

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407211

基于改进 NCC 算法的大尺寸原位风机 叶片可见光图像拼接*

王洪金¹ 刘香怡¹ 何贇泽^{1,2} 文 灿¹ 彭一誉¹ 王彦鑫¹ 王耀南¹

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 湖南大学深圳研究院 深圳 518000)

摘要: 风机叶片的原位检修与维护对保证风电机组的安全运行起着至关重要的作用, 目前主流的无人机巡检方式需要对风机叶片图像进行全景拼接以进一步定位分析叶片的微小缺陷和评估叶片的整体状态。针对风机叶片结构单一纹理稀疏难以拼接的问题, 提出一种改进归一化互相关 NCC 算法的图像拼接技术, 利用 Canny 边缘检测算法提取叶片边缘并进行筛选去重得到边界坐标, 将 NCC 算法沿叶片边界坐标搜索匹配以简化搜索路径加快运算速度, 同时增加关键信息的权重提高拼接准确率, 并结合图像金字塔粗-精匹配思想对算法进行进一步加速, 最终根据得到的最佳匹配位置获取空间对应关系实现图像拼接。实验结果表明, 所提方法的匹配耗时约为原始 NCC 算法的 6%, 其他经典灰度匹配算法的 3%~10%, 同时也低于其他改进的 NCC 算法。其拼接成功率为 94.74%, 高于所有对比方法, 最终成功获取了风机叶片可见光全景图像, 表明该方法对大尺寸风机叶片可见光图像全景拼接具有良好的稳定性。

关键词: 风机叶片; 图像拼接; 改进 NCC 算法; 模板匹配; 边界搜索

中图分类号: TP391.4; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Visible image stitching of large in-situ wind turbine blade based on improved NCC

Wang Hongjin¹ Liu Xiangyi¹ He Yunze^{1,2} Wen Can¹ Peng Yiyu¹ Wang Yanxin¹ Wang Yaonan¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Shenzhen Research Institute, Hunan University, Shenzhen 518000, China)

Abstract: In-situ inspection and maintenance of wind turbine blades play a crucial role in ensuring the safe operation of wind turbines. Currently, the mainstream UAV inspection method requires panoramic stitching of wind turbine blade images to further locate and analyze minor blade defects and assess the overall blade condition. An improved image stitching technology based on NCC algorithm is proposed to solve the problem of difficult stitching caused by single structure and sparse texture of wind turbine blades. Canny edge detection algorithm is used to extract the blade edge and filter the duplication to get the boundary coordinates, NCC algorithm traverses the blade boundary coordinates for searching and matching to optimize the search strategy and speed up computation while increasing the weight of key information to improve the stitching accuracy, and combining image pyramid coarse-fine matching thoughts to further speed up the algorithm. Finally, the spatial corresponding relation is obtained according to the optimal matching position to achieve stitching. The experimental results show that the matching time of the proposed method is about 6% of the original NCC algorithm and 3%~10% of other classical gray matching algorithms, and lower than other improved NCC algorithms. The stitching success rate is 94.74%, which is higher than all comparison methods, and finally, the visible panoramic image of the wind turbine blade is obtained successfully, demonstrating its good stability in panoramic stitching of large-size wind turbine blades visible images.

Keywords: wind turbine blades; image stitch; improved NCC algorithm; template matching; boundary search

收稿日期: 2024-01-15 Received Date: 2024-01-15

* 基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金海上风电联合基金(2022A1515240050)、国家自然科学基金(52377009)、湖南省自然科学基金(2023JJ30166)、湖南省科技创新领军人才(2023RC1039)项目资助

0 引言

风能作为一种绿色环保、储量丰富、建设周期短的可再生能源,在全球范围内正受到广泛开发利用。风机叶片作为风机获取风能的最关键部件之一,由于其工作在恶劣的自然环境下,导致风机叶片出现裂纹、砂眼、凹坑等缺陷,存在严重的安全隐患,需要定期对叶片进行检修与维护。目前利用无人机巡检风机叶片是国内外主流趋势。而风机叶片的长度正逐年增长,目前已达 120 m,为满足识别缺陷所需的分辨率要求,使用无人机通过单次拍摄无法获取完整的风机叶片图像,需要在巡检时不断平移相机位置,连续多次拍摄以完整覆盖叶片。但多次连续采集的图像含有大量重复区域影响缺陷的定位,为了对缺陷位置、缺陷面积、叶片整体状态进行准确分析与判断,需要将无人机采集到的风机叶片图像进行拼接,叶片拼接结果的好坏直接决定了风机叶片缺陷的检测结果,风机叶片图像拼接技术的研究具有重要的实际工程应用意义。

图像拼接^[1]主要包括图像预处理、图像配准和图像融合 3 个部分,其中图像配准是图像拼接技术的关键。无人机采集图像的配准可以分为两大类,一是利用无人机的飞行参数对采集图像进行配准拼接;孙新博等^[2]提出了基于无人机位姿信息和运动恢复结构的无人机红外影像拼接;湖南大学 Yu 等^[3]提出了基于无人机速度信息的风机叶片红外图像拼接。二是传统的图像配准算法^[4],较为成熟的有基于灰度的配准算法和基于特征的配准算法。基于特征的配准算法通过提取图像中的特征并互相匹配得到配准参数来实现图像的配准^[5]。马宝琰等^[6]提出了基于直线特征的风机叶片图像拼接方法,通过检测叶片的直线特征获取边缘直线交点进行映射变换从而拼接叶片图像,该方法特征易获取且配准时效率较高,但不适用于尺度变换较大的图像;Li 等^[7]提出了一种基于背景去除预处理的 Harris 角点风机叶片图像拼接方法,该方法在一定程度上解决了拼接过程中背景特征点干扰的问题,但对于颜色单一无法提取足够多特征点的风机叶片图像不具备较好的适应能力;Yang 等^[8]提出了一种从粗粒度到细粒度的高精度叶片拼接算法;中国

电建集团中南勘测设计研究院有限公司将 ORB (oriented FAST and rotated BRIEF) 算法与稀疏光流法相结合实现了风机叶片图像拼接^[9]。常见的基于特征的配准拼接算法还有尺度不变特征变换 (scale invariant feature transform, SIFT) 算法^[10]、加速稳健特征 (speed-up robust features, SURF) 算法^[11]等。经典的基于像素灰度的配准算法^[12]有像素差绝对值 (sum of absolute differences, SAD) 算法、归一化互相关 (normalized cross correlation, NCC) 算法、序贯相似性检测 (sequential similarity detection, SSDA) 算法等,这些传统的基于图像灰度的配准算法各有优缺点,但其在风机叶片拼接领域中的应用仍有待研究。

