

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209128

基于 RANSAC 的视觉里程计优化方法研究*

任彬¹, 宋海丽¹, 赵增旭¹, 谢厚正²

(1. 石家庄铁道大学机械工程学院 石家庄 050043; 2. 泰安市工业经济发展服务中心 泰安 271099)

摘要:针对图像特征产生误匹配影响基础矩阵计算,导致同步定位与地图构建(SLAM)视觉里程计估计精度差的问题,提出一种基于随机抽样一致(RANSAC)的视觉里程计优化方法。该方法首先通过最小距离阈值法对初始匹配集粗滤除,再采用RANSAC计算图像间相对变换关系,若符合变换关系为内点,内点数最多的迭代结果为正确匹配结果;然后计算图像间单应变换并利用其计算基础矩阵,采用对极几何约束确定内点,得到具有最多内点的基础矩阵;最后采用TUM数据集从特征匹配与基础矩阵计算两方面进行优化算法效果验证。结果表明,该算法可提高运行效率且有效去除误匹配特征点,使匹配正确率提高7.7%,基础矩阵估计算法在提高基础矩阵计算精度的同时,内点率也提高了3%,算法为提高视觉里程计精度估计精度提供了理论基础。

关键词:特征点匹配;基础矩阵;RANSAC;对极几何;视觉里程计

中图分类号: TP242.6 TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Study on optimization method of visual odometry based on RANSAC

Ren Bin¹, Song Haili¹, Zhao Zengxu¹, Xie Houzheng²

(1. College of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. Tai'an Industrial Economic Development Service Center, Tai'an 271099, China)

Abstract: The mismatch of image features affects the basic matrix calculation and leads to poor estimation accuracy of SLAM visual odometry. To address this issue, an optimization method of visual odometry based on RANSAC is proposed. First, the initial matching is roughly filtered by the minimum distance threshold method with an appropriate threshold, and the relative transformation relationship between images is then calculated by RANSAC. The result that conforms to the transformation relationship is considered an interior point. The iteration result with most interior points is the correct matching result. Then, the homographic transformation between images is calculated, and the basic matrix is derived from the calculated results. The interior points are determined by epipolar geometric constraints and the fundamental matrix with most interior points is obtained. Finally, the TUM data set is used to validate the performance of the Visual Odometry optimization algorithm from characteristic matching and basic matrix calculation. The experiment results show that the optimized RANSAC algorithm not only effectively improves operation efficiency and removes the mismatched feature points, but also improves the accuracy of image feature point matching by 7.7%. Meanwhile, the interior-point rate of the basic matrix estimation algorithm in this paper is increased by 3% while improving the basic matrix calculation accuracy. This algorithm provides the theoretical basis for improving the accuracy of visual odometer estimation.

Keywords: feature points matching; basic matrix; random sample consensus algorithm; epipolar geometry; visual odometry

0 引言

视觉里程计(visual odometry, VO)是单目视觉同步

定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)的重要环节,主要包括单目视觉里程计、立体视觉里程计和三维视觉里程计^[1]。VO通过相机获取图片信息,然后基于帧间图像特征点约束关系计算位姿,从而估

