

文章编号 1004-924X(2018)10-2575-09

适用于高精度同时定位与地图构建的均衡化 亚像素 ORB 特征提取方法

张 一^{1*}, 姜 挺¹, 江刚武¹, 于 英¹, 周 远²

(1. 信息工程大学, 河南 郑州 450001;

2. 陆军炮兵防空兵学院南京校区, 江苏 南京 211132)

摘要:在视觉同时定位与地图构建问题中,ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征由于其高效、稳定的优点而受到广泛关注。针对 ORB 特征提取过程中存在的像点量测精度较低、特征聚集现象明显等问题,提出了一种适用于高精度 SLAM 的均衡化亚像素 ORB 特征提取方法。分析了精确特征定位的原理,对误差方程进行合理的简化并采用一种基于模板窗口距离的权函数计算方法,大幅降低了计算负担;设计了一种基于四叉树结构的特征均衡化方案,对包含特征的像平面空间进行有限次数的迭代分割,然后选取具有最优响应的特征。试验表明,本文方法进行特征提取的额外计算负担小于 2.5 ms,在运行 TUM 和 KITTI 数据集时,ORB 特征的量测精度分别为 0.84 和 0.62 Pixel,达到亚像素水平,可以降低误差初值,提高光束法平差效率,并能够在满足特征总体分布规律的情况下,显著改善特征聚集的现象,有利于后续问题的稳健、准确求解。

关键词:同时定位与地图构建;ORB 特征;量测精度;精确特征定位;四叉树;均衡化

中图分类号:TP242.6 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182610.2575

Uniform distributed subpixel ORB feature extraction method for high-precision SLAM

ZHANG Yi^{1*}, JIANG Ting¹, JIANG Gang-wu¹, YU Ying¹, ZHOU Yuan²

(1. *Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;*

2. *Army Academy of Artillery And Air Defense (Nanjing Campus), Nanjing 211132, China)*

* *Corresponding author, E-mail: 276690308@qq.com*

Abstract: In visual SLAM problems, the ORB feature has drawn much attention because of its high efficiency and stability. To address problems such as the low accuracy of image point measurements and the obvious phenomenon of feature aggregation during ORB feature extraction, a uniform distributed subpixel ORB feature extraction method suitable for high-precision SLAM was proposed. In this study, the principle of precise feature positioning was first analyzed, the error equation was then reasonably simplified, and a weight function calculation method based on template window distance was finally adopted, all of which significantly reduce the algorithm's computational cost. A quadtree-based uniform distribution solution was designed in which the image plane space is segmented with only a limit-

收稿日期:2018-01-09;修订日期:2018-03-23.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 41501482, No. 41471387)

ed number of iterations. Features with optimal response are then exported. Experiments show that the additional computational burden of feature extraction for our method is less than 2.5 ms. The measurement accuracy of ORB features is 0.84 and 0.62 pixels on the TUM and KITTI datasets, respectively, reaching the subpixel level. Our method can thus reduce the initial value of errors and increase the efficiency of bundle adjustment. The problem of feature aggregation is effectively solved based on the condition of satisfying the overall distribution of features, which is beneficial to the robust and accurate solution of subsequent problems.

Key words: Simultaneous Localization and Mapping (SLAM); Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) feature; measurement accuracy; precise feature positioning; quadtree; uniform distributing

1 引言

特征提取包括特征检测与描述,是影像配准、拼接、视觉里程计^[1]及许多其他问题^[2]的基础。目前最具代表性的 SIFT^[3](Scale Invariant Feature Transform)算法,虽然具有较为综合的性能,但是其计算负担过大。近年来随着视觉 SLAM^[4](Simultaneous Localization And Mapping,同时定位与地图构建)技术的发展与应用,为满足实时的运行速度,算法的效率成为必须考虑的因素之一。ORB^[5](Oriented FAST and Rotated BRIEF)是一种非常高效的特征提取算法,可在一些低速设备如手机、PC 等平台上达到实时处理水平,同时受图像噪声影响较小,具有良好的可重复性与稳定性,非常适合特征法视觉 SLAM 系统^[6]。但是它有两个主要缺点:一、各尺度层上检出的特征位置均为整像素值,特征的像点量测精度明显不足;二、特征分布不均匀,聚集现象、边缘效应比较严重。

