

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407834

一种改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法*

冉宁^{1,2} 范晨锋¹ 张少康³ 邵占青⁴ 郝晋渊^{5,6}

(1. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002; 2. 河北大学节能技术研发中心 保定 071002;

3. 河北大学网络空间安全与计算机学院 保定 071002; 4. 保定市满城区农产品综合检测服务中心 保定 072150;

5. 河北大学中央兰开夏传媒与创意学院 保定 071002; 6. 河北大学物联网智能技术研究中心 保定 071002)

摘要:针对传统图像处理中快速特征检测和描述算法(ORB)特征点提取不均匀、匹配速度慢、匹配准确率不高的问题,提出了一种改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法。首先,使用改进的四叉树算法对 ORB 特征点进行均匀化提取,最大限度利用整幅图像的信息;其次,进行特征点的暴力匹配和基于网格的运动统计(GMS)筛选,对特征匹配进行初步筛选,提高匹配准确率;最后,利用动态贝叶斯网络筛选得到最佳匹配模型和最佳匹配对,提高匹配准确率的同时减少筛选时间。实验结果表明,提出的改进算法较传统算法,均匀度有明显改善,完成提取与匹配所用的平均时间较其他改进算法均有减少,匹配准确率较其他算法均有提高,特别是相比传统 ORB 算法提高了 49.1%,整体效果明显优于传统的 ORB 算法及其他改进算法。证明改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法可以较好地实现特征匹配准确率与特征匹配速度的同步提升。

关键词: 特征点提取;特征匹配;GMS;动态贝叶斯网络

中图分类号: TP11;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on image processing based on improve ORB feature extraction and matching

Ran Ning^{1,2} Fan Chenfeng¹ Zhang Shaokang³ Shao Zhanqing⁴ Hao Jinyuan^{5,6}

(1. School of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China; 2. Laboratory of Energy-Saving Technology, Hebei University, Baoding 071002, China; 3. School of Cyber Security and Computer, Hebei University, Baoding 071002, China; 4. Baoding City Mancheng District Agricultural Products Comprehensive Testing Service Center, Baoding 072150, China; 5. HBU-UCLAN School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University, Baoding 071002, China; 6. Laboratory of IoT Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: To address the issues of uneven ORB feature point extraction, slow matching speed, and low matching accuracy in traditional image processing, this paper proposes an improved image processing algorithm for ORB feature extraction and matching. First, an enhanced quadtree algorithm is employed to achieve uniform extraction of ORB feature points, maximizing the utilization of information across the entire image. Second, brute-force matching combined with GMS screening is implemented to preliminarily filter feature matches, thereby enhancing matching accuracy. Finally, a dynamic Bayesian network is utilized to select the optimal matching model and best-matched pairs, further improving matching accuracy while reducing screening time. Experimental results demonstrate that compared with traditional algorithms, the proposed method significantly improves feature distribution uniformity. The average time required for feature extraction and matching is reduced compared to other improved algorithms, while achieving higher matching accuracy—specifically showing a 49.1% improvement over conventional ORB algorithms. The overall performance surpasses both traditional ORB and other existing improved algorithms. It is demonstrated that the image processing based on improve ORB feature

收稿日期:2024-09-18 Received Date: 2024-09-18

* 基金项目:国家自然科学基金(62373132)、中央引导地方科技发展资金项目(236Z1602G)、石家庄市驻冀高校基础研究项目(241791367A)、保定市科技计划项目(2472P006)、河北大学优秀青年科研创新团队建设项目(QNTD202411)、河北大学多学科交叉研究计划项目(DXK202409)资助

extraction and matching can effectively achieve simultaneous improvements in both feature matching accuracy and feature matching speed.

Keywords: feature extraction; feature matching; GMS; dynamic Bayesian network

0 引言

图像处理中的特征点提取与匹配是计算机视觉领域的基础技术,近年来在诸如三维重建、无人驾驶、目标识别^[1]、目标检测^[2-3]等许多领域都有着广泛的应用。尤其在依靠视觉的同时定位与地图建构(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术中,图像的特征点提取与匹配是关键环节^[4],图像配准的好坏关系着整个系统是否能够及时准确地反映自身位置并构建准确的环境地图^[5-7]。

涉及特征点提取与匹配的图像处理算法比较经典的有尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法、加速鲁棒特征(speeded up robust features, SURF)算法、二进制鲁棒不变可扩展关键点(binary robust invariant scalable keypoints, BRISK)算法、加速非线性扩散特征(accelerated-kaze, AKAZE)算法、加速分段测试特征(features from accelerated segment test, FAST)算法和快速特征检测和描述算法(oriented fast and rotated brief, ORB)等。SIFT^[8]算法在尺度发生变化、图像发生旋转的情况下仍能够保持较好的鲁棒性,算法效果好,但描述符过长,同时计算量大,所用时间较多,不能很好地满足实时性的要求。SURF^[9]算法是 SIFT 的改进算法,通过使用积分图像以及 Hessian 矩阵的近似计算,提高了特征检测的速度,但其抗噪性相比 SIFT 有所下降,同时特征描述符过长的问题仍未得到解决。BRISK^[10]算法速度较快,在尺度变化和旋转变换时也有较好的鲁棒性,但特征点较少,同时抗噪能力不强,适用性较 SIFT 差。AKAZE^[11]算法可以在尺度变化下进行特征点提取与匹配,在噪声影响下也有一定的鲁棒性,但其旋转的鲁棒性较弱,适用场景受局限。FAST^[12]算法检测角点速度相比其他算法快,是最满足实时性要求的算法。但该算法仅检测特征点,不对特征点进行描述,需要和其他描述符结合使用,同时不具备尺度不变性和旋转不变性,需要做针对性改进。ORB^[13]算法是一种结合 FAST 角点检测和二进制鲁棒独立基本特征(binary robust independent elementary features, BRIEF)描述符的特征点提取算法,在 FAST 角点检测极为快速的前提下添加了描述符,实现了旋转不变性和尺度不变性,针对性地解决了 FAST 算法存在的问题,虽然其鲁棒性相比 SIFT 或 SURF 仍然较弱,但已经能够较好地满足实时性的情况下完成特征的提取与匹配。为了保证图像匹配的准确性,特征点提

