

基于改进 ORB 的图像特征匹配算法研究

邹斌^{1,2}, 赵小虎^{1,2*}, 尹智帅^{1,2}

¹ 武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430070;

² 武汉理工大学汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 湖北 武汉 430070

摘要 针对 ORB 算法特征匹配精度低的缺陷, 结合金字塔光流特性, 提出一种优化 ORB 特征匹配的方法。首先, 采用区域分块法对待匹配图像进行处理, 挑选出最佳匹配子块, 缩小无效匹配区域; 接着, 对子块提取 ORB 关键字并计算匹配描述子得到粗匹配点对, 采用金字塔光流法追踪 ORB 特征点, 求解特征点的运动位移矢量, 以此剔除粗匹配部分错误的匹配对; 最后, 采用随机采样一致算法进一步剔除冗余匹配点, 获取更为精准的匹配对。实验结果表明, 本文优化的 ORB 算法可以很好地满足实时性和精度的要求, 特征匹配的平均耗时为原 ORB 算法的 87% 左右, 且平均匹配率达 98% 以上。

关键词 图像处理; 特征匹配; 区域分块; ORB; 光流; 随机采样一致算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0210006

Image Feature Matching Algorithm Based on Improved ORB

Zou Bin^{1,2}, Zhao Xiaohu^{1,2*}, Yin Zhishuai^{1,2}

¹ Hubei Key Laboratory of Modern Auto Parts Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;

² Hubei Collaborative Innovation Center of Automotive Parts Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China

Abstract Aiming at the defect of low feature matching accuracy of the ORB algorithm, combined with the optical flow characteristics of the pyramid, this paper proposes a method to optimize the ORB feature matching. First, the region matching method is used to process the matching images, the best trusted matching sub-blocks are selected, and the invalid matching area is narrowed. Then the ORB keywords are extracted from the sub-blocks and the matching descriptors are calculated to obtain the coarse matching point pairs. Pyramid optical flow method is used to track the ORB feature points, and the motion displacement vectors of the feature points are calculated to remove the incorrect matching pairs in the rough matching part. Finally, the random sample consensus algorithm is used to further remove redundant matching points to obtain a more accurate match. Experimental results show that the optimized ORB algorithm can well possess the real-time performance and accuracy. The average time for feature matching is about 87% of the original ORB algorithm, and the average matching rate is over 98%.

Key words image processing; feature matching; regional block; ORB; optical flow; random sample consensus algorithm

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.2980

1 引言

计算机视觉是人工智能技术的一个重要领域,

它主要通过视觉传感器来模拟人的眼睛, 对外界环境进行感知和理解。图像特征匹配作为传统计算机视觉的重要技术, 已广泛地运用于自动驾驶、医学影

收稿日期: 2020-04-03; 修回日期: 2020-04-29; 录用日期: 2020-07-07

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB0105203)

* E-mail: 1550871442@qq.com

像、同时定位于建图(SLAM)、工业视觉等方面^[1-3]。图像由像素构成,在计算机中以二维数组来存储,存储的数字间接地反映了图像的特征信息,然后可以用参数化数字对特征点进行匹配^[4]。经过多年发展,特征匹配算法的精度和效率得到巨大的提升。目前,常用的匹配算法有尺度不变特征变换(SIFT)^[5]、加速稳健特征(SURF)^[6]和ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)^[7]等^[8]。2004年,Lowe^[5]提出开创性的SIFT算法,随后又不断进行改善。SIFT优点是具有较好的区分性,对旋转、尺度等变换有着良好的不变性^[9],缺点是算法过于复杂,计算量大。2008年,Bay等^[6]提出了SURF算法,主要通过构建Hessian矩阵和使用降维特征描述子解决了SIFT复杂耗时的问题,进一步提高了算法的执行速度和效率,为算法的实时应用提供了可能。2011年,Rublee等^[7]提出了著名的ORB算法,特征匹配速度得到前所未有的提升,可以成功运用于实际中。由于ORB采用FAST(Features from Accelerated Segment Test)^[10]计算关键点,速度非常快,假如对同一幅图像分别提取1000个特征点,SIFT消耗时间约为ORB的342倍,SURF消耗时间为ORB的14倍,但ORB的缺陷是匹配精度差,获得粗匹配点需要采用相关的算法来进一步处理。