在影像匹配、相机追踪、地图构建^[7]、光束法平差等问题中,获取特征点的准确位置有助于提高像点量测精度、增强求解稳定性^[8]及提高平差效率,因此有必要对 ORB 算法进行改进,使其在保证计算效率的同时具备亚像素级别的精确特征定位功能。亚像素定位算法主要可以分为图像矩法^[9]、插值法^[10]、拟合法^[11-12]三类。其中,图像矩法与插值法适用于圆形特征点(也称斑点),而 ORB 属于角点特征,一般采用拟合法进行计算,总体思路是根据特征点邻域的梯度分布,计算边缘直线的数学表达,令直线相交得到角点的精确位置。拟合法大多需要进行最小二乘迭代,速度较慢。而 ORB 算法主要用于实时的应用中,算

法的效率必须得到保证。为此,本文通过优化误差方程形式与权函数计算过程,能够以很小的计算代价,有效提升 ORB 特征的像点量测精度至亚像素级别,并且可以在一定程度上改善边缘效应;设计并构建了一种基于四叉树结构的均衡化方案,能够在保证总体特征分布的情况下,解决特征聚集的问题,有利于后续影像匹配、位姿估计等问题的参数稳健求解。

2 方法原理

2.1 ORB 特征检测原理简介

ORB 特征是对著名的 FAST^[13-14]角点提取算法的改进。FAST 对特征的定义是基于候选点和测试圆的比较,检查测试圆周上的像点灰度值,与中心像点灰度值差异较大的像点如果可以组成连续的圆弧,并且弧长大于圆周长的 3/4,则认为中心像点为特征点。

如图 1,以测试圆半径为 3 的 FAST 算法为例。P 代表候选特征点,数字 1~16 代表与候选点距离为 3 的圆周上的像点。一个候选点是否为

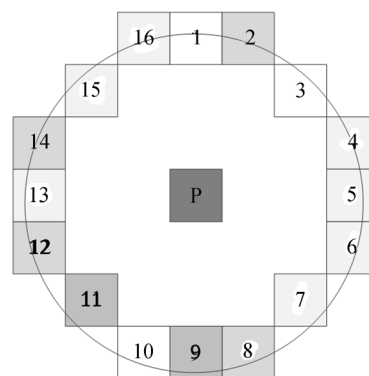


图 1 FAST 特征检测原理

Fig. 1 Principle of FAST feature detection

特征点可由式(1)确定:

$$N = \sum_{x \in (\text{circle}(p))} |I(x) - I(p)| > d, \quad (1)$$

其中: $I(x)$ 为圆周上任意一点的像素值; $I(p)$ 为候选点像素值; d 为相差阈值; N 为特征判断的阈值数。本例中 $N=12$, 表示若 P 点的测试圆周上有 12 个以上连续的像点, 其灰度值都比 P 大或都比 P 小, 那么 P 就是一个特征点。

ORB 利用 FAST-9 (半径为 9 pixel 的测试圆) 来进行特征检测, 并进行改进: (1) 用 Harris 响应值代替 FAST 响应值, 改善 FAST 算法不能有效剔除边缘的问题; (2) 采用亮度质心与图像矩^[15] 为每个特征添加主方向, 使 ORB 特征具有旋转不变性; (3) 在影像尺度空间中进行特征检测, 实现尺度不变性。由于 FAST 算法本身是一种模板类特征检测方法, 对整体亮度的改变并不敏感, 因而具有亮度与光照不变性。

2.2 精确特征定位原理与优化

角点的实质是若干边缘的交点^[16], 而影像边缘的计算往往与梯度有关。虽然 ORB 不计算梯度, 但它所采用的模板检测方法却出于对角点最直观的几何解释, 因此仍然可以利用影像梯度来确定特征的精确位置。由于数字影像离散采样的问题, 特征算法提取出的特征点与实际上真正特征点的位置可能存在部分偏移。如图 2, 假设某角点是若干边缘的交点, 其整像素位置为 P_0 。在 P_0 的较小邻域内, 可将各边缘看作直线, 理想情况下, 这些直线应该相交于 P_0 , 但实际中, 这些直线可能相交于 P_0 的附近, 甚至根本无法完全相交于一点。

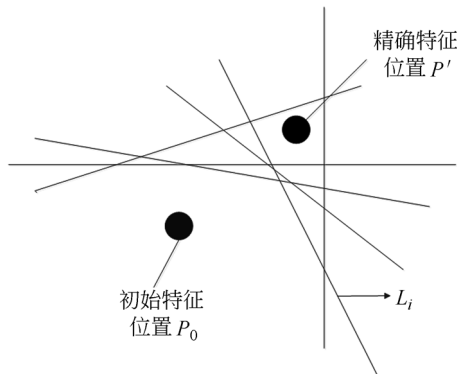


图 2 特征位置偏移

Fig. 2 Position offset of features

对于 P_0 邻域上的每个点 $P_i(x_i, y_i) \in \mathbf{R}$, 其

灰度函数的梯度为一个向量:

$$\mathbf{G}[g(x_i, y_i)] = \left[\frac{\partial g}{\partial x} \quad \frac{\partial g}{\partial y} \right]^T = [dx_i \quad dy_i]^T, \quad (2)$$

