

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416075

基于 Shi-Tomasi 和 RootSIFT 的多尺度 曲率特征图像拼接算法*

李英浩¹ 牛少彰² 郝启贤² 安洪旭³(1. 北京邮电大学理学院 北京 100876; 2. 北京邮电大学计算机学院 北京 100876;
3. 东南数字经济发展研究院 衢州 324000)

摘要: 全景拼接或视频融合等技术应用于室外环境时,往往有复杂的场景和光照条件,导致算法的关键点检测能力下降。曲率是一种描述图像边缘的稳定数学特征,对于复杂场景和光照具有良好稳定性。本文深入研究图像拼接中多尺度曲率特征的提取和 SIFT 算子的 Hellinger 核变换,提出一种基于 Shi-Tomasi 和 RootSIFT 的多尺度曲率特征图像拼接算法。首先,对高斯模糊预处理的图像利用多尺度 Shi-Tomasi 可以提取不同分辨率下光照稳定的关键点,使算法更适用于处理复杂环境;其次,经过 Hellinger 核变换的 RootSIFT 可以强化多尺度特征提取的过程,使其在欧式距离更加鲁棒,能更好应对光照和噪声的变化;另外,FLANN 快速匹配在处理大规模数据时具有较高的效率;最后在变换估计上,RANSAC 的改进算法 PROSAC 可以进一步提升拼接的速度和质量。检测性能实验结果表明,本文算法可以更精准地检测图像的边缘曲率信息,特征检测能力相比原始 SIFT 算法提高 51%,相比单一尺度算法提高 182%;而多尺度参数组的对比结果表明,算法可以实现进一步调优,综合提升检测能力和实时性能,具备良好的适应性。

关键词: 曲率特征;Shi-Tomasi;RootSIFT;多尺度;图像拼接

中图分类号: TP3;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Multi-scale curvature feature image stitching algorithm based on Shi-Tomasi and RootSIFT

Li Yinghao¹ Niu Shaozhang² Hao Qixian² An Hongxu³

(1. School of Science, Beijing University of Posts and Telecommunication, Beijing 100876, China;

2. School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunication, Beijing 100876, China;

3. Southeast Digital Economy Development Research Institute, Quzhou 324000, China)

Abstract: When applying techniques such as panoramic stitching or video fusion to outdoor environments, complex scenes and lighting conditions often lead to a decline in the algorithm's keypoint detection capability. Curvature is a stable mathematical feature that describes image edges and exhibits good stability under complex scenes and lighting conditions. This paper delves into the extraction of multi-scale curvature features in image stitching and the Hellinger kernel transformation of the SIFT operator, proposing a multi-scale curvature feature image stitching algorithm based on Shi-Tomasi and RootSIFT. Firstly, the multi-scale Shi-Tomasi method is used to extract illumination-stable keypoints at different resolutions from Gaussian-blurred preprocessed images, making the algorithm more suitable for handling complex environments. Secondly, the RootSIFT enhanced by the Hellinger kernel transformation strengthens the multi-scale feature extraction process, making it more robust to changes in illumination and noise in Euclidean distance. Additionally, FLANN fast matching demonstrates high efficiency in processing large-scale data. Finally, in transformation estimation, the improved PROSAC algorithm of RANSAC can further enhance the speed and quality of stitching. Experimental results on detection performance show that the proposed algorithm can more accurately detect the curvature information of image edges, with feature detection capability improved by 51% compared to the original SIFT algorithm and by 182% compared to single-scale algorithms. The comparative results of multi-scale parameter groups indicate that the algorithm can achieve further optimization, comprehensively enhancing detection capability and real-time performance, demonstrating good adaptability.

