

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417562

航空发动机叶型图像检测神经网络配准算法*

王朝虎 卢洪义 吴文勇 李林蔚 熊双

(南昌航空大学动力与能源学院 南昌 330063)

摘要: 针对传统的ORB算法在航空发动机叶型图像拼接下,特征点检测数量不稳定,出现误检、漏检、尺寸不变性较差,以及拼接精度低等问题,本文开展了叶型图像拼接实验研究,并提出了一种结合卷积神经网络改进的角点检测ORB-CNN算法。该算法的思想为:应用改进后的角点检测算法在构建图像金字塔下实现不同尺度下的角点提取,在特征点检测阶段,使用卷积神经网络(CNN)替代FAST算法中的16像素圆环所建立FAST-n检测,根据领域像素数量,在CNN中添加卷积层,即添加设计卷积核,提取图像中与FAST-n检测相关的特征。采用BRIEF方法获取检测特征点描述子,计算Hamming距离,实现了特征点的精准匹配。实验结果表明,对比于传统ORB算法以及SIFT算法,改进后的算法特征点提取均匀度分别提升了18.83%、33.36%。在光照变化实验中,改进算法在强光和暗光条件下的特征点匹配精度分别提升了16.63%和19.04%。在尺寸不变性及旋转不变性测试中,改进算法在图像缩放和旋转后仍能稳定匹配特征点,对比原ORB算法及SIFT算法,其特征点偏距及匹配精确率分别提升了66.95%、64.26%、12.63%、6.62%。该方法有效克服了传统ORB算法在尺寸不变性层面的局限性,还保留了ORB算法在配准速度及质量上的优势,显著提升了在复杂环境下的检测性能和鲁棒性,为航空发动机叶型间隙非接触测量奠定了基础。

关键词: 叶型间隙;ORB算法;SIFT算法;图像拼接;尺寸金字塔;汉明距离

中图分类号: TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Neural network registration algorithm for aero engine blade shape image detection

Wang Chaohu Lu Hongyi Wu Wenyong Li Linwei Xiong Shuang

(School of Power and Energy Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: In order to solve the problems of unstable number of feature points, false detection, missed detection, poor size invariance, and low stitching accuracy under the traditional ORB algorithm in the leaf shape image stitching of aero engines, this paper carries out experimental research on leaf shape image stitching and proposes an improved corner detection ORB-CNN algorithm combined with a convolutional neural network. The idea of the algorithm is as follows: The improved corner detection algorithm is applied to realise corner extraction at different scales under the construction of the image pyramid. In the feature point detection stage, the convolutional neural network(CNN) is used to replace the FAST-n detection established by the 16-pixel ring in the FAST algorithm, and the convolutional layer is added to the CNN according to the number of pixels in the domain, that is, the design convolutional kernel is added to extract features related to FAST-n detection in the image. The BRIEF method was used to obtain the descriptor of the detected feature points, and the Hamming distance was calculated, so as to achieve accurate matching of the feature points. Experimental results show that compared with the traditional ORB algorithm and SIFT algorithm, the uniformity of feature point extraction of the improved algorithm is increased by 18.83% and 33.36%, respectively. In the illumination change experiment, the accuracy of feature point matching of the improved algorithm under strong light and dark light conditions is improved by 16.63% and 19.04%, respectively. Compared with the original ORB algorithm and SIFT algorithm, the feature point offset and matching accuracy are increased by 66.95%, 64.26%, 12.63% and 6.62%, respectively. This method effectively overcomes the limitations of the traditional ORB algorithm in terms of size invariance, and also retains the advantages of the ORB algorithm in terms of registration speed and quality, significantly improving detection performance and robustness in complex environments, and laying a foundation for the non-contact measurement of the blade gap of aero engines.

Keywords: leaf profile gap;ORB algorithm;SIFT algorithm;image stitching;size pyramid;Hamming distance

0 引言

在航空发动机领域,动叶片端面与机匣内壁之间的叶

尖间隙是衡量发动机性能和安全性关键指标。精确的叶尖间隙测量对于保障发动机的稳定运行和延长使用寿命至关重要。在航空发动机装配过程中,传统的接触式测量方法

收稿日期:2024-12-05

* 基金项目:江西省重点基金(20201BBE51002)项目资助

存在一定的局限性,不仅会对叶片造成损伤以及磨损机匣内壁石墨层,还存在着测量精度受限于接触压力稳定性以及检测效率低下等问题^[1]。在近年,伴随着图像处理和机器视觉技术的飞速发展,机器视觉测量技术由于其非接触式操作、高测量精度和高效性而受到广泛关注。无接触视觉测量技术通过工业数码相机将图像信号采集至计算机,再借助图像处理算法提取被测物体的大小和位置信息。由于其具备了成本小、鲁棒性强、自动化程度高、实时性强的优点,在工业现场测量中已获得了广泛应用。

在视觉测量技术中,通常会采用高放大倍率镜头去捕捉更加微小的细节,但同时需要牺牲图像的整体覆盖范围,为了实现对航空发动机叶尖间隙这一精密尺寸的高精度捕捉,不得不采取局部放大的策略^[2]。这种情况下,单张图像的分辨率可能不足以满足整体间隙的精确测量要求。因此,图像拼接技术成为必要手段,将叶尖间隙局部区域的多张高倍率图像进行精确拼接,以此来覆盖更大的测量区域并且获取完整的叶尖间隙图像。

图像拼接技术作为一种重要的图像处理手段,通过将多张图像拼接成一幅宽视角或全景图像,能够覆盖更大的场景范围,提供了更加完整的视觉数据。图像拼接技术目前已在虚拟现实、遥感图像处理、医疗全景图像构建等多个领域得到广泛应用,影响着人们的日常生活。

图像拼接技术依赖于多帧图像匹配,多帧图像匹配主要原理是通过关键帧之间的图像特征点进行匹配,根据匹配点的变化矩阵构建位姿矩阵,目前主要特征点提取算法有尺寸不变特征变化算法(scale invariant feature transform, SIFT)、加速版鲁棒性特征算法(speeded up robust features, SURF)、最大稳定极值算法(maximally stable extremal regions, MSER)以及 ORB(oriented fast and rotated brief, ORB)算法^[3]等。SIFT 算法于 1999 年首次提出,该算法能够从图像中提取出位置、尺度、旋转不变的特征点,并且对光照变化、噪声以及视角变化展现出良好的鲁棒性,但计算复杂度相对较高,针对此问题,2014 年范宗杰等^[4]采用先简化 SIFT 算法进行整体粗配准,再进行三角网局部并且重复匹配的方法来提高 SIFT 算法的配准速度,虽然缩短了少量的匹配时间,但运行速率仍有待提高,并且匹配精度不高。为了进一步解决 SIFT 算法匹配耗时长,误匹配度高的问题,2021 年张学峰等^[5]提出一种基于四叉数的 SIFT 与 K-D 树融合的快速特征匹配算法,采用自适应阈值快速特征点提取方法,改良了特征点提取的均匀性,提升了匹配速率以及匹配精度,但对于复杂场景的适应性不足,并出现图像纹理细节少量丢失的问题。SURF 算法是基于 SIFT 算法基础上改进的,其相较于 SIFT 算法在速度上有了显著的提升,但仍有欠缺,在实时性上有延迟,针对此问题,2016 年朱奇光等^[6]提出一种基于颜色特征和改进 SURF 算法融合图像匹配算法,该匹配算法提高了机器图像的匹配精度,并满足实时性需求,但

实时性上仍有延迟,在复杂环境下难以实现精准特征定位。2022 年崔建国等^[7]为解决传统 SURF 算法在图像匹配中特征点分布不均及匹配精度低等问题,采用划分深度自适应方法对四叉树算法进行改进,改善了特征点均匀性,及匹配精度,但是运行时间明显增加,运行速率有待提高。ORB 算法不同于前两种基于浮点类型作描述符,而是基于二进制描述符做位运算,其速率快、效率高、实现简单且不受专利限制,受到了广泛关注。2014 年,许宏科等^[8]基于原有的 ORB 图像配准方法,提出了改进的 ORB 图像特征点配准算法。该算法融合了 SIFT 与 ORB 方法的优点,不仅解决了 SIFT 和 SURF 配准方法中耗时较多的问题,同时也提升了 ORB 图像配准的质量。但 ORB 算法对于光照敏感度较大以及在提取特征点时,面对非点状纹理信息特征点易出现误检、漏检导致在尺寸不变性方面具有一定的局限性。2023 年姚成贤等^[9],为了解决传统 ORB 算法存在相似特征点误匹配率高,稳定性差等问题,提出一种改进的 ORB-RANSAC 算法,提高了在干扰环境下特征点提取精度,以及检测耗时,但仍无法满足对于其他环境的适应性,比如光照强度,低对比度,强噪声等复杂环境。

针对 ORB 算法在角点检测、特征描述与匹配过程中存在的局限性,本文提出了一种改进的 ORB 算法。该算法通过引入卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)优化网络结构和训练过程,创新性地使用多次优化的网络替代 FAST 角点检测中的半圆操作。在构造的尺度金字塔上,设计 n 层卷积层,其卷积核模拟 FAST 的半圆检测逻辑,以实现高效的特征点检测。随后,在特征响应图上应用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)技术,有效去除局部最大值周围的响应,确保仅保留显著的响应作为候选角点,从而提高角点的均匀度。本文算法在完成角点提取后,对特征点周边的图像区域采用二进制描述子 BRIEF 进行特征描述,这一过程显著提升了匹配精度,并降低了特征提取的耗时。此外,算法在特征点均匀度、匹配精度、运行速率、光照鲁棒性、尺寸不变性、旋转不变性以及抗噪声能力等方面均取得了显著提升,为图像处理和计算机视觉领域提供了一种高效可靠的解决方案。

1 ORB 特征匹配算法

ORB 算法是一种高效的特征点提取和描述技术,其核心特点在于将 FAST^[10] 特征点检测方法与 BRIEF^[11] 描述子相结合。ORB 特征匹配的具体步骤详如图 1 所示。