其中 $g(x_i, y_i)$ 表示 (x_i, y_i) 的灰度值。由于数字影像离散采样的问题, 梯度多采用差分的形式计算。过 P_i 作直线 L_i 垂直于 P_i 的梯度方向, 可得该直线 L_i 方程为:

$$dx_i \cdot x + dy_i \cdot y - (dx_i \cdot x_i + dy_i \cdot y_i) = A_i x + B_i y + C_i = 0. \quad (3)$$

理想情况下, 所有的各直线 L_i 的交点就是新的特征点位置, 设为 $P'(x', y')$ 。实际当中这些直线可能并不会交于一点。于是可根据新特征位置 P' 到原特征点 P_0 邻域内各直线 L_i 的距离列误差方程:

$$v_i = \frac{A_i x' + B_i y' + C_i}{\sqrt{A_i^2 + B_i^2}} = a_i x' + b_i y' - l_i. \quad (4)$$

对于 P_0 邻域上的每个点 P_i 都可以列一个方程, 由于未知数个数为 2, 共有 n 个方程, 可采用最小二乘法求解 P' 坐标, 注意到式(4)为线性方程, 故不需要 P' 的初值。设置一定的邻域窗口尺寸与上限次数迭代求解, 当待定点坐标 P' 的变化值小于 0.5 pixel 时, 将其作为精确特征位置输出。

ORB 算法最显著的优势是运算效率高, 采用上述方法, 尽管能得到较为准确的角点位置, 但会带来较大的计算负担。本文中考虑更多的是“精度与速度的平衡”, 因此有必要对上述方法进行优化。首先, 对于误差方程, 式(4)的形式为两数相除, 理想情况下, $v_i=0$, 说明分子是一个接近于 0 的“小值”, 因此不考虑分母, 将误差方程化简为:

$$v_i = A_i x' + B_i y' + C_i. \quad (5)$$

采用式(5)可以大幅度缩减计算量, A_i, B_i 实际上就是像素梯度的两个分量, 而 C_i 的计算只包含了像素梯度的乘法和加法。此外, 当 P_i 位于一个较为“均匀”的区域时, 其梯度值可能等于或接近于 0, 此时采用式(5)可以避免分母为 0 带来的数值错误。

此外, 如果按照合理的原则为各观测值赋权, 有助于提高特征的像点量测精度。定权的方法较多, 可根据梯度值大小定权, 也可根据每次迭代后的中误差定权^[17]。这些方法都需在每次迭代后重新为各点计算权值, 计算量较大。本文采用一种基

