

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306309

高效高精度光照自适应的 ORB 特征匹配算法*

行芳仪^{1,2} 徐成^{2,3} 高宏伟^{1,2}

(1. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110158; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016; 3. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要: 针对非均匀光照下 ORB 图像特征检测算法存在特征点过于聚集、匹配准确率不高等问题,提出了一种高效高精度光照自适应的 ORB 图像特征匹配算法。利用自适应阈值提取待测图像的 oFAST 特征点,通过优化的四叉树分解法均匀分配,进一步提高了低照度或高曝光区域特征点的数量,随后,根据汉明距离进行特征匹配,使用改进的 RANSAC 算法剔除误匹配,提高 ORB 算法中特征点的匹配准确率。实验结果表明,针对具有明显光照变化的数据集,相较于 ORB、MA、Y-ORB 及 S-ORB 算法,本文算法的平均特征分布均匀度提高 13.1%,特征提取时间节省 26.3%,综合评价指标提升 18.5%,可高效完成复杂场景变化下的特征匹配,对目标识别和三维重建等领域具有较强的应用价值。

关键词: ORB 算法;特征检测;特征匹配;四叉树分解法;RANSAC 算法

中图分类号: TN98; TP391.41

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 520.6040

Efficient and high-precision illumination adaptive ORB feature matching algorithm

Xing Fangyi^{1,2} Xu Cheng^{2,3} Gao Hongwei^{1,2}

(1. School of Automation & Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110158, China; 2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, State Key Laboratory of Robotics, Shenyang 110016, China; 3. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In order to solve the problems of the ORB image feature detection algorithm under non-uniform illumination, such as overly clustered feature points and low accuracy of feature matching, we propose an efficient and high-precision illumination adaptive ORB image feature matching algorithm. The oFAST feature points of the image to be measured are extracted using the adaptive threshold, and the number of feature points in the low illumination or high exposure area is further increased through the uniform distribution of the optimized quadtree decomposition method. Then, feature matching is performed according to Hamming distance, and the improved RANSAC algorithm is used to eliminate mis-matching, so as to improve the matching accuracy of the feature points in the ORB algorithm. The experimental results show that for data sets with obvious illumination changes, compared with ORB, MA, Y-ORB and S-ORB algorithms, the average feature distribution uniformity of our proposed algorithm is improved by 13.1%, the feature extraction time is saved by 26.3%, and the comprehensive evaluation index is improved by 18.5%. It can efficiently complete feature matching under complex environment changes, and has strong application value in the fields of target recognition and 3D reconstruction.

Keywords: ORB algorithm; feature detection; feature matching; quadtree decomposition method; RANSAC algorithm

0 引言

同步定位与地图构建^[1] (simultaneous localization and

mapping, SLAM) 作为机器人自主运动的核心技术,可通过传感器对未知环境进行建图与自身定位,是机器人领域的重要研究方向。视觉 SLAM 的前端通过相机信息来估计自身运动姿态,其中基于特征的前端处理方法对于

特征提取的均衡度和实时性有极强的依赖,使特征提取发展为视觉 SLAM 领域的研究热点。

旋转不变性二进制描述算法^[2](oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)是 SLAM 系统中一种高效的特征提取算法,虽然其在实时性方面表现良好,但在高曝光或低照度的非均匀光照条件下,ORB 特征点检测仍存在分布不均、易聚集的现象,影响了后续特征匹配和姿态估计的精度。为解决这类问题, Mur-Artal 等^[3-4]在 ORB-SLAM 算法中提出通过四叉树来增强特征分布的均匀度,有效改善了特征均衡程度,但提取实时性明显降低;禹鑫姝等^[5]在其基础上进行改进,将冗余特征点进行了有效剔除,但仍使用传统四叉树结构,运算效率有待提升;孙浩等^[6]通过设定阈值限制各区域特征点提取数量,提高了特征均匀度,但存在较多的误匹配;范新南等^[7]提出了一种使用自适应阈值来提取角点的方法,但仍存在人工设定的参数,未能真正实现自适应提取。

针对上述研究问题,本文提出一种非均匀光照下基于改进四叉树的高效高精度光照自适应 ORB (illumination adaptive ORB, IA-ORB)特征检测匹配算法,首先,在网格化图像金字塔中利用自适应阈值提取 oFAST 特征点;然后通过优化的四叉树分解法合理分配特征点,使提取的特征点均衡分布;最后,通过改进的 RANSAC 算法对汉明匹配后的特征点进行剔除误匹配,有效提高图像的匹配精度。