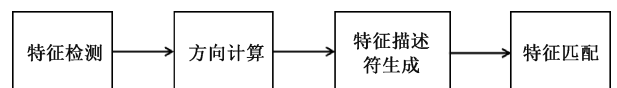


图 1 ORB 算法特征匹配步骤

Fig. 1 Feature matching steps of the ORB algorithm

1.1 FAST 特征提取

FAST 算法是一种用于识别角点的技术,其工作原理是选取图像中的一个待检测点作为中心,并在其邻域内分析像素点的值。如果中心点周围的多数像素与该点的像素值存在差异,那么这个点便被判定为角点。确定特征点阈值参数 h 的具体数值,并在图像中选取一个像素点作为 P 点,FAST 比较以点 P 点为圆心的圆圈范围中的 16 个像素(如图 2 所示),若在 16 个像素点有 n 个连续像素点的灰度值低于 $I_p - h$ (I_p 即 P 点的灰度值)或像素值高于 $I_p + h$,则将像素 p 选作是一个角点,即:

$$|I_p - I_n| > h \quad (1)$$

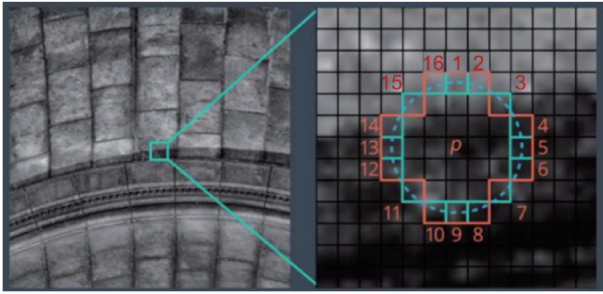


图 2 FAST 角点检测图示

Fig.2 Illustration of FAST corner detection

鉴于在特征点检测过程中必须对图像内的每一个像素点进行检查,但实际上图像中大部分点并非特征点,为了提高角点检测的效率,采纳了一种用于筛选非特征点的判定策略:首先针对候选点周围位于每个 90° 位置的点:如图 3 中 1、5、9、13 标记所示进行检测。倘若 p 被认定为角点,那么这 4 个点至少有 3 个符合阈值要求,否则直接剔除。

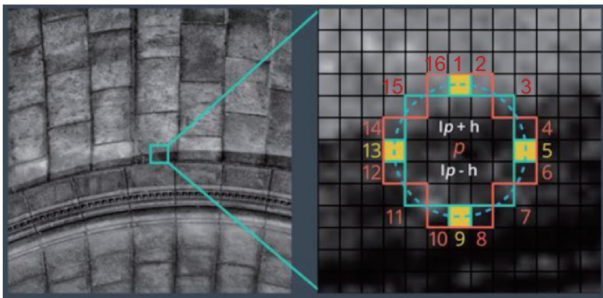


图 3 FAST 角点判别图示

Fig.3 Illustration of FAST corner discrimination

1.2 BRIEF 算法创建图像特征描述符

BRIEF 算法利用一系列关键点来生成二进制特征向量,这种向量也称作二进制特征描述符,它只包含 1 和 0 两种值。在计算过程中,算法以选定的特征点为中心,确定一个 $S \times S$ 大小的邻域窗口 z ,随机挑选两个点,通过比较这两个点的像素值大小,并根据式(2)来分配二进制值。

$$\tau(z; w; v) = \begin{cases} 1, & p(w) < p(v) \\ 0, & p(w) \geq p(v) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $p(w)$ 为 w 点的像素值大小, $p(v)$ 为 v 点的像素值大小,通过比较 w, v 点的像素点进行指定赋值。在邻域窗口 z 内挑选 N 对随机点,并进行多次二进制赋值,以此生成二进制编码,这个编码便是对特征点的描述,也就是所谓的特征描述子。随后,将这些结果从最低位到高位依次排列,构成字符串 $f_{nd}(p)$, 即:

$$f_{nd}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(z; w_i; v_i) \quad (3)$$

为了分析特征点的 $S \times S$ 邻域时,会选择 n 对二进制特征点。这些特征点可以用一个尺寸为 $2 \times n$ 的矩阵来描述,其通过创建 $2 \times n$ 的矩阵来描述,每对像素点由像素坐标 (w, v) 表示,其矩阵的形状如式(4)所示。

$$S = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & \dots & w_n \\ v_1 & v_2 & \dots & v_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

通过比较像素点在领域中的亮度值,获取一个 n 位的二进制描述符,最终的描述符依然可以用一个 $2 \times n$ 矩阵来整理特征点的二进制描述,便于后续的分析 and 处理,最终通过汉明距离与 Brute-Force 匹配完成两帧图片匹配特征点。

2 改进的 ORB 算法

尽管基于 FAST 角点检测的 ORB 算法具有较高的效率,但在对非特征点进行筛选时,众多点被舍弃,同时检测出的特征点中存在大量相邻点,这导致了特征点的误检和漏检现象。再则 BRIEF 生成特征描述子虽说是利用检测随机响应大大加快了描述速度,便于在硬件实现,但是不具备旋转不变性以及尺度不变性,面对复杂的光照环境,实时检测性能与鲁棒性都大幅度降低,易受噪声影响,因此对该算法进行改进,提出了一种基于构造尺度金字塔再利用卷积神经网络改进的 FAST 角点检测的 ORB-CNN 算法。

2.1 构造尺寸金字塔

为了在多尺度上检测特征点,确保算法具备尺度不变特性,本文采用高斯图像金字塔来满足尺度不变性与旋转不变性。高斯金字塔则是通过不断对图像执行高斯滤波和降低采样来生成一个包含多个不同分辨率图像层的结构,对下采样得出的结果图像做相同的操作,多次重复这一过程,每一次循环都会产生一幅尺寸更小、平滑度更高、分辨率更低的图像。这种方法能够保留图像的平滑版本,同时逐级减小图像的大小。若将原始图像置于最底层,随后每一层的生成图像依次叠加在上一层之上,这样就构成了金字塔式的结构。

如图 4 所示,图像金字塔包含 4 层图像,将这 4 层图像的集合比喻为金字塔结构。这种结构可以通过逐级向下采样来获取图像,直到达到某个特定的终止条件才会停止采样。然而,在向下采样的过程中,随着级别的增加,则像素尺寸越小,其清晰度也随之降低。构建图像金字塔主要涉

及两种方法:下采样和上采样。下采样:将图像从 σ_0 叠化为 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$, 图像清晰度进一步下降的过程。构建尺度金字塔共有 n 层,每一层仅包含一幅图像,第 S 层的尺度定义为:

$$\sigma_s = \sigma_0^s \quad (5)$$

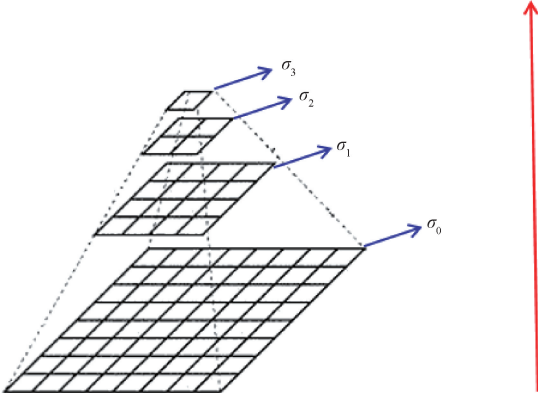


图 4 尺寸金字塔下采样流程

Fig. 4 Size pyramid downsampled stream

其中,第 S 层图像的大小表示为:

$$SIZE = \left(H \times \frac{1}{\sigma_s}\right) \times \left(w \times \frac{1}{\sigma_s}\right) \quad (6)$$

当使用高斯算法进行下采样时,高斯核的采样需要对整幅图像执行加权平均操作,让每一个像素值都由其自身和领域内的其余像素值经过加权平均数后得出。典型的 5×5 高斯核包括:

$$K(5,5) = \frac{1}{273} \times \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 7 & 26 & 41 & 26 & 7 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

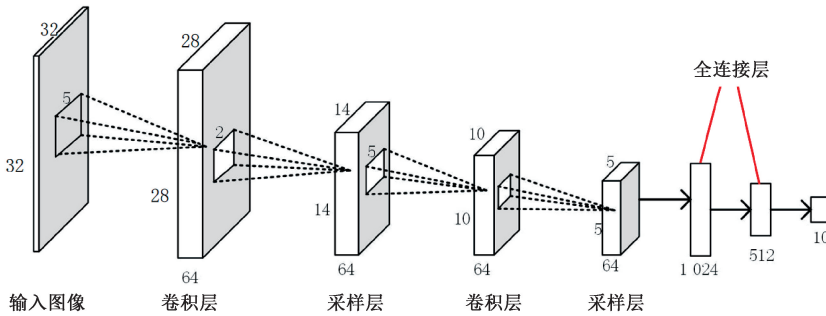


图 5 卷积神经网络基础架构

Fig. 5 Convolutional neural network infrastructure

卷积层主要由多个特征图组成,每个特征图都由众多神经元构成。在卷积层中,每一个神经元都是通过卷积核与上一层特征图中的局部区域相连接的。卷积核实际上

2.2 改进 ORB-CNN 角点检测

卷积神经网络(CNN)作为一种前馈神经网络,其概念最早起源于 1986 年提出的反向传播(BP)算法之时。这种算法拥有独特构造的深层前馈型神经网络。CNN 能够在网络结构上模拟生物神经网络的特点。它具备强大的特征提取和表征能力,这种能力使得它可以保留原始数据的层序结构,能够转换和判断相应的输入信息,提取的特征信息拥有平移不变性,所以十分适合在计算机视觉领域使用。1989 年,卷积神经网络的概念应用到了多层神经网络中,然而,直到 1998 年国外研究者提出了 LeNet-5^[12]模型,卷积神经网络的基本框架才得以确立和完善。到了 2006 年,《科学》上刊登了 Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks 这一文章,一鸣惊人,使得 CNN 再次进入人们的视野,并取得蓬勃发展。在 ImageNet 大赛上,CNN 多次获得了分类和检测任务的冠军。此后,CNN 持续进化,例如,谷歌开发出了 20 层结构的 VGG 模型,同时 DeepFace 和 DeepID 等模型相继被提出,CNN 迎来了飞跃式的发展。这些先进的模型将人脸识别和认证的准确度提升至 99.75%,甚至超过了人类的识别能力。