于模板窗口距离的定权方法,整个过程只需计算一次权值,运算量很小,基本原理如图 3 所示。

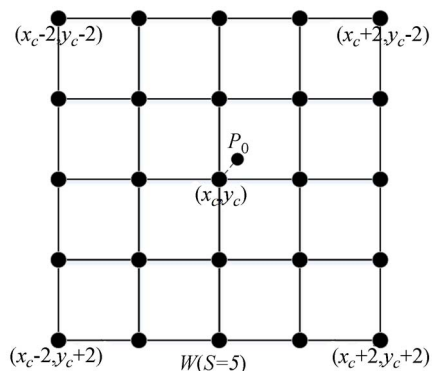


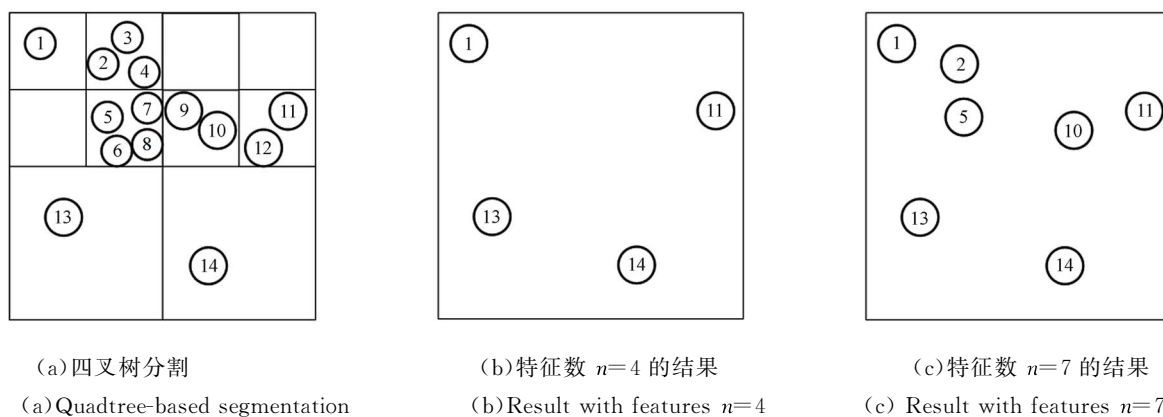
图 3 基于模板窗口距离的定权原理

Fig. 3 Principle of weighting based on template window distance

假设 P_0 是某个特征点经过 k 次迭代后的初始位置($k=0, 1, 2 \dots k_{\max}$),考虑更为普遍的情况,即 P_0 的坐标不是一个整数值。 W 是 P_0 的一个尺寸为 $S \times S$ 的邻域窗口(图中 $S=5$),窗口内各点的坐标 (x, y) 均为整像素坐标,其中心点 (x_c, y_c) 是最接近 P_0 的点。对窗口 W 的每一个点,均可以列一个形如式(5)的误差方程,而对应点的权 $w(x, y)$ 由下式给出:

$$w(x, y) = e^{-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{S}} \quad (6)$$

即越靠近中心点 (x_c, y_c) 权越大。该方法只需在开始时计算一次权值,每次迭代时为观测值赋予相应的权即可。同时将窗口中心设为最接近 P_0 的整像素而不是直接设为 P_0 ,使窗口各点的像素坐标都是整数,无需插值,进一步节省了计算资源。



(a) 四叉树分割

(a) Quadtree-based segmentation

(b) 特征数 $n=4$ 的结果

(b) Result with features $n=4$

(c) 特征数 $n=7$ 的结果

(c) Result with features $n=7$

图 4 基于四叉树的特征均衡化原理

Fig. 4 Principle of quadtree-based feature distributing

2.3 基于四叉树的特征均衡化

为了从一幅影像中提取出 n 个特征点,ORB 算法首先计算出影像的所有特征点,然后保留 Harris 响应值从大到小的前 n 个点,以此减轻 FAST 算法边缘效应严重的问题。然而该方法的一个主要缺点是特征聚集现象比较明显。大量聚集的特征为影像匹配带来困难,也容易造成位姿参数求解的不稳定性,因而需采用合适的特征点均衡化方案。最简单的方法是将影像划分为若干等间距的格网,在每个格网中提取一定量的特征。但由于影像的不确定性,部分格网内可能特征数量较少或根本没有特征,在这种情况下,算法可能会提取出“质量较差”的特征或者直接提取失败。ORB-SLAM^[18-19] 采用四叉树结构,通过对像点所在平面的迭代分割,可以在特征均衡化的同时,避

免出现因为某格网内特征数量不足导致的问题。本文在该方法基础上进行优化,设置最大分割层数,可以解决因为迭代次数过多出现的“过均衡化”现象,满足影像特征的总体分布,得到更合理的提取结果,基本原理如图 4 所示,设总特征数为 14,在图中表示为带序号的圆,(a)显示了四叉树分割过程,(b)为需要特征数 $n=4$ 的结果,(c)为需要特征数 $n=7$ 的结果。

假设影像中总特征数为 N ,需要的特征数为 n ,且 $N > n$ (若 $N \leq n$,直接输出全部特征即可),已分割层数为 L 。那么,基于四叉树的特征点均衡化方法步骤如下:

(1) 初始化根节点,根节点内包含所有特征点,将根节点作为下一次分割的父节点,令 $L=0$;

(2) 对所有父节点进行四叉树分割,得到四

倍数量的叶子结点,去掉特征数为 0 的叶子结点,同时记分割层数 $L++$;

(3) 统计当前叶子结点的数量,设为 M 。如果 $M \geq n$ 或 $L=4$ 转至步骤 4), 否则,找到特征数量大于 1 的叶子结点,设为下一次分割的父节点,然后转至步骤(2);

