

DOI: 10.13382/j.jemi.B2105058

风机叶片无人机红外热图像拼接方法*

何贇泽¹ 张帆¹ 刘昊² 李杰² 虞俊锋¹ 侯岳骏¹ 王洪金¹

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 中国电建中南勘测设计研究院有限公司 长沙 410014)

摘要:针对风机叶片红外图像拼接困难的问题,提出了一种基于无人机速度信息的风机叶片红外图像拼接方法。首先,利用U-net网络预测获得叶片掩膜图像,从而去除冗余的背景信息;其次,计算平移、旋转、缩放参数使拼接图像配准;最后,使用Multiband Blend算法对拼接图像进行融合,消除视场与光照变化引起的拼缝。实验结果表明,本文提出的方法在拼接处 x 梯度方向上的RMSE小于SURF等传统图像拼接方法,拼接成功率达97.8%,并成功获取风机叶片红外全景图。将Multiband Blend算法应用于叶片红外图像融合,结果表明融合后图像拼接处RMSE显著降低,过渡更加平滑。

关键词:风力发电机叶片;红外图像拼接;U-net;Multiband Blend算法;无人机

中图分类号: TP391.4; TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Infrared image stitch method of wind turbine blade based on UAV

He Yunze¹ Zhang Fan¹ Liu Hao² Li Jie² Yu Junfeng¹ Hou Yuejun¹ Wang Hongjin¹

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

2. PowerChina Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha 410014, China)

Abstract: A wind turbine blade infrared image stitch method based on UAV speed information is proposed for the difficulties in wind turbine blade infrared image stitch. Firstly, the blade mask image is predicted by U-net network to remove the redundant background information. Secondly, the parameters of translation, rotation and scaling are calculated to register the stitched image. Finally, the multiband blend algorithm is used to fuse the stitched images to eliminate the stitching caused by the change of field of view and illumination. The experimental results show that the RMSE of the proposed method in the x gradient direction of the splicing area is less than that of traditional image stitching methods, the stitching success rate is 98.26%, and the infrared panorama of wind turbine blade is successfully obtained. The multiband blend algorithm is applied to wind turbine blade infrared image fusion, and the results show that the RMSE at the image mosaic is significantly reduced and the transition is smoother.

Keywords: wind turbine blades; infrared image stitch; U-net; multiband blend algorithm; UAV

0 引言

风能是一种储量丰富的可再生清洁能源^[1],在世界范围内被广泛开发利用。叶片是风力发电机获取风能、转换机械能的关键部件,在运行中受到各种应力与外界环境的破坏^[2]。传统的可见光检测方法只能采集风机叶片表面信息,难以检测内部缺陷,基于物体热辐射特性

的红外热成像技术是通过比对物体缺陷区域和完好区域的红外辐射差异来检测物体内部缺陷^[3],能够较好的弥补可见光检测方法的不足。Galleguillos等^[4]实验证明环境温度变化足以通过红外被动热成像观测到目标缺陷,并用无人机完成叶片的自动巡检。而风机叶片的长度通常可达50 m,在巡检同一叶片时需要相机不断平移位置、连续拍摄才能保证采集到的红外图像完全覆盖叶片,为了准确地定量缺陷的面积、定位所处位置,便于后续的

收稿日期: 2021-12-27 Received Date: 2021-12-27

* 基金项目:国家自然科学基金委员会与英国皇家学会合作交流项目(61811530331)、三维随机编码激励空间欠采样红外热成像缺陷层析机理(61901167)项目资助

维修,需要将采集到的红外图像进行拼接,因此基于红外图像的拼接方法是风机叶片检测的关键技术。

针对风机叶片图像的拼接方法可采用 SIFT^[5]、SURF^[6]、BRISK^[7]、ORB^[8]、或 KAZE^[9]等算法,通过检测两张待拼接风机叶片图像上的特征点进行配准。马宝琰等^[10]提出了一种基于直线特征的风电叶片图像拼接方法,获取叶片图像中的直线,稀疏化直线特征后进行配准,利用平移旋转矩阵完成拼接;张昕尧^[11]提出了一种基于线特征结合自选特征点的叶片图像拼接方法,在线特征拼接的基础上加特征点的拼接,提高拼接效果的同时降低了拼接效率;Li 等^[12]提出了一种基于背景去除预处理的风电叶片图像拼接方法,利用 Harris 算法提取角点特征,通过背景去除、图像模糊等操作对特征点进行稀疏化处理,根据点特征进行配准、拼接。

以上风机叶片的拼接方法都是在检测出两张图像之间的特征基础上进行配准,由于风机叶片红外图像细节信息不足^[13],即在某个范围内不存在角点、边界等显著特征,从而无法为配准拼接提供足够且可靠的特征对,使得红外图像拼接效果不理想。因此本文提出了一种基于无人机速度的风机叶片红外图像的拼接方法,本文方法的关键点在于:1)求解拼接的参数;2)针对不同时刻、不同光照角度下的两帧图像拼接,采用多波段图像融合方法,使得拼接区域过渡更加平滑。

1 图像特征分析及本方法流程

1.1 叶片红外图像特征分析

相较于可见光成像,红外热成像检测方法获取的图像数据分辨率较低。利用目标发射率不同,红外图像能反应出物体内部或近表面温度异常,但是红外成像对于图像细节的描述不及可见光图像。对于风力发电机叶片,其表面趋近光滑,在正常叶片上纹理、角点等特征十分稀疏。在红外视角下,叶片区域灰度变化差异值较小。图 1 为风机叶片红外图像中叶片区域像素的灰度与梯度分布,从图 1(b)中可知,风机叶片红外图像灰度分布十分平缓,缺乏能够作为特征的灰度值激变区域。从图 1(c)中可知,由于叶片上下缘受热程度不同导致像素梯度值在叶片中间产生一次激变,而叶片图像整体像素梯度值变化平缓,说明叶片区域上缺少与背景像素对比度偏高的特征区域。

