

基于 AKAZE 和 PROSAC 的风机叶片 裂纹图像拼接方法

崔晨阳 方宇 高玮玮 王明红 杨皓

(上海工程技术大学机械与汽车工程学院 上海 201620)

摘要: 为获得完整且高分辨率的风机叶片裂纹图像,利用图像拼接技术将多张高分辨率图像拼接成一副完整的图像。针对风机叶片裂纹图像特征检测困难、匹配率低和拼接质量差的问题,提出一种基于 AKAZE 算法和 PROSAC 算法的图像拼接方法。首先,该方法利用 AKAZE 算法检测图像特征点,并生成二进制的特征点描述符;然后,将汉明距离作为相似度测量对特征点进行暴力匹配,在此基础上采用 PROSAC 算法优化特征匹配结果,并计算图像变换矩阵;最后,使用渐入渐出融合算法消除拼接痕迹,获得完整的叶片裂纹图像。试验结果表明,本文方法能够检测出数量丰富的特征点,匹配正确率在 95% 以上,拼接精度约为 0.7 个像素,并且拼接速度较 SIFT 方法提升了 17%。AKAZE+PROSAC 方法可以更好地满足高分辨率风机叶片裂纹图像拼接的需求。

关键词: AKAZE 特征点检测;PROSAC 算法;图像拼接;风机叶片裂纹

中图分类号: TP391;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Wind turbine blade crack image stitching method based on AKAZE and PROSAC

Cui Chenyang Fang Yu Gao Weiwei Wang Minghong Yang Hao

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: In order to obtain a complete and high-resolution image of wind turbine blade cracks, image stitching technology is used to stitch multiple high-resolution images into a complete image. Aiming at the problems of difficulty in features detection, low matching rate, and poor stitching quality in wind turbine blade crack images, an image stitching method based on AKAZE algorithm and PROSAC algorithm is proposed. The AKAZE algorithm is used to detect image feature points and generate binary feature point descriptors. Use Hamming distance as a similarity measure to perform brute force matching on feature points. The PROSAC algorithm is used to optimize the feature matching results and calculate the image transformation matrix. The fade-in and fade-out fusion algorithm is used to eliminate splicing traces and obtain a complete blade crack image. The test results show that the method in this paper can detect a rich number of feature points, the matching correct rate is above 95%, the splicing accuracy is about 0.7 pixels, and the splicing speed is improved by 17% compared with the SIFT method. The AKAZE+PROSAC method can better meet the needs of high-resolution wind turbine blade crack images stitching.

Keywords: AKAZE feature point detection;PROSAC algorithm;image stitching;wind turbine blade crack

0 引言

风能作为一种清洁、安全、可再生的绿色能源,日益受到各国的重视^[1]。风力发电机组是当前捕获风能的重要手段之一。风电叶片作为风力发电机组的重要组件,长期暴露复杂的环境中,叶片表面极易发生缺陷损伤^[2-3]。目前,在役风机叶片检测主要依靠停机吊篮的人工检测,人工

检测存在成本高、风险大等问题。本研究团队研发了风机叶片修复机器人,利用机器人攀爬到风机叶片上,通过机器人上搭载的相机对叶片进行局部检测,这对风机叶片状态评估具有重要意义。裂纹是风机叶片表面常见的一种损伤形式,一般呈现为细长条状。由于相机视野受限,机器人近距离拍摄的单张图像无法覆盖整条裂纹,这将影响裂纹的检测与评估,进而给机器人的修复作业带来不便。因此,为

了获得完整且清晰的裂纹图像,利用图像拼接技术将采集的多幅局部裂纹图像合成一副全景裂纹图像,对于叶片裂纹检测和机器人修复工作具有重要意义。

图像拼接是一种将采集的多张具有重叠区域的图像合成一副全景图像的图像处理技术^[4-5]。基于特征点的图像拼接方法计算速度快、鲁棒性好,该方法分为图像配准和图像融合两个步骤,其中图像配准是图像拼接的关键。图像配准通过检测图像特征点,之后根据特征点的相似度关系进行特征点匹配,最后利用正确的匹配点估算单应性矩阵进行图像对齐和拼接。目前常用的特征点检测算法有尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)、加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)、定向 FAST 和旋转 BRIEF(oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)等。针对裂纹图像拼接, Wang 等^[6]使用 SIFT 算法检测图像特征点,利用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法进行特征匹配,实现混凝土裂纹图像拼接。Jang 等^[7]使用 SURF 算法检测图像特征点,利用 RANSAC 算法匹配特征点,实现桥梁裂纹图像拼接。Wang^[8]使用 ORB 算法检测图像特征点,利用 K 近邻(K-nearest neighbor, KNN)和 RANSAC 算法进行特征匹配,实现混凝土裂纹图像拼接。然而,不同于桥梁、混凝土等裂纹图像,风机叶片图像形貌单一,表面缺乏特征,图像拼接较为困难^[9]。