(4) 从当前的每个叶子节点中,依次选取具

有最优 Harris 响应值的特征点作为结果输出,如果输出特征数量 $< n$,则继续选取各节点下响应值次优的特征点,以此类推直至输出特征数量等于 n 。

总体的算法流程如图 5 所示。其中,特征均衡化与精确特征定位为本文方法,其他步骤均为 ORB 算法的内容。

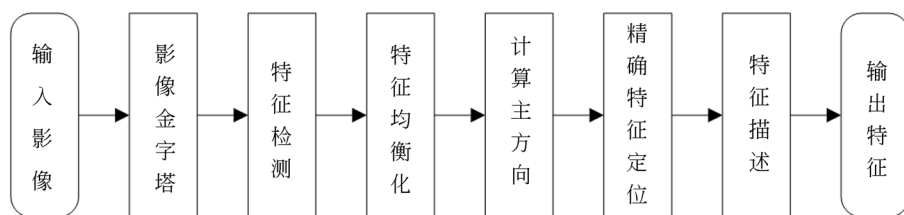


图 5 算法流程

Fig. 5 Flowchart of proposed algorithm

3 实验结果与分析

3.1 实验数据与评价方法

本文实验电脑配置为:Inter i7-6700 CPU @ 2.6 GHZ,内存 8 G。实验影像(集)分别为 SLAM

常用的室内与室外公开基准数据,基本信息如表 1 所示。其中 TUM 数据集^[20]采用编号为“fr_desk”的序列 RGB 视频影像,由移动机器人搭载 Kinect 相机获取,试验环境为室内;KITTI 数据集^[21]采用编号为“00”的左序列视频影像,由车载 PointGrey Flea2 相机获取,实验区域为室外街区。

表 1 实验影像数据基本信息

Tab. 1 Basic information of experiment images

数据集名称	影像尺寸 /pixel	帧率 / $(f \cdot s^{-1})$	影像数量	参与试验				
				运行时间	旋转	尺度	光束法平差	均衡化
TUM	640×480	30	2 966	✓	✓	✓	✓	✓
KITTI	1 241×376	10	4 541	✓	✓			

表 1 中旋转和缩放是指对影像进行已知关系的旋转、尺度(缩放)变换,通过计算平均投影误差的方法来衡量本文算法得到特征位置的量测精度。光束法平差则是利用 ORB-SLAM 的单目 SLAM 模块对数据集进行处理,得到一定数量的关键帧、连接点与模型点坐标,然后进行光束法平差,通过重投影误差分析特征点的量测精度。

本文根据 3 种指标对算法性能进行评价:

(1) 通过记录本文方法进行单帧影像特征提取时间,以及采用本文方法改进的 ORB-SLAM 系统处理整个数据集时所用的追踪、光束法平差时间,验证算法的效率;

(2) 通过计算旋转、尺度变化条件下的平均

投影误差,以及分析光束法平差的结果,验证算法的精确特征定位效果。

(3) 对影像进行特征均衡化处理,通过目视检查的方法查看特征分布情况,验证算法正确性。

3.2 计算效率

文本的目标是“以很小的计算代价换取特征定位精度的有效提升”。由于 ORB 算法最主要的应用场合是一些低速、实时的任务,因此,保证算法的效率是首要任务。

表 2 和图 6 显示了采用本文算法处理 TUM 数据集影像,各模块平均运行时间及占比。其中,特征提取数量设为 500,精确特征定位模板窗口尺寸设为 11。观察实验结果可知,本文算法的精

确特征定位与均衡化模块运行时间分别只用了 1.26 ms 和 1.02 ms,占特征提取总时间比例分别为 6.1%和 4.9%,对算法效率的影响非常低。

表 2 本文方法平均运行时间

Tab.2 Average runtime of proposed method

处理模块	时间/ms
影像金字塔	2.5
特征检测	10.31
特征均衡化	1.02
主方向计算	0.53
精确特征定位	1.26
特征描述	5.12
总计	20.74

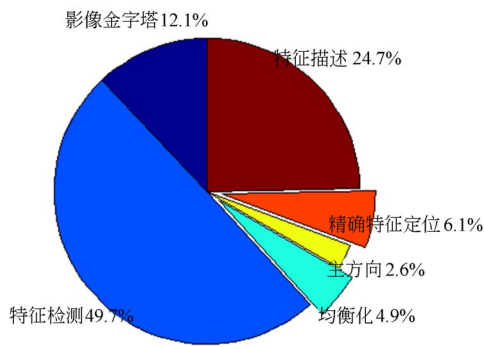


图 6 各模块运行时间比例图

Fig.6 Runtime proportion of each module

表 3 显示了 ORB-SLAM 和采用本文方法的 SLAM 系统的平均追踪时间以及全局光束法平差运行时间,可以发现,尽管本文算法在特征提取阶段会增加部分计算负担,但 SLAM 系统的平均追踪时间与光束法平差时间却分别有所下降,这主要是因为精确特征定位功能会剔除掉 3%~

