

文章编号 1004-924X(2026)18-2820-12

基于线激光扫描的钢管表面缺陷检测方法

张许如¹, 耿红锋¹, 何 钊², 张志毅^{1*}

(1. 西北农林科技大学 信息工程学院, 陕西 杨凌 712100;

2. 深圳五象新能科技有限公司, 广东 深圳 518000)

摘要:针对现有无缝钢管表面缺陷检测方法依赖标注样本、感知模态单一、硬件成本高昂且难以兼顾工业现场检测效率与精度的问题,提出一种基于线激光扫描的二维与三维融合缺陷检测方法。首先,利用光路设计获取钢管表面数据,实现灰度与深度信息的像素级对齐。其次,提出相对比值法,规避复杂光照环境下钢管反射系数标定难题,并构建参数化基准模板生成机制,实现多规格管径的自动识别与整批复用。再次,针对复杂检测环境,提出分层相对位置计算策略,抑制传送带振动造成的检测干扰。最后,通过灰度纹理与几何偏差双重比对算法,对凹槽、凹坑、穿孔与氧化皮等典型缺陷进行辨识。实验结果表明:系统综合检测准确率达 99.40%,可在传输速度为 1.2 m/s 的工况下,有效识别 0.50 mm 级的微小缺陷。设计的系统可实现钢管外表面全覆盖检测,满足工业现场在线检测的准确率与实时性要求。

关键词:钢管表面;缺陷检测;线激光;三维视觉;管径测量

中图分类号:TP394.1;TN247 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20263418.2820

CSTR:32169.14.OPE.20263418.2820

Steel pipe surface defect detection method based on line laser scanning

ZHANG Xuru¹, GENG Hongfeng¹, HE Zhao², ZHANG Zhiyi^{1*}

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China;

2. Shenzhen Wuxiang New Energy Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

* Corresponding author, E-mail: zhangzhiyi@nwafu.edu.cn

Abstract: Existing seamless steel pipe surface defect detection methods depend on labeled samples. They also rely on a single sensing modality and incur high hardware costs. They further struggle to simultaneously satisfy detection efficiency and accuracy requirements under industrial conditions. To address these limitations, this paper proposed a defect detection method. The method is based on line laser scanning with 2D and 3D fusion. A dedicated optical path was designed to acquire surface data. This design achieved pixel-level alignment of grayscale intensity and depth information. A relative ratio method was proposed to avoid calibrating surface reflectance under complex illumination. A parametric reference template generation mechanism was further established. This mechanism enabled automatic recognition of multiple pipe diameters and batch-level parameter reuse. A hierarchical relative-position computation strategy was proposed for complex inspection environments. This strategy suppressed measurement disturbanc-

收稿日期:2026-05-20;修订日期:2026-07-07.

基金项目:陕西省厅市联动重点项目(No. 2022GD-TSLD-53)

es induced by conveyor belt vibration. A dual-comparison algorithm was developed, integrating grayscale texture analysis with geometric deviation assessment. This algorithm identified typical surface defects, including grooves, pits, perforations, and scale. Experimental results demonstrate that the system achieves a comprehensive detection accuracy of 99.40%. The system reliably detects surface defects as small as 0.50 mm. This performance is maintained under a pipe transfer speed of 1.2 m/s. The proposed system realizes full circumferential coverage inspection of the steel pipe outer surface. It satisfies the accuracy and real-time requirements of industrial online inspection.

Key words: steel pipe surface; defect detection; line laser; three-dimensional vision; pipe diameter measurement

1 引 言

无缝钢管广泛应用于石油化工、航空航天及建筑支撑等领域,其表面质量关系到高压高风险设施运行的安全性与使用寿命^[1]。传统生产现场主要依赖人工目视检测,该方式效率低下,且易受检测人员主观因素及环境条件的干扰,检测准确率难以满足现代工业在线检测的要求。这一问题在精密制造领域尤为突出^[2-3]。