取与匹配常常与随机采样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)搭配使用。

近年来,针对 ORB 算法存在的问题,研究者们提出了许多改进算法。陈易文等^[14]提出一种基于四叉树的 ORB-LBP 改进算法,利用四叉树使提取的特征点均匀化,缓解 ORB 特征点提取的冗余,同时通过改变原始 ORB 算法的描述符,提高特征匹配的鲁棒性。但描述符的加长,又增加了算法的运行时间,影响了实时性。潘峰等^[15]提出了一种融合基于网格的运动统计(grid-based motion statistics, GMS)的 ORB 图像处理算法,引入四叉树的同时利用剔除错误匹配的统计量替代运动平滑性约束,匹配效果明显优于原始的 ORB 算法。但增加了算法的运行时间,影响了实时性。冯宝凤等^[16]提出了一种融合 RANSAC 与 GMS 图像特征的匹配算法,利用 RANSAC 和 GMS 的融合算法对特征匹配进行筛选,提高了特征匹配的准确率,但运行时间长,且特征点提取并不均匀。邹斌等^[17]采用区域分块法预处理待匹配图像,使用金字塔流法以及 RANSAC 剔除冗余匹配点,较好地提高了特征匹配效果,但效果不明显。倪翠等^[18]提出一种基于四叉树划分的 ORB 特征点提取方法,对 BRIEF 描述进行了改进,同时采取非极大值抑制筛选特征点,有效提高了提取速度,但算法整体的匹配准确率提升不大。景有鲜等^[19]提出了一种改进的基于关键点密度的自适应抽样方法,通过结合图像的局部对比度和梯度信息,优化 ORB 算法中关键点的分布,提高了特征点提取性能,但算法运行时间有所增加。樊彦国等^[20]提出一种 ORB 与 RANSAC 结合的快速特征匹配算法,简化了图像金字塔,构建分块随机取样检测方式改进 RANSAC,提高了匹配的准确率。胡欣等^[21]提出分区域进行特征点提取并融合 GMS 算法剔除误匹配的改进算法,提高了特征匹配的整体效果。但以上两个算法的速度相比原始 ORB 算法都有一定降低,影响了算法的实时性。朱代先等^[22]提出一种自适应 ORB 特征匹配算法,通过自适应阈值算法对像素多次筛选提高特征点的选取效率,再对特征点进行四叉树均匀化,采用改进最大似然样本一致性(maximum-likelihood sample consensus++, MAGSAC++)算法剔除误匹配,提高了在复杂光照环境下的特征匹配效果,但节省时间之后,其匹配准确率提高有限。王喜红等^[23]提出一种基于 ORB-SLAM2 的改进特征匹配与稠密地图算法,对图像金字塔进行网格划分并引入四叉树进行筛选,通过 GMS 算法进行误匹配剔除,提高了 ORB-SLAM2 算法的整体效果,证明改进 ORB 算法在建图过程

中的有效性,但相比于其他改进算法,时间和准确率提升不足。许博文等^[24]提出一种基于 GMS 的 ORB-SLAM3 特征匹配改进算法,通过对比度增强和去噪提高了对昏暗环境的提取能力,采用 GMS 算法进行误匹配剔除,舍弃了 GMS 算法的旋转不变性和尺度不变性,提高了匹配数量,但匹配准确率提升效果受到影响。唐迪等^[25]提出一种基于改进 ORB 的无人机影像特征匹配方法,将高斯金字塔替换为小波影像金字塔进行特征点检测,使用 GMS 算法进行第 1 次剔除,使用 RANSAC 算法进行第 2 次剔除,相比于传统 ORB 算法提高了匹配的准确率,明显降低了耗时,但没有考虑特征点提取中的均匀化问题。

针对图像处理中特征点提取不均匀、匹配准确率不高、算法速度慢的问题,提出一种改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法。通过四叉树算法^[26]对特征点进行均匀化,减少特征点的冗余,提高对图像整体信息的利用率,并通过均匀度检测对特征点的均匀度进行评估。通过 GMS^[27]和动态贝叶斯网络^[28]对特征匹配对进行剔除。实现特征匹配准确率与特征匹配速度的同步提升。

1 ORB 算法基本原理

1.1 特征点检测

ORB 算法由特征点检测和特征点描述两部分组成,特征点的检测主要使用 FAST 角点检测算法。FAST 角点是一种快速的图像检测算法,其判断像素点是否为角点的流程如下:取以待检测像素点为圆心,半径为 3 像素的圆上的 16 个像素点。检测灰度值,若这些像素点中有连续 9 个像素点灰度值同时大于或小于待检测像素点的灰度值,且满足灰度差值大于设定的阈值,则判断待检测像素点为角点。如图 1 所示,以待检测像素点为圆心取半径为 3 像素的圆,得到 16 个像素点。如果这 16 个像素点中有连续 9 个像素点灰度值满足同时大于或小于待检测像素点且差值大于设定的阈值,则判断该点为角点。

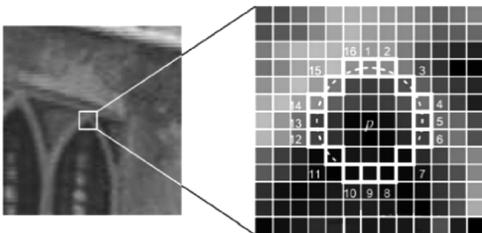


图 1 FAST 角点检测

Fig. 1 FAST corner detection

原始 ORB 算法缺乏尺度不变性和旋转不变性,研究者通过图像金字塔和建立灰度质心解决这两个问题。图像金字塔对原始图像进行高斯模糊和下采样,金字塔塔底为原始图像,一般以 1.2 的缩放因子对原始图像的分

表率和尺寸进行逐层缩小,得到同一张图像的不同金字塔层。层数越高分辨率越低,相当于相机离物体越远;层数越低分辨率越高,相当于相机离物体越近,以适应图像尺度的变化。

FAST 角点同样缺乏方向信息,不具备旋转的鲁棒性。通过建立灰度质心,定义连接几何中心与质心的方向向量为角点的主方向,使描述子具备方向信息。公式如式(1)~(3)所示。

$$h_x = \frac{\sum_{x,y} x \cdot I(x,y)}{\sum_{x,y} I(x,y)} \quad (1)$$

$$h_y = \frac{\sum_{x,y} y \cdot I(x,y)}{\sum_{x,y} I(x,y)} \quad (2)$$

$$\sigma = \text{atan2}(h_y - y_c, h_x - x_c) \quad (3)$$

式中: h_x, h_y 是质心的横纵坐标; (x_c, y_c) 是几何中心(角点)坐标; $I(x, y)$ 对应像素的强度值。确定质心的位置,能计算几何中心(角点)到质心的向量的角度 σ , 表示角点的主方向。函数 atan2 是反正切函数,它返回两个数的商的反正切值,范围从 $-\pi \sim \pi$, 使方向具有 360° 的覆盖范围。

1.2 特征点描述

ORB 算法使用 BRIEF 描述子对角点进行描述。在角点周围选取 256 个点对,点对中像素点的比较结果为 0 或 1,所有点对的比较结果组合起来形成一个长度为 256 位的二进制向量作为描述子,公式如式(4)和(5)所示。

$$L_i = \begin{cases} 1, I(j_i) < I(g_i) \\ 0, I(j_i) \geq I(g_i) \end{cases} \quad (4)$$

$$D = (L_1, L_1, \dots, L_{256}) \quad (5)$$

式中: j_i 和 g_i 是像素点对的灰度值,二者之间的大小关系决定了比较结果是 1 还是 0; D 是所有像素点对比较结果的组合,是 256 位的二进制编码。在窗口中随机选取 256 对随机点,形成这样的二进制编码,就是角点的 BRIEF 描述子。同时,在式(3)中计算的方向也会添加到描述子当中,使其具有旋转的鲁棒性,良好的特征描述是进行特征匹配的前提。