CNN 核心架构^[13]包括:输入层、卷积层、取样层、全连接层和输出层。在标准的 CNN 配置中,网络通常会包含若干卷积层和池化层,这些层以交互式布局排列,即每一个卷积层后通常会紧接着一个池化层,之后池化层又会被另一个卷积层所跟随,如此循环往复。在卷积层中,每个输出的特征图上的神经元仅与输入特征图的一个局部区域进行连接,并与之对应的权重进行加权求和操作,以此来处理局部输入数据。之后,还可以加上一个偏置值,从而计算出该神经元的最终输入值^[14]。这个过程构成了卷积神经网络中的卷积操作,如图 5 所示为卷积神经网络的主要基础架构,如图所示,卷积层采样层以及全连接层等 CNN^[15]常见层,这些层就是组成了卷积神经网络的常用基础结构。

是一个权重矩阵。在卷积层中,通过卷积操作对输入图像的不同特征进行筛选和提取,通常第一层卷积层负责提取简单的低级特征,而随着层数的增加,更高层的卷积层则

专注于提取更加复杂的高级特征。

图6是对图像卷积操作的具体描述。图6中使用 3×3 大小的离散卷积窗口对图像进行卷积操作,窗口会平滑的覆盖特征平面中的位置,计算卷积核与图像局部区域的点积,逐个元素进行乘法运算,随后将这些乘积累加起来,接着对这个累加的结果执行加权求和的操作。卷积过程中,在同一个卷积层中,所有神经元共享相同的卷积核参数,这一机制被称为参数共享^[16]。具体公式表达为:

$$y(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} x(i) * h(n-i) \quad (8)$$

其中, $y(n)$ 表示经过一个卷积运算以后所得到的一个新的序列。通过很小的卷积核就能够提取到主要的特征,并且需要用到的计算量比较小,这就是稀疏连接,使用很小的卷积核就能够获取到很多重要意义,有代表的图像特征图,而且可以很大程度地缩小模型的体积。除此之外,在卷积过程中,卷积的结果随着目标在图像中平移,计算结果在空间上保持一致性,这就体现了卷积操作的平移不变性,图6为卷积操作运行过程的示意图。

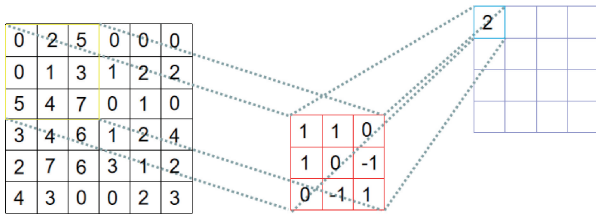


图6 卷积操作
Fig.6 Convolution operations

卷积过程可以被视为图像中各个位置经过线性变换和映射得到新值的过程。在此过程中,卷积核充当了权重的角色,其在一维矢量中的分布被表示为 x 。那么在这个位置上卷积的结果是 $y = \omega x + b$,即矢量的内积+偏置。训练过程是对每个局部映射的权重向量值的优化,训练过程可以被视为一个特征匹配的过程。卷积神经网络能够对物体的平移保持不变性,但对于物体的尺度变化则没有处理能力。故本文首先构造出高斯图像金字塔来进行接下来的处理。

通过构造的高斯尺度图像金字塔结构,在图像输入网络后,经过Focus模块将切片展开,将图片变成特征图,这样做下采样将无信息丢失。然后在金字塔的左边采取从下到上的特征卷积,提取特征(如图7所示),以达到角点初步检测的目的,接着右侧的特征金字塔网络结合左侧图中提取到的不同层次特征,得到相邻的特征图。左侧的模型被称作bottom-up模型,右侧的模型则被称为top-down模型,横向的箭头指的是横向连接,即lateral connections。这之所以如此命名,是因为较高层次的特征通常携带更多的语义信息,而较低层次的特征虽然携带的语义信息较少,但它们包含的位置信息却更为丰富。

在本文中,图像构建完高斯金字塔,经Focus模块将图

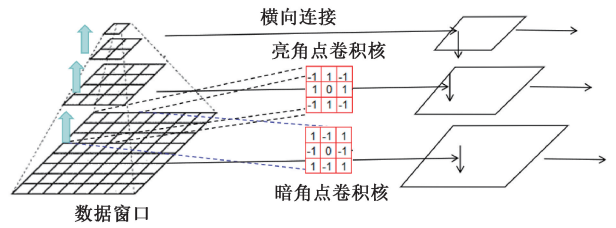
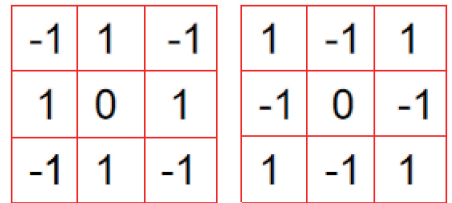


图7 CNN角点检测原理
Fig.7 CNN corner detection principle

片转换为特征图,通过设计特定的卷积核来模拟特征图中像素点的亮度比较过程。设计的两个卷积核均为环形结构,中心为0,环上的值为1或-1,具体分为图8的两种卷积核,分别用于检测高斯金字塔尺寸图像的原点特征数据,其中卷积核1用于检测亮点角点,卷积核2用于检测暗角点。设计的卷积核应用于图像,进行卷积操作,卷积的结果将反映每个像素点与其周围半圆上像素点的亮度差异。



(a) 卷积核1 (b) 卷积核2
(a) Convolution kernel 1 (b) Convolution kernel 2

图8 角点检测卷积核

Fig.8 Corner detection convolution kernels

将图片经过卷积核层层卷积变成特征图,首先经过一个基础卷积,3个C3层接着一个基础卷积层和9个C3层进行处理吗,每层的过滤器数量分别是指为128、128、256、256。输入图片的尺寸定义为 $H \times W$,图片经过卷积层输出特征图的大小为:

$$H_{out} = \frac{H + 2p_h - k_h}{S_h} + 1 \quad (9)$$

$$W_{out} = \frac{W + 2p_w - k_w}{S_w} + 1 \quad (10)$$

其中, (P_h, P_w) 为窗口填充, (S_h, S_w) 为卷积步幅。当在池化层进行填充操作时,若在顶部一行之前填充 P_{h1} 行,在底部最后一行后面填充 P_{h2} 行,那么池化层的输出特征图的表示可以按如下方式描述:

$$H_{out} = \frac{H + P_{h1} + P_{h2} - k_h}{S_h} + 10 \quad (11)$$

$$W_{out} = \frac{W + P_{w1} + P_{w2} - k_w}{S_w} + 1 \quad (12)$$

选择 $P1/2, P2/4, P3/8$ 来形成三层响应图金字塔。每一层金字塔的特征响应图自上而下的对其应用阈值,以确定哪些像素点的相应强度足够强,如图9所示。

对响应的特征图执行阈值化的角点检测函数,通过计算特征图每个像素的角点响应值,然后对阈值化后的角点

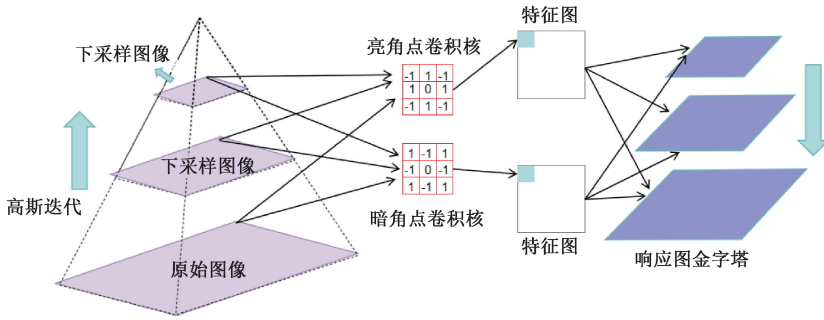


图 9 特征响应图形成原理

Fig. 9 Principle of feature response graph formation

响应函数应用非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS), 最终筛选出非零响应点作为角点。利用小的滑动窗口在领域区域内探测角点, 并在各个方向上滑动, 如果在移动过程中观察到像素亮度值发生了显著变化, 那么该窗口的中心点即被认定为角点。其中定义角点响应函数:

$$W(u, v) = \sum_{(x, y)} G(x, y) [I(x + u, y + v) I(x, y)]^2 \quad (13)$$

其中, G 代表滑动窗口, I 表示图像的梯度, W 则表示图像灰度变化的剧烈程度。在这个处理流程中, 对于每个角点响应值小于设定阈值 T 的像素点, 都会将其值设为 0。然后在滑动窗口的范围内遍历角点响应函数, 并使用非极大值抑制 (NMS) 技术来抑制那些不是局部极大值的角点。如果一个特征点的像素角点响应在当前窗口内并非最大值, 那么这个像素点将被判定为 0。经过 NMS 处理后的二值图像中, 那些响应值为 1 的像素点即为最终检测到的特征点。

2.3 生成 rBRIEF 特征描述子

在对图像层层采样及特征点提取后, 采用 rBRIEF 特征描述子替换 BRIEF 特征描述, 其算法框架如图 10 所示。通过计算图像的矩以此计算图像的灰度质心方向, 并按照方向对其旋转原图像, 在旋转后的基础上, 通过特征点的领域内随机 n 个点的像素对比组成的二进制码作为特征描述子。定义图像的矩为:

$$m_{pq} = \sum x^p y^q I(x, y), p, q \in [0, 1] \quad (14)$$

其中, $I(x, y)$ 为在点 (x, y) 的像素灰度值, 得到零阶矩阵 m_{00} , 一阶矩阵 m_{01} 、 m_{10} , 得到灰度质心为:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (15)$$