现有自动化表面缺陷检测方案大致可分为传统图像处理、深度学习、三维(3D)检测与多模态融合四类。传统图像处理方法通过阈值分割、边缘检测与形态学运算^[4-5],结合 Gabor 滤波、局部二值模式等纹理描述子^[6-7],以提升复杂工况下的鲁棒性,但依赖人工设计特征,难以覆盖复杂多变的缺陷形态,且缺乏深度信息,无法可靠检出凹坑等立体缺陷。深度学习方法以改进 YOLO^[8]、多源图像特征融合网络^[9]、U-Net^[10]等二维(2D)视觉框架与以 PointNet^[11]、PointNet++^[12]为代表的点云处理网络为主,通过可变形卷积、注意力机制等方式提升缺陷识别准确率^[13-14],在公开数据集上表现优异;然而在实际工业场景中,上述方法的落地应用仍面临挑战:现代钢管产线生产过程中良品率高,获取足量标注数据的时间成本与人工成本极高;面对多批次、小样本的柔性生产需求,频繁的模式重训练会极大增加部署周期与维护成本^[15],且复杂网络在边缘端低算力约束下难以满足产线节拍。3D 检测方面,结构光投影与激光三角法可直接获取几何信息,但单帧点云的计算开销较大,在钢管高速传输场景下,前一帧数据尚未处理完成时钢管已发生位移,导致检测区域出现间隔,难以实现全覆盖的

实时检测,因此较多适用于静态或低速精密测量场景^[16-17]。近年来,线激光扫描凭借结构简单、采集速度快的优势逐渐用于管材及构件表面检测,如刘存国等^[18]利用激光投影实现无缝钢管内表面凹槽检测,赖洋等^[19]采用双线激光对称布局实现地铁受电弓磨耗在线检测。本课题组过往使用多条纹结构光进行投影^[20-21],受物理调制原理限制,无法获取暗条纹区域信息,实际有效覆盖率仅为 50%;同时,工业相机的高速曝光与投影设备的刷新率难以严格同步,易引发摩尔纹干扰,若在算法端滤除则会引入额外计算耗时。多模态融合方法通过综合 2D 与 3D 信息实现优势互补,Horwitz 与 Hoshen^[22]证实 2D 颜色特征与 3D 几何特征具有良好互补性,Wang 等^[23]提出的 M3DM 通过混合融合与点特征对齐在 MVTec-3D AD 数据集上取得良好性能,但此类方法依赖异构传感器,在钢管高速传输的振动环境下,多源数据的时空同步难以保证,检测可靠性受限。

现有的 3D 自动化检测方案在实际工业落地中,普遍面临工况错位与成本壁垒问题。国外西班牙 Tecnia 研发的 Surfin' 系统,专为 1000℃ 以上的高温热轧工况制定,通过集成主动热防护结构与集中式服务器推理架构,实现了热态钢管的在线表面检测,其复杂的设计对国内常温钢管探伤场景冗余,增加成本开销。国内以中电博微及合肥公共安全技术研究院为代表的商用方案,采用硬件集成模式,采购加拿大 LMI Gocator 等昂贵的进口 3D 传感器,导致系统硬件价格过高,缺乏在中小钢企业中推广的经济性;同时,此类方案也固化了前文所述的结构光空间采样盲区缺陷,难以实现全覆盖检测。

为解决上述问题,本文构建了三维激光扫描

的钢管表面缺陷检测系统。在硬件层面,采用自主设计的多组线激光器与工业相机构成的环绕式成像系统,充分利用宽激光条纹信息,实现钢管外表面全周向 100% 覆盖检测。同时,利用光路设计的物理约束实现 2D 与 3D 信息的像素对齐,规避了传统异构多模态方法中复杂的数据配准过程。在算法层面,设计了基于物理与几何规律的参数化基准模板生成机制:仅需批次首根钢管的几帧无缺陷图像,即可自动获取基准数据并生成模板,在后续同批次检测中直接复用,无需

重复建模与人工调参。针对传送带振动引发的检测干扰,提出分层相对位置计算策略,将全局振动位移与局部检测坐标解耦,提升检测窗口的跟踪能力。在此基础上,通过 2D 灰度纹理与 3D 几何偏差双重比对策略综合判定缺陷。