1 传统 ORB 算法

传统的 ORB 算法^[2]的实质是提取带有方向描述的关键点,主要包括 3 个步骤:特征点检测,生成特征描述子集和特征点匹配。

1.1 特征点检测

利用 oFAST 算法^[8]进行特征点检测,如图 1 所示,在以像素 P 为圆心,3 为半径的圆轮廓上顺时针取 16 个像素点,记 P 的灰度值为 I_p ,阈值为 t 。若存在连续 12 个像素点的灰度值都大于 $I_p + t$ 或小于 $I_p - t$,则像素点 P 可标记为特征点。

同时,采用灰度质心法为特征点增加方向属性,通过图像矩来计算以特征点 P 为中心、 r 为半径的圆形邻域内的图像灰度质心 Q ,向量 PQ 的方向即为特征点的方向。

1.2 生成特征描述子集

利用 rBRIEF 描述子进行特征点的描述,在特征点 P 的邻域窗口通过高斯随机取样挑选出 n 个点,根据式(1)进行灰度值的比较与赋值,生成一个 n 长度的二进制串作为此特征点的描述子,如式(2)所示。

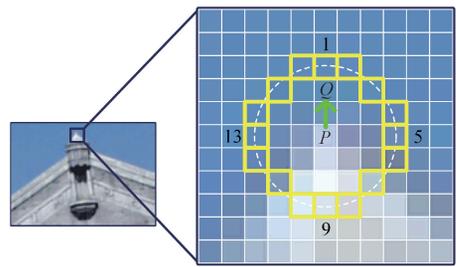


图1 oFAST 特征检测示意图

Fig. 1 oFAST feature detection diagram

$$\tau(I; \alpha, \beta) = \begin{cases} 1, & I_\alpha < I_\beta \\ 0, & I_\alpha \geq I_\beta \end{cases} \quad (1)$$

式中: τ 为每对随机点的赋值结果; I_α 和 I_β 为对应像素点对 α 和 β 的灰度值。

$$\nu(P) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(I; \alpha, \beta) \quad (2)$$

式中: $\nu(P)$ 为特征点 P 的 n 维二进制描述子。

1.3 特征点匹配

对于二进制描述子集,通常使用其汉明距离来表征两特征点间的相似程度。将描述子点对进行异或操作后,统计位值不同的数目做为汉明距离,若汉明距离小于最小距离的两倍,则判断此特征点为正确匹配。

2 IA-ORB 特征匹配算法设计

传统的 ORB 算法利用 oFAST 算法采集的特征点通常存在聚集、冗余等问题。通常认为,越多的特征点检测能获得越精确的匹配,但若特征点过于聚集,会影响其后续的特征描述过程,特征点的匹配准确率反而会下降^[9]。本文提出的 IA-ORB 算法通过对四叉树分解区域进行图像增强与合理化分布特征点来解决前述问题。同时,利用改进的 RANSAC 算法对汉明匹配后的关键点进行剔除误匹配,以提高匹配精度。IA-ORB 算法路线如图 2 所示,算法总体可分为自适应阈值特征点检测、特征均衡化分布以及 RANSAC 剔除误匹配 3 个部分。

2.1 自适应阈值特征点检测

oFAST 算法通过固定的阈值 t 与邻域灰度值比较,来确定特征点。针对非均匀光照下获得的图像,不同区域的对比度及噪声情况均有差异,因此所选取的比较阈值 t 也应不同。若采用传统 ORB 算法中的固定阈值,会使算法的鲁棒性变差,而范新南等^[7]提出的自适应阈值中的比例因子仍是人为设置的。为此,本文根据各金字塔网格区域中的像素灰度值,自适应调节特征点检测阈值,有效提高特征点的提取精度。

此外,传统 ORB 算法通过对输入图像构建比例金字

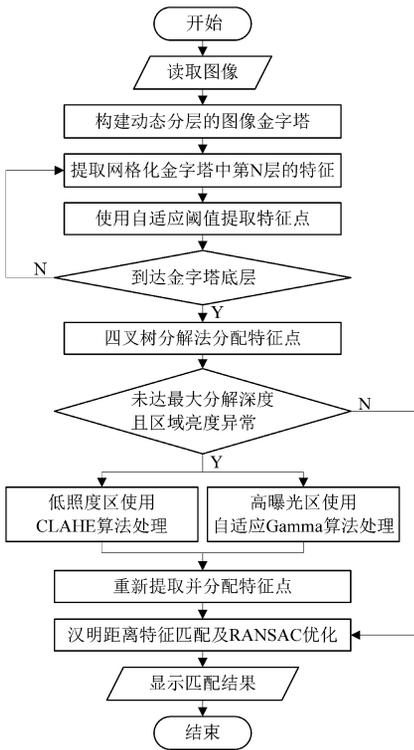


图 2 IA-ORB 算法流程

Fig. 2 Flow chart of our IA-ORB algorithm

塔^[10],来增强特征点的空间尺度信息,其构建的 8 层图像金字塔虽精度高,但运算量大、实时性差。本文构建动态图像金字塔,通过实时调整图像金字塔的分层,来提高算法的检测效率。

