

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519355

基于改进ORB与MLESAC的图像拼接算法*

冉宁^{1,2} 马骥骥¹ 张少康³ 郝晋渊^{4,5}

(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.河北大学中央兰开夏传媒与创意学院 保定 071002;

5.河北大学物联网智能技术研究中心 保定 071002)

摘要: 针对现有图像拼接算法在复杂场景下匹配精度不足与实时性受限的问题,提出一种基于改进ORB与MLESAC的图像拼接算法。传统拼接方法在光照突变、视角变换及复杂背景干扰下,存在特征检测鲁棒性弱、描述子区分能力不足等问题,易导致匹配错误进而引发拼接错位或重影。为此,本文在预处理阶段,将输入图像转换至CIE Lab空间,实现亮度与色彩通道解耦,结合信息熵与光照统计构建自适应图像金字塔;特征检测与描述阶段,设计光照自适应FAST角点阈值调节机制,引入局部几何约束筛选角点,并将BRIEF描述符扩展至L、a、b三通道,融合局部梯度方向信息;特征匹配阶段,采用双向汉明距离匹配,构建局部与全局相结合的约束优化框架,最小化重投影误差。然后,利用更高效的MLESAC算法剔除错误匹配。最终采用加权平均法对拼接区域进行平滑处理,实现无缝拼接效果。实验结果表明:改进后的算法在处理复杂场景下的图像拼接任务中,可以保证实时性与高精度的全景拼接质量。改进后的算法在APAP Dataset上的匹配精度达到97.63%。

关键词: 图像拼接;特征点提取;特征点匹配;图像融合;自适应金字塔

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

Image stitching algorithm based on improved ORB and MLESAC

Ran Ning^{1,2} Ma Qiji¹ Zhang Shaokang³ Hao Jinyuan^{4,5}

(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. HBU-UCLAN School of Media, Communication and Creative Industries, Hebei University, Baoding 071002, China; 5. Laboratory of IoT Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: Aiming at the problems of low matching accuracy and poor real-time performance of existing image stitching algorithms in complex scenes, this paper proposes an image stitching algorithm based on improved ORB and MLESAC. In traditional image stitching approaches, feature detection exhibits insufficient robustness, and descriptors lack discriminative power under conditions of abrupt illumination changes, viewpoint variations or complex background interference. This deficiency readily induces mismatching errors, ultimately leading to stitching misalignments or ghosting artifacts. Thus, in the preprocessing stage of this paper, the input image is transformed into CIE Lab color space to decompose brightness and color channels, and an adaptive image pyramid is constructed by integrating information entropy with illumination statistics. In the feature detection and description stage, a lighting-adaptive FAST corner threshold adjustment mechanism is designed. Subsequently, local geometric constraints are introduced to filter corner points, and the BRIEF descriptor is extended to the L, a and b channels of the CIE Lab color space, thereby fusing local gradient direction information. In the feature matching stage, bidirectional Hamming distance matching is employed to establish a local-global constraint optimization framework for minimizing reprojection error. Subsequently, a more efficient MLESAC algorithm is employed to remove incorrect matches. Finally, a weighted average method is adopted to smooth the stitching area, achieving a seamless stitching effect. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can guarantee real-time performance and high-precision panoramic stitching quality when processing image stitching tasks in complex scenes. Specifically, on the APAP Dataset, the algorithm achieved a matching accuracy of 97.63%.

Keywords: image stitching; feature point extraction; feature point matching; image fusion; adaptive pyramid

0 引言

随着数字成像技术的快速发展,图像拼接技术在许多

领域中发挥着重要作用,如全景摄影、地图与地理信息系统(GIS)、虚拟现实(VR)与增强现实(AR)、医学成像以及无人机应用等^[1]。图像拼接的目标是将具有一定重叠区域

收稿日期:2025-07-13

* 基金项目:国家自然科学基金(62373132)、河北省自然科学基金(F2025201023)、石家庄市驻冀高校基础研究项目(241791367A)、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

的图像序列无缝地合成一幅广角的全景图像,提供更加丰富的视觉体验。为实现这一目标,图像拼接技术需要解决多个挑战,主要包括图像预处理、图像配准与图像融合等过程中的各个问题^[2-3]。其中,图像配准是图像拼接的基础,其目的是将不同来源、不同时间或不同视角下的图像对齐到相同的坐标系下,以便于对比、分析和融合^[4]。

到目前为止,图像配准的方法大体可以分为以下几类:基于频域的配准、基于图像灰度值的配准、基于特征的配准。基于频域配准的核心在于傅里叶变换,该方法通过傅里叶变换可以将图像从空间域(像素值)转换到频域(频率成分),计算频域中的相位差后利用傅里叶逆变换得到配准后的空间域图像^[5]。此方法在频域转换中可能会丢失一些空间域的细节信息,导致在应用中难以捕捉到重要特征,影响配准精度。且该方法的计算复杂度较高,特别是在处理高分辨率图像或大数据集时,计算需要较高的耗时与空间复杂度。基于图像灰度值配准的方法是通过直接比较图像的像素强度信息进行图像对齐,进而得到配准图像^[6]。此方法虽实现起来相对简单,但其对噪声、光照变化、复杂场景以及形变等影响因素较为敏感,进而直接影响配准结果的准确性与鲁棒性^[7]。基于特征配准方法的核心思想是找到在多幅图像中共同存在的、能够区分和匹配的特征点,然后利用良好的匹配特征点对计算单应性变换矩阵,从而得到配准图像^[8-9]。针对前两种方法的不足与局限性,此方法对噪声、形变、光照变化和图像中的遮挡具有较好的鲁棒性与灵活性,能够处理复杂的几何变换。同时,此方法只处理少量的特征点,而不是整个图像的每一个像素,计算效率相比于前两种方法显著提高^[10]。本文主要针对影响图像配准精度和速度的特征点提取及特征点匹配进行改进。