计物体运动情况^[2],主要应用于移动机器人自主导航、三维重建、自动驾驶等领域。VO可为机器人定位、建图和导航提供关键位姿信息,但是当传感器受环境、光照、运动物体^[3]等因素影响时,图像特征点的特征向量会发生较大改变,导致匹配候选集内存在大量误匹配,影响机器人位姿估计。因此如何剔除误匹配特征点是视觉里程计的关键问题,也是进行位姿估计的重要前提。误匹配剔除法可分为3类,基于特征点几何坐标信息的重采样方法、基于图论和基于块理论方法^[4],其中重采样误匹配剔除法依据转换模型查找最大无异常值子集,相关技术有极线约束、单应性约束等。罗久飞等^[5]结合自适应双阈值最近邻法与极线约束滤除误匹配对,提高了匹配精度。同时极线约束技术中的随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法^[6]也在误匹配剔除中得到了广泛应用,但是RANSAC算法的随机性和假设性会导致误匹配剔除效果不稳定,因此学者们从算法质量与速度两方面进行了优化研究。Chum等^[7]提出了局部优化RANSAC算法,通过对选出的内点进行局部优化,提高了特征匹配质量,童莹等^[8]提出改进的渐进抽样一致性算法,通过对匹配点质量排序来提高匹配精度。为提高RANSAC的迭代速度,化春键等^[9]基于极线约束与汉明距离对特征点进行滤除,再建立特征矩阵筛选内点,提高了匹配速度,文献[10]提出一种三角拓扑概率采样法,结合拓扑网络和重采样运行RANSAC算法,从而快速去除误匹配。此外也有学者通过提高特征点鲁棒性来减少误匹配,尹胜楠等^[11]通过对初始图像进行快速自动彩色增强处理来增加极端场景下的特征匹配数量,提高了特征点鲁棒性。余洪山等^[12]将深度学习与特征提取结合,通过动态调整检测阈值实现特征点均匀检测,便于特征匹配。Aguilar等^[13]则通过计算最近邻图的邻接矩阵消除误匹配,但计算较复杂。建立图像间的特征点匹配关系后对图像间基础矩阵进行估算,正确计算基础矩阵有利于精准估计相机位姿。基础矩阵估算算法可分为线性方法、迭代方法和鲁棒性方法3类,其中8点法^[14]是有代表性的线性方法。传统8点法计算简单且易于实现,但对复杂情况适应性差,实际应用比较困难。为降低噪声干扰,Hartley^[15]对原始数据进行各向同性变换,然后通过8点法计算基础矩阵,但仍存在估算误差大的问题。以8点法思想为基础,范宜凯等^[16]将匹配特征点对看作基因,由8个基因组成1条染色体,通过种群协作方式计算精确基础矩阵。文献[17]则基于YOLOv4-Tiny网络估计基础矩阵,消除动态特征点,提高了实时性。迭代算法通过最小化目标函数估计基础矩阵,如几何误差最小化^[18]、点到极线距离最小化^[19]、极线几何校正^[20]等方法均可提高基础矩阵计算精度。线性方法和迭代方法适用于不含误匹配点的数据集,而鲁棒性估计法在匹配点集产生外点时仍

可获得较高的估计精度,RANSAC算法是目前应用最广泛的鲁棒算法之一。许多学者在此基础上对鲁棒性算法进行了研究,文献[21]提出的最小中值法(least median squares, LMedS)通过寻找偏差值居中样本估算基础矩阵。文献[22]的M估计法是一种最大似然估计法,通过降低外点所占权重来减小外点对基础矩阵估计精度的影响。王剑峰等^[23]则基于M估计法提出一种多核学习改进密度峰值聚类的估计方法,通过剔除匹配异常值来提高基础矩阵计算精度。尽管鲁棒性算法具有一定的抗干扰性能,但当外点比率超过一定范围时,解算精度会受到影响,因此如何去误匹配特征点是研究的重点。

传感器受环境结构相似、纹理重复及光照等因素影响导致图像易出现几何变形、纹理相似性大等问题,造成图像特征匹配数量不足且匹配难度大,影响基础矩阵计算精度,进而导致SLAM系统视觉里程计估计精度低。针对上述问题,本文提出了基于RANSAC的视觉里程计优化方法。该方法采用最小距离阈值法对初始匹配集进行粗滤除,再利用RANSAC计算模型Q,若符合该模型则为正确匹配,从而实现误匹配特征点精滤除,并计算图像间单应变换,通过对极几何约束过滤外点,进一步利用单应矩阵计算出基础矩阵。实验结果表明,本文算法提高了特征点正确匹配率与基础矩阵计算精度,为提高视觉里程计估计精度奠定了基础。

1 基础理论

RANSAC算法通过迭代计算数据的最佳模型,算法步骤如下:首先从观测数据集选取内点计算模型参数;再将其余数据拟合到上述模型,若误差小于阈值为内点,反之为外点;重复上述步骤,保存最多内点数对应的模型为最终结果。RANSAC可进行误匹配剔除,对极几何原理是计算基础矩阵的基础,如图1所示。 I_1 、 I_2 分别代表上一帧与当前帧的成像平面, O_1 、 O_2 为对应的相机光心,匹配特征点 x_1 与 x_2 所在极线为 L_1 、 L_2 ,极点即 e_1 、 e_2 。