2 方 法

2.1 系统概述

本文构建的缺陷检测系统工作流程分为离线标定与在线检测两个阶段,如图 1 所示。

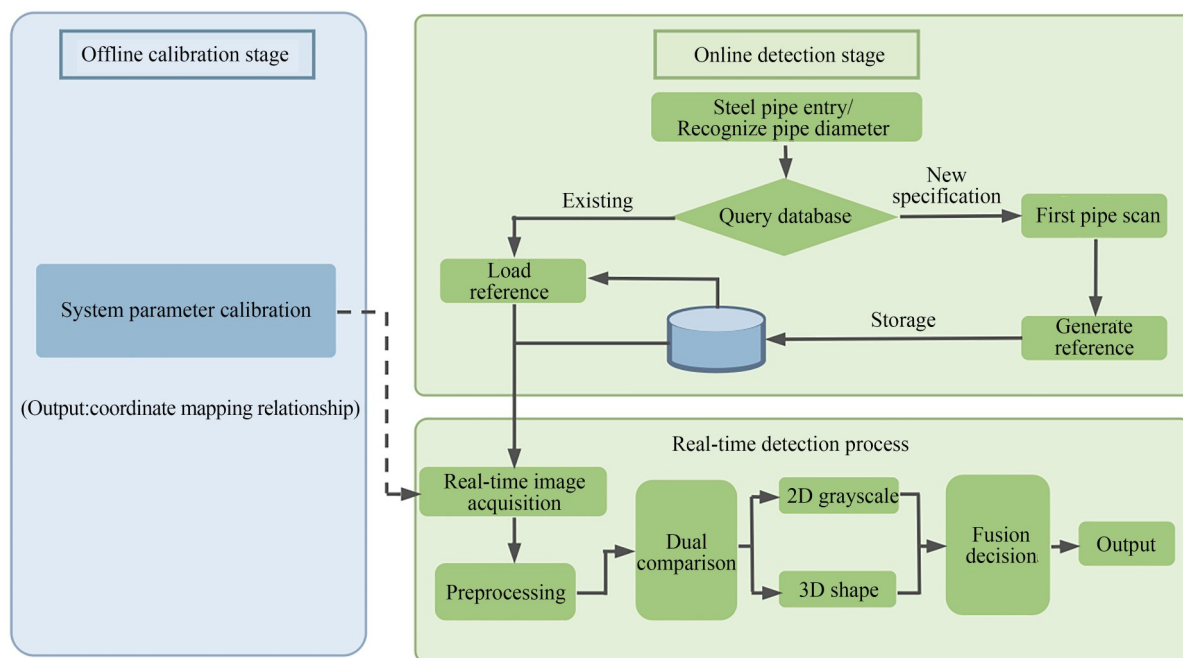


图 1 检测系统整体框架图

Fig. 1 Overall framework of the detection system

离线标定阶段完成系统参数标定工作,获取相机内参、光平面方程和激光器发光点位置参数,建立图像像素坐标系与相机坐标系的映射关系,为后续在线检测提供几何基础。由于激光条纹像素坐标可经上述标定参数直接解算为三维空间坐标,2D 灰度图像与 3D 数据共享同一像素位置索引,实现像素级对齐,无需额外的配准步骤。

在线检测阶段采用“首根建立、整批复用”策略,包括基准建立和实时检测两个环节。钢管进入检测工位时,系统首先识别当前管径,并查询本地数据库中是否存在该管径对应的基准数据

与基准模板。若已存在,则直接加载模板进入实时检测环节;若为新规格管径,则启动基准建立流程。

本系统是一个微型数字孪生系统。基准建立时,系统对该批次首根钢管进行扫描,连续采集 5 帧数字基准帧,提取激光条纹的几何参数(管径、圆心、轴向)和检测参数(线宽、灰度分布、包围盒位置、线形及相对位置),去噪后生成 2D 灰度模板作为该批次的检测基准模板,并将其与管径信息关联存储至本地数据库,供后续同规格批次直接调用。这种管径自适应的智能模板加载机制,避免了每批次重复建模的时间开销,方便