目前国内外研究主要聚焦于利用基于特征配准的方式对风机叶片图像进行拼接,但叶片结构与颜色单一,缺乏灰度激变或边缘曲率较大的点,以致无法检测出足够稳定且可靠的特征点来进行配准拼接。同时基于特征的配准依赖于稳定的特征提取,错误的特征提取与匹配会导致拼接图像出现扭曲变形,对多幅图像全景拼接造成影响,使得全景拼接的效果不理想。为此,本文采用基于图像灰度的 NCC 算法对风机叶片进行匹配以实现全景拼接,但传统的 NCC 算法匹配时间长且对图像灰度变化要求较高,针对以上两个问题,本文提出一种基于边界搜索的改进 NCC 算法。在对风机叶片图像进行预处理后,采用 Canny 边缘检测算法提取叶片边缘,对叶片边缘进行筛选去重得到叶片的边界坐标,依边界搜索匹配优化搜索策略,增加匹配时关键信息的权重,并结合粗-精匹配的金字塔加速思想,使其在提高拼接精度的同时加快运算速度。

1 改进 NCC 算法原理

归一化互相关 NCC 算法通过利用评价函数比较模板图和搜索图在不同位置处的相似程度来确定最佳匹配位置^[13]。其运算量主要取决于两个方面^[14],一是每个位置处模板图与子图相似度的计算;二是匹配时的搜索策略,即遍历模板时搜索的像素点数。在实际应用时,通常利用积分图的思想对原始的 NCC 公式进行分解以简化计算^[15],简化得到的结果如式(1)所示。

$$\rho(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n S^{i,j}(m, n) T(m, n) - mn \overline{S}^{i,j} \overline{T}}{\sqrt{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n (S^{i,j}(m, n))^2 - mn \overline{S}^{i,j}{}^2} \sqrt{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n (T(m, n))^2 - mn \overline{T}^2}} \quad (1)$$

其中, $M \times N$ 为搜索图像 S 的尺寸, $m \times n$ 为模板图像 T 的尺寸,模板在被搜索图上所覆盖的子图为 $S^{i,j}$, (i, j) 为子图左上角顶点在被搜索图像 S 中的坐标, $\overline{S}^{i,j}$ 和 \overline{T} 分别为子图 $S^{i,j}$ 和模板图 T 的灰度均值。观察式(1)可

发现,利用积分图虽然从模板图相似度计算的角度降低了 NCC 匹配的耗时,但在进行计算时因需计算模板图像 T 与子图 $S^{i,j}$ 的所有像素点像素值积之和导致其运算量大匹配速度低,难以满足工业生产的需要。

本文提出一种基于图像边界搜索的 NCC 算法,即对于线条单一边界特征明显的风机叶片图像,提取出叶片的边缘并进行筛选去重得到叶片的边界坐标,搜索时以叶片的边界为中心遍历搜索匹配以简化搜索路径,缩小搜索区域,这样不仅可以提高 NCC 的匹配速度,还能增加匹配时关键信息所占的权重以提高准确率。同时在依边界遍历搜索时采用图像金字塔算法进行加速,进一步减少模板匹配时需要遍历的像素数。

如图 1 所示,分别提取模板图像与待搜索图像的边界坐标,进行 NCC 遍历匹配时,在保证模板图像与待搜索图像的右边界坐标对齐的情况下将模板图像沿待搜索图像的右边界遍历下滑匹配。在下滑过程中,未匹配到正确位置时模板图与子图的边界会出现错位,此时由于图像背景的影响使得 NCC 相关系数较小,当两幅图像的边界一一对齐时 NCC 相关系数最大即为正确匹配位置。利用该搜索策略进行 NCC 遍历时,最优的借助了背景与前景信息的差异,减少了无用的匹配,在提高匹配准确率的基础上大大减小了匹配耗时。

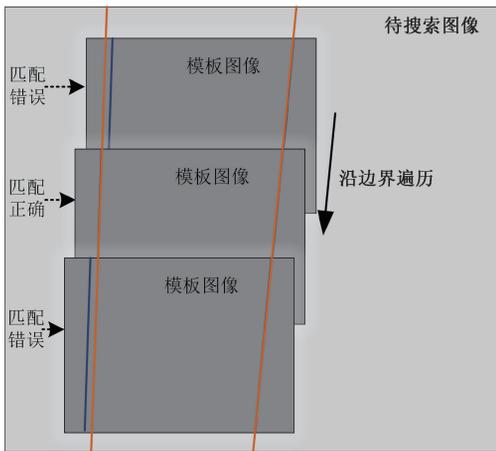


图 1 改进 NCC 算法原理

Fig. 1 Improved NCC algorithm principle

2 风机叶片可见光图像拼接方法

2.1 本文方法流程

本文方法主要包括图像预处理、NCC 匹配和图像拼接 3 个步骤。无人机采集的风机叶片图像含有大量背景信息且因外界噪声影响采集图像的质量不足,需要进行剔除背景与图像增强操作以提高图像拼接的质量,同时为获取叶片的边界坐标需进行叶片边缘检测并筛选去重。根据预处理后的两幅图像确定 NCC 匹配的模板图与待搜索图,分别对其构造二层图像金字塔以粗匹配与精匹配相结合的方式对匹配进行加速并保证匹配结果的准确性,在两次匹配过程中均采用沿叶片边界搜索的方

式简化搜索路径,进一步提高匹配速度和匹配准确率。最终根据 NCC 匹配得到的最佳位置确定两幅图像的空间位置对应关系进而实现风机叶片的图像拼接。图 2 是本文所提出方法的具体流程。

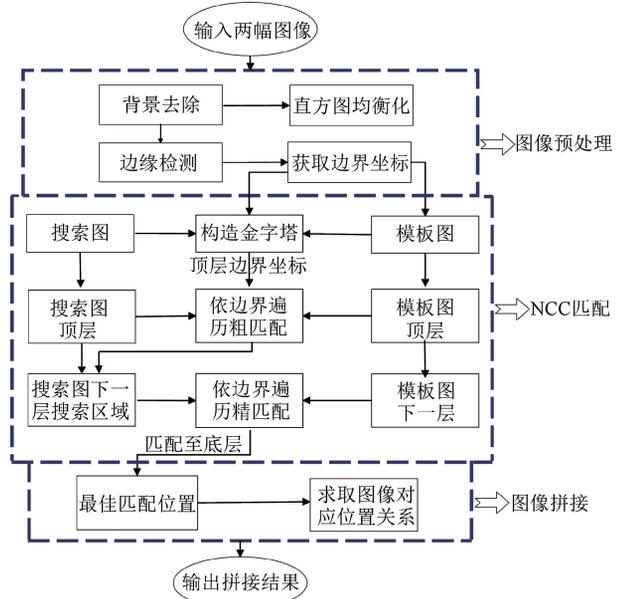


图 2 叶片可见光图像拼接流程

Fig. 2 Process of blade visible image stitching

2.2 图像预处理

1) 风机叶片分割

无人机拍摄的风机叶片图像存在大量背景信息,会导致在拼接过程中无法准确获取风机叶片的特征,影响后续拼接结果,需要对风机叶片进行分割得到不含背景信息的风机叶片图像。与传统的阈值分割相比,U-net 网络是一种非常有效的语义分割框架,团队采用 U-net 对风机叶片可见光图像进行预测^[16],具体训练参数设置与文献[16]相同。根据预测得到的结果去除可见光图像中的背景,其结果如图 3 所示。

