

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514269

基于双目内窥镜的发动机叶片缺陷重建方法研究*

丰雅鹏¹, 燕必希¹, 董明利¹, 庄 炜¹, 余 快²

(1. 北京信息科技大学光电信息与仪器北京市工程研究中心 北京 100192;
2. 中国空间技术研究院遥感卫星总体部 北京 100086)

摘 要:为解决航空发动机叶片在役检测中高反射表面的微小缺陷难以高精度重建的问题,故提出一种基于双目内窥镜的叶片缺陷三维重建方法。针对内窥镜场景下传统标定精度不足的局限,设计了同心双圆环标定板,建立了基于共心约束的特征点提取与优化算法,实现了双目系统的高精度标定。实验结果表明,该方法的单目标定平均重投影误差分别为 0.095 和 0.103 pixels,双目标定误差显著降低,提升了系统几何参数精度。立体重建方面,结合深度学习检测模型 YOLO11 实现缺陷区域自动定位,获取左右视图特征检测框的先验信息,提出基于检测框的区域约束与先验视差筛选策略,通过确定搜索行区域交集与视差范围,将匹配计算限制在缺陷区域内,避免检测框外错误匹配的代价平滑传播,提高了立体匹配稳定性与局部重建精度,并对 AD-Census 立体匹配算法进行适应性改造,进一步降低噪声。重建所得划痕和凹坑点云密度相对均匀,测量结果显示,凹坑直径和划痕长度的相对误差分别 $<1\%$,深度测量误差不超过 8% ,满足工程应用要求。该方法在复杂光照与空间受限环境下表现出良好的鲁棒性与精度优势,在标定精度、局部重建质量和测量可靠性方面均显著优于传统方法,为航空发动机叶片在役高精度三维形貌测量提供了有效的技术支撑。

关键词: 发动机叶片; 双目内窥镜; 相机标定; 立体匹配; 三维重建

中图分类号: TH74 TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Research on the reconstruction method of engine blade defects based on binocular endoscopy

Feng Yapeng¹, Yan Bixi¹, Dong Mingli¹, Zhuang Wei¹, Yu Kuai²

(1. Beijing Engineering Research Center for Optoelectronic Information and Instruments, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Remote Sensing Satellite Department of China Academy of Space Technology, Beijing 100086, China)

Abstract: To address the challenge of accurately reconstructing micro-defects on highly reflective surfaces during in-service inspection of aero-engine blades, a three-dimensional (3D) reconstruction method based on a binocular endoscopic system is proposed. To overcome the limitations of insufficient calibration accuracy in endoscopic scenarios, a concentric dual-ring calibration target is designed, and a feature point extraction and optimization algorithm based on concentricity constraints is developed to achieve high-precision binocular calibration. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves average single-camera reprojection errors of 0.095 and 0.103 pixels, respectively, while significantly reducing binocular calibration error and improving the accuracy of system geometric parameters. For stereo reconstruction, a deep learning-based detection model, YOLO11, is integrated to automatically locate defect regions and obtain prior information of the detection bounding boxes in both left and right views. A region-constrained and prior-disparity filtering strategy based on the detection boxes is proposed, which determines the intersection of the corresponding epipolar search regions and disparity ranges. This approach confines the matching computation to the defect areas, preventing the propagation of smoothing costs from incorrect matches outside the detection boxes, thereby enhancing stereo matching stability and local reconstruction accuracy. Moreover, the AD-Census stereo matching algorithm is adaptively modified to further suppress noise. The reconstructed point clouds of

收稿日期: 2025-07-15 Received Date: 2025-07-15

* 基金项目: 国家重点研发计划青年科学家项目(2023YFB3905200)资助

scratches and pits exhibit relatively uniform density. Measurement results indicate that the relative errors of pit diameter and scratch length are both less than 1%, and the depth measurement error does not exceed 8%, meeting engineering accuracy requirements. The proposed method demonstrates strong robustness and precision under complex illumination and spatially constrained conditions, outperforming conventional approaches in terms of calibration accuracy, local reconstruction quality, and measurement reliability. This work provides an effective technical foundation for high-precision 3D surface morphology measurement of in-service aero-engine blades.

Keywords: engine blade; binocular endoscope; camera calibration; stereo matching; 3D reconstruction

0 引言

航空发动机被誉为飞机的“心脏”^[1]。发动机叶片作为航空发动机中传递与承受气动载荷的关键部件,其表面常见的微小缺陷,如划痕、凹坑等,可能显著影响发动机的服役性能、疲劳寿命及运行安全性^[2]。因此,面向叶片表面缺陷的精确检测与几何测量,是保障发动机可靠运行的关键环节。

当前,在役发动机叶片的缺陷检测与测量多需在原位条件下完成^[3]。然而,由于发动机内部空间狭窄、结构复杂,传统检测手段和观测设备难以适用于此类场景,因此多采用内窥镜辅助检测。传统单目内窥镜仅能获取二维图像信息,虽然有部分方法能够获取一定的三维信息^[4],但难以满足对缺陷形貌的三维分析与精准度量需求,在高精度应用中存在一定局限性^[5]。

为克服上述瓶颈,工业界广泛引入双目内窥镜系统以实现缺陷的三维测量^[6]。双目内窥镜在相关早期研究中就已被引入,奥林巴斯、贝克休斯(韦林)等企业也已推出多款双目内窥镜产品,推动该技术的产业化应用。

然而实际观测环境非常复杂,特别是在强反射背景下难以稳定提取缺陷区域,导致重建效果不佳^[7]。

近年来随着人工智能的发展,深度学习方法逐渐运用于叶片缺陷区域提取^[8]。陈果等^[9]提出基于纹理特征的结构自适应神经网络以实现自动识别。Shang等^[10]设计TFModelNet并引入改进的平衡L1损失函数,以提升定位精度与纹理敏感性。Li等^[11]融合K-means、ECA-Net与BiFPN,构建增强型YOLOv5框架,显著提升检测准确率与实时性。

目前,基于深度学习的缺陷提取方法已能实现对局部缺陷的自动提取与分类^[12-13]。如何利用提取的缺陷区域进一步进行测量是目前存在的一个问题。

在此方向上,已有研究取得初步进展。Wu等^[14]采用DKeyDet网络进行特征点提取,最终实现对缺口、撕裂、弯曲与倒角等叶片边缘缺陷的测量。孙聪^[15]利用改进的Mask R-CNN识别裂纹区域,并结合图像处理算法对双目内窥镜图像进行边缘细化与三维重建,实现裂纹边缘的测量。