由于风机叶片表面特征分布过于稀疏并且红外图像细节描述不足,使用传统特征点匹配的图像拼接方式难以对风机叶片红外图像产生效果。

1.2 本文方法流程

红外图像中除了所需的叶片前景信息,必然还包含



(a) 风机叶片局部红外图像
(a) Local infrared image of wind turbine blade

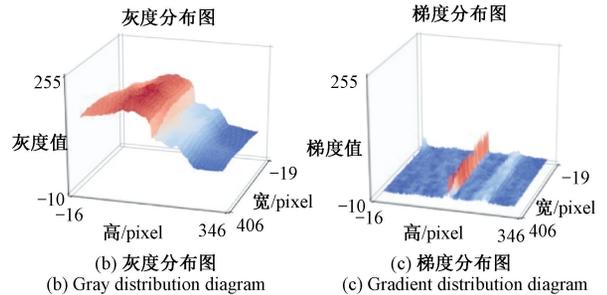


图 1 局部叶片红外图像及叶片区域灰度、梯度分布

Fig. 1 Local blade infrared image and gray and gradient distribution of blade area

了大量背景噪声的干扰,不利于获取叶片的边缘信息以及影响后续拼接。据此,在进行拼接参数求解之前需对原始红外数据进行预处理,保留图像中的叶片区域,去除冗余的背景信息。

拼接参数求解分为:1)基于无人机速度信息的平移参数求解;2)基于叶片中线拟合的旋转参数求解;3)基于叶片宽度对比的缩放参数求解。完成 3 个参数求解后,风机叶片图像拼接结束,但受拍摄时视场变换或光照影响,拼接后两张图像连接处存在灰度值差异,在图像上表现为拼缝。为消除上述干扰,最后引入 Multiband Blend^[14]图像融合算法,利用图像的多波段信息进行融合,图 2 为本文提出方法的具体流程图。

2 风机叶片红外图像拼接方法

2.1 叶片红外图像预处理

无人机沿叶片方向匀速飞行并进行连续拍摄,获取的局部叶片红外图像必然夹杂大量冗余的背景信息,这对于获取风机叶片边缘轮廓将造成干扰。

传统阈值分割算法在获取叶片轮廓时具有局限性,对于不同场景下需要开发不同算法获取当前的边界,算法效率高但是泛化能力差,针对复杂背景分割效果难以达到要求。图 3 展示了几种传统算法对于风机叶片红外图像的分割效果。通过观察灰度直方图手动设置固定阈值分割的方法将部分叶尖区域判定为了背景,并且背景部分并没有完全分割出去,该方法泛化能力差,对于不同图像难以求出通用阈值;采用 Otsu^[15]自适应阈值算法

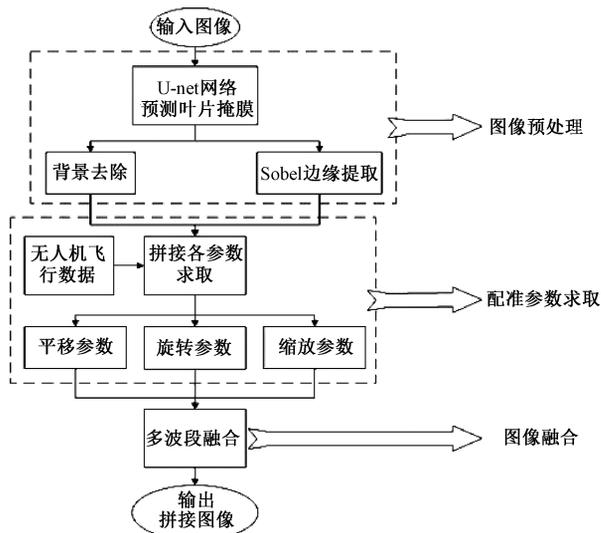


图 2 叶片红外图像拼接流程

Fig. 2 Flow chart of blade infrared image stitching

后叶片分割效果有所改善,但是背景区域仍有大量噪声无法分割出去;而局部自适应阈值^[16]分割方法保留了大量背景的局部信息,无法做到叶片前景与背景分割。

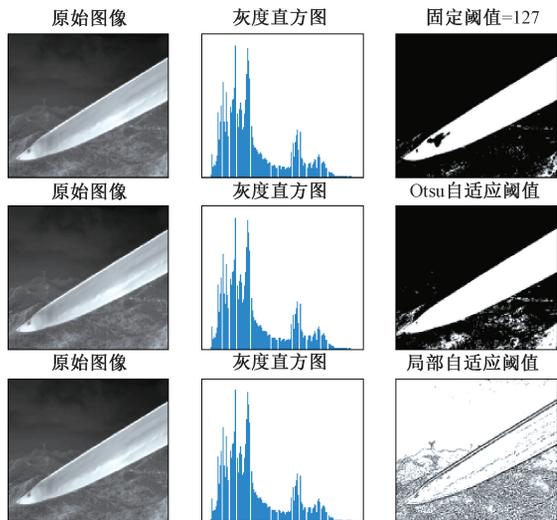


图 3 传统阈值分割算法应用于叶片红外图像

Fig. 3 Application of traditional threshold segmentation algorithm to blade infrared image

U-net 是应用于语义分割较为广泛的架构,相比较传统阈值分割,通过对无人机采集的单类风力发电机叶片红外图像构建训练集,训练后网络可以适应更多困难的场景。图 4 展示了训练中损失函数的变化,训练结果如表 1 所示。

图 5 中利用 U-net 预测结果去除叶片红外图像中的背景,并用 Sobel^[17]算子提取叶片的边缘信息。

表 1 U-net 训练参数

Table 1 U-net training parameters

类别	图像尺寸	迭代轮次	均交并比/%	均像素准确率/%
back-ground	512×512	50	98.05	98.78
blade			90.68	96.27
total			94.37	97.52