Keywords: curvature features;Shi-Tomasi;RootSIFT;multi-scale;image stitching

0 引言

图像拼接作为计算机视觉领域的重要分支,广泛应用于

视频融合、全景图像合成等多个领域。然而,在实际应用中,图像拼接面临着多种挑战,如尺度变化、旋转、视角差异以及光照条件的变化等。这些因素均可能影响特征点的检测与

收稿日期:2024-05-20

* 基金项目:国家自然科学基金(61370195)项目资助

匹配,进而降低拼接质量。在全景拼接或视频融合等应用场景中,往往会遇到复杂的图片要素和多变的光照条件。尤其是在室外环境中,光照变化、阴影、反射等因素会对图像处理算法提出严峻挑战。这些场景不仅要求算法具有良好的鲁棒性,还需要在实时性能上表现出色,以满足实际应用的需求。尽管深度学习方法在许多图像处理任务中表现出色,但在处理复杂环境和光照变化时仍存在一些弊端。首先,深度学习模型通常需要大量标注数据进行训练,而在实际应用中,获取足够的高质量标注数据可能非常困难。其次,深度学习模型的计算复杂度较高,往往需要强大的硬件支持,这在实时应用中可能会成为瓶颈。此外,深度学习模型对光照变化和噪声的鲁棒性仍有待提高。为了解决这些问题,本文研究传统图像处理方法的改良方案,特别是针对光照变化和复杂环境的鲁棒性改进。

目前,传统图像拼接的主要方法基于特征匹配和透视变换。特征匹配包括特征点检测、特征点描述符提取以及描述符匹配算法。一些常见的特征点检测方法包括 SIFT^[1-2]、SURF^[3]和 FAST^[4]算法。然而,例如最常用的 SIFT 算法虽然在尺度不变性和旋转不变性方面表现出色,但其计算剪复杂度,对于实时视频融合应用来说,处理速度可能不够快。此外,SIFT 在高动态范围和低纹理区域的特征点检测上表现不佳。基于曲率特征^[5]的检测方法根据物体几何属性的数学特性进行检测,具有较强的稳定性,对局部噪声影响较小,其中 Harris 角点检测^[6]是常见的曲率方法之一,然而 Harris 角点检测方法虽然计算速度较快,但其对尺度变化敏感,不适用于图像尺度有显著变化的场景。Shi-Tomasi 角点检测^[7-8]是由英国计算机科学家 Shi 和 Tomasi 对 Harris 方法进行改进,引入阈值可以更好的区分特征点,具有更强的稳定性和抗干扰能力。常见特征符提取方法包括 SIFT、SURF 和 ORB^[9]算法,其中 SIFT 提取了关键点周围的局部图像特征,具有尺度不变性和旋转不变性。暴力匹配(brute-force matching)^[10]和 FLANN^[11-12]算法是常见的特征描述符匹配算法,FLANN 是一个种高效的近似最近邻搜索库,可以显著提高特征匹配的速度,且其精度满足通常匹配任务要求。完成特征匹配后可以使用这些点来估计透视变换矩阵,将一个图像映射到另一个图像的坐标系,通过透视变换将不同图像进行配准,并融合重叠区域实现在全景图像中的对齐。RANSAC^[13-14]是透视变换常用的估计方法,可以解决由噪声和异常值引起的模型拟合问题。

本文基于曲率特征,结合 Shi-Tomasi 和 RootSIFT^[15]提出一种多尺度检测的图像拼接算法。Shi-Tomasi 检测出的角点有较强稳定性,这些角点通常代表了图像中的重要结构;SIFT 自身就是一种多尺度特征,具有尺度不变性、旋转不变性、光照不变性等良好性质。RootSIFT 是对 SIFT 描述符的改进,通过 Hellinger 核变换将 SIFT 描述符进行归一化处理,使其在欧式距离上更加鲁棒。特别是在光照变化和噪声存在的情况下,RootSIFT 能够进一步增强特征匹配的稳