2 改进特征点提取与匹配的图像处理算法

2.1 算法基本框架

改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法框架如图 2 所示。算法接收到图像序列之后,首先通过创建 8 幅不同尺寸的图像,建立图像金字塔以实现尺度不变性。然后在各层图像金字塔中基于四叉树算法进行特征点提取,这样提取到的特征点具备较好的均匀性,可以防止特征点过于密集,使算法更加鲁棒。将两幅图像中处理好

的特征点进行暴力匹配,通过 GMS 算法进行正误匹配点的初次区分,之后利用动态贝叶斯网络对特征点对再次进行迭代剔除,最后输出图像匹配结果。

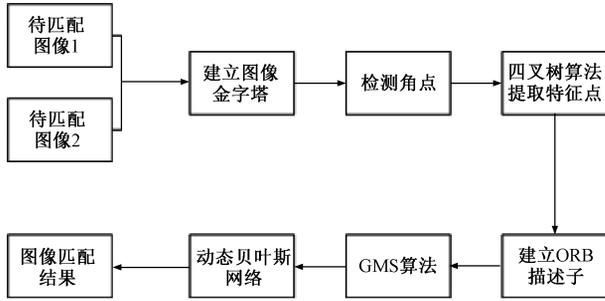


图 2 算法基本框架

Fig. 2 Basic framework of the algorithm

2.2 四叉树筛选

四叉树筛选中,响应值大小是决定特征点能否保留的决定性因素。在 ORB 算法中,响应值是通过 Harris 角点检测公式进行计算的:

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (6)$$

式中: λ_1, λ_2 是图像局部窗口的二阶矩阵特征值,代表该区域内的梯度变化情况; k 是一个通常取 0.04~0.06 的经验常数,响应值 R 反映了该点作为角点的显著性,响应值越大,表示该点越可能是一个特征点。

ORB 算法提取特征点会产生大量的冗余,并且不能均匀地提取特征点,导致对图像的信息提取不全面。在这种情况下使用四叉树可以将大量特征点进行筛选,使之均匀化。四叉树算法具体流程如下。

1) 首先在图像的几何中心建立根节点,根节点中包含所有的图像特征。

2) 分裂子节点。在建立根节点后,将图像分为 4 个象限,分别作为根节点的子节点。对每一个子节点进行特征点检测,如果某一个子节点内的特征点数大于设定的阈值,则该子节点继续分裂出 4 个子节点;如果某一个子节点特征点数小于阈值,则该子节点停止分裂。

3) 设定分裂深度。在不对四叉树算法进行其他限制的情况下,算法对系统资源消耗的程度与所检测图像复杂程度有关。如果图像过于复杂,四叉树的深度会不断增加,最终形成一颗严重不平衡的四叉树,算法的效率也将快速下降,同时难以起到均匀提取特征点的目的。为此,额外对四叉树的提取深度设定阈值,一旦某个区域划分深度达到阈值,则直接停止分裂,防止在特征点过于密集的区域消耗资源。

4) 选取特征点。在所有的子节点都已停止分裂后,采用非极大值抑制的思想,在每个节点内都只选取该节点内响应值最高的特征点,删除其他特征点。最终在大

量的特征点中筛选出能够较好反映整幅图像信息、分布均匀的特征点。

在具体的算法实现中,通过根节点的分裂得到子节点,子节点在达到限定阈值前持续分裂,实现对图像特征的大量提取,同时对四叉树的分裂深度设定阈值,以防止特征点过量提取。在子节点中通过非极大值抑制的方式仅保留响应值最高的特征点,实现特征点的均匀提取。最终在图像中实现大量提取特征点且其分布均匀的整体效果。

2.3 GMS 算法

特征点提取之后,进行图像的特征匹配,首先进行特征点的暴力匹配,即以汉明距离为标准判断匹配的特征点对。一对特征点的二进制描述子相同数字越多,距离越近,反之则距离越远,选取距离最小的特征点对作为匹配对。暴力匹配结果匹配率不足以满足特征匹配的要求,通过 GMS 算法对错误的特征匹配进行剔除。

GMS 算法基于运动平滑假设。在大多数情况下,图像中空间接近的像素将表现出相似的运动性质,因此假设真实的对应关系在邻域内通常具有更多匹配对它进行支持,使用邻域内匹配的数量来识别正确的对应关系。

假设 O 为两幅图像之间的匹配关系集合, o_i 是第 1 幅图像的 i 点 p_i 到第 2 幅图像的 i 点 q_i 的匹配关系; o_j 是第 1 幅图像的 j 点 p_j 到第 2 幅图像的 j 点 q_j 的匹配关系;定义 o_i 的邻域匹配如式(7)所示。

$$N_i = \{o_j \mid o_j \in O, o_j \neq o_i, d(p_i, p_j) < r_1\} \quad (7)$$

以及它的相似邻域如式(8)所示。

$$M_i = \{o_j \mid o_j \in N_i, d(q_i, q_j) < r_2\} \quad (8)$$

式中: $d(\cdot, \cdot)$ 表示两点之间的欧氏距离, r_1 和 r_2 为距离阈值。邻域匹配为至少在同一幅图像中 i 点和 j 点的欧氏距离小于设定阈值的 j 点匹配对。相似邻域为在两幅图像中 i 点和 j 点的欧氏距离都小于设定阈值的 j 点匹配对。

定义所有的支持匹配 o_i 正确的匹配为 o_i 的运动支持,运动支持的值为 M_i 中元素的个数,即 $|M_i|$ 。对 $|M_i|$ 建模,如式(9)所示。

$$|M_i| \sim \begin{cases} B(|N_i|, t), o_i \text{ 正确} \\ B(|N_i|, \varepsilon), o_i \text{ 错误} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $B(\cdot, \cdot)$ 表示二项分布; $|N_i|$ 表示 o_i 的邻域匹配数量; t 和 ε 分别是真实和错误匹配关系被其邻域支持的概率。通过分析得到 $|M_i|$ 的期望和方差分别为:

$$E_{|M_i|} = \begin{cases} E_t = |N_i| \cdot t, o_i \text{ 正确} \\ E_\varepsilon = |N_i| \cdot \varepsilon, o_i \text{ 错误} \end{cases} \quad (10)$$

$$V_{|M_i|} = \begin{cases} V_t = |N_i| \cdot t \cdot (1-t), o_i \text{ 正确} \\ V_\varepsilon = |N_i| \cdot \varepsilon \cdot (1-\varepsilon), o_i \text{ 错误} \end{cases} \quad (11)$$

根据以上信息可以表示正确匹配与错误匹配的可区

分度为:

$$W = \frac{|E_i - E_f|}{\sqrt{V_i + V_f}} = \frac{|N_i| \cdot (t - \varepsilon)}{\sqrt{|N_i| \cdot t \cdot (1-t) + |N_i| \cdot \varepsilon \cdot (1-\varepsilon)}} \quad (12)$$

式中: W 与 $\sqrt{|N_i|}$ 成正比, 并且如果 $\sqrt{|N_i|} \rightarrow \infty$, W 趋向于无穷大。这意味着当 M_i 基于足够多的特征时, 正确与错误匹配的可区分性会变得越来越可靠。即使 t 只比 ε 略大, 也能在场景较复杂的情况下通过简单增加检测到的特征数量来获得可靠的对应关系。