Lowe^[11]提出尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算法^[12],该算法专注于多尺度特征的提取,通过对图像进行高斯模糊和差分处理,获得尺度不变的特征点,并计算出各个特征点的方向信息,从而实现旋转不变性。SIFT算法的特征是具有高准确性与稳定性,然而其计算复杂度较高,在算力有限的嵌入式设备上实时应用欠佳。Bay等^[13]提出加速稳健特征(speeded-up robust features, SURF)算法,该算法是对SIFT的一种改进,旨在提高特征提取的速度和鲁棒性。SURF采用盒状滤波器代替高斯卷积,结合积分图技术,使用Hessian矩阵提取特征点,虽降低了描述子的维度,但依然存在运行时间较长的缺点^[14-15]。Alcantarilla等^[16]提出加速KAZE特征(accelerated-KAZE features, AKAZE)算法,该算法基于非线性尺度空间理论,通过快速显式扩散(fast explicit diffusion, FED)方法构建尺度空间,能够在保持特征鲁棒性的同时显著提升计算效率,但在处理极端视角变换或复杂遮挡场景时,特征点的区分度不足,且描述符的计算复杂度较高。Rublee等^[17]提出定向快速特征检测与旋转二进制鲁棒独立基本特征(oriented FAST and rotated BRIEF,

ORB)算法,该算法是一种更加轻量级的特征提取方法,不仅能快速提取特征点,还能有效生成二进制描述符,具有较高的计算效率和良好的旋转不变性^[18]。与SIFT和SURF相比,ORB的优势在于实时处理能力^[19],然而在特征的鲁棒性和匹配精度上相对较弱。

针对图像拼接在复杂场景下匹配精度不足与实时性受限的问题,在上述算法的基础上,提出了一种基于改进ORB与最大似然估计采样一致性(maximum likelihood estimator sample consensus, MLESAC)的方法。该算法在图像预处理阶段,将输入图像从RGB色彩空间转换至CIE Lab空间,实现亮度与色彩通道解耦,降低光照突变对特征提取的干扰,同时引入信息熵理论与光照统计分析,构建自适应图像金字塔,保证特征提取质量的同时,有效控制算法复杂度;特征检测与描述阶段,设计光照自适应FAST角点阈值调节机制,引入局部几何约束筛选角点,并将BRIEF描述符扩展至L、a、b三通道,融合局部梯度方向信息,使描述符具备旋转不变性;特征匹配阶段,采用双向匹配机制结合汉明距离,对特征点做初步筛选,构建局部与全局相结合的约束优化框架,最小化重投影误差。然后,利用更高效的MLESAC算法代替传统的随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法进行特征点的精匹配,该算法通过最大似然估计来处理错误数据,不仅考虑了内点与外点的数量,还关注每个数据点的权重,可以更好的剔除错误匹配,使得图像配准的精匹配阶段能够在鲁棒性、准确性以及适用性等方面得到显著提升^[20]。实验证明,提出的方法在处理复杂场景下的图像拼接任务中,可以保证实时性与高精度的全景拼接质量。

1 图像拼接算法

1.1 改进的ORB算法

首先,图像预处理阶段,改进后的ORB算法将输入图像从RGB色彩空间转换至CIE Lab空间,分离亮度与色彩通道,同时引入信息熵理论与光照统计分析,构建自适应图像金字塔^[21]。特征检测与描述阶段,根据光照情况自适应调整FAST角点检测阈值,利用局部几何约束筛选角点,并将BRIEF描述符扩展到L、a、b三通道,融入局部梯度方向信息^[22]。特征匹配阶段,先通过双向匹配与汉明距离初步筛选匹配对,然后构建局部与全局相结合的约束优化框架,保留可靠匹配的同时,最小化重投影误差。

图像拼接预处理阶段,传统RGB色彩空间易受光照变化影响导致特征提取不稳定。为此,改进后的算法将RGB图像通过线性变换矩阵转换至CIE XYZ空间,转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412 & 0.357 & 0.180 \\ 0.212 & 0.715 & 0.072 \\ 0.019 & 0.119 & 0.950 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, R, G, B 分别为输入图像的红、绿、蓝通道像素值, 取值范围为 $[0, 255]$, X, Y, Z 为转换后的 CIE XYZ 空间坐标。

然后对 X, Y, Z 进行归一化处理, 计算相对色度坐标 x, y, z , 公式如下:

$$\begin{cases} x = \frac{X}{X+Y+Z} \\ y = \frac{Y}{X+Y+Z} \\ z = \frac{Z}{X+Y+Z} \end{cases} \quad (2)$$

其中, x, y, z 表示颜色在色度图中的位置, 且满足 $x+y+z=1$ 。然后将归一化后的坐标, 通过适配人眼感知的非线性变换, 得到 CIE Lab 空间的 3 个分量 L, a, b , 公式如下:

$$\begin{cases} L = 116f(y) - 16 \\ a = 500[f(x) - f(y)] \\ b = 200[f(y) - f(z)] \end{cases} \quad (3)$$

其中, $f(t)$ 为分段函数:

$$f(t) = \begin{cases} \sqrt[3]{t}, & t > 0.008\ 856 \\ \frac{t}{903.3} + \frac{16}{116}, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

上述变换过程中, L 通道代表图像的亮度, a 通道(绿色-红色)与 b 通道(蓝色-黄色)编码色彩信息, 实现了亮度与色彩解耦, 将后续处理聚焦于光照不变性特征。

图像金字塔构建过程中, 摒弃原始 ORB 算法的固定参数配置, 采用纹理熵与光照统计分析动态调整金字塔层数与缩放因子。首先, 基于亮度通道 L 计算图像各区域的纹理复杂度, 公式为:

$$H = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (5)$$

其中, p_i 是灰度级 i 在图像区域中出现的概率, N 为灰度级总数。纹理熵值 H 越高, 表明图像区域的纹理越复杂。同时, 对 CIE Lab 空间 L 通道的像素值进行统计分析, 获取图像的平均亮度 \bar{L} 与亮度标准差 σ_L , 公式如下:

$$\bar{L} = \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N L_{jk} \quad (6)$$

$$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (L_{jk} - \bar{L})^2} \quad (7)$$

其中, $M \times N$ 为图像尺寸, L_{jk} 为 L 通道中坐标 (j, k) 处的像素值。平均亮度 \bar{L} 反映图像整体的明暗程度, 亮度标准差 σ_L 衡量亮度分布的离散程度, 两者结合能够更全面的评估图像的光照条件。然后, 综合纹理熵 H 和光照统计量 \bar{L}, σ_L , 构建参数调整规则:

对于金字塔层数 n :

$$n = \begin{cases} 4, & H < H_{low} \text{ and } \sigma_L < \sigma_{L_{low}} \\ 5, & (H_{low} \leq H < H_{mid} \text{ and } \sigma_{L_{low}} \leq \sigma_L < \sigma_{L_{mid}}), \\ & (H < H_{low} \text{ and } \sigma_L \geq \sigma_{L_{mid}}), \\ & (H \geq H_{mid} \text{ and } \sigma_L < \sigma_{L_{low}}) \\ 6, & H \geq H_{mid} \text{ and } \sigma_L \geq \sigma_{L_{mid}} \end{cases} \quad (8)$$

