2042.

基于窗口化匹配估计的 ORB-SLAM 算法研究

姚万业, 庞泽伟, 孙沛杰, 王祝*

(华北电力大学(保定) 自动化系, 河北 保定 071003)

摘要: 针对 ORB-SLAM 系统中求解相机位姿存在随机性而引起定位精度不稳定的问题, 提出一种基于特征点窗口化匹配和解析 ICP 的改进位姿求解算法, 构建移动机器人 ORB-SLAM 系统。通过对提取的特征点进行窗口化, 在保证选取良好特征点匹配的同时提高匹配效率; 利用具有解析解的 ICP 算法求解相机位姿避免迭代, 选取误差最小的窗口位姿求解结果进行光束法平差优化, 以减小局部信息丢失或误匹配引起的位姿误差。结果表明: 改进算法能够提高相机轨迹求解精度, 轨迹误差相比 ORB-SLAM2 和 ORB-SLAM3 平均减少 30% 以上, 并可以降低相机跟踪失败的概率。

关键词: 窗口化; 特征匹配; 位姿估计; 光束法平差; ORB-SLAM; 相机轨迹误差; 移动机器人
中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)09-2032-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0528

引用格式: 姚万业, 庞泽伟, 孙沛杰, 等. 基于窗口化匹配估计的 ORB-SLAM 算法研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(9): 2032-2042.

Reference format: Yao Wanye, Pang Zewei, Sun Peijie, et al. Research on ORB-SLAM Algorithm Based on Windowed Matching Estimation[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2032-2042.

Research on ORB-SLAM Algorithm Based on Windowed Matching Estimation

Yao Wanye, Pang Zewei, Sun Peijie, Wang Zhu*

(Department of Automation, North China Electric Power University (Baoding), Baoding 071003, China)

Abstract: To address unstability of location accuracy of ORB-SLAM system caused by randomness of camera pose solution method, an improved pose solution method based on feature point windowed matching and analytical ICP is proposed, and the mobile robot ORB-SLAM system is constructed. The extracted feature points are windowed to improve matching efficiency while ensuring good feature point matching, the analytical ICP algorithm is used to solve the camera pose for avoiding iteration, and the windowed pose solution with the smallest error is selected for bundle adjustment to reduce the pose errors caused by local information loss or mismatching. The results show that the proposed method could reduce the trajectory error by more than 30% on average compared with ORB-SLAM2 and ORB-SLAM3, and can decrease the probability of camera tracking failure.

Keywords: windowed; feature matching; pose estimation; bundle adjustment; ORB-SLAM; camera trajectory error; mobile robot

收稿日期: 2023-05-07 修回日期: 2023-07-20

基金项目: 国家自然科学基金(61903033, U21A20486); 中央高校基本科研业务费专项(2020MS116)

第一作者: 姚万业(1965-), 男, 教授, 博士, 研究方向为移动机器人自主导航控制。

通讯作者: 王祝(1991-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为机器人自主控制、多机器人协同。

0 引言

自动驾驶无人车、移动机器人和无人机等智能设备逐渐走进社会, 为人们的生活提供便利^[1-2]。自主导航控制是智能机器人的核心技术之一, 同时定位与建图(SLAM)是该领域的研究热点^[3-4]。视觉传感器具有成本低、信息丰富的优点, 视觉 SLAM 已成为智能机器人领域的重要研究方向^[5-6]。

视觉 SLAM 算法根据对图像信息利用方式的不同分为直接法和特征法^[7-9]。典型的直接法研究包括 LSD-SLAM(large-scale direct monocular SLAM)^[10-11]、SVO-SLAM(semi-direct monocular visual odometry SLAM)^[12]、DSO-SLAM(direct sparse odometry SLAM)^[13]等, 基于特征的典型方法有 MonoSLAM(real-time single camera SLAM)^[14]、PTAM-SLAM(parallel tracking and mapping SLAM)^[15]、ORB-SLAM(oriented fast and rotated BRIEF SLAM)^[16]等。直接法具有效率高、对特征缺失区域不敏感的优势, 但是对相机参数和曝光敏感, 并且在相机快速运动时容易出现丢失。相反, 特征法具有对光照鲁棒性强、可重复性强、可区别性高的优势^[17-18], 在实际中得到了更广泛的应用。

ORB-SLAM 是一种应用广泛的特征法, 该系统在前端、后端、回环检测和建图均围绕 ORB 特征完成, 拥有很好的实时性。为了解决 ORB-SLAM 系统相机单一且精度低的问题, 文献[19]提出了 ORB-SLAM2 系统, 该系统包括视觉里程计与回环检测的词袋字典模型, 实现实时的回环检测与高鲁棒性的重定位。为了提高定位精度与效率, 文献[20]在 ORB-SLAM2 的基础上使用图像强度进行特征匹配, 提出了 Direct-ORB-SLAM, 提高了系统的精确性。文献[21]在提取特征时融合线特征, 对 ORB-SLAM2 系统进行改进, 降低了在特征少的环境中跟踪丢失的概率。文献[22]在 ORB-SLAM2 系统的基础上, 提出重复运动检测

算法来修改关键帧选择部分, 以提高整个系统的实时性能以及定位精度。文献[23]提出了 ORB-SLAM3 系统, 能够利用 IMU 信息提高系统精确度, 并引入多地图复用来维护全局地图以减少跟踪丢失的情况。

ORB-SLAM 具有鲁棒性高、实时性强、定位精度好、适用相机种类丰富等优点, 但由于其相机位姿求解采用的 EPnP 方法需要通过控制点建立新坐标系进行坐标变换, 并且与相机模型耦合, 依赖相机模型导致稳健性差, 算法精度不稳定, 在跟踪过程中容易发生跟踪失败, 而一旦跟踪失败则需重新建立子地图, 再融合生成全局地图, 精度会大大下降。