本文改进的特征点检测算法具体实现流程如下:

步骤 1) 构建 K 层高斯金字塔。高斯金字塔仿照了人眼看物体时近大远小的特点。设定图像缩放系数 T ,按照缩放系数对高斯模糊后的原图像 O_1 进行降采样,生成 K 幅图像(图 3)。降采样后的图像 O_k 表示为:

$$O_k = O_1 / T \cdot k \quad (3)$$

式中: $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, K 由实际图像尺寸与相机速率动态决定。

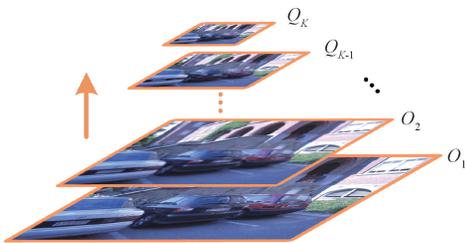


图 3 图像金字塔示意图

Fig. 3 Schematic diagram of image pyramid

步骤 2) 网格化金字塔。根据 oFAST 的邻域检测规律,以 30 个像素单元为基础进行金字塔网格划分,把每

层图像都均匀划分成大小为 $w \times h$ 的 N 个网格区域, w 为网格宽度, h 为网格高度。以计算网格宽度 w 为例,设原图像宽度为 W ,则所分割的网格列数为 $c = W/30$ 。由此,网格宽度 w 可计算为:

$$w = \text{round}(W/c) \quad (4)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 为取整函数。

步骤 3) 计算自适应阈值。本文提出一种基于邻域像素灰度值计算的自适应阈值,用于 oFAST 特征点检测,自适应阈值 T_a 的计算公式如下:

$$T_a = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I(x_i) - \overline{I(x)})^2 \right) / \overline{I(x)} \quad (5)$$

式中: $I(x_i)$ 为所检测网格区域中每个像素点的灰度值, $\overline{I(x)}$ 为此网格区域中灰度的平均值, n 为此网格区域中像素点的总数。

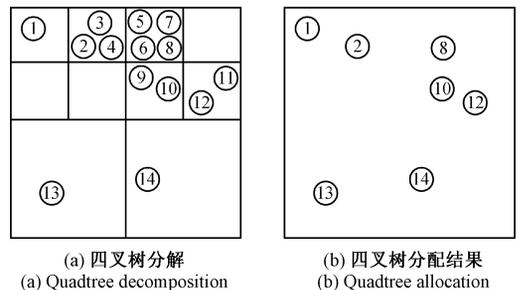
步骤 4) 采集特征点。在网格区域中利用自适应阈值 T_a 进行 oFAST 特征检测,遍历该图像的所有网格,使检测的特征点尽量均匀地分布在图像中。

2.2 特征均衡化分布

ORB-SLAM2^[4] 采用了四叉树结构,对像素点平面迭代分割,具有特征均衡化的效果。为解决传统 ORB 算法特征点采集存在的聚集、冗余问题,本文对检测出的特征点通过改进的四叉树方法进行合理化分配。对特征点采集过少、光照不均的区域进行图像增强处理,重新补充提取特征点,使高曝光区域或低照度区域也能提取到足够的关键点。设置最大分解深度,以解决因过多迭代而引发的“过均衡化”问题。

本文改进的特征点均衡化分布算法具体实现流程如下:

步骤 1) 四叉树分配特征点。如图 4 (a) 所示,将每层金字塔中的特征点逐级进行四叉树节点划分,划分至每个节点中只存在一个特征点或节点面积小于设定阈值 U (即最大分解深度),若节点数大于需分配特征数时也停止划分。从每个节点中筛选出 Harris 响应值最强的特征点进行统计,如图 4 (b) 为设置最大分解至 2 级节点的 4 叉树分配结果。



