

弱纹理飞机蒙皮曲面图像特征匹配及拼接^{*}

李炳超 王军 李海丰 王怀超 范龙飞

(中国民航大学计算机科学与技术学院 天津 300300)

摘要:为了解决弱纹理飞机蒙皮特征点分布不均匀、正确匹配的特征点对较少的问题,提出了一种改进的LoFTR算法对飞机蒙皮图像进行拼接。根据相机位姿利用柱面反投影对蒙皮图像进行曲面校正;通过图像之间的重叠区域确定特征提取区域,从而减少错误匹配点对的生成;使用LoFTR算法进行特征提取,并且使用RANSAC算法对特征点进行筛选;根据图像分块的思想对重叠区域进行网格划分来对特征点进一步筛选,使得特征点分布更加均匀,得到更加准确的变换矩阵进行图像配准。实验在自研无人车采集的飞机蒙皮图像上进行了测试和验证,改进的方法与SIFT、SURF、ORB、BRISK以及AKAZE进行了特征匹配率比较实验,SIFT、SURF、ORB、BRISK和AKAZE匹配率分别为4.84%、0.47%、2.9%、0.86%、5.08%,提出的算法特征匹配率达到55.21%,SSIM平均值提高了44.38%~88.46%。该方法适用于对飞机蒙皮图像的拼接任务,且不存在因弱纹理而导致漏拼的问题。

关键词:飞机蒙皮;反柱面投影;特征掩膜;特征匹配;图像拼接;弱纹理;图像分块

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Weak texture aircraft skin curved image feature matching and stitching

Li Bingchao Wang Jun Li Haifeng Wang Huaichao Fan Longfei

(College of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: To address the issue of uneven distribution and insufficient correctly matched feature points in weakly-textured aircraft skin, an improved LoFTR algorithm is proposed for stitching aircraft skin images. Based on the posture of the camera, cylindrical back-projection is utilized to correct skin image curvature. By determining the feature extraction area through the overlapping regions between images, the generation of falsely matched point pairs is reduced. The LoFTR algorithm is employed for feature extraction, and the RANSAC algorithm is applied for feature point sorting. Adhering to the idea of image partitioning, grid division is used on overlapping areas for further sorting of feature points, ensuring a more even distribution, thereby yielding a more accurate transformation matrix for image registration. Experiments conducted on aircraft skin images collected via our self-developed unmanned vehicles confirmed the efficacy of this improved method. A feature matching rate comparison experiment with SIFT, SURF, ORB, BRISK, and AKAZE showed match rates of 4.84%, 0.47%, 2.9%, 0.86%, and 5.08%, respectively, while the proposed algorithm achieved a feature match rate of 55.21%. The average SSIM increased by 44.38% to 88.46%. The proposed method is effective for stitching tasks of aircraft skin images, and it eliminates the issue of missed stitches due to weak textures.

Keywords: aircraft skinning; anti-cylindrical projection; feature mask; feature matching; image stitching; weak texture; image segmentation

0 引言

飞机蒙皮指包围在飞机骨架结构外的维形构件,具有保护飞机结构、控制气流和提高燃油效率等作用。因此,航

空公司需要对飞机蒙皮进行定期检查,提高飞机的性能和效率、延长飞机的使用寿命。随着自动化检测技术的发展,使用自动导引车(automated guided vehicle, AGV)搭载相机对飞机进行图像采集,由于相机视角的限制,单张拍摄的

收稿日期:2023-12-21

*基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB1600502)、成都市“揭榜挂帅”科技项目(2021-JB00-00025-GX)、天津市教委科研计划项目自然科学一般项目(2021KJ036,2022KJ063)、中央高校基本科研业务费专项(3122022PY13)资助

图像视野较小,为了显示飞机蒙皮更加完整的信息,可以对采集的图像进行拼接,从而可以更加准确的对飞机蒙皮进行分析与检测。

图像拼接流程一般包括图像获取、图像预处理、图像配准以及图像融合。针对图像拼接,研究人员已经提出许多算法,如 APAP、Auto-Stitch 以及 SPHP 等^[1-2]。目前图像拼接算法主要使用 SIFT、SURF、ORB、AKAZE 和 BRISK 等算法获取特征点,然后使用 RANSAC 算法筛选特征点实现全景图像拼接。SIFT 通过建立高斯差分不等式检测特征点,然后计算特征点的最大梯度方向作为主方向,特征描述符使用 128 维向量,对旋转、尺度具有不变性,但速度较慢。可以从描述符向量生成方法和特征匹配方法等方面对 SIFT 算法进行优化^[3-4],使得拼接速度与精度均有所提升。相对于 SIFT 算法,SURF 使用 64 维向量作为描述符,并且使用积分图像加速运算,运行速度得到提升。SURF 耗时主要体现在构建尺度空间检测特征点,唐宏伟等^[5]结合 SURF 和 Harris 算法的优点,使用 Harris 算法代替尺度空间构建来检测特征点,有效的提升特征点检测速度与稳定性。为了进一步提升算法速度,ORB 通过 FAST 算法提取特征点,并且使用二进制编码描述符,极大降低了特征匹配时间,但是尺度不变性较差、精度较低。对此,有些学者通过汉明距离或改进 RANSAC 算法对误匹配点进行过滤^[6-7],提高图像配准效果。Tareen 等^[8]针对旋转和缩放等场景对上述 3 种算法进行比较,得出的结论是 SIFT 效果最佳。为了进一步提升配准精度,AKAZE 算法通过非线性扩散滤波代替高斯模糊来构建尺度空间,可以保留边缘信息,通过数据集验证 AKAZE 检测和匹配性能较好^[9],并且相对于 SIFT、SURF 算法速度得到提升。部分学者从特征融合提取和非线性空间特征点描述等方面改进 AKAZE 算法^[10-12],进一步提高匹配精度。此外,针对存在较大模糊的图像配准时,BRISK 算法效果最好,该算法使用二进制编码描述子,具有旋转、尺度不变性。