基于双目内窥镜的叶片缺陷原位测量技术具有重要工程意义,尽管深度学习在缺陷识别与分割方面已取得显著成果,当前相关的测量方法对于高反射背景下较为微小的形貌缺陷如凹坑、划痕的鲁棒检测与高精度重建,仍面临算法稳定性与系统适应性的双重挑战,亟需进一步研究与突破。

本研究聚焦于发动机叶片局部缺陷的三维重建问题,融合深度学习方法,提出了一种基于双目内窥镜的缺陷重建方案,主要创新点包括:

1) 引入同心双圆环标定板用于双目内窥镜标定,有效规避了传统标定板带来的系统误差,实现高精度的几何参数标定。

2) 提出基于检测框的区域约束与先验处理策略,提升了匹配的稳定性与鲁棒性。

3) 在上述策略的基础上改进半全局匹配算法,引入边界限制机制,实现复杂反射条件下叶片的凹坑、划痕缺陷的高精度三维重建。

1 研究总体框架

为了实现复杂结构下航空发动机叶片表面缺陷的三维重建,需构建一套完成局部缺陷建模的处理流程。为了去除双目内窥镜同步采集的图像存在的噪声、畸变及基线偏差,需要进行相应的图像处理。为了提高处理效率与后续重建精度,仅对缺陷区域进行针对性的匹配计算,使用缺陷检测算法对双目图像的缺陷进行检测。为了实现对缺陷区域的重建,需要实现局部缺陷区域的立体匹配。另外,由于精确三维重建高度依赖相机成像模型的准确性,整个系统必须依赖可靠的标定方法获取各项内外参数,所以针对内窥镜成像特点,构建专用标定靶标尤为关键。

图1中展示了基于双目内窥镜的发动机叶片缺陷三维重建的总体流程。首先进行双目内窥镜图像采集,对存在细小凹坑、划痕缺陷的图像对进行图像预处理,包括高斯图像滤波、畸变矫正和Bouguet立体矫正等步骤。完成预处理后,通过目标检测算法自动定位图像中的缺陷区域。随后,在检测框范围内进行立体匹配和三维重建。其中,畸变矫正、立体矫正、三维重建所需的相机内外参数需要通过对双目内窥镜高精度标定获得,为此采用同

心双圆环标定板实现高精度参数提取并进行单双目优化。最终,系统输出目标区域的稠密点云图,实现对缺陷的三维形貌还原和几何测量。下面就双目内窥镜标定以及缺陷区域的匹配与重建两个关键方面进行论述,并运用双目内窥镜进行实验验证。

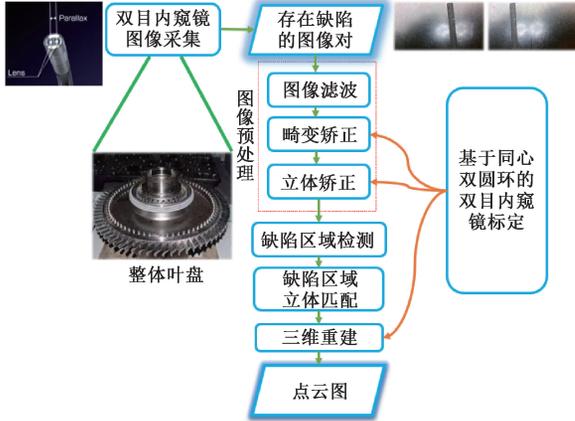


图 1 发动机叶片局部缺陷三维重建的整体流程
Fig. 1 Overall process of 3D reconstruction of local defects in engine blades

2 基于同心双圆环的双目内窥镜标定

系统标定精度是影响三维重建准确性的关键因素。内窥镜成像具有视场大、景深小等特点,棋盘格标定板和圆点阵列板虽然在内窥镜标定中广泛应用,但两种标定板存在原理误差。前者当棋盘格线条在成像中呈现倾斜时,受相机插值成像算法影响,线条成像模糊,导致特征点提取精度下降;后者则由于椭圆拟合的圆心在透视投影下存在几何偏移。

为了避免传统标定板的原理误差,采用同心双圆环标定板^[16-17]进行双目内窥镜系统的标定,同心双圆环标定板特征点为双圆环的共心。

2.1 标志点的提取

同心双圆环映射关系如图 2 所示,标定板平面上的圆通过映射关系在像面近似为椭圆,在图像中提取边缘后,可获得 4 条椭圆边缘曲线 \hat{C}_1 、 \hat{C}_2 、 \hat{C}_3 、 \hat{C}_4 , 他们是标定板平面上 C_1 、 C_2 、 C_3 、 C_4 的二次曲线的映射。

为了实现标志点的提取,通过解算式(1)获取同心椭圆圆环在图像上的共心作为标志点,即:

$$(\hat{C}_2^{-1}\hat{C}_1 - \lambda I)\mathbf{X} = 0 \quad (1)$$

式中: \hat{C}_2 、 \hat{C}_1 分别为一对椭圆中内外椭圆齐次坐标下的二次曲线矩阵; λ 是 $\hat{C}_2^{-1}\hat{C}_1$ 矩阵的特征值,在无噪声的情况下分别为 1 、 $1/r_1^2/r_2^2$, r_2 、 r_1 分别为标定板的外圆和内圆

的半径; \mathbf{X} 为 3 个特征向量组成的矩阵,其中两个特征向量是无穷远点的齐次坐标,另一个特征向量是同心椭圆的共心的齐次坐标。

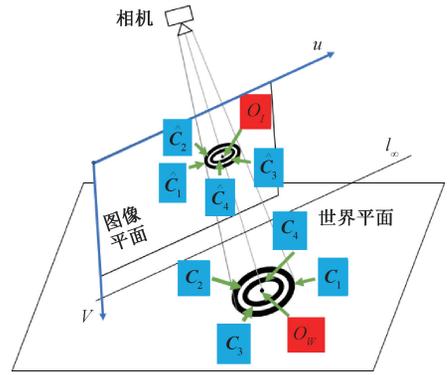


图 2 标定板平面向图像平面的映射
Fig. 2 Mapping from calibration board plane to image plane

图像上提取的 4 个椭圆通过两两组合共形成 6 种配对方式。随后,对 6 对组合分别计算其对应的 3 个特征值。若某对组合的 3 个特征值中有一个与另外两个差异显著,并与理论比 r_1^2/r_2^2 最接近,则该组合作为最优组合,并通过式(1)的解确定圆心位置,提取流程如图 3 所示。