(a) 四叉树分解 (a) Quadtree decomposition
(b) 四叉树分配结果 (b) Quadtree allocation

图 4 四叉树分配特征示意图

Fig. 4 Schematic diagram of quadtree distribution features

步骤2)区域亮度判断。针对未达最大分解深度就停止分裂的节点区域,按图5所示的3种模式进行图像亮度取点,该区域亮度均值 Avg 的表达式为:

$$Avg = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \overline{I_k(x_k, y_k)} \quad (6)$$

式中: n 为取点总数, $\overline{I_k(x_k, y_k)}$ 表示第 k 个点及邻域8个像素点的亮度均值。

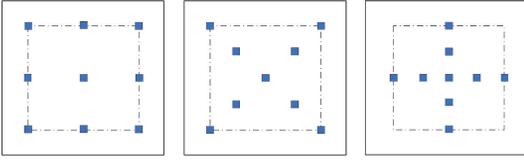


图5 区域像素采集模式

Fig. 5 Acquisition mode of regional pixel

根据亮度均值判断区域类型:若 Avg 大于设定阈值 t_1 ,则判此区域为高曝光区,需进行降低亮度处理;若 Avg 小于设定阈值 t_2 ,则判此区域为低照度区,需进行亮度增强处理。

步骤3)高曝光区处理。传统的 Gamma 算法^[11]对偏亮图片处理效果良好,但其校正因子 γ 一般根据经验选取固定值,使经校正后的图像强度变化相同^[12-13],难以适应亮度多变的场景。本文提出一种自适应 Gamma 算法,能够在改善亮度的同时丰富图像细节,更利于特征点的有效检出,其数学表达如下:

$$G(s) = s_{\max} \times (s/s_{\max})^{\gamma(s)} \quad (7)$$

式中: $G(s)$ 为校正后的图像亮度, s 为输入图像的亮度, s_{\max} 为亮度最大值, $\gamma(s)$ 为自适应校正因子,其表达式如下:

$$\gamma(s) = 1 - \sum_{s=0}^{s_{\max}} [P_{\omega}(s)/D(s)] \quad (8)$$

式中: $P_{\omega}(s)$ 为对应亮度值的权值概率密度函数, $D(s)$ 为由 $P_{\omega}(s)$ 构建的分布函数,其对应表达式分别为:

$$P_{\omega}(s) = (P(s) - P_{\min}) / (P_{\max} - P_{\min}) \quad (9)$$

$$D(s) = \sum_{s=0}^{s_{\max}} P_{\omega}(s) \quad (10)$$

式中: $P(s)$ 为图像亮度的概率密度函数, P_{\min} 和 P_{\max} 分别为 $P(s)$ 的最大、最小值, $P(s)$ 可通过下式求得:

$$P(s) = n_s / N \quad (11)$$

式中: n_s 是以 s 为亮度的像素数, N 是图像总像素数。

步骤4)低照度区处理。针对光照不足的区域,本文采用限制对比度直方图均衡化算法^[14] (CLAHE) 进行处理,该算法在自适应直方图均衡化算法^[15] (AHE) 基础上进行改进,能够在增强对比度的同时抑制局部噪声放大,提高图像质量。核心步骤为:先对直方图裁剪分布后进行重映射(图6),再利用双线性差值弱化图像的块

效应^[16]。

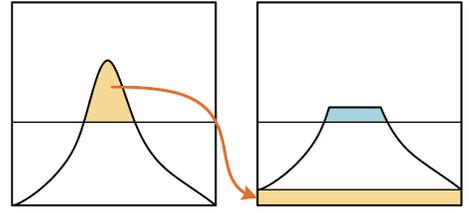


图6 直方图裁剪分布示意图

Fig. 6 Histogram clipping and distribution diagram

步骤5)特征点均衡分布。对图像增强后的区域重新进行自适应 α FAST 特征提取,利用四叉树筛选特征点,删除冗余点,直至采集到的特征点总数达到预期,再计算相应的 rBRIEF^[2] 特征描述子,以实现特征点的均衡分布。

2.3 基于改进 RANSAC 算法的误匹配剔除

传统 ORB 算法通过描述子间的汉明距离对特征点进行匹配后,往往存在一定概率的误匹配。可采用随机抽样一致性^[17] (random sample consensus, RANSAC) 算法进行误匹配剔除,进一步提升匹配精度。该算法核心是在一组含有异常数据的数据集中,通过迭代法计算出有效数学模型参数,来剔除不符合模型的局外点和噪声数据。