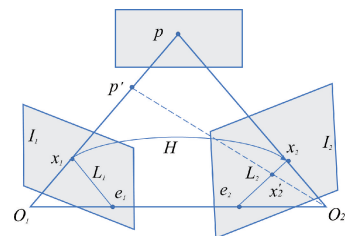


图1 对极几何原理

Fig. 1 Epipolar geometry

如果 P 不在空间平面上(即 P')并且特征点正确匹配,则其归一化平面坐标与基础矩阵 F 满足式(1);若受

误匹配影响特征点不能刚好落在极线上,则计算特征点到各自极线的距离,当距离大于阈值时该点为外点。

$$\mathbf{x}_2^T \mathbf{F} \mathbf{x}_1 = 0 \quad (1)$$

若 P 位于空间平面上,根据式(2)可得到其在 I_2 上的成像点 x_2 。将该区域位于图像平面上的一个坐标点映射到另一个图像平面上即为单应变换。

$$\mathbf{H} \mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_2 \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 为图像上 x_1 和 x_2 的齐次坐标形式,且 $\mathbf{x}_1 = (u_1, v_1, 1), \mathbf{x}_2 = (u_2, v_2, 1), \mathbf{H}$ 为单应矩阵。

2 改进 RANSAC 优化算法

在传统视觉 SLAM 中图像信息由传感器采集后输入

视觉里程计,基于 ORB(oriented fast and rotated) 特征匹配进行初始位姿优化,根据相邻图像信息估计相机运动,最后结合闭环检测将位姿信息进行后端优化并构建地图,便于机器人定位与导航。

本文基于传统视觉 SLAM 对特征匹配和基础矩阵计算两部分进行优化,视觉里程计优化框架如图 2 所示。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;针对基础矩阵估计精度差的问题,提出基础矩阵优化算法,首先利用经过特征匹配优化后的剩余特征点计算单应变换,再基于对极几何约束计算基础矩阵,从而提高基础矩阵估计精度与效率。

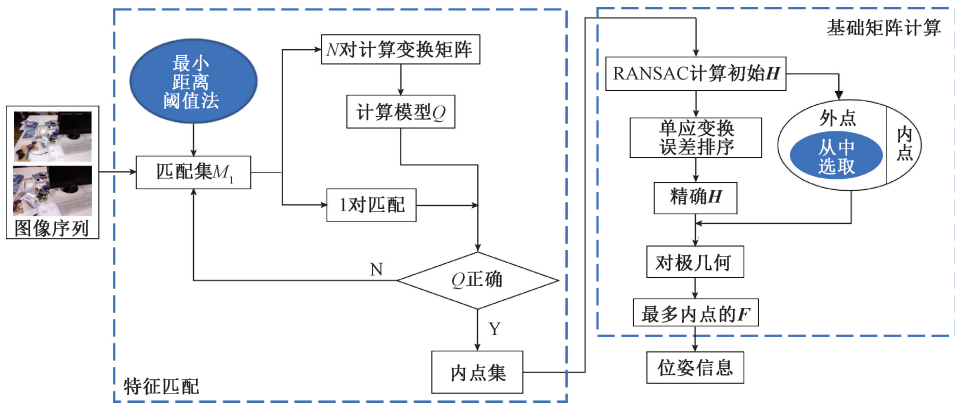


图 2 视觉里程计优化框架

Fig. 2 Visual odometry optimization framework

视觉里程计基本步骤包括特征提取、特征匹配、坐标变换和运动估计。本文主要从特征匹配和基础矩阵计算两方面开展单目视觉里程计优化算法研究。在特征匹配方面,虽然 RANSAC 具有一定的抗噪性能,但外点比率过高导致误匹配较多,仍会影响后续基础矩阵计算,因此提出基于最小距离阈值的特征匹配算法;在基础矩阵计算方面,传统 RANSAC 算法通过随机选取特征点作为内点进行基础矩阵估计且精度依赖内点比率易陷入局部最优解,导致视觉里程计估计精度低,影响后续定位与建图,因此提出基础矩阵优化算法。综上,首先利用基于最小阈值法的特征匹配降低误匹配特征点数量,再基于剩余点集通过基础矩阵优化算法估计相机位姿,实现初始位姿优化,从而提升视觉里程计整体估计性能。

2.1 基于最小阈值法的特征匹配

为进一步提高特征匹配精度,提出一种优化的 RANSAC 方法,即最小距离阈值与 RANSAC 融合的算法。通过最小距离阈值法粗滤除误匹配,再采用 RANSAC 算法计算匹配点对应模型,通过验证模型正确性实现误匹配特征点精滤除。图像之间变换的运动模型