上述特征提取算法在图像的边缘、角点或者纹理较为丰富的区域能够检测到较多特征点。然而,由于飞机蒙皮图像通常属于弱纹理图像,应用上述特征提取算法时存在以下两个问题:1)弱纹理图像角点较少、无显著边界,从而导致梯度信息较少,因此只能获得较少的能够匹配正确的特征点,无法完成图像配准任务;2)特征点周围的局部区域信息用于计算特征向量,而弱纹理区域内的特征点周围包含的信息较少,很容易受到噪声的干扰。此外,对大视差无人机图像和信息较少的海低图像拼接^[13-14],依然无法解决飞机蒙皮特征点提取与匹配;针对多种不同种类场景下的图像进行特征提取与评估^[15],在检测到较多特征点的情况下描述符却失去了区分能力,且未涉及关于弱纹理图像的实验;Xie 等^[16]通过加入点线特征信息对桥梁图像进行拼接;针对瓷砖纹理,练等人提出基于傅里叶变换的瓷砖图像拼接算法^[17]。对于飞机蒙皮这种弱纹理图像,上述算法无

法获取足够的特征点来实现图像配准,因此无法应用于飞机蒙皮的图像拼接。

随着深度学习的发展,一些基于深度学习的特征提取算法,例如 SuperPoint^[18]和 NC-Net^[19]等算法。SuperPoint 算法通过对图像进行不同尺度与角度的变化,从而提高在真实复杂场景中检测特征点的能力;NC-Net 算法在特征匹配前进行领域一致性约束,考虑更多上下文信息从而减少错误匹配点。但这两种算法在弱纹理区域表现依然较差,难以获得足够的特征点进行图像配准。Sun 等^[20]提出的 LoFTR 算法使用注意力机制以及位置编码,使得其在弱纹理区域能够产生密集匹配,该算法流程如图 1 所示。但是在飞机蒙皮的拼接中仍存在以下问题:1)该算法面向重叠区域占比较大的图像,而由 AGV 拍摄的飞机蒙皮图像重叠区域占比较小约为 30%,在非重叠区域会产生较多误匹配的特征点对;2)该算法在纹理显著的区域会产生相对较多的匹配点对,而飞机蒙皮纹理分布不均匀,导致生成的特征点主要集中在纹理较显著的区域,影响图像配准。

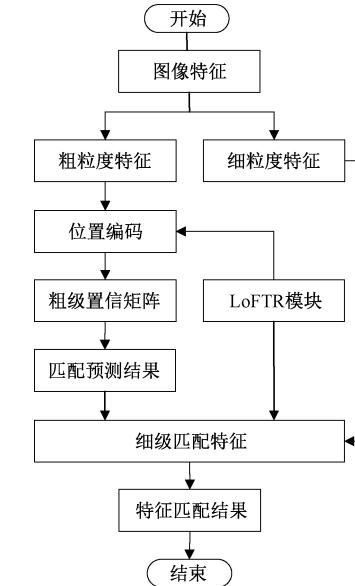


图 1 LoFTR 算法流程

因此,本文提出了一种改进的 LoFTR 算法对飞机蒙皮图像进行拼接,来解决由于大量误匹配点对以及特征点分布不均匀造成飞机蒙皮图像拼接效果较差的问题。首先,根据 AGV 提供的坐标信息计算两张图像的重叠区域,将非重叠区域内的误匹配点对删除;然后,根据网格划分的思想对重叠区域的特征点进行筛选,通过对密集特征点的过滤,使特征点分布更加均匀,从而得到能够平衡全局特征的变换矩阵,使得图像配准更加准确。实验结果表明,本文算法能够使飞机蒙皮图像的拼接效果得到有效的提升。

1 飞机蒙皮图像拼接算法

通过上述分析,传统的图像匹配很难解决弱纹理图像的匹配问题,深度学习算法在解决弱纹理图像时相比于传

统特征提取算法更加有效,但在弱纹理图像中存在大量误匹配点对,并且特征点对分布不均匀。

针对以上问题,本文提出了一种改进的 LoFTR 算法来实现对飞机蒙皮图像的拼接。本文算法流程如图 2 所示,分为以下 5 个步骤:柱面反投影、特征掩膜、网格化筛选、图像变换、图像融合。首先,通过位置信息对采集的图像柱面反投影进行畸变校正;然后,通过相机位置信息计算