针对风机叶片图像拼接问题,胡世创等^[10]利用 Harris-SUSAN 算法检测图像特征点,然后 RANSAC 算法对特征匹配,最后通过图像融合实现风机叶片裂纹图像拼接。Li 等^[11]利用 Harris 算法检测叶片图像特征点,利用 RANSAC 算法对特征点匹配,根据特征点匹配关系计算图像变换矩阵并进行拼接。周登科等^[12]针对无人机拍摄的红外图像,使用 Harris 算法检测提取图像特征点,利用暴力匹配和 RANSAC 算法匹配特征点,实现红外风机叶片图像拼接。然而,上述方法依然存在特征点检测困难的问题。马宝琰等^[13]针对风机叶片特征检测困难的问题,提出利用叶片边缘直线特征进行拼接。YU 等^[14]利用无人机飞行信息对分割后的叶片进行配准和拼接。YANG 等^[15]利用无人机飞行信息对风机叶片粗对齐,利用叶片边缘特征精对齐,从而实现风机叶片的图像拼接。虽然上述基于无人机飞行信息的风机叶片图像拼接方法不需要进行特征点检测,但该方法需要准确地控制无人机的飞行,之后再利用飞行信息进行拼接,该过程较为复杂,且不能用于实时的图像拼接。

不同于无人机视野下的风机叶片图像拼接,本文使用机器人获得多幅近距离的风机叶片裂纹图像,利用基于特征点的图像拼接方法获得完整的裂纹图像。然而,现有的图像拼接方法存在检测特征点困难、匹配正确率低和拼接精度差等不足,难以满足风机叶片裂纹图像的高质量拼接需求。针对以上问题,本文提出一种适用于风机叶片修复

机器人平台的图像拼接方法,在风机发电机组停机的状态下,利用机器人攀爬到风机叶片裂纹附近,通过机器人上搭载的相机近距离采集局部裂纹图像,利用本文的图像拼接方法对裂纹图像拼接。本文的图像拼接方法利用加速的 KAZE(accelerated-KAZE, AKAZE)算法检测图像特征点,解决特征点检测困难问题;然后使用暴力匹配进行特征粗匹配,使用渐进采样一致性(progressive sampling consensus, PROSAC)算法进行特征精匹配,提高特征匹配正确率和拼接质量;最后采用渐入渐出融合方法得到完整的风机叶片裂纹图像。

1 风机叶片修复机器人

风力发电机组停机状态下,通过吊装的方式将风机叶片修复机器人提升至叶片表面,机器人在叶片表面进行损伤检修工作。机器人采集和拼接风机叶片裂纹图像的过程如图 1 所示。该过程为:机器人吸附在叶片表面后,通过安装在机械臂末端的相机对局部裂纹区域进行图像采集,然后利用图像拼接得到完整的风机叶片裂纹图像,并将完整的裂纹损伤信息反馈给机器人;最后机器人根据裂纹损伤信息执行相应的修复任务。因此,通过图像拼接将多张局部裂纹图像合成一幅完整的风机叶片裂纹图像,可以准确地评估风机叶片裂纹损伤,更好地指导机器人修复作业。

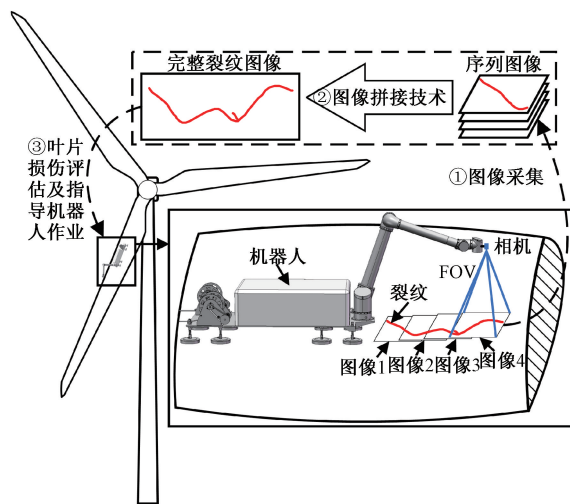


图 1 机器人图像采集和拼接示意图

2 图像拼接方法

基于 AKAZE 和 PROSAC 的图像拼接方法包括特征点检测与描述、特征点匹配、图像变换与融合,具体流程如图 2 所示。基于非线性尺度空间的 AKAZE 特征点检测算法能够较好地保留图像细节与边缘信息,拥有更好的特征点定位精度和稳定性^[16]。针对风机叶片裂纹图像的特点,首先采用 AKAZE 算法检测风机叶片裂纹图像的特征点,并生成二进制的特征点描述符。然后将汉明距离作为相似度测量对特征点进行暴力匹配,获得特征点的粗匹配点对。