即 GMS 算法通过对匹配点对的相似邻域数量进行统计来确定是否保留匹配点对, 相似邻域数量越多, 则该匹配点对为正确匹配的可能性越大。GMS 算法如果对每一个特征点都在整张图像进行统计并判断, 会浪费大量时间, 所以 GMS 算法利用基于网格的框架进行加速, 如图 3 所示。

将 ω_1 和 ω_2 两幅待匹配图像划分为多个网格, 网格 a 和 b 中存在匹配对, 其中某个匹配对表示为 o_i , 用实线段表示, 则邻域可以被重新定义为:

$$N_i = \{o_j \mid o_j \in O_a, o_i \neq o_j\} \quad (13)$$

相似邻域被重新定义为:

$$M_i = \{o_j \mid o_j \in O_{ab}, o_i \neq o_j\} \quad (14)$$

式中: O_a 表示有一点落在网格 a 中的匹配对; O_{ab} 表示两点分别落在网格 a 和 b 中的匹配对。邻域匹配定义为落在同一网格中的匹配, 相似邻域定义为两点分别落在两个相同网格中的匹配。通过将图像划分为网格的方式, 避免对每一个匹配点对都在全图像寻找相似邻域, 而是对网格区域内的特征点对进行集中判断, 事实上, 每一个拥有相似邻域的匹配点对同时也是它的相似邻域的相似邻域, 整块区域的匹配点对互相支持, 在局部网格范围内具有一致的运动特性, 既加快了算法速度, 也提高了算法的鲁棒性。

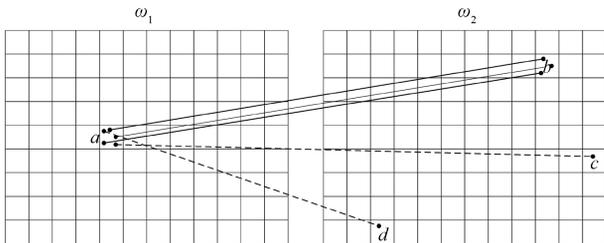


图3 基于网格的框架
Fig. 3 Grid-based framework

在划分网格的过程中, 如果对图像划分的网格过小, 会导致划分的网格中缺少邻域信息; 如果对图像划分的网格过大, 则会导致划分的网格中包含过多的错误匹配关系。同时在大范围运动中采集的图像, 可能存在某物

体运动范围过大的情况, 导致单个网格内匹配点对数量不稳定, 相似邻域过少, 这些都会影响算法的特征匹配使其准确率下降。为解决这个矛盾, 在图像划分过程中设置运动核, 实现在网格设置较小的同时也能够包含更多邻域信息, 如图 4 所示。

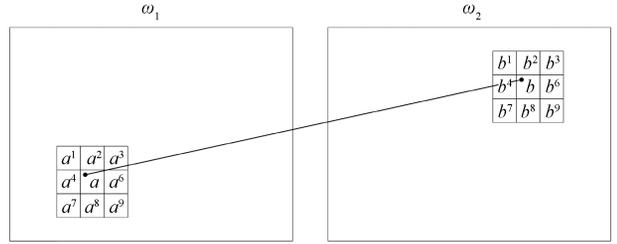


图4 运动核
Fig. 4 Motion kernel

运动核将原有网格邻域的 8 个网格组成一个更大的网格, 由此重新定义邻域为:

$$N_i = \{o_j \mid o_j \in O_A, o_i \neq o_j\} \quad (15)$$

$$O_A = O_{a^1} \cup O_{a^2}, \dots, \cup O_{a^9} \quad (16)$$

重新定义相似邻域为:

$$M_i = \{o_j \mid o_j \in O_{AB}, o_i \neq o_j\} \quad (17)$$

$$O_{AB} = O_{a^1b^1} \cup O_{a^2b^2}, \dots, \cup O_{a^9b^9} \quad (18)$$

相比于普通的网格框架, 重新定义后的邻域匹配与相似邻域的网格范围都扩大为运动核大小。通过运动核, 可以容纳较大的目标运动范围, 适应更复杂的运动环境。

在两幅图像之间存在显著的尺度和旋转变小时, GMS 采取多尺度和多旋转的解决方案。

针对尺度问题, 固定一个图像的单元格大小, 改变另一个单元格的大小为 $(n \times a) \times (n \times a)$, a 的候选值为 $\{\frac{1}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}, 1, \sqrt{2}, 2\}$, 在不同尺度的网格上运行 GMS 算法, 统计最好的匹配结果。针对旋转问题, 通过旋转运动核来模拟不同方向的旋转变小时, 总共产生 8 个运动核心, 如图 5 所示。对所有的运动核运行 GMS 算法, 同样采用匹配数量最多的为最佳结果。

在具体的算法实现中, 将含有特征点对的整幅图像划分为网格形式, 并将网格合并为运动核, 在运动核内设置阈值, 统计匹配点对在网格内的相似邻域并根据其数量是否达到阈值判断其是否为正确匹配对。针对尺度问题, 改变单元格大小以适应尺度变化, 针对旋转问题, 旋转运动核并统计每旋转一次经 GMS 算法判断得到的正确匹配点对数量, 选取正确匹配点对数量最多的为最佳结果即可。通过以上步骤, 可以较为高效地使用 GMS 算法完成特征匹配的剔除任务。

2.4 动态贝叶斯网络算法

经过 GMS 算法, 得到了较为准确的匹配结果, 但

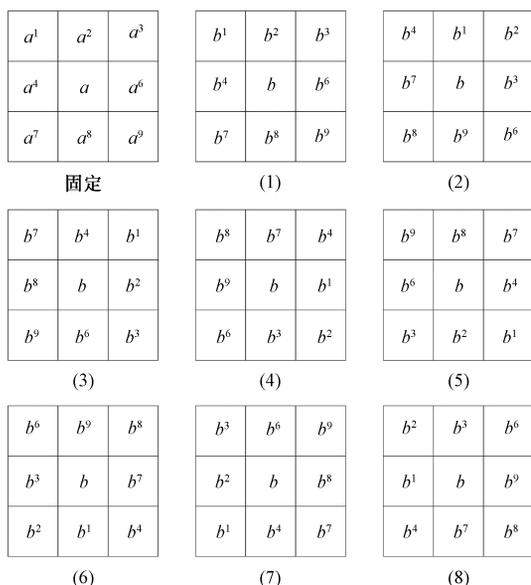


图 5 旋转运动核

Fig. 5 Rotated motion kernels

GMS 仍然在违反假设的区域性能退化,同时在具有大量重复纹理的场景中性能受限。并且由于网格化的处理,算法判定正确的匹配网格中仍然存在不准确的匹配。接下来通过动态贝叶斯网络再次进行误匹配的剔除,提高特征匹配的准确率。