RANSAC 算法的模型迭代次数会随数据的增多而提升,没有固定上限,而且较多的误匹配会导致实时性变差。针对此问题,本文提出改进的 RANSAC 算法,根据经验设置迭代次数上限,并根据纹理丰富区特征点的聚集性、匹配精度较高这一特性,对聚集点进行方向筛选,对离群点进行单应矩阵筛选,进一步提高匹配精度。

本文改进的 RANSAC 算法具体实现流程如下:

步骤1)选取高聚集性关键点。选取经四叉树算法处理后达最大分解深度的所有区域块,统计这些区域块中的所有关键点,从中选取聚集性较高的 n 组关键点,记为集合 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_n\}$ 。

步骤2)关键点分类。对集合 G 中关键点进行方向筛选,使邻近关键点匹配的相对变化角度不超过阈值 θ (根据实验设为5),保留筛选后子集中超过10个关键点的集合,记为第1类关键点集合 $G' = \{G'_1, G'_2, \dots, G'_n\}$,记剩余关键点为第2类关键点。

步骤3)拟合模型的计算与筛选。对第1类关键点集合 G' 进行10次 RANSAC 算法迭代,式(12)给出了集合 G' 中匹配点对 (x, y) 和 (x', y') 的变换关系,用来求解此模型的单应矩阵 H 。

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

式中: σ 为尺度因子,通常令 $h_{33} = 1$ 来完成单应矩阵 H 的尺度归一化。用得出的单应矩阵 H 对第 2 类关键点进行筛选,剔除特征点的错误匹配。

3 实验验证分析

为验证本文算法的可靠性和普适性,分别从特征点的分布均衡度、匹配综合评价两方面进行实验分析。实验仿真在 Ubuntu16.04 操作系统中进行,计算机处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H,频率 2.60 GHz,内存 8 G。为了更好地验证本文算法在复杂环境变化中的鲁棒性,测试图像来源于牛津大学公开的涉及不同模糊程度、光照变化和缩放变化的 Mikolajczyk 数据库^[7]。

3.1 特征点分布均衡度实验

在图像特征点检测实验中,通常使用特征点的均衡程度以及运行时间等指标,来评价算法在特征点均衡水平方面的优劣性。为量化特征点的均衡分布程度,采用

文献[18]的评价方法,分别从水平、竖直、45°、135°以及中心与外围这 5 个方向对图像进行区域划分,统计各区域中特征点的数量,形成区域统计分布向量,计算向量组的方差 V ,分布均匀度 u 可表示为:

$$u = 1011\log(V) \tag{13}$$

式中: u 值越小,不同区域中特征点数目差别越小,特征分布的均衡程度就越高,更有利于后续图像匹配均衡度的提升。

为验证本算法在非均匀光照环境下的特征提取能力与均衡性,实验选取存在光照变化的 Leuven 数据集图像进行测试,统一提取每幅图像的 1 000 个特征点,将传统 ORB 算法^[2]、增加四叉树的 MA 算法^[4]、改进四叉树的 Y-ORB 算法^[5]、基于区域划分的 S-ORB 算法^[6]以及本文的 IA-ORB 算法进行对比,统计各算法的特征分布均匀度 u 以及算法用时 t 。原始图像和各算法的特征提取结果如图 7 所示,对应均匀度和算法提取特征点用时如表 1 所示。