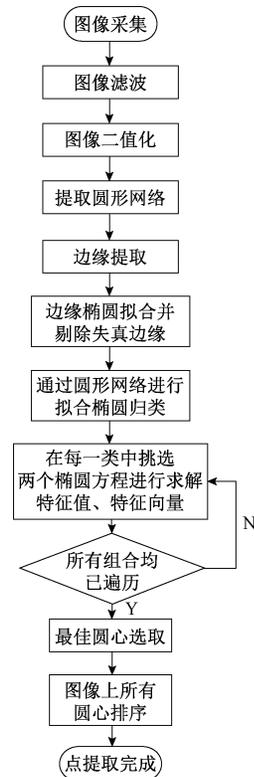


图 3 点提取流程
Fig. 3 Diagram of point extraction process

2.2 双目内窥镜的标定

通过上述方法可获得同心双圆环标定板的像点阵列,在此基础上,进行内窥镜标定。为了得到双目标定的优化初值,需要先进行单目标定。

为了提高单目标定的精度,在使用张正友标定法^[18]计算相机内参、外参初值并完成第1轮光束平差(bundle adjustment, BA)优化(该流程优化除畸变参数以外的内外参数)后,进一步引入畸变参数,开展第2轮完整的光束平差优化,即:

$$\operatorname{argmin} \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|m_{ij} - m(\mathbf{K}, \mathbf{R}_i, \mathbf{T}_i, \mathbf{D})\|^2 \right\} \quad (2)$$

式中: M 表示图像张数; N 为每幅图像中的特征点数量; \mathbf{K} 为相机内参矩阵; \mathbf{R}_i 与 \mathbf{T}_i 为每幅图像的外参; \mathbf{D} 为畸变参数,采用常规的三阶径向畸变与二阶切向畸变。鉴于畸变参数数值通常较小,其初始值设为0,内外参初值均为第1轮优化后的参数。

左右内窥镜在上述优化完成后,完成上述优化后,可通过如式(3)所示计算右相机相对于左相机的外参 \mathbf{R}, \mathbf{T} 。

$$\begin{cases} \mathbf{R} = \mathbf{R}_r \mathbf{R}_l^{-1} \\ \mathbf{T} = \mathbf{t}_r - \mathbf{R} \mathbf{t}_l \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{R}_r, \mathbf{R}_l$ 分别为左右相机相对世界坐标系的旋转矩阵; $\mathbf{t}_r, \mathbf{t}_l$ 为左右相机相对世界坐标系的平移。

为了提高双目标定的精度,采用双目标定联合优化策略。系统优化过程中,在相机不同姿态下采集同心双圆环标定板图像实现单目标定后,应用式(3)可获得多组相机间的相对外参 (\mathbf{R}, \mathbf{T}) ,在进行双目优化时,将多组相对外参均值作为优化的初始值。其中,左右相机的内参、畸变参数以及各姿态下左相机相对于世界坐标系的外参 $(\mathbf{R}_l, \mathbf{t}_l)$ 均为式(2)的优化结果。双目系统的整体优化如式(4)所示。

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{R}, \mathbf{T}, \mathbf{R}_l, \mathbf{T}_l, \mathbf{D}_l, \mathbf{K}_l, \mathbf{D}_r, \mathbf{K}_r, \mathbf{D}_r} \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\| \mathbf{p}_{ij}^{(L)} - \pi_L(\mathbf{R}_l \mathbf{P}_{ij} + \mathbf{t}_l) \right\|^2 + \left\| \mathbf{p}_{ij}^{(R)} - \pi_R[\mathbf{R}(\mathbf{R}_l \mathbf{P}_{ij} + \mathbf{T}_l) + \mathbf{T}] \right\|^2 \right\} \quad (4)$$

式中: π_L, π_R 分别为左相机坐标系向左相机像素坐标系的映射、右相机坐标系向右相机像素坐标系的映射; \mathbf{P}_{ij} 为对应的世界坐标; $\mathbf{p}_{ij}^{(L)}$ 与 $\mathbf{p}_{ij}^{(R)}$ 分别为左右相机的像素坐标; $\mathbf{R}_l, \mathbf{t}_l$ 为左相机坐标系相对于世界坐标系的外参; \mathbf{R}, \mathbf{T} 为右相机坐标系相对于左相机坐标系的外参; $\mathbf{K}_l, \mathbf{D}_l, \mathbf{K}_r, \mathbf{D}_r$ 分别为左右相机对应的内参与畸变参数。

通过以上的双目标定方法,可以获得较为精准的双目内窥镜参数。

3 检测框内的匹配与三维重建

双目三维重建的核心是建立左右图像间的准确点对应关系。由于发动机叶片表面粗糙度较小、反光严重,纹理信息仅在局部缺陷区域存在,其余区域对匹配而言均

为无效信息,而在匹配过程中,检测框外的错误匹配产生的代价可能被平滑传播至局部缺陷区域,影响匹配精度。

为了实现缺陷区域的精准匹配,提出局部检测框的特征匹配预处理策略与相应的匹配与重建方法。该方法可显著提高局部特征的匹配精度和效率。

3.1 立体匹配前的预处理

通过图像预处理流程(图像滤波、畸变矫正、立体矫正)后,内窥镜采集的双目图像变成行对齐,即左右视图同名点位于同一图像行。

为了确定行对齐后左右视图的局部特征匹配区域与视差范围,需在立体匹配前进行预处理。

为了获得立体匹配的先验信息,采用在当前缺陷检测算法中较为先进的 YOLO11 检测缺陷,左右视图获得对应的局部特征检测框如图4所示,包括左右视图中特征检测框左上角与右下角的图像坐标及其对应的宽度和高,其中, x 为图像列坐标, y 为图像行坐标。