在充分研究ORB的基础上,结合金字塔光流特性与区域分块理论,本文提出了一种改进的ORB图像特征匹配算法,一方面采用二分区域法对匹配图像进行预处理,减小无效非重叠区域的特征提取时间,另一方面,用金字塔光流法进行过滤来提高匹配精度。在实验部分,通过使用3种图片数据进行比对分析,证明了改进的ORB算法相比传统的ORB算法拥有更好的精度和实时性。

2 ORB与光流法

2.1 ORB特征提取

特征匹配第一步是进行特征点提取,相比于朴素的特征点,SIFT、SURF、ORB这些人工设计的特征点^[11],可以保留图像的重要信息,在视角发生变化时,也具有较好的稳定性,特征点一般由关键点和描述子两部分组成,其中关键点指明了该特征点在图像中的位置,描述子描述了该关键点附近的像素信息^[12],有些特征点还具有方向、尺度等信息。ORB特征指定最终要提取的FAST角点数量,运用非极大值抑制,避免了可能出现的“扎推”现象^[13]。

同时,二进制BRIEF描述子可以利用关键字计算出的方向向量使描述子具有良好的旋转不变性。因此,提取ORB特征分为两个步骤:具有方向的FAST角点检测和具有旋转不变性的BRIEF^[14]描述子生成。

FAST是一种常用的特征检测角点,其计算速度非常快,主要通过图像像素间的灰度差异来判断是否属于角点^[15]。其大致检测原理是:在以某个像素点为中心的邻域内,如果该点与周围邻域的像素差别较大,或超过某一特定的阈值,则该点可能是角点。与Harris角点相比,FAST省去了一系列复杂的计算,只比较图像像素点亮度的变化,速度方面明显优于Harris角点。FAST角点检测可以分为5个步骤,具体过程如下。

- 1) 选取像素点:在图像中选取一个像素点 p ,设定它的像素亮度为 I_p 。
- 2) 设置判断阈值 T :比如 I_p 的20%。
- 3) 选取局部像素:选取以 p 为中心,半径为3的邻域圆上的16个像素^[16]。
- 4) 判断特征点:如果在邻域圆上,存在连续 N (通常 N 可以取9和12)个点的亮度大于 $I_p + T$ 或小于 $I_p - T$ ^[17],则像素 p 被判定为特征点,否则不是特征点。
- 5) 循环执行以上操作,直到提取出符合要求的FAST角点。

在实际FAST角点提取中,为了更快排除图像中非角点的像素,提高角点的检测速度,可以在特征点判断阶段添加一项额外的操作,直接检测邻域圆上1、5、9、13这四个点的像素灰度,如果其中有3个点灰度值大于 $I_p + T$ 或小于 $I_p - T$,则可判断为一个角点。

在ORB算法中,对原始的FAST算法做出了改进,计算每个角点的Harris响应值,选取固定数量的角点,有效地解决了FAST特征数量大、不稳定的问题。同时,通过构建图像金字塔和灰度质心法弥补了FAST角点不具有尺度和方向的缺陷。

灰度质心法主要通过特征点提取阶段计算关键字的方向信息,使FAST特征具有方向性,旋转时不易丢失信息。具体的操作步骤如下。

在一个小的图像块 B 中,定义图像块的矩为

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x,y), \quad p, q = \{0, 1\}. \quad (1)$$

通过矩可以找到图像块的质心,

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right). \quad (2)$$

连接图像块的几何中心 O 与质心 C , 可以得到关键字的方向向量 OC , 则特征点的方向角度可记为

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{02}}\right). \quad (3)$$

在特征匹配中, BRIEF 描述子采用二进制表达, 方便了存储, 同时利用 FAST 的方向向量, 使得 ORB 描述子具有较好的旋转不变性, ORB 带有方向的描述子被称为“Steer BRIEF”。ORB 对 BRIEF 的缺陷进行了改进, 使其在缩放、平移和旋转等一系列变换下具有良好的稳定性。ORB 描述子的计算步骤为: 首先对图像进行高斯平滑处理, 以关键点为中心, 在一定的邻域范围内随机挑选 n 个点进行比较^[18], 如果两点 p, q 满足 $p > q$ 则取 1, 反之取 0, 生成 n 维特征描述符。将 n 个点对 (x_i, y_i) 定义为 $2 \times n$ 矩阵 S , 表示为

$$S = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix}. \quad (4)$$

利用 θ 对其进行旋转, 得到

$$S_\theta = R_\theta S, \quad (5)$$

式中: R_θ 表示角度为 θ 的旋转矩阵; S_θ 表示旋转后的矩阵。

2.2 光流法

光流是研究图像灰度随时间与场景结构变化的关系, 反映图像帧与帧间的运动。20 世纪 40 年代, Gibson 等最早提出光流的概念。光流是一种描述像素在图像间运动的方法, 当物体移动时, 图像上像素点的亮度模式会发生改变。现今, 由光流演变出的直接法, 已广泛应用于 VSALM, 成为视觉里程计的另一分支。