定性和准确性。结合 Shi-Tomasi 算子和 RootSIFT 描述符,本算法在鲁棒性上有显著提升,可以有效降低光照条件和噪声的影响。此外,本文还引入了渐进采样一致性算法(PROSAC)^[16],这是一种 RANSAC 的改进算法。PROSAC 通过优先选择高质量的匹配点,逐步增加采样点的数量,从而提高了透视变换矩阵估计的准确性和效率。结合 FLANN,可以显著提升特征匹配的实时性能和处理大规模数据的效率。通过改良的多尺度检测算法,不仅提升了特征点的数量和质量,还增强了算法对于不同尺度和视角变化的适应性。在视频融合等应用中,本算法可以实现更流畅和自然的过渡效果;而在全景图像合成中,曲率特征算法能够更好地处理广角图像的边缘问题,提升合成图像的质量。

1 本文算法设计

本文的算法流程图如图 1 所示,主要包括以下几个步骤:首先采用 Shi-Tomasi 角点检测算法,在不同的尺度下提取图像中的角点,这些角点具有较强的稳定性和代表性,能够反映图像中的重要结构;其次采用 SIFT 算法,为每个角点生成一个局部的特征描述符,这些描述符具有尺度不变性、旋转不变性和光照不变性;在生成 SIFT 描述符后,进一步应用 RootSIFT,通过 Hellinger 核变换对 SIFT 描述符进行归一化,能够在不同的图像之间进行可靠的匹配;接着采用 FLANN 算法,根据特征描述符的欧氏距离,快速地寻找两幅图像中最相似的特征点对,这些特征点对构成了图像拼接的基础;最后采用 PROSAC 算法,从所有的特征点对中筛选出一组内点,用于估计透视变换矩阵。PROSAC 通过优先

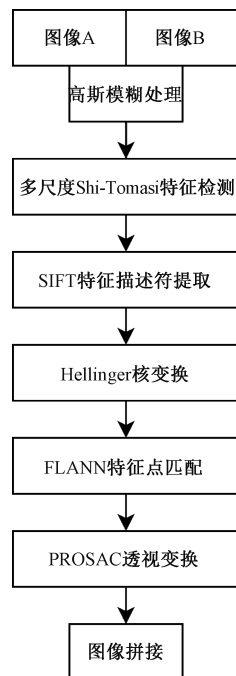


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart

选择高质量的匹配点,逐步增加采样点的数量,提高了透视变换矩阵估计的准确性和效率,从而将两幅图像对齐;此外在图像拼接过程中采用高斯模糊处理,提高图像拼接的视觉质量和连续性。

2 关键技术

2.1 Shi-Tomasi 多尺度特征检测

角点检测是一种基于曲率性质的特征点检测方法,它通过分析每个像素周围的曲率信息来识别角点。Shi-Tomasi 角点检测算法是 Harris 角点检测算法的改进版本,具有更好的稳定特征点检测能力。首先,计算图像中每个像素的亮度梯度,对于每个像素,使用其局部邻域内的梯度信息来计算一个 2×2 的结构矩阵 $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$ 。其中, I_x 和 I_y 是像素点处的梯度分量,该矩阵描述了像素亮度变化的方向和强度。接下来,基于结构矩阵的特征值,计算每个像素点的角点响应函数值。通常,响应函数可以通过以下方式计算:

$$R = \min(\lambda_1, \lambda_2) - k \cdot (\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (1)$$

其中, λ_1 和 λ_2 是结构矩阵的两个特征值, k 是一个经验性常数,用于控制角点响应的阈值, $\min(\lambda_1, \lambda_2)$ 表示取 λ_1 和 λ_2 的较小值。这个响应函数的形式使得具有较大响应值的像素被认为是角点,因为它们在不同方向上的亮度变化显著。最后,通过设置适当的响应阈值,可以筛选出最终的角点,并使用非极大值抑制来防止多个角点在局部区域内太过密集。