得到两张图像的重叠区域,在重叠区域设置掩膜来解决 LoFTR 算法在非重叠区域产生错误匹配点对的问题,即仅在图像重叠区域得到匹配点对,实现对误匹配点对的第一次过滤;最后,为了降低匹配点分布不均匀对图像配准精度的影响,采用图像分块的思想对图像重叠区域进行网格划分,在每个网格内通过特征点的置信度对特征点进行过滤,删除多余的特征点。

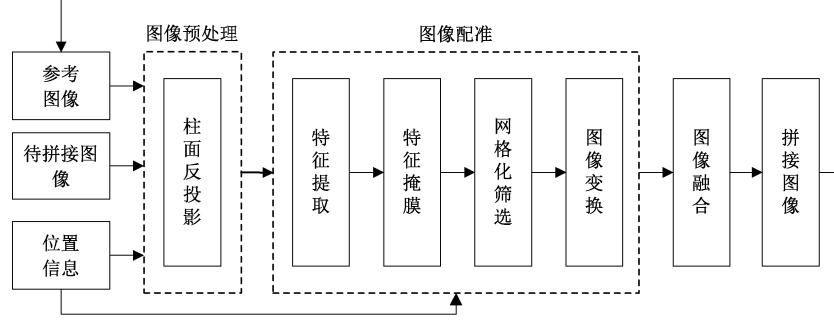


图 2 本文算法流程

经过上述处理,一方面,减少了较多冗余特征点,提高图像配准速度;另一方面,网格化筛选使特征点分布的更加均匀,从而得到平衡全局特征点的变换矩阵,使图像配准效果更加自然;最后,采用特征匹配的结果对图像进行图像配准与融合,然后得到拼接图像,然后作为参考图像与带拼接图像进行拼接。

1.1 飞机蒙皮柱面反投影

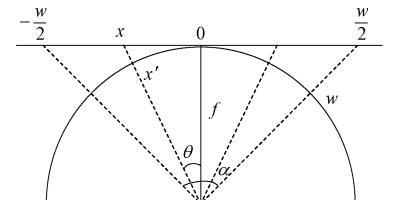
飞机机身主体部位近似为圆柱面,使用 AGV 采集到的蒙皮结构不在同一平面内,从而在视觉效果上会产生畸变。为了使采集到的飞机蒙皮图像尽可能的保留纹理信息,本文使用柱面反投影对飞机蒙皮图像进行曲面校正,对原图像进行柱面反投影。根据相机的参数,采集的图像宽、高分别为 w, h 相机视场角度为 α , 焦距为 f , 采集的原始图像与柱面反投影之后的图像在水平、垂直方向的映射关系分别如图 3(a)和(b)所示,根据图 3 映射关系可以得到式(1)、(2):

$$\begin{cases} x' = \theta \cdot f \\ \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right) = \frac{w}{2f} \end{cases} \quad (1)$$

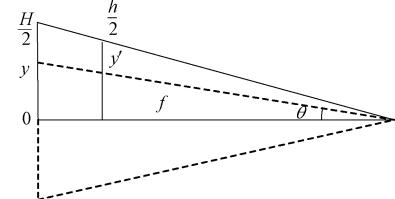
$$\begin{cases} \tan(\theta) = \frac{x - \frac{w}{2}}{f} \\ \frac{y}{y'} = \frac{f}{\cos(\theta)} \end{cases} \quad (2)$$

其中, θ 表示原始图像像素点的偏角, (x', y') 表示原始图像的像素坐标, W, H 表示柱面反投影之后图像的宽、高。根据式(1)、(2)可以得到反柱面投影之后像素坐标 (x, y) :

$$\begin{cases} x = f \cdot \tan(\theta) + \frac{w}{2} \\ y = \frac{y'}{\cos(\theta)} \end{cases} \quad (3)$$



(a) 水平方向映射



(b) 垂直方向映射

图 3 映射关系

对图像进行柱面反投影校正之后,采用线性插值补全图像中缺失的像素点,来对校正之后图像失真的区域进行近似。图 4(a)是采集的原始图像;图 4(b)表示对原始图像进行柱面反投影得到的校正之后的图像;图 4(c)是对图 4(b)缺失的像素点进行插值处理之后得到的图像。

1.2 特征掩膜

由于 LoFTR 算法在对粗粒度特征提取时使用了位置编码,所以对于包含较多弱纹理区域的飞机蒙皮图像来说,两张图像相同像素坐标会产生大量特征点的匹配,从而导致误匹配的特征点过多,使图像配准的效果较差,无法完成图像配准任务。如图 5 展示了将部分特征点进行