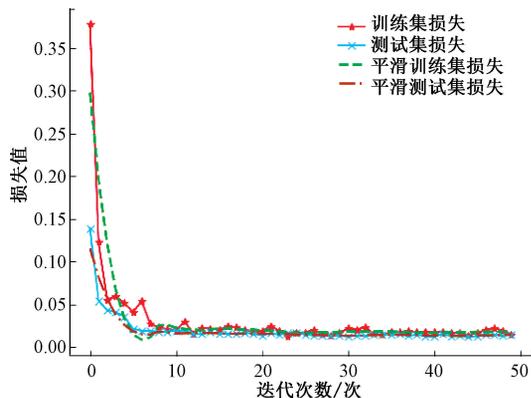


图 4 U-net 训练中损失函数变化

Fig. 4 Change of loss function in U-net training

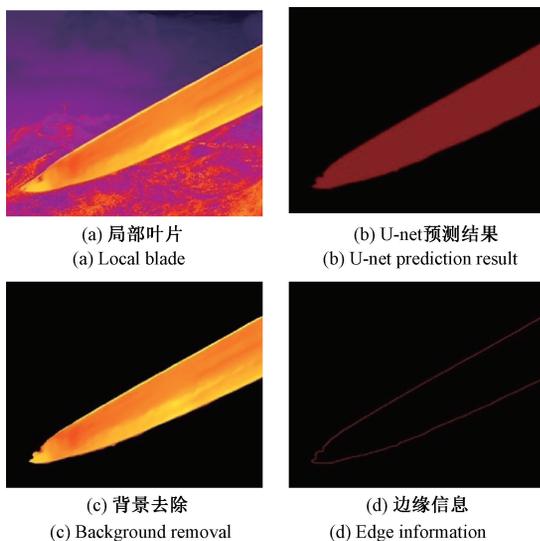


图 5 基于 U-net 的图像预处理

Fig. 5 Image preprocessing based on U-net

2.2 拼接参数求解

无人机扫描式采集过程中,由于叶片摆放位置并非完全水平或竖直状态并且风速的影响无法忽视,故无人机速度方向主要分为沿着叶片的横向水平 x 、纵向竖直 y 以及红外镜头与测量叶片之间的垂直距离 z (物距) 3 个方向。求解平移参数等同于求解无人机在横向水平 x 、纵向竖直 y 两个方向上的位移,通过引入旋转参数修正

镜头旋转引起的视场变化,引入缩放参数修正垂直距离 z 方向上的叶片尺寸变换。

1) 平移参数

假设模板图像 P_1 与待拼接图像 P_2 之间的时间间隔为 T ,通过无人机飞行数据文件获取模板图像 P_1 对应的实际速度 V ,可以求出在时间 T 内无人机位移的真实距离 $D = V \times T$ 。

在数字图像中衡量长度的单位是像素量,需要将无人机位移的真实距离 D 转换为模板图像 P_1 与待拼接图像 P_2 之间新增像素量大小。

已知红外镜头参数中 DFOV (对角线视场角) 为 α ,红外镜头与叶片之间的距离为 d ,红外摄像头的分辨率为 $M \times N$,则图像对角线的像素大小为 $P = \sqrt{M^2 + N^2}$ 。

设图像对角线在距离为 d 下的实际长度为:

$$L = 2d \times \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right) \quad (1)$$

令像素格与实际长度的对应关系为: $\delta = L/P$ (m/pixel),代表1个pixel的实际长度为 δ m。因此,模板图像 P_1 与待拼接图像 P_2 之间新增像素量 Q 为:

$$Q = \frac{D}{\delta} = \frac{V \cdot T}{L/P} = \frac{V \cdot T \cdot \sqrt{M^2 + N^2}}{2d \cdot \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \quad (2)$$

此时新增的像素量 Q 为沿着叶片横向水平 x 方向上的增量,在此基础上需要通过对齐边界线来修正纵向垂直 y 方向上的位移,其关键在于模板图像 P_1 与待拼接图像 P_2 叶片的边界点之间的匹配。

根据叶片边缘特征线裁剪出待拼接图像 P_2 上的拼接有效区域 R , R 中第1列像素值可以用列表表示为 $I = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_{n-1}]$ 。

对模板图像 P_1 的有效区域内最后一列的像素值中接近叶片上边界的部分建立长度为10的列表 $I_1 = [v_0, v_1, v_2, \dots, v_9]$ 。

根据去除背景之后的叶片图像性质可知,叶片上边界处像素发生激变,灰度值由0迅速上升至较大值。利用 I_1 在 I 上进行遍历,并逐个计算列表之间的欧氏距离,最终可以获得 $n-9$ 个距离值 $o = [o_0, o_1, o_2, \dots, o_{n-10}]$ 。

索引距离值列表中的最小值代表 I 中与 I_1 相似度最高的列表切片的坐标,可从 I 中获得与 I_1 相匹配的上边界列表为 $I_2 = [v'_0, v'_1, v'_2, \dots, v'_9]$ 。

将 P_1 与 P_2 进行上边界对齐拼接时,只需要在全局坐标中使 v_0 坐标与 v'_0 坐标对齐即可。

2) 旋转参数

在无人机采集过程中,由于操作不当或者外界环境的影响可能会使视角旋转从而导致前后两张叶片图像朝向角度差异过大,最后拼接后的风机图像脱离实际甚至严重弯曲。在对去除背景的叶片图像进行拼接之前,应

先对图像进行旋转预处理,将所有待拼接的叶片图像中的叶片朝向统一为水平方向。旋转预处理时,根据叶片边缘特征线提取出叶片的上下边界线,对其进行求和取平均获得叶片中线坐标点集合,再通过多项式拟合求得叶片中线的函数表达式,据此计算出叶片的旋转角度。叶片经中线拟合后旋转的示意图如图6所示。