选择图像矩阵后, 根据点对的灰度对比值生成描述子, 定义为:

$$\tau(p; x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y) \\ 0, & p(x) \geq p(y) \end{cases} \quad (16)$$

其中, $p(x)$ 、 $p(y)$ 分别是图像在点 x 、 y 处的像素灰度值, 随机选择 n 对点生成长度为 n 的二进制描述符:

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i < j \leq n} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_j) \quad (17)$$

最终, 利用两帧图像描述子的汉明距离来实现特征点之间的匹配。

2.4 PROSAC 剔除误匹配

为了防止局部噪声和光照影响描述子, 分别对描述子进行双边滤波, 在保证边缘高度差的同时平滑局部低频区域, 以此提高描述子点对于光照和噪点的抗干扰能力, 增强描述子准确性。通过比较新生成的描述子点对之间的灰度值差异, 据此创建出二进制的描述子。

最后再使用 PROSAC 算法^[17], PROSAC 利用具有较短汉明距离^[18]的匹配特征点作为内点计算图像之间的单应矩阵, 通过反复计算能够涵盖最多内点的单应性矩阵, 进而筛选出错误的匹配点, 其中本文算法的基本框架如图 10 所示。

3 实验系统组成

本系统包含受控机械运动台, 精密光学平台, 电荷耦合器件 (CCD) 工业摄像头, LED 照明源, 光学镜头以及图像采集卡。其中光学平台选用阻尼隔振平台, 组合精密橡胶阻尼隔振垫和水平调节轴承, 具有较好隔振效果, 如图 11 所示。

其中受控运动台包括导轨和步进电机, 用于发动机模型在被测时实现高精度的重复运动, 如图 12 所示。

在 CCD 相机选型上, 小型相机为本文相机选型的首要考量, 首要考虑的因素是尺寸紧凑、便于安装, 尤其是在需要对现有设备进行后装且空间有限的情况下, 可以避免对设备进行大规模的改动。搭配日本公司 MMLST 系列 0.7-4.5X 连变镜头, 根据实验所需进行相应倍数调节。

3.1 实验结果及分析

针对本文改进点, 将传统 ORB 算法及改进的 ORB-CNN 算法分别对于叶尖间隙的拼接效果进行对比实验, 其中实验如下: 1) 提取特征点能力对比实验; 2) 特征点亮度匹配对比实验; 3) 尺度变化和旋转变化的敏感度实验。

3.2 提取能力对比实验

为了保证航空发动机叶尖间隙系统的测量精度, 在视

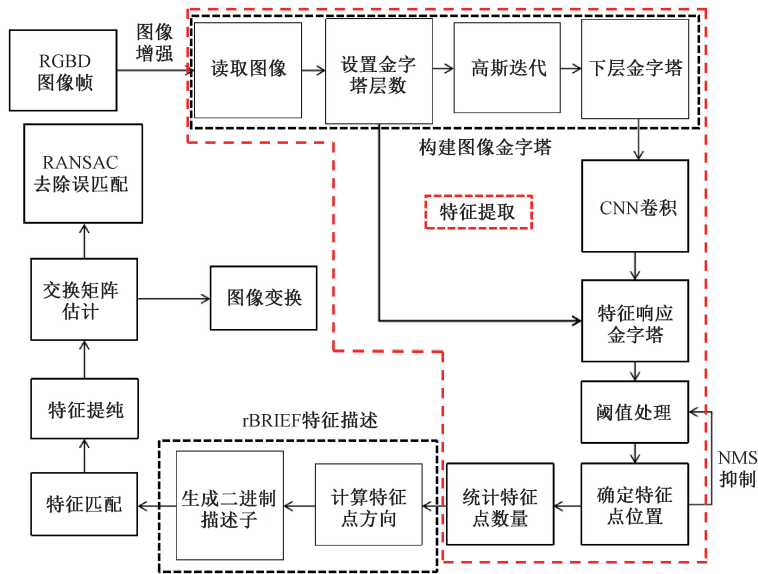


图 10 本文算法框架

Fig. 10 This article is an algorithmic framework

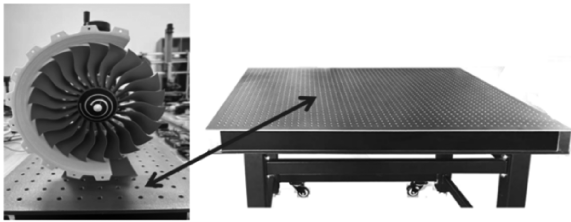


图 11 阻尼隔振平台

Fig. 11 Damped vibration isolation platform

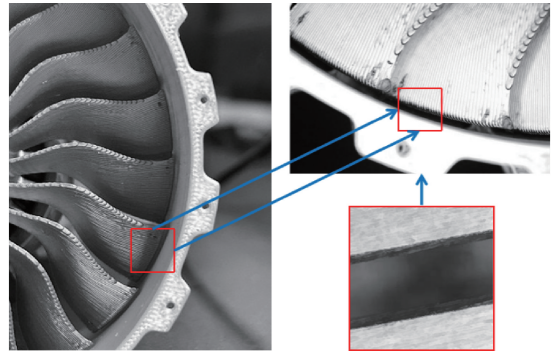


图 13 叶尖间隙微距捕获图像

Fig. 13 Apical gap macro capture image

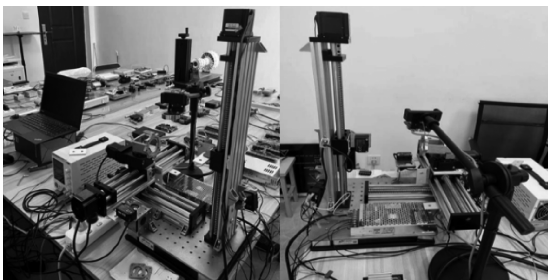


图 12 受控运动台

Fig. 12 Controlled motion table

觉测量下,镜头的放大倍率越高,系统的精度越高,为了满足系统的精度要求,本文选用高放大倍率镜头对发动机模型进行间隙微距的捕捉,如图 13 所示。

为了验证本文改进算法在特征点提取方面的优势,采用工业相机实测两组叶尖间隙图像分别对 SIFT、ORB 和本文改进算法进行特征点提取性能测试,结果如图 14 所示,并且以实际数据为基础(如表 1 所示),对改进算法的性能进行评估。

特征提取实验结果表明,改进 ORB 算法在特征点提取方面具有明显优势,相较于传统的 ORB 和 SIFT 特征点

提取算法,改进的算法不仅能提取出更多的特征点,而且这些特征点的分布更加均匀,在图像细节较弱的区域仍然能够提取到有效的特征点,尤其在细小的纹理特征提取中,捕捉更多有效的特征信息,保证特征点不出现大量的漏检和误检,以至于能够更好地反映图像的本质特征。此外,改进算法在特征点提取与匹配的速率也得到了提高,缩短了特征匹配时间(如表 1 所示)。

为了进一步在客观标准下判断几种算法在特征点的分布均匀程度差异,采用分布均匀度客观标准用于直观判定。均匀度是特征点分布的一个评估标准,用于度量特征点在图像中的均匀性。均匀度的计算方法如下:首先对图像进行区域划分,依次从 3 个方向对图像进行切割,包括竖直方向、水平方向、135°对角线方向,并将图像分为中心区域与外围区域(如图 15 所示)。

首先,对图像进行分区域处理,对每个区域内收集的特征点进行计数。接着,对这些计数值进行方差计算,将各区域的特征点数视为一个整体数据集,并求得该数据集

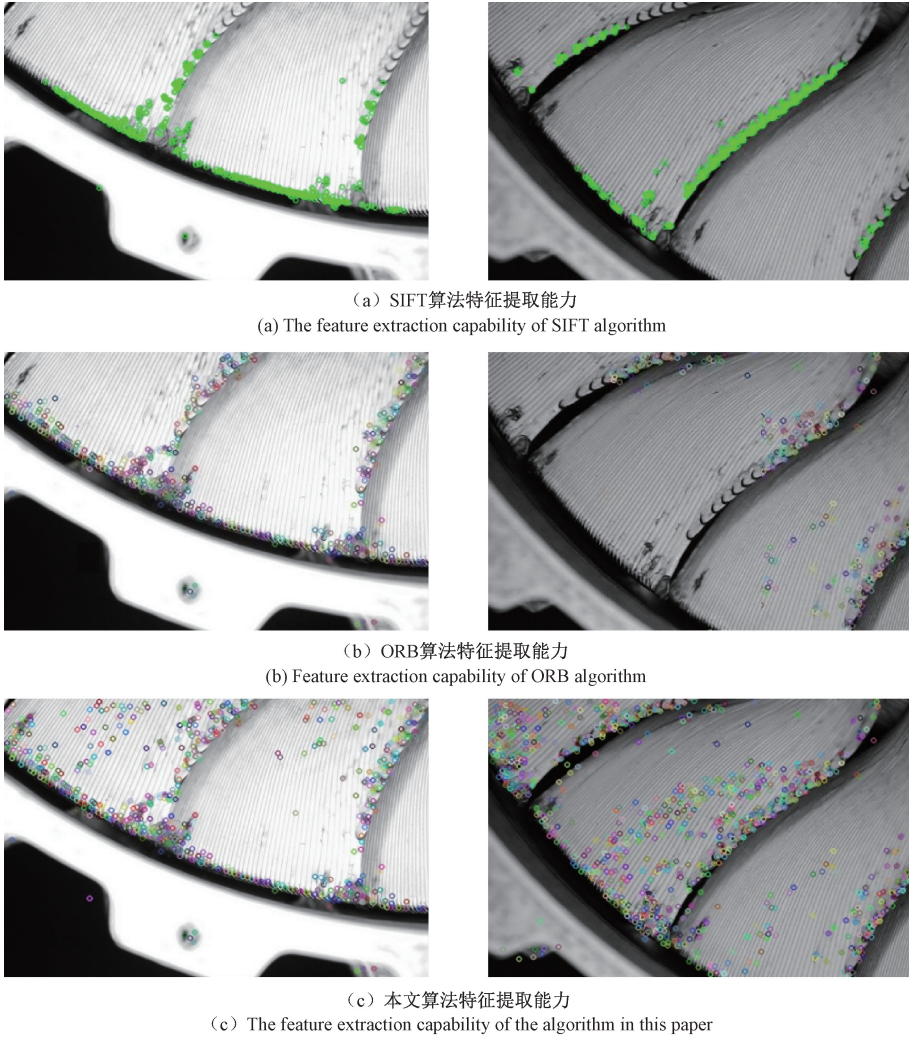


图 14 特征提取能力对比图

Fig. 14 Comparison of feature extraction capabilities

表 1 特征提取对比实验

Table 1 Comparative experiments on feature extraction

算法类型	提取点数		特征点检测耗时/ms
	图 14 左 (+30%亮度)	图 14 右 (-30%)	
SIFT 算法	593	607	58.415 6
原 ORB 算法	527	321	45.372 5
本文改进算法	658	732	420.588