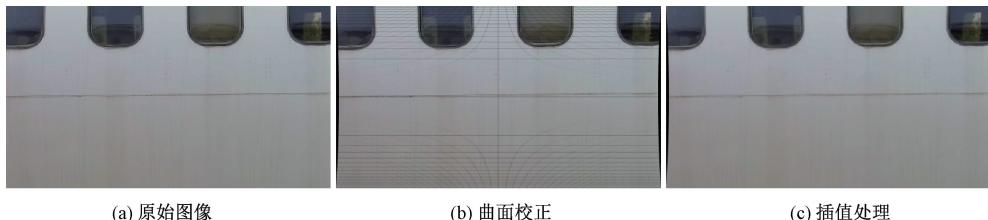


图 4 图像校正



图 5 特征匹配

匹配的结果,连线表示特征匹配(其中在非重叠区域存在较多的特征匹配)。

为了对两张相邻图像在非重叠区域产生的误匹配点对进行过滤,本文求取两张图像的重叠区域并对图像进行掩膜处理。在 AGV 采集图像的过程中,相机平行于飞机机身作平移运动,根据位移距离以及采集图像的尺寸可以确定两张图像重叠区域的大小。然后通过设置掩膜删除在非重叠区域错匹配的特征点对,保留重叠区域内的匹配点对。

已知 AGV 采集的图像宽和高分别为 w, h , 光心到飞机的距离为 z , AGV 在两张相邻图像之间的水平位移为 a , 相邻图像之间重叠区域的图像宽为 P_{mask} , 相机焦距为 f , 图像中的飞机蒙皮物理长度为 x , 如图 6, 其中 l, m 分别表示物理平面和成像平面。则根据式(4)中的对应关系,可计算得到 P_{mask} , 如式(5)所示。然后采用 P_{mask} 对图像进行掩膜处理,仅保留两张图像重叠区域内的匹配点对。

$$\begin{cases} \frac{f}{z} = \frac{w}{x} \\ \frac{P_{mask}}{x-a} = \frac{w}{x} \end{cases} \quad (4)$$

$$P_{mask} = w - \frac{a \cdot f}{z} \quad (5)$$

1.3 网格化筛选

LoFTR 对于弱纹理图像提取匹配点对效果较好,但是该算法首先会选择响应值较高的特征点(角点、边缘)进行匹配。而飞机蒙皮图像中该区域较少,导致弱纹理区域检测到的特征点相对其他部位较少,从而导致特征点空间分布不均匀,影响图像配准的精度;并且由于特征点的集中分布会产生较多冗余的特征点,从而使得拼接效率较低。如图 7(a)所示,大部分特征点都集中在方框区域内。因此,需要对特征点进一步筛选。

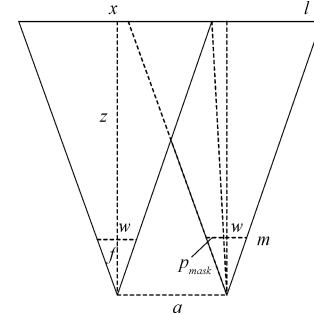


图 6 相机平移模型

本文基于图像分块的思想,根据匹配点对的置信度,在不同区域内仅保留置信度较高的特征点,使特征点分布更加均匀;并且可以删除冗余的特征点,从而提高图像配准速度与精度。首先,根据 LoFTR 算法中特征提取得到的图像尺寸大小,可以将图像划分为若干个 20×20 像素大小的网格,通过 LoFTR 算法计算出匹配点对的置信度 $conf$ 和像素坐标;然后根据 $conf$ 对每一个网格内的所有特征点进行筛选,保留置信度较高的两个特征点对,将其他特征点对视为冗余特征点对进行删除,如图 7(b)所示。已知相邻图像重叠区域为 P_{mask} , 网格化筛选算法如表 1 所示。

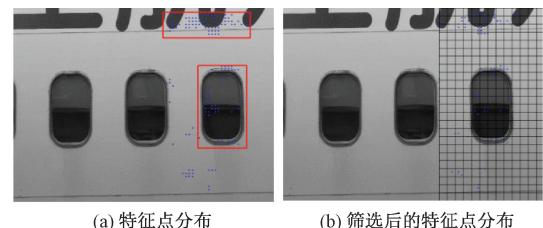


图 7 网格化筛选

根据图 7 可以发现,经过网格化处理之后,在特征点密集的区域将冗余的特征点删除,在特征点稀疏的区域则相对保留了原始特征点,从而使特征点的分布变得更为均匀,最终得到更加准确的变换矩阵。

1.4 图像变换及融合

1) 图像变换

在得到准确的特征匹配点对之后,需要计算图像之间的变换矩阵。为了对采集的飞机蒙皮图像进行分析与检查,需要尽可能的保留多视点飞机图像的信息。传统图像拼接算法一般使用单应性矩阵对图像进行透视变换,然而将所有图像变换到同一视点下会产生严重的透视畸变,从

表 1 网格化筛选算法

输入: 匹配点对 $pointa$ 、 $pointb$, 置信度 $conf$, 重叠区域 P_{mask} 。

1. 将计算出的重叠区域划分为 20×20 的网格;
2. 统计每一个网格内包含的特征点;
3. 保留每一个网格内置信度较大的特征点对;
4. 删除网格内其余的特征点对。