Shi-Tomasi 角点检测算法的优点在于它能够捕获图像中的显著角点,它相对于 Harris 角点检测算法更鲁棒,因为它使用了特征值中较小的那个,可以更好地抵抗噪声和变化。Shi-Tomasi 算法不具备尺度不变性,且 Shi-Tomasi 检测出的角点虽然多为图像关键稳定局部特征点,但在图像内容本身构成简单的情况下检测出的特征点数量可能不满足特征点匹配的要求。结合 SIFT 算子具有尺度不变特征以及光照不变性等特殊性质,本文提出的多尺度 Shi-Tomasi 与 RootSIFT 结合的算法,旨在解决传统单一尺度检测方法在复杂场景下的局限性。通过引入多尺度检测,算法能够在不同尺度下识别特征点,从而适应图像尺度的变化和复杂的几何变换。这种方法不仅增强了特征点的检测能力,还提高了特征匹配的准确性和鲁棒性,尤其是在全景图像合成和视频融合等应用中。在算法实现中,通过定义 `max_corners_arrays` 参数以设定在不同尺度下定义角点检测的上限,以适应各种图像的尺度。`quality_level` 参数确保只有质量最高的角点被选取。而 `min_distance` 参数则保证了检测到的特征点之间保持足够的空间分离,避免了过于密集的特征点分布,以提高匹配的准确性和减少错误匹配。

2.2 RootSIFT 特征描述符提取

在本研究中,利用了尺度不变特征变换算子来提取由

Shi-Tomasi 多尺度算法检测到的每个特征点的特征描述符。SIFT 算法以其卓越的尺度和旋转不变性,以及在复杂图像处理任务中所展现的鲁棒性和适应能力而广受赞誉。特征描述符是一组高维向量,它们详细描述了特征点周围的局部图像结构,为图像的进一步分析和处理提供了丰富的信息。对于 Shi-Tomasi 多尺度检测到的特征点,通过 SIFT 算法进行关键点的精确定位,使用 Hessian 矩阵的特征值来确定关键点的位置。

$$\begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 是 Hessian 矩阵的导数。

确定其位置和尺度是通过拟合极值点周围的二次函数来实现的,以估计极值点的准确位置和尺度。关键点的位置和尺度精确定位用以下二次函数进行描述:

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (3)$$

其中, $D(x)$ 表示位置和尺度, D 表示关键点的尺度空间响应。

在确定了关键点的位置和尺度之后,SIFT 算法进一步为每个关键点确定一个或多个主要方向,以确保描述符的旋转不变性。通常,SIFT 使用图像梯度的方向直方图来确定主要方向。在描述符的生成过程中,算法首先将关键点周围的区域划分为若干小块,然后为每个小块计算梯度方向直方图,并对直方图进行归一化处理,以降低光照变化的影响。SIFT 算法会生成一个与关键点相关的局部特征描述符,该描述符捕捉了关键点周围区域的详细图像信息。为了进一步提高特征描述符的鲁棒性,本文采用了 RootSIFT 算法。RootSIFT 是对 SIFT 描述符的改进,通过 Hellinger 核变换对 SIFT 描述符进行归一化处理。先将 SIFT 描述符进行 L1 归一化处理,使得描述符的所有元素之和为 1,使其在不同图像之间具有可比性,减少由于特征值范围差异带来的影响。再对归一化后的描述符进行 Hellinger 核变换,增强描述符在欧式距离上的鲁棒性。最后,对变换后的描述符进行 L2 归一化处理,这一步骤进一步标准化描述符,确保其不同尺度和旋转情况下保持一致,提高特征匹配的准确性。

这种方法不仅提升了特征描述符的质量,还增强了算法在处理多尺度图像数据时的适应性和鲁棒性。对于图像拼接、视频融合和全景图像合成等应用,RootSIFT 提供了更高的稳定性和精确性,确保了在复杂环境下的优异表现。

2.3 特征匹配和透视变换

在完成特征描述符的提取后,需要进行特征点匹配。FLANN 基于快速最近邻搜索,通过有效的数据结构和搜索策略,能够在大规模数据集上高效地寻找最相似的特征点。本文通过 FLANN 方法计算提取出的图像关键点的特征描述符,用于将两幅图像的特征点进行匹配。通常使用欧氏距离来衡量两个特征描述符之间的相似度:

$$(d) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_1[i] - f_2[i])^2} \quad (4)$$