对此, 本文提出一种改进的 ORB-SLAM 系统, 通过基于特征点的窗口化匹配和具有解析解的迭代最近点(ICP)算法求解相机位姿, 避免随机性的同时, 提高匹配效率; 选取误差最小的窗口化位姿求解结果进行光束法平差(bundle adjustment, BA)优化, 提高系统整体的位姿估计精度。

1 系统结构框架

1.1 系统概述

视觉 SLAM 系统一般通过视觉传感器读取数据, 然后经过前端视觉里程计、后端非线性优化、回环检测和建图完成定位和地图的构建。

本文构建的实时 ORB-SLAM 系统结构如图 1 所示。跟踪线程中蓝色虚线方框表示改进的相机位姿求解模块, 通过窗口化求解相机位姿, 缓解传统方法耗时长和易陷入局部最优的问题, 提高相机位姿的求解效率和估计精度。

1.2 跟踪

跟踪线程通过一系列的 RGB 图像和深度图定位到相机位置。一开始追踪线程获取数据输入到视觉同时定位与建图(visual SLAM, V-SLAM)系统, 跟踪线程对图像进行角点提取与描述子计算,

组成图像中的ORB特征点。

为了提高匹配效率，将特征点按区域进行窗口划分，计算每个特征点的二进制距离和方向向量，并赋予每个特征点匹配半径，然后进行匹配。根据特征点匹配的情况、特征点对应深度图像中像素是否具有深度和上一帧特征点经过旋转平移变换后与当前帧特征点的误差代价，选择合适的窗口区域进行相机位姿求解，对求解的相机位姿进行BA优化，最终若满足映射线程处于空闲状态且已通过最少帧数、已通过最大数量帧且没有添加关键帧或内点数量不够三个条件之一，则将当前帧作为关键帧，把其传给局部建图模块。

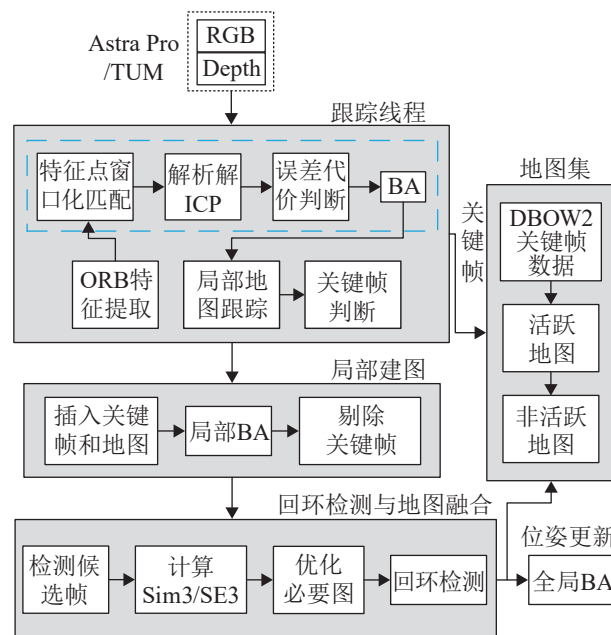


图1 系统结构图

Fig. 1 System structure diagram

1.3 局部建图

局部建图线程首先处理由跟踪线程选择的关键帧，并使用BA进行局部调整，然后将新的关键帧和地图点插入到当前地图，最后剔除多余地图点和关键帧。剔除地图点主要包括：①在后面的图像帧中无法匹配的地图点；②投影通过三角化计算处于低视差的地图点；③重投影误差太大的地图点。

1.4 回环检测

回环检测线程通过 DBoW2(bags of binary words for fast place recognition in image sequences)^[24] 检测关键帧和地图之间的公共区域，如果检测到区域属于活动地图的一部分，则回环检测线程将会执行回环校正，使活动地图形成一个闭环；如果检测到的区域属于2个不同的地图，则将2个地图拼接成一个地图，拼接得到的地图成为新的活动地图。最后进行全局优化以进一步细化整个地图。

1.5 地图集

地图集^[25]由不连接的几乎无限数量的地图组成，每个地图都拥有自己的关键帧、地图点、共视图和生成树。地图集还包含一个所有地图的唯一 DBoW2 识别数据库，存储着地图中任何关键帧的所有信息。因此，可以进行多地图的拼接，在跟踪丢失以后可以对现存的地图和历史地图进行融合、匹配，然后对活跃地图进行更新。

2 改进位姿估计算法

针对 ORB-SLAM 中的跟踪线程，提出一种改进的位姿估计算法，包括特征点窗口化匹配和解析 ICP 算法，以提高计算效率和减小位姿估计误差，相机位姿求解策略如图2所示。

2.1 特征点窗口化匹配

ICP 算法在匹配点集时以点对距离最短为目标在2个点集中寻求一一对应的匹配，导致大量的错误匹配点对并且匹配效率低，初值选取不合适算法陷入局部最优，不能达到求解最优结果。为了保证匹配准确率的同时提高匹配效率，本文提出一种窗口化的特征点匹配方法，将特征点划分到不同的窗口，如图3所示，窗口是指划定特征点的界限。