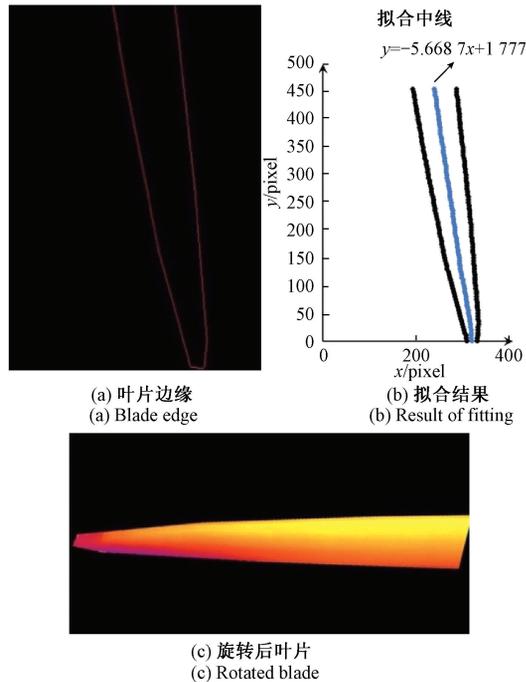


图6 叶片中线拟合及旋转

Fig. 6 Blade centerline fitting and rotation

3) 缩放参数

叶片形状弯曲将导致镜头与目标的距离不断改变,使得图像中局部叶片的大小不断变化。由于视场的变化,对齐上边界后 P_1 与 P_2 下边界仍会产生锯齿形,需要引入缩放系数来修正。实际上红外相机横纵像素长度并不一致,此时仅需引入图像的纵向缩放参数。根据上述方法,同理可得 P_1 与 P_2 下边界的对应坐标为 v_{00} 与 v'_{00} ,则 P_2 的缩放系数为:

$$S = \frac{h}{h'} = \frac{v_{00} - v_0}{v'_{00} - v'_0} \quad (3)$$

通过缩放系数修正待拼接图像 P_2 ,在上边界对齐的基础上缩放 P_2 使得两图上下边界均对齐。

2.3 多波段融合

图像金字塔是图像多波段、多尺度、多分辨率的一种表达方式,是一种解释图像的结构。假设金字塔最底层尺寸为 $2^j \times 2^j$,也可以用 \log 表示为 $N \times N (j = \log_2 N)$,则金字塔中任意层 j 的尺寸大小为 $2^j \times 2^j, j \in [0, J]$ 。

多波段融合将一张图像视为若干张不同频率图像的叠加,算法的核心在于构建拉普拉斯金字塔^[18],利用金

字塔中每一层都包含图像不同波段的特性,将图像不同波段分别进行融合。首先应对图像构建高斯金字塔,通过对下层图像进行高斯模糊然后删除模糊后图像的偶数行和列就获得了一层高斯金字塔,不断重复这个步骤最终构建出高斯金字塔。

拉普拉斯金字塔则反应高斯金字塔丢失的信息,其每一层信息由同层高斯金字塔与上层高斯金字塔上采样后的结果相减求得,拉普拉斯金字塔与高斯金字塔的数学计算关系式如下:

$$L_i = G_i - UP(G_{i+1}) \quad (4)$$

式中: G_i 表示第 i 层高斯金字塔图像,而 UP 操作是将原图像中位置为 (x, y) 的像素映射至目标图像中 $(2x + 1, 2y + 1)$ 位置,即图像的上采样。

拉普拉斯金字塔构建过程如图 7 所示,通过对拼接的两张风机叶片红外图像构建拉普拉斯金字塔,将原图像通过拉普拉斯金字塔分解到不同空间频带,对于不同频率段的图像进行不同规则的融合以达到不同波段图像上的特征与细节融合在一起,最终拼接的两图之间过渡平滑。

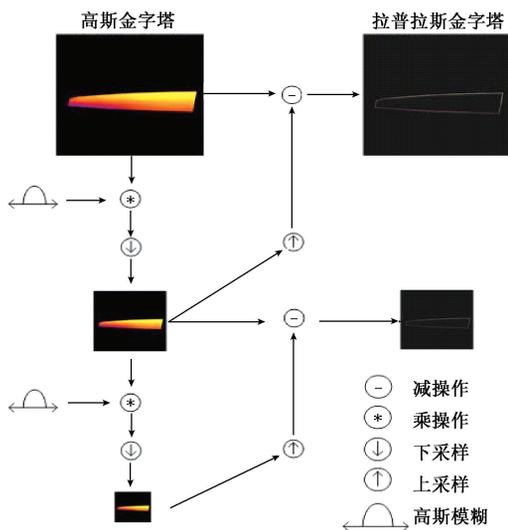


图 7 拉普拉斯金字塔构建示意图

Fig. 7 Construction diagram of Laplace pyramid

3 实验结果与分析

为验证本文提出的风机叶片红外图像拼接方法及多波段融合算法的有效性,第 1 组实验将基于 SIFT、SURF、ORB 三种不同特征点检测算法下风机叶片叶尖区域、叶中区域、叶根区域红外图像的拼接结果与本文提出的拼接方法进行对比分析,并在大量红外图像数据场景下使用本文提出的拼接方法,分析方法的稳定性;第 2 组实验,从风机叶片上不同区域分别选取两张红外图像进行多波段融合,将直接拼接结果与拼接融合结果进行对比

分析。本文的实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-6200U、4G RAM、Python3.7。