输出: 网格化筛选之后的特征点对 $pointa'$ 、 $pointb'$ 。

而会造成图像信息的丢失。为了尽可能的保留飞机蒙皮的原始信息,本文采用相似变换来计算变换模型,有效减少图像之间的畸变,使得图像拼接效果更自然。

相似变换是指图像只做缩放、平移和旋转,从而可以保持图像的形状和结构。相似矩阵如式(6)所示。式(6)中的矩阵自由度为 4,其中 s 是缩放尺度、 (t_x, t_y) 是平移矢量、 θ 是旋转角度。使用 RANSAC 算法对上述网格化过滤之后得到的特征匹配点对中的外点进行剔除,选择具有最佳内点数量的相似矩阵对待拼接图像进行变换。

$$H = \begin{bmatrix} s \cdot \cos(\theta) & -s \cdot \sin(\theta) & t_x \\ s \cdot \sin(\theta) & s \cdot \cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

2) 图像融合

图像变换之后,图像之间的接缝痕迹明显,因此需要对变换之后的图像进行融合,旨在将拼接之后图像的不连续区域进行平滑过渡,实现无缝拼接从而提高图像拼接的视觉效果。本文使用基于像素融合中的渐入渐出加权融合算法,通过调整加权系数来平衡接缝附近的像素值,并且该算法对噪声的鲁棒性较强,在确保融合效果的同时速度较快。

渐入渐出加权融合是对两幅图像的像素值进行加权之后再融合,计算方法如式(7)所示。

$$I(x, y) = \begin{cases} I_1(x, y), & (x, y) \in I_1 \\ w_1 I_1(x, y) + w_2 I_2(x, y), & (x, y) \in (I_1 \cap I_2) \\ I_2(x, y), & (x, y) \in I_2 \end{cases} \quad (7)$$

$I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 是两幅需要融合的图像; w_1 和 w_2 是两幅图像进行融合时的像素权重,其中 $w_1 + w_2 = 1$, $0 < w_1 < 1, 0 < w_2 < 1$ 。 w_1, w_2 在图像融合过程中的变化趋势如式(8)所示。其中 d_1, d_2 分别表示重叠区域内的像素点距离重叠区域左右两端的距离, $width$ 表示重叠区域的横坐标长度。融合过程中, w_1 逐渐从 1 变为 0, w_2 逐渐从 0 变为 1, 使图像在重叠区域缓慢而平滑的过渡。

$$\begin{cases} w_1 = \frac{d_1}{width} \\ w_2 = \frac{d_2}{width} \end{cases} \quad (8)$$

2 实验结果与分析

实验所采用的图像是通过控制 AGV 移动对飞机蒙皮图像进行拍照,如图 8 所示拍摄过程中相机与飞机正视等距,移动式近距离拍摄飞机蒙皮图像。实验在 Intel Core (TM)i7-6700HQ CPU, 内存为 8 GB 的计算机上完成, 编程语言为 Python, 编程环境为 PyCharm。



图 8 AGV 采集图像

2.1 主观评价

本文对采用掩膜和网格划分前后的图像进行了拼接,如图 9 所示。在图 9(a)中,由于掩膜前存在大量错误匹配点对,导致拼接失败,两张图像重叠;图 9(b)展示了采用掩膜之后的拼接效果,在通过掩膜去除误匹配特征点之后,两张图像成功的完成了拼接;图 9(c)展示了在图 9(b)的基础上进一步通过网格划分对特征点按区域进行筛选之后的拼接效果,与图 9(b)相比,拼接效果更加自然、效果更佳准确。



(a) LoFTR(掩膜前)



(b) LoFTR(掩膜后)



(c) 特征过滤

图 9 筛选结果对比

此外,本文分别使用 SIFT、ORB、SURF、BRISK、AKAZE 五种算法和本文算法对一组飞机蒙皮图像进行拼接,如图 10(a)~(e)所示。使用上述 5 种特征提取算法对飞机蒙皮进行特征点提取时,由于飞机蒙皮图像存在较多的弱纹理区域,检测的特征点对较少导致图像配准较差,出现严重的漏拼问题,无法完成图像拼接任务;相反,使用本文算法在该场景

下可以获得较多数量的特征点,从而使图像配准更加准确,没有出现漏拼错拼的问题。图 10(f)展示了 LoFTR 加入特征掩膜对采集的飞机蒙皮图像拼接的效果,图像右侧底部黑色背景宽 17 像素。图 10(g)展示了本文算法对采集的飞机蒙皮图像拼接的效果,相对与图 10(f)图像右侧底部黑色背景宽仅为 5 像素,拼接产生的畸变减小,拼接效果更好。

