

基于改进 RANSAC 的本质矩阵求解方法^{*}范帅鑫¹ 谷玉海¹ 邹志² 崔悦¹

(1.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192;

2.航空工业北京长城计量测试技术研究所 北京 100095)

摘 要:针对在单目系统大尺寸测量场景下使用 RANSAC 算法求解本质矩阵时稳定性和求解精度不高的问题,提出了一种改进 RANSAC 的本质矩阵求解方法,首先在所有匹配特征点中,通过当前内点求得的本征矩阵对剩余匹配特征点进行重投影误差,并采用相对判别法通过这些误差的值大小来确定当前内点是否为高质量内点,之后在此基础上采用二分法动态调整阈值从若干本质矩阵中寻找最优值。最后,设计了多组视角不同误匹配率下的仿真实验和实际拍摄的实验,实验证明,相较于传统与其他改进的 RANSAC 算法及 LMedS 算法,本文改进的算法能够快速确定初始内点并自适应调整阈值,同时求出较好的本质矩阵,满足求解稳定性与精度的要求。

关键词: RANSAC;内点;重投影误差;自适应阈值;本质矩阵

中图分类号: TP391.4;TN209 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.2020

Essence matrix solving method based on improved RANSAC

Fan Shuaixin¹ Gu Yuhai¹ Zou Zhi² Cui Yue¹

(1. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Beijing 100095, China)

Abstract: Aiming at the problem of low stability and low solution accuracy when using the RANSAC algorithm to solve the essential matrix in the large-scale measurement scene of the monocular system, an improved RANSAC method for solving the essential matrix is proposed. The essential matrix obtained from the points is used to reproject the remaining matching feature points, and use the relative discriminant method to determine whether the current inlier is a high-quality inlier through the value of these errors, and then use the dichotomy method to dynamically adjust the threshold on this basis to find the optimal value from several essential matrices. Finally, this paper designs RANSAC experiments under different mis-matching rates of multiple perspectives. The experiments prove that, compared with traditional and other improved RANSAC algorithms and LMedS algorithms, The improved algorithm in this paper can quickly determine the initial interior points and adaptively adjust the threshold, and at the same time obtain a better essential matrix, which meets the requirements of solution stability and accuracy.

Keywords: RANSAC; interior point; reprojection error; adaptive threshold; essential matrix

0 引 言

随着工业制造向个性化和灵活化方向发展,对大尺寸高精度测量技术提出了新的要求^[1]。与小尺寸测量不同,大尺寸测量使用传统的固定基线双目系统难以满足结构光三维重建的图像获取需要。为实现大尺寸下的灵活高效测量,单相机系统配合手持光笔逐点描绘特征的方法具有独特优势。但是,在不同视角或图像条件下,特征匹配的正确

率会存在差异^[2],使用固定阈值的随机抽样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)很难同时兼顾不同匹配条件下的情况,无法在一个阈值下保证所有解都正确,给后续基于特征匹配求解本质矩阵算法的稳健性带来挑战。

与基础矩阵估计算法类似,本质矩阵估计算法可分为线性方法、迭代方法和鲁棒性方法 3 类^[3]。经典的线性方法包括八点法(eight-point algorithm, 8-point)和五点法

收稿日期:2023-10-20

^{*} 基金项目:工业和信息化部民用飞机专项科研技术研究项目(MJ-2018-J-70)、北京市科技委促进高校内涵发展-学科建设专项(5112011015)、机电测控系统北京市重点实验室开放课题(KF20202223204)项目资助

(five-point algorithm, 5-point), 这些方法通常不考虑数据中的噪声和异常值, 因此在存在噪声或异常值时, 会产生不准确的估计;

迭代方法有 M 估计法^[4], 该方法通过最小化损失函数来估计参数, 采用迭代优化方法来实现, 在每次迭代中, 其调整参数以减小损失函数的值, 从而最小化数据点与模型之间的误差。经典的鲁棒性方法主要包括最小中值二乘法 (least median of squares, LMedS) 和 RANSAC, 这些方法是为了应对噪声和异常值而设计的, 其采用一种更鲁棒的估计策略, 以减少这些干扰因素对估计的影响。