将本文方法分别与基于 SIFT、SURF、ORB 特征点检测算法的拼接方法进行比较。分别选取风机叶片叶根、叶中、叶尖 3 个区域的红外图像进行实验;对于传统拼接算法,使用 3 种不同的特征点检测方式,通过暴力匹配与 RANSAC 算法筛选出有效匹配点对,最后通过不断选取 4 对匹配点迭代求出最优的单应性矩阵求出拼接图像的映射关系;对于本文提出的拼接方法,结合无人机拍摄时的物距、速度与镜头对角线视场角参数求解出平移参数,再引入旋转参数修正无人机姿态变化或镜头旋转引起的图像变形,最后求解两图间的缩放参数,在 3 个参数的约束下完成拼接。部分实验结果如图 8~10 所示,图 8(a)~(c)、图 9(a)~(c)、图 10(a)~(c)展示了基于传统特征点检测算法对于叶片红外图像 3 个区域的拼接结果,图 8(d)、图 9(d)、图 10(d)展示了本文拼接方法下相同区域的拼接结果。

3.1 图像拼接算法结果及对比分析

根据实验结果显示,由于传统算法依赖于图像上的角点或者边界来获取特征点,但风机叶片红外图像具有弱纹理特性,获取的有效特征点远小于可见光图像,并且大量集中在叶片边界区域。捕获的特征点中,部分来源于分割背景产生的锯齿,小部分真正来源于叶片表面的纹理特征,这导致特征点在匹配时产生大量误匹配,最后得到的单应性矩阵误差偏大。通过对照不同时刻,不同环境下采集的叶片数据后不难发现:被阳光直射的叶片表面发热严重,纹理信息进一步被掩盖,传统算法受影响较大,尤其是 ORB 算法。而本文提出的拼接方法,能有效拼接叶片红外图像任意区域,拼接效果显示其无明显锯齿、无明显拼缝。为了客观地比较几种方法对于叶片红外图像的拼接效果,本文引入拼接处 x 梯度方向上的均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价拼接效果的指标,其数学定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{y=1}^N \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \right)^2}{N}} = \sqrt{\frac{\sum_{y=1}^N [f(x+1, y) - f(x, y)]^2}{N}} \quad (5)$$

式中: $f(x, y)$ 表示模板图像(左)上拼接处的灰度值; $f(x+1, y)$ 表示拼接图像(右)上拼接处的灰度值, N 表示图像高度。当 $RMSE$ 的值越小,说明拼接处 x 梯度方向上的差异越小,拼接后图像越接近真实情况。表 2 展示了不同算法下 3 根叶片拼接处 $RMSE$ 的平均值。