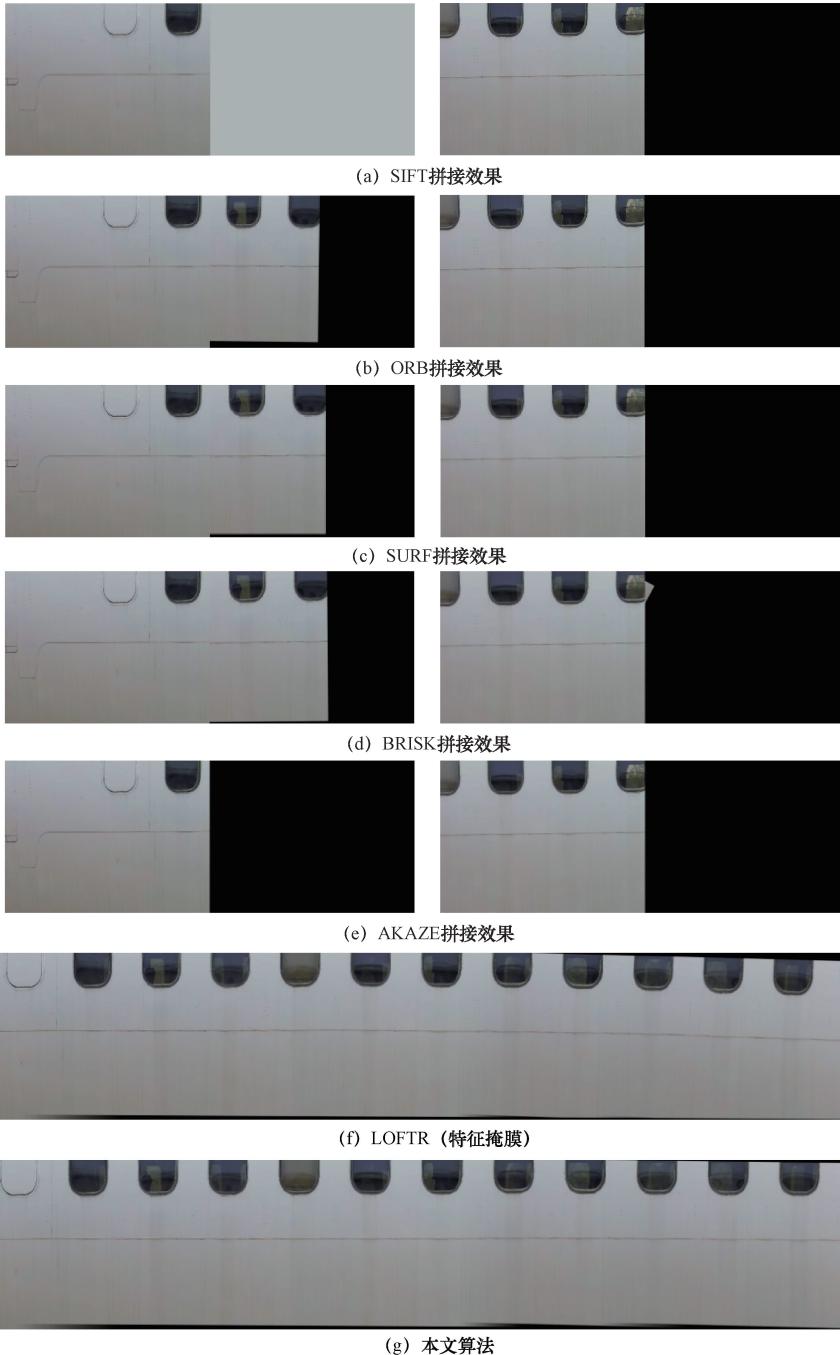


图 10 拼接结果对比

2.2 客观评价

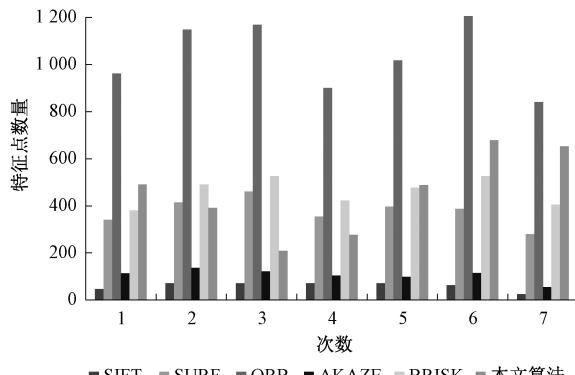
1) 特征点分析

为了验证本文算法可以提取到更加准确的匹配点对,

分别使用上述 5 种算法和本文算法得到图像之间的特征匹配结果。如图 11(a)展示了 7 张图像特征点数量,图 11(b)展示了图像特征匹配数量;表 2 通过对图 11 中数

据进行统计, SIFT、ORB、SURF、BRISK、AKAZE 五种算法匹配率分别为 4.84%、0.47%、2.9%、0.86%、5.08%, 本文算法检测到的特征点数量高于 SIFT、SURF、BRISK