即式(3),相对变换矩阵有 8 个自由度,可通过 4 对相应特征点对计算求解。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, (x, y) 为第 $K - 1$ 帧图像特征点; (x', y') 为第 K 帧图像上与 (x, y) 相对应的特征点。RANSAC 算法最少迭代次数 K 满足式(4)。

$$1 - P_m = (1 - \eta^m)^K \quad (4)$$

式中: m 为计算模型参数所需的最少数据; P_m 为置信度; η 为所选数据是外点的概率。

最小距离阈值法即在图像上选取特征点依次与相邻图像特征点进行距离测试,最后返回距离最近的特征点。当匹配对满足式(5)时,该匹配为正确匹配;否则剔除该匹配。

$$D_i < \alpha D_{\min} \quad (5)$$

式中: D_i 为第 i 个匹配对中特征向量的距离; D_{\min} 为初始匹配集中匹配对的最小距离; α 为设定的阈值。

该算法阈值设置不当时正确匹配易被淘汰,导致特征匹配数量不满足应用,而 RANSAC 循环过程耗费时间和内存,因此将 RANSAC 与最小阈值结合。基于优化 RANSAC 的误匹配剔除算法(图 2 中特征匹配)首先通过阈值为 8 的最小距离阈值法对初始匹配集 M 中匹配对进行粗略淘汰,若 M 中匹配对满足式(5)则为正确匹配,否则剔除该匹配得到匹配集 M_1 ;从 M_1 中随机选取 $N+1$ 对匹配对, N 对匹配对计算相对变换矩阵得到模型 Q (如式(3)所示);剩余 1 对匹配验证模型 Q 准确性,若代入式(2)成立则模型正确,反之模型淘汰,重复上述步骤;若模型准确,统计符合该模型内点数量,内点数最多的迭代结果为正确匹配结果。

2.2 基础矩阵优化计算方法

基于最小距离阈值法的特征匹配可降低误匹配特征点数量,然而利用剩余点集进行相机位姿估计时,RANSAC 算法的“随机性”和“易陷入局部最优解”两大缺陷会导致基础矩阵计算精度差,为提高视觉里程计整体性能,提出一种结合单应变换和对极几何约束的基础矩阵估计算法。

空间中位于平面上的点 P 在不同图像上的投影坐标应当同时满足式(1)和(2)。将式(2)展开,结果如下:

$$\begin{cases} h_{11}u_1 + h_{12}v_1 + h_{13} = (h_{31}u_1 + h_{32}v_1 + h_{33})u_2 \\ h_{21}u_1 + h_{22}v_1 + h_{23} = (h_{31}u_1 + h_{32}v_1 + h_{33})v_2 \end{cases} \quad (6)$$

整理后进而将公式简写为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_2^T \mathbf{M}_1 \mathbf{x}_1 = 0 \\ \mathbf{x}_2^T \mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1 = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: \mathbf{M}_1 、 \mathbf{M}_2 是由 \mathbf{H} 的参数构成的矩阵。

建立基础矩阵 \mathbf{F} 与单应矩阵 \mathbf{H} 的系数关系如式(8)、(9)所示。将 P 在图像 I_1 和 I_2 上的投影成像点坐标代入两公式求解系数 a 和 b ,从而根据式(10)计算得到基础矩阵 \mathbf{F} 。

$$(\mathbf{x}_2^T \mathbf{M}_1 \mathbf{x}_1) a + (\mathbf{x}_2^T \mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1) b = 0 \quad (8)$$

$$ah_{13} + bh_{23} = -1 \quad (9)$$

$$\mathbf{F} = a\mathbf{M}_1 + b\mathbf{M}_2 \quad (10)$$

基础矩阵优化算法(图 2 中基础矩阵)步骤如下:首先将内点集中特征点坐标归一化并利用 RANSAC 求得 \mathbf{H} ;再对单应变换存在的误差(即图像 I_1 上内点经过单应变换得到的像素坐标与图像 I_2 上匹配特征点的距离)进行排序,将误差较小的内点代入式(2),计算得到精确 \mathbf{H} ;然后从初始计算 \mathbf{H} 的外点合集中选取特征点代入式(8)、(9)求解系数 a 和 b 并由式(10)计算 \mathbf{F} ;采用对极几何约束过滤外点,利用式(12)求得特征点到极线距离并与阈值比较,若超过阈值则为外点;循环上述步骤找到具有最多内点的基础矩阵 \mathbf{F} 。

3 实验结果及分析

为验证本文提出的视觉里程计优化算法的有效性和鲁棒性,从特征匹配与基础矩阵计算两方面进行效果验证。实验选择 TUM 数据集中的 `rgbd_dataset_freiburg1_xyz` 及 `rgbd_dataset_freiburg1_floor` 数据。实验平台采用 Ubuntu18.04 系统、CPU Intel-i5、8 GB 内存,以及 OpenCV4.5.2 开源库。