动态贝叶斯网络对数据点进行迭代,对迭代中的数据点内点概率进行加权采样,提高特征匹配的准确性和鲁棒性,减小算法运行时间。其流程如表 1 所示。

首先进行初始化,设置初始概率 P^0 、最大迭代次数 K 及初始化最佳模型参数 θ^* 和匹配集合 C^* 。

迭代过程共分为以下 6 个步骤。

步骤 1) 加权采样。根据当前概率 P^0 进行加权采样,生成一个最小集合 S^k ,从而选择更有可能成为内点的数据点,加快模型 θ^k 的拟合速度。

步骤 2) 模型假设。使用采样集合 S^k 生成模型假设 θ^k 。

步骤 3) 模型评估。使用模型 θ^k 评估当前数据集,计算模型拟合的误差,确定本次迭代的内点与外点。

步骤 4) 更新最佳模型。如果本次迭代内点数量多于历次迭代,则更新本次迭代的模型参数 θ^k 与模型评估结果 C^k 为最佳。

步骤 5) 更新概率。根据当前模型评估的结果,使用贝叶斯概率公式推断并更新内点概率,用于下一次迭代。

步骤 6) 检查停止条件。检查当前外点数量是否大于历次迭代中的最小外点数量,或者达到设定的最大迭代次数 k 。如果任一条件达成,则执行终止步骤,返回最佳模型参数 θ^k 和最佳模型评估 C^k ,如果均未达成,则继

续迭代。

表 1 动态贝叶斯网络

Table 1 Dynamic Bayesian network

| 算法伪代码 | |
|-------|--|
| 输入: | 数据 Q 、以及初始概率 P^0 |
| 输出: | 最佳模型 θ^* 、最佳模型评估 C^* |
| 1 | $k \leftarrow 1$ |
| 2 | While $k < K$ 时 |
| 3 | $S^k \leftarrow$ 加权采样(Q, P^{k-1}) |
| 4 | $\theta^k \leftarrow$ 假设生成(S^k) |
| 5 | $C^k \leftarrow$ 模型评估(Q, θ^k) |
| 6 | $\theta^*, C^* \leftarrow$ 最佳模型(C^k, θ^k) |
| 7 | $P^k \leftarrow$ 更新概率($C^k, x^{0:k-1}$) |
| 8 | if P^k 满足停止准则 break |
| 9 | $k \leftarrow k + 1$ |
| 10 | End |

在步骤 1)、2) 中,迭代过程通过加权采样获取集合 $S^k \in Q$ 以计算假设模型 θ^k 。取上一次迭代推导出的联合概率 P^{k-1} 并创建加权离散分布,具有高内点概率的数据点将有更大的被采样机会。

在步骤 5) 中,动态贝叶斯网络进行迭代更新的基本概率模型可以使用变量(表示状态和观察值的节点)及其依赖关系(边)构建有向无环图来表示。如图 6 所示,有向无环图记录从第 1 次到第 k 次迭代的数据点状态及内外点概率。

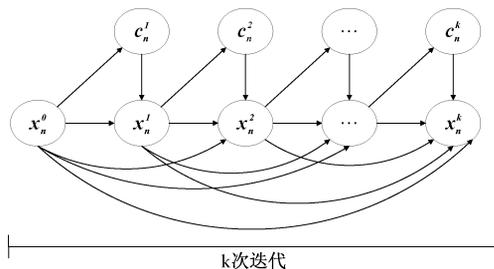


图 6 动态贝叶斯网络的建模

Fig. 6 Modeling of dynamic Bayesian network

图 6 中, $x_n^0, x_n^1, x_n^2, \dots, x_n^k$ 表示数据点 x_n 在第 1 次到第 k 次迭代中每一次迭代的状态; $c_n^1, c_n^2, \dots, c_n^k$ 表示在每次迭代中评估数据点 x_n 是内点或是外点。

$x_n^{i-1}, x_n^i, c_n^{i+1}$ 和 x_n^{i+1} 表示迭代中的某些关联节点,由 x_n^0, \dots, x_n^{i-1} 指向 x_n^i 的箭头表示数据点在每一次迭代中的状态都受到之前所有迭代状态的影响。由 x_n^i 指向 c_n^{i+1} 的箭头和由 c_n^{i+1} 指向 x_n^{i+1} 的箭头表示上一次迭代产生的评估结果会用于推导本次的数据点状态。

可以总结动态贝叶斯网络迭代过程中的约束条件

如下。

1) 对于任意一次迭代 k , 假设不同数据点的内外点概率和分类彼此独立。变量概率 x_n^k 的概率基于之前迭代的概率和之前的内外点分类。

2) 每次迭代的内外点分类 c_n^k 仅取决于 x_n^{k-1} , 即如式(19)和(20)所示。

$$x_n^k \perp \mathcal{X} \setminus \mathcal{X}_n, C \setminus c_n^k \mid \mathcal{X}_n, c_n^k \quad (19)$$

$$c_n^k \perp \mathcal{X} \setminus x_n^{k-1}, C \mid x_n^{k-1} \quad (20)$$

为了简化计算, 动态贝叶斯网络算法采用马尔可夫假设, 假设每次迭代数据点的状态只与上一次迭代的数据点状态有关, 从而递归地计算概率分布, 减少计算的复杂度。除了以上条件, 同时具有:

$$x_n^j \perp x_n^{0:j-2} \mid x_n^{j-1}, c_n^j, \forall j \quad (21)$$

这意味着:

$$P(x_n^j \mid x_n^{0:j-1}, c_n^j) = P(x_n^j \mid x_n^{j-1}, c_n^j), \forall j \quad (22)$$

之后应用概率链式法则, 可以在迭代 k 次时推导出 x_n^k 内点概率(即联合概率 P^k 或 $P(x_n^{0:k}, c_n^{1:k})$)为:

$$P(x_n^{0:k}, c_n^{1:k}) = P(x_n^0) \prod_{j=1}^k \emptyset_j(x_n^{0:k}, c_n^{1:k}) \quad (23)$$

$$\emptyset_j(x_n^{0:k}, c_n^{1:k}) = P(x_n^j \mid x_n^{j-1}, c_n^j) P(c_n^j \mid x_n^{j-1}) \quad (24)$$

在步骤6)中, 通过基于概率的停止准则减少迭代次数。每次迭代完成评估后, 内点概率低于预定义阈值的数据点为外点。外点数量等于或超过记录的最小外点数量, 则认为本次迭代得到的模型和内点为最佳并停止迭代, 同时也可以设置最大迭代次数限制资源使用。

在具体的算法实现中, 设置初始概率 P^0 、最大迭代次数 K 。之后通过加权采样加快拟合出下一代模型 θ^1 , 使用 θ^1 得到模型评估结果 C^1 。结合式(23)、(24), 使用初始概率 x^0 (即 P^0) 与模型评估结果 C^1 求出内点概率 P^1 , P^1 用于再下一次迭代的加权采样与模型拟合, 并与 C^2 共同求出 P^2 , 不断迭代。每一次迭代都得到模型 θ 与评估结果 C , 并更新内点概率 P 。直到当前外点数量大于历次迭代中的最小外点数量, 或者达到设定的最大迭代次数 K 时停止, 取内点数量最多的一代为最佳, 选择这一代的内点为正确匹配点。