接着使用 PROSAC 算法进一步优化粗匹配结果,获得高质量的匹配点对,并计算单应性矩阵。最后根据单应性矩阵对图像进行几何变换,使用渐入渐出融合方法进行图像融合,消除拼接痕迹,获得高分辨率全景图像。

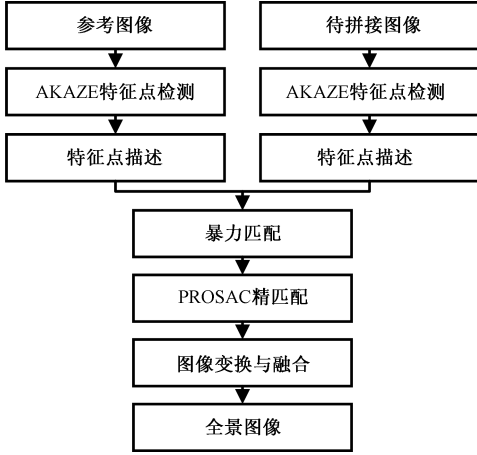


图2 图像拼接方法流程

2.1 特征点检测与描述

AKAZE 算法包括非线性尺度空间的构建、特征点检测和特征点描述 3 个步骤。AKAZE 算法采用非线性扩散滤波器来构造风机叶片裂纹图像的非线性尺度空间,非线性扩散滤波方程定义为:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla L) \quad (1)$$

式中: div 是散度; ∇L 表示风机叶片裂纹图像亮度 L 的梯度; $c(x, y, t)$ 为扩散传导函数,可以使扩散适应于图像局部结构;时间 t 表示为尺度参数,其值越大,图像的表现形式越简单。

1) 构建非线性尺度空间

AKAZE 非线性尺度空间分为 O 组、 S 层,各层均与原始的风机叶片裂纹图像的分辨率相同,尺度参数表示为:

$$\sigma_i(o, s) = \sigma_0 2^{o+s/S}, \quad (2)$$

式中: $o \in [0 \cdots O-1]$; $s \in [0 \cdots S-1]$; $i \in [0 \cdots N]$; σ_0 是尺度参数的初始值; $N = O \times S$, 是尺度空间包含的图像总数。

由于非线性扩散滤波作用在时间序列上,因此需要将像素为单位的尺度参数 σ_i 转化为时间单位 t_i :

$$t_i = \frac{1}{2} \sigma_i^2, i = \{0 \cdots N\} \quad (3)$$

利用快速显式扩散(fast explicit diffusion, FED)算法求解扩散方程式(1),获取非线性尺度空间。风机叶片裂纹图像的非线性尺度空间可以表示为:

$$L^{i+1} = (I + \tau A(L^i))L^i \quad (4)$$

式中: $i \in [0, N-1]$; I 是单位矩阵; $A(L^i)$ 为图像在维度 i 上的矩阵; τ 为时间步长;进化时间的差值为 $t_{i+1} - t_i$ 。

2) 特征点检测

在构建风机叶片裂纹图像的尺度空间后,进一步检测

图像的特征点。通过非极大值抑制法检测特征点,特征点检测原理如图 3 所示。将当前像素的 Hessian 矩阵值与 8 个邻域点和相邻层的 18 个邻域点的 Hessian 矩阵值进行比较,如果当前像素的矩阵值为最大值,则该像素为风机叶片裂纹图像的特征点。Hessian 矩阵的计算公式为:

$$L_{Hessian}^i = \sigma_{i,norm}^2 (L_{xx}^i L_{yy}^i - L_{xy}^i L_{xy}^i) \quad (5)$$

式中: $\sigma_{i,norm}^2$ 是归一化后的尺度参数; L_{xx} 、 L_{yy} 分别是风机叶片裂纹图像的水平 and 垂直二阶微分; L_{xy} 是二阶交叉微分。