和 AKAZE, 相对 ORB 算法较少, 但特征匹配数量高于 ORB 算法, 匹配率达到 55.21%; 图 12 展示了 4 次特征检测与匹配结果。



(a) 特征点数量

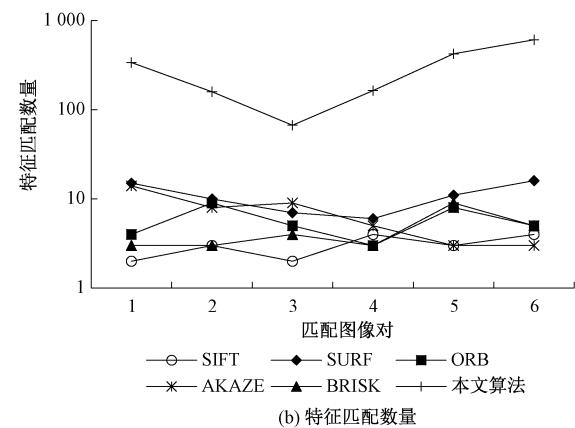


图 11 特征统计

表 2 特征匹配结果

算法	特征点数量			匹配点数量			匹配率/%
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	
SIFT	72	35	62	4	2	3	4.84
ORB	1 243	841	1 061	8	3	5	0.47
SURF	461	279	376	16	3	11	2.9
BRISK	526	381	466	9	3	4	0.86
AKAZE	200	55	118	14	3	6	5.08
本文算法	721	209	486	614	67	339	55.21

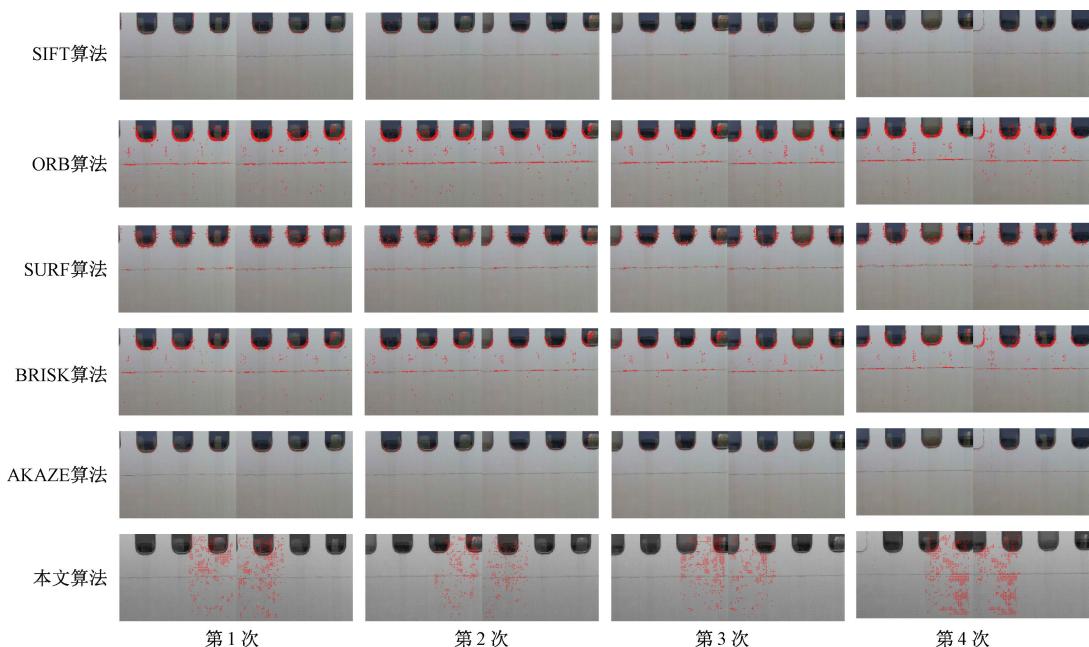


图 12 特征检测结果对比

2) 图像配准耗时

表 3 展示了配准时间对比效果, 由于 SIFT、SURF、

ORB、BRISK、AKAZE 五种算法存在漏拼, 无法完成图像配准实验, 因此只统计使用网格化和未使用网格化两种方

法的配准时间。如表 3 所示,使用网格化筛选算法的拼接速度最高提升 8.9%,平均提升为 4.88%,可以看出网格化筛选在保证图像配准效果的同时减少拼接耗时。综上,在

特征掩膜之后使用网格化筛选算法对图像进行特征点筛选时,由于删除了部分冗余的特征点,从而可以减少图像配准时间。

表 3 图像配准时间统计

图像配准/张	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	第 6 次	平均提升
速度提升	6.1%	3.3%	6.1%	8.9%	1.9%	3.0%	4.88%

3) 图像配准结果分析

为了进一步比较不同算法的图像配准性能,本文使用结构相似性(structure similarity index measure, SSIM)来衡量两幅图像重叠区域的亮度、对比度和结构相似度等信息。SSIM 的计算方法如式(9)所示。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

其中, μ_x 、 μ_y 分别表示两张图像的平均强度, σ_x 、 σ_y 分别表示两站图像的标准差, σ_{xy} 是两张图像的协方差, C_1 、 C_2 为常数。

分别使用 SIFT、SURF、ORB、BRISK、AKAZE 五种算法,LoFTR(特征掩膜)和本文算法计算 SSIM, 其中 SSIM 值结果如表 4 所示(漏拼问题会导致 SSIM 值较小), 上述五种算法均出现了漏拼现象, 计算平均 SSIM 对本次拼接任务进行评估, 其中 ORB 算法 SSIM 平均值高于 SIFT、SURF、BRISK 和 AKAZE 算法, SURF 算法出现较多的漏拼问题; 本文算法 SSIM 平均值相对上述 5 种算法提高了 44.38%~88.46%, 并且在保证 SSIM 平均值的前提下, 相对于 LoFTR(特征掩膜)速度最高提升 8.9%, 而且拼接效果产生较小的畸变, 保留更加准确的飞机蒙皮图像信息。