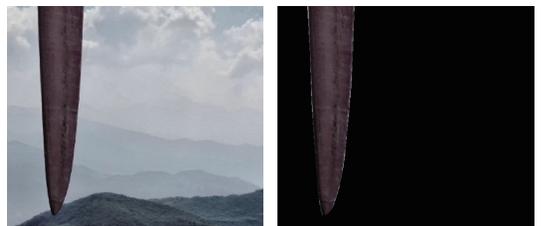


图 3 可见光风机叶片图像分割

Fig. 3 Visible wind turbine blade image segmentation

2) 边缘检测

由于分割过程中叶片掩膜图像与图像边界会存在微小间隙,此时需要利用先膨胀后腐蚀的闭运算将其消除,

闭运算的卷积核设置为 7×7 的全 1 矩阵, 最终弥合叶片掩膜图像与边界之间较窄的间断和细长的沟壑。采用 Canny 边缘检测算子^[17] 对处理过的叶片掩膜图像进行边缘提取。该算法主要包括以下 5 个步骤:

步骤 1) 使用高斯滤波对图像进行平滑处理, 去除高频伪边缘对边缘检测的影响, 高斯滤波函数为:

$$H(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中, $H(x, y)$ 为像素点的灰度值, (x, y) 为像素点坐标, σ 为平滑系数。本文采用 $\sigma = 1.1$ 的 5×5 高斯核模板。

步骤 2) 用一阶偏导有限差分计算像素点的梯度幅值和方向, 可采用 Sobel 算子计算图像 x 和 y 方向的梯度 (G_a 和 G_b), 并进一步求得每个像素点的梯度幅值 G 与方向 θ , 如式(3)和(4)所示。

$$G = \sqrt{G_a^2 + G_b^2} \quad (3)$$

$$\theta = \arctan(G_a/G_b) \quad (4)$$

步骤 3) 进行非极大值抑制以保证边缘检测的准确性。即通过抑制梯度方向上的非极大值以剔除大部分非边缘点来细化边缘。

步骤 4) 进行双阈值检测去除伪边。根据掩膜图像直方图确定上下阈值, 梯度幅值高于上阈值为强边缘, 低于下阈值为非边缘, 上下阈值之间视为弱边缘。

步骤 5) 连接弱边缘得到完整叶片边缘图像。判断弱边缘像素点, 若其邻域内 8 个像素点有一个是强边缘点, 则视为强边缘点并连接, 否则视作孤立点抛弃。

本文利用 Canny 边缘检测算法得到的风机叶片边缘图像如图 4 所示。

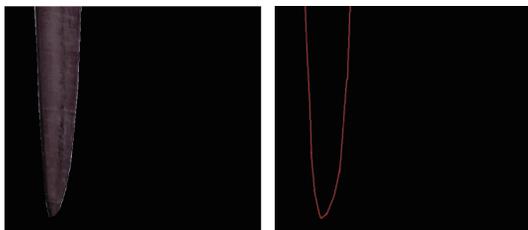


图 4 风机叶片边缘提取

Fig. 4 Extraction of wind turbine blade edge

3) 直方图均衡化

直方图均衡化^[18] 通过统计图像各灰度级的像素数目 n_k 求取映射函数使图像的灰度区间变成处于全部灰度范围内的均匀分布, 增强灰度动态范围偏小的图像对比度。对输入图像列出第 k 级灰度值的归一化形式 s_k 并统计各灰度级的像素数目 n_k , 得到灰度统计直方图的归一化概率 $p(s_k)$, $p(s_k) = n_k/N$, N 为图像中像素的总数。设 L 为灰度级的个数, 最终根据直方图利用式(5) 计算得到输出图像各灰度级的累计归一化 t_k 。

$$t_k = \frac{INT((L-1) \sum_{i=0}^k p(s_i) + 0.5)}{255} \quad (5)$$

图 5 是原始图像与均衡化后的图像。观察发现均衡化后图像的全局对比度显著提升, 相较于原图更易清楚直观的观察风机表面上的污渍、裂痕等, 图像灰度对比度的增强有利于提升基于图像灰度的 NCC 算法的匹配精度。

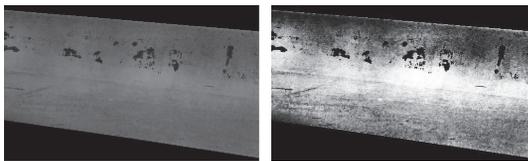


图 5 原始图像与均衡化后的图像

Fig. 5 Original image and equalized image

4) 叶片边界提取

根据 Canny 边缘检测算法得到的叶片边缘图像获取叶片的边界坐标。通过遍历图像的像素点确定像素值不为零的点保存至列表, 同时保存其对应的像素值大小。若列表中两像素点之间的距离过小, 则视其为来自同一边界线以此来确定叶片的左右边界, 分别取叶片左右边界所有点中像素值最大的点对应的坐标, 得到风机叶片图像的边界坐标列表 $L = [[y_0, x_{0l}, x_{0r}], [y_1, x_{1l}, x_{1r}], \dots, [y_n, x_{nl}, x_{nr}]]$ 。

2.3 NCC 匹配

1) 边界搜索准则

传统的匹配方式一般为遍历整幅图像以进行匹配, 但整幅图像中一般包含较多的无用信息, 会带来额外匹配造成匹配速度的下降^[19]。对于风机叶片这类结构单一、形状特征明显的图像可借助物体的形状轮廓简化匹配, 如图 6 所示。