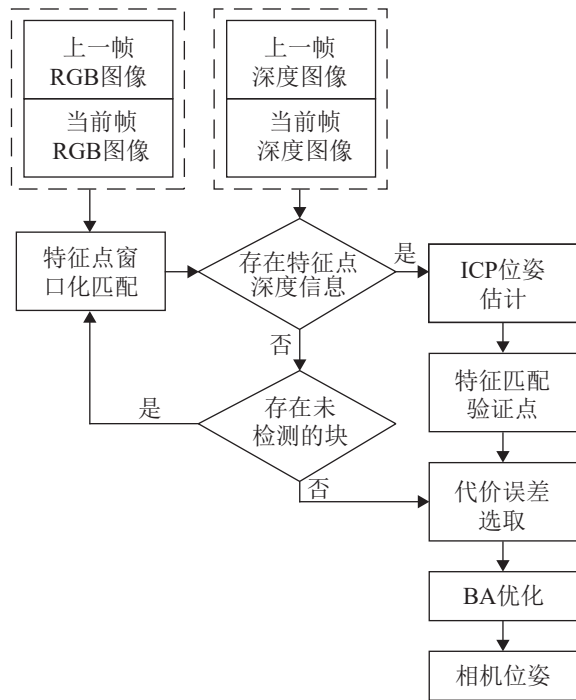


图2 相机位姿求解流程图

Fig. 2 Flow chart of camera pose solving

匹配过程如下。

步骤1: 对获取的上一帧和当前帧RGB图像提取特征点。根据特征点数量和图像长高比对特征点进行窗口划分, 取上一帧和当前帧中数量少的特征点, 记为 m , 则图像的分割线总数为 $m/50$ 向下取整, 记为 n 。

(1) 若图像长高比大于1, 则以图像的长边优

先进行窗口划分, 纵向分割线数= $n/2$ 向上取整, 横向分割线数= $n/2$ 向下取整;

(2) 若图像长高比小于等于1, 则以图像的高边优先进行窗口划分, 纵向分割线数= $n/2$ 向下取整, 横向分割线数= $n/2$ 向上取整。

根据纵横分割线条数, 将图像中的特征点按窗口进行划分。

步骤2: 为了增强特征点的旋转不变性, 通过灰度质心法^[26]实现对特征点方向一致性检测。在已划分窗口内以特征点为圆心, r 为半径取虚线内图像, 设图3某个虚线圆中的图像为 A , 像素灰度值 $I(x, y)$ 定义图像 A 的矩阵为

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in A} x_p y_q I(x, y), p, q = \{0, 1\} \quad (1)$$

设 m_{10} 为图像 x 方向的加权和, m_{01} 为图像 y 方向的加权和, m_{00} 为图像所有像素灰度值的加权和, 通过矩阵可以求出图像 A 的质心:

$$C = (m_{10}/m_{00}, m_{01}/m_{00}) \quad (2)$$

连接图像 A 的几何中心 O 与质心 C , 得到方向向量 OC , 即可得出特征点的方向角度为

$$\theta = \arctan(m_{01}/m_{10}) \quad (3)$$

当图像发生旋转时, 由于质心和圆点的相对位置不会改变, 因此, 特征点方向角度亦不会改变, 根据特征点方向角度特性进行误匹配的剔除。

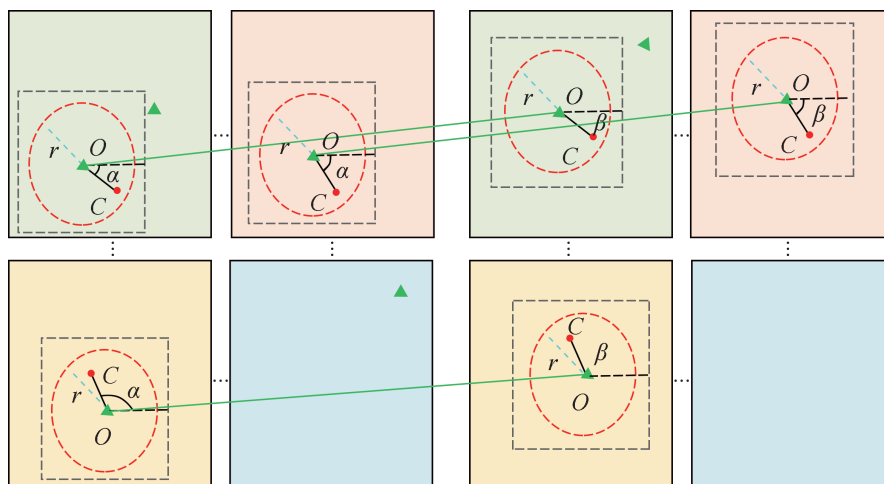


图3 特征点匹配

Fig. 3 Feature point matching

步骤3: 当图像发生旋转后, 传统二进制描述子的提取方法对图像描述子的提取规则将不统一。本文在特征点经过旋转不变性剔除后, 对粗匹配特征点所在的圆进行旋转, 将方向向量 OC 与水平方向对齐, 即将图3中 α 角和 β 角化为0, 再进行二进制描述子的提取, 通过对二进制描述子的筛选得出初始匹配结果。

步骤4: 以初始匹配好的特征点为中心设定31像素×31像素的窗口, 剔除窗口内除汉明距离最小以外的匹配点对, 得到最终匹配点对, 为后续相机位姿求解提供基础。

2.2 解析ICP求解相机位姿

传统ICP算法在求解相机位姿时需要通过迭代直至变换矩阵差达到设定的阈值而停止, 但由于每次匹配的特征点数量不同, 该方法会因固定阈值过小而降低位姿求解效率和因阈值过大而降低位姿求解精度。

改进的ICP算法利用特征点窗口化匹配将相机位姿的迭代求解转化为解析求解, 即通过SVD分解对目标函数进行变换, 避免了设定阈值迭代求解。改进的ICP求解相机位姿过程包括: 仅与欧式变换 R , t 有关的误差函数构建、旋转矩阵与平移矩阵求解、误差求解和BA优化。