其中, f_1 和 f_2 分别表示两个特征描述符, N 表示描述符的维度。

通过设定适当的距离阈值,能够筛选出高质量的匹配点,确保只选择最可靠的特征点,这一步骤对于图像拼接至关重要。

此外,透视变换是图像拼接的核心,PROSAC 是一种改进的 RANSAC 算法,专门用于提高参数估计的效率和准确性。PROSAC 通过优先选择高质量的匹配点,逐步增加采样点的数量,从而提高了透视变换矩阵估计的准确性和效率。首先,根据特征匹配的相似度对所有匹配点进行排序,优先选择相似度高的匹配点,确保高质量的匹配点优先参与计算,提高估计的准确性。接着,从排序后的匹配点中逐步增加采样点的数量。初始时,选择前 N_0 个匹配点作为候选内点集。随着迭代次数的增加,逐步增加候选内点集的大小,直到包含所有匹配点。具体公式为:

$$N_k = N_0 + k \cdot \Delta N \quad (5)$$

其中, N_k 表示第 k 次迭代时的候选内点集大小, ΔN 为每次迭代增加的匹配点数量。

其次使用当前候选内点集估计透视变换矩阵。透视变换模型通常用一个 3×3 的变换矩阵 \mathbf{H} 表示:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (6)$$

计算其他点对在估计变换下的投影,将那些与实际观测值误差在一定阈值内的点对标记为内点。使用最小二乘估计来优化透视变换矩阵 \mathbf{H} 。给定一组内点 x_i 和它们的对应点 x'_i , 最小二乘估计的目标是找到最佳的 \mathbf{H} , 使得:

$$\sum_i \|x'_i - \mathbf{H}x_i\|^2 \quad (7)$$

迭代多次整个过程,每次迭代增加候选内点集的大小,最终选取具有最多内点的透视变换作为最终结果。PROSAC 的透视变换估计可以消除由于噪声和离群值引起的错误匹配,最终的透视变换可以用于将两幅图像对齐。相比于传统的 RANSAC 算法,PROSAC 通过优先选择高质量的匹配点,提高了估计的效率和准确性,特别适用于大规模数据和实时应用场景。

2.4 高斯模糊处理

本文采用高斯模糊处理来减少图像中的不连续性和瑕疵,以提供更自然和平滑的外观。高斯模糊是一种基于权重的平滑技术,它通过对每个像素周围的邻域进行加权平均来减少高频噪声和锯齿状边缘。其原理公式如下:

$$I'(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k I(x+i, y+j) \cdot \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

其中, $I(x, y)$ 是原始拼接图像中像素 (x, y) 的值,

$I'(x, y)$ 是平滑后图像中相应像素的值, σ 是高斯核的标准差, k 是卷积核的半径。高斯模糊平滑不仅改善了全景图像的视觉效果,还可以为后续图像处理任务提供更合适的输入。对图像实现进行高斯模糊的预处理,可以减少噪点对匹配的影响;对于角度尺度差异比较大的两幅图像间可能会存在的拼缝现象,也可以对拼接后的图像进行高斯模糊的平滑处理,以改善最终拼接图像的视觉质量和连续性。

3 仿真实验

实验部分在 Inter CORE i7 处理器以及 GeForce RTX 3060 GPU 硬件条件下完成,操作系统为 Win11,利用 Python 编程语言实现算法。