首先在特征匹配方面,为了验证本文算法去除误匹配特征点的效果,进行改进 RANSAC 算法对比实验。利用 TUM 数据集中 `rgbd_dataset_freiburg1_xyz` 数据的第 $K-1$ 帧和第 K 帧图像进行误匹配剔除实验,如图 3 所示。初始匹配算法、最小阈值法、RANSAC 与基于最小阈值的改进 RANSAC 算法的匹配结果如图 4 所示。

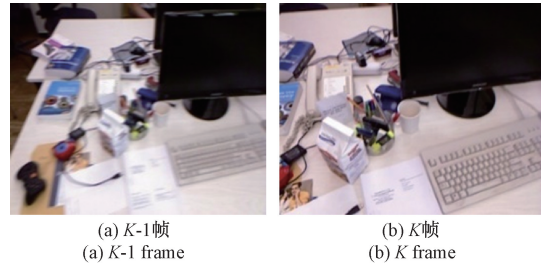


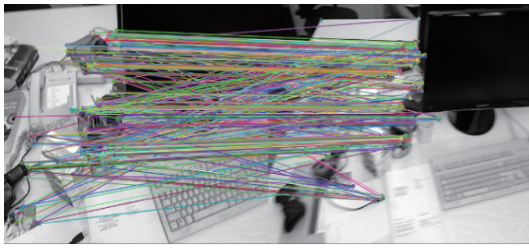
图 3 帧间图像

Fig. 3 Inter frame image

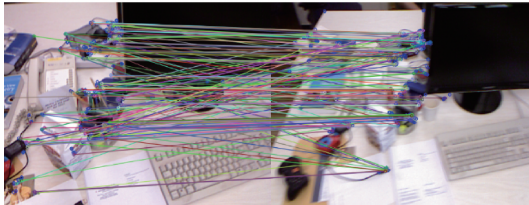
图 4 中直线两端的圆点代表图像间进行特征匹配的特征点,直线表示的是图像匹配后特征点的对应关系,其中平行的线代表正确匹配,交叉的线代表错误匹配。图 4(a)结果表明,图像特征点会因噪声等原因产生错误匹配。从图 4(b)可看出,最小阈值法仅在一定程度上减少误匹配且正确匹配对数受阈值设置的影响。图 4(c)表明,若采用 RANSAC 算法,虽然相比最小阈值法误匹配对数减少,但依赖于人为设置的阈值导致计算不稳定。基于最小阈值法的匹配对数随阈值增大而增多,当阈值为 9 时最小阈值法匹配对数为 489,存在的误匹配特征点较多且运行时间较长,而当阈值设置为 7 时剩余匹配对数偏少,因此本文阈值为 8。图 4(d)表明,利用改进 RANSAC 进行误匹配剔除的结果,误匹配对数减少。

RANSAC 与改进 RANSAC 算法性能对比如表 1 所示,同时为进一步验证本文算法运行速度,采用雕塑、课本、柜子、地板、建筑 5 种不同环境种类图像作为测试图对算法运行时间进行对比,如图 5 所示。本文将正确率作为算法精度的评价指标。定义如下:

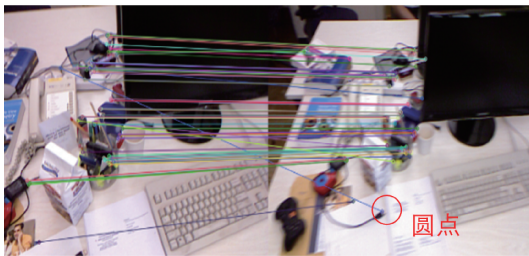
$$\text{正确率} = \frac{\text{正确对数}}{\text{匹配对数}} \quad (11)$$