对于缩放因子 s :

$$n = \begin{cases} 0.8, & H < H_{low} \text{ and } \sigma_L < \sigma_{L_{low}} \\ 0.7, & (H_{low} \leq H < H_{mid} \text{ and } \sigma_{L_{low}} \leq \sigma_L < \sigma_{L_{mid}}), \\ & (H < H_{low} \text{ and } \sigma_L \geq \sigma_{L_{mid}}), \\ & (H \geq H_{mid} \text{ and } \sigma_L < \sigma_{L_{low}}) \\ 0.6, & H \geq H_{mid} \text{ and } \sigma_L \geq \sigma_{L_{mid}} \end{cases} \quad (9)$$

其中, H_{low}, H_{mid} 是预先设定的纹理熵阈值, 用于划分纹理复杂度等级; $\sigma_{L_{low}}, \sigma_{L_{mid}}$ 是亮度标准差阈值, 用于划分光照均匀程度等级。根据上述规则, 在纹理简单、光照均匀区域 ($H < H_{low}$ and $\sigma_L < \sigma_{L_{low}}$), 采用 4 层金字塔与 0.8 倍缩放因子, 提升计算效率; 处于过渡条件时, 采用 5 层金字塔和 0.7 倍缩放因子; 纹理复杂、光照不均匀区域 ($H \geq H_{mid}$ and $\sigma_L \geq \sigma_{L_{mid}}$), 采用 6 层金字塔和 0.6 倍缩放因子, 确保细节特征的完整提取。自适应图像金字塔的构建, 在有效平衡计算效率与特征质量的同时, 显著增强了图像拼接的准确性与可靠性。

特征检测与描述阶段, 传统 FAST 角点检测在光照突变场景中易产生大量误检角点, 改进后的算法根据光照统计量动态调整 FAST 的检测阈值 T , 具体公式如下:

$$T = T_0 \times \left(1 + k \times \frac{\sigma_L}{L}\right) \quad (10)$$

其中, T_0 为基础阈值 ($T_0=15$), k 为光照敏感系数 ($k=0.8$)。当 σ_L 值较大(光照突变)时, T 自动增大, 抑制低对比度区域的伪角点; 当 σ_L 值较小(光照均匀)时, T 自动降低, 确保弱纹理区域的角点检测率, 平衡检测精度与噪声抑制。自适应 FAST 角点检测得到的光照鲁棒的角点, 为描述符提供了稳定的采样中心。然后, 构建以角点为中心的 5×5 邻域几何约束模型, 计算角点与邻域像素的梯度方向一致性:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{p \in N} |\theta_p - \theta_c| < \theta_{th} \quad (11)$$

其中, θ_c 为角点梯度方向, θ_p 为邻域像素梯度方向, n 为邻域像素数。通过上述局部几何约束, 仅保留 $C > 0.6$ 的角点, 剔除边缘噪声点与平坦区域伪角点。在角点半径 $3r$ ($r=5$ pixel) 邻域内, 采用高斯分布随机采样 256 对像素点 (p, q) , 确保采样点覆盖不同纹理区域, 计算 L, a, b 三通道强度差:

$$f(p, q)_L = \begin{cases} 1, L(p) > L(q) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$f(p, q)_a = \begin{cases} 1, a(p) > a(q) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$f(p, q)_b = \begin{cases} 1, b(p) > b(q) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

按梯度方向 θ_i 对描述符进行旋转归一化,生成 256×3 维的 L-a-b-Gradient 描述符向量。此时生成的描述符,同时具备光照不变性(L 通道)、色彩区分性(a、b 通道)与方向一致性(梯度约束),能够在同纹理、异色彩的复杂场景中具备更强的区分能力。

特征匹配阶段,传统 ORB 算法在该阶段仍依赖单向汉明距离匹配,易受视角变换、光照突变等因素影响,应对复杂场景的鲁棒性不足。为此,改进后的算法构建“双向筛选-几何约束-迭代优化”的三级匹配框架,通过多层次约束机制提升匹配精度与鲁棒性。首先,采用双向匹配策略代替传统单向匹配,对源图像特征描述符与目标图像特征描述符计算汉明距离,保留距离小于基础阈值 $T_{\text{Hamming Distance}}$ ($T_{\text{Hamming Distance}} = 64$) 的匹配对 (p_i, q_j) ,汉明距离的计算公式为:

$$d_H = (\text{Desc}_1, \text{Desc}_2) = \sum_{k=1}^n (\text{Desc}_1^k \oplus \text{Desc}_2^k) \quad (15)$$

其中, Desc_1 和 Desc_2 为特征描述阶段的核心输出(二进制描述符向量), $n = 256$ 为描述符长度。然后,对上述匹配对执行反向匹配,验证 q_j 在源图像中的最近邻是否为 p_i ,仅保留双向一致的匹配对。此机制避免了直接使用所有匹配对导致的计算冗余,同时为后续几何约束与全局优化提供更加可靠的输入。

为进一步过滤边缘噪声与非刚性变换引起的误匹配,构建基于局部邻域的几何一致性约束。对于双向筛选后的匹配对 (p_i, q_j) ,计算其 3×3 邻域内像素的梯度方向一致性:

$$C_{\text{grad}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \delta(|\theta_{p_i}^k - \theta_{q_j}^k| < \pi/8) \quad (16)$$

其中, $\theta_{p_i}^k$ 为 p_i 邻域第 k 个像素的梯度方向, $m = 8$ 为邻域像素数。当角度差 $< \pi/8$ 时,默认这对像素的梯度方向一致,仅保留 $C_{\text{grad}} > 0.6$ 的匹配对。然后,计算匹配对邻域质心偏移比:

$$R_{\text{pos}} = \frac{\|(\overline{p_i} - p_i) - (\overline{q_j} - q_j)\|_2}{\|p_i - q_j\|_2 + \epsilon} \quad (17)$$