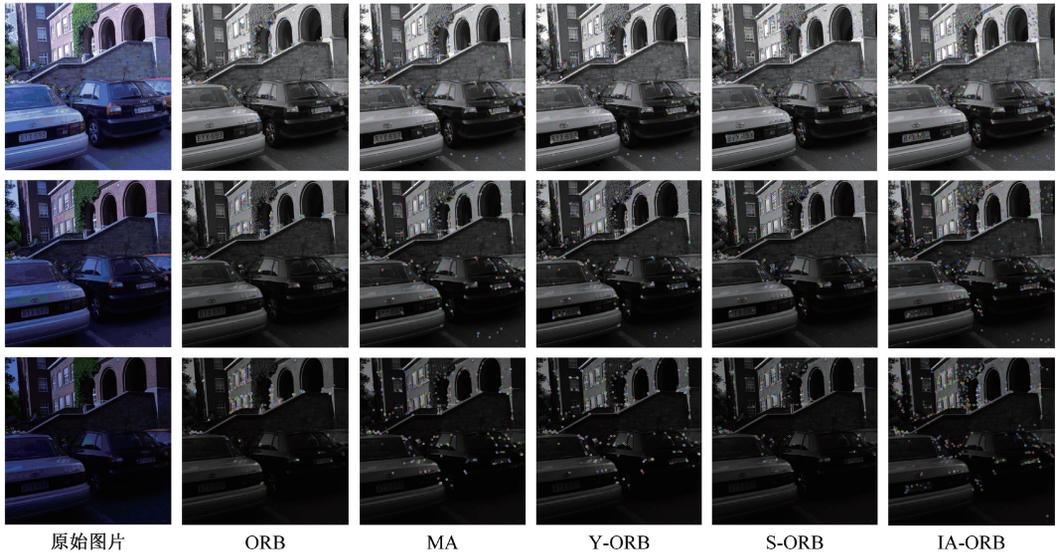


图 7 各算法对 Leuven 数据集的特征提取结果

Fig. 7 Feature extraction results of each algorithm on Leuven dataset

表 1 各算法的分布均匀度和耗时统计表

Table 1 Distribution uniformity and time consuming

图像序列	分布均匀度 u					运行时间 t /ms				
	ORB	MA	Y-ORB	S-ORB	IA-ORB	ORB	MA	Y-ORB	S-ORB	IA-ORB
1	204.37	166.52	155.12	180.06	164.33	33.46	37.23	39.59	38.81	26.23
2	217.48	163.01	168.06	178.03	162.86	32.51	36.87	38.38	32.1	25.81
3	216.15	167.32	179.05	173.71	165.49	32.72	36.20	28.33	29.62	24.45
均值	212.67	165.61	167.41	177.27	164.23	32.90	36.77	35.43	33.51	25.49

由图 7 可以看出,对于横向排列的同一图像的提取中,传统 ORB 算法提取的特征很不均匀,聚集分布在窗

框和拱门等区域;S-ORB 算法虽通过区域划分稍有改善,但 MA、Y-ORB 和 IA-ORB 算法提取的特征可相对均匀地

分布在整个图像。对于纵向排列的光线递减的图像, ORB 和 S-ORB 算法从第 2 幅图开始特征点位置有少许削减,位置稳定性较高;MA 和 Y-ORB 算法在第 3 幅图中特征位置改变较大,稳定性较差;本文 IA-ORB 算法在第 3 幅图中特征点位置虽有少许削减,但相对集中在弱纹理区,对于图像特征纹理明显的区域,特征的复现与保持效果良好。

本文算法在二叉树基础上增加了光照自适应法提取特征点,并去除冗余特征点,增强了特征点的均衡分布。从表 1 分析可得,在提取相同数量特征点时,IA-ORB 算法相较传统 ORB 算法,特征点的分布均匀值 u 平均减少了 22.8%,即特征点的均衡程度显著提高;本文算法相较其他 3 种算法,在特征均衡度方面平均提升了 3.4%,二叉树算法及光照自适应法提取特征点起到了至关重要的作用。在算法耗时方面,本文算法较其他 4 种算法,耗时平均减少了 26.3%,其中优于 MA 算法 30.7%,大幅提高了算法的运行效率。

综合上述特征点检测实验可以发现,本文 IA-ORB 算法在耗时短的情况下,特征点提取稳定性强、特征分布均匀,为后续复杂光照变化下连续图像的特征匹配与定位,提供了良好基础。

3.2 特征匹配实验

为了验证本文算法在复杂场景变化下的鲁棒性,对数据库中涉及不同模糊程度、光照变化和尺度变化的 Bikes、Leuven、Ubc 等多组数据集进行匹配对比实验。比较不同算法的匹配准确率 $P^{[19]}$ 、召回率 $R^{[20]}$,以及两者的调和平均值,作为 P 、 R 的综合评价指标 $F^{[21]}$:

$$P = P_T / (P_T + P_F) \tag{14}$$

$$R = P_T / (P_T + N_F) \tag{15}$$

$$F = (2 \cdot P \cdot R) / (P + R) \tag{16}$$

式中: P_T 为检测的正确匹配数量; P_F 为检测的错误匹配数量; N_F 为排除的正确匹配数量。

实验选取具有代表性光照变化的 Leuven 数据集进行匹配效果展示(图 8),并进行匹配准确率 P 、召回率 R 对比(图 9)。同时,为验证算法的鲁棒性,计算数据库中多组数据集的综合指标 F 与平均耗时(图 10)。

从图 8 可直观看出,相较于其他 4 种算法,IA-ORB 算法可在保持匹配均匀度的情况下有效剔除误匹配。由图 9 中数据可知,本文算法的匹配准确率和召回率较传统 ORB 算法平均提升了 22.6%,相较 MA、Y-ORB、S-ORB 算法分别提升了 7.9%、6.4%、16.4%,表现出 RANSAC 与二叉树算法改进的显著优势。由图 10 可知,本文算法的综合评价指标 F 相较于 ORB 和 S-ORB 算法提升了 27%以上,优于 MA 和 Y-ORB 算法 7%以上,运行时间较 4 种算法节省了约 6.7%,各项性能均有所提升,可满足复杂场景下的实时性需求,更高效地完成特征