(1) 误差函数构建

对窗口化的特征点进行深度信息的检测, 若深度信息缺失则选择新窗口进行检测, 若深度信息不缺失, 根据本组窗口建立仅与欧式变换 R , t 有关的误差函数, 设一组匹配好的3D点为

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, P' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_n\} \quad (4)$$

则存在一个变换矩阵 R 和 t , 使式(4)匹配好的3D点存在变换关系:

$$\forall_i, p_i = Rp'_i + t \quad (5)$$

定义经过式(5)变换后的第 i 对点的误差项:

$$e_i = p_i - (Rp'_i + t) \quad (6)$$

基于式(6)构建最小二乘, 求解的 R 和 t 使误差平方和最小:

$$\min_{R, t} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| (p_i - (Rp'_i + t)) \|_2^2 \quad (7)$$

定义式(4)两组匹配点的质心为

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i), p' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p'_i) \quad (8)$$

根据式(8)可将构建的最小二乘目标函数改写为

$$\min_{R, t} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| p_i - p - R(p'_i - p') \|_2^2 + \| p - Rp' - t \|_2^2 \quad (9)$$

(2) 旋转矩阵与平移矩阵求解

根据式(8)的质心求出两组点去质心坐标为

$$q_i = p_i - p, q'_i = p'_i - p' \quad (10)$$

根据式(10)可将旋转矩阵求解写为

$$R^* = \arg \min_R \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| q_i - Rq'_i \|^2 \quad (11)$$

根据式(11)将 R 的误差项展开得

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \| q_i - Rq'_i \|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n q_i^T q_i + q_i'^T R^T R q'_i - 2q_i^T R q'_i \quad (12)$$

根据去质心坐标定义一个3×3矩阵:

$$W = \sum_{i=1}^n q_i q_i'^T \quad (13)$$

对式(13)进行SVD分解得

$$W = U \Sigma V^T \quad (14)$$

式中: Σ 为奇异值组成的对角阵; U 和 V 为正交矩阵。

根据式(12)和(14)可得

$$R = UV^T \quad (15)$$

根据两组匹配点的质心和 R 求得

$$t = p - Rp' \quad (16)$$

使用多线程通过误差函数构建和旋转矩阵与平移矩阵求解计算出每一组特征点窗口对应的旋转矩阵平移矩阵。

(3) 误差求解

根据每组窗口求解的相机位姿, 用特征匹配模块匹配好的点对进行误差求解, 设验证点集为 S 和 S'

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}, S' = \{s'_1, s'_2, \dots, s'_m\} \quad (17)$$

根据式(15)和(16)结果可将点集 S 变换为

$$S'' = RS + t \quad (18)$$

则 S'' 与 S' 的误差平方和为

$$e_j = \sum_{i=1}^m \|s'_i - s''_i\|^2 \quad (19)$$

则最小误差为

$$e = \min\{e_1, e_2, \dots, e_j\} \quad (20)$$

(4) BA 优化

根据最小误差对应的匹配窗口, 在世界坐标系中找到前帧特征点3D坐标和当前帧特征点3D坐标相同的特征点, 将前帧和当前帧共同的特征点命名为关键点。利用上述世界坐标系中的关键点进行BA优化, 即可得到相机最终位姿, BA优化如图4所示。

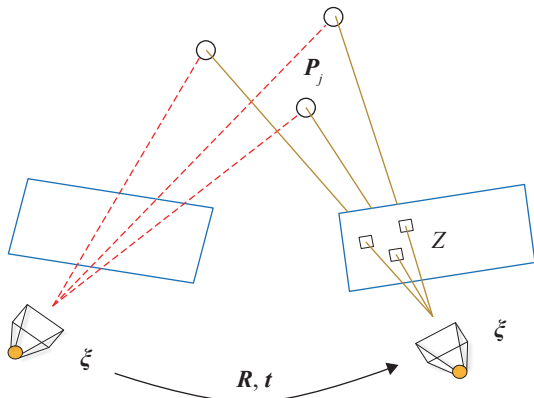


图4 BA优化
Fig. 4 BA optimization

通过旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 将世界坐标系的点转换到相机坐标系下:

$$P' = Rp + t = [X', Y', Z']^T \quad (21)$$

根据式(21)得到的相机坐标系下的3D点, 通过归一化投至归一化平面上, 得到归一化坐标:

$$P_c = [u_c, v_c, 1]^T = [X'/Z', Y'/Z', 1]^T \quad (22)$$

由于光线穿过相机透镜投影到成像平面时位置会发生变化, 即产生径向畸变, 因此, 对归一化的坐标进行去畸变处理:

$$\begin{cases} u'_c = u_c(1 + k_1 d_c^2 + k_2 d_c^4) \\ v'_c = v_c(1 + k_1 d_c^2 + k_2 d_c^4) \end{cases} \quad (23)$$

式中: d 为点离坐标原点的距离。

根据相机内参 f_x 、 f_y 、 c_x 、 c_y 计算成像平面的坐标:

$$\begin{cases} u_s = f_x u'_c + c_x \\ v_s = f_y v'_c + c_y \end{cases} \quad (24)$$

相机位姿节点用 R 、 t 表示, 可写为 $\xi \in se(3)$, 所有关键点的位置为 P_j , 上述求解过程即可用 $h(\xi, P_j)$ 来描述。通过相机位姿节点和投影边 z 构建误差函数:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|e_{ij}\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|z_{ij} - h(\xi, P_j)\|^2 \quad (25)$$