RANSAC 广泛应用于需要从数据中发现数学模型的任务, 例如计算机视觉中的本质矩阵、单应矩阵及摄像机参数标定等。RANSAC 算法是当前基于特征匹配求解本质矩阵的主流方法。但是, 传统 RANSAC 解决求解本质矩阵的任务时存在两个问题: 首先是随机选择内点组, 当特征匹配误差较大时, 每次随机选取内点计算后如不满足条件需重新随机选取内点重新计算模型, 导致效率低下; 其次是使用固定阈值判断外点, 无法自适应不同视角下特征匹配的质量变化, 导致在一部分视角下算法失效。这两个问题使传统 RANSAC 算法难以满足单目系统中产生位姿变化时鲁棒性应用需要。

准确性和效率是衡量本质矩阵估计算法的主要指标^[5], 为了解决 RANSAC 算法的效率问题, 国内外学者做了诸多有益工作。Matas 等^[6]提出了一种改进的 RANSAC 算法, 该算法使用了顺序概率比测试 (sequential probability ratio test, SPRT) 来提早终止 RANSAC 的迭代过程; 任彬等^[7]针对图像特征产生误匹配的问题, 提出改进 RANSAC 优化算法, 首先采用最小距离阈值法对图像特征点粗滤除, 再通过 RANSAC 进一步滤除误匹配特征点; 甄莹等^[8]采用聚类分析获得可靠内点, 然后采用了 RANSAC 估算基础矩阵; 姚成贤等^[9]通过对 RANSAC 算法增加 K 折交叉验证 (K-fold cross validation), 提出了 KF-RANSAC 算法, 引入对初始模型的一致性预判并对采样空间动态更新; 张旭辉等^[10]针对点特征的提取, 通过轮廓求取椭圆参数模型, 利用坐标数据集与前后两次内点差值比值为最优迭代次数, 实现基于改进 RANSAC 方法的位姿求解; 张中岳等^[11]为降低点云数据噪点对平面拟合算法的影响, 提出了一种基于 RANSAC 的距离加权整体最小二乘平面拟合 (weighted total least squares based distances, WTLSD) 算法, 通过 RANSAC 结合 WTLSD 算法初拟合平面参数并反复修正后, 求得最终平面拟合参数; 程漫颖等^[12]提出了一种基于二次匹配策略的 RANSAC 算法, 将样本点中误差过大的点剔除以减少迭代, 并通过反向匹配的方式进行二次匹配, 实现效率提升; 王浩等^[13]提出了迭代阈值自适应的改进 RANSAC 算法, 根据样本图像的不同能够实现自适应地更新迭代次数, 加速了算法的迭代; 行芳仪等^[14]针对迭代次数无固定上限的问题, 提出了一种改进

RANSAC 方法, 适应不同光照强度变化的特点, 对聚类点和离群点进行筛选, 提高了匹配精度。然而, 以上算法并没有在 RANSAC 阈值自适应调整上进行改进, 使用上述方法无法保证在不同匹配情况下的 RANSAC 得出正确结果。吴宇豪等^[3]提出了一种自适应阈值的基础矩阵估计算法, 这种方法舍弃了传统 RANSAC 人为设定阈值的步骤, 解决了 RANSAC 在不同匹配条件下的矩阵估计精度, 但算法的效率方面并没有较好提升。殷宗琨等^[15]提出了基于 RANSAC 的自适应阈值滤波处理方法, 这种方法更多用在点云处理方面, 不适宜解决本文研究问题。

针对 RANSAC 算法求解本质矩阵面临的问题, 本文提出一种自适应阈值的改进 RANSAC 算法。该方法首先设计了基于重投影误差的内点选择策略, 加速算法收敛。其次通过确定好的初始内点组, 动态调整外点判断的阈值上下限, 实现算法对姿态不断变化条件下的阈值自适应, 保证输出正确结果。

1 RANSAC 算法原理

RANSAC 算法是一种非确定性算法, 它可以在包含异常值的样本数据中拟合数学模型。其基本思想是从数据中随机选择一组样本点作为内点, 拟合初始的模型, 然后检验剩余样本点对模型的一致性, 从而获得最佳数据拟合结果。在计算机视觉的本质矩阵计算过程中, RANSAC 的算法原理如下。

1) 设置算法参数, 包括数据采样数 s , 最大迭代次数 N 和固定的内点判定阈值 t 。

2) 随机选择 s 对特征点, 拟合初始模型 M 。

3) 将未选择的其他样本点代入模型 M , 计算其与模型 M 的误差。误差小于阈值 t 的点判定为内点。

4) 统计当前模型下得到的内点的数目 k 。若 k 大于目前所有已知模型 M 的内点数, 则更新当前模型为最好模型 M' , 保存此模型及其内点集, 并刷新剩余迭代次数。