光流计算物体移动需要满足两个条件: 灰度不变假设和物体小位移运动。假设图像上一像素点坐标为 (x, y) , t 时刻像素灰度值为 $I(x, y, t)$, 把像素坐标对时间求导, 可以得出该像素点在笛卡尔坐标系下的两个速度分量 u, v 分别为

$$u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}. \quad (6)$$

在经过 Δt 时间后, 该点对应的灰度值变为 $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$ 。

在运动微小的前提下, 利用泰勒公式进行展开, 得到

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t. \quad (7)$$

当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时, 光流约束方程为

$$-\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v, \quad (8)$$

$$-I_t = I_x u + I_y v, \quad (9)$$

$$-I_t = [I_x \ I_y] \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}. \quad (10)$$

1981 年, Lucas 等提出稠密光流的 LK (Lucas-Kanade) 算法, LK 光流是在光流法的基础上增加一条假设: 邻域内的光流一致, 即一个窗口内的像素具有相同的运动, 考虑一个大小为 $w \times w$ 的窗口, 它含有 w^2 的像素, 根据(10)式, 联立 w^2 个此方程, 运用最小二乘法, 可以求出像素的运动速度 u 和 v 。随着时间的发展, LK 算法逐渐应用于求解稀疏光流。

LK 光流算法假设物体位移为小运动, 但当物体运动位移较大(运动速度快)时, 算法会出现较大的误差。为了减小图像中物体的位移, 可以考虑缩小图像尺寸。因此, 2004 年, Bouguet^[19] 提出基于高斯金字塔分层的 LK 算法, 对图像进行不同层次的下采样, 由顶层的光流依次递推求解出底层的光流位移, 这样可以保证当物体快速运动时也具有良好的跟踪效果。设 I 和 J 分别表示原图和待匹配的灰度图像, $I^L(x, y)$ 表示金字塔第 L 层图像坐标 (x, y) 处的灰度值, L_m 表示金字塔的最大层数, $\mathbf{g}^L = [g_x^L \ g_y^L]$ 表示金字塔第 L 层图像的光流初始传递值, $\mathbf{d}^L = [d_x^L \ d_y^L]$ 表示金字塔第 L 层图像的残余光流位移, $\mathbf{u}^L = [u_x^L \ u_y^L]$ 表示金字塔第 L 层图像坐标 (x, y) 邻域内的像素点。

首先, 以原图 I 和 J 为最底层, 对每一幅图像建立高斯金字塔 $\{I^L\}_{L=0, \dots, L_m}$ 和 $\{J^L\}_{L=0, \dots, L_m}$, 设金字塔最顶层光流初始传递值为 $\mathbf{g}^{L_m} = [0 \ 0]^T$ 。

每个特征点在邻域大小为 $(2w_x + 1) \times (2w_y + 1)$ 的范围内满足灰度不变性, 对于第 L 层图像, 每个特征点在邻域范围内的匹配误差函数 ϵ 为

$$\epsilon(\mathbf{d}^L) = \sum_{u_x^L = -w_x}^{u_x^L = w_x} \sum_{u_y^L = -w_y}^{u_y^L = w_y} [I^L(x, y) - J^L(x + g_x^L + d_x^L, y + g_y^L + d_y^L)]^2. \quad (11)$$

通过最小化匹配误差函数, 可以先计算出图像金字塔最顶层的残余光流位移 \mathbf{d}^{L_m} 。

接着, 根据最顶层残余光流位移 \mathbf{d}^{L_m} 和光流的初始传递值 \mathbf{g}^{L_m} 可以估计次一层光流的初始传递值 $\mathbf{g}^{L_{m-1}}$ 为

$$\mathbf{g}^{L_{m-1}} = 2(\mathbf{g}^{L_m} + \mathbf{d}^{L_m}). \quad (12)$$

依次递推,最终可以计算出最底层图像的光流位移 d 为

$$d = g^0 + d^0. \quad (13)$$

3 分块预处理和金字塔光流过滤

3.1 分块预处理

分析发现,在实际的图像匹配过程中,图像之间存在很多非重叠区域,非重叠区域的特征提取是无作用的,且浪费时间,如果能仅对有效的重叠区域进行 ORB 特征提取与匹配,可以大幅节约时间。基于以上的思路,提出了基于分块区域的 ORB 特征提取。