使用图优化对误差函数进行求解, 通过设定优化时的梯度下降值和迭代最大次数来终止优化, 得出最终位姿。

3 实验结果与分析

3.1 特征匹配算法实验对比

为了验证本文匹配算法的性能, 选取TUM数据集中100组照片开展实验, 对暴力匹配(brute-force matcher, DMatch)算法、随机采样一致(random sample consensus, RANSAC)算法和本文算法从匹配时间和匹配正确率进行对比分析。如图5所示。由图5(a)可以看出有许多错误的匹配, 会导致ICP求解陷入局部最优, 降低后续相机位姿求解精度。由图5(b)可以看出图中误匹配对明显减少。由图5(c)可以看出误匹配点被更好地剔除, 匹配的结果更加准确。

图6~7为对100组照片进行匹配得出的匹配时间和匹配正确率的对比图。DMatch算法平均耗时为3.3 ms, 但误匹配多, 匹配的平均正确率不到60%, 会使ICP求解位姿误差较大, 导致前端跟踪出现丢失。使用RANSAC算法后大量误匹配被剔除, 平均正确率提升至96%, 但特征点匹配时间过长, 平均匹配时间在9.5 ms以上, 使ICP求解相机位姿的实时性降低。本文算法将大量误匹配剔除, 平均正确率提高到98%, 平均匹配时间为6.1 ms, 有利于提高V-SLAM的准确性和实时性。

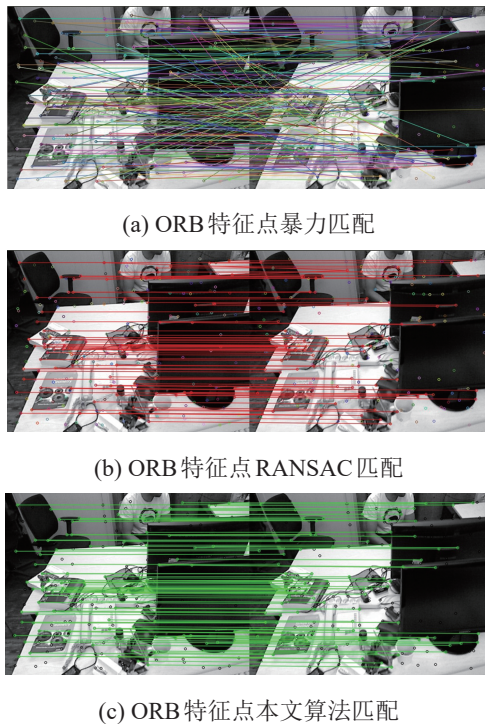


图5 特征匹配算法效果对比图

Fig. 5 Comparison of different feature matching algorithms

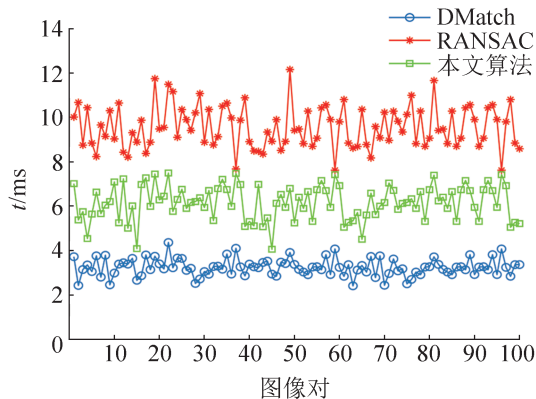


图6 特征匹配时间对比图

Fig. 6 Comparison results of feature matching time

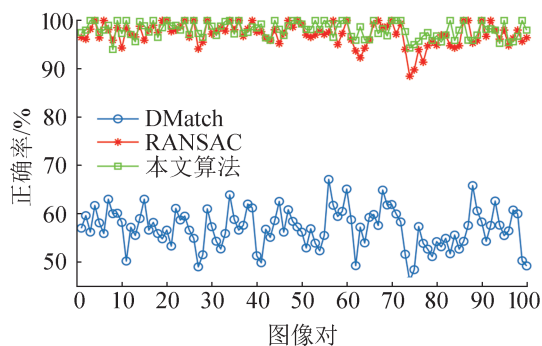


图7 特征匹配正确率对比图

Fig. 7 Comparison results of feature matching accuracy

3.2 数据集测试实验

实验平台采用CPU为2 GHz的i7处理器，运行内存为8 G，系统为Ubuntu16.04的笔记本电脑。选取TUM RGB-D数据集集中的fr1_xyz、fr1_desk、fr1_desk2、fr1_360数据和ICL-NUIM数据集集中的office0、office1、living1、living2数据，对ORB-SLAM2、ORB-SLAM3和本文算法进行对比实验。TUM RGB-D和ICL-NUIM数据集中包含RGB图像、深度图像和利用运动视觉捕捉系统记录的相机在该场景下运行的真实轨迹。

图8为3种算法的绝对轨迹误差图，限于篇幅本文只展示了部分绝对轨迹误差图。其中灰色虚线为相机实际轨迹，彩色实线为相机估计轨迹。由图8(a)可以看出，ORB-SLAM2在计算相机位姿时只利用前一帧的深度信息，而且算法本身的随机性导致相机位姿误差较大，在恒速模型中只用优化去求解相机位姿，会导致求解的相机位姿与真实相机位姿相差较大，在转弯时出现最大相机位姿误差，绝对误差达到了0.166 m。图8(b)中，相机转弯时由于位姿估计误差太大，ORB-SLAM3采取了重新建立子地图再进行融合的策略，导致融合处的预估值与实际值偏差很大，达到了0.346 m，对重定位与跟踪产生不利影响。本文算法在点对匹配时保证高准确率的同时加快了匹配效率，以及解析ICP求解相机位姿后选择最小误差代价的结果再进行BA优化，能够有效提高位姿求解精度。从图8(c)可以看出，轨迹整体误差下降，预估轨迹更贴近真实轨迹，最大绝对误差仅有0.119 m。