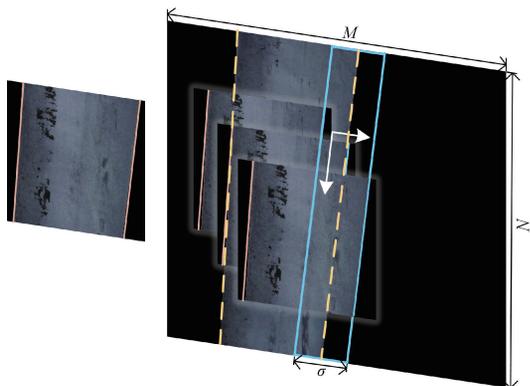


图 6 边界遍历匹配

Fig. 6 Boundary traversal matching

在利用 NCC 算法对风机叶片进行匹配时, 根据得到

的叶片边界坐标以叶片的右边界为中心垂直下滑匹配,为降低 Canny 边缘检测算法与提取边界坐标带来的误差,防止匹配结果出现左右错位的情况,在沿右边界匹配时需要以右边界为中心将匹配区域横向扩大 σ 个像素以增强匹配的稳定性。图 6 中矩阵包围的区域即为 NCC 匹配时需要遍历的像素区域,在遍历搜索过程中,沿白色箭头方向先水平后垂直滑动,保证模板图像风机叶片边界与待搜索图像风机叶片边界平行对齐,此时 NCC 横向匹配由于错误匹配区域的黑色背景易于区分确保了横向匹配的像素精度,同时增加了纵向匹配时叶片的关键信息。假设待搜索图的宽为 M 高为 N ,则沿叶片边界进行匹配时算法的运算量为 $M \times \sigma$,为传统遍历整幅图像匹配的 σ/N 倍。

2) 图像金字塔加速

图像金字塔是由一系列多尺度的分辨率逐渐降低的图像序列组成^[20]。其上层图像的大小是下一层图像的 1/4,理论上原始 NCC 算法匹配的计算量将缩小为原计算量的 1/16,极大的提高运算速度。金字塔由粗到精的匹配过程如图 7 所示。

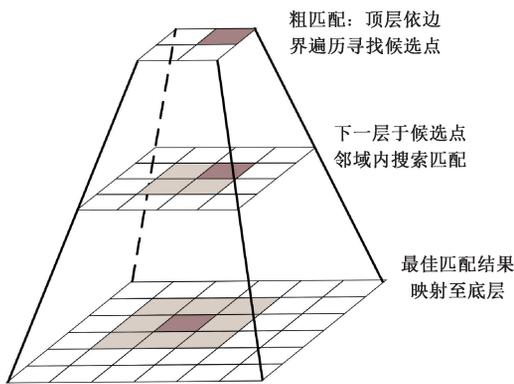


图 7 图像金字塔由粗到精匹配示意图

Fig. 7 Image pyramid from coarse to fine matching schematic

首先构建模板图和待匹配图的图像金字塔序列。在利用 NCC 算法进行匹配时先从金字塔最顶层开始沿叶片边界搜索匹配,并记录此时 NCC 值最大的位置点,该区域为粗匹配得到的最佳区域,此时由于顶层图像像素点较少,NCC 的计算速度也相应提升。下一次匹配只需要将顶层得到的最佳区域对应到下一层图像中,即将该区域坐标点的 x 与 y 值分别乘以 2,为保证在下一层中的匹配精度,此时的搜索区域需要进行适当的扩大,如在匹配区域周围扩大 6×6 的矩形范围沿叶片边界进行搜索匹配,此时 NCC 算法需要进行的匹配操作仅有 36 次,在保证精度的基础上加快了运行速度。然后再进行局部的精匹配计算,如此循环至底层,得到 NCC 极大值对应的位置即为最佳匹配位置。

2.4 图像拼接

在得到最佳匹配位置后,需要根据匹配结果确定拼接图像的大小与两幅图像空间位置的对应关系以进行拼接合成^[21]。以待拼接图 A 重叠区域的一部分作为模板图,待拼接图 B 作为搜索图,设模板图在待拼接图 A 中左上角坐标为 $(templatrix, templatey)$, 匹配最佳区域的左上角坐标为 $(Pointx, Pointy)$, 则拼接后图像 C 的大小有以下 4 种情况,用伪代码表示如下:

根据匹配结果获取拼接结果图像大小

输入: 待拼接图 A 大小 $\{WidthA, HeightA\}$, 待拼接图 B 大小 $\{WidthB, HeightB\}$, 最佳匹配位置 $\{Pointx, Pointy\}$ 模板图位置 $\{templatrix, templatey\}$

输出: 拼接结果图像 C 大小 $\{WidthC, HeightC\}$

```

1 HeightC ← HeightA+Pointy-templatrix
2 if Pointx>templatrix then
3   if WidthB>WidthA+Pointx-templatrix then
4     WidthC←WidthB
5   else
6     WidthC←WidthA+Pointx-templatrix
7 else
8   if WidthB<WidthA+Pointx-templatrix then
9     WidthC←WidthA
10  else
11    WidthC←WidthB-Pointx+templatrix
12 end
13 return WidthC, HeightC

```

图 8 是两幅图像重叠的示例情况,求出各种情况对应的拼接后图像的宽和高后,再根据匹配的位置将两张图片放入即可,也可以对重叠区域进行加权求取像素值以实现重叠部分的自然过渡。

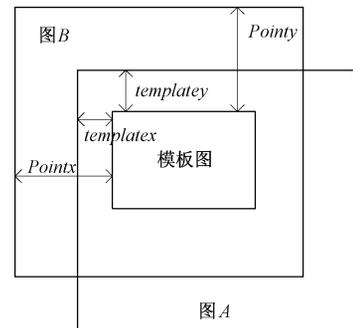


图 8 重叠情况示例

Fig. 8 Example of overlap

3 实验结果与分析

本文采用的实验环境为 Intel (R) Core (TM) i5-

10210U,操作系统为 Windows10,内存为 12 GB,编程环境为 Python3.7。在风力发电机停机的情况下采用大疆 M300RTK 无人机搭载禅思 H20T 四传感器相机对大尺寸风机叶片进行原位拍摄采集,风机叶片目标与现场实验照片如图 9 所示。为验证本文算法的性能,针对无人机匀速定距飞行采集的 4 个数据集共 175 张风机叶片可见光图像进行 3 组不同的实验:消融实验、匹配对比实验、拼接对比实验,并从准确性、耗时两个角度对实验结果进行分析。



图 9 现场实验与风力发电机

Fig.9 Field experiments and wind turbine

3.1 实验 1:消融实验

本文将边界搜索的策略引入 NCC 匹配,同时采用图

像金字塔对算法进行进一步加速。为了分析本文算法各组成部分对算法性能优化的影响程度,保证相同参数不变,利用实验室采集的数据集进行消融实验。共设计 5 个实验方案,其中在实际应用 NCC 算法时,通常利用积分图的思想对 NCC 公式进行简化,所以在此主要探究引入边界搜索策略与金字塔加速模块对实验结果的影响。从两方面验证本文算法的匹配性能,一是对同一幅图像的匹配,即以某一幅图像为待搜索图像,并从中截取一部分图像作为模板图像进行匹配;二是对帧间图像的匹配,即以后一帧图像作为待搜索图像,从前一帧图像的重叠部分截取一部分图像作为模板图像进行匹配。本实验中成功将同一区域正确对应记作匹配结果正确,否则记作误匹配,同时计算各算法对 36 张大小固定的模板图像与待搜索图像匹配的平均耗时。实验结果如表 1 所示。其中√表示加入该模块,×表示未加入该模块,金字塔层数为 2 层,两层移动步长均为 1,部分实验结果如图 10 所示。