1) 区域分块法

区域分块法按是否对两张匹配图像进行分割,可分为单分块方法和双分块方法两种。很明显,单分块方法只对一张图像进行分割,在模板图像尺寸远小于搜索图像的情况下^[20],具有较好的效果。然而在待匹配的两幅图像大小差不多的情况下,单分块方法不太适用。因此,本文选用双分块方法对匹配图像进行预处理,提取有效的匹配区域。

假设待匹配的图像 1 和图像 2 的特征点服从均匀分布,记原始的 ORB 算法提取图像特征点时间为 t_s 。研究表明,双分块方法中分块数应有一定上限,并不是越多越好,当分块数过大时,每个子块提取特征点数过少,不利于搜索最佳匹配子块。综合考虑,选用二分区域法,即图像的分块数 $n=2$,每块特征点的提取时间为 $t_s/2$,可以计算出二分块处理后的图像特征提取时间为

$$\bar{t} = \frac{1}{4}t_s + \frac{1}{2} \times \frac{3}{2}t_s + \frac{1}{4} \times 2t_s = \frac{3}{2}t_s \leq 2t_s. \quad (14)$$

由(14)式可知,待匹配图像特征点提取时间减小 25%。假设两张待匹配图像的重叠区域的比率为 x ,图像的分割率为 h ,则基于分块区域可提高效率 y 为

$$y = 100\% - \min\{x, h\}. \quad (15)$$

当对图像采用二分切割,即 $h=50\%$ 时,不论 x 为多少,提高的效率 y 始终大于等于 50%。在一般视频监控等实际场景中,控制拍摄速率,可保证重叠率满足匹配的要求。当匹配图像重叠区域大于 40% 时,即可获取足够用于匹配的特征点。

2) 选取可信匹配子块

在实际中,由于待匹配图像的连续性,重叠区域一般出现在图像边缘区域。根据相邻图像空间关

系,将待匹配图像 $I_k(x, y)$ 做二分块处理,得到 2 个子块,利用投票的思想,选出最佳匹配子块。

$$I_k(x, y) = \begin{cases} I_{k1}(x, y), & k \& k - 1 \text{ match} \\ I_{k2}(x, y), & k \& k + 1 \text{ match} \end{cases}, \quad (16)$$

式中: $I_k(x, y)$ 为第 k 幅待匹配的图像; $I_{kj}(x, y)$ 为切割后得到的子块, j 为按照左右顺序对子块的编号($j=1, 2$)。

3.2 金字塔光流过滤

金字塔光流法追踪匹配速率较快,利用金字塔分层可以有效地克服光流法仅满足小位移的缺陷。本文针对 ORB 算法误匹配大的问题,结合光流特性,采用金字塔光流对 ORB 特征点进行跟踪匹配,计算特征点相对于待匹配图像的光流位移,以此为几何约束条件,滤除粗匹配对中部分错误的匹配,最后采用随机采样一致(RANSAC)算法进行第二次过滤,进一步优化匹配对。本文算法的整体流程如图 1 所示,具体流程如下。