在计算拼接处 $RMSE$ 时,如果 x 梯度方向上的像素不具有对齐性,即拼接后叶片边缘未对齐将会导致该像

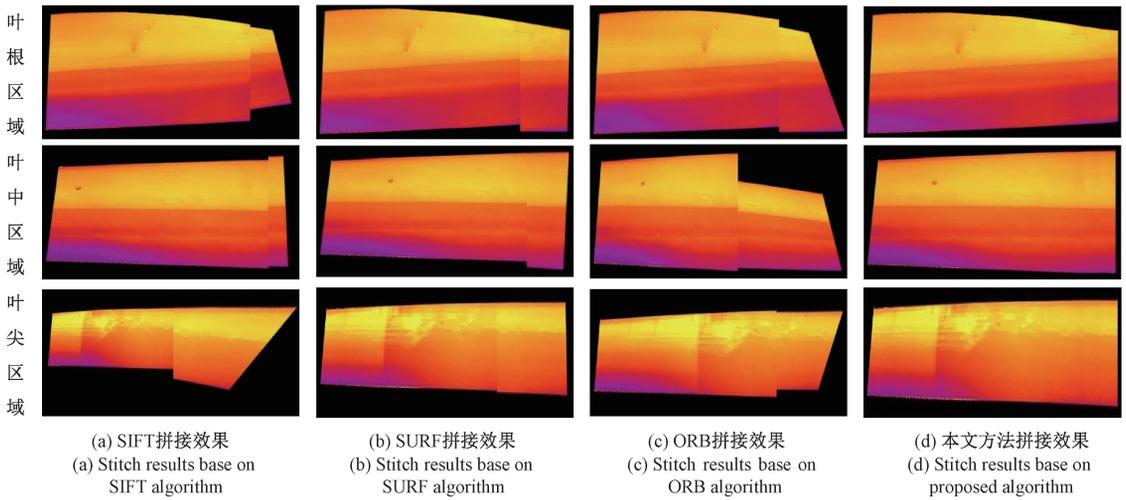


图8 上午背阴叶片图像拼接效果对比

Fig. 8 Comparison of image stitch results when the blade is in the shade

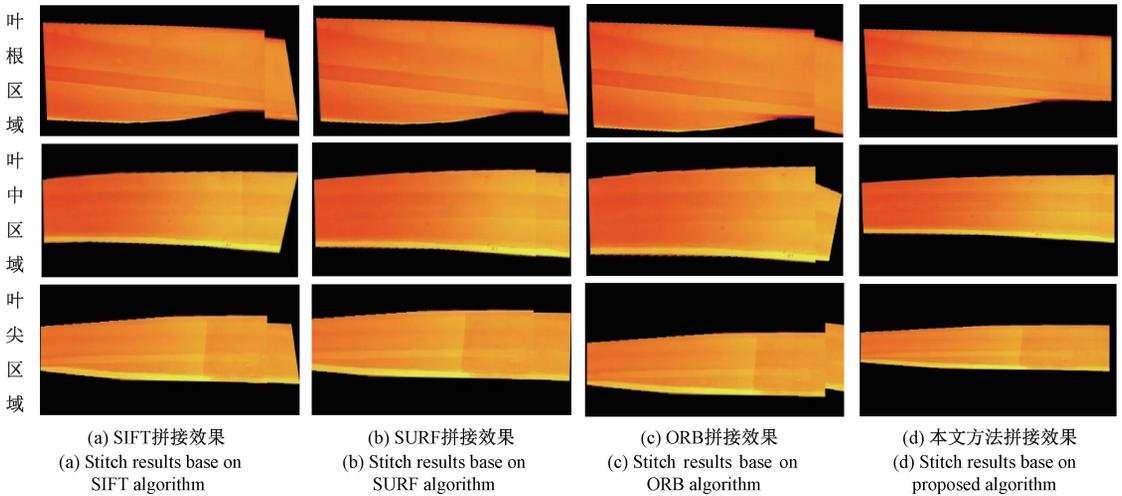


图9 上午朝阳叶片图像拼接效果对比

Fig. 9 Comparison of image stitch results when the blade is in the sun

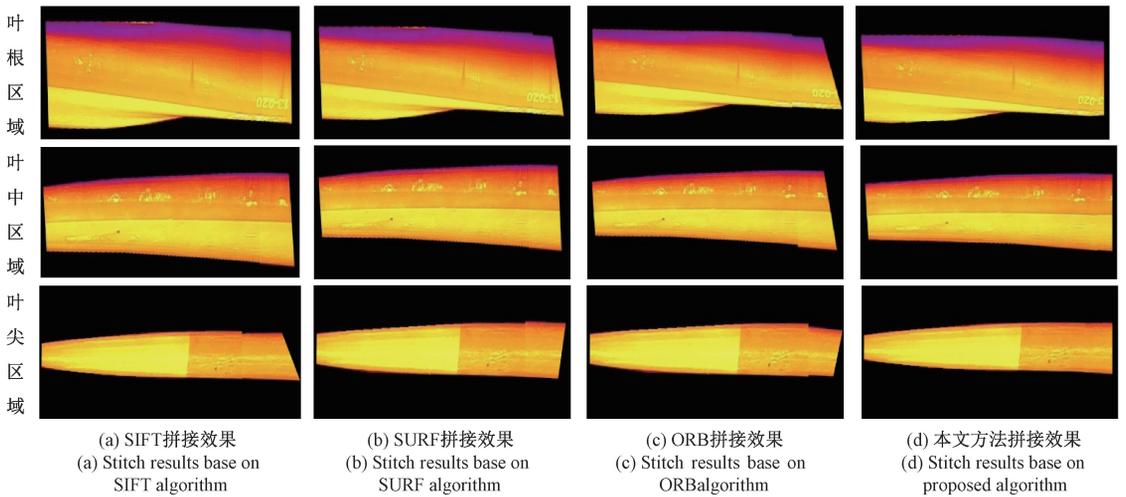


图10 下午背阴叶片图像拼接效果对比

Fig. 10 Comparison of image stitch results when the blade is in the shade

表 2 图像拼接质量评价对比结果

Table 2 Quality evaluation comparison results of image stitching

评价指标	叶片区域	SIFT	SURF	ORB	本文方法
RMSE	叶根区域	30.151 2	16.623 2	37.139 9	5.216 5
	叶中区域	16.314 6	18.305 3	59.981 2	3.498 8
	叶尖区域	40.894 7	18.385 0	45.150 4	4.599 4

素点处梯度偏大。由表 2 数据可以看出,本文采用的多参数求解拼接方法的 *RMSE* 均低于特征点检测的传统算法。这是因为风机叶片红外图像特征不明显、不稳定,由特征点匹配对求解单应性矩阵的拼接方法在拼接处存在映射错误,在图像上反应为拼接处过渡不平滑,变换后拼接图像与模板图像中叶片上下边缘无法对齐。而本文采用的多参数求解拼接方法,在 3 个参数的约束下,拼接处上下边缘对齐良好并且过渡平缓,取得了更好的拼接效果。

为了进一步说明本文方法的有效性,选取 3 根风机叶片的红外图像共 413 张,将其分为 410 组使用 4 种不同的方法对其进行拼接,比较 4 种算法拼接的成功率。为了定量地评判图像的拼接结果,将图像拼接结果分为 A、B、C 三个等级,若拼接结果为 B 级及以上则视为拼接效果达标,拼接成功。其中 A 表示拼接处 x 梯度方向上的 $RMSE \leq 10$; B 表示 $10 < RMSE \leq 30$; C 表示 $RMSE > 30$ 或无法拼接。拼接实验结果如表 3 所示。

表 3 不同方法下拼接成功率的比较

Table 3 Comparison of stitching success rate under different methods

拼接方法	A 级数量 /张	B 级数量/张	C 级数量 /张	拼接成功率/%
SIFT	60	9	341	16.83
SURF	102	51	257	37.32
ORB	2	15	393	4.15
本文方法	390	11	9	97.8

由表 3 中的数据可知,对于风机叶片红外图像,基于特征点检测的拼接方法成功率极低,并且拼接后的图像质量差,部分图像由于特征点匹配对数量小于 4 对导致无法拼接。而本文提出的多参数约束的拼接方法成功率远大于其他 3 种方法,拼接时由于速度信息不够精确对于拼接图像的质量有所影响。

为了测试本文提出方法在大量红外图像数据背景下拼接的稳定性,将 3 根风机叶片分别使用本文方法进行拼接。实验结果如图 11~13 所示。

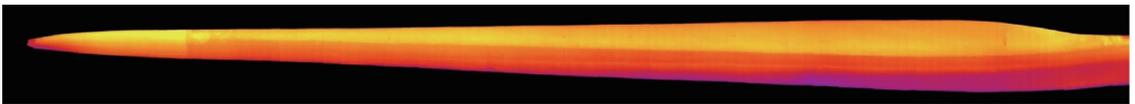


图 11 上午背阴叶片整根拼接结果

Fig. 11 Stitching result of the whole blade when the blade is in the shade



图 12 上午朝阳叶片整根拼接结果

Fig. 12 Stitching result of the whole blade when the blade is in the sun

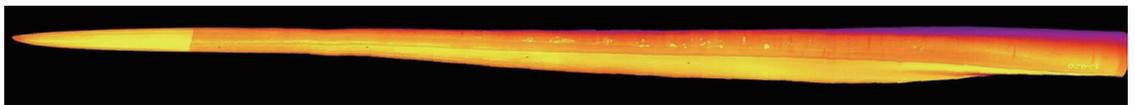


图 13 下午背阴叶片整根拼接结果

Fig. 13 Stitching result of the whole blade when the blade is in the shade

以上结果显示,本方法不依赖于红外图像表面特征,对于总长 51.5 m 的风机叶片进行拼接时性能稳定。表明本方法在大量红外图像数据输入的背景下,依旧具有出色的拼接效果。