5) 重复步骤 2)~4), 每次用新的随机样本拟合模型, 直到剩余迭代次数为零停止, 此时的模型 M' 满足内点数最多, 为最优模型。

6) 在所有迭代中获得的可能模型中, 选择内点集最多的模型作为最终结果输出。

2 本文改进算法

2.1 内点选取方法概述

传统 RANSAC 算法需要不停迭代更换内点集, 每次迭代都有概率因内点集本身错误而导致算法整体效率降低; 文献[7]的研究中从外点比率对误匹配影响角度出发, 使用基于最小距离的阈值特征匹配算法降低误匹配特征点的数量, 此时再使用 RANSAC 进一步滤除误匹配特征点, 能够一定程度提升内点比例, 但迭代过程依旧较为耗时; 为了加快内点寻找, 本文方法摒弃 RANSAC 随机寻找内点

不断迭代过程,在确定初始本质矩阵之前,首先找到一组高质量的点,以确保后续优化的可靠性。本文通过以下迭代过程选择内点,图 1 为初始内点选取算法的流程框图。

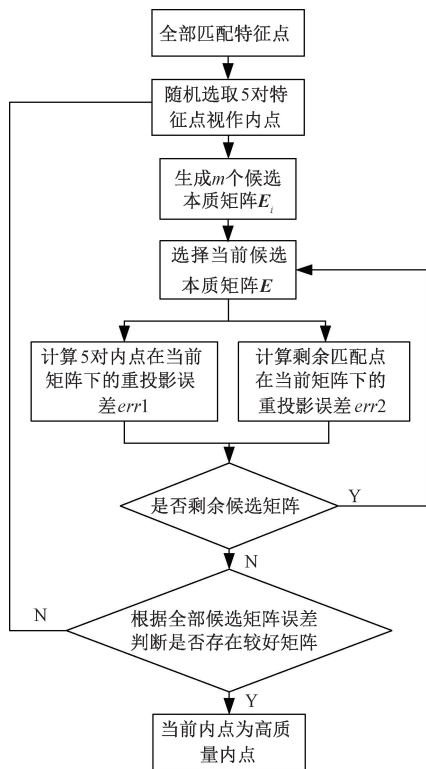


图 1 初始内点选取算法流程图

1) 从 n 个匹配特征点 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 中随机选择 5 个特征点 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5\}$, 除 5 对内点外的剩余全部匹配特征点设为 P' 。

2) 利用特征点 P 基于 5 点算法生成 m 个候选本质矩阵 $E_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 。

3) 对当前内点下每个候选矩阵 E_i , 分别计算 P 的重投影误差 $err_1 \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5\}$, 及 P' 的误差 $err_2 \{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_{n-5}\}$ 。

4) 判断 E_i 中是否存在较好矩阵以确定当前内点是否为高质量内点, 具体来说, 对每个 E_i , 判断其对应的误差 err_2 和 err_1 的接近程度, 如果在 m 个候选本质矩阵中有且仅有一个本质矩阵所对应的重投影误差 err_2 相较于其他几个本质矩阵的重投影误差 err_2 更加明显接近 err_1 , 则认为 P 为高质量内点。如果所有 E_i 的 err_2 和 err_1 差距都较大, 则认为 P 中存在错误。

5) 重复步骤 1)~4), 直到找到一组 err_2 和 err_1 接近的组合, 至此初始内点寻找完成。

2.2 重投影误差计算方法

如何计算重投影误差是内外点确定的关键, 在经典 RANSAC 本质矩阵求解算法中, 通过将每对匹配点变换到模型的估计位置, 计算其在变换后位置 and 实际位置之间的误差, 这种方法抗噪性和鲁棒性较差, 在 2.1 节步骤 3) 中,

本文提出一种采用能量误差来计算重投影误差的方法, 用以计算 err_2 和 err_1 的值。假设两待解算位姿图像中的一对匹配点分别为 x_1 与 x_2 , 以匹配点对 (x_1, x_2) 为例, 计算方法如下:

1) 将 x_1 与 x_2 分别归一化并转换为齐次坐标形式。

2) 用当前候选本质矩阵 E 通过式(1)求极线。

$$l_1 = E \cdot x_1$$

$$l_2 = E^T \cdot x_2$$

(1)