其中, $\overline{p_i}$ 为 p_i 邻域像素的质心坐标, $\epsilon = 1 \times 10^{-6}$ 为避免分母为零的极小量。当 $R_{\text{pos}} > 0.3$ 时,判定为误匹配并剔除。然后,构建迭代优化模型实现匹配对的最优估计,采用最小二乘法直接求解初始投影变换矩阵 T_1 ,以所有初步匹配对为输入,建立超定方程组:

$$\min_{T_2} \sum_{i=1}^N \|q_i - \pi(T_2 \cdot p_i)\|_2^2 \quad (18)$$

其中, T_2 为 3×3 投影变换矩阵, (p_i, q_i) 为第 i 对匹

配点的齐次坐标, N 为匹配对总数。利用初始矩阵 T_1 计算所有匹配对的重投影误差,设置阈值 $T_{\text{err}} = 2 \text{ pixel}$,保留误差 $< T_{\text{err}}$ 的内点集 S_k 。基于内点集 S_k 重新求解变换矩阵 T_{k+1} ,再次计算误差并更新内点集,直至重投影误差均值 $< 1.5 \text{ pixel}$ 。同时结合图像金字塔结构,金字塔顶层通过迭代优化确定全局变换初值,逐层向下传递参数,利用底层高分辨率特征细化匹配精度,最终在原始分辨率层通过 5~10 次迭代,确保重投影误差收敛。

1.2 单应性矩阵的求解

单应性矩阵 H_{hom} 为一个 3×3 的矩阵,该矩阵描述了两个图像平面之间的透视变换。设 α 是源图像中的点, α' 是目标图像中的对应点,则矩阵满足以下关系:

$$\alpha' = H_{\text{hom}} \alpha \quad (19)$$

在齐次坐标系下,假设 $\alpha = [x, y, 1]^T$ 和 $\alpha' = [x', y', 1]^T$,则可以写成:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

对于每对匹配点 (src, dst) :

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} \approx H_{\text{hom}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

展开后,可以得到:

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

对于每一对点 (src, dst) 可以得到两个方程。假设有 n 对点匹配,则构建一个 $2n \times 9$ 的矩阵 A ,对于每对点 (x, y) 和 (x', y') 按以下方式填充:

$$A = \begin{bmatrix} x & y & 1 & 0 & 0 & 0 & -x \cdot x' & -y \cdot x' & -x \\ 0 & 0 & 0 & x & y & 1 & -x \cdot y' & -y \cdot y' & -y' \end{bmatrix} \quad (23)$$

最后,通过奇异值分解(SVD)方法对矩阵 A 进行分解:

$$A = USV^T \quad (24)$$

单应性矩阵 H_{hom} 的解是最小奇异值对应的特征向量(即 V 的最后一列),将其重塑为 3×3 的矩阵:

$$H_{\text{hom}} = \text{reshape}(V[-1], (3,3)) \quad (25)$$

返回的 H_{hom} 矩阵能够将源图像的点映射到目标图像上,从而实现图像的透视变换,保证了图像在拼接时的几何一致性。

1.3 MLESAC 特征精匹配

传统的 RANSAC 算法仅通过内点数量来选择模型,忽略了内点与模型的拟合误差,内点数量与模型质量之间缺乏良好的平衡。此外,由于 RANSAC 算法采用随机抽样并进行多次迭代,在外点较多或噪声较复杂的场景中,往往需要大量迭代才能找到合适的模型,从而导致计算效率

较低^[23-24]。因此,选用鲁棒性更强的 MLESAC 算法代替 RANSAC 算法。MLESAC 算法通过最大似然估计的方式来动态地判断每个数据点是否为内点,通过权重和似然值来评估每个点的可信度,从而有效识别并剔除不符合模型的外点。同时更加充分的利用数据中每个点的信息,实现更加精确的模型估计。此外,MLESAC 算法对数据点的加权处理更加精确,通常能在更少的迭代次数内收敛到模型的最优解,从而提升计算效率^[25]。采用的 MLESAC 算法的具体流程如下:

1) 参数初始化。

2) 每次试验中,从匹配点对中选择 4 对对应点,并通过这些随机选择的点计算单应性矩阵。

3) 计算所有匹配的似然值。

4) 对于每个匹配点,通过变换后的源点与目标点之间的欧氏距离来计算误差,若误差小于设定的阈值,则该匹配点被视为内点,并据此更新似然值。

5) 根据当前计算的似然值和内点数量,判断是否需要更新最优的单应性矩阵。即当前的似然值比之前的更高,或内点数量更多,则更新最佳模型。

6) 重复步骤达到最大试验次数,最终更新最大内点数量和最优单应性矩阵,完成特征点错误匹配的剔除。

1.4 图像融合

由于输入的多幅图像存在颜色、亮度和对比度等方面的差异,在完成图像拼接后,新生成的图像会存在明显的拼接痕迹,使得拼接结果显得不自然和不连续,影响视觉直观效果。因此,采用加权平均的方法来实现多幅图像之间的融合过渡,以消除接缝的明显边界,提升拼接效果的自然性和视觉连贯性^[26-27]。融合方法如下:

$$I(x, y) = \left\{ \begin{array}{l} I_1(x, y), (x, y) \in I_1 \\ \alpha_1 I_1(x, y) + \alpha_2 I_2(x, y), (x, y) \in I_1 \cap I_2 \\ I_2(x, y), (x, y) \in I_2 \end{array} \right\} \quad (26)$$

式中: I_1 和 I_2 为待拼接图像, I 为拼接后的图像。 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 为两幅图像在 (x, y) 处的像素值, α_1 和 α_2 为加权系数,且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

2 实验结果与分析

实验在 Python3.11.7 和 OpenCV4.10.0 下完成,运行环境为 Windows10 操作系统,计算机配置为主频 4.50 GHz 的 AMD Ryzen 7 7700X 8-Core 处理器,内存为 16 GB。实验数据集采用被广泛使用的 APAP Dataset,内容包括公寓、寺庙、停车场、建筑工地、花园、森林等。为验证算法的有效性,将改进后的算法与 SIFT+RANSAC 算法、SURF+RANSAC 算法、ORB+RANSAC 算法、ORB+PROSAC 算法以及 AKAZE+LMedS 算法进行对比实验,从特征点提取时间、特征点匹配时间、特征点匹配正确率、直观视觉质量和图像客观质量评价等方面进行评价与分析。

图 1(a) 和 (b) 为其中两组待拼接图像 Apartment 与 Construction Site,图 1(a) 中每幅源图像尺寸的大小为 3 264 pixel×2 448 pixel,图 1(b) 中每幅源图像尺寸的大小为 2 000 pixel×1 329 pixel。