的方差 V 。最终,利用该方差值来表征特征点提取的均匀度^[19],如式(18)所描述。

$$\text{Evenness} = 101 \times \log(V) \quad (18)$$

均匀度越小意味着图像中的特征点分布更为均衡,反映出更佳的性能。该方法通过分析特征点在各区域间的分布频次,并利用方差作为衡量标准来评定特征点提取的均匀性。均匀度数值较小时,表明特征点在图像上分布较

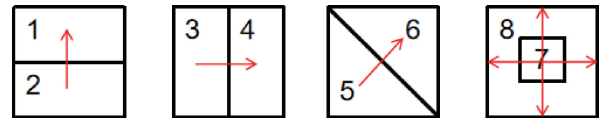


图 15 多方向分割图像示意图

Fig. 15 Schematic diagram of a multi-directional segmented image
为一致;而数值较大则说明分布存在不均衡的现象,其中均匀度实验数据如表 2 所示。

表 2 均匀度实验数据

Table 2 Uniformity experimental data

算法类型	均匀度		平均值
	图 14 左 (+30%亮度)	图 14 右 (-30%)	
SIFT 算法	226.256 2	243.625 4	234.940 8
原 ORB 算法	189.624 4	196.155 7	192.890 0
本文改进算法	147.148 5	166.145 6	156.567 1

可以得出结论:改进后的算法能够以更均匀的方式提取特征点,相对比传统 ORB 算法以及 SIFT 算法,均匀度分别提升了约 18.83%、33.36%。这一提升归功于卷积尺度特征点提取方法,因此特征点不再过度聚集于图像像素剧烈变化的区域。这使得算法更加适合叶型叶片特征点的提取和匹配。

为验证本文算法在光照整体变换后依旧保持着精准匹配的优越性,进一步通过两种光照变化方式来验证该算法在面对光照变化是否有较好的鲁棒性。

3.3 特征点亮度匹配对比实验

为了验证传统 ORB 算法和改进 ORB 算法在面对光照变化条件下特征点的匹配效果。本文选择室外自然光照变化,分别为 1 000~1 200 LUX 晴天自然光照强度、800~1 000 LUX 阴天自然光照强度、100~300 LUX 雨天自然光照强度展开室外光照对比实验,以及人为改变图像亮度模拟光照变化,对其展开实验,户外光照实验结果如图 16 所示。

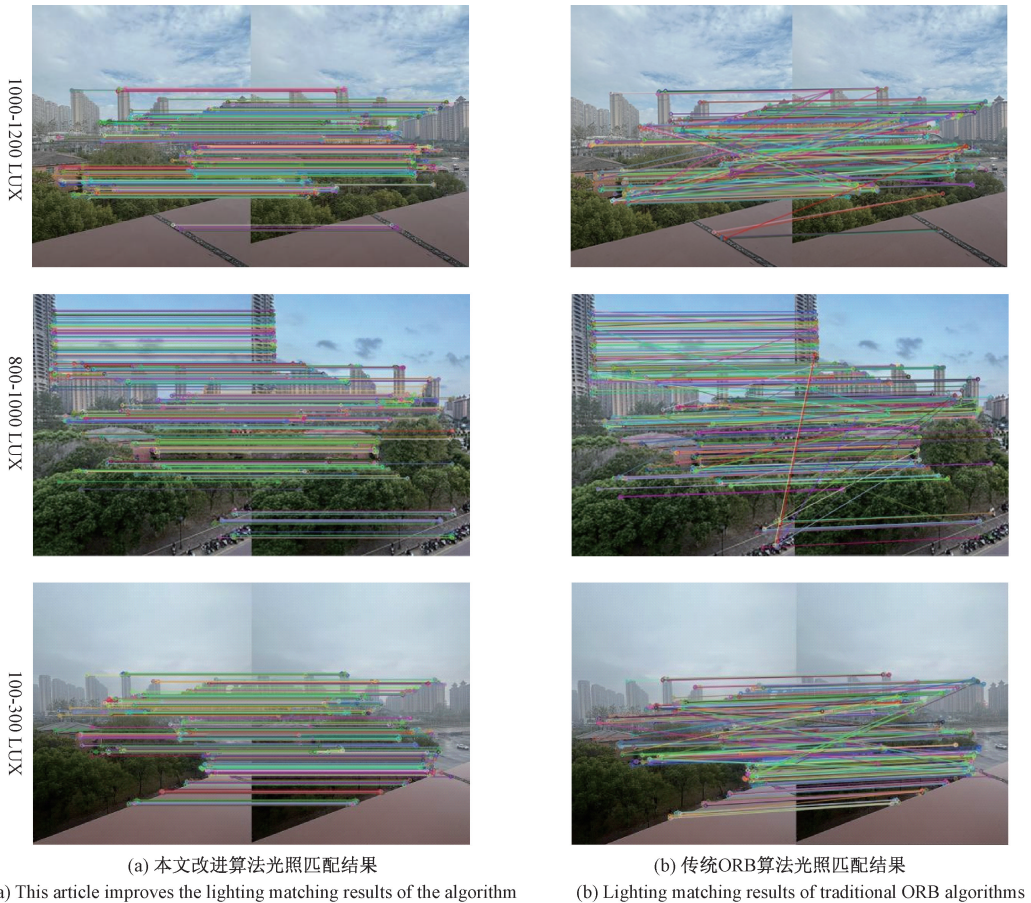


图 16 自然光照下变换特征匹配对比图

Fig. 16 Comparison of transform feature matching under natural lighting

其中室外自然光照以 LUX 为单位指标,从图 16 可以看到,当处于不用外界环境时,面对不同的自然光照强度,改进算法比传统的 ORB 算法提取到更多的特征点,并且匹配特征点对的数量也有所提升,甚至对于光照变化特征点检测的准确度和匹配对数变化频幅小,在低光照强度下(100~300 LUX),本文改进算法比传统 ORB 算法匹配精确数提升了 14.7%,有着更强的光照鲁棒性,具体数据对比如表 3 所示。

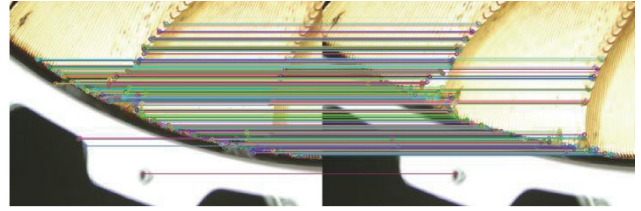
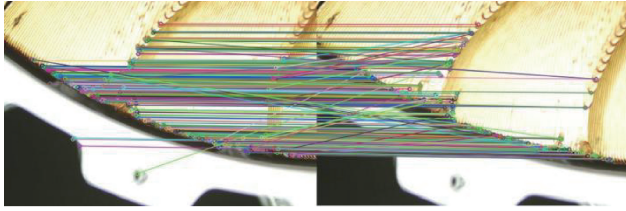
表 3 不同室外光照亮度下提取特征点及匹配对数对比

Table 3 Extract feature points and match logarithmic comparison under different outdoor illuminations

户外自然光照亮度变化	原算法(特征点)		改进算法(特征点)	
	特征点数	匹配对	特征点数	匹配对
1 000~1 200 LUX	1 963	416	2 192	402
800~1 000 LUX	1 872	372	2 173	387
100~300 LUX	1 796	331	2 156	359

人为模拟光照实验以亮度变化幅度±30%，光照强度

对比特征实验匹配结果如图 17 所示。



(a) 原ORB算法光照匹配结果

(b) 改进ORB-CNN算法光照匹配结果

(a) Lighting matching result of the original ORB algorithm

(b) Improve the illumination matching results of ORB-CNN algorithm



(c) 原ORB算法光照匹配结果(光照幅值降低30%)

(d) 改进ORB-CNN算法光照匹配结果(光照幅值降低30%)

(c) The lighting matching result of the original ORB algorithm (lighting amplitude decreased by 30%)

(d) Improve the illumination matching results of ORB-CNN algorithm (lighting amplitude decreased by 30%)

图 17 人为光照变化下特征匹配对比图

Fig. 17 Comparison of feature matching under artificial lighting changes

在图 16、17 的不同光照环境对比实验中可以看出改进的 ORB 算法中特征匹配的精确度有着明显的提升，图 17(a)、(b)对比实验中，原 ORB 算法和改进算法精度度分别为 72.43%、89.06%，比传统 ORB 算法提升了

16.63%的匹配正确率。图 17(c)和(d)对比实验中，原 ORB 算法和改进算法精度度分别为 66.17%、85.21%，提高了 19.04%的匹配正确率，并且特征匹配耗时同样得到了提升。详细数据如表 4 所示。

表 4 人为控制光照条件下特征匹配对比实验

Table 4 Comparative experiment of feature matching under artificially controlled lighting conditions