式中: l_1 代表的是 x_1 经过 E 矩阵后投影到 x_2 所在图像上的一条极线, l_2 同理, 如图 2 所示。

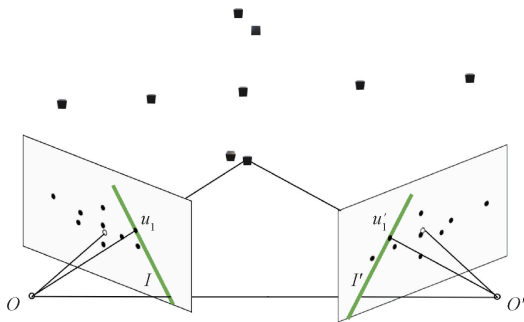


图 2 特征点与极线关系图

3) 通过齐次特征点 x_2 和极线 l_1 计算极线误差, 计算方式如式(2)所示。

$$d = x_2^T \cdot l_1$$

(2)

式中: d 即为极线误差, 极线误差 d 是在对极几何中用来衡量特征点匹配准确性的一种度量, 它描述了特征点 x_2 在右相机图像上的位置与对应的极线 l_1 之间的差异。当匹配正确时, x_2 点应位于或非常靠近极线 l_1 , 此时点乘的结果为 0。而当匹配不正确时, x_2 点可能不在极线上, 此时点乘的结果会远离 0。

4) 为了将误差值标准化到一个合适的范围, 定义误差能量为将点乘的平方除以两条极线 2 范数的平方和, 通过式(3)来计算误差能量。

$$e = \frac{d^2}{\|l_1\|_2^2 + \|l_2\|_2^2}$$

(3)

式中: e 为误差能量, 该式计算了 l_1 和 l_2 向量的 2 范数, 即各分量平方和, 计算 2 范数 $\|x\|_2$ 的方法如式(4)所示。

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

(4)

式中: x_i 为向量 x 的各个分量。最后通过对每对匹配点循环使用上述方法可得到所有点对的误差能量 e , 进而获得本质矩阵 E 在初始 5 对匹配点 P 和剩余特征点 P' 的重投影误差 err_1, err_2 。

使用误差能量计算重投影误差可以使得相对较大的误差在计算中被放大, 从而减小了噪声对估计的影响。对于外点来说, 由于误差平方被放大, 因此更易将这些点排除在内点之外, 提高了鲁棒性。

2.3 高质量内点判定

在 2.2 节中,计算得到了每一组候选本质矩阵 E_i 的初始 5 对匹配点的重投影误差 err_1 和剩余特征点误差 err_2 ,在 2.1 节步骤 4) 中,本文设计了一个相对判断法利用这些误差的值大小情况来识别是否存在较好本质矩阵,对当前候选矩阵 E :

1) 计算 err_1 的平均误差 a 。

2) 计算当前矩阵 E 的总体误差,具体方法为将 err_2 的每一个元素 ϵ_i 与 err_1 的平均误差 a 做差并取其的中位数,如式(5)所示,取中位数而非平均值是为了避免全部匹配点 Q 中可能存在的真实误匹配对结果造成影响。

$$c = mid\{|\epsilon_i - a|\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中: c 即为当前矩阵 E 的总体误差, $mid\{\}$ 为对所有元素取中位数运算操作。

3) 对全部 E 所对应的总体误差 c 进行排序,找到其中最小值 $\min$, 该值所对应矩阵设为 E_j 。

4) 设置动态阈值 th 如式(6)所示。

$$th = \frac{\min}{a} \quad (6)$$

5) 对除 E_j 外其他所有候选矩阵的误差 c , 判断是否满足式(7)。

$$\frac{|c|}{\min} > th \quad (7)$$

如果满足式(7),则说明本质矩阵 E_j 所对应的重投影误差 err_2 相较于其他几个本质矩阵的重投影误差 err_2 更加明显接近 err_1 , 可以认为最小值 $\min$ 所对应的 E_j 是最优矩阵,并确定选择使用当前内点 P 进行后续算法。如不满足,则重新从全部特征点 Q 中随机选择 5 对内点 P 并重新执行。

该方法通过相对比较误差差值的技巧,克服了绝对阈值设定的限制,可以有效从不同条件下获得的特征点中区分出正确矩阵。

2.4 阈值动态调整

RANSAC 算法在计算本质矩阵会产生不止一个解,需从若干解中找出正确解,进而确保最终求解精度,传统 RANSAC 或文献[7]等改进 RANSAC 方法求解时均为固定阈值,但不同角度下拍摄得到的模型适合区分的阈值并不相同,导致本质矩阵往往寻找错误进而输出错误结果。针对以上问题,本节提出一种动态调整方法,从若干本质矩阵中寻找出正确矩阵。