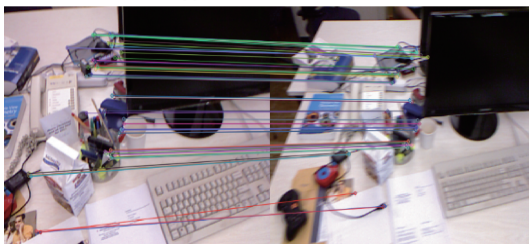
(a) 初始匹配
(a) Initial matching



(b) 最小距离阈值法
(b) Minimum distance threshold method



(c) RANSAC算法
(c) RANSAC algorithm



(d) 改进RANSAC算法
(d) Improved RANSAC optimization algorithm

图 4 匹配算法效果对比

Fig. 4 Comparison of matching algorithm effect

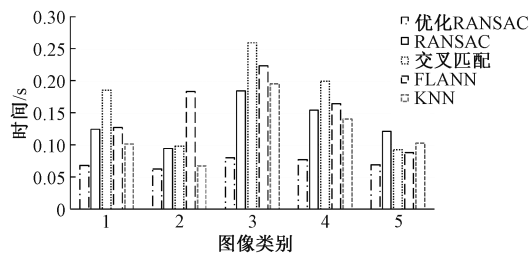


图 5 算法运行时间对比

Fig. 5 Algorithm runtime comparison

本文算法筛选后匹配对数量有所下降,但基本比其他种类算法保留的正确匹配对数量多。从表 1 可以看

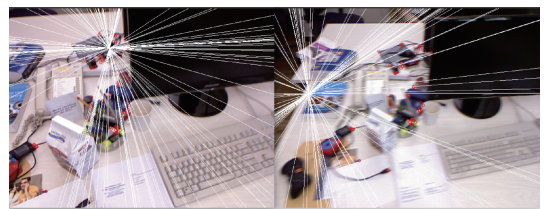
出,本文算法运行速度为 0.07 s,RANSAC 算法运行速度为 0.127 s,由此可见本文算法运行速度较快,同时本文算法正确率为 94.37%,相比 RANSAC 提高了 7.7%,相比交叉匹配、FLANN 算法、KNN 算法的正确率分别提高了 16.59%、20.6%、14.78%。由图 5 可以看出,改进 RANSAC 算法运行时间在不同类别图像中均低于其他算法,因此基于最小阈值的改进 RANSAC 优化算法运行效率优于传统 RANSAC 算法。实验结果说明本文提出的视觉里程计优化算法运算效率较高,可有效进行误匹配筛选且得到的筛选结果正确率较高。

表 1 算法性能对比

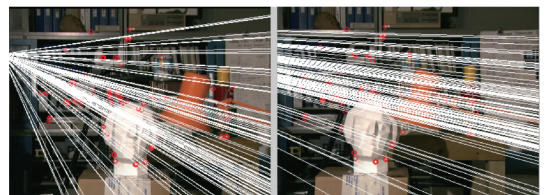
Table 1 Algorithm performance comparison

| 算法 | 匹配对数 | 正确匹配对数 | 正确率/% | 运行时间/s |
|-----------|------|--------|-------|--------|
| 改进 RANSAC | 71 | 67 | 94.37 | 0.070 |
| RANSAC | 75 | 65 | 86.67 | 0.127 |
| 交叉匹配 | 181 | 140 | 77.38 | 0.167 |
| FLANN | 61 | 45 | 73.77 | 0.122 |
| KNN | 49 | 39 | 79.59 | 0.111 |

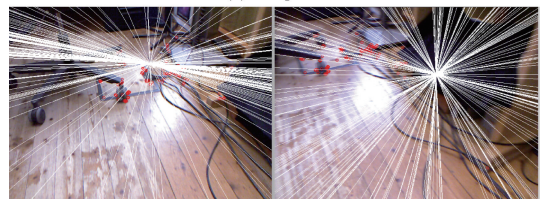
在基础矩阵计算方面,为了验证本文提出的视觉里程计优化算法的相机位姿估计精度,进行基础矩阵实验。对不同场景进行实验得到对极几何关系,如图 6 所示。



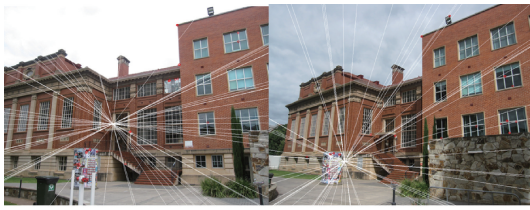
(a) 电脑
(a) Computer



(b) 雕塑
(b) Sculpture



(c) 地板
(c) Floor



(d) 建筑
(d) Architecture

图6 不同场景对极几何关系

Fig. 6 Extreme geometry of different scenes

通过对极几何可知所有对极线相交于对极点,可由此验证估计的基础矩阵是否正确。如图6所示,若相邻帧图像对极线各相交于一点(图6中对极点),则表明基础矩阵计算结果正确。匹配对应点用圆圈表示,采用本文方法估计得到对应的基础矩阵并绘制了对应的对极线(图6中直线)。从图6可以看出,特征点基本落在估计的对应极线上,精确表现了所得到的对极几何关系,表明本文算法的精确性。