2.1 特征点提取速度对比实验

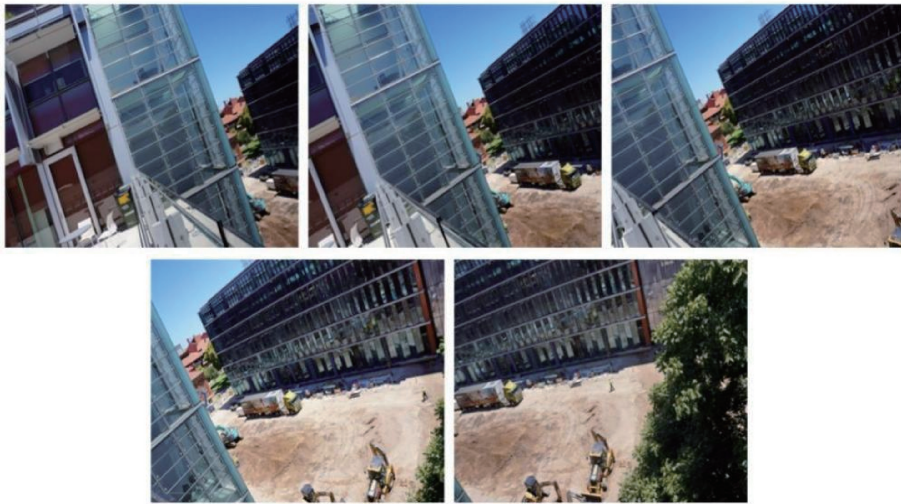
通过计算每幅源图像特征点的平均提取时间,对特征点的提取速度进行定量分析。由表 1 可知,在特征点提取阶段,ORB 算法仍保持最高的运算效率,改进后算法的运算效率仅次于 ORB,与其他主流特征提取算法相比,在运算效率上表现出显著优势,其耗时约为 SIFT 算法的 31.95%,SURF 算法的 43.61%,以及 AKAZE 算法的 88.14%。

2.2 特征点匹配正确率和速度的对比实验

采用匹配正确率 P_{match} 和总匹配时间对算法的匹配精度和速度进行定量分析。表 2 是由 SIFT+RANSAC 算法、SURF+RANSAC 算法、ORB+RANSAC 算法、ORB+PROSAC 算法、AKAZE+LMedS 算法以及改进后的算法



(a) 待拼接图像Apartment
(a) Image Apartment to be stitched



(b) 待拼接图像 Construction Site
(b) Image Construction Site to be stitched

图 1 APAP 数据集

Fig. 1 APAP dataset

表 1 各算法提取每组待拼接图像的平均耗时

Table 1 The average time consumed by each algorithm for extracting each set of images to be stitched

算法	平均耗时/ms					
	Fig. a	Fig. b	Fig. c	Fig. d	Fig. e	Fig. f
SIFT	50.45	52.21	48.73	69.24	54.76	53.95
SURF	37.72	41.78	30.67	48.35	43.82	38.96
ORB	6.57	6.83	5.68	9.21	7.62	7.35
AKAZE	17.74	17.76	17.61	22.10	22.86	21.32
Proposed	16.43	17.08	14.21	20.13	19.05	18.37

对 6 组待拼接图像进行特征点匹配后,得到的匹配正确率。匹配正确率 P_{match} 的计算公式如下:

$$P_{match} = \frac{N_{correct}}{N_{total}} \quad (27)$$

其中, N_{total} 为总匹配点对的数量, $N_{correct}$ 为正确匹配的特征点对的数量。

表 2 各算法的匹配正确率

Table 2 Matching accuracy of each algorithm

算法	匹配正确率/%					
	Fig. a	Fig. b	Fig. c	Fig. d	Fig. e	Fig. f
SIFT+RANSAC	96.85	95.92	97.74	98.12	98.86	96.51
SURF+RANSAC	94.37	94.13	96.45	97.03	97.41	94.63
ORB+RANSAC	90.58	89.84	92.08	92.37	92.65	90.15
ORB+PROSAC	92.88	91.93	94.05	94.26	94.51	92.17
AKAZE+LMedS	94.49	93.48	95.70	96.43	97.02	94.35
Proposed	97.22	96.21	98.07	98.48	99.14	96.68

由表 2 可知,改进后的算法与 SIFT+RANSAC 算法的匹配正确率最高,其平均 P_{match} 分别为 97.63% 和

97.35%。SIFT 算法的优势在于其生成的描述符是 128 维的浮动向量,在尺度、旋转、光照等变化较大的复杂场景下具有较强的鲁棒性。改进后的算法通过 CIE Lab 空间转换、自适应金字塔、多通道 BRIEF 描述符等优化,弥补了与 SIFT 浮动向量在特征维度上的差距,同时利用局部与全局约束优化框架减少误匹配,最终使算法在复杂场景下的配准精度显著提升。ORB+RANSAC 算法与 ORB+PROSAC 算法的平均 P_{match} 分别为 91.28% 与 93.30%,改进后的算法与两者相比,平均 P_{match} 提高了 6.35% 与 4.33%。可知 MLESAC 算法相比于 RANSAC 算法与 PROSAC 算法,能够在保证内点质量的同时,更精确地剔除错误匹配,且 MLESAC 算法与改进 ORB 特征的协同作用更加显著,两者结合充分体现了 MLESAC 在复杂场景下估计准确性与鲁棒性上的综合优势。SURF+RANSAC 算法、AKAZE+LMedS 算法的平均 P_{match} 分别为 95.67% 与 95.25%,改进后的算法与两者相比也有较大提升。

表 3 是由 SIFT+RANSAC 算法、SURF+RANSAC 算法、ORB+RANSAC 算法、ORB+PROSAC 算法、AKAZE+LMedS 算法以及改进后的算法对 6 组待拼接图像进行特征匹配后,得到的每组图像特征匹配的总耗时。由表 3 可知,改进后算法的平均总匹配时间为 2.86 s,运算效率仅次于 ORB+RANSAC 算法的 2.78 s。相比于匹配正确率与之相近的 SIFT+RANSAC 算法的 3.60 s,运算效率提升了 20.56%。SURF+RANSAC 算法、ORB+PROSAC 算法与 AKAZE+LMedS 算法的平均总匹配时间分别为 3.11、3.02 与 3.08 s,改进后的算法与上述算法相比,运算效率分别提升了 8.03%、5.30% 与 7.14%。值得注意的是,尽管 ORB+RANSAC 算法在匹配时间上略占优势,但改进后的算法能够提供最高的匹配精度与最优