亮度变化	算法类型	特征点个数	正确匹配数	匹配正确率/%	特征匹配耗时/ms
光线亮度增强 30%	原 ORB 算法图 17(a)	574	415	72.43	6.083 4
光线亮度减弱 30%	原 ORB 算法图 17(c)	532	352	66.17	5.366 3
光线亮度增强 30%	改进算法图 17(b)	658	586	89.06	4.233 4
光线亮度减弱 30%	改进算法图 17(d)	629	536	85.21	3.821 7

3.4 尺寸不变性及旋转不变性对比实验

传统的 ORB 算法对于图像旋转缩放的敏感度来源于其使用的 FAST 角点检测，而 FAST 角点检测器在对图像中的纹理特征进行评估的同时，并不会直接考虑图像尺寸旋转缩放的变化，因此，当图像发生角度的旋转变化以及尺寸缩放时，原有的特征点可能会变的不明显或者直接消失。本文在叶尖间隙放大测量的同时必然会导致图像尺寸的旋转以及缩放，因此为了验证本文改进的 ORB 算法具有良好的尺寸不变性，设计尺寸变化实验以及图像位姿角度的旋转实验，通过比较 SIFT 算法、原 ORB 算法以及本文改进算法分别对于基准叶尖间隙图像和其缩放副本(缩放 50% 尺寸大小)特征点匹配实验，以及同比例旋转相应角度实验(顺时针分别旋转 10°、30°、60°)，以此来验证本文算法的尺度不变性以及旋转不变性，其中缩放实验结果如图 18 所示。为便于观测将实验图像进行二值化处理，如图 18 右侧图像所示。

为对比验证 SIFT 算法、原 ORB 算法以及本文改进算法，在图像尺寸缩放 50% 尺寸大小情况下的图像特征提取与匹配的总网络耗时，在计算机设备 Intel(R) Core(TM) i5-10500 CPU 跑出的实验结果，其中在缩放 50% 尺寸下，各算法的网络总耗时如图 19(a) 所示，特征描述匹配耗时如图 19(b) 所示，特征点检测单一耗时如图 20 所示。

上述对于 SIFT 算法、传统 ORB 算法以及本文提出的改进 ORB 算法进行了详细的尺寸不变性实验对比分析。实验观测结果得知，在面对图像尺寸变化时，使用 SIFT 算法进行特征点匹配，尽管检测到的特征点数量较改进 ORB 算法更多，然而其匹配精度却相对较低。另外，由于 SIFT 算法在特征点的检测与匹配过程中计算复杂度较高，这导致了整个处理流程所需的时间相对较长。对于传统 ORB 算法，可以观察到在图像尺寸变化的情况下，部分原有特征点变得不明显或直接消失，这表明传统 ORB 算法在尺寸不变性方面存在一定的局限性。尽管与 SIFT 算法相

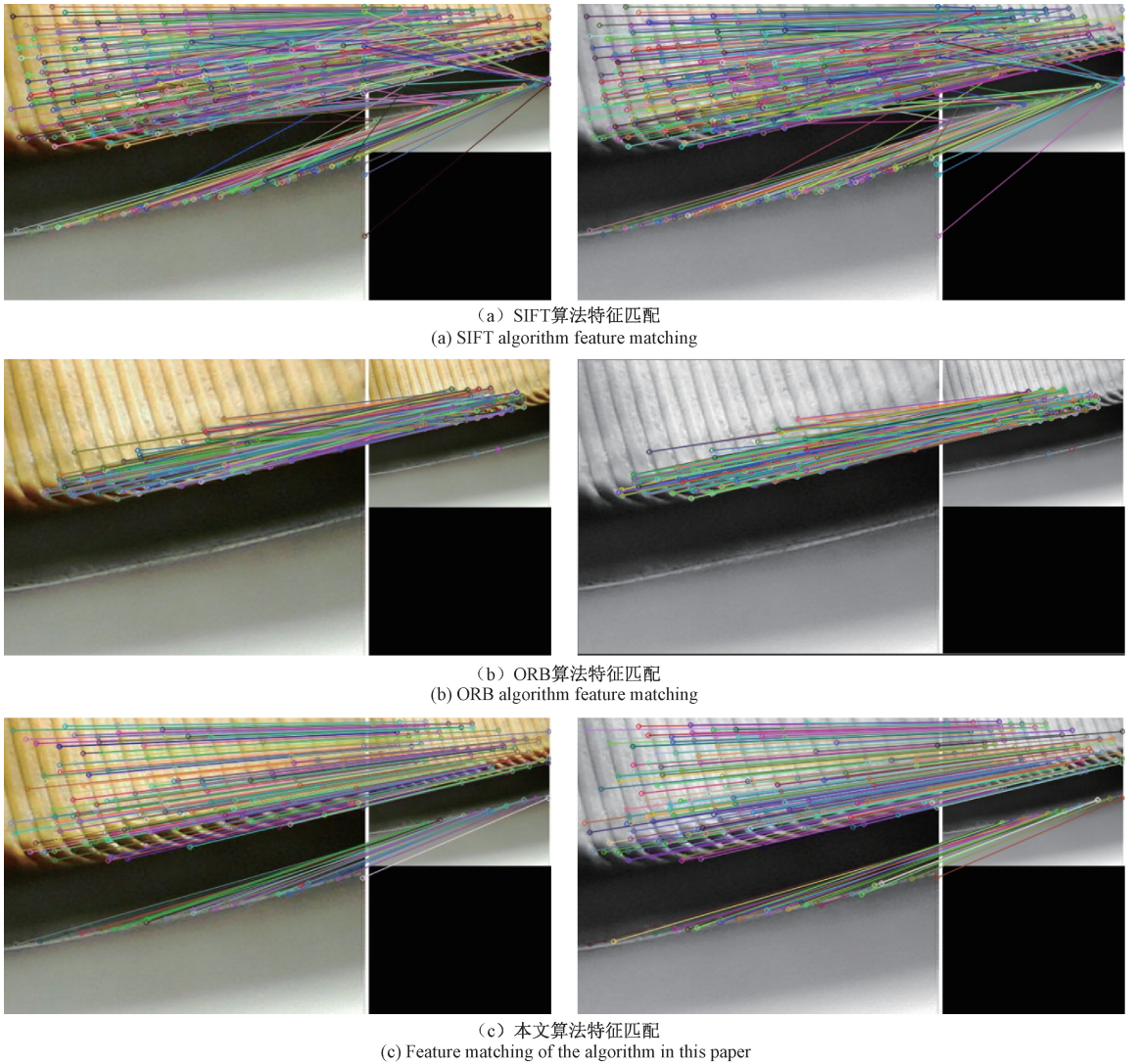


图 18 尺寸缩放变化下特征匹配对比图

Fig. 18 Comparison of feature matching under size scaling changes

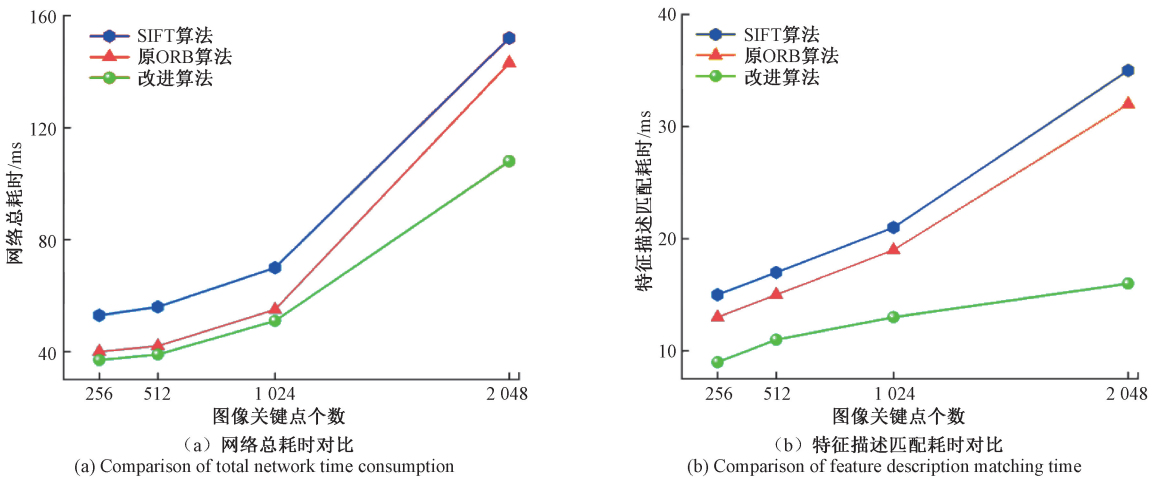


图 19 尺寸缩放变化下各算法网络耗时对比图

Fig. 19 Comparison of the network time consumption of each algorithm under the change of size scaling

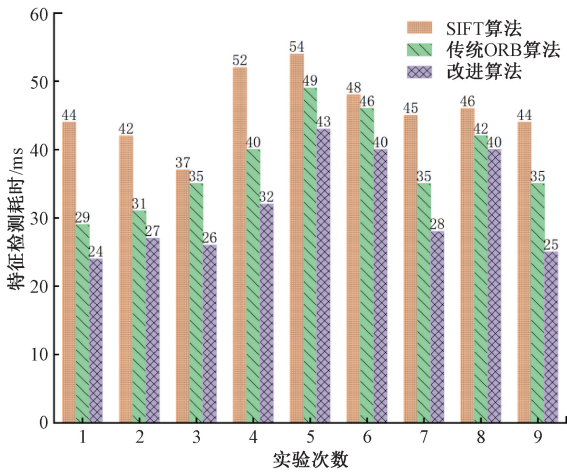


图 20 尺寸不变性实验特征点检测耗时柱状图

Fig. 20 Histogram of the time-consuming feature point detection of size invariance experiments

比,传统 ORB 算法的耗时有所减少,但其性能仍不及改进 ORB 算法。

为了进一步验证本文算法在旋转环境下相对于传统 ORB 算法以及具备良好尺寸不变性的 SIFT 算法,有更加出色的表现,进行旋转不变性实验,展示其在旋转不变性方面的优势,分别将图像进行顺时针依次旋转 10° 、 30° 、 60° 后进行特征点匹配实验,其中不同旋转角度下各算法的特征点匹配实验结果如图 21 所示。