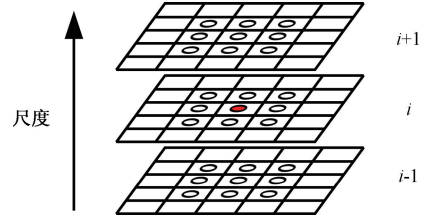


图3 特征点检测

3) 特征点描述

获得图像的特征点位置后,需要确定特征点的主方向。为获得旋转不变的特征点描述符,AKAZE 算法以特征点为中心,在以 $6\sigma_i$ 为半径的圆形范围内计算特征点邻域像素点的一阶微分 L_x 和 L_y ,并将高斯加权的微分值作为特征点的响应值。然后,使用 60° 的扇形滑动窗口围绕圆心旋转,遍历窗口内所有像素点的响应值,将响应值累加之和最大的方向作为特征点的主方向。

在获取特征点主方向后,使用修正的局部差分二进制(modified-local difference binary, M-LDB)描述符对特征点进行描述。M-LDB 描述符具有较好的旋转和缩放性能。M-LDB 以特征点为中心,选择合适的采样区域来构造描述符,将采样区域划分 $n \times n$ 个网格,并计算网格内所有像素均值。像素均值可以表示为:

$$I_{avg}(i) = \frac{1}{m_i} \sum_{k=1}^{m_i} I(k) \quad (6)$$

式中: $I(k)$ 是灰度图像像素值; m 为划分网格的全部像素个数; i 为采样区域网格数。

计算每个网格内像素在 x 和 y 方向上的梯度信息,并根据每个网格的像素均值和网格像素的梯度值进行编码,构造局部差分二进制(local difference binary, LDB)描述符:

$$\omega(\text{Func}(i), \text{Func}(j)) = \begin{cases} 1, & \text{Func}(i) - \text{Func}(j) > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\text{Func}(\bullet) = \{\text{Func}_{\text{intensity}}(i), \text{Func}_{dx}(i), \text{Func}_{dy}(i)\}$, $\text{Func}(\bullet)$ 为提取网格单元信息的函数, $\text{Func}_{\text{intensity}}(i)$ 是像素均值; $\text{Func}_{dx}(i)$ 和 $\text{Func}_{dy}(i)$ 是梯度值。M-LDB 描述符可以表示为:

$$f_N = \sum_{1 \leq i \leq N} 2^{i-1} \omega(\text{Func}(i), \text{Func}(i)) \quad (8)$$

2.2 特征匹配

在获得两幅图像上的特征点后,使用暴力匹配方法对特征点进行初匹配^[17]。暴力匹配依据特征点描述符之间的距离对匹配点进行筛选。AKAZE 算法采用 M-LDB 二进制描述符,为提高暴力匹配的速度,采用汉明距离对特征点进行相似性测量^[18]。假设 $\mathbf{a}$ 为参考图像上一个特征点描述符, $\mathbf{b}$ 为待拼接图像上的特征点描述符,则 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 之间的汉明距离 $D(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ 可以表示为:

$$D(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sum_{i=1}^n p_i \oplus q_i \quad (9)$$

式中: $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 为 M-LDB 特征点描述符; n 为描述符向量维度; p_i 和 q_i 为描述符 $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ 中的一位; $\oplus$ 表示与运算。

D_1 和 D_2 分别为目标特征点的最近邻特征点和次近邻特征点的汉明距离。根据式(10),将 D_1 、 D_2 的比值与设定的阈值 T 进行对比,如果比值小于设定的阈值,则为正确匹配点,反之则为错误匹配点。

$$\frac{D_1}{D_2} < T \quad (10)$$

在特征点粗匹配后,匹配的特征点中仍然会存在一定数量的错误匹配。为了获得最优的变换矩阵,采用 PROSAC 算法进一步优化粗匹配结果^[19-20]。PROSAC 算法在 RANSAC 算法的基础上改进,PROSAC 算法采用半随机的方式优化匹配点对,具有更好的计算效率和鲁棒性。PROSAC 算法步骤如下:

1) 初始化参数。

2) 根据匹配质量从高到低对匹配结果进行排序,选择排在前 k 位的匹配点对。从中随机抽取至少 4 个点,然后计算单应性矩阵。利用单应性矩阵计算匹配点与投影点之间的误差,并将误差与预设的内点误差阈值 E 进行比较。如果误差小于 E ,则将该点标记为内点。遍历所有匹配点对,计算内点的数量。

3) 比较内点的数量与预设的内点数量阈值 Q 的大小。如果内点数量小于阈值 Q ,则继续迭代,重复执行步骤 2)。反之,输出当前的内点集合,完成匹配点对的优化。

2.3 图像变换

根据特征匹配得到风机叶片图像的匹配点对,计算图像变换的单应性矩阵,利用单应性矩阵对图像进行拼接。图像变换模型可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: (x_A, y_A) 和 (x_B, y_B) 是参考图像 I_A 和待配准图像 I_B 的匹配点对; $\mathbf{H}$ 为用于图像变换单应性矩阵。