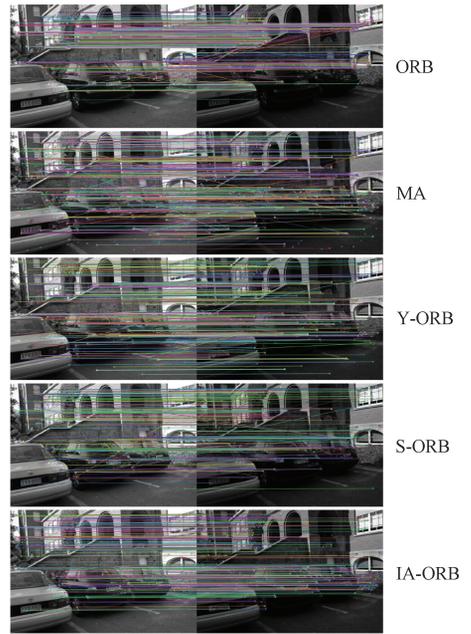


图 8 各算法匹配结果

Fig. 8 Matching results of each algorithm

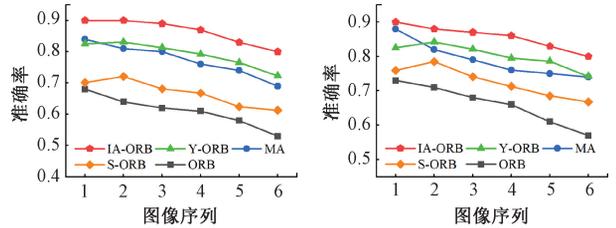


图 9 Leuven 数据集的算法评价图

Fig. 9 Algorithm evaluation chart of Leuven dataset

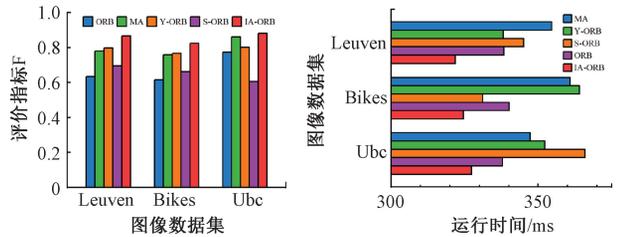


图 10 各数据集的算法评价图

Fig. 10 Algorithm evaluation chart of each dataset

匹配。

4 结论

本文设计的光照自适应 IA-ORB 图像特征匹配算法,有效改善了 ORB 算法检测时特征点过于聚集、配准率不高等问题。算法使用自适应阈值提取 oFAST 特征

点,通过优化的四叉树分解法进行合理分布,并根据汉明距离进行特征匹配,利用改进的 RANSAC 算法剔除误匹配,显著提高了匹配精度与效率。

本文算法相较于传统及其他改进算法有以下优势:在特征提取方面,通过光照自适应的四叉树分解法优化特征点的分布,使特征点的分布均匀度较 ORB 算法提高了 22.8%,较其他 3 种算法提升了约 3.4%,平均耗时较 ORB、MA、Y-ORB、S-ORB 算法减少了 26.3%,显著提升了特征点的检测质量和效率;在特征匹配方面,利用优化的 RANSAC 算法剔除误匹配,使综合评价指标 F 相较于 ORB、S-ORB 提升了 27%以上,优于 MA、Y-ORB 算法 7%以上,运行时间较 4 种算法节省了约 6.7%,有效增强了复杂场景的特征匹配精度。本文改进后的 IA-ORB 特征匹配算法,为后续目标识别、图像配准及三维重建等计算机视觉领域提供了良好的研究基础。