3.1 特征匹配性能对比实验

本文研究的基于曲率特征的特征点检测以及匹配算法,建立在 Shi-Tomasi 与 RootSIFT 的共同算子的基础上,实现多尺度的检测并且基于最近邻聚类方法,通过 FLANN 算法实现快速有效匹配。除本文算法外分别进行了基于 Shi-Tomasi 单一尺度算子以及传统 SIFT 算子的匹配实验,计算匹配点数和匹配准确度作为对照组,以体现本文算法的有效性和优越性。准确度(Accuracy)是指在所有匹配点中,正确匹配的比例。在这里,本文将匹配点中距离比例小于 0.7 的视为正确匹配,因此准确度是正确匹配点的数量除以总匹配点数量的比例。

本文对两张图片进行匹配测试,经过计算如表 1 所示,在单一的 SIFT 方法下匹配点数量为 468,匹配点准确度为 0.31,如图 2 所示;基于 Shi-Tomasi 与一般 SIFT 的单一尺度算法匹配点数量为 251,匹配点准确度为 0.21,如图 3 所示;而本文的多尺度 Shi-Tomasi 与 RootSIFT 的融合算法匹配点数量为 708,匹配点准确度为 0.39,如图 4 所示。由此可见本文算法结合多尺度的 Shi-Tomasi 算子曲率特征的数学特征强稳定性与 RootSIFT 算子的欧式距离稳定性与尺度不变性,可以得到更多匹配点,具有更好的精确度,使算法更鲁棒。

表 1 不同算法匹配点数量和精度

Table 1 Number of matching points and accuracy for different algorithms

所用算法	匹配点数量	匹配点准确率
SIFT	468	0.31
单尺度 Shi-Tomasi	251	0.25
本文算法	708	0.39

3.2 多尺度对比实验

本实验旨在探究多尺度 Shi-Tomasi 和 RootSIFT 特征点匹配在图像配准中的效果,利用 Shi-Tomasi 角点检测方法,通过调整多尺度的最大角点数组和其他参数,获取图像中的关键点。设计多个不同的最大角点数量数组,比如

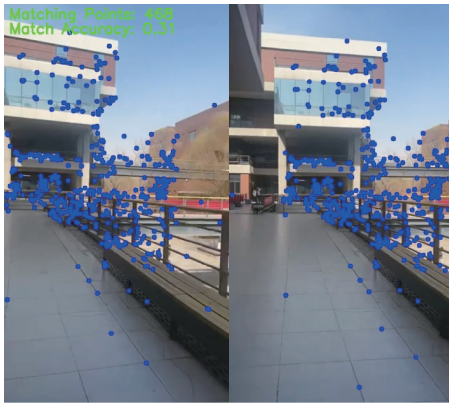


图 2 SIFT 算法
Fig. 2 SIFT algorithm



图 3 单一尺度 Shi-Tomasi 算法
Fig. 3 Single-scale Shi-Tomasi algorithm



图 4 本文算法
Fig. 4 Proposed algorithm

[10, 20, 40, 80]、[10, 30, 90, 270]等,以观察不同数量角点下特征匹配的效果。使用 SIFT 特征点描述符进行特征点匹配,采用 FLANN 进行匹配过程,记录每个数组的匹配点数量并绘制特征匹配点数量和最大角点数量的关系图。

设定 6 个多尺度检测临界值数组 max_corners_arrays 为 [10, 20, 40, 80],[10, 30, 90, 270],[10, 50, 250, 1 250],

[20, 100, 500, 2 500],[20, 100, 500, 5 000],[10, 100, 1 000, 10 000]。从输出结果可以观察到,随着数组中某几个维度下最大角点数的增加,特征匹配数量也呈现出增加的趋势。这与本文的直观理解是一致的,因为更多的角点意味着可以检测到更多的特征点,进而得到更多的特征匹配对。

然而,当最大角点数目超过一定阈值后,特征匹配数量的增长趋于平缓,甚至在某些情况下会出现下降,如图 5 所示。这可能是由于过多的角点会导致部分角点聚集在一起,从而影响 SIFT 特征的提取和匹配质量。