表1给出3种算法误差对比结果，除living2数据集外，本文算法相比于ORB-SLAM2绝对轨迹误差最差减少23%，最优减少54%，平均减少32%；相比于ORB-SLAM3绝对轨迹误差最差减少21%，最优减少40%，平均减少31%，有效提高了定位精度。

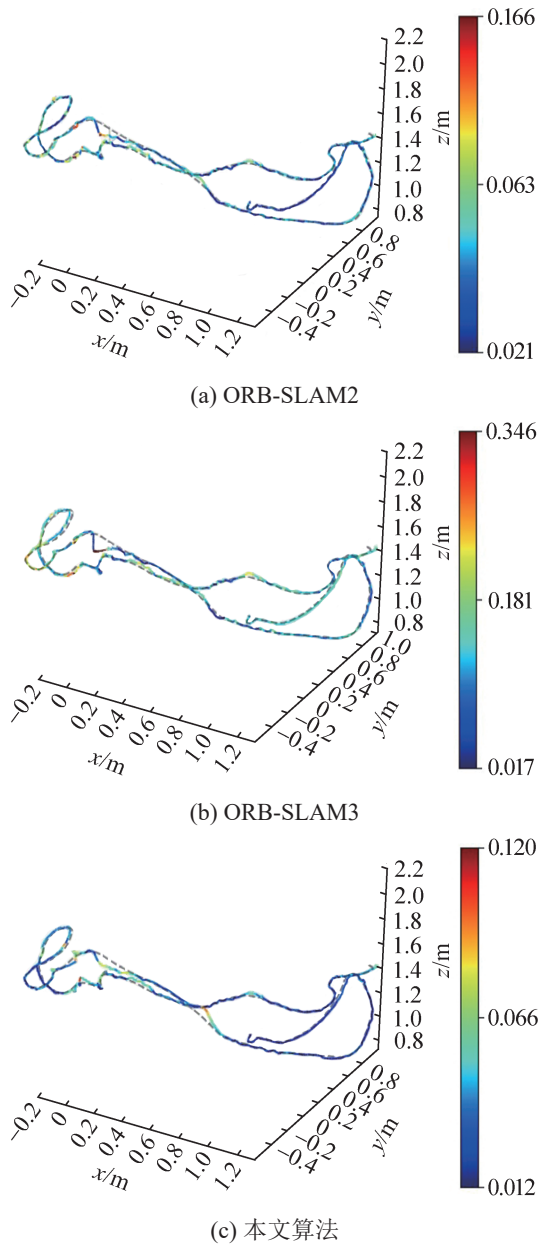


图 8 不同算法所得的绝对轨迹误差对比

Fig. 8 Comparison results of absolute trajectory error using different algorithms

为进一步验证本文算法精度的提升, 对 ORB-SLAM2、ORB-SLAM3 和本文算法以前文使用的 4 组数据集进行其他评价指标的定量实验分析, 结果如图 9 所示。由图 9 可知, 本文算法的相机位姿的标准差、误差均值和误差中位数的最大值分别为 0.04、0.21 和 0.188 m; 最小值分别为 0.009、0.031 和 0.03 m, 评价指标均优于 ORB-SLAM2 和 ORB-SLAM3。

表 1 相机绝对轨迹误差对比

数据集	算法	最大误差	最小误差	均方根误差
fr1_xyz	ORB-SLAM2	0.077	0.015	0.042
	ORB-SLAM3	0.096	0.023	0.054
	本文算法	0.065	0.006	0.032
fr1_desk	ORB-SLAM2	0.166	0.021	0.049
	ORB-SLAM3	0.346	0.016	0.060
	本文算法	0.119	0.011	0.038
fr1_desk2	ORB-SLAM2	0.131	0.016	0.066
	ORB-SLAM3	0.123	0.028	0.065
	本文算法	0.133	0.010	0.051
fr1_360	ORB-SLAM2	0.805	0.223	0.489
	ORB-SLAM3	0.646	0.235	0.350
	本文算法	0.442	0.122	0.223
office0	ORB-SLAM2	0.080	0.017	0.044
	ORB-SLAM3	0.084	0.021	0.051
	本文算法	0.059	0.010	0.035
office1	ORB-SLAM2	0.127	0.019	0.073
	ORB-SLAM3	0.121	0.025	0.075
	本文算法	0.109	0.012	0.066
living1	ORB-SLAM2	0.205	0.063	0.110
	ORB-SLAM3	0.191	0.065	0.103
	本文算法	0.146	0.033	0.081
living2	ORB-SLAM2	0.042	0.011	0.017
	ORB-SLAM3	0.053	0.016	0.019
	本文算法	0.039	0.010	0.015

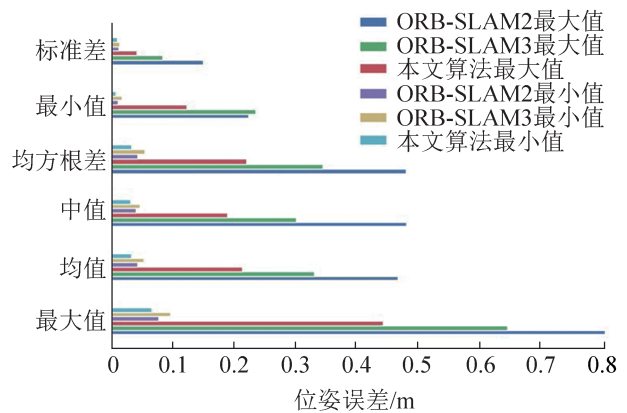


图 9 相机位姿误差对比

Fig. 9 Comparison results of camera pose error

3.3 移动机器人运动估计实验

为了验证本文算法在实际机器人应用的有效性，以搭载RGB-D相机的LEO移动机器人进行验证，实验平台如图10所示。该机器人长度360 mm，宽度455 mm，高160 mm，共有4个轮子，前2轮与电机相连为驱动轮，后2轮为麦克纳姆轮起支撑作用，最大载重为20 kg。