将本文方法与基于RANSAC的基础矩阵算法作对比实验。内点率作为基础矩阵估计精度的评价指标,该评价在全部特征点上进行。内点率即点到对极线的距离小于1 pixel的特征点存在的概率。首先计算点到极线距离如式(12)所示,其中 X, Y 为极线 L_2 在三维坐标中对应坐标值,该坐标值如式(13)所示,进一步计算匹配点到对极线的平均距离如式(14)所示。

$$D = \frac{|\mathbf{x}_2^T \mathbf{F} \mathbf{x}_1|}{\sqrt{\|X\|^2 + \|Y\|^2}} \quad (12)$$

$$L_2 = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \mathbf{F} \mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$d = \frac{1}{2} \times$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{(\mathbf{F} \mathbf{x}'_1)_1^2 + (\mathbf{F} \mathbf{x}'_1)_2^2}} + \frac{1}{\sqrt{(\mathbf{F}^T \mathbf{x}_1)_1^2 + (\mathbf{F}^T \mathbf{x}_1)_2^2}} \right) |\mathbf{x}'_1^T \mathbf{F} \mathbf{x}_1| \quad (14)$$

其中, $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{F} \mathbf{x}'_i)$ 与 $d(\mathbf{x}'_i, \mathbf{F}^T \mathbf{x}_i)$ 分别为图像中匹配点对 $\mathbf{x}_i(\mathbf{x}'_i)$ 与相应外极线的几何距离。各算法内点率如表2所示。

对比实验采用传统RANSAC和通过交叉匹配过滤的RANSAC两种策略。针对4种不同场景可以看到本文算法相较于RANSAC算法内点率提高了约3%。实验表明,通过基于单应变换与对极几何约束的优化基础矩阵算法计算基础矩阵,提高了基础矩阵的估计精度。

因此综合特征匹配与基础矩阵计算两方面实验可以看出,本文提出的基于RANSAC的视觉里程计优化方法能够得到可靠的物体运动估计,提高了视觉里程计的整体性能。

表2 各算法内点率

Table 2 Interior point rate of each algorithm %

| 场景 | RANSAC | 过滤 RANSAC | 本文算法 |
|----|--------|-----------|------|
| 电脑 | 68 | 69 | 73 |
| 地板 | 72 | 78 | 90 |
| 建筑 | 60 | 55 | 75 |
| 雕塑 | 88 | 85 | 91 |

4 结 论

本文针对图像特征点存在误匹配影响基础矩阵计算精度,导致视觉里程计估计误差大的问题,提出一种视觉里程计优化方法。该算法首先通过改进RANSAC将最小距离阈值法与RANSAC算法融合去除误匹配特征点得到剩余点集,再利用剩余点集计算出单应矩阵,结合对极几何约束计算精确基础矩阵,实现物体运动估计。

通过特征匹配与基础矩阵计算两方面实验结果表明,本文算法改善了运行效率,图像特征点匹配正确率提高了7.7%,内点率提高了3%,解决了RANSAC算法特征点误匹配去除效果差的问题,提高了基础矩阵估计精度。上述实验表明,本文算法有利于得到可靠的运动估计,增强了视觉里程计鲁棒性,为后续视觉里程计理论研究提供了基础。

参考文献

- [1] FRAUNDORFER F, SCARAMUZZA D. Visual odometry: Part II: Matching, robustness, optimization, and applications [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(2): 78-90.
 - [2] SCARAMUZZA D, FRAUNDORFER F. Visual odometry: Part I: The first 30 years and fundamentals [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2011, 18(4): 80-92.
 - [3] 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.
- SUN L L, JIANG M, JIAO CH J. Improved visual SLAM algorithm based on motion vector [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,