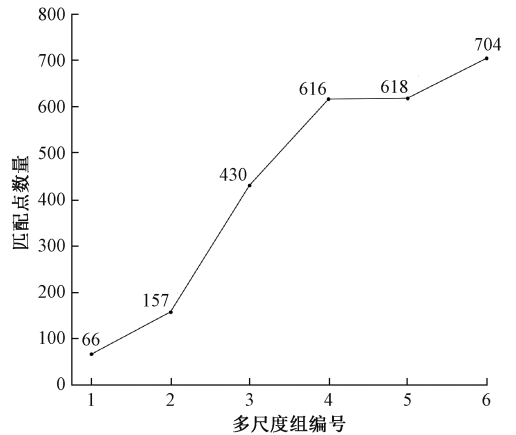


图 5 不同多尺度参数组匹配点变化图
Fig. 5 Variation of matching points with different multi-scale parameter groups

结果表明,多尺度 Shi-Tomasi 与 RootSIFT 的融合算法在图像配准中表现出色,能够有效提取和匹配图像中的特征点。通过选择不同尺度的最大角点数,以适应图像的尺度和复杂程度变化,提高特征匹配的鲁棒性和精度。然而,该方法在最大角点数的自适应选择、距离比值阈值的动态调整等方面还有待改进。

3.3 图像拼接

本实验采用 Shi-Tomasi 与 RootSIFT 算法的结合,并进一步实现了多尺度特征检测的研究。在实验开始之前,所有图像都经过了一系列预处理步骤:首先,图像被转换为灰度图,以降低计算复杂度;接着,进行色彩和对比度调整,以突出图像中的关键特征;最后,应用高斯模糊来降噪,这有助于减少特征匹配过程中的误匹配。如图 6 所示,展示了两张原始图像经过高斯模糊处理后的效果。

在特征检测阶段,本实验利用改进的多尺度 Shi-Tomasi 算法来识别图像中的角点,并结合 SIFT 算法提取出旋转不变的特征描述符。关键点的精确位置和尺度是通过 Hessian 矩阵的特征值来确定的。在提取描述符后使用 RootSIFT 方法,通过 Hellinger 核变换进一步增强特征匹配的鲁棒性。通过最近邻匹配算法实现多层次的最近邻聚类,将图像数据点分类到相似的概念空间中,这样可以更准确地理解多尺度参数,并对多平面场景进行鲁棒估计。这一过程涉及将一个图像中的特征点与另一个图像中的对应点进行匹配。



图 6 两张原始图的高斯模糊处理

Fig. 6 Gaussian blur processing of two original images

PROSAC 算法用于排除错误的匹配点,通过渐进一致采样保留正确的匹配点,通过对数据点进行排序,从相似性最高的数据点开始采样,并逐步扩大采样集合,从而提高计算效率和匹配精度,最终完成坐标转换。利用这些匹配结果,可以估算不同输入图像之间的平移、旋转和缩放等变换关系,以便将图像对齐到同一坐标系统中,完成图像配准。最终,通过适当的变换矩阵将配准后的图像拼接起来生成图像,如图 7 所示。



图 7 拼接后的图像

Fig. 7 Stitched image

4 结 论

本研究成功提出并验证了一种基于 Shi-Tomasi 多尺度曲率特征与 RootSIFT 特征描述符相结合的图像拼接算法。通过深入探索曲率特征点检测与尺度不变特征变换在图像拼接中的应用,所提出算法在多尺度环境下展现了卓越性能,特别是在特征点检测的精确度和匹配的鲁棒性方面。在算法设计上,通过结合 Shi-Tomasi 角点检测算法的稳定性和 SIFT 算法的尺度不变性与旋转不变性的优点,提高了特征点的检测质量和描述符的匹配效率。引入多尺度检测策略增强了算法对不同尺度变化和复杂场景的适应能力;RootSIFT 对描述符进行了归一化和非线性变换,它在处理光照变化、尺度变化和旋转等方面表现出更强的鲁棒性。FLANN 算法加速了特征匹配过程,该算法提高了实时处理性能。而 RANSAC 算法的改进算法 PROSAC 可以更快收敛到正确的模型,因为它从高质量数据点开始,逐步增加采样点的数量,减少了迭代次数,在处理噪声和异常值时,PROSAC 也表现出更好的鲁棒性,有效提高了图像拼接的精度和速度,而高斯模糊处理使拼接过程更加平滑。仿真实验结果表明,本算法在多种测试场景下均能实现高质量的图像拼接,展现了良好的鲁棒性和性能。通过多尺度参数的设