由表 1 可知,引入边界搜索策略后匹配准确率有了一定的提升,同时耗时显著降低,降幅高达 82%,说明利用边界搜索策略简化匹配路径可大幅提高匹配效率同时

表 1 本文算法消融实验结果

Table 1 Results of ablation experiments with the proposed algorithm

NCC	积分图	边界搜索	金字塔	匹配正确个数/张		正确率/%		匹配耗时/s	
				同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像
√	×	×	×	175	160	100	93.57	14.22	14.15
√	√	×	×	175	160	100	93.57	6.15	6.14
√	√	√	×	175	161	100	94.15	1.06	1.08
√	√	×	√	175	161	100	94.15	1.51	1.47
√	√	√	√	175	162	100	94.74	0.83	0.85

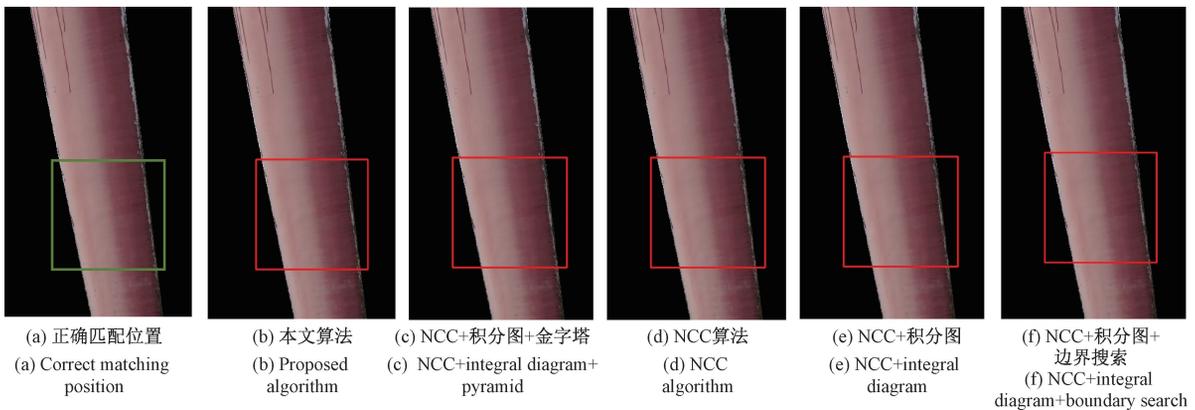


图 10 消融实验帧间匹配结果

Fig.10 Ablation experiment inter-frame matching result image

增加匹配准确率;进一步使用图像金字塔后,匹配耗时再次降低,相较于仅未使用金字塔加速的 NCC 算法匹配速

度再次提升了约 21%,同时在边界搜索的过程中结合图像金字塔的粗精匹配可使得匹配准确率再次提升。观察

图 10 可发现,对于两帧图像之间的匹配本文算法匹配正确,其余算法在匹配过程中会出现不同程度的偏移,影响后续的拼接结果。且本文算法相对于原始 NCC 算法也有一定的提高,在利用原始的 NCC 算法对风机叶片进行匹配拼接时会出现匹配错误导致拼接错位的问题,如图 11 所示,拼接结果图中绿色区域内相同的叶片表面痕迹出现两次,使叶片缺陷的判断与定位出错。

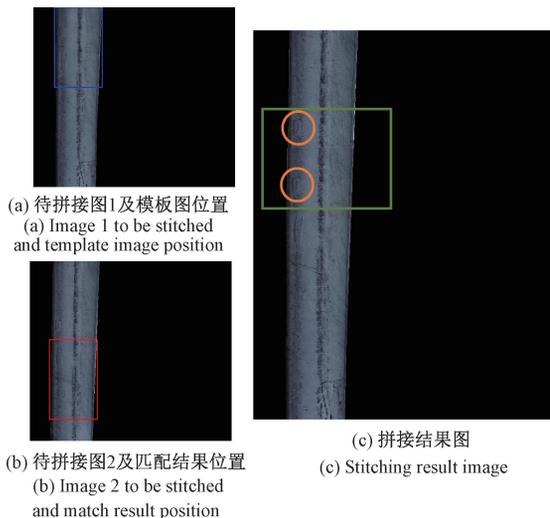


图 11 原始 NCC 算法拼接

Fig. 11 Original NCC algorithm stitching

为直观体现本文算法在降低匹配耗时方面的优越性,分别将表 1 中不同消融实验算法对 36 幅帧间图像匹配耗时的情况用折线图表示,如图 12 所示。观察表 1 和图 12 可发现,本文算法的匹配时间显著降低,分别为原

始 NCC 算法以及加入其他模块改进的 NCC 算法的 6%、13.84%、57.82%、78.7%,说明本文算法结合了两者的优点,同时加入两个改进模块后的匹配精度和匹配速度都要优于加入单个改进模块后的精度与速度,边界搜索模块对匹配速度提升的作用更大。

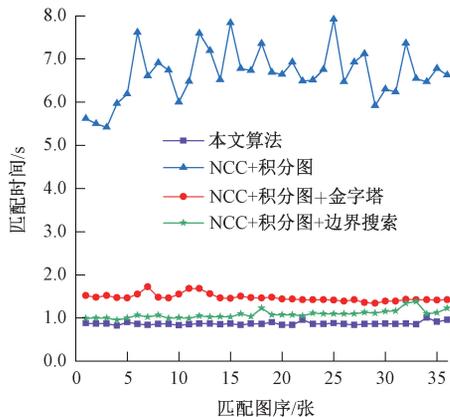


图 12 匹配时间对比

Fig. 12 Comparison of matching time

3.2 实验 2: 匹配对比实验

1) 与其他基于灰度的匹配算法对比

将本文算法分别与其他同类型的基于图像灰度的匹配算法平均绝对差算法 (mean absolute differences, MAD) 算法、SSD 算法、SAD 算法、SSDA 算法进行对比,实验设置与实验 1 类似,其中 SSDA 匹配算法的误差阈值设置为 1 000,部分实验结果如图 13 所示,对应的匹配准确率与耗时如表 2 所示。