具体而言,获得确定的 5 对内点后,将内点通过五点法得到若干个本质矩阵 E ,但其中只有至多 1 个 E 矩阵满足所有特征点的匹配,需要通过设定的阈值寻找更多的内点以将该正确矩阵找出,本文采用二分法搜索递减阈值的方式以精确寻找本质矩阵。初期设定一个较高的阈值,此时多个候选矩阵可能都满足最低内点数要求;以二分法快速缩小阈值搜索范围,即每次将阈值减小一半,重复矩阵精

炼,并跟踪每个候选矩阵的内点数变化,随着阈值降低,错误矩阵对应的内点数会先下降,当阈值减小到某点时,只有一个候选矩阵仍满足最大内点数,此时其即为正确的本质矩阵,具体步骤如下:

1) 在 2.3 节已经获得的 5 个高质量内点基础上拟合出 m 个本质矩阵 E 。

2) 设置较高的阈值,所有候选矩阵都满足全为内点。

3) 采用二分法逐步降低阈值,每次降低后皆统计每个候选矩阵的内点数。

4) 重复步骤 3),当只有一个候选矩阵的内点数最大时,此时对应的阈值就是自适应得到的最佳阈值,该矩阵为正确本质矩阵。

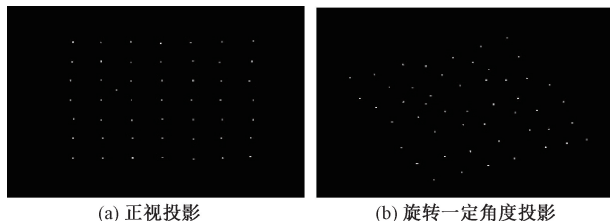
上述过程使用动态阈值调整后得到高质量内点下的正确本质矩阵,再通过重投影误差方法求取准确内点,得到了一个大于初始内点集的新的内点集,利用新内点集并采用最小二乘法重新估计新的本质矩阵,即为最终本质矩阵,该矩阵计算充分利用了内点信息,提升了估计的稳定性和准确性。

3 实验分析对比

实验将本文算法与 LMedS、RANSAC、文献[7](R-RANSAC 算法)及文献[13](W-RANSAC 算法)的算法进行用时及正确率的对比。电脑配置为: Intel i7-7500U 处理器, 12 G 内存, Windows 10 64 位, 编程环境为 Visual Studio 2017。为充分验证算法效率和实际场景下的效果,设置仿真实验与实际拍摄实验。

3.1 仿真实验

仿真实验设计:设置 50 个仿真 3D 点,相机在 5 个不同视角 $\{V_1, V_2, \dots, V_5\}$ 下对点拍摄,生成包含 50 个二维点的数据集,图 3 为 5 个视角中 2 视角下的图像,其中图 3(a)为相机正视特征点视角下的 3D 特征点成像,图 3(b)为相机在 x 、 y 、 z 轴分别旋转一定随机角度后的投影,对任意两视角间都进行匹配并设为 $Match = \{(p_1, p_1'), (p_2, p_2'), \dots, (p_{50}, p_{50}')\}$, 5 个视角下两两间共有 10 组不同匹配。每组匹配按照一定比率 R_c 在 $Match$ 中随机构造误匹配点对,最终得到实验用的不同误配率 R_c 的匹配数据集。



(a) 正视投影

(b) 旋转一定角度投影

图 3 两不同视角下特征点成像

实验首先以误配率 $R_c = 20\%$ 情况下匹配效果为例进行分析,以图 3 的匹配进行说明,图 4 为在此误配率下匹配结果的最终示意图,测试不同算法在此情况下的效果。

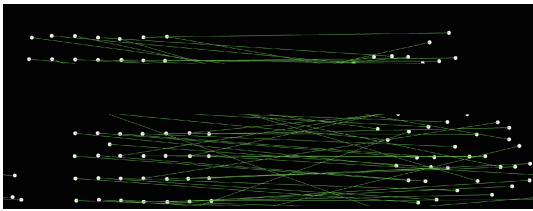


图 4 误匹配率 20% 情况下匹配效果

图 5 给出的是在误匹配率 $R_c = 20\%$ 下的 10 组匹配图像分别用不同算法各重复运行 10 次并取均值的对比结果。横轴为 10 组不同的匹配,纵轴为算法运行耗时。R-RANSAC 算法与 RANSAC 算法用时基本维持在 $60 \sim 80 \text{ ms}$ 区间,得益于阈值迭代加速,W-RANSAC 算法时间维持在 $30 \sim 40 \text{ ms}$ 范围内,LMedS 算法用时则在 500 ms 上下范围内,本文改进算法则采用高质量内点寻找方法取代传统随机迭代,用时最短,约 20 ms 左右,优于其他几种对比算法。