的鲁棒性,在面对高复杂度、低质量或存在剧烈变化的复杂场景图像拼接任务时,可以展现出良好的性能。

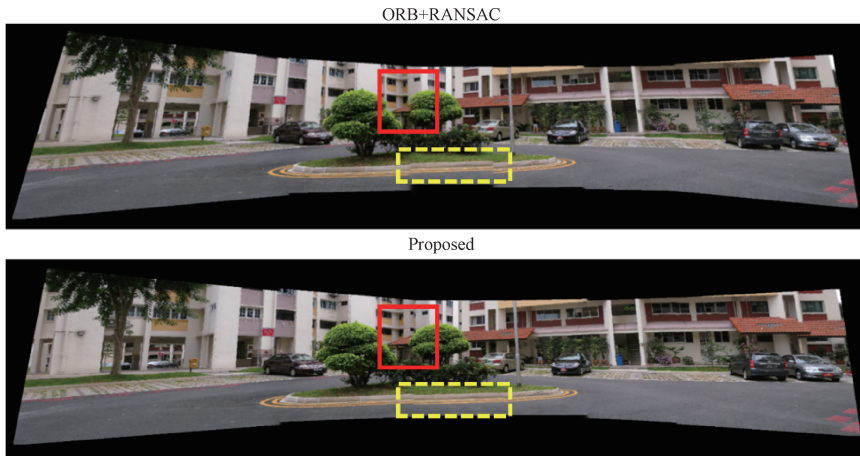
表 3 每组待拼接图像在各算法下的总匹配时间
Table 3 The total matching time of each group of images to be stitched under each algorithm

算法	总匹配时间/s					
	Fig. a	Fig. b	Fig. c	Fig. d	Fig. e	Fig. f
SIFT+RANSAC	4.48	3.34	3.17	3.73	3.58	3.29
SURF+RANSAC	3.89	2.72	2.54	3.36	3.20	2.91
ORB+RANSAC	3.64	2.38	2.21	3.05	2.84	2.57
ORB+PROSAC	3.82	2.64	2.43	3.38	3.05	2.79
AKAZE+LMedS	3.85	2.69	2.47	3.34	3.28	2.83
Proposed	3.68	2.50	2.39	3.11	2.95	2.54

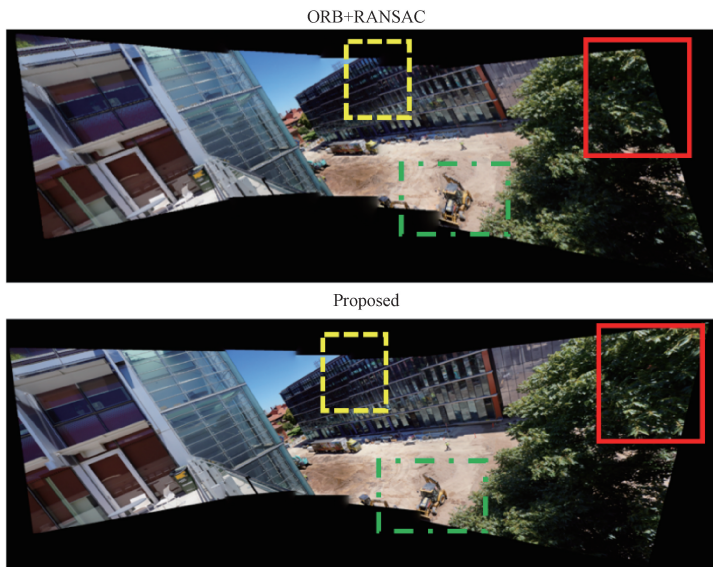
综合表 1~3 可知,在处理重复元素较多、几何结构较复杂、光照变化较大和可能存在遮挡和视角差异的图像时,改进后的算法相比于其他 5 种算法,成功实现了在复杂场景下的次优效率与最优精度的双重保障,在保证拼接实时性的同时,显著提高了配准精度。

2.3 拼接效果的直观视觉对比

本次图像拼接实验中,对比了 ORB+RANSAC 算法与改进后的算法在实际拼接效果上的表现,图 2(a)为待拼接图像 Apartment 的拼接全景对比图,图 2(b)为待拼接图像 Construction Site 的拼接全景对比图,图 3(a)、(b)分别为 Apartment 与 Construction Site 的细节保留区域局部放大对比图,图 4(a)、(b)分别为 Apartment 与 Construction Site 的接缝区域局部放大对比图,图 5 为 Construction Site 的重影区域局部放大对比图。



(a) Apartment的拼接全景对比图
(a) Panoramic comparison of Apartment stitching



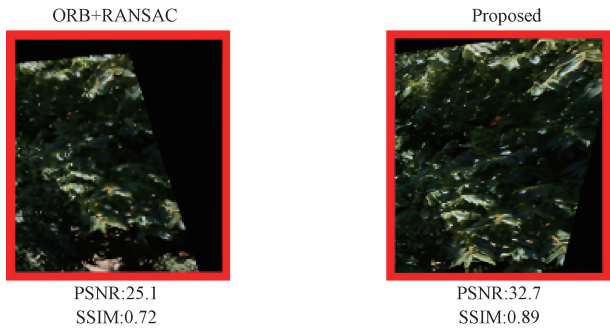
(b) Construction Site的拼接全景对比图
(b) Panoramic comparison of Construction Site stitching

图 2 拼接全景对比图

Fig. 2 Stitching panoramic comparison image



(a) Apartment 的细节保留区域对比图
Comparison chart of detail preservation areas in Apartment



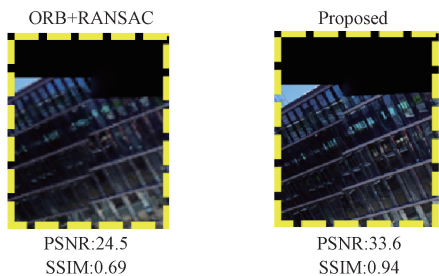
(b) Construction Site 的细节保留区域对比图
Comparison chart of detail preservation areas in Construction Site

图 3 细节保留区域局部放大对比图

Fig. 3 Enlarged comparison image of the detail-preserved area



(a) Apartment 的接缝区域对比图
Comparison chart of seam areas in Apartment



(b) Construction Site 的接缝区域对比图
Comparison chart of seam areas in Construction Site