表 3 SLAM 系统追踪与全局光束法平差运行时间

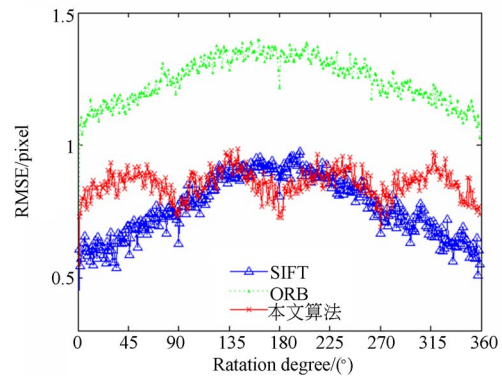
Tab.3 Runtime of tracking and global bundle adjustment in SLAM system

数据集	方法	平均追踪时间/ms	全局光束法平差时间/s
TUM	ORB-SLAM	39.8	1.23
	本文方法	38.1	0.49
KITTI	ORB-SLAM	50.6	6.14
	本文方法	49.9	5.01

5%“难以定位”的点,减少了一些后续的计算量;其次,更加准确的初值使得最小二乘求解更稳定,平差效率更高。

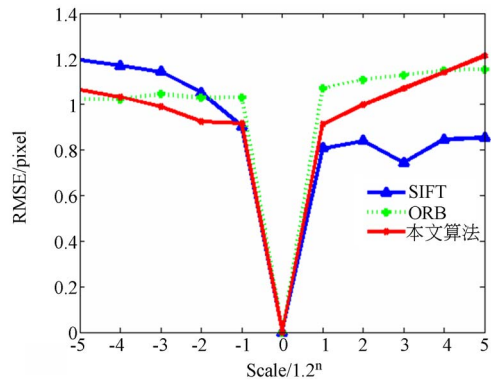
3.3 精确特征定位效果

本文首先根据基准影像生成试验影像,考虑的变化条件是旋转与尺度(缩放),然后根据已知的旋转和缩放系数,计算像点的理论对应关系,再对两幅影像分别进行特征提取,通过统计平均重投影误差来评价特征的像点量测精度,结果如图 7。



(a) 旋转

(a) Rotation



(b) 尺度

(b) Scale

图 7 旋转与尺度变化条件下的平均重投影误差

Fig.7 Average RPE with rotation and scale changes

观察可知,在旋转与尺度变化条件下,本文算法的平均重投影误差均小于 1 pixel,达到了亚像素级别。对于旋转变化的,ORB 算法的平均重投影误差约为 1.1 pixel 左右,而本文算法优于 0.9 pixel,与 SIFT 算法基本相当。尺度方面,本文算法在小尺度变化时效果较好,优于 ORB 算法,但当尺度变化较大时,本文方法的投影误差增长较快,最终超过 ORB 算法。这主要是因为精确特

征定位功能是基于影像金字塔的 0 层影像(即原始影像)实现的,未考虑其它层,一定程度上削弱了特征提取算法的尺度不变性,这是本文算法的一个局限。

随后,本文利用 ORB-SLAM 的单目视觉 SLAM 模块对两个数据集进行处理,得到若干数量的影像关键帧、连接点与模型坐标,然后进行光束法平差,通过重投影误差分析本文方法提取的像点量测精度。基本信息及平差结果如表 4 所示:

表 4 全局光束法平差结果

Tab. 4 Result of global bundle adjustment

数据集	方法	关键帧数量	连接点数量	观测数	迭代次数	中误差 σ /pixel
TUM	ORB-SLAM	166	6 654	43 748	6	0.91
	本文方法		6 431	42 079	3	0.84
KITTI	ORB-SLAM	1 391	78 394	407 986	5	0.68
	本文方法		73 686	391 313	4	0.62

对比中误差可以发现,本文方法像点观测值的中误差在两个数据集上的运行效果较 ORB-SLAM 均有提高,说明了本文精确特征定位功能的有效性。由于两个数据集在相机类型、影像质量等诸多方面均有较大差别,而这些都对光束法平差结果有影响,因此本文算法的精度提升效果不尽相同,但本文方法误差的初值更小,迭代次数更少,参数求解更加稳定。观察表 4 还可以发现,本文方法得到的连接点略少于 ORB-SLAM,是因为精确特征定位功能会剔除部分位于单边缘上的点。这类特征较难定位,大多数情况下需要予以排除,本文方法实际上有助于在一定程度上减少