参考文献

- [1] 杨雪梅,李帅永. 移动机器人视觉 SLAM 回环检测原理、现状及趋势[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 1-12.
YANG X M, LI SH Y. Principle, current situation and trend of visual SLAM loop closure detection for mobile robot [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 1-12.
- [2] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571.
- [3] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [4] MUR-ARTAL R, TARDOS 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.
- [5] 禹鑫焱,詹益安,朱峰,等. 一种基于四叉树的改进的 ORB 特征提取算法 [J]. 计算机科学, 2018, 45(Z11): 222-225.
YU X Y, ZHAN Y AN, ZHU F, et al. Improved ORB feature extraction algorithm based on quadtree encoding [J]. Computer Science, 2018, 45(Z11): 222-225.
- [6] 孙浩,王朋. 一种基于区域划分的改进 ORB 算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(9): 1763-1769.
SUN H, WANG P. An improved ORB algorithm based on region division [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46 (9): 1763-1769.
- [7] 范新南,顾亚飞,倪建军. 改进 ORB 算法在图像匹配中的应用 [J]. 计算机与现代化, 2019, 282(2): 5-10.
FAN X N, GU Y F, NI J J. Application of improved ORB algorithm in image matching [J]. Computer and Modernization, 2019, 282(2): 5-10.
- [8] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]. Computer Vision-ECCV 2006, 2006: 430-443.
- [9] 李玉峰,李广泽,谷绍湖,等. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(5): 1197-1205.
LI Y F, LI G Z, GU SH H, et al. Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(5): 1197-1205.
- [10] 廖国庆,吴文海,曾鑫鹏. YOLOv4 与 ORB 深度融合的绝缘子识别定位研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 131-138.
LIAO G Q, WU W H, ZENG X P. Research on insulator identification and location based on deep fusion of YOLOv4 and ORB [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (2): 131-138.
- [11] HUANG S C, CHENG C, CHIU Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(3): 1032-1041.
- [12] 陆涛. 基于统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正的图像增强算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 154-162.
LU T. Image enhancement based on image classification coupled adaptive Gamma correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 154-162.
- [13] HUANG Z, ZHANG T, LI Q, et al. Adaptive gamma correction based on cumulative histogram for enhancing near-infrared images [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 79: 205-215.
- [14] HUANG L, ZHAO W, WANG J, et al. Combination of contrast limited adaptive histogram equalisation and discrete wavelet transform for image enhancement [J]. IET Image Processing, 2015, 9(10): 908-915.
- [15] 王智奇,李荣冰,刘建业,等. 基于同态滤波和直方图均衡化的图像增强算法 [J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 75-80.
WANG ZH Q, LI R B, LIU J Y, et al. Image enhancement algorithm based on homomorphic filtering

- and histogram equalization [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(24): 75-80.
- [16] 白强, 桂志国, 刘祎, 等. 基于局部边缘保持滤波器多尺度分解的工业射线图像增强[J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41(9): 32-39.
BAI Q, GUI ZH G, LIU Y, et al. Industrial ray image enhancement based on multi-scale decomposition of local edge preserving filter [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(9): 32-39.
- [17] 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.
ZHANG X H, YANG H Q, BAI L N, et al. Research on the visual positioning method of tunneling equipment based on the improved RANSAC feature extraction [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(12): 168-177.
- [18] 朱海峰, 赵春晖. 图像特征点分布均匀性的评价方法[J]. *大庆师范学院学报*, 2010, 30(3): 9-12.
ZHU H F, ZHAO CH H. Evaluation method of distribution uniformity of image feature points [J]. *Journal of Daqing Normal University*, 2010, 30(3): 9-12.
- [19] 徐剑君, 商亮, 唐凤珍. 基于快速增量式视觉感知的类脑 SLAM[J]. *信息与控制*, 2022, 51(1): 542-553.
XU J J, SHANG L, TANG F ZH. Brain-inspired SLAM based on fast incremental visual perception [J]. *Information and Control*, 2022, 51(1): 542-553.
- [20] 肖明, 鲍永亮, 颜仲新. 基于点特征的图像配准方法综述[J]. *兵工学报*, 2015, 36(S2): 326-340.
XIAO M, BAO Y L, YAN ZH X. Point feature-based image registration: A survey [J]. *Acta Armamentarii*, 2015, 36(S2): 326-340.
- [21] 王铮, 刘纪平, 车向红, 等. 基于卷积神经网络的地图相似度匹配方法研究[J]. *测绘科学*, 2022, 47(7): 169-175.
WANG ZH, LIU J P, CHE X H, et al. Research on map similarity matching method based on convolutional neural network [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2022, 47(7): 169-175.

作者简介



行芳仪, 沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与自重构机器人。

E-mail: xingfy0426@163.com

Xing Fangyi is a M. Sc. candidate in Shenyang Ligong University. Her main research interests include image processing and self-reconfigurable robot.



高宏伟(通信作者), 沈阳理工大学教授, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

E-mail: 30963915@qq.com

Gao Hongwei (Corresponding author) is a professor at Shenyang Ligong University. His main research interests include computer vision and image processing.