3.2 多波段融合结果及分析

通常图像拼接流程包括了图像预处理、图像配准及图像融合,在本方法中提出使用多波段融合的方法对参

数约束拼接后的图像进行融合,使图像拼接效果更平滑,更能还原图像的真实形貌。本次实验从叶根、叶中、叶尖区域选取 3 组拼接图像进行多波段融合,具体过程如下:

- 1) 从拼接处左右两侧截取同样尺寸的两个区域作为待融合的图像 A 与图像 B;
- 2) 构建拉普拉斯金字塔后得到 L_A 与 L_B , 此时图像被分解到不同空间频带;
- 3) 为了使融合效果达到光滑但没有鬼影,对细节较少的低频图像使用更宽的加权信号,而在细节较多的高频图像上应使用较窄的加权信号,因此需要选择掩膜并构造掩膜高斯金字塔 G_M 。拉普拉斯金字塔融合表达式

如下:

$$L_S = G_M \cdot L_A + (1 - G_M) \cdot L_B \quad (6)$$

式中: L_S 为 L_A 与 L_B 相同频带逐一融合后得到的金字塔;

- 4) 不断将上层图像展开后添加在下层,直到底层相加,最终结果即为融合后图像。 L_S 不同频带间融合表达式如下:

$$L_{S_l} = \text{EXPAND}(L_{S_{l-1}}) + L_S \quad (7)$$

式中: L_{S_l} 表示不同层的融合图像。

为了更直观地展示图像融合效果,计算融合前后图像各像素点 x 方向上的梯度,使用三维坐标图将其展示,效果如图 14 所示。

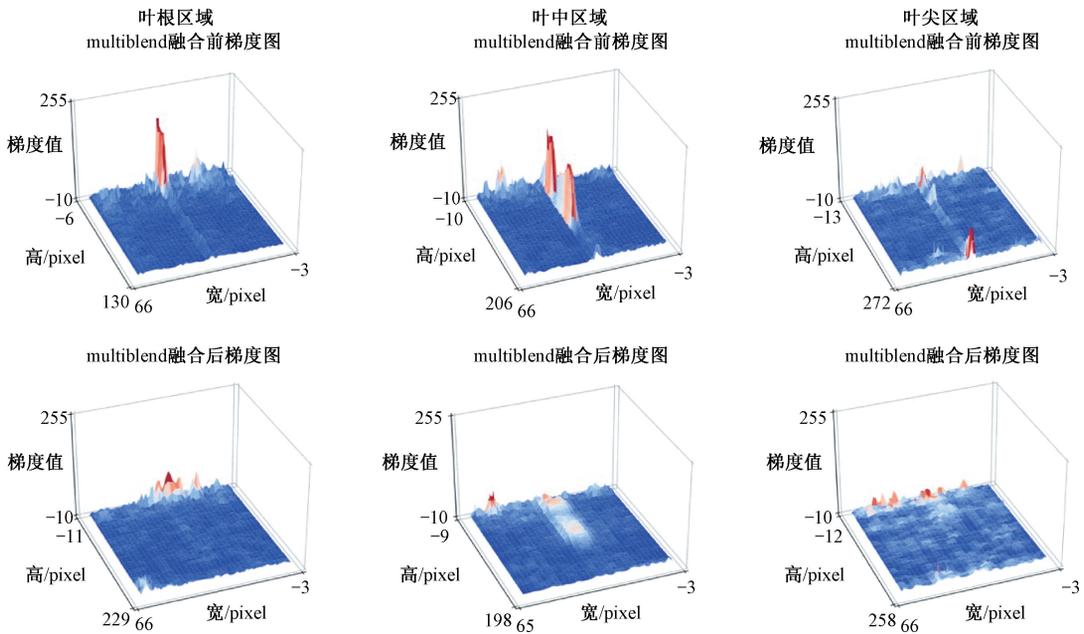


图 14 multiband blend 融合前后梯度图

Fig. 14 Gradient diagram before and after multiband blend fusion

如图 10 所示,由于视场或者光照等因素的影响,在拼接完成后拼接处像素值过渡不平滑,表现为拼接处 x 方向上的梯度值较大。使用多波段融合的方法有效地将拼接图像不同波段上的特征进行融合,最大限度地改善了拼缝的问题,使拼接过渡更加平滑。为了定量地分析多波段融合方法对于红外图像拼接平滑过渡的效果,分别计算 3 个区域融合前后拼接处 x 方向上梯度的均方根误差 $RMSE$,结果如表 4 所示。

表 4 图像融合质量评价结果

Table 4 Quality evaluation results of image fusion

评价指标	叶片区域	融合前误差	融合后误差
RMSE	叶根区域	15.677 7	1.803 1
	叶中区域	14.276 3	2.107 6
	叶尖区域	5.193 6	1.254 9

由表 4 可知,多波段融合后叶片图像拼接处 x 方向上梯度的均方根误差远小于融合前,说明融合后拼接处

像素值差异性更小。故多波段融合的方法可以有效利用在风机叶片红外图像拼接上,最大限度地保留了图像原始特征并使得拼接过渡更加平滑。

4 结 论

针对风力发电机叶片红外图像纹理较弱、角点等特征较少,使用传统拼接方法成功率较低的难题,本文通过计算无人机拍摄风机叶片红外图像间的平移参数、旋转参数与缩放参数,并利用 3 个参数间的约束进行风机叶片红外图像拼接的研究,主要结论如下:

- 1) 由于风机叶片红外图像具有弱纹理特性,使用 SIFT、SURF、ORB 等传统图像拼接方法取得效果较差,成功率较低。用本文提出的多参数约束拼接方法与传统方法对叶片相同区域进行拼接实验,结果表明,本方法拼接

处 x 方向上梯度的均方根误差均小于传统拼接方法,进一步说明本方法下叶片的边缘信息与内部纹理具有较高的匹配度。

2) 本文对 410 组风机叶片红外图像进行拼接实验,结果显示本文拼接方法成功率达 97.8%。使用本方法对 3 根风机叶片红外图像进行拼接,成功获取风机叶片红外全景图,表明本方法在大量红外图像数据输入的场景下具有良好的稳定性。

3) 在图像融合环节应用多波段融合的方法对拼接处进行处理,实验结果表明多波段融合后图像拼接处 x 方向梯度的均方根误差显著降低,图像拼接处过渡更加平滑。

参考文献

- [1] 蔺荣耀. 基于无人机获取图像技术的风电机组叶片智能巡检方法研究[D]. 长春:长春大学,2021.
LIN R Y. Research on intelligent inspection method of wind turbine blade based on UAV image acquisition technology[D]. Changchun:Changchun University,2021.
- [2] 康磊,莫浩,孟琪,等. 山地风电场风力发电机组叶片无人机智能巡检[J]. 云南水力发电,2020,36(3):180-183.
KANG L,MO H,MENG Q,et al. Intelligent inspection of wind turbine blade UAV in mountain wind farm[J]. Yunnan Water Power,2020,36(3):180-183.
- [3] 杨晓,黎琼炜,殷春,等. 应用于压力容器红外无损检测的 SIFT 图像拼接方法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(12):31-40.
YANG X,LI Q W,YIN CH,et al. SIFT image stitching method applied to infrared nondestructive testing of pressure vessels[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2019,33(12):31-40.
- [4] GALLEGUILLOS C,ZORRILLA A,JIMENEZ A,et al. Thermographic non-destructive inspection of wind turbine blades using unmanned aerial systems[J]. Plastics, Rubber and Composites,2015,44(3):98-103.
- [5] 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. Image mosaic algorithm of aerial investigation based on SIFT[J]. Electronic Measurement Technology,2020,43(19):112-116.
- [6] 黄康,王明泉,张俊生,等. 基于 SURF 算法的射线底片拼接技术研究[J]. 国外电子测量技术,2021,40(2):93-97.
HUANG K,WANG M Q,ZHANG J SH,et al. Research on image stitching of radiographic technology film based on SURF stitching algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology,2021,40(2):93-97.
- [7] LEUTENEGGER S,CHLI M,SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]. Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2548-2555.
- [8] RUBLEE E,RABAUD V,KONOLIGE K,et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [9] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE features[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 214-227.
- [10] 马宝琰,汤磊,赵磊,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.
- [11] 张昕尧. 基于地面拍摄图像的风机叶片表面损伤精准检测技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2021.
ZHANG X Y. Research on accurate detection technology of wind turbine blade surface damage based on image captured on the ground[D]. Harbin:Harbin University of Science and Technology,2021.
- [12] LI W,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, Chengdu, China: IEEE, 2020: 174-178.
- [13] 汪伟,许德海,任明艺,等. 一种改进的红外图像自适应增强方法[J]. 红外与激光工程,2021,50(11):419-427.
WANG W,XU D H,REN M Y,et al. An improved infrared image adaptive enhancement method[J]. Infrared and Laser Engineering,2021,50(11):419-427.
- [14] ZHU C, DING W, ZHOU H, et al. Real-time image mosaic based on optimal seam and multiband blend[C]. Proceedings of the 2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, Chongqing, China: IEEE, 2019: 722-725.
- [15] 吴京城,洪欢欢,施露露,等. 反背景差分结合 Otsu 的细胞图像分割方法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(4):82-89.
WU J CH,HONG H H,SHI L L,et al. Cell image segmentation method combined with anti-background

subtraction and Otsu [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4) : 82-89.

- [16] 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.

- [17] 刘源,夏春蕾. 一种基于 Sobel 算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3) : 138-143.

LIU Y, XIA CH L. An image edge detection algorithm for strip steel surface defects based on Sobel operator [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44 (3) : 138-143.

- [18] 范新南,鹿亮,史朋飞,等. 结合 MSRCR 与多尺度融合的水下图像增强算法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2) : 6-10.

FAN X N, LU L, SHI P F, et al. Underwater image enhancement algorithm combining MSRCR and multi-scale fusion [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(2) : 6-10.

作者简介



何贇泽, 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, 现为湖南大学电气与信息工程学院教授, 主要研究方向为新能源设备健康监测、红外机器视觉与人工智能、智能传

感与无损检测。

E-mail: yhe@vip.163.com

He Yunze received his B. Sc. degree in 2006 from Xi'an Jiaotong University, received his M. Sc. degree in 2008 from National University of Defense Technology, received his Ph. D. degree in 2012 from National University of Defense Technology. Now he is a professor of the College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interests include new energy equipment health monitoring, infrared machine vision and artificial intelligence, intelligent sensing and nondestructive testing.



张帆, 2020 年于石河子大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为红外机器视觉、图像处理。

E-mail: fanzhang_edu@163.com

Zhang Fan received his B. Sc. degree from Hunan University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Hunan University. His main research interests include infrared machine vision and image process.



刘昊(通信作者), 2008 年于青海大学获得学士学位, 2011 年于清华大学获得硕士学位, 现为中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司高级工程师, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉。

E-mail: 330633026@qq.com

Liu Hao (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2008 from Qinghai University, received his M. Sc. degree in 2011 from Tsinghua University. Now he is a senior engineer of Power China Zhongnan Engineering Corporation Limited. His main research interests include artificial intelligence and computer vision.