图 4 接缝区域局部放大对比图

Fig. 4 Enlarged comparison image of the seam area

如图 2(a)、(b) 的拼接全景对比图所示,红色实线框标记的区域中,ORB+RANSAC 算法的拼接图像中存在明显的细节丢失现象,由图 3(a)、(b) 的细节保留区域局部放大图做进一步对比,可见改进后的算法在该区域的图像细节得到了良好的保留,避免了因细节丢失而导致的图像不真实或模糊。黄色虚线框标记的区域中,ORB+RANSAC 算法的拼接图像对齐度较差,有明显的接缝,由图 4(a)、(b) 的

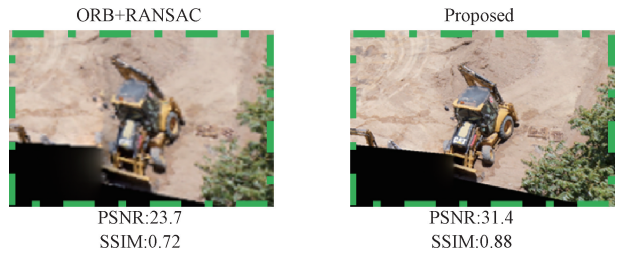


图 5 重影区域局部放大对比图

Fig. 5 Enlarged comparison image of the ghosting area

接缝区域局部放大图做进一步对比,可见改进后的算法在该拼接区域没有明显的过渡突兀,图像边缘更平滑。绿色点线框标记的区域中,ORB+RANSAC 算法的拼接图像存在明显的重影现象,由图 5 的重影区域局部放大图做进一步对比,可见改进后的算法在该区域的拼接边界处理得当,图像之间的过渡较为平滑,图像基本可以保证较高的清晰度和颜色一致性。

2.4 拼接图像的客观质量评价对比

为弥补实验中直观视觉对比的主观局限性,在 APAP Dataset 的 6 组典型场景下,针对改进后算法与其他传统算法的拼接结果,添加基于无参考图像质量评估器 (no-reference image quality evaluator, NIQE) 与盲参考图像空间质量评估器 (blind/referenceless image spatial quality evaluator, BRISQUE) 的拼接图像客观质量评价实验。结果如表 4、5 所示。通过两项无参考质量指标 (NIQE 取值为 0~10, BRISQUE 取值为 0~100, 两者均为数值越低质量越高), 定量分析各算法在细节完整性、接缝平滑度及重影抑制效果上的质量差异,为拼接效果对比提供客观数据支撑。

表 4 各算法在不同场景下的拼接图像 NIQE 指标对比
Table 4 Comparison of NIQE indexes of mosaic images in different scenes

算法	NIQE					
	Fig. a	Fig. b	Fig. c	Fig. d	Fig. e	Fig. f
SIFT+RANSAC	3.72	3.89	3.62	3.95	3.81	4.02
SURF+RANSAC	4.08	4.25	3.97	4.32	4.15	4.39
ORB+RANSAC	4.61	4.80	4.48	4.87	4.73	4.95
ORB+PROSAC	4.27	4.43	4.19	4.50	4.36	4.58
AKAZE+LMedS	4.01	4.16	3.93	4.22	4.08	4.29
Proposed	2.85	3.02	2.75	3.10	2.93	3.18

由表 4、5 可知,在不同场景中,改进后算法的 NIQE 与 BRISQUE 值均显著优于其他对比算法。其中,相比于性能最差的 ORB+RANSAC 算法,NIQE 值降低 1.5~1.9, BRISQUE 值降低 15.1~16.6; ORB+PROSAC 算法因优化了采样逻辑,指标略优于 ORB+RANSAC 算法; SIFT+RANSAC 算法因 128 维描述符的强鲁棒性,两项指标表

表 5 各算法在不同场景下的拼接图像 BRISQUE 指标对比

Table 5 Comparison of BRISQUE indexes of mosaic images in different scenes

算法	BRISQUE					
	Fig. a	Fig. b	Fig. c	Fig. d	Fig. e	Fig. f
SIFT+RANSAC	34.5	36.2	33.4	37.3	35.7	38.6
SURF+RANSAC	38.1	39.8	36.8	40.5	39.2	41.9
ORB+RANSAC	42.8	45.3	41.5	46.1	44.7	47.2
ORB+PROSAC	39.7	42.1	38.9	42.8	41.3	43.7
AKAZE+LMedS	37.4	39.0	36.2	39.7	38.5	40.8
Proposed	27.2	29.5	26.4	29.9	28.1	30.7

现仅次于改进后算法。从场景差异来看,森林、建筑工地等复杂度较高的场景,各算法的 NIQE 与 BRISQUE 值普遍较高,但改进后算法在高复杂度场景中仍能保持稳定的性能表现,进一步验证了其通过光照解耦、自适应角点阈值调节、MLESAC 精匹配等优化策略,在提升图像拼接精度与实时性的同时,有效降低了拼接图像的模糊、重影、接缝明显及色彩失真等问题,显著增强了拼接结果的视觉质量与自然度。

3 结 论

针对现有图像拼接算法在复杂场景下匹配精度不足与实时性受限的问题,提出了一种基于改进 ORB 和 MLESAC 的图像拼接算法。改进的 ORB 算法首先将 RGB 图像转换至 CIE Lab 空间以分离亮度与色彩通道,结合信息熵理论与光照统计分析构建自适应图像金字塔;再根据光照自适应调整 FAST 角点阈值,经局部几何约束筛选后,将 BRIEF 描述符扩展至 L、a、b 三通道并融入局部梯度方向信息;然后通过双向匹配与汉明距离初步筛选匹配对,利用局部与全局相结合的约束优化框架,保留可靠匹配的同时最小化重投影误差。最后利用更高效的 MLESAC 算法代替传统的 RANSAC 算法剔除错误匹配,使整体算法在复杂图像拼接场景中表现更为鲁棒。实验结果表明,相比于其他算法,改进后的算法在匹配精度和运算效率上能够达到良好的平衡,可以保证拼接的实时性与较高的全景拼接质量。本文提出的算法在数据集 APAP Dataset 上展现出良好的性能。在未来的研究工作中,对于其他的数据集类型和不同的应用场景,还需要更深入的研究拼接算法的优化问题。同时,未来会探索传统方法与深度学习的结合,融合改进 ORB 与 Transformer 构建层级匹配框架,引入学习型非刚性变换模型,优化深度突变场景的精细对齐,并对所设计的模型框架做轻量化处理,适配嵌入式等资源受限的场景。最终,使算法在鲁棒性、准确性以及适用性等方面得到进一步提升。

参考文献

[1] 潘维东,李安虎,刘兴盛.基于区域优化的图像拼接技

术研究及应用进展[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(18): 1-20.