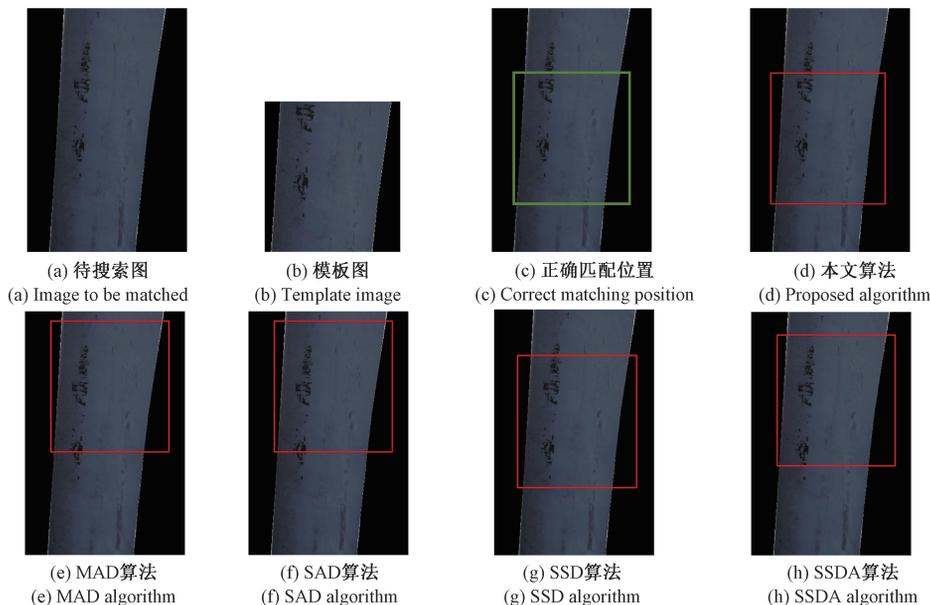


图 13 不同灰度算法两帧图像匹配结果

Fig. 13 Matching results of two frames of images with different gray scale algorithms

表 2 本文算法与传统灰度匹配算法比较

Table 2 Comparison between the proposed algorithm and the traditional gray matching algorithm

算法种类	匹配正确个数/张		正确率/%		匹配耗时/s	
	同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像
本文算法	175	162	100	94.74	0.83	0.85
MAD	175	141	100	82.46	21.62	21.57
SAD	175	142	100	83.04	21.54	21.55
SSD	175	147	100	85.96	21.31	21.34
SSDA	175	68	100	39.77	8.00	7.97

观察表 2 可发现,以上几种基于图像灰度的匹配方法与本文算法对于同一幅图像的匹配均匹配正确,但其匹配时间有所不同,MAD 算法、SAD 算法与 SSD 算法由于其计算原理类似,在匹配过程中耗时相差不大,SSDA 算法由于设置了误差阈值使其匹配时间大大降低,本文所提出的算法匹配速度最快,分别为 MAD 算法、SAD 算法、SSD 算法与 SSDA 算法的 3.84%、3.85%、3.89%、10%。由图 13 及表 2 可以看出,对于两帧图像的匹配上述几种算法的匹配准确率均不及本文算法,其中 SSDA 的匹配准确率最低,这是由于 SSDA 算法的匹配精度在匹配过程中依赖于误差阈值的设定,导致对不同图像进行匹配时匹配不稳定。本文算法的准确率最高,这是由

于本文提出的改进 NCC 算法通过沿叶片边界搜索的方法增加了关键信息的权重,使其对于帧间图像间因无人机抖动造成的叶片轻微缩放变形和视角变化具有较强的适应能力。

2) 与常见改进 NCC 算法对比

目前常见的 NCC 改进算法有 NCC 金字塔分层法、FFT 卷积加速法、NCC 跨步搜索法等,将本文算法与常见改进 NCC 算法进行对比以进一步验证本文算法的性能。实验过程中,NCC 金字塔分层算法采用二层变步长金字塔,顶层移动步长为 2 pixels,底层移动步长为 1 pixel。部分实验结果如图 14 所示,实验最终结果如表 3 所示。

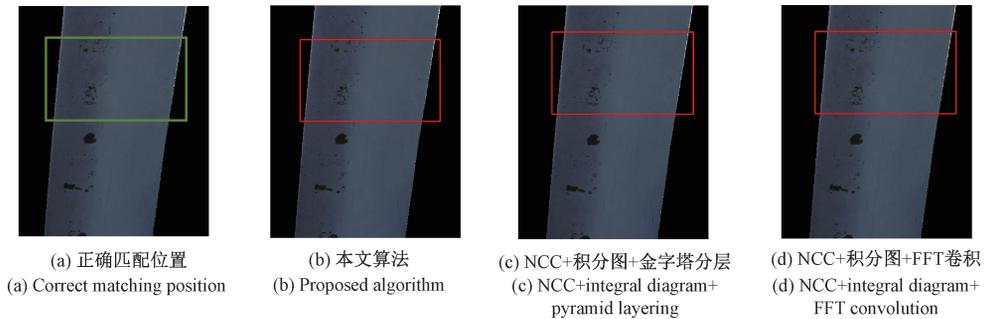


图 14 不同改进 NCC 算法两帧图像匹配结果

Fig. 14 Matching results of two frames with different improved NCC algorithms

表 3 本文算法与常见改进 NCC 算法比较

Table 3 Comparison between the proposed algorithm and common improved NCC algorithms

算法种类	匹配正确个数/张		正确率/%		匹配耗时/s	
	同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像	同一张图	两帧图像
本文算法	175	162	100	94.74	0.83	0.85
NCC+积分图+FFT 卷积加速	175	160	100	93.57	1.18	1.17
NCC+积分图+金字塔分层	154	150	88	87.72	0.99	0.99

由表 3 可以看出,对于同一张图像的匹配除 NCC+积分图+金字塔算法匹配出错,其余改进算法包括本文算法均匹配正确。这是由于金字塔分层算法在上层图像分辨率较低的情况下间隔像素遍历整幅图像匹配,容易导致将非匹配点视为最佳匹配点,增加误匹配的概率。而本文算法在金字塔粗匹配时通过沿叶片边界滑动搜索,匹

配时增加了有用信息的占比,提高了匹配准确率。对于两帧图像的匹配,观察图 14 可以发现其余算法在进行匹配时均出现匹配错误的情况,而本文算法能得到准确的匹配位置。表 3 给出了不同算法帧间图像匹配准确率与耗时的对比。本文算法的匹配准确率为 94.74%,高于其他改进 NCC 算法,同时其匹配耗时最低,说明本文算法

能在提高匹配准确率的情况下大幅提升匹配效率,取得了较为显著的成果。

3.3 实验 3: 拼接对比实验

为验证本文算法的拼接效果,将该算法分别与基于特征的 SIFT、ORB、SURF 算法进行对比。利用上述几种算法提取特征点后,使用暴力匹配算法对检测到的特征点进行配准,并利用随机采样一致 (random sample consensus, RANSAC) 算法剔除误匹配点,最后得到单应性矩阵并对图像进行映射变换从而拼接图像。采用拼接处的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 对拼接结果进行评价,其计算公式如式 (6) 所示。

其中 $f_1(x_i, y_j)$ 表示待拼接图 1 拼接处的像素值,

$f_2(x_i, y_j)$ 表示拼接结果图拼接处的像素值, W 表示拼接结果图像的宽度, H 表示计算 RMSE 时所取的拼接处的高度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H [f_1(x_i, y_j) - f_2(x_i, y_j)]^2}{W \times H}} \quad (6)$$