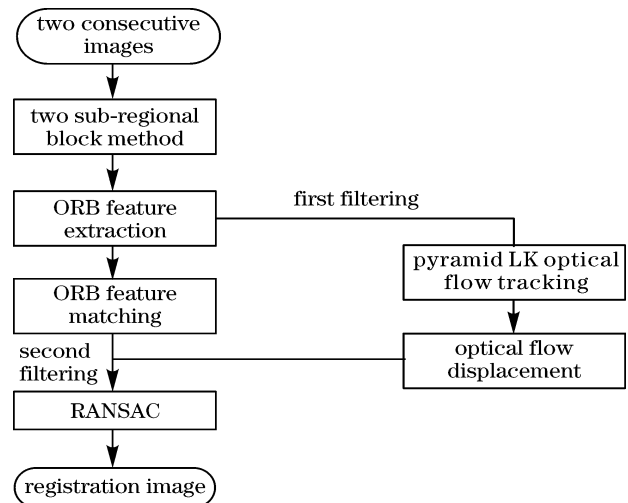


图 1 融合金字塔光流法的 ORB 算法整体流程

Fig. 1 Overall process of ORB algorithm fused with pyramid optical flow method

1) 对待匹配的两张图像 I_1, I_2 , 采用二分区域分块法进行处理,挑选出最佳匹配子块,进而减小无效区域 ORB 特征点的提取时间及后续的匹配计算。

2) 对最佳匹配子块分别提取 ORB 特征点,记为 A 和 B ,然后利用暴力匹配求出初始的匹配对 matches。

3) 第一次过滤。ORB 特征经过暴力匹配后,存在匹配对齐和特征丢失问题,采用金字塔光流对 ORB 特征点进行光流跟踪,求出特征点的光流位移

为 $\mathbf{d}_i = (d_{ix}, d_{iy})$, 进一步计算出该特征点在待匹配图像中的坐标。因此, 对 A 中的第 i 个特征点 $A_i(x_i, y_i)$, 利用计算的光流位移 \mathbf{d}_i 可以估计出该点在待匹配图像中的位置坐标 $A'_i(x'_i, y'_i)$ 为

$$A'_i(x'_i, y'_i) = (x_i + d_{ix}, y_i + d_{iy}). \quad (17)$$

根据匹配对 matches 得出 $A_i(x_i, y_i)$ 对应的待匹配图像中的特征点 $B_j(x_j, y_j)$, 利用欧氏距离计算出 A_i, B_j 两点的像素距离 d_{ij} , 设定像素阈值 $\delta = 30$, 过滤 matches 中 $d_{ij} > \delta$ 的匹配对, 保存过滤后的匹配对, 进一步做几何校验, 如果初始匹配点 $B_j(x_j, y_j)$ 在以 $A'_i(x'_i, y'_i)$ 为圆心的某一邻域范围内, 则可以判定 $A_i(x_i, y_i)$ 和 $B_j(x_j, y_j)$ 匹配成功, 以此为约束标准, 达到优化初始匹配对的目的。

4) 第二次过滤。由于图像的特征匹配无法做到绝对准确, 在经过特征提取匹配、金字塔光流的过滤优化后, 仍存在冗余匹配点, 为了进一步提升精度, 可以采用 RANSAC 算法来过滤冗余的匹配对。上一步已得出第一次过滤的匹配对, 通过调用 OpenCV 库函数 `findHomography` 可以计算两图像之间的单应矩阵 $\mathbf{H}_{ij}(A_i, B_j)$, 利用仿射变换求出图像 $A_i(x_i, y_i)$ 在待匹配图像 I_2 的投影像素坐标 $A''_i(x''_i, y''_i)$ 进而采用欧氏距离计算出图像 $A_i(x_i, y_i)$ 和 $B_j(x_j, y_j)$ 重投影误差 ϵ_{ij} , 计算公式为

$$\epsilon_{ij} = \|\mathbf{H}_{ij}A_i - A''_i\|. \quad (18)$$

设定一个阈值 ϵ , 对重投影误差 ϵ_{ij} 和阈值 ϵ 的大小关系进行判断, 如果 $\epsilon_{ij} < \epsilon$, 则判定该匹配点为内点, 否则, 为外点。重复迭代上述步骤多次, 统计每次迭代内点的数量, 将内点数目最多的那个集合记为最优集合, 求解出最优参数。

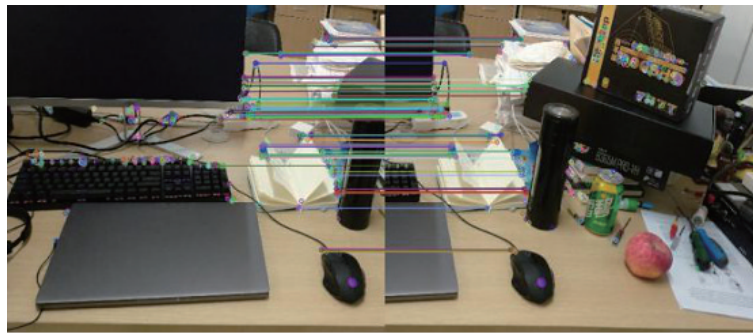


图 3 区域分块后的匹配结果
Fig. 3 Matching results after regional block

4.2 ORB 优化算法对比实验

为了验证本文算法的精度、实时性和鲁棒性, 选取 Lenna 图像和自己采集的室内外两种场景, 重叠比约为 50% 的图片, 共三种数据探究本文算

4 实验结果及分析

为了验证本文算法的性能, 所采用的计算机 CPU 为 intel i5-8400, 单核频率为 2.8 GHz, 显卡为 GTX1060 6 G, 内存容量为 16 GB, 操作系统为 Ubuntu16.04。