表 4 拼接性能比较

	SSIM / %						
	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	第 6 次	平均值
SIFT	63.71	76.59	39.75	69.59	1.30	42.94	48.98
SURF	0.05	83.89	83.80	19.10	0.73	76.11	43.95
ORB	58.76	78.64	83.32	42.88	0.32	80.27	57.37
BRISK	85.27	83.39	84.04	71.63	4.54	0.44	54.89
AKAZE	82.97	55.15	19.88	79.78	0.11	44.08	47.00
LoFTR(特征掩膜)	85.67	82.33	83.93	82.94	80.53	81.22	82.77
本文算法	85.89	82.36	84.04	82.90	80.46	81.30	82.83

3 结 论

由于飞机蒙皮图像存在较多弱纹理区域, 使用传统的图像拼接特征点提取方法得到的特征匹配点对较少, 严重影响拼接效果。本文针对飞机蒙皮图像拼接任务提出基于 LoFTR 的改进算法, 首先根据位置信息对原始图像进行柱面反投影; 然后计算出图像之间的重叠区域, 通过设置掩膜对错误匹配的特征点对进行过滤; 最后使用图像分块的思想对特征点进行进一步的筛选来解决由于特征点分布不均匀导致图像配准较差的问题, 同时图像的配准速度得到提升。实验结果表明, 改进的算法对飞机蒙皮图像进行拼接不会出现漏拼问题, 本文算法更适用于弱纹理飞机蒙皮曲面图像的拼接。

参考文献

[1] ZARAGOZA J, JULIO C. As-projective-as-possible image stitching with moving DLT[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition, 2013:2339-2346.
- [2] CHANG C, SATO Y, CHUANG Y. Shape-preserving half-projective warps for image stitching [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 3254-3261.
- [3] 夏振港, 华德正, 张旭, 等. 基于改进 SIFT 算法的胃部图像拼接方法研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(9): 56-61.
- [4] 陈宁, 刘志坚, 苏雪平, 等. 基于改进的 SIFT 算法的集成电路图像拼接[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 159-164.
- [5] 唐宏伟, 孙炜, 杨凯, 等. 基于 SURF 特征的多机器人栅格地图拼接方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 859-868.
- [6] 刘天赐, 宋延嵩, 李金旺, 等. 基于 ORB 特征的高分辨率图像拼接改进算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 85-92.
- [7] 张美玉, 王洋洋, 侯向辉, 等. 基于 ORB 和改进的

- RANSAC 图像拼接算法 [J]. 计算机科学, 2019, 46(S2): 294-298.
- [8] TAREEN S, SALEEM Z. A comparative analysis of sift, surf, kaze, akaze, orb, and brisk [C]. 2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), IEEE, 2018: 1-10.
- [9] SHARMA S, JAIN K, SHUKLA A. A comparative analysis of feature detectors and descriptors for image stitching[J]. Applied Sciences, 2023, 13(10): 6015.
- [10] YUAN P, FAN C, ZHANG C. Deep-sea image stitching: Using multi-channel fusion and improved AKAZE[J]. IET Image Processing, 2023: 4061-4075.
- [11] TANG Q, WANG X, ZHANG M, et al. Image matching algorithm based on improved AKAZE and Gaussian mixture model [J]. Journal of Electronic Imaging, 2023, 32(2): 023020-023020.
- [12] 陈永, 王镇, 卢晨涛. 改进 AKAZE 算法的高铁接触网图像特征匹配方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10): 130-138.
- [13] 陈珺, 高海宽, 李梓贤. 基于半投影翘曲的无人机图像拼接方法 [J]. 计算机应用研究, 2024, 41(1): 301-305.
- [14] 李晓明, 郝沙沙, 陈双慧. 结合先验知识的海底图像配准方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(11): 1743-1750.
- [15] TAREEN S, RAZA R. More algorithms for matching extremely variant image pairs[C]. 2023: 1-6.
- [16] 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: 265-280.
- [17] 练洋奇, 陈新度, 吴磊, 等. 高分辨率瓷砖图像实时拼接算法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 144-150.
- [18] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2018: 224-236.
- [19] ROCCO I, CIMPOI M, ARANDJELOVIC R, et al. Ncnet: Neighbourhood consensus networks for estimating image correspondences [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 44(2): 1020-1034.
- [20] SUN J, SHEN Z, WANG Y, et al. LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 8922-8931.

作者简介

李炳超, 博士, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: beli@cauc.edu.cn

王军, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉及图像处理。

E-mail: 2021052056@cauc.edu.cn

李海丰, 教授, 讲师, 主要研究方向为智慧机场理论与系统、智能机器人技术、人工智能。

E-mail: hfli@cauc.edu.cn

王怀超, 副教授, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: hc-wang@cauc.edu.cn

范龙飞, 硕士, 实验师, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: lfvan@cauc.edu.cn