图10 LEO移动机器人
Fig. 10 LEO mobile robot

机器人整体硬件架构如图11所示，机器人搭载一个奥比中光深度相机，上位机是一个拥有Linux系统的N92工控机，运行内存为4 GB，处理器是主频1.5 GHz双核i5-4210Y，显卡为Graphics 4 200核心显卡，拥有128 GB固态存储。下位机主控为STM32F407ZGT6，工作频率为168 MHz，可通过串口与上位机和电机驱动器通讯。机器人最终行动来自电机驱动器控制的步进电机。

移动机器人在如图12所示室内环境中绕凳子行走一圈进行V-SLAM，为了更直观准确地说明本文算法估计的相机轨迹的精度，以Optitrack动作捕捉系统捕捉的LEO智能车上相机位姿作为相机移动轨迹真值。

LEO移动机器人相机绝对轨迹误差如图13所示，其中灰色虚线为Optitrack动作捕捉系统捕捉

的LEO移动机器人相机轨迹，彩色为本文算法估计轨迹。相机轨迹的标准差、误差中位数、绝对误差曲线如图14所示。由图13~14可知，LEO移动机器人相机绝对轨迹误差为0.038 m，误差平均值为0.032 m。在V-SLAM过程中未发生跟踪失败，最大误差为0.173 m，最小误差为0.005 m，抖动较少且轨迹接近Optitrack动作捕捉系统的定位轨迹曲线。

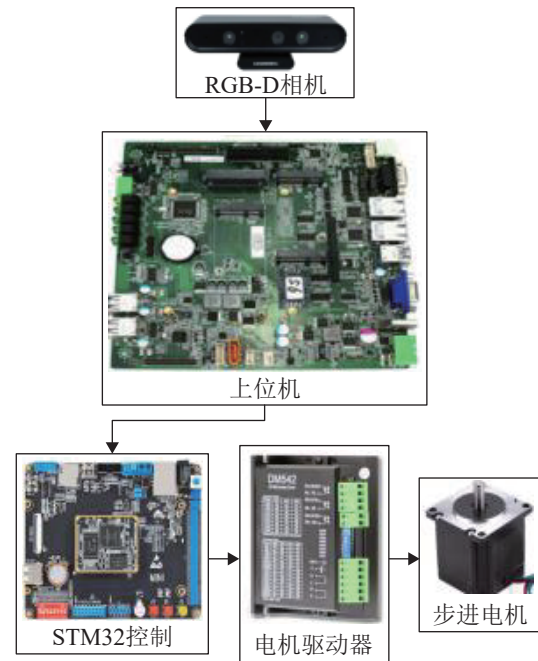


图11 机器人硬件架构
Fig. 11 Robot hardware architecture

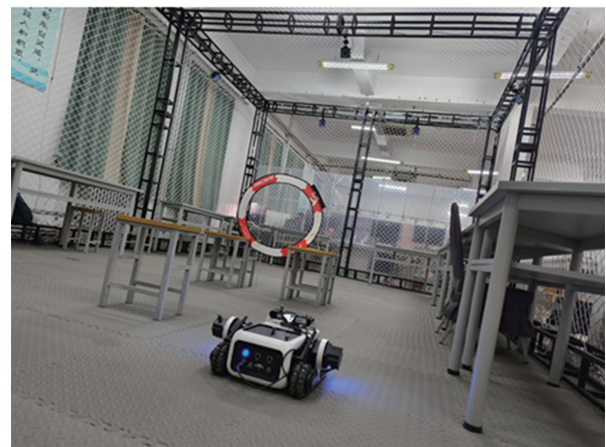


图12 实验场景
Fig. 12 Experimental scenario

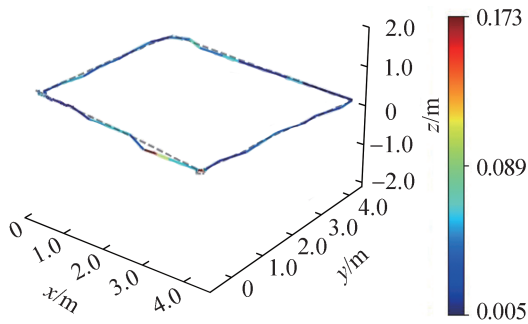


图13 LEO移动机器人相机绝对轨迹误差
Fig. 13 Absolute trajectory error of LEO mobile robot camera

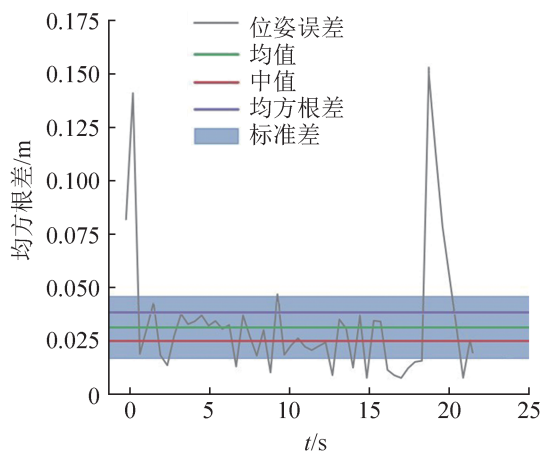


图14 LEO移动机器人相机位姿误差
Fig. 14 Pose error of LEO mobile robot camera

4 结论

本文提出了一种基于特征点窗口化匹配算法,通过对窗口化后的特征点进行窗口剔除、旋转角度检测、特征点角度对齐后的二进制描述子匹配,在保证匹配准确率的同时减少计算量。提出了一种解析的迭代最近点算法,利用准确已知匹配信息进行闭环求解。通过区域比对寻求误差最小的旋转矩阵和平移矩阵,再将相机位姿和特征点空间位置进行BA优化,对相机位姿做出最优估计。