4.1 区域分块前后对比实验

实验选取自己采集的、分辨率为 640×480 的室内书桌数据集, 一共 20 组, 图片的重叠比约为 50%, 测试并比较在不同分割比下, 区域分块前后图像的有效匹配对数和匹配耗时, 统计并按比例画出柱状图, 如图 2 所示, 原图表示未进行区域分块。分块后的匹配效果如图 3 所示。由图 2 可知, 运用区域分块后, 分割比更小, 有效匹配对数基本不变, 特征匹配所需的时间更少。当运用二分区域法对匹配图像进行分割处理, 切割比为 50% 时, 粗略估计匹配速度相比未分块处理提高了 20%。

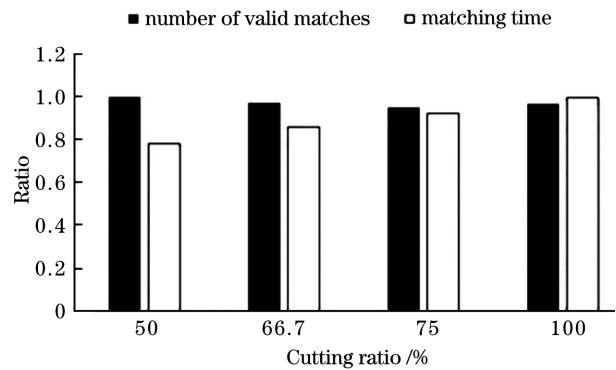


图 2 区域分块前后性能比较
Fig. 2 Performance comparison before and after regional block

法的实时性、特征匹配对数、匹配准确率, 并与原始的 ORB 算法进行对比分析, 分别测试本文算法和 ORB 算法在未用 RANSAC 算法情况下, 以及经过 RANSAC 剔除误匹配后的结果。图 4 为

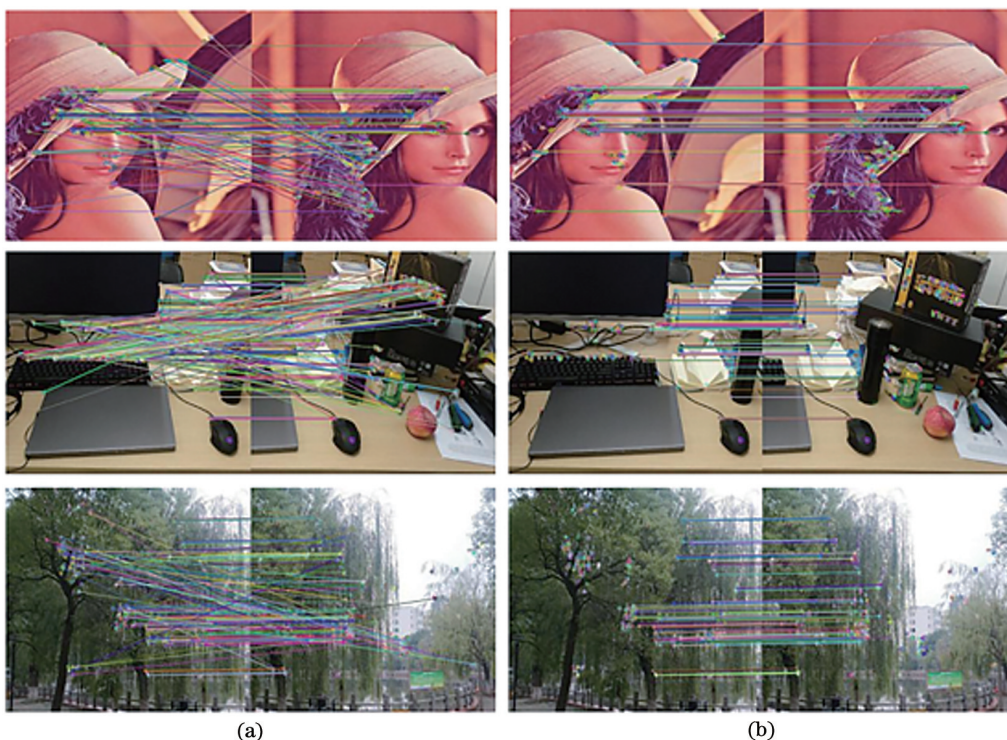


图 4 ORB 算法对三种数据的匹配结果。(a)ORB 算法的匹配结果;(b)RANSAC 算法的匹配结果
 Fig. 4 Matching results of ORB algorithm on three data sets. (a) Matching results of ORB algorithm;
 (b) matching results of RANSAC algorithm