2.4 图像融合

由于待拼接的图像间存在亮度上的差异,直接拼接的图像会存在明显的拼接痕迹。为了消除拼接痕迹,采用图像融合方法对拼接区域进行融合^[21]。渐入渐出方法是一

种简单、有效的图像融合方法,其数学表达式为:

$$I(x, y) = \begin{cases} I_A(x, y), & (x, y) \in I_A \\ w_1 I_A(x, y) + w_2 I_B(x, y), & (x, y) \in I_A \cap I_B \\ I_B(x, y), & (x, y) \in I_B \end{cases} \quad (12)$$

式中: $I(x, y)$ 表示融合后的图像, $I_A(x, y)$ 和 $I_B(x, y)$ 为待融合的两幅图像。 w_1 和 w_2 是与图像重叠区域相关的加权值。

3 试验与分析

为了评估本文算法在实际场景的拼接效果,利用采集的风机叶片图像对算法进行验证。在真实的风机叶片上制造长度约为 1 m 左右裂纹,裂纹形状如图 4 所示。

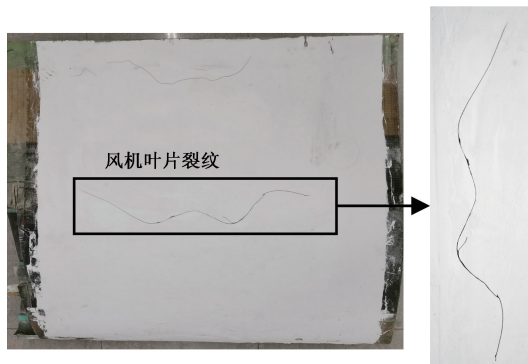


图 4 风机叶片和裂纹

利用安装在机械臂末端的相机采集风机叶片上局部的裂纹图像,采集的图像数据如图 5 所示。图 5(a)~(b)分别为整个裂纹的 4 幅局部高分辨率图像,图像的分辨率为 $2\,448 \times 2\,048$ 。在图像中,相邻的两幅图像为一组进行拼接试验,图 5(a)和(b)为 1 组,图 5(b)和(c)为 2 组,图 5(c)和(d)为 3 组。

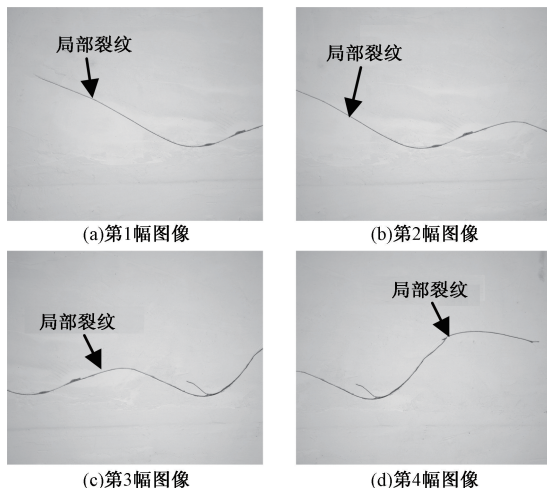


图 5 裂纹图像

为验证提出的 AKAZE+PROSAC 拼接方法在风机叶片裂纹图像上的效果,将本文算法与经典的 SIFT、ORB 和

AKAZE 算法进行对比。SIFT、ORB 和 AKAZE 方法采用暴力匹配和 RANSAC 算法进行特征匹配,利用渐入渐出算法进行融合。从特征点检测、匹配正确率、拼接精度和拼接效率等方面进行客观评估和分析。

3.1 特征点检测对比试验

风机叶片表面形貌单一,表面缺乏特征,因此特征点检测较为困难。为了实现风机叶片裂纹图像的匹配和拼接,需要从图像中检测到充足数量的特征点。图 6 分别展示了 SIFT、ORB 和 AKAZE 算法在图 5(a) 图像上检测的特征点,从图中可以看出,3 种算法检测的特征点主要分布在裂纹上,而 AKAZE 特征点较为丰富。