3 实验与算法对比

3.1 实验平台

实验在 Ubuntu18.04 操作系统+Opencv3.4.6 平台上进行操作。使用 GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1060, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-8750H。通过 Mikolajczyk 图像数据集进行测试, 选取数据集部分图像如图7所示。选取的6组数据集, 分别对应不同的环境变化, 6组数据集如下: 1) 对比度变化, Cars; 2) 旋转与尺度变化, Boat; 3) 视角变化, Graf; 4) 模糊变化, Bikes; 5) 复杂背景, Trees;

6) 纹理变化, Bark。在以上6组数据集中, 存在对比度、旋转与尺度、视角、模糊程度、背景、纹理上的变化, 用以测试算法在不同条件下的泛化能力。通过不同算法的性能对比, 验证改进算法的有效性。

Boat 数据集拥有7幅图像, 其余数据集均拥有6幅图像。将每个数据集的第1幅图像作为标准图像, 其余作为测试图像, 分别采用传统 ORB 算法、文献[15]算法、文献[16]算法与改进算法进行实验对比。

3.2 特征点提取实验

改进算法与传统 ORB 及其他算法的特征点提取结果对比如下。

不同算法对 Bike 图像集第1幅图片的提取结果如



(a) Cars数据集
(a) Cars dataset



(b) Boat数据集
(b) Boat dataset



(c) Graf数据集
(c) Graf dataset



(d) Bikes数据集
(d) Bikes dataset



(e) Trees数据集
(e) Trees dataset



(f) Bark数据集
(f) Bark dataset

图 7 数据集

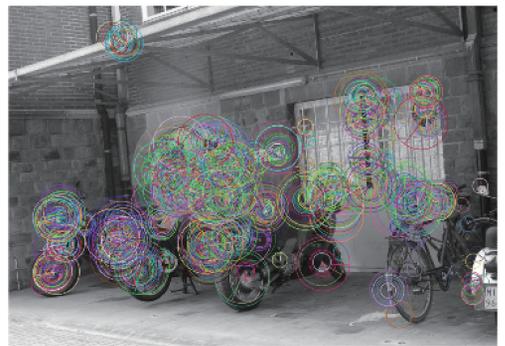
Fig. 7 Dataset



(a) ORB算法
(a) ORB algorithm



(b) 文献[15]算法
(b) The algorithm of reference [15]



(c) 文献[16]算法
(c) The algorithm of reference [16]



(d) 改进算法
(d) Improved algorithm

图 8 特征点提取图像

Fig. 8 Feature extraction image

图 8 所示。图 8(a) 为传统 ORB 算法的特征点提取效果、图 8(b) 为文献 [15] 所使用算法的特征点提取效果、图 8(c) 为文献 [16] 所使用算法的特征点提取效果、图 8(d) 为改进算法的特征点提取效果。

由于特征点均匀化程度难以通过观察图像直接判断,对王辉等^[29]提出的均匀度检测方法进行修改。不再对方差取对数,而使用标准差,这样做是为了让数字更适中,更合理地体现特征点的均匀度,其结果的数值越小,说明特征点提取越均匀。测试不同算法在数据集中运行所提取特征点的均匀度和提取的平均时间,整体结果如表 2 和 3 所示。

表 2 均匀度平均指数

Table 2 Average uniformity index

| 算法 | Cars | Boat | Graf | Bikes | Trees | Bark | 平均 |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| ORB | 152.24 | 153.43 | 305.99 | 236.36 | 293.21 | 252.36 | 232.27 |
| 文献[15] | 120.31 | 125.14 | 215.93 | 141.45 | 227.21 | 216.18 | 174.42 |
| 文献[16] | 152.24 | 153.43 | 305.99 | 236.36 | 293.21 | 252.36 | 232.27 |
| 改进算法 | 130.09 | 119.70 | 217.99 | 142.89 | 229.65 | 208.13 | 174.74 |

表 3 特征点提取平均时间

Table 3 Average feature extraction time (s)

| 算法 | Cars | Boat | Graf | Bikes | Trees | Bark | 平均 |
|--------|------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------|
| ORB | 0.108 10.188 7.0 | 0.090 8.0 | 0.121 6.0 | 0.213 3.0 | 0.195 6.0 | 0.153 0.0 | |
| 文献[15] | 0.233 6.0 | 0.435 1.0 | 0.172 4.0 | 0.233 4.0 | 0.298 5.0 | 0.276 3.0 | 0.274 9 |
| 文献[16] | 0.108 10.188 7.0 | 0.090 8.0 | 0.121 6.0 | 0.213 3.0 | 0.195 6.0 | 0.153 0.0 | |
| 改进算法 | 0.207 1.0 | 0.359 3.0 | 0.164 1.0 | 0.227 9.0 | 0.284 7.0 | 0.299 5.0 | 0.257 1 |

由表 2 可知,文献[16]和传统的 ORB 算法由于未进行任何的特征点均匀化手段,其在各个图像集合的特征点均匀度指标都明显大于经过四叉树均匀化的文献[15]和改进算法。文献[15]和改进算法的均匀度指数总平均值为 174.42 和 174.74,平均时间为 0.274 9 和 0.257 1 s;而文献[16]和传统 ORB 算法的均匀度指标的总平均值为 232.27,平均时间为 0.153 0 s,可以看出文献[15]和改进算法在特征点提取的均匀化上远远强于文献[16]和传统 ORB 算法。

由表 3 可知,虽然改进算法的特征点提取时间相比文献[16]和传统的 ORB 算法的不做均匀化处理有所增加,但下节完整算法实验可以证明在改进算法中对特征点进行均匀化处理并没有影响算法的实时性和匹配效果。同时改进算法由于对特征点进行了均匀化处理,可以更好地获取图像信息。

经过四叉树均匀化的文献[15]和改进算法均匀度指标略有差异,改进算法在旋转与尺度、纹理发生变化时表现较好,其余情况则略差于文献[15]。改进算法的均匀度总平均值为 174.74,文献[15]的均匀度总平均值为 174.42,改进算法的均匀度表现略差于文献[15],相差 0.32,仅高过文献[15]的 0.18%,几乎可以忽略不计。同时改进算法由于对四叉树分裂的深度进行了限制,平均时间为 0.257 1 s,而文献[15]的平均时间为 0.274 9 s,改进算法时间降低了 6.5%,可知改进算法占用系统资源和时间较明显少于不做任何限制的文献[15]。

由以上分析可知,改进算法在均匀化效果上远远优于传统算法。时间相比传统算法略有增加但并不影响算法整体的实时性,相比文献[15]在均匀度基本保持不变的情况下较好地减少了提取时间。总体效果略优于文献[15]提出的特征点提取算法,实现了在保证实时性的前提下保留图像的有效信息。

3.3 完整算法实验

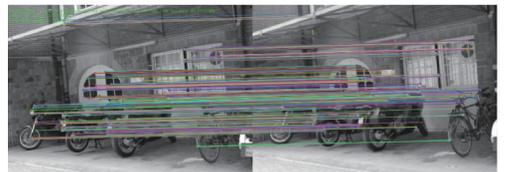
4 种不同算法的特征点提取与匹配效果,对比匹配准确率和所用时间如下。其中 4 种算法对 Bike 图像集前两幅图片的匹配结果如图 9 所示,其余所有图片都照此同自身数据集中的第 1 幅图片进行效果对比并记录结果。不同算法在不同图像集所得到的整体匹配结果如表 4 和 5 所示,表 4 为不同算法在不同数据集中的特征匹配平均准确率,表 5 为不同算法在不同数据集中运行的平均时间。