- 34(9): 23-31.
- [4] LEE S, LIM J, SUH I H. Progressive feature matching: Incremental graph construction and optimization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 6992-7005.
- [5] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的SURF双目视觉匹配算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 240-247.
- LUO J F, QIU G, ZHANG Y, et al. Study on SURF boundary visual matching algorithm based on adaptive dual threshold [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(3): 240-247.
- [6] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [7] CHUM O, MATAS J, KITTLER J. Locally optimized RANSAC [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2003, 2781(1): 236-243.
- [8] 童莹, 张宴. 双重检测策略耦合 PROSAC 技术的图像匹配算法[J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(11): 3137-3142.
- TONG Y, ZHANG Y. Double detection policy coupled PROSAC technology image matching algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2017, 38(11): 3137-3142.
- [9] 化春键, 潘瑞, 陈莹. 基于改进 ORB-RANSAC 的双目测距方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22): 366-373.
- HUA CH J, PAN R, CHEN Y. Binocular ranging method based on improved ORB-RANSAC [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(22): 366-373.
- [10] HE Z X, SHEN CH T, WANG Q Y, et al. Mismatching removal for feature-point matching based on triangular topology probability sampling consensus [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 1-19.
- [11] 尹胜楠, 崔学荣, 李娟, 等. 基于快速 ACE 算法的视觉里程计图像增强方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(6): 27-33.
- YIN SH N, CUI X R, LI J, et al. Image enhancement method of visual odometer based on fast ACE algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(6): 27-33.
- [12] 余洪山, 郭丰, 郭林峰, 等. 融合改进 SuperPoint 网络的鲁棒单目视觉惯性 SLAM [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(1): 116-126.
- YU H SH, GUO F, GUO L F, et al. Robust monocular visual-inertial SLAM based on the improved SuperPoint network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(1): 116-126.
- [13] AGUILAR W, YANN F, FRANCISCO E, et al. A robust graph transformation matching for non-rigid registration [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(7): 897-910.
- [14] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [15] HARTLEY R I. In defense of the 8-point algorithm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 580-593.
- [16] 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.
- FAN Y K, LIU SH J, PAN ZH X. A fundamental matrix estimation method based on improved quasi-affine transformation [J]. *Computer Engineering and Science*, 2021, 43(11): 2003-2010.
- [17] CHANG ZH Y, WU H L, SUN Y L, et al. RGB-D visual SLAM based on Yolov4-Tiny in indoor dynamic environment [J]. *Micromachines*, 2022, 13(2): 1-15.
- [18] 朱奇光, 彭迎春, 董惠茹, 等. 移动机器人混合的半稠密视觉里程计算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(11): 214-221.
- ZHU Q G, PENG Y CH, DONG H R, et al. Semi-thickening visual mileage calculation method for mixing of mobile robots [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(11): 214-221.
- [19] 颜坤, 刘恩海, 赵汝进, 等. 快速鲁棒的基础矩阵估计 [J]. *光学精密工程*, 2018, 26(2): 461-470.
- YAN K, LIU EN H, ZHAO R J, et al. A fast and robust method for fundamental matrix estimation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(2): 461-470.
- [20] FENG X F, FANG B. Algorithm for epipolar geometry and correcting monocular stereo vision based on a plane

mirror[J]. *Optik*, 2021, 226(7): 165890.

[21] ARMANGUE X, SALVI J. Overall view regarding fundamental matrix estimation [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(2): 205-220.

[22] 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.

LU SH, LEI Y J, KONG W W, et al. Basic matrix estimation calculation method based on probability sampling consistency [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 425-430.

[23] 王剑峰, 王宏伟, 闫学勤. 基于多核学习-密度峰值聚类的基础矩阵估计[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 192-200.

WANG J F, WANG H W, YAN X Q. Fundamental matrix estimation based on multiple kernel learning-density peak clustering [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 192-200.

作者简介



任彬, 2008 年于东北大学获得硕士学位, 2013 年于北京理工大学获得博士学位, 现为石家庄铁道大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为故障诊断与智能控制。

E-mail: renbin@stdu.eud.cn

Ren Bin received her M. Sc. degree from Northeastern

University in 2008, and received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2013. She is currently an associate professor and a master advisor at Shijiazhuang Tiedao University. Her main research interests include fault diagnosis and intelligent control.



宋海丽 (通信作者), 2020 年于河北师范大学获得学士学位, 现为石家庄铁道大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 2395079254@qq.com

Song Haili (Corresponding author)

received her B. Sc. degree from Hebei Normal University in 2020. She is currently a M. Sc. candidate at Shijiazhuang Tiedao University. Her main research interest is machine vision.



谢厚正, 2012 年于北京信息科技大学获得硕士学位, 现于泰安市工业经济发展服务中心从事智能高端装备自动控制系统研发。

E-mail: xiehouzheng@163.com

Xie Houzheng received his M. Sc. degree from Beijing University of Science and Technology Information in 2012. He is currently engaged in the research and development of intelligent high-end equipment automatic control system in Tai'an Industrial Economic Development Service Center.