置,本算法具有良好的适应能力,在处理不同光照变化和噪声干扰较大的图像时,仍能保持稳定的拼接效果。未来的工作将进一步探索算法的优化空间,以达到更高的拼接效率和质量。

参考文献

- [1] ZHANG J, XIU Y. Image stitching based on human visual system and SIFT algorithm [J]. The Visual Computer, 2023, 1-13, DOI: 10.1007/s00371-023-02791-4.
- [2] 孙艳丽,周伟,张亚周,等.基于 SIFT 的航空侦查图像拼接算法[J].电子测量技术,2020,43(19):112-116.
SUN Y L, ZHOU W, ZHANG Y ZH, et al. SIFT-based aerial reconnaissance image stitching algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (19): 112-116.
- [3] 崔建国,孙长库,李玉鹏,等.基于 SURF 的快速图像匹配改进算法[J].仪器仪表学报,2022,43(8):47-53.
CUI J G, SUN CH K, LI Y P, et al. An improved algorithm for fast image matching based on SURF [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (8): 47-53.
- [4] GHAREMANI M, LIU Y, TIDDEMAN B. FFD: Fast feature detector [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30: 1153-1168.
- [5] 胡涛,茅健.基于降采样和改进 Shi-Tomasi 角点检测算法的 PCB 图像拼接[J].电子测量技术,2021,44(22):44.
HU T, MAO J. PCB image stitching based on down-sampling and improved Shi-Tomasi corner detection algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 44.
- [6] LI H, QIN J, XIANG X, et al. An efficient image matching algorithm based on adaptive threshold and RANSAC [J]. Ieee Access, 2018, 6: 66963-66971.
- [7] ZHAO H, DU Y, WANG H, et al. UAV aerial image mosaic algorithm based on FAST-Tomasi feature and Delaunay triangulation [C]. 2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), 2020.
- [8] XIE R, YAO J, LIU K, et al. Automatic multi-image stitching for concrete bridge inspection by combining point and line features [J]. Automation in Construction, 2018, 90: 265-80.
- [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] JAKUBOVIĆ A, VELAGIĆ J. Image feature matching and object detection using brute-force matchers [C]. 2018 International Symposium ELMAR, 2018.
- [11] YANG Z, QIN X. Image stitching technology based on SIFT, FLANN, and RPOSAC algorithms [C]. 2023 4th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning(CVIDL), 2023.
- [12] WANG S, GUO Z, LIU Y. An image matching method based on sift feature extraction and FLANN search algorithm improvement[C]. Journal of Physics: Conference Series, 2021.
- [13] 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(34): 267-272.
- [14] BAKAR S A, JIANG X, GUI X, et al. Image stitching for chest digital radiography using the SIFT and SURF feature extraction by RANSAC algorithm[C]. Journal of Physics: Conference Series, 2020.
- [15] ARANDJELOVIĆ R, ZISSERMAN A. Three things everyone should know to improve object retrieval[C]. 2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2012; 2911-2918.
- [16] CHUM O, MATAS J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus [C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'05), 2005.

作者简介

李英浩, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、视频融合、深度学习。

牛少彰(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为网络信息安全、计算机视觉、大数据技术与智能信息处理等。

郝启贤, 博士研究生, 主要研究方向为计算机取证、图像处理。

安洪旭, 工程师, 硕士, 主要研究方向为图像处理、视频融合。

E-mail: 1344557090@qq.com