边缘效应,使获取的特征位置更加准确。

此外,本文还研究了不同精确特征定位模板窗口尺寸对算法效率和平差结果的影响,如表 5 所示。总的来说,随着窗口尺寸的增长,精确特征定位计算时间持续增加,中误差不断下降。当窗口尺寸 $S=5$ 时,中误差与 ORB-SLAM 处于相当水平,此时的像点量测精度并无明显提升,随着 S 继续增加,像点量测精度提升明显,当 $S>9$ 以后精度不再有明显变化。这说明 ORB 角点特征的边缘信息主要是由距离中心点 3~5 pixel 的邻域确定的。综合考虑计算时间与精度,本文选择 $S=11$ 作为最佳模板窗口尺寸。

表 5 不同精确特征定位模板窗口尺寸对算法的影响

Tab. 5 Influence of precise feature positioning template window size on proposed algorithm

窗口尺寸 S	计算时间 /pixel	中误差 σ /pixel	
		TUM 数据集	KITTI 数据集
5	0.38	0.90	0.67
7	0.61	0.86	0.65
9	0.94	0.84	0.63
11	1.26	0.84	0.62
13	1.45	0.83	0.62

3.4 特征均衡化效果

对试验影像分别按照 ORB、ORB-SLAM 和本文算法进行特征提取,然后在影像上标注特征的位置,以此验证本文方法特征均衡化的效果,以 TUM 数据集的第一帧为例,结果如图 8 所示。

观察对比可发现,本文方法的特征均衡化效果十分明显。ORB 算法得到的特征聚集效应严重,会为影像匹配、运动估计等带来不良影响。

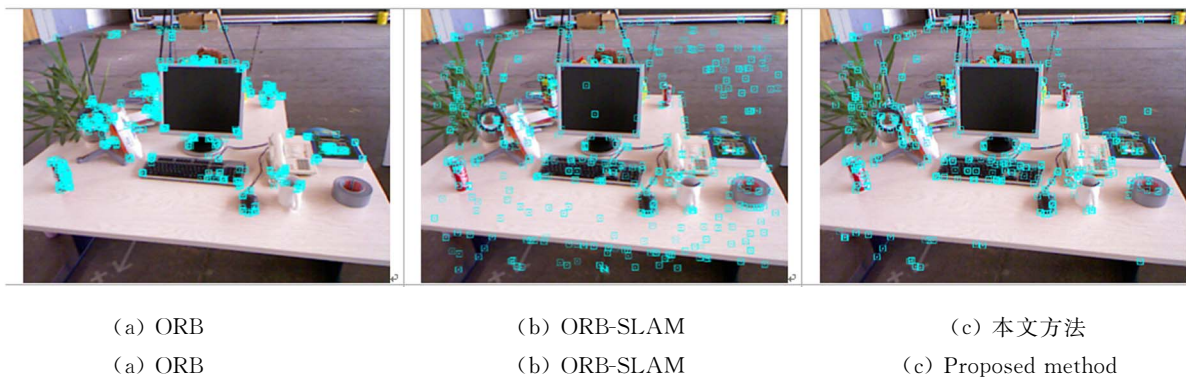


图 8 特征均衡化效果

Fig. 8 Result of feature uniform distributing

ORB-SLAM 中采用的二叉树迭代分割方法虽然可以改善特征聚集问题,但迭代次数过多导致“过均衡化”,在一些梯度变化不显著的区域如桌面、屏幕、地板上也输出了大量“无效”特征,这些特征区分度低,同样不利于后续处理。本文方法在均衡化的同时,不会破坏特征总体的分布规律(即梯度变化显著的区域特征更多),取得了更好的效果,同时,算法原理简单,易于实现,计算负担低,从而有效提升了整体性能。

4 结 论

本文针对 ORB 算法提取的特征点位置不够

精确、聚集现象比较明显的问题,有针对性地构建了一种适用于高精度 SLAM 的均衡化亚像素 ORB 特征提取方法,选取公开影像数据进行了实验验证。

结果表明,本文算法保留了 ORB 算法的效率优势,特征提取的额外计算负担小于 2.5 ms,像点量测精度达到亚像素水平,并且特征分布更加均匀、合理,对后续的影像匹配、位姿估计及光束法平差都具有积极意义。

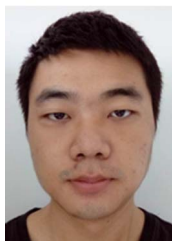
未来将针对尺度影像开展更深层次的研究,使算法具备更好的尺度适应性,同时也将采取更多数据对该方法进行更加广泛地测试。

参考文献:

- [1] NISTÉR D, NARODITSKY O, BERGEN J. Visual odometry[J]. *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*, IEEE, 2004, 1: 652-659.
- [2] 吴修振, 刘刚, 于凤全, 等. 基于单目视觉的 GPS 辅助相机外参数标定[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(8): 2252-2258.
WU X Z, LIU G, YU F Q, *et al.*. Calibration of camera extrinsic parameters based on monocular visual with GPS assistant[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(8): 2252-2258. (in Chinese)
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International journal of computer vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] 顾照鹏, 刘宏. 单目视觉同步定位与地图创建方法综述[J]. *智能系统学报*, 2015, 10(4): 499-507.
GU Z P, LIU H. A survey of monocular simultaneous localization and mapping[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2015, 10(4): 499-507. (in Chinese)
- [5] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, *et al.*. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]//*Computer Vision (ICCV)*, 2011 *IEEE international conference on*, IEEE, 2011: 2564-2571.
- [6] FUENTES-PACHECO J, RUIZ-ASCENCIO J, RENDÓN-MANCHA J M. Visual simultaneous localization and mapping: a survey[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 43(1): 55-81.
- [7] 曹天扬, 蔡浩原, 方东明, 等. 结合图像内容匹配的机器人视觉导航定位与全局地图构建系统[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(8): 2221-2232.
- [8] CAO T Y, CAI H Y, FANG D M, *et al.*. Robot vision system for keyframe global map establishment and robot localization based on graphic content matching[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(8): 2221-2232. (in Chinese)
- [9] 李劲澎, 姜挺, 肖达, 等. 基于关系图的无人机影像三维重建[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(6): 1501-1509.
LI J P, JIANG T, XIAO D, *et al.*. On diagram-based three-dimensional reconstruction of UAV image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(6): 1501-1509. (in Chinese)
- [10] DA F, ZHANG H. Sub-pixel edge detection based on an improved moment[J]. *Image & Vision Computing*, 2010, 28(12): 1645-1658.
- [11] HERMOSILLA T, BERMEJO E, BALAGUER A, *et al.*. Non-linear fourth-order image interpolation for subpixel edge detection and localization [J]. *Image & Vision Computing*, 2008, 26(9): 1240-1248.
- [12] 李喆, 丁振良, 袁峰. 基于分层插值和最小二乘拟合的亚像素细分算法[J]. *南京理工大学学报(自然科学版)*, 2008, 32(5): 615-618.
LI Z, DING Z L, YUAN F. Subpixel algorithm based on level interpolation and least squares fitting[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology: Natural Science*, 2008, 32(5): 615-618. (in Chinese)
- [13] 陈小卫, 徐朝辉, 郭海涛, 等. 利用极值梯度的通用亚像素边缘检测方法[J]. *测绘学报*, 2014(5): 500-507.
CHEN X W, XU Z H, GUO H T, *et al.*. Universal subpixel edge detection algorithm based on extremal

- gradient[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(5):500-507. (in Chinese)
- [13] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[C]. *ECCV, Graz, Austria*, 2006:430-443.
- [14] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. *Pattern Anal Mach Intell, IEEE Trans*, 2010, 32(1):105-119.
- [15] ROSIN PL. Measuring Corner Properties [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 73(2):291-307.
- [16] 王永明, 王贵锦. 图像局部不变性特征与描述 [M]. 北京:国防工业出版社, 2010:37-38.
WANG Y M, WANG J G. *Local invariance features and description of images*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 37-38. (in Chinese)
- [17] 李劲澎, 姜挺, 龚志辉, 等. 稳健李代数旋转平均用于 GPS 辅助无人机影像三维重建[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(6): 1607-1618.
- LI J P, JIANG T, GONG Z H, *et al.*. Gps-support 3d reconstruction of UAV images based on robust lie-algebraic rotation averaging [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(6):1607-1618. (in Chinese)
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, *et al.*. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]// *Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, 2012:573-580.
- [21] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, *et al.*. Vision meets robotics: The KITTI dataset[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11):1231-1237.

作者简介:



张 一(1989—),男,陕西勉县人,博士研究生,2012 年于武汉大学获得学士学位,2015 年于信息工程大学获得硕士学位,现为信息工程大学博士研究生,主要从事数字摄影测量与计算机视觉方面的研究。E-mail: 276690308@qq.com

导师简介:



姜 挺(1963—),男,山东即墨人,教授,博士生导师,1997 年于德国慕尼黑国防军大学获得博士学位,主要从事数字摄影测量、遥感图像处理、高分辨率对地观测等方面的研究。E-mail: tjjiang@sina.com