(a) ORB算法
(a) ORB algorithm



(b) 文献[15]算法
(b) The algorithm of reference [15]



(c) 文献[16]算法
(c) The algorithm of reference [16]



(d) 改进算法
(d) Improved algorithm

图 9 特征匹配图像

Fig. 9 Feature matching image

匹配的准确率是进行特征点提取与匹配时的根本要求。准确率是否足够高,在不同的环境下匹配的准确率是否稳定,是衡量算法优劣的一个重要条件。

由表 4 可知,ORB 算法的平均准确率为 24.3%,文献[15]的平均准确率为 55.3%,文献[16]的平均准确率为 70.8%,改进算法的平均准确率为 73.4%。改进算法的平均准确率远高于 ORB 算法,明显高于文献[15],略高于文献[16]。

在 Cars 数据集、Bikes 数据集和 Bark 数据集中,改进算法的准确率比文献[16]分别低 1%、1.7% 和 1.8%。

其原因在于改进算法为了保证算法的实时性放弃了部分准确率的要求,导致在较为复杂的环境中准确率稍低。但改进算法的准确率在各个数据集中没有产生巨大波动,都能保持在较高水平,具有较好的泛化能力。

表 4 特征匹配平均准确率

Table 4 Average feature matching accuracy (%)

| 算法 | Cars | Boat | Graf | Bikes | Trees | Bark | 平均 |
|--------|------|------|------|-------|-------|------|------|
| ORB | 38.4 | 35.8 | 31.8 | 17.2 | 15.3 | 7.1 | 24.3 |
| 文献[15] | 51.6 | 78.6 | 58.6 | 49.3 | 43.5 | 50.1 | 55.3 |
| 文献[16] | 69.7 | 86.8 | 59.7 | 73.0 | 68.3 | 67.3 | 70.8 |
| 改进算法 | 68.7 | 87.4 | 78.1 | 71.3 | 69.1 | 65.5 | 73.4 |

算法的运行时间关乎算法能否满足系统的实时性。一般来说,运行时间越短,越能满足系统的实时性要求,能否在不同的环境下保证较少的运行时间,更好地满足系统的实时性要求,是衡量算法优劣的另一个重要条件。

由表 5 可知,传统 ORB 算法在进行完整的提取与匹配过程时平均耗时最短,为 183.8 ms,其次为改进算法的 281.8 ms、文献[16]的 294.9 ms、文献[15]的 347.3 ms。传统 ORB 算法虽然时间短,但准确率过低,难以应用,而改进算法在保证准确率最高的同时,平均耗时为文献[15]的 81.1%,为文献[16]的 95.6%,由此可知改进算法在算法的运行时间上有较大优势,更可以满足系统的实时性要求。

表 5 整体平均时间

Table 5 Overall average time (ms)

| 算法 | Cars | Boat | Graf | Bikes | Trees | Brak | 平均 |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| ORB | 133.3 | 223.5 | 112.3 | 148.9 | 265.1 | 219.8 | 183.8 |
| 文献[15] | 304.1 | 507.5 | 230.6 | 307.5 | 379.3 | 355.0 | 347.3 |
| 文献[16] | 257.9 | 325.4 | 243.5 | 255.0 | 363.1 | 324.5 | 294.9 |
| 改进算法 | 228.1 | 378.4 | 188.2 | 256.3 | 294.4 | 345.2 | 281.8 |

综上所述,改进算法在完整算法实验中,运行时间相比其他改进算法显著较少,更能满足实时性要求,同时保证了匹配准确率得到有效提高。在不同的数据集下运行时间和匹配准确率没有发生剧烈波动,可以适应不同的环境变化,鲁棒性和泛化性较好,整体效果优于其他算法。

4 结 论

针对传统图像处理中 ORB 特征点位置分布不均匀的问题以及存在误匹配的问题,提出了一种改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法,算法思路是通过改进特征提取方法与特征匹配筛选算法实现特征匹配速度与

精度的提高,以更好应用于复杂场景。在特征提取阶段使用 FAST 算法、图像金字塔和四叉树算法对图像特征点进行提取并均匀化,从而有效利用图像信息,并通过均匀度检测对特征点的均匀度进行评估。在特征匹配阶段,通过 GMS 算法与动态贝叶斯网络对暴力匹配结果进行筛选是算法的核心。其中动态贝叶斯网络的合理使用是重难点,其能够在保证准确率的前提下大幅提高算法的速度,减少算法所需的时间,提高特征点提取与匹配的实时性以适应复杂环境要求。实验结果表明,改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法在均匀化提取上得到了明显提高,匹配准确率和运行时间也有显著改善。匹配准确率相比传统 ORB 算法提高了 49.1%,运行时间相比其他改进算法均有减少,同时提高了算法的鲁棒性和泛化性。改进算法存在的局限性是在复杂背景和纹理变化的情况下匹配准确率仍然不够高,同时均匀度相比其他改进算法没有明显的提升,需要加以改进。未来计划对描述子和特征点提取方法做进一步改进,例如更换描述子,采取其他的特征点提取优化方法,预计可以提高算法对图像的信息利用程度,同时提高在复杂背景和纹理变化下的匹配准确率。

参考文献

- [1] XING F Y, XU C, WU Y M, et al. Illumination adaptive identification algorithm of a reconfigurable modular robot. [J]. Instrumentation, 2024, 11(1): 79-87.
- [2] 郝晋渊, 张家明, 张少康, 等. 基于改进 YOLO 的无人机入侵检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7): 143-151.
HAO J Y, ZHANG J M, ZHANG SH K, et al. UAV intrusion detection method based on improved YOLO[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 143-151.
- [3] 杨昆, 原嘉成, 高聪, 等. 基于改进的 Faster R-CNN 的息肉目标检测和分类方法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2023, 43(1): 103-112.
YANG K, YUAN J CH, GAO C, et al. Object detection and classification of polyps based on improved Faster R-CNN [J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2023, 43(1): 103-112.
- [4] WU Y. Research on feature point extraction and matching machine learning method based on light field imaging [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(12): 8157-8169.
- [5] 张钧程, 柯福阳, 王旭. 改进 ORB 提取匹配算法的 SLAM 应用研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3): 91-101.
ZHANG J CH, KE F Y, WANG X. Research on SLAM