PAN W D, LI AN H, LIU X SH. Research and application progress of image splicing technology based on region optimization [J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2024, 61(18): 1-20.

[2] 郑伟,吴禹波,冯晓萌,等.基于改进 CycleGAN 的非配对 CMR 图像增强[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2025, 45(2): 204-215.

ZHENG W, WU Y B, FENG X M, et al. Non paired CMR image enhancement based on improved CycleGAN[J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2025, 45(2): 204-215.

[3] 肖诗洋,王镭,杜莹,等.基于异构平台的图像中值滤波的 OpenCL 加速算法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2024, 44(1): 92-103.

XIAO SH Y, WANG L, DU Y, et al. OpenCL acceleration algorithm for image median filtering based on heterogeneous platforms [J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2024, 44(1): 92-103.

[4] 张喜英,韩真,孙悦雯,等.图像拼接技术的研究[J]. 电子制作, 2024, 32(24): 101-103.

ZHANG X Y, HAN ZH, SUN Y W, et al. Research on image splicing technology[J]. Electronic Manufacturing, 2024, 32(24): 101-103.

[5] 杨韩.基于特征和频域相似性度量的多源遥感图像配准方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2021.

YANG H. Research on multi source remote sensing image registration method based on feature and frequency domain similarity measurement [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.

[6] 赵夫群.基于灰度信息的图像配准方法研究[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(10): 2568-2572.

ZHAO F Q. Research on image registration method based on grayscale information [J]. Computer and Digital Engineering, 2019, 47(10): 2568-2572.

[7] 韩敏,闫阔,秦国帅.基于改进 KAZE 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 自动化学报, 2019, 45(2): 305-314.

HAN M, YAN K, QIN G SH. A mosaic algorithm for UAV aerial image with improved KAZE[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 305-314.

[8] MISRA I, ROHIL M K, MOORTHI S M, et al. Feature based remote sensing image registration techniques: A comprehensive and comparative review[J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(12): 4477-4516.

[9] 行芳仪,徐成,高宏伟.高效高精度光照自适应的 ORB 特征匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 140-147.

XING F Y, XU CH, GAO H W. Efficient and high-precision illumination-adaptive ORB feature matching

- algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 140-147.
- [10] 王洪金,刘香怡,何赟泽,等.基于改进 NCC 算法的大尺寸原位风机叶片可见光图像拼接[J].电子测量与仪器学报,2024,38(7):1-12.
WANG H J, LIU X Y, HE Y Z, et al. Visible light image stitching of large-sized in-situ fan blades based on improved NCC algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 1-12.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] BROWN M, LOWE D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- [13] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [14] SUMIHARTO R, HARJOKO A, PUTRA A E. A comparative of SIFT and SURF features for stitching aerial images [J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2017, 10(12): 95-102.
- [15] LIU J L, BU F L. Improved RANSAC features image-matching method based on SURF [J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(23): 9118-9122.
- [16] ALCANTARILLA P F. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C]. British Machine Vision Conference(BMVC),2013.
- [17] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. 2011 International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571.
- [18] 李振宇,田源,陈方杰,等.基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法[J].激光与光电子学进展,2019,56(23):91-99.
LI ZH Y, TIAN Y, CHEN F J, et al. UAV aerial image stitching algorithm based on improved ORB and PROSAC[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2019, 56(23): 91-99.
- [19] 冉宁,范晨锋,张少康,等.一种改进 ORB 特征点提取与匹配的图像处理算法[J].电子测量与仪器学报,2025,39(4):213-224.
RAN N, FAN CH F, ZHANG SH K, et al. An improved image processing algorithm for ORB feature point extraction and matching [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 213-224.
- [20] TORR P H S, ZISSERMAN A. MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 78(1): 138-156.
- [21] 李英浩,牛少彰,郝启贤,等.基于 Shi-Tomasi 和 RootSIFT 的多尺度曲率特征图像拼接算法[J].电子测量技术,2024,47(14):42-48.
LI Y H, NIU SH ZH, HAO Q X, et al. Multi-scale curvature feature image stitching algorithm based on Shi-Tomasi and RootSIFT [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(14): 42-48.
- [22] ZHANG G X, QIN D Y, YANG J Q, et al. UAV low-altitude aerial image stitching based on semantic segmentation and ORB algorithm for urban traffic[J]. Remote Sensing, 2022, 14(23): 6013.
- [23] 杜港,侯凌燕,佟强,等.基于 BRISK 和改进 RANSAC 算法的图像拼接[J].液晶与显示,2022,37(6):758-767.
DU G, HOU L Y, TONG Q, et al. Image stitching based on BRISK and improved RANSAC algorithm[J]. Liquid Crystal and Display, 2022, 37(6): 758-767.
- [24] SHIN J, RAHIM M A, YUN K S. Panoramic image stitching with efficient brightness fusion using RANSAC algorithm [J]. International Journal of Engineering & Technology, 2018, 7(3.34): 267-272.
- [25] CHOI S, KIM J. Reducing effect of outliers in landmark-based spatial localization using MLESAC [J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, 41(2): 2330-2335.
- [26] 豆志伟,王晓原,韩俊彦,等.基于三角函数的加权平均全景环视图像融合方法[J].传感器与微系统,2024,43(4):144-148.
DOU ZH W, WANG X Y, HAN J Y, et al. Weighted average panoramic panoramic image fusion method based on trigonometric functions [J]. Sensors and Microsystems, 2024, 43(4): 144-148.
- [27] 谷雨,周阳,任刚,等.结合最佳缝合线和多分辨率融合的图像拼接[J].中国图象图形学报,2017,22(6):842-851.
GU Y, ZHOU Y, REN G, et al. Image stitching combining optimal sutures and multi-resolution fusion[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2017, 22(6): 842-851.

作者简介

冉宁,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能系统与控制。

E-mail:ranning87@hotmail.com

马骥骥,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、图像拼接。

E-mail:2217378605@qq.com

张少康,讲师,硕士生导师,主要研究方向为智能系统与控制。

E-mail:zhangshaokang@hbu.edu.cn

郝晋渊(通信作者),讲师,主要研究方向为人工智能、信息技术、网络与新媒体等。

E-mail:hjy@hbu.edu.cn