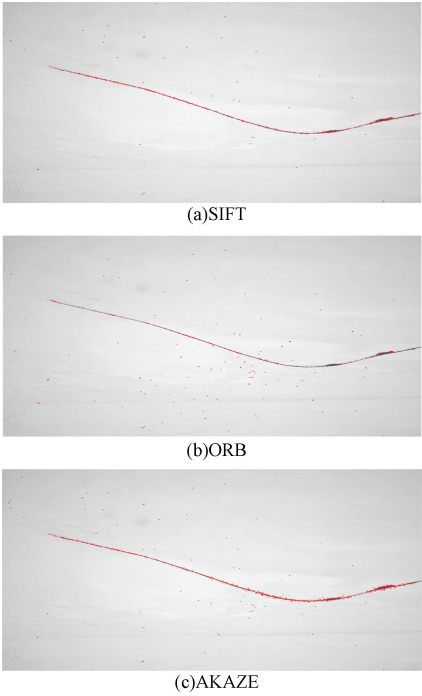


图 6 特征点分布

SIFT、ORB 和 AKAZE 算法在 4 张裂纹图像中检测的特征点数量统计如图 7 所示。根据图 7,AKAZE 算法检测的特征点数量均高于 SIFT 和 ORB 算法,SIFT 算法检测的特征点数量位于第二,ORB 检测的特征点数量最少。AKAZE 算法检测的特征点数量是 SIFT 和 ORB 特征点数量的 1.5~2.2 倍。

3.2 特征匹配对比试验

采用匹配正确率评估本文方法与 SIFT、ORB 和 AKAZE 方法在风机叶片图像上匹配效果。匹配正确率为正确匹配与全部匹配的比值,匹配正确率值越大,匹配性能越好^[22]。匹配正确率可以表示为:

$$R_{cmr} = \frac{m_c}{m} \times 100\%$$
 (13)

式中: m_c 为正确匹配数, m 为全部匹配数。

表 1 展示了 SIFT、ORB、AKAZE 和本文算法在 3 组

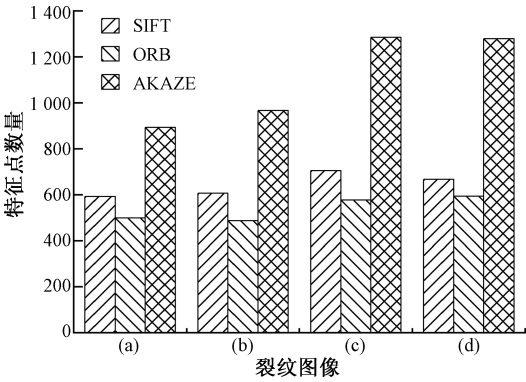


图 7 特征点数量对比

图像上的匹配性能。根据表 1,在正确的匹配数量 m_c 和匹配正确率 R_{cmr} 方面,本文方法的性能最优,接着是 AKAZE 和 SIFT 方法,ORB 方法匹配效果较差。在 3 组试验的正确匹配数量方面,相较于 SIFT 方法,本文方法分别提高了 58%、57% 和 63%;相较于 ORB 方法,本文方法分别提高了 91%、92% 和 89%;相较于 AKAZE 方法,本文方法分别提高了 2.6%、3.6% 和 2.7%。在 3 组试验的匹配正确率方面,ORB 方法的平均匹配正确率约为 76%;SIFT 方法的平均匹配正确率约为 90%;AKAZE 方法的平均匹配正确率约为 94%,本文方法的平均匹配正确率约为 97%。

表 1 特征匹配性能

试验	SIFT		ORB		AKAZE		本文方法	
	m_c	R_{cmr}	m_c	R_{cmr}	m_c	R_{cmr}	m_c	R_{cmr}
1 组	226	94.167	49	79.032	527	94.955	541	97.477
2 组	148	86.550	27	67.500	325	93.123	337	96.562
3 组	179	88.614	52	81.250	468	92.857	481	95.437

AKAZE+PROSAC 匹配方法的匹配效果如图 8 所示。根据图 8,由于 AKAZE 算法检测的特征点主要分布在裂纹上,AKAZE+PROSAC 方法的正确匹配点对也主要集中在裂纹上。试验结果表明,对于风机叶片图像,在 AKAZE 算法检测到较多特征点的基础上,暴力匹配和 PROSAC 算法能够有效地筛选出高质量匹配点对,具有较好的匹配性能,验证了本文方法的可靠性。

3.3 拼接精度和效率对比试验

为进一步说明本文 AKAZE+PROSAC 方法在风机叶片裂纹图像上的有效性,采用均方根误差对图像拼接精度进行客观评价,采用拼接时间对拼接效率进行评价。均方根误差值越小,配准精度越高,图像拼接质量越高。均方根误差可以表示为:

$$Q_{rmse} = \sqrt{\frac{1}{m_c} \sum_{i=1}^{m_c} \| (x_i, y_i) - (\tilde{x}_i, \tilde{y}_i) \|^2}$$
 (14)