通过公开数据集与实际移动机器人实验验证了本文算法的有效性和优势。实验结果表明:基于特征点窗口化匹配算法在保证准确率不低于RANSAC算法的同时,匹配耗时减少35%以上;数据集测试表明本文提出的视觉SLAM系统相比

ORB-SLAM2和ORB-SLAM3,绝对轨迹误差平均减少30%以上;移动机器人实验测试表明,本文算法能够精确定位并跟踪相机位置,为后续的稠密点云地图构建和移动机器人路径规划提供良好基础。

本文算法是基于室内进行研究验证的,室内深度信息通过RGB-D相机可以得到,运用到室外会由于部分深度信息的缺失导致精度下降,未来考虑将双目相机和RGB-D相机进行融合,增加算法在不同场景下的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 魏彤, 龙琛. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(4): 703-711.
Wei Tong, Long Chen. Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(4): 703-711.
- [2] 翟敬梅, 刘坤, 徐晓. 室内移动机器人自主导航系统设计与方法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(4): 890-899.
Zhai Jingmei, Liu Kun, Xu Xiao. Autonomous Indoor Navigation System of Mobile Robot[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(4): 890-899.
- [3] Li Jinquan, Pei Ling, Zou Danping, et al. Attention-SLAM: A Visual Monocular SLAM Learning from Human Gaze[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 6408-6420.
- [4] Emilio Garcia-Fidalgo, Alberto Ortiz. Vision-based Topological Mapping and Localization Methods: A Survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 64: 1-20.
- [5] Yu Huaiyuan, Zhu Haijiang, Huang Fengrong. Visual Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Based on Blurred Image Detection[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 103(1): 12.
- [6] 胡凌燕, 曹禄, 熊鹏文, 等. 基于RGB-D图像的三维同步定位与建图研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(11): 2840-2846.
Hu Lingyan, Cao Lu, Xiong Pengwen, et al. 3D Simultaneous Localization and Mapping Based on RGB-D Images[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(11): 2840-2846.
- [7] Nicola Krombach, David Droschel, Sebastian Houben, et al. Feature-based Visual Odometry Prior for Real-time Semi-dense Stereo SLAM[J]. Robotics and Autonomous

- Systems, 2018, 109: 38-58.
- [8] Tang Yunchao, Qiu Jiajun, Zhang Yunqi, et al. Optimization Strategies of Fruit Detection to Overcome the Challenge of Unstructured Background in Field Orchard Environment: A Review[J]. Precision Agriculture, 2023, 24(4): 1183-1219.
- [9] Thomas Schöps, Torsten Sattler, Marc Pollefeys. BAD SLAM: Bundle Adjusted Direct RGB-D SLAM[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2019: 134-144.
- [10] Jakob Engel, Jürgen Sturm, Daniel Cremers. Semi-dense Visual Odometry for a Monocular Camera[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2013: 1449-1456.
- [11] Jakob Engel, Thomas Schöps, Daniel Cremers. LSD-SLAM: Large-scale Direct Monocular SLAM[C]//Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer International Publishing, 2014: 834-849.
- [12] Christian Forster, Matia Pizzoli, Davide Scaramuzza. SVO: Fast Semi-direct Monocular Visual Odometry[C]//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE, 2014: 15-22.
- [13] Jakob Engel, Koltun V, Daniel Cremers. Direct Sparse Odometry[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(3): 611-625.
- [14] Davison A J, Reid I D, Molton N D, et al. MonoSLAM: Real-time Single Camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [15] Klein G, Murray D. Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces[C]//2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Piscataway: IEEE, 2007: 225-234.
- [16] Raúl Mur-Artal, Montiel J M M, Juan D Tardós. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [17] 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 Ya'nan, Shi Dunhuang, Hua Chunjie. Adaptive Optimization in Feature-based SLAM Visual Odometry [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(1): 104-112.
- [18] 权美香, 朴松昊, 李国. 视觉SLAM综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6): 768-776.
Quan Meixiang, Piao Songhao, Li Guo. An Overview of Visual SLAM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11(6): 768-776.
- [19] Raúl Mur-Artal, Juan D Tardós. ORB-SLAM2: An Open-source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [20] Cui Linyan, Ma Chaowei, Wen Fei. Direct-ORB-SLAM: Direct Monocular ORB-SLAM[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1345(3): 032016.
- [21] Ruben Gomez-Ojeda, Francisco-Angel Moreno, David Zuñiga-Noël, et al. PL-SLAM: A Stereo SLAM System Through the Combination of Points and Line Segments [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2019, 35(3): 734-746.
- [22] Xie Pengfa, Su Weihua, Li Boyang, et al. Modified Keyframe Selection Algorithm and Map Visualization Based on ORB-SLAM2[C]//2020 4th International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS). Piscataway: IEEE, 2020: 142-147.
- [23] Carlos Campos, Richard Elvira, Juan J Gómez Rodríguez, 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.
- [24] Dorian Galvez-López, Juan D Tardos. Bags of Binary Words for Fast Place Recognition in Image Sequences[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1188-1197.
- [25] Richard Elvira, Juan D Tardós, Montiel J M M. ORBSLAM-atlas: A Robust and Accurate Multi-map System[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE, 2019: 6253-6259.
- [26] Rosin P L. Measuring Corner Properties[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73(2): 291-307.