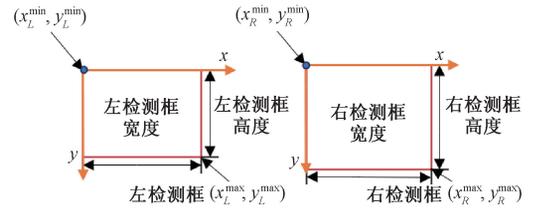


图4 匹配先验信息图示

Fig. 4 Diagram of matching prior information

为了使得行对齐的左右视图获得统一的视差搜索行区域,将搜索行区域设置为左右视图特征检测框的交集区域,如式(5)所示。

$$\begin{cases} m = \max \{ y_L^{\min}, y_R^{\min} \} \\ n = \min \{ y_L^{\max}, y_R^{\max} \} \\ SYR = [m, n] \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\max \{ \cdot, \cdot \}$ 与 $\min \{ \cdot, \cdot \}$ 分别表示两值中取最大值与最小值; SYR 为视差搜索的交集行区域;其余变量在前文图4均有表达。

利用先验信息获取视差搜索范围,如式(6)所示。

$$\begin{cases} d_{\min} = x_L^{\min} - x_R^{\min} \\ d_{\max} = d_{\min} + \frac{\text{Right_width}}{3} \\ \text{Search_d} = [d_{\min}, d_{\max}] \end{cases} \quad (6)$$

式中: Search_d 为视差搜索范围; Right_width 为图4的右检测框宽度;其余变量在前文图4均有表达。

引入检测框的先验信息后,对于左视图检测框内的任意点 $\mathbf{P}_l^{\text{box}}(u, v)$,其在右图检测框内的对应点 $\mathbf{P}_r^{\text{box}}(u', v')$ 满足:

$$1) v = v' \text{ (极线约束)}$$

- 2) $u' \in [u - d_{\max}, u - d_{\min}]$
- 3) $P_r^{box}(u', v') \in$ 右检测框

为了最终确定左右视图像素点的对应关系,需要进行双目匹配,由于已经有了极限约束、匹配区域与视差范围约束,匹配的对点只在限定区域内的同一图像行搜索,视差搜索完成后就可以得到对应点关系。

3.2 立体匹配算法的适应性改造

绝对差-邻域秩序变换算法^[19] (absolute difference-census transform, AD-Census) 是目前在立体匹配领域应用广泛的算法。然而由于 AD-Census 是基于整张图像进行匹配的算法,需对 AD-Census 算法进行改造,使匹配仅限制在检测框内。

检测框内的 AD-Census 立体匹配流程如图 5 所示。

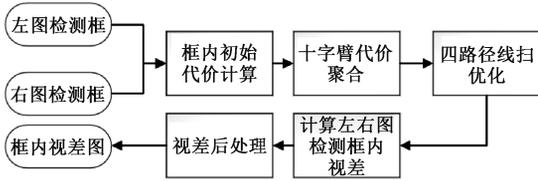


图 5 匹配流程

Fig. 5 Diagram of matching process

在初始代价计算阶段,为了增强梯度对匹配的影响,与 AD-Census 算法不同,在初始代价计算环节分别采用绝对差 (AD) 代价、Census^[20] 变换代价和梯度 (sum of gradient, SG) 代价这 3 种方法进行初始代价计算。

AD 代价是以像素之间 RGB 绝对值差为代价。如式(7)所示。

$$C_{AD}(u, v, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=R, G, B} |I_i^{Left}(u, v) - I_i^{Right}(u, v - d)| \quad (7)$$

式中: I_i^{Left} 、 I_i^{Right} 分别为左右视图对应的 RGB 值; (u, v) 为图像横纵坐标值。

Census 代价基于左右视图中以像素为中心的邻域 Census 码的二进制汉明距离。如式(8)所示。

$$C_{Census}(u, v, d) = \text{Hamming}(C_{sl}(u, v), C_{sr}(u, v - d)) \quad (8)$$

式中: C_{sl} 、 C_{sr} 分别为左右视图对应像素的邻域 Census 值; $\text{Hamming}(\cdot, \cdot)$ 为求解括号内两者的二进制汉明距离。

SG 代价是以左右视图以对应像素为中心的一定范围 w_{SG} 内的平均 Sobel 梯度差作为代价的。如式(9)所示。

$$C_{SG}(u, v, d) = \frac{1}{w} \sum_{(u', v', d) \in w_{SG}} |G_l(u, v) - G_r(u, v)| \quad (9)$$

式中: G_l 、 G_r 分别为左右视图对应的 Sobel 梯度值。

为了防止过参数化,将代价归一化,如式(10)所示。

$$C(u, v, d) = \rho(C_{Census}(u, v, d), \lambda_{Census}) + \rho(C_{AD}(u, v, d), \lambda_{AD}) + \rho(C_{SG}(u, v, d), \lambda_{SG}) \quad (10)$$

式中: $\rho(c, \lambda) = 1 - \exp\left(-\frac{c}{\lambda}\right)$; λ_{Census} 、 λ_{AD} 和 λ_{SG} 为每种代价的权重。

为了将视差代价计算限制在检测框内,当设定视差范围内的对应像素点超出局部检测框边界时,将其代价设置为无效值,以左视图对应右视图的视差图为例,计算的最终代价 C_d 的计算如式(11)所示。

$$C_d(u, v, d) = \begin{cases} C(u, v, d), & \Phi(u, v, d) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\Phi(u, v, d)$ 定义为: $x_R^{\min} < (v - d) < x_R^{\max}$ 并且 $(u, v) \in$ Left Match box, Left Match box 为左视图检测框。

为了降低匹配代价中的噪声干扰,提高视差估计的稳定性,在计算完初始代价后进行代价优化^[21]。AD-Census 方法采用两阶段聚合策略:十字臂代价聚合与四路径线扫优化。

为了使所有视差优化仅在缺陷检测框内进行,在保持基于图像结构的十字臂代价聚合与具有方向一致性四路径线扫优化框架的基础上,设计了聚合边界条件与路径策略,确保在视差优化的执行过程中不会跨越局部特征框边界。

在十字臂代价聚合过程中,相较于 AD-Census 十字臂构造的改进如图 6 所示,像素 p 、 q 构建的十字臂在到达检测框边界便停止沿伸,由此构造的十字臂仅局限于检测框内。