式中: m_c 为正确匹配点对数量。 (x_i, y_i) 为参考图像上特征点坐标。 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 为待配准图像上经单应性矩阵变换后

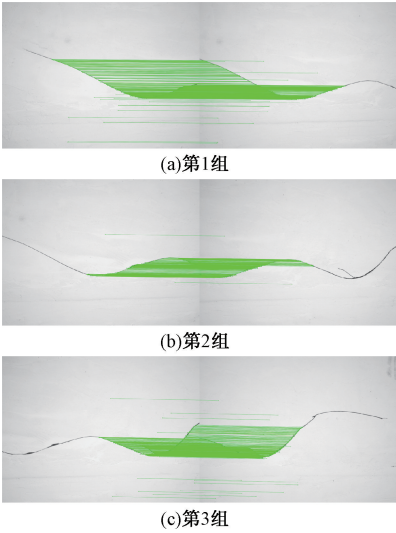


图 8 AKAZE+PROSAC 方法匹配效果

表 2 图像拼接精度和效率

试验	SIFT		ORB		AKAZE		本文方法	
	Q_{rmse}	时间/s	Q_{rmse}	时间/s	Q_{rmse}	时间/s	Q_{rmse}	时间/s
1 组	0.519	2.741	0.871	0.431	0.667	2.421	0.652	2.274
2 组	0.517	2.732	0.838	0.375	0.708	2.415	0.694	2.243
3 组	0.565	2.727	0.882	0.379	0.724	2.445	0.711	2.265

法利用 AKAZE 算法作为特征检测器,AKAZE 算法能够检测到丰富的特征点,该算法在一定程度上克服了风机叶片裂纹图像特征点检测困难的问题。基于汉明距离的暴力匹配和 PROSAC 算法能够有效地提高匹配正确率和拼接精度,并且在特征点数量较多的情况下拥有较好的拼接效率。因此,对于风机叶片裂纹图像拼接问题,AKAZE+PROSAC 方法克服了特征点检测困难、提高了匹配正确率,拥有较好的拼接精度和效率。AKAZE+PROSAC 方法更适合对风机叶片裂纹图像进行拼接,对于风机叶片修复机器人平台的裂纹缺陷检测具有更高的应用价值。利用 AKAZE+PROSAC 方法拼接采集的风机叶片裂纹图像,全景图像如图 9 所示。

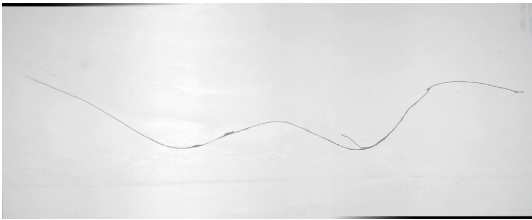


图 9 风机叶片裂纹拼接图像

4 结 论

针对风机叶片裂纹图像拼接问题,提出了一种基于 AKAZE+PROSAC 的图像拼接方法,通过理论分析和试

验验证得出以下结论:
表 2 为 SIFT、ORB、AKAZE 和本文方法在 3 组图像上的拼接精度和效率对比。在拼接精度上,SIFT 方法的拼接精度最好,3 组试验的平均 Q_{rmse} 值为 0.534;ORB 方法的拼接精度较差,3 组试验的平均 Q_{rmse} 值为 0.864;AKAZE 方法的平均 Q_{rmse} 值为 0.7;AKAZE+PROSAC 方法的平均 Q_{rmse} 值为 0.686。在拼接效率方面,SIFT 方法耗时最长,平均耗时为 2.733 s;AKAZE 方法的平均耗时为 2.427;AKAZE+PROSAC 方法的平均耗时为 2.261 s。相较于 SIFT、AKAZE 方法,AKAZE+PROSAC 方法的效率分别提高了 17%、7%。ORB 方法平均耗时为 0.395 s,拼接效率最高,但是 ORB 方法在特征检测、匹配正确率和拼接精度等方面的性能较差。因此,AKAZE+PROSAC 方法兼顾了拼接精度和效率,该方法更适合高分辨率的风机叶片裂纹图像拼接。