ORB 算法对三种数据的匹配结果;图 5 为本文算法对三种数据的匹配结果;表 1 为 ORB 算法的匹

配准确度和时间;表 2 为本文算法的匹配准确度和时间。

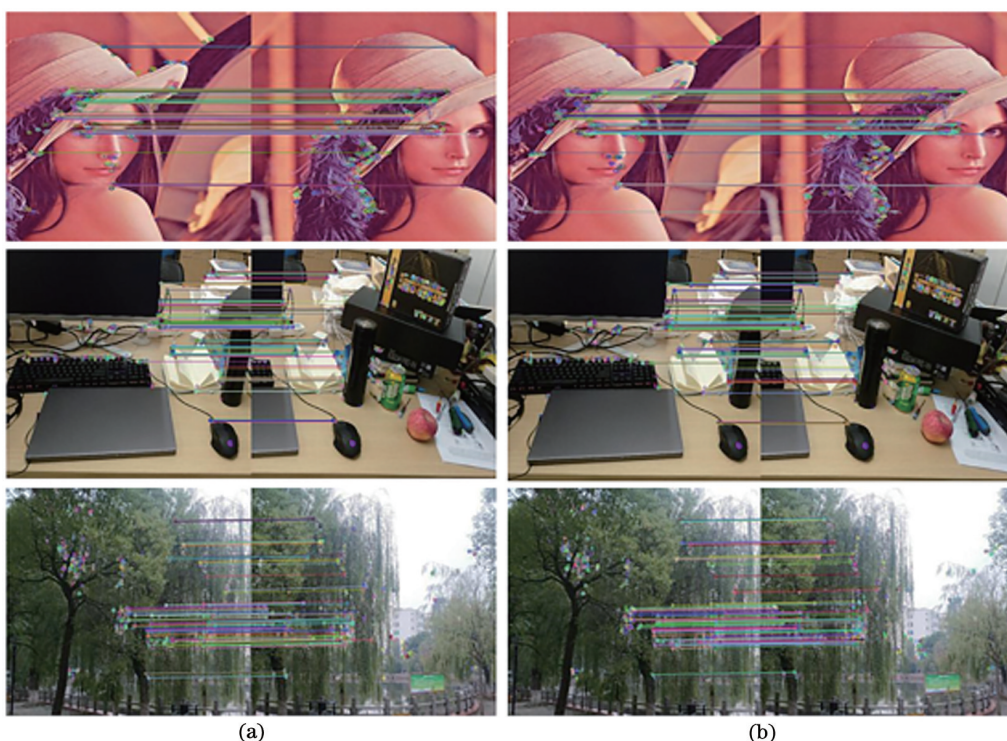


图 5 本文算法对三种数据的匹配结果。(a)本文算法的匹配结果;(b)RANSAC 算法的匹配结果
 Fig. 5 Matching results of proposed algorithm on three data sets. (a) Matching results of proposed algorithm;
 (b) matching results of RANSAC algorithm

表 1 ORB 算法的匹配准确度及时间

Table 1 Matching accuracy and time of ORB algorithm

Data set	ORB algorithm	RANSAC algorithm	Matching accuracy /%	Time /s
Lenna	153	94	61.4	0.115
Desk	183	137	74.0	0.121
Forest	180	121	67.0	0.122

表 2 本文算法的匹配准确度及时间

Table 2 Matching accuracy and time of proposed algorithm

Data set	Optimized algorithm	RANSAC algorithm	Matching accuracy /%	Time before regional block /s	Time after regional block /s
Lenna	87	86	98.9	0.123	0.099
Desk	128	127	99.2	0.127	0.104
Forest	102	100	98.0	0.131	0.108

从图 4 可以看出,原 ORB 算法经暴力匹配后得到的初始匹配点对中出现了大量的误匹配,经过 RANSAC 筛选后,误匹配的数量大幅减少。从图 5 可以看出,本文算法精度更高,匹配准确率可达 98%,与经 RANSAC 算法处理后的结果相比,变化不大。从表 1 和表 2 实验数据可以看出,ORB 匹配率约为 70%,而本文算法在使用金字塔光流跟踪过滤后,精简了少许匹配点,匹配的误差仅为 1%~2%,通过 RANSAC 算法第二次过滤后,匹配达到更高的精度,明显优于 ORB 算法。