算法正确率方面,表 1 为误匹配率 20% 下 10 组匹配的实验对比结果,给出了不同算法的用时及与真值的误差,与真值误差结果小于 1×10^{-3} 时可视为结果正确。算法用时

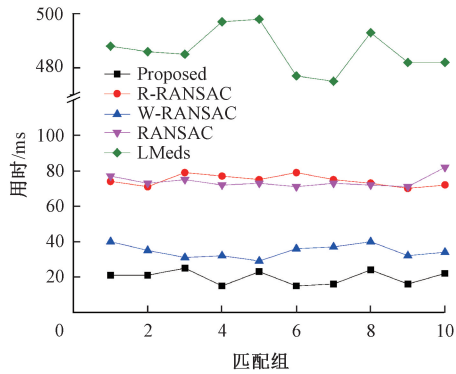


图 5 各算法误匹配率 20% 时用时结果

数据即为图 5 中的折线图数据来源;从误差数据中可得,本文提出算法与 LMedS 算法能够得出精度较高的正确结果,而其余 3 种算法,在部分匹配情况下可能会出错,这些算法没有阈值自适应调整功能,阈值设置不合理,导致了候选本质矩阵中正确的矩阵没有被选择出来,进而结果出错。在保证算法正确率基础上,综合时间因素,本文所提算法相较于 RANSAC 或 LMedS 更优。

表 1 各算法误匹配率 20% 时实验结果

Data	Proposed		R-RANSAC		W-RANSAC		RANSAC		LMedS	
	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms
1	-7.81×10^{-11}	21	6.49×10^{-11}	74	1.14×10^{-10}	40	3.11	77	-7.01×10^{-14}	488
2	2.94×10^{-11}	21	1.16×10^{-12}	71	5.25×10^{-13}	35	7.46	73	-2.93×10^{-13}	486
3	-3.50×10^{-14}	25	4.09×10^{-13}	79	6.51×10^{-13}	31	-2.93×10^{-13}	75	-2.10×10^{-13}	485
4	-3.76×10^{-10}	15	1.63×10^{-11}	77	4.80	32	15.23	72	-1.34×10^{-13}	497
5	4.71×10^{-13}	23	9.70×10^{-13}	75	8.04×10^{-13}	29	2.37×10^{-13}	73	-7.08×10^{-13}	498
6	-3.07×10^{-12}	15	2.94	79	6.89	36	8.32	71	-2.35×10^{-13}	477
7	6.53×10^{-11}	16	4.15×10^{-13}	75	3.13	37	11.81	73	4.07×10^{-13}	475
8	8.91×10^{-14}	24	3.77×10^{-12}	73	7.64×10^{-13}	40	-8.38×10^{-13}	72	-8.38×10^{-13}	493
9	-2.80×10^{-13}	16	7.95	70	1.47	32	7.47	71	-5.73×10^{-14}	482
10	3.56×10^{-12}	22	4.93×10^{-13}	72	6.35×10^{-13}	34	2.16×10^{-13}	82	-2.69×10^{-13}	482

为全面分析提出改进算法的效果,在更改不同误匹配率条件下进行与误匹配率 $R_c = 20\%$ 相同的实验,用时结果如图 6 所示。从图中得知,在不同误匹配率下,不同算法间用时存在较大差别,LMedS 算法在不同误匹配率下用时总保持在 500 ms 左右范围内;RANSAC 算法则在误匹配率超过 30% 后用时急剧增长,究其原因是错误匹配数增多导致的迭代次数增长;R-RANSAC 算法用时高于本文算法;W-RANSAC 算法在误匹配率 50% 以下能够一直保持较低用时;本文算法即使在误匹配率达到 50%,用时稍有增长,但仍能控制在 150 ms 内,在几种算法中表现优异。