对上述 3 组旋转图片进行匹配测试,以及特征点偏距计算,经过计算,数据集如表 5 所示。

在旋转实验中,当旋转角度为 10° 度时,改进 ORB 算法特征点匹配正确率高达 92.14% ,相比之下,SIFT 算法的正确率为 85.56% ,而传统 ORB 算法的正确率仅为 79.54% 。在召回率方面,改进 ORB 算法表现为 75.16% ,相较于 SIFT 算法的 71.23% 和传统 ORB 算法的 71.12% ,表现出较高的稳定性。在特征点偏距方面,改进

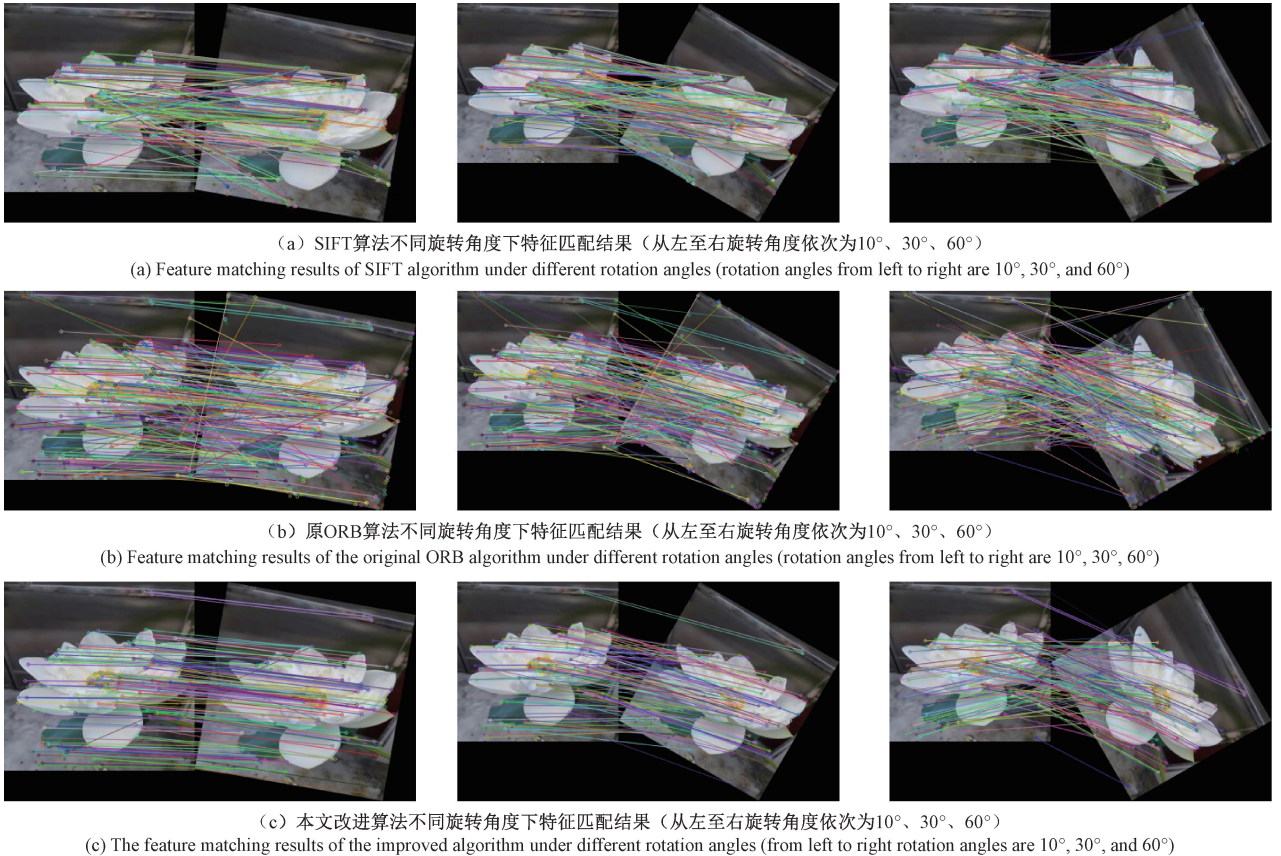


图 21 旋转不变性对比实验

Fig. 21 Rotational invariance comparison experiment

ORB 算法的优势尤为明显,其特征点偏距为 9.26 pixel,显著低于 SIFT 算法的 32.89 pixel 和传统 ORB 算法的 35.27 pixel。在旋转角度提升至 30° 时,改进 ORB 算法的正确率保持为 91.17% ,而 SIFT 算法和传统 ORB 算法的正确率分别为 86.23% 和 75.23% 。召回率方面,改进

ORB 算法的值为 72.23% ,略高于 SIFT 算法的 68.56% 和传统 ORB 算法的 75.23% 。在特征点偏距上,改进 ORB 算法的偏距为 13.56 pixel,较 SIFT 算法的 35.94 pixel 和传统 ORB 算法的 40.33 pixel 有显著改善。当旋转角度达到 60° 时,本文提出的改进 ORB 算法在特征点匹配的正确

表5 旋转不变性对比实验结果

Table 5 Rotational invariance comparison experimental results

旋转角度变化 (顺时针)	特征点匹配正确率/%			召回率/%			特征点偏距/pixel		
	SIFT 算法	原 ORB 算法	改进算法	SIFT 算法	原 ORB 算法	改进算法	SIFT 算法	原 ORB 算法	改进算法
10°	85.56	79.54	92.14	71.23	71.12	75.16	32.89	35.27	9.26
30°	86.23	75.23	91.17	68.56	69.23	72.23	35.94	40.33	13.56
60°	82.27	81.27	90.63	73.19	72.61	75.54	37.34	39.25	15.12

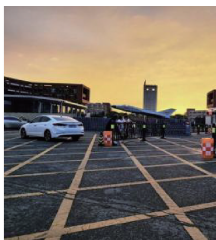
率、召回率稳定性以及特征点偏距方面,均优于 SIFT 算法和传统 ORB 算法。

这些实验结果充分证实了改进 ORB 算法在旋转不变性方面的优越性能,为进一步的研究和应用提供了有力的理论依据和技术支持。

本文提出的改进 ORB 算法在尺寸变化和旋转显著的图像中展现出了更高的匹配精度以及特征匹配鲁棒性,特征点几乎未出现丢失现象,这验证了算法在尺寸不变性以及旋转不变性有着较强的适应性。同时,改进 ORB 算法在特征点检测和匹配过程中的耗时显著缩短,这表明算法在保持高匹配性能的同时,也提高了计算效率。综上所述,实验结果表明,改进 ORB 算法在图像尺寸变化以及位姿旋转的情况下,不仅保持了良好的特征点匹配精度,而且具有出色的尺寸不变性、旋转不变性和较低的计算成本,为视觉放大精度测量所导致的匹配失误差率较高的问题以及位姿旋转图像特征丢失等问题提供了有效的解决方案。

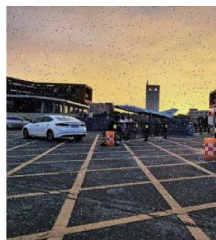
3.5 复杂环境的适应性评估

为了进一步评估改进的 ORB 算法在复杂场景下的图像拼接性能,通过选取不同场景的待拼接图像,作为实验对象,为其分别加入不同强度的噪声,其中椒盐噪声最为代表,噪声水平分为无噪声、轻度、重度 3 个等级,如图 22 所示,分别给待拼接实验对象添加不同程度的椒盐噪声,以此模拟实际应用中可能遇到的复杂噪声环境,使用 SIFT、传统 ORB 算法作为对比算法进行验证,拼接对比效果图如图 23 所示,通过伽玛校正处理放大进行显示,细节放大如图 23 红色正方形框线所示,如图 23(a)、(c)、(e),分别为本文改进算法在无椒盐噪声、轻度椒盐环境以及重度椒盐环境下对实验对象的拼接效果,图 23(b)、(d)、(e)为传统 ORB 算法分别在无椒盐噪声,轻度椒盐以及重度椒盐环境下的处理效果。为客观评估各算法的拼接效果,本研究采用了距离误差(DE)、彩色图像质量误差(CEIQ)、盲/无参考图像空间质量评估器(BRISQE)以及自然图像质量评估器(NIQE)对拼接后的图像进行了客观质量评价,评估结果如表 6 所示。



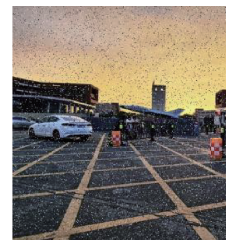
(a) 无椒盐噪声拼接左图

(a) Salt and pepper noise-free splicing left



(b) 加入轻度椒盐噪声拼接左图

(b) Addition of mild salt and pepper noise on the left



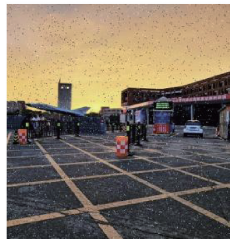
(c) 加入重度椒盐噪声拼接左图

(c) Addition of heavy salt and pepper noise on the left



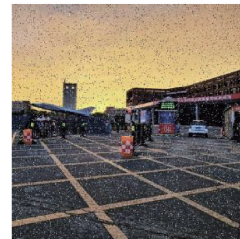
(d) 无椒盐噪声拼接右图

(d) Salt and pepper noise-free splicing on the right



(e) 加入轻度椒盐噪声拼接右图

(e) Add mild salt and pepper noise on the right



(f) 加入重度椒盐噪声拼接右图

(f) Addition of heavy salt and pepper noise on the right

图 22 拼接实验对象

Fig. 22 Splicing the test subject



图 23 复杂环境下各算法拼接

Fig. 23 Splicing effect of various algorithms in complex environments

表 6 拼接图像质量评价

Table 6 Stitching image quality evaluation

特征检测算法	DE	CEIQ	BRISQE	NIQE
传统 ORB 算法 (无噪声)	6.432 7	1.857 2	28.332 4	3.732 5
本文改进算法 (无噪声)	5.543 2	1.742 3	26.943 1	3.535 6
传统 ORB 算法 (椒盐噪声)	10.563 9	3.925 4	31.241 6	4.639 5
本文改进算法 (椒盐噪声)	7.742 6	2.089 3	29.543 2	4.356 8