根据上述试验,本文提出的风机叶片裂纹图像拼接方

法利用 AKAZE 算法作为特征检测器,AKAZE 算法能够检测到丰富的特征点,该算法在一定程度上克服了风机叶片裂纹图像特征点检测困难的问题。基于汉明距离的暴力匹配和 PROSAC 算法能够有效地提高匹配正确率和拼接精度,并且在特征点数量较多的情况下拥有较好的拼接效率。因此,对于风机叶片裂纹图像拼接问题,AKAZE+PROSAC 方法克服了特征点检测困难、提高了匹配正确率,拥有较好的拼接精度和效率。AKAZE+PROSAC 方法更适合对风机叶片裂纹图像进行拼接,对于风机叶片修复机器人平台的裂纹缺陷检测具有更高的应用价值。利用 AKAZE+PROSAC 方法拼接采集的风机叶片裂纹图像,全景图像如图 9 所示。

通过风机叶片裂纹图像拼接试验对比发现,AKAZE 检测的特征点数量是 SIFT 和 ORB 特征点数量的 1.5~2.2 倍,匹配正确率在 95%以上,平均拼接精度约为 0.7 个像素,拼接速度较 SIFT 提高了 17%。AKAZE+PROSAC 图像拼接方法在特征点检测、匹配正确率、拼接精度和效率方面具有综合的优势。

基于非线性尺度空间的 AKAZE 算法能够检测出数量丰富的特征点,并生成二进制的特征点描述符。然后采用基于汉明距离的暴力匹配算法对特征点进行粗匹配,再利用 PROSAC 算法进行精匹配,该方法有效地提高了匹配正确率和拼接精度,同时具有较好的拼接效率。最后采用渐入渐出融合算法消除拼接痕迹,得到风机叶片裂纹全景图像。

参考文献

[1] ASIM T, ISLAM S Z, HEMMATI A, et al. A review of recent advancements in offshore wind turbine technology[J]. Energies, 2022, 15(2): 579-579.
[2] KAEWNIAM P, CAO M, ALKAYEM N F, et al.

- Recent advances in damage detection of wind turbine blades: A state-of-the-art review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 167: 112723.
- [3] KATSAPRAKAKIS D A, PAPADAKIS N, NTINTAKIS I. A comprehensive analysis of wind turbine blade damage[J]. *Energies*, 2021, 14(18): 5974.
- [4] WANG Z B, YANG Z K. Review on image-stitching techniques[J]. *Multimedia Systems*, 2020, 26(4): 413-430.
- [5] 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.
- [6] WANG L L, SPENCER JR B F, LI J J, et al. A fast image-stitching algorithm for characterization of cracks in large-scale structures[J]. *Smart Structures and Systems*, 2021, 27(4): 593-605.
- [7] JANG K, AN Y K, KIM B, et al. Automated crack evaluation of a high-rise bridge pier using a ring-type climbing robot[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2021, 36(1): 14-29.
- [8] WANG H F, ZHAI L, HUANG H, et al. Measurement for cracks at the bottom of bridges based on tethered creeping unmanned aerial vehicle[J]. *Automation in Construction*, 2020, 119: 103330.
- [9] 何赞泽, 李响, 王洪金, 等. 基于可见光和热成像的风机叶片全周期无损检测综述[J]. *机械工程学报*, 2023, 59(6): 32-45.
- [10] 胡世创, 魏莹玉, 周唯逸, 等. 基于图像处理的风电叶片裂纹检测系统设计[J]. *可再生能源*, 2018, 36(8): 1231-1237.
- [11] LI W R, PAN Z H, HONG N, et al. Defect detection of large wind turbine blades based on image stitching and improved Unet network[J]. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2023, 15(1).
- [12] 周登科, 郭星辰, 史凯特, 等. 风电场无人机巡检红外叶片图像拼接算法[J]. *红外技术*, 2023, 45(11): 1161-1168.
- [13] 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.
- [14] YU J F, HE Y Z, ZHANG F, et al. 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.
- [15] YANG C, LIU X, ZHOU H, et al. Towards accurate image stitching for drone-based wind turbine blade inspection[J]. *Renewable Energy*, 2023, 203: 267-279.
- [16] 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.
- [17] LIU W, ZHANG K H, ZHANG Y, et al. Utilization of merge-sorting method to improve stitching efficiency in multi-scene image stitching[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(5): 2791.
- [18] 宋伟, 王永波. 基于改进 AKAZE 算法的无人机影像匹配[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(8): 96-102.
- [19] 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.
- [20] LIU Y Y, HE M, WANG Y Y, et al. Farmland aerial images fast-stitching method and application based on improved SIFT algorithm[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 95411-95424.
- [21] 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.
- [22] 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): 134-140.

作者简介

崔晨阳, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: ccy_hn9125@163.com

方宇(通信作者), 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为特种机器人及智能装备、机器视觉与图像检测。

E-mail: fangyu_hit@126.com