由于采用了金字塔光流法跟踪特征点的运动,在计算特征点在待匹配图像中的位移矢量时,相比 ORB-RANSAC 算法,每一幅图像的平均匹配时间大约增加了 0.08 s,但本文算法在提取图像 ORB 特征点前,运用二分块进行分割处理,有效滤除了非重叠区域,减小了特征点提取和后续匹配计算时间,总体来说,本文算法相比 ORB 算法的特征匹配时间略少,匹配精度较高。

5 结 论

本文研究了光流特性和区域分块理论,在克服 ORB 精度低的基础上,提出了一种改进的 ORB 优化算法,并详细地阐述了本文算法的具体实现流程。通过自己采集数据和官方 Lenna 数据分别进行实验验证,证实了二分区域分块处理可以有效减少特征点提取和匹配时间,金字塔光流的优化可以降低大量的误匹配,与原始的 ORB 算法相比,本文算法具有更好的实效性和精度,可以较好地运用于实际场景中。

参 考 文 献

[1] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-

SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.

[2] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.

[3] Yang Y, Tang D, Wang D, et al. Multi-camera visual SLAM for off-road navigation [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2020, 128:103505.

[4] Lin F C, Liu Y H, Zhou J F, et al. Optimization of visual odometry algorithm based on ORB feature[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(21): 211507.

林付春, 刘宇红, 周进凡, 等. 基于 ORB 特征的视觉里程计算法优化[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(21): 211507.

[5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

[6] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.

[7] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.

[8] Hu M. Vision-based driver attention detection and judgement research[D]. Changsha: Hunan University, 2018.

胡敏. 基于视觉的驾驶员注意力检测与判别研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2018.

[9] Zhou H H, Yi W N, Du L L, et al. Convolutional neural network-based dimensionality reduction method for image feature descriptors extracted using

- scale-invariant feature transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141008.
- 周宏浩, 易维宁, 杜丽丽, 等. 基于卷积神经网络的 SIFT 特征描述子降维方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141008.
- [10] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//*Computer Vision-ECCV 2006*, 2006: 1-14.
- [11] Zeng J Y, Feng W L, Chen Y, et al. Image correction algorithm based on ORB feature and motion consensus[J]. *Modern Electronics Technique*, 2019, 42(18): 171-176.
- 曾军英, 冯武林, 湛瑶, 等. 一种基于 ORB 特征和运动一致性的图像校正算法[J]. *现代电子技术*, 2019, 42(18): 171-176.
- [12] Wang F B, Chu Z T, Zhu D R, et al. Nonlinear-diffusion-filtering-based feature detection algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(11): 111002.
- 汪方斌, 储朱涛, 朱达荣, 等. 一种基于非线性扩散滤波的图像特征检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(11): 111002.
- [13] Liu J, Bai D. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12): 1215005.
- 刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(12): 1215005.
- [14] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features[C]//*Computer Vision-ECCV 2010*, 2010: 778-792.
- [15] Tao J, Li Y L, Huo Y W, et al. Research on image registration based on feature point matching [J]. *Modern Electronics Technique*, 2019, 42(20): 90-93.
- 陶静, 李逸琳, 霍艺文, 等. 基于特征点匹配的图像配准研究[J]. *现代电子技术*, 2019, 42(20): 90-93.
- [16] Dou H X. Research and implementation of vision-based indoor localization for embedded robotics[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- 窦赫喧. 基于视觉的机器人室内定位算法研究与嵌入式实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [17] Liu S M. Research on SLAM method of indoor scene based on RGB-D[D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2017.
- 刘三毛. 基于 RGB-D 的室内场景 SLAM 方法研究[D]. 株洲: 湖南工业大学, 2017.
- [18] Zhang L Q. Research and implementation of V-SLAM algorithm based on monocular camera[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- 张良桥. 基于单目相机的视觉 SLAM 算法研究与实现[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
- [19] Bouguet J Y. Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm [EB/OL]. [2020-07-07]. http://opencv.jp/opencv-1.0.0_org/docs/papers/algo_tracking.pdf.
- [20] Du J Y, Hu Y M, Liu Y C. Research and implementation of matching technique of image based on SIFT algorithm of area blocking [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2013, 40(8): 52-58.
- 杜京义, 胡益民, 刘宇程. 基于区域分块的 SIFT 图像匹配技术研究与应用[J]. *光电工程*, 2013, 40(8): 52-58.