对比实验结果图像,可以明显观察到,采用传统 ORB 算法进行图像拼接时,由于算法对于噪声的敏感性,拼接图像出现了明显的错位现象,拼接精度未能达到预期标准。此外,由于特征点匹配的不精确性,拼接区域出现了明显的重影现象,导致图像模糊,难以辨认细节。

相较之下,本文提出的改进算法在应对不同强度外界

噪声的挑战时,表现出了显著的鲁棒性。拼接后的图像保持了较高的清晰度,未观察到明显的拼接痕迹,且地面纹理的细节得到了良好地保留。定量分析显示,本文算法在特征点匹配的平均距离上显著优于传统 ORB 算法,即使在噪声干扰加剧的情况下,拼接图像的模糊程度也未明显增加,这证明了改进算法在图像拼接过程中对噪声的强抑制能力和优异的图像质量保持能力,其中拼接图像定量评估数据如表 6 所示。

从表 6 中的数据可以表明,无论是在无噪声还是复杂噪声环境下,本文提出的改进算法相较于传统 ORB 算法,均显示出显著的性能提升。具体而言:在无噪声条件下,本文改进算法的图像质量评价指标 DE、CEIQ、BRISQE、NIQE 均有所下降,分别为 5.543 2、1.742 3、26.943 1、3.535 6,相比传统 ORB 算法分别提升了 16.05%、6.59%、5.16%、5.57%,这表明改进算法能够更好地保留图像的细节信息,提高图像拼接质量,并且拼接后的图片更为自然。在复杂噪声环境下,本文改进算法同样表现出了更强的鲁棒性。其 DE、CEIQ、BRISQE、NIQE 指标分别为 7.742 6、2.089 3、29.543 2、4.356 8,相较于传统 ORB 算法

分别提升了 36.44%、87.88%、5.75%、6.49%，改进算法在噪声处理方面的性能更优。

综合以上数据,可以得出以下结论:本文改进的 ORB 算法在处理图像拼接任务时,无论是在无噪声还是复杂噪声条件下,均能有效地提升图像细节信息的保留程度,优化图像拼接质量。此外,算法在噪声环境下的鲁棒性也得到了显著增强。这些实验结果充分证明了本文改进算法的有效性和实用性,为图像拼接领域提供了新的研究思路和技术手段。

4 结 论

本文针对航空发动机叶尖间隙图像拼接的精度提升需求,对传统 ORB 算法和 SIFT 算法在特征点提取方面的不足进行了深入分析。传统的 ORB 算法在面对光照变化、纹理信息提取以及特征分布均匀性方面存在局限,而 SIFT 算法虽具有较好的特征提取能力,但其算法复杂度高、运行速度慢,且对噪声敏感,在纹理丰富或重复纹理较多的图像上性能下降。针对这些问题,本文提出了一种基于图像尺寸金字塔的改进算法,结合 CNN 的卷积核进行 FAST-n 角点检测。

在本文的研究中,进行了一系列实验来验证改进算法的性能,包括光照对比实验、尺寸不变性实验以及噪声鲁棒性实验。实验结果表明,改进算法在特征点提取的稳定性和数量上都有了显著提升,误检和漏检现象得到了有效减少。在抗光照影响方面,匹配精度也有所提高。在复杂噪声以及伴随着复杂对比度的外界环境影响方面,均能有效地提升图像细节信息的保留以及优化图片的拼接质量。引入尺寸金字塔策略,不仅克服了传统 ORB 算法在尺寸不变性方面的局限性,还确保了在不同尺寸图像中稳定地提取和匹配特征点。最终,通过使用 BRIEF 方法搭配 Hamming 距离对特征点进行描述和初步匹配,本文的 ORB-CNN 算法在保持 ORB 算法速度优势的同时,显著提升了匹配精度。

综上所述,本文的 ORB-CNN 算法在航空发动机叶尖间隙图像拼接中展现出了卓越的性能。它不仅提高了图像拼接的精度,还增强了算法在复杂环境下的鲁棒性。通过光照对比实验、尺寸不变性实验和噪声鲁棒性实验的验证,本文改进算法的优势得到了充分体现。这一研究成果为航空发动机叶尖间隙的非接触测量提供了坚实的技术基础,具有显著的理论 and 现实应用价值。展望未来,期待对 ORB-CNN 算法进行更深入的优化,并探索其在更多实际场景中的应用潜力,以推动相关领域的技术进步和创新发展。

参考文献

[1] 陈玉涛,朱日成,童思容,等. 航空发动机叶尖间隙影像测量系统及其标[J]. 应用光学,2013, 34(3): 473-478.

CHEN Y T, ZHU M CH, TONG S R, et al. Blade tip gap image measurement system and its standard for aero engine [J]. Applied Optics, 2013, 34(3): 473-478.

[2] 张超,盛波,毕超,等. 叶型孔图像拼接技术实验研究[J]. 航空精密制造技术,2023,59(2):13-16,12.

ZHANG CH, SHENG B, BI CH, et al. Experimental study on image stitching technology of leaf shape holes[J]. Aerospace Precision Manufacturing Technology,2023, 59(2):13-16,12.

[3] 罗运,贺翔,丁诗婕. 图像拼接算法发展综述[J]. 现代计算机,2021(8):78-82.

LUO Y, HE X, DING SH J. A review of the development of image stitching algorithms[J]. Modern Computers, 2021(8):78-82.

[4] 范宗杰,徐向辉,周晓丽. 一种基于 SIFT 算法的 SAR 图像配准方法[J]. 电子测量技术,2014,37(8):70-74.

FAN Z J, XU X H, ZHOU X L. A SAR image registration method based on SIFT algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(8): 70-74.

[5] 张学峰,马行,穆春阳. 基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的图像匹配研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22):121-127.

ZHANG X F, MA X, MU CH Y. Research on image matching based on SIFT and K-D tree fusion based on quadtree [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22):121-127.

[6] 朱奇光,张朋珍,李昊立,等. 基于全局和局部特征融合的图像匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(1): 170-176.

ZHU Q G, ZHANG P ZH, LI H L, et al. Research on image matching algorithm based on global and local feature fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2016, 37(1):170-176.

[7] 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. Improved fast image matching algorithm based on SURF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(8):47-53.

[8] 许宏科,秦严严,陈会茹. 基于改进 ORB 的图像特征点匹配 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14(18): 105-109,128.

XU H K, QIN Y Y, CHEN H R. Image feature point matching based on improved ORB [J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(18): 105-109,128.

[9] 姚成贤,张海峰,范狄庆,等. 基于改进 ORB-RANSAC

- 算法的锅底标签角度视觉测量方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 89-96.
- YAO CH X, ZHANG H F, FAN D Q, et al. Visual measurement method of pot bottom label angle based on improved ORB-RANSAC algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 89-96.
- [10] JIANG W, YE G CH, ZOU D H, et al. Dynamic model based energy consumption optimal motion planning for high-voltage transmission line mobile robot manipulator [J]. Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-Body Dynamics, 2021, 235(1): 93-105.
- [11] DUAN Y Q, LU J W, FENG J J, et al. Context-aware local binary feature learning for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(5): 1139-1153.
- [12] LIU AI SH, WANG J K, LIU X L, et al. Bias-based universal adversarial patch attack for automatic check-out[J]. Computer Vision-ECCV 2020, 2020: 395-410.
- [13] 王昂, 何小海, 罗丹, 等. 针对 VVC 色度预测的注意力卷积神经网络算法[J]. 电讯技术, 2024, 64(11): 1741-1749.
- WANG ANG, HE X H, LUO D, et al. Attention convolutional neural network algorithm for VVC chromaticity prediction [J]. Telecommunications Technology, 2024, 64(11): 1741-1749.
- [14] 周泽楷, 侯宏娟, 孙莉, 等. 基于 CNN 和 BiLSTM 神经网络模型的太阳能供暖负荷预测研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(10): 415-422.
- ZHOU Z K, HOU H J, SUN L, et al. Research on solar heating load prediction based on CNN and BiLSTM neural network model [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2024, 45(10): 415-422.
- [15] 徐国政. 基于时间因子和复合 CNN 结构的网络安全态势评估[J]. 网络安全技术与应用, 2024(11): 36-38.
- XU G ZH. Network security situation evaluation based on time factor and composite CNN structure[J]. Network Security Technology and Application, 2024(11): 36-38.
- [16] 王喜红, 雷斌, 李园园, 等. 基于 ORB-SLAM2 的改进特征匹配与稠密地图算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(18): 54-62.
- WANG X H, LEI B, LI Y Y, et al. Improved feature matching and dense map algorithm based on ORB-SLAM2 [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18): 54-62.
- [17] 杜根, 张志安. 基于四叉树法和 PROSAC 算法改进的视觉 SLAM 技术[J]. 兵工自动化, 2024, 43(5): 37-42.
- DU G, ZHANG ZH AN. Visual SLAM technology based on quad tree method and PROSAC algorithm [J]. Ordnance Industry Automation, 2024, 43(5): 37-42.
- [18] ZHU Q D, TANG X M, ELAHI A. Application of the novel harmony search optimization algorithm for DBSCAN clustering [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 178(11): 115054.
- [19] 季莘翔, 王宇钢, 林一鸣. 基于四叉树的 ORB 特征阶梯分布算法[J]. 机械工程师, 2024(3): 26-30, 33.
- JI X X, WANG Y G, LIN Y M. Ladder distribution algorithm of ORB feature based on quadtrees [J]. Mechanical Engineer, 2024(3): 26-30, 33.

作者简介

王朝虎(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为航空发动机图像处理与智能检测技术。

E-mail: 18702621058@163.com

卢洪义, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为飞行器动力系统设计与测试与故障诊断。

E-mail: 13964508115@163.com