不同误匹配率下各算法正确率如图 7 所示,由于 LMedS 算法通过寻找偏差值居中的样本来得到本质矩

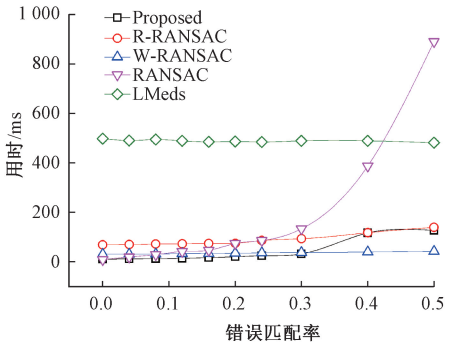


图 6 不同误匹配率下各算法用时

阵^[3],故误匹配率超过 50%会失效,实验结果中亦证实了这一点;图中 RANSAC 算法无法保证正确率,甚至出现在误匹配率 24%情况下正确率为 0 的情况;得益于最小距离阈值法对初始匹配集粗滤除,R-RANSAC 算法正确率较高;W-RANSAC 算法在随着误匹配点比率上升,正确率开始下降;本文提出算法在不同误匹配率下都得到了正确结果,综合时间因素,证明在不同误匹配率影响下,本文算法相较于其他几种对比算法更优。

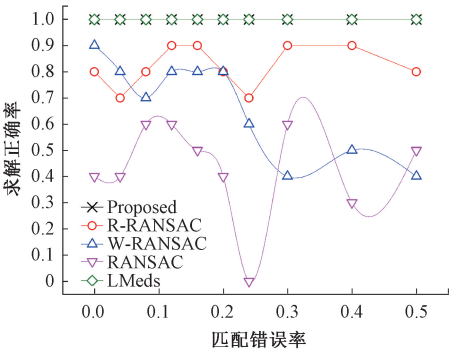


图 7 不同误匹配条件下各算法正确率

最后值得注意的是,本实验关注错误匹配点占有所有匹配点的比例对算法结果的影响,而非特征点的总数,在误匹配比率相同的情况下,特征点总数的多少不会影响当前误匹配比例下两种算法对比得出的实验结论^[16]。

3.2 实际拍摄实验

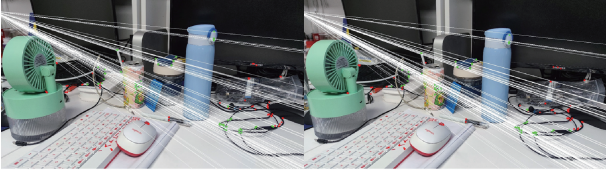
为验证本文提出算法在更为复杂的场景下效果,在 5 个场景下拍摄图片进行实验,实验图片采用传统尺度不变特征转换(scale invariant feature transform, SIFT)方法提取两图像中的特征点,并使用快速最近邻搜索包(fast approximate nearest neighbor search library, FLANN)进行特征点匹配,得到一个精度一般的匹配点对。匹配点中心到极线距离能够说明本质矩阵的计算精度^[3],通过对极几何性质亦可知,所有对极线在本质矩阵估算正确情况下,应相交于对极点^[7]。图 8 为随机挑选的 5 个不同场景下本文算法的效果,其中白色直线为极线,绿色点代表特征点经过该点对应极线,红色点未经过该点对应极线,视为误匹配点。由图 8 可知,5 组图像保留下的极线都相交于对极点,表明本文算法矩阵估计正确。



(a) Image 1



(b) Image 2



(c) Image 3



(d) Image 4



(e) Image 5

图 8 改进算法实际图像实验结果

不同于仿真实验中有真值可为矩阵误差提供参考,实际拍摄实验采用式(2)计算极限误差方法以表征各方法下的误差情况,该误差表示了特征点在两个视图之间的极线上的投影差异。

表 2 给出了 5 组图像下不同算法的误差及用时情况。由表可知,RANSAC 算法在几种方法中精度最低,该算法在计算本质矩阵时并没有使用到全部内点信息;R-RANSAC

表 2 各算法实际图像下实验结果

Data	Proposed		R-RANSAC		W-RANSAC		RANSAC		LMedS	
	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms	误差	用时/ ms
Image 1	-3.45×10^{-6}	27	9.54×10^{-6}	71	5.74×10^{-5}	25	3.99×10^{-5}	261	-3.73×10^{-6}	520
Image 2	-1.18×10^{-4}	50	2.80×10^{-5}	92	8.15×10^{-3}	47	-1.09×10^{-3}	182	1.17×10^{-4}	622
Image 3	1.46×10^{-6}	29	-7.35×10^{-6}	73	-7.68×10^{-5}	30	2.93×10^{-5}	136	-6.90×10^{-6}	609
Image 4	1.09×10^{-6}	59	-5.27×10^{-6}	99	8.02×10^{-5}	57	-8.65×10^{-6}	439	-7.65×10^{-6}	599
Image 5	7.89×10^{-4}	14	1.42×10^{-5}	74	-3.70×10^{-3}	16	-8.63×10^{-4}	109	-9.90×10^{-4}	513