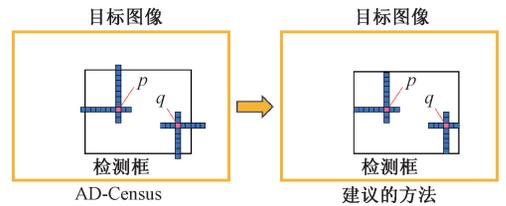


图 6 十字臂构建步骤的改造

Fig. 6 Transformation of cross arm construction

四路径线扫优化相较于 AD-Census 的改造如图 7 所示,像素 p 在水平与垂直路径优化时遇到检测框边界时停止优化,这样优化只会检测框内进行。

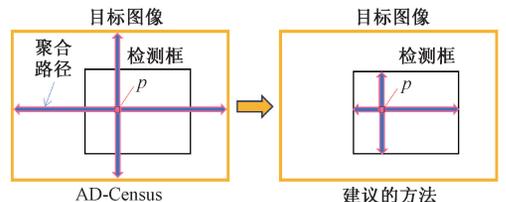


图 7 四路径线扫优化的改造

Fig. 7 Transformation of four path aggregation

通过上述对应的改造,可以实现对局部检测框内视差代价计算与优化。获得框内像素的三维代价矩阵后,计算最佳视差,可以使用胜者为王(winner-takes-all, WTA)方法获得最佳视差,随后进行亚像素插值以获得亚像素精度的视差值,此时计算得到的即为局部检测框内像素二维视差矩阵。

为了进一步降低噪声,参照 AD-Census 进行多步视差优化作为视差后处理,包括异常值检测、迭代区域投票、深度不连续区域调整等,这些步骤可直接在上述二维视差矩阵上实施。

通过上述匹配步骤,可以确定左右视图的检测框内每一个像素对应的视差,形成局部缺陷区域的视差图。

3.3 立体重建

获取视差图后,为了获得缺陷的三维坐标,使用以下模型进行重建。原理图如图8所示。其中, B 为基线长度, p_l 与 p_r 为共视点 P 的成像点, f 为焦距, O_l 、 O_r 为左右相机的光心。

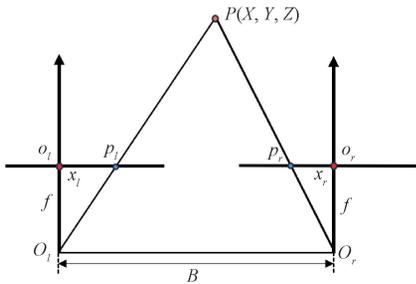


图8 双目重建原理

Fig. 8 Diagram of the principle of binocular reconstruction

可根据几何关系求得三维坐标表达如式(12)所示。

$$\begin{cases} X = \frac{B \cdot (u_l - u_0)}{d} \\ Y = \frac{B \cdot (v_l - v_0)}{d} \\ Z = \frac{B \cdot f}{d} \end{cases} \quad (12)$$

式中: (X, Y, Z) 为点 P 在左相机坐标系(作为世界坐标系)下的三维坐标; u_0 、 v_0 为主点偏移; u_l 、 v_l 为左图的像素坐标; d 为视差。

通过式(12)可实现视差到三维坐标的转换,进而获得检测框内所有像素的三维坐标。

4 实验验证与分析

4.1 实验设备

所采用的双目内窥系统的单目镜头是 OMNIVISION 公司于 2018 年推出的高端 CMOS 图像传感器

OH02A10,内窥镜的参数如表1所示,能够满足发动机叶片检测与测量需求,该图像传感器还支持3D应用的帧同步功能。

表1 内窥镜的镜头参数

Table 1 Lens parameters of endoscope

特征	参数
分辨率	1 280×720
像素尺寸	1.116 μm×1.116 μm
光学尺寸	1/6 英寸
视场角	100°
帧率	120 fps

为了避免图像采集时的叶片缺陷遮挡,采用类平行双目结构,为了增大近距离图像采集时的共视区域,设定较短的基线长度。双目内窥镜实物如图9所示。

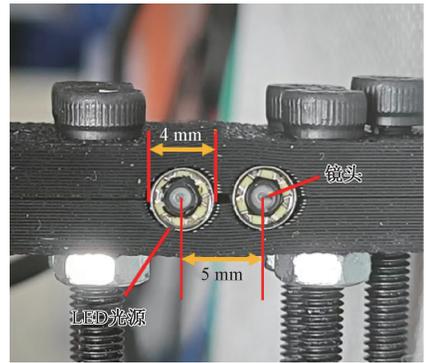


图9 双目内窥镜实物

Fig. 9 Photograph of the binocular endoscope used in this study

4.2 单双目镜头标定实验与结果分析

采用同心双圆环标定板对双目内窥系统进行标定。标定板外形尺寸为 25 mm,图案阵列为 6×6。每组双圆环共心布置,其中外层圆环外径为 0.8 mm,内径为 0.6 mm;内层圆环外径为 0.4 mm,内径为 0.2 mm;双圆环组的圆心距为 1.25 mm。采用 2.1 节所述方法提取双圆环图案的共心,并对提取的特征点按顺序排序,提取结果如图 10 所示。

为了验证采用同心双圆环标定板对内窥镜标定的精度,采用该标定板并使用 2.2 节的方法对双目内窥镜进行标定,与棋盘格标定板、圆标定板标定的结果进行了比较,为保证对比实验的公平性,选用如图 11 所示的棋盘格标定板和圆标定板,标定板均采用 6×6 特征点阵列,与同心双圆环标定板的点阵排布与数量保持一致;3 种标定板的均为玻璃材质,且图案区均为 10.5 mm×10.5 mm,确保了标定条件的一致性。

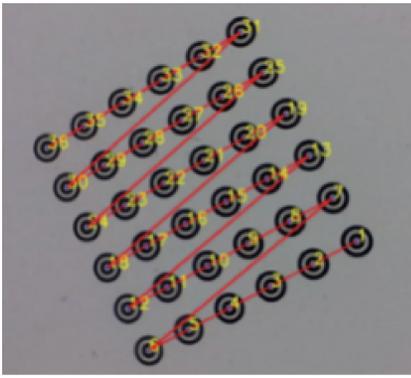


图 10 点提取方法结果图示

Fig. 10 Diagram of point extraction method results

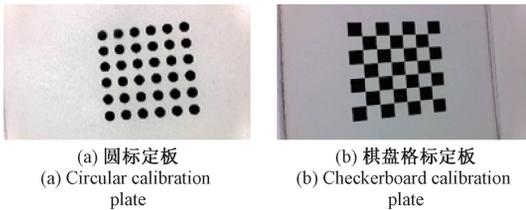


图 11 实验中使用的另两种标定板

Fig. 11 The other two calibration plates used in the experiment

图 12 和 13 分别为应用 3 种不同标定板,通过式(2)进行左、右镜头单目标定后,各图像的重投影误差,同心双圆环标定板在左镜头中的平均重投影误差(mean reprojection error)为 0.095 pixels,在右镜头中为 0.103 pixels,表现出最优的标定精度;圆标定板平均重投影误差分别为 0.161 pixels(左)和 0.177 pixels(右);棋盘格标定板的误差最高,左镜头为 0.270 pixels,右镜头为 0.321 pixels。