- application with improved ORB extraction and matching algorithms [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(3): 91-101.
- [6] 杜根, 张志安. 基于四叉树法和 PROSAC 算法改进的视觉 SLAM 技术 [J]. *兵工自动化*, 2024, 43(5): 37-42.
- DU G, ZHANG ZH AN. Improved visual SLAM technology based on quadtree method and PROSAC algorithm [J]. *Ordnance Industry Automation*, 2024, 43(5): 37-42.
- [7] 纪泽源, 于潇颖, 付文兴. 基于图神经网络特征点匹配的视觉 SLAM 算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(9): 34-43.
- JI Z Y, YU X Y, FU W X. Visual SLAM algorithm based on graph neural network feature point matching [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(9): 34-43.
- [8] SAHU N, SUR A. SIFT based video watermarking resistant to temporal scaling [C]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2017: 77-86.
- [9] PUI S, MINOI J. Keypoint descriptors in SIFT and SURF for face feature extractions [C]. *International Conference on Computational Science and Technology*, 2017: 64-73.
- [10] SALEE S, BAIS A, SABLATNIG R, et al. Feature points for multisensor images [C]. *Computers & Electrical Engineering*, 2017: 511-523.
- [11] NABIYEV V V, YiLMAZ S, GUNAY A, et al. Shredded banknotes reconstruction using AKAZE points [C]. *Forensic Science International*, 2017: 280-295.
- [12] LAM S, JIANG G, WU M, et al. Area-time efficient streaming architecture for FAST and BRIEF detector [C]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2019: 282-286.
- [13] TRAN P D, PHAM T H, LAM S, et al. Stream-based ORB feature extractor with dynamic power optimization [C]. *Field Programmable Technology*, 2018: 94-101.
- [14] 陈易文, 储开斌, 张继, 等. 基于四叉树的 ORB-LBP 改进算法 [J]. *传感器与微系统*, 2023, 42(10): 156-159, 164.
- CHEN Y W, CHU K B, ZHANG J, et al. Improved ORB-LBP algorithm based on quad-tree [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2023, 42(10): 156-159, 164.
- [15] 潘峰, 沈建新, 秦顺, 等. 融合 GMS 的 ORB 特征点提取与匹配算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2022, 43(8): 2244-2251.
- PAN F, SHEN J X, QIN SH, et al. Improved algorithm of ORB feature point extraction and matching based on GMS [J]. *Computer Engineering and Design*, 2022, 43(8): 2244-2251.
- [16] 冯宝凤, 杨剑锋, 严可, 等. 融合 RANSAC 与 GMS 图像特征的匹配算法 [J]. *智能计算机与应用*, 2023, 13(9): 74-79.
- FENG B F, YANG J F, YAN K, et al. An image feature matching algorithm incorporating RANSAC and GMS [J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2023, 13(9): 74-79.
- [17] 邹斌, 赵小虎, 尹智帅. 基于改进 ORB 的图像特征匹配算法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 96-103.
- ZOU B, ZHAO X H, YIN ZH SH. Image feature matching algorithm based on improved ORB [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 96-103.
- [18] 倪翠, 王朋, 孙浩, 等. 一种基于四叉树划分的改进 ORB 算法 [J]. *应用科学学报*, 2022, 40(2): 266-278.
- NI C, WANG P, SUN H, et al. An improved ORB algorithm based on quad-tree partition [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2022, 40(2): 266-278.
- [19] 景有鲜, 朱庆生. 基于关键点密度优化的 ORB 算法 [J]. *计算机科学*, 2024, 51(S2): 265-269.
- JING Y X, ZHU Q SH. ORB algorithm based on key point density optimization [J]. *Computer Science*, 2024, 51(S2): 265-269.
- [20] 樊彦国, 柴江龙, 许明明, 等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准 [J]. *光学精密工程*, 2019, 27(3): 702-717.
- FAN Y G, CHAI J L, XU M M, et al. Improved fast image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(3): 702-717.
- [21] 胡欣, 胡陆明, 刘归航. 一种改进的 GMS 图像特征点匹配算法 [J]. *电子测量技术*, 2021, 44(17): 131-137.
- HU X, HU L M, LIU G H. An improved GMS image point feature matching algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(17): 131-137.
- [22] 朱代先, 魏嘉鑫, 刘树林. 改进 ORB 特征匹配的视觉 SLAM 定位算法 [J/OL]. *激光与光电子学进展*, 1-11 [2025-02-17].
- ZHU D X, WEI J X, LIU SH L. Improved visual SLAM localization algorithm for ORB feature matching [J/OL]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 1-11 [2025-02-17].
- [23] 王喜红, 雷斌, 李园园, 等. 基于 ORB-SLAM2 的改进特征匹配与稠密地图算法 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47(18): 54-62.
- WANG X H, LEI B, LI Y Y, et al. Improved feature

matching and dense mapping algorithm based on ORB-SLAM2 [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(18): 54-62.

- [24] 许博文,王昶,王旭,等.一种基于GMS的ORB-SLAM3特征匹配改进算法[J].*海洋信息技术与应用*,2024,39(4):200-210.
XU B W, WANG CH, WANG X, et al. An improved ORB-SLAM3 feature matching algorithm based on GMS [J]. *Journal of Marine Information Technology and Application*, 2024, 39(4): 200-210.
- [25] 唐迪,甘淑,袁希平.一种基于改进ORB的无人机影像特征匹配方法[J].*测绘工程*,2024,33(6):33-40.
TANG D, GAN SH, YUAN X P. A method of UAV image feature matching based on improved ORB [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2024, 33(6): 33-40.
- [26] SARKHEL R, DAS N, DAS A, et al. A multi-scale deep quad-tree based feature extraction method for the recognition of isolated handwritten characters of popular indic scripts [J]. *Pattern Recognition*, 2017, 71: 78-93.
- [27] BIAN J W, LIN W Y, MATSUSHITA Y, et al. Gms: Grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 4181-4190.
- [28] PIEDADE V, MIRALDO P. BANSAC: A dynamic Bayesian network for adaptive sample CONsensus [J]. *ArXiv e-prints*, arXiv: 2309.08690,2023.
- [29] 王辉,袁杰.改进的均匀化AGAST特征提取算法[J].*电光与控制*,2022,29(5):33-38.
WANG H, YUAN J. An improved homogenized AGAST feature extraction algorithm [J]. *Electronics Optics &*

Control, 2022, 29(5): 33-38.

作者简介



冉宁,2010年于河北大学获学士学位,2013年于华北电力大学获硕士学位,2017年于浙江大学获博士学位,现为河北大学副教授,主要研究方向为无人机图像处理、路径规划等。

E-mail: ranning87@hotmail.com

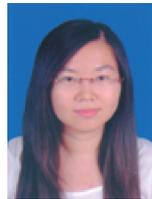
Ran Ning received the B. Sc. degree from Hebei University, and the M. Sc. degree from North China Electric Power University, and the Ph. D. degree from Zhejiang University. He is now an associate professor at Hebei University. His main research interests include UAV image processing and UAV path planning.



范晨锋,2022年于河北大学获得学士学位,现为河北大学硕士研究生,主要研究方向为无人机图像处理与路径规划。

E-mail: 1937044469@qq.com

Fan Chenfeng received the B. Sc. degree from Hebei University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Hebei University. His main research interests include UAV image processing and UAV path planning.



郝晋渊(通信作者),2013年于河北大学获学士学位,2015年于新南威尔士大学获硕士学位。现为河北大学讲师,主要研究方向为人工智能、信息技术、新媒体传播等。

E-mail: hjy@hbu.edu.cn

Hao Jinyuan (Corresponding author) received the B. sc. degree from Hebei University, in 2013, and the M. sc. degree from the University of New South Wales, in 2015, She is now a lecturer in Hebei University. Her main research interests include artificial intelligence, information technology and new media communication, etc.