RMSE 值越小,表示拼接处叶片边缘差异性越小。拼接结果越准确。在此视拼接处 $RMSE \leq 10$ 为拼接成功。选用 4 个数据集共 175 张风机叶片可见光图像对 4 种不同拼接算法进行两帧之间的拼接,同时对 36 张叶片可见光图像计算不同拼接算法的平均耗时,部分实验结果如图 15 所示,最终实验结果如表 4 所示。

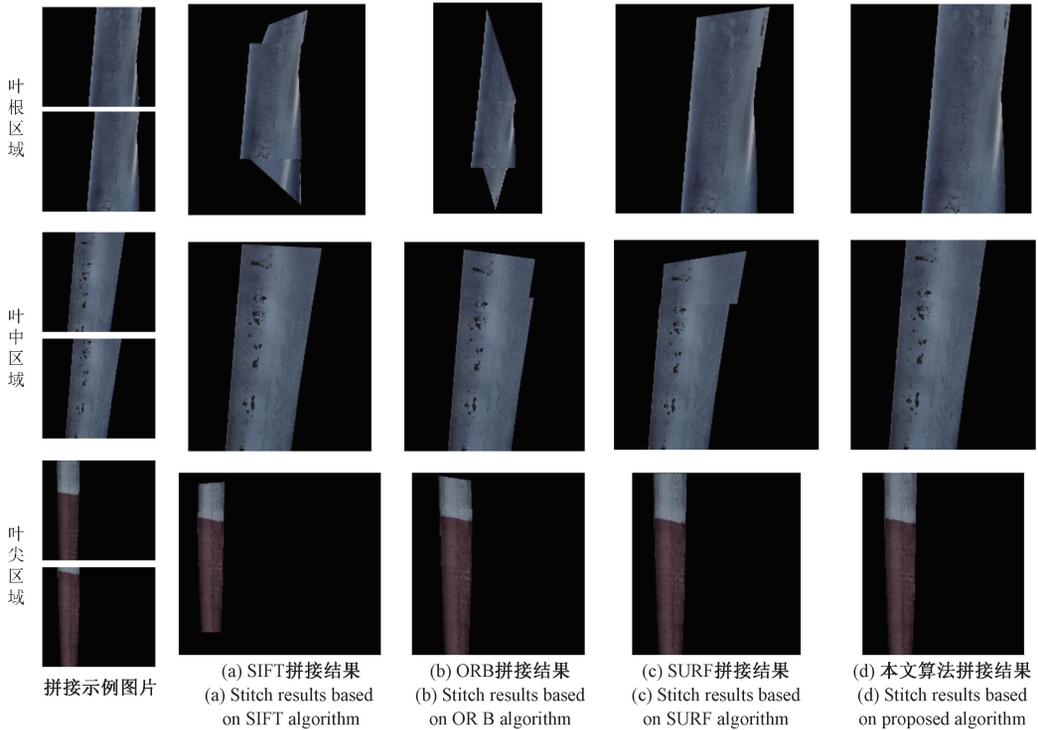


图 15 不同算法对风机叶片可见光图像的拼接结果对比

Fig. 15 Comparison of stitching results of visible images of wind turbine blade by different algorithms

表 4 本文算法与常见拼接算法效果对比

Table 4 Comparison between the proposed algorithm and common stitching algorithms

算法种类	拼接成功个数/张	拼接成功率/%	拼接耗时/s
本文算法	162	94.74	0.83
SIFT	80	46.78	0.127
ORB	101	59.06	0.015
SURF	132	77.19	0.161

SIFT、ORB 与 SURF 算法属于基于特征的配准方法,其耗时短,但由于风机叶片可见光图像结构简单、弱纹理使其提取到的特征点较少且不稳定,在利用特征配

准算法对其进行拼接时会出现映射错误,具体体现为拼接结果图像的拼接处出现错位、叶片边缘处出现不对齐的情况,如图 15(b) 的叶中区域与图 15(c) 的叶中区域所示,严重的映射错误则会导致拼接结果的扭曲变形,如图 15(a) 的叶根区域与图 15(b) 叶根区域。同时在实验过程中发现,利用上述算法进行拼接时,拼接过程中出现的扭曲变形的情况会随着拼接图像的增多而累积,不利于后续的全景拼接,如图 16 所示。本文提出的拼接方法能有效拼接风机叶片可见光图像,拼接效果展示其无明显的锯齿变形与不对齐的情况,拼接成功率显著高于其他 3 种算法。虽然本文算法在拼接时间上不比基于特征

的图像拼接方法有优势,但依然满足工业拼接过程中实时性的要求。

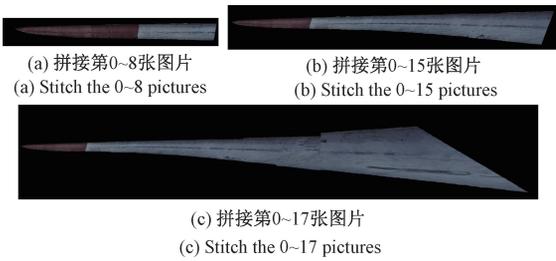


图 16 SURF 算法拼接时变形累积

Fig. 16 Deformation accumulation by SURF algorithm stitching

为测试本文方法在拼接大尺寸风机叶片可见光图像上的稳定性,利用无人机连续拍摄采集全长 50 m 左右的风机叶片可见光图像,对其进行全景拼接的结果如图 17~19 所示。观察可发现改进后的 NCC 算法在拼接过程中基本不会出现扭曲变形或拼接错位的情况,在保证叶片大致形状的同时也尽可能的保持了原始风机叶片表面缺陷的面积与位置信息,在大量风机叶片可见光图像的输入下仍具有出色的拼接效果。



图 17 风机叶片 1 的上午朝阳全景拼接结果

Fig. 17 Panoramic stitching result of wind turbine blade 1 when the blade is in the sun



图 18 风机叶片 1 的下午背阴全景拼接结果

Fig. 18 Panoramic stitching result of wind turbine blade 1 when the blade is in the shade



图 19 风机叶片 2 的全景拼接结果

Fig. 19 Panoramic stitching result of wind turbine blade 2

4 结 论

针对风机叶片结构与颜色单一难以拼接的问题,本文提出了一种改进 NCC 算法的风机叶片可见光图像拼接方法,即通过提取叶片的边界坐标信息沿边界搜索匹

配优化搜索策略,并结合图像金字塔粗-精匹配在保证准确率的前提下进一步提高运算速度,最后根据匹配结果确定拼接图像的对应关系完成图像拼接。多个对比实验和消融实验结果表明,本文算法继承了传统 NCC 算法的鲁棒性,相比于其他算法具有更高的定位精度和更低的匹配耗时,在拼接过程中不会出现扭曲变形或拼接错位等情况,对大尺寸风机叶片可见光图像的全景拼接具有良好的稳定性。后续对于其他形状单一轮廓明显的大尺寸图像如道路航拍图像、管道内部图像也可采用本文方法进行全景拼接。