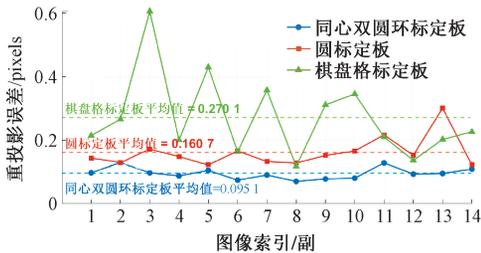


图 12 内窥镜左镜头的重投影误差

Fig. 12 Diagram of reprojection error of left endoscope lens

在单目标定后,采用基于式(4)的优化方法完成双目内窥镜系统的标定优化。最终优化获得双目内窥镜几何参数如表 2 所示,包括各内窥镜的内参、及双目系统的相对外参。

为了评估提出方法的有效性,表 3 对比了使用 3 种不同标定板获得的双目标定精度。结果表明,使用同

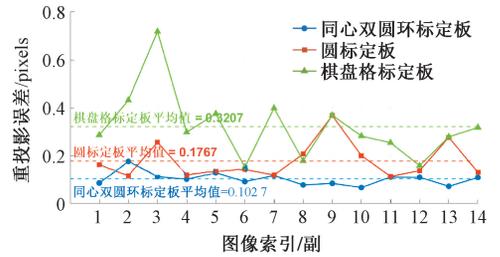


图 13 内窥镜右镜头的重投影误差

Fig. 13 Diagram of reprojection error of right endoscope lens

表 2 双目标定参数

Table 2 Parameter of binocular calibration

参数名称	双目参数值	
	左相机	右相机
$[f_x, f_y]$	[806.3, 805.6]	[789.8, 788.9]
$[u_0, v_0]$	[596.9, 359.7]	[625.9, 367.1]
$[k_1, k_2, k_3]$	[0.002, 0.008, -0.040]	[0.017, -0.023, -0.015]
$[p_1, p_2]$	[0.002 0, 0.003 1]	[0.000 2, 0.000 3]
R	$\begin{pmatrix} 0.999 & -0.004 & -0.013 \\ 0.004 & 0.999 & -0.020 \\ 0.013 & 0.020 & 0.999 \end{pmatrix}$	
T	[-5.05, -0.07, -0.12]	

表 3 不同标定板的双目标定平均重投影误差与均方根误差
Table 3 Average reprojection error and root mean square error of different calibration plates (pixels)

标定板类型	平均重投影误差	均方根误差
同心双圆环	0.257	0.303
圆	0.423	0.463
棋盘格	0.673	0.701

心双圆环标定板时,双目标定的平均重投影误差与均方根误差(root mean square error, RMSE)均显著低于其他两种形式的标定板,标定精度更高,误差波动更小。该结果进一步验证了基于同心双圆环标定板的标定方法在精度上的优势。

4.3 匹配与重建方法结果与分析

为了验证所提出匹配方法在实际工程场景中的有效性,选取航空发动机叶片表面的微小缺陷作为测量对象,叶片样例如图 14 所示。

本实验的测量均在双目内窥镜的有效视野范围内,在 515 mm 工作距离下,视场范围约为 12~36 mm(宽) × 7~20 mm(高)。



图14 表面有微小缺陷的叶片样例

Fig. 14 Example of blade with minor surface defects

检测算法采用YOLO11模型, YOLO11是目前应用广泛的高性能检测模型。训练所用数据集为自采集的发动机叶片微小缺陷数据集(propulsion system micro-defect dataset, PSMD), 缺陷包括划痕与凹坑两类, 拍摄距离大约为5~15 mm。典型检测结果如图15所示, 其中图15(a)、(b)为凹坑缺陷的左右图, 图15(c)、(d)为划痕缺陷的左右图。

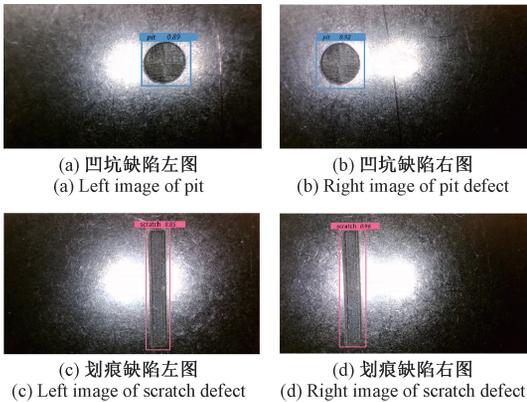


图15 典型检测结果

Fig. 15 Diagram of typical test results

图16对比了图15中凹坑与划痕缺陷在相同视差设置下, 采用正视匹配方法AD-Census(传统匹配方法)与局部匹配方法的对比, 图16(b)、(d)为局部匹配视差图的局部放大结果。图16中的颜色越深代表视差的值越大(在式(6)的视差范围内)从图16可以看出, AD-Census的整幅图像的匹配结果较差, 在缺陷对应的局部区域存在较多的不良匹配区域(空洞与斑驳), 这是因为叶片表面存在较多的反光区域, 这些区域会影响缺陷内部的匹配, 而文章方法除了在识别框边界的部分区域存在不良匹配区域, 缺陷的主体区域匹配较为良好。