算法精度表现较好,但耗时高于本文算法与 W-RANSAC 算法;W-RANSAC 算法用时较短,精度好于 RANSAC 算法但低于 R-RANSAC 算法及本文所提算法。LMedS 算法误差与本文算法相当,但用时要高于本文算法。因此综合对比得出,本文所提算法能够在保证正确率情况下,减少时间的消耗,提升计算本质矩阵过程的效率。

4 结 论

与传统固定阈值 RANSAC、LMedS 及两种改进 RANSAC 算法相比,本文提出改进的 RANSAC 先找出一组高质量的内点并固定使用该组内点,该方法通过重复比较内点本身重投影误差和剩余特征点的接近程度,来确定高质量的内点组合,避免了 RANSAC 中每次完全随机选择内点带来的不稳定性;在获得初始较好内点基础上采用二分法自动调整阈值,通过逐步降低阈值,让不同候选矩阵内点数出现区分,实现了阈值的自适应优化。通过仿真实验与实际拍摄实验的数据,验证了算法在综合时间效率与正确率的前提下效果优于其他几种算法。理论分析与实验证明,该算法通过选择高质量内点和自适应调整阈值,实现了对 RANSAC 算法效率和精度的优化。

参考文献

- [1] 孙安斌,曹铁泽,王继虎,等. 高端装备大型零部件几何尺寸测量技术现状及趋势[J]. 计测技术,2021,41(2): 41-50.
- [2] 孙龙龙,江明,焦传佳. 基于运动矢量的改进视觉 SLAM 算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(9):23-31.
- [3] 吴宇豪,曹雪峰,安籽鹏. 自适应阈值的基础矩阵估计算法[J]. 测绘科学,2019,44(11):22-27,34.
- [4] 鲁珊,雷英杰,孔韦韦,等. 基于概率抽样一致性的基础矩阵估计算法[J]. 控制与决策,2012,27(3):425-430.
- [5] 范宜凯,刘石坚,潘正祥. 一种基于改进拟仿射变换的基础矩阵估计方法[J]. 计算机工程与科学,2021,43(11):2003-2010.
- [6] MATAS J, CHUM O. Randomized RANSAC with Sequential Probability Ratio Test[J]. IEEE, 2005. DOI:10.1109/ICCV. 2005. 198.
- [7] 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.
- [8] 甄莹,徐爱功,徐辛超. 利用密度聚类估计基础矩阵的核线校正方法[J]. 测绘科学,2018,43(12):65-71.
- [9] 姚成贤,张海峰,范狄庆,等. 基于改进 ORB-RANSAC 算法的锅底标签角度视觉测量方法[J]. 电子测量技术,2023,46(16):89-96.
- [10] 张旭辉,杨红强,白琳娜,等. 基于改进 RANSAC 特征提取的掘进装备视觉定位方法研究[J]. 仪器仪表学报,2022,43(12):168-177.
- [11] 张中岳,周惠兴,王舜,等. 基于 RANSAC 的 WTLSD 平面拟合算法研究[J]. 国外电子测量技术,2022,41(6):93-98.
- [12] 程漫颖,姚敏茹,曹凯,等. 基于二次匹配策略的 RANSAC 算法研究[J]. 电光与控制,2021,28(6):38-41,51.
- [13] 王浩,张生伟,徐恺. 应用于图像匹配的实时自适应 RANSAC 算法研究[J]. 电光与控制,2020,27(2):90-93,97.
- [14] 行芳仪,徐成,高宏伟. 高效高精度光照自适应的 ORB 特征匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(7): 140-147.
- [15] 殷宗琨,江明,柏受军,等. 基于 2D 预处理的点云分割和测量研究[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(9): 53-63.
- [16] 陈付幸,王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. 软件学报,2005,16(8):1431-1437.

作者简介

范帅鑫,硕士研究生,主要研究方向为大尺寸视觉摄影测量研究。

E-mail:fsx106@qq.com

谷玉海(通信作者),博士,研究员,主要研究方向为智能检测与控制及仪器开发。

E-mail:guYuhai@bistu.edu.cn