参考文献

- [1] YUAN Y T, FANG F M, ZHANG G X. Superpixel-based seamless image stitching for UAV images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(2): 1565-1576.
- [2] 孙新博, 孙芹芹, 李英成, 等. 无人机红外影像拼接方法研究 [J]. 测绘科学, 2021, 46(6): 109-113, 120.
SUN X B, SUN Q Q, LI Y CH, et al. Research on UAV infrared images mosaic [J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(6): 109-113, 120.
- [3] YU J F, HE Y Z, ZHANG F. An infrared image stitching method for wind turbine blade using UAV flight data and U-Net [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(8): 8727-8736.
- [4] MA J Y, JIANG X Y, FAN A X, et al. Image matching from handcrafted to deep features: A survey [J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(1): 23-79.
- [5] 程天宇, 顾菊平, 华亮, 等. 基于几何代数 SURF 的三维医学图像配准研究 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 227-237.
CHENG T Y, GU J P, HUA L, et al. Research on 3D medical image registration based on geometric algebra SURF [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 227-237.
- [6] 马宝琰, 汤磊, 赵晶, 等. 风电叶片图像直线特征检测与拼接方法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(5): 83-92.
MA B Y, TANG L, ZHAO J, et al. Straight line features detection and mosaic of wind power blades image [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2020, 25(5): 83-92.
- [7] LI W B, HU B, SONG C, et al. An image stitching method for blades of wind turbine based on background removal preprocessing [C]. Proceedings of the 2020 5th International Conference on Communication, Image and

- Signal Processing, Image and Signal Processing (CCISP), 2020; 174-178.
- [8] YANG C, LIU X, ZHOU H. Towards accurate image stitching for drone-based wind turbine blade inspection [J]. Renewable Energy, 2023, 203: 267-279.
- [9] 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司. 一种风机叶片图像拼接方法及装置: 中国, CN202111609230.4[P]. 2022-04-01.
Power China Zhongnan Engineering Corporation Limited. A wind turbine blade image stitching method and the device: China, CN202111609230.4[P]. 2022-04-01.
- [10] 杨祥, 周楠. 改进 SIFT 的特征提取与图像拼接方法 [J]. 桂林理工大学学报, 2023, 43(1): 131-136.
YANG X, ZHOU N. Image mosaic method based on improved SIFT feature extraction [J]. Journal of Guilin University of Technology, 2023, 43(1): 131-136.
- [11] 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.
- [12] YANG H, HUANG C H, WANG F Y, et al. Large-scale and rotation-invariant template matching using adaptive radial ring code histograms [J]. Pattern Recognition, 2019, 91: 345-356.
- [13] 朱明, 姚强, 唐俊, 等. 超图约束和改进归一化互相关方法相结合的图像配准算法 [J]. 国防科技大学学报, 2019, 41(3): 50-55.
ZHU M, YAO Q, TANG J, et al. Image registration algorithm with hypergraph constraint and improved normalized cross correlation method [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2019, 41(3): 50-55.
- [14] 王凯, 余振军, 何显辉, 等. 改进的多尺度形状模板匹配算法 [J]. 激光杂志, 2022, 43(4): 82-87.
WANG K, YU ZH J, HE X H, et al. Improved multi-scale shape template matching algorithm [J]. Laser Journal, 2022, 43(4): 82-87.
- [15] 宁小鸽, 牟莉. 基于梯度方向约束的瞳孔定位算法研究 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 115-121.
NING X G, MOU L. Research on pupil localization algorithm based on gradient direction constraint [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(7): 115-121.
- [16] 何赞泽, 张帆, 刘昊, 等. 风机叶片无人机红外热图像拼接方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 44-53.
HE Y Z, ZHANG F, LIU H, et al. Infrared image stitch method of wind turbine blade based on UAV [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 44-53.
- [17] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
HUANG M T, LIAN Y X. Lithium battery electrode plate surface defect detection based on improved Canny operator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.
- [18] 焦传佳, 江明. 基于 AprilTag 图像识别的移动机器人定位研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 110-119.
JIAO CH J, JIANG M. Research on positioning of mobile robot based on low complexity AprilTag image recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 110-119.
- [19] 邢培锐, 童敏明, 张俊升, 等. 基于 NCC 改进算法的 SMT 电路器件定位 [J]. 计算机应用, 2017, 37(S1): 194-197.
XING P R, TONG M M, ZHANG J SH, et al. Circuit element location in SMT based on improved NCC algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(S1): 194-197.
- [20] 王世勇, 乾国康, 李迪, 等. 面向边缘特征的实时模板匹配方法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(9): 1-10.
WANG SH Y, QIAN G K, LI D, et al. Real-time template matching method for edge features [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(9): 1-10.
- [21] 陈晨涛, 潘之玮, 沈会良, 等. 一种人体热红外图像拼接及部位划分方法 [J]. 光电工程, 2019, 46(9): 67-75.
CHEN CH T, PAN ZH W, SHEN H L, et al. Image stitching and partitioning algorithms for infrared thermal human-body images [J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(9): 67-75.

作者简介



王洪金, 2008 年和 2010 年于湖南大学获得学士学位和硕士学位, 2016 年于美国德州农工大学获得博士学位, 现为湖南大学副教授, 主要研究方向为超分辨率热成像与红外多光谱视觉以及相关图像处理、视觉测量与深度测量及相关机器学习。

E-mail: hjwang_2018@hnu.edu.cn

Wang Hongjin received her B. Sc. degree and M. Sc. from Hunan University in 2008 and 2010, and received her Ph. D. degree from Texas A&M University in 2016. Now she is an associate professor in Hunan University. Her main research interests include super-resolution thermal imaging and infrared multispectral vision, and related image process, vision measurement and depth measurement and related machine learning.



刘香怡, 2023 年于华北电力大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

E-mail: lxy3542212136@163.com

Liu Xiangyi received her B. Sc. degree from North China Electric Power University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate in Hunan University. Her main research interests include computer vision and image

process.



何贇泽(通信作者), 2006 年于西安交通大学获得学士学位, 2008 年于国防科学技术大学获得硕士学位, 2012 年于国防科学技术大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为嵌入式人工智能与边缘计算、红外热成像与机器视觉。

E-mail: yhe@vip.163.com

He Yunze (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2006, M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 2008, and Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2012, respectively. Now he is a professor of Hunan University. His main research interests include embedded artificial intelligence and edge computing, infrared thermal imaging and machine vision.