与AD-Census相比, 文章方法在纹理丰富的局部缺陷区域表现出更好的匹配效果, 且由于匹配仅在局部进行, 匹配效率显著提升。

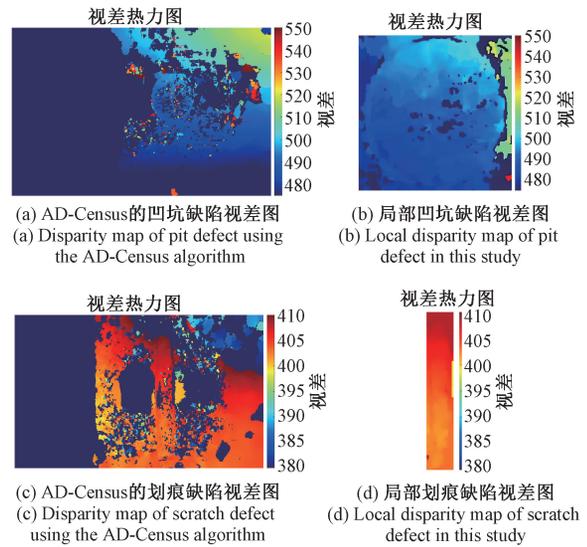


图16 缺陷结果对比

Fig. 16 Comparison of results for defects

结合第3.3节所述的重建方法, 对图15中的两类型缺陷进行了三维重建, 其点云结果分别如图17(a)与(b)所示。

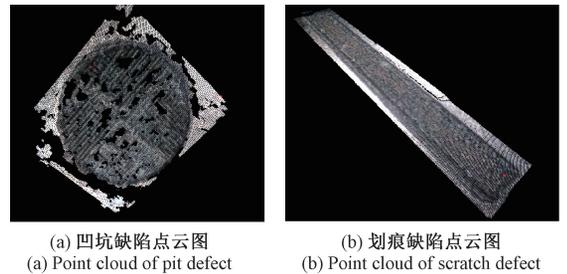


图17 缺陷点云图

Fig. 17 Diagram of point cloud of the defect

从图17的点云可以看出, 划痕缺陷点云较为均匀, 呈现较好的重建质量; 而凹坑点云质量相对较差。这种显著差异主要由缺陷的几何形貌特征和算法特性共同导致。

首先, 凹坑缺陷呈现碗状凹陷结构, 其内部表面法向量变化剧烈, 导致内窥镜光源照射下, 凹坑不同区域产生明显的明暗交替和不规则高光斑块。相比之下, 划痕缺陷呈现线性凹槽形态, 深度变化平缓, 表面法向量变化幅度较小, 光照分布相对均匀。

其次, 从图15可见, 凹坑缺陷比划痕缺陷的宽度更大, 根据3.1节的确定视差范围的确定方法, 这意味着视差搜索过程中有更多的代价计算点, 在外部光照不均匀时, 这会降低正确匹配点代价在代价向量中的显著性, 使得其在后续显著性检查中被剔除, 从而产生斑驳与空洞。

虽然凹坑点云重建结果存在局部斑驳现象,但其主体区域仍能提取到足够的有效点云以支持几何测量。根据点云数据计算缺陷形貌参数,其中凹坑缺陷测量其直径及最大深度,划痕缺陷测量其长度、宽度及最大深度。

为验证测量精度,凹坑与划痕的最大深度真实值通过基恩士 LJ-G015 激光测距仪测量(Z 轴重复精度为 $0.2 \mu\text{m}$),划痕长宽与凹坑直径的真实值则采用游标卡尺进行测量。各项测量结果对比详见表 4。

表 4 测量结果

Table 4 Measurement results (mm)

缺陷类型	指标	测量值	真实值
凹坑	直径	2.013	2.000
	最大深度	0.331	0.309
划痕	长度	7.302	7.250
	宽度	1.057	1.070
	最大深度	0.483	0.527

从表 4 可以看出,所提出的方法在多个维度上均表现出良好的精度。对于凹坑缺陷,测得的直径绝对误差为 0.013 mm ,相对误差约为 0.65% ;最大深度绝对误差为 0.022 mm ,相对误差约为 7.12% 。对于划痕缺陷,长度测量值的绝对误差为 0.052 mm ,相对误差为 0.72% ;宽度的绝对误差为 0.013 mm ,相对误差为 1.21% ;最大深度的绝对误差为 -0.044 mm ,相对误差为 8.35% 。

测量结果表明,深度方向的相对误差远大于平面尺寸的误差,这主要源于以下原因:首先是点云计算方法带来的误差差异,平面测量时(长、宽、半径),只需要计算缺陷边界点云的空间距离;而深度测量则需先利用缺陷外围的平面点云拟合平面(RANSAC 算法),随后计算缺陷内部点云与该平面的距离,这种方式的误差累积远大于平面测量。其次为原理误差差异。根据式(12),在标定足够准确的情况下,误差传递如式(13)所示。

$$\begin{cases} \Delta X = \frac{B \cdot (u_l - u_0)}{d^2} \Delta d \\ \Delta Y = \frac{B \cdot (v_l - v_0)}{d^2} \Delta d \\ \Delta Z = \frac{B \cdot f}{d^2} \Delta d \end{cases} \quad (13)$$

当测量缺陷位置接近图像中心时, ΔX 与 ΔY 小于 ΔZ 。最后便是绝对精度的限制,测量的缺陷最大深度较小,而搭建的双目内窥镜系统的绝对精度有限(与内窥镜固有参数相关),导致深度方向的相对误差远大于平面测量的误差。

需要再次说明的是,表 4 中的测量结果基于特定视野条件获得。视野条件对测量精度具有多方面影响。首先,视场中心区域的畸变校正精度和成像质量均优于边缘区域,且环形光源在中心区域提供相对均匀的照明,有利于视差计算的稳定性。其次,当工作距离增加时,视场范围扩大,但缺陷在图像中占据的像素数减少,且视差 d 相对减小,将导致测量相对误差增大。因此,对于发动机叶盘上的微小缺陷,视野范围不宜过大,缺陷应尽量位于视场中心附近。

综合来看,基于视差图与三维重建方法所获得的测量结果与真实值之间的差异较小,表明该方法在对典型表面缺陷几何参数的测量中具有较高的准确性与实用性,能够满足工程应用对微小缺陷测量的精度需求。

5 结 论

文章围绕基于双目内窥镜的发动机叶片局部缺陷三维重建问题展开,重点解决双目内窥镜系统的标定及缺陷局部检测框匹配两大关键技术难题。

在标定方面,提出了一种基于共心同心双圆环靶标的点提取方法及相应的双目内窥镜标定流程。该方法有效避免了传统棋盘格标定板在复杂内窥镜成像条件下产生的系统性误差,增强了标定的鲁棒性与精度。实验结果表明,所提方法在内窥镜成像环境中,能够稳定获取高精度的内外参参数,显著提升了重投影误差和立体校正效果。

在缺陷匹配与三维重建方面,针对内窥镜视野中非感兴趣区域多、纹理信息有限等问题,结合深度学习检测算法 YOLO11,实现局部缺陷目标的精确定位,并基于此融合匹配方法,避免了传统匹配方法受非目标区域干扰而导致的匹配误差。实验验证显示,该方法提升了匹配准确率,较好地保证了三维重建的几何精度,实现了发动机叶片局部缺陷的形貌恢复。

综上所述,文章所提出的基于同心双圆环靶标的内窥镜系统标定方法与基于检测框的稠密匹配重建技术,显著提升了双目内窥镜发动机叶片缺陷三维重建的整体性能。该研究为内窥镜检测设备的高精度三维测量提供了理论基础与技术支持,具备较强的工程应用潜力。

参考文献

- [1] 程亚茹,李湑,薛辉,等. 航空发动机叶片表面损伤与检测研究进展[J]. 航空发动机, 2024(2): 32-44.

- CHENG Y R, LI T, XUE H, et al. Research progress on surface damage and detection of aero-engine blades[J]. *Aeroengine*, 2024(2): 32-44.
- [2] 董景霖. 航空发动机叶片的检测与维修研究[J]. *内燃机与配件*, 2025(9): 73-75.
- DONG J L. Research on inspection and maintenance of aeroengine blades [J]. *Internal Combustion Engine & Parts*, 2025(9): 73-75.
- [3] WU P SH, LI H, LUO X, et al. From data analysis to intelligent maintenance: A survey on visual defect detection in aero-engines[J]. *Measurement Science and Technology*, 2025, 36(6): 062001.
- [4] 齐飞, 葛奕玮, 刘先军, 等. 航空发动机叶片原位检测的可吸附连续体机器人运动建模及控制研究[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(10): 97-109.
- QI F, GE Y W, LIU X J, et al. Motion modeling and control study of an adsorbable continuum robot for in-situ inspection of aero-engine blades[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(10): 97-109.
- [5] 李睿, 代煜, 张建勋, 等. 融合五自由度位姿信息的单目内窥镜目标尺寸测量[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(6): 230-238.
- LI R, DAI Y, ZHANG J X, et al. Measurement of monocular endoscope target size by integrating five degree of freedom pose information [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(6): 230-238.
- [6] YANG ZH Y, DAI J, PAN J J. 3D reconstruction from endoscopy images: A survey[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 175: 108546.
- [7] WANG D Q, ZUO H F, CHENG J X. 3D reconstruction of aircraft engine damaged blades based on monocular vision [C]. *2024 Prognostics and System Health Management Conference*, 2024: 223-228.
- [8] 曾勇杰, 范必双, 杨涯文, 等. 改进 YOLOv8 算法在风机叶片缺陷检测上的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(8): 26-35.
- ZENG Y J, FAN B SH, YANG Y W, et al. YOLOv8 algorithm is improved in the defect detection of wind turbine blades applications [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(8): 26-35.
- [9] 陈果, 汤洋. 基于孔探图像纹理特征的航空发动机损伤识别方法[J]. *仪器仪表学报*, 2008(8): 1709-1713.
- CHEN G, TANG Y. Damage identification method for aero-engines based on texture features of Hole-Inspection images[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008(8): 1709-1713.
- [10] SHANG H B, SUN CH, LIU J X, et al. Deep learning-based borescope image processing for aero-engine blade in-situ damage detection [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 123: 107473.
- [11] LI X, WANG CH, JU H J, et al. Surface defect detection model for aero-engine components based on improved YOLOv5 [J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(14): 7235.
- [12] AUST J, SHANKLAND S, PONS D, et al. Automated defect detection and decision-support in gas turbine blade inspection[J]. *Aerospace*, 2021, 8(2): 30-56.
- [13] ABDULRAHMAN Y, ELTOUM M A M, AYYAD A, et al. Aero-engine blade defect detection: A systematic review of deep learning models[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 53048-53061.
- [14] WU X, LIU Y, WEI X L, et al. KBMeasure: Small sample in-situ damage automatic measurement method based on the combination of keypoints detection and binocular 3D reconstruction for aero-engine blades[J]. *Optics Express*, 2024, 32(12): 20833-20851.
- [15] 孙聪. 民用航空发动机叶片损伤原位检测与评价技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- SUN C. In situ detection and evaluation technology of aeroengine blade damage[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [16] CHENG X Q, LIU ZH M, ZENG ZH H, et al. Precise camera calibration method based on eccentricity correction of circular target [J]. *Measurement Science and Technology*, 2025, 36(3): 1-14.
- [17] WEI L, HUO J, YUE L. Iterative camera calibration method based on concentric circle grids [J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(5): 1813.
- [18] ZHANG ZH Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 22(11): 1330-1334.
- [19] ZENG H J, REN J X, QIN Y. Research based on improved AD-Census stereo matching algorithm [C]. *2023 3rd International Conference on Bioinformatics and Intelligent Computing*, 2023: 88-92.

- [20] 刘光举,刘琼,杜荣谦. 基于双目立体视觉的连铸坯缺陷定位研究[J]. 电子测量技术,2024,47(20):24-31.
LIU G J, LIU Q, DU R Q. Research on defect localization of continuous casting billet based on binocular stereo vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(20):24-31.
- [21] 成彬,冯勇平,雷华. 基于双目立体视觉的连铸辊尺寸三维测量方法[J]. 电子测量技术,2024,47(3):135-143.
CHEN B, FENG Y P, LEI H. 3D measurement method for continuous casting roll size based on binocular stereo vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(3):135-143.

作者简介



丰雅鹏,2023 年于河南工业大学获得学士学位,现为北京信息科技大学硕士研究生,主要研究方向为光电检测与视觉测量。

E-mail:1445729351@qq.com

Feng Yapeng received his B.Sc. degree from Henan University of Technology in 2023. He is currently a M.Sc. student at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include optoelectronic detection and visual measurement.



E-mail:yanbx@bistu.edu.cn

Yan Bixi (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 1992 and his M.Sc. degree from Beijing Institute of Mechanical Industry in 1998. He is currently a professor at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include photoelectric detection and visual measurement.

燕必希(通信作者),1992 年于北京理

工大学获得学士学位,1998 年于北京机械工业学院获得硕士学位,现为北京信息科技大学教授,主要研究方向为光电检测与视觉测量。



E-mail:happyfish512@163.com

Yu Kuai received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Beihang University in 2008 and 2011, respectively. She is currently a researcher in the Institute of Remote Sensing Satellite at China Academy of Space Technology. Her main research interests is spacecraft system design.

余快,2008 年于北京航空航天大学获学士学位,2011 年于北京航空航天大学获硕士学位,现为中国空间技术研究院遥感卫星总体部研究员,主要研究方向为航天器总体设计。