工人实际操作。

在实时检测环节,工业相机连续采集钢管表面激光条纹图像,提取图像感兴趣区域(ROI),通过相对位置计算抑制传送带振动影响。2D通道将实时采样帧与基准模板进行灰度比对,检测氧化皮等表面缺陷;3D通道对实时采样帧激光条纹点云进行形状分析,检测凹槽、凹坑、穿孔等几何形变缺陷;融合决策模块引入结构相似性验证(Structural Similarity Index Measure, SSIM)区分真实缺陷与噪声干扰^[24],最终输出缺陷类型与位置。

2.2 系统标定

2.2.1 相机参数标定

为建立 2D 像素平面与 3D 空间坐标系的映射关系,本文采用张正友标定法,使用 7×7 非对称圆点阵列标定板(圆点间距 20 mm),采集多张覆盖不同角度和深度的标定板图像,通过圆点特征检测、透视 n 点和非线性优化,解算出相机的内参矩阵和畸变系数。

2.2.2 光平面标定

光平面标定中,采用“由粗到精”的亚像素提取策略提取激光条纹中心:先对图像进行高斯平滑抑制高频噪声,利用行方向灰度二阶差分快速粗定位条纹边缘;随后在边缘过渡区域内采用归一化灰度重心法进行亚像素精化。在此基础上,采用三平面标定策略,分别提取激光条纹的中心线和左右边缘,利用随机抽样一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)^[25]剔除离群点后独立拟合三个空间平面。三平面法向量的一致性作为标定质量的自检指标,边缘平面提供空间线宽补偿参数,用于后续基准模板的几何建模。

2.2.3 激光器位置标定

为完善系统空间几何描述,本文基于异面直线公垂线原理标定激光器投射中心。利用线激光扇面光束汇聚于一点的几何特性,提取多帧不同姿态下的激光条纹首尾端点,并反投影至 3D 空间,可拟合出两条汇于光源的空间射线。

具体地,首先提取每帧标定图像中激光条纹的首端点和尾端点,反投影至 3D 空间,分别形成首端与尾端点云集合。接下来对两组点云进行

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA),计算点云质心,并取协方差最大特征值对应的特征向量作为射线主方向。设首端射线与尾端射线的参数方程分别为:

$$L_1(t) = C_1 + t \cdot d_1, \quad (1)$$

$$L_2(s) = C_2 + s \cdot d_2, \quad (2)$$

其中: C_1, C_2 分别为首、尾端点点云质心, d_1, d_2 分别为对应的主方向特征向量, t, s 为参数变量。

两射线的公垂足通过最小化距离平方函数求得。定义距离函数为:

$$D^2(t, s) = \|L_1(t) - L_2(s)\|^2, \quad (3)$$

对参数 t, s 分别求偏导并令其为零,构建线性方程组:

$$\begin{bmatrix} d_1 \cdot d_1 & -d_1 \cdot d_2 \\ d_1 \cdot d_2 & -d_2 \cdot d_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -d_1 \cdot w \\ -d_2 \cdot w \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中: $w = C_1 - C_2$ 为两射线起点的位移向量。解得参数后代入射线方程,求得公垂足 Q_1 和 Q_2 ,最后取其中点即为激光源位置:

$$O_{\text{laser}} = \frac{Q_1 + Q_2}{2}. \quad (5)$$

2.3 基准建立

基准建立分为两个阶段,第一阶段提取几何参数与检测参数;第二阶段结合上述参数,将数字基准帧经高斯拟合等处理后,生成无缺陷钢管的激光条纹图像作为基准模板。

2.3.1 基准参数提取

针对工业现场测量噪声及钢管放置姿态的不确定性,本文提出 PCA-RANSAC-Ellipse 算法,提取钢管几何参数。

利用光平面标定结果将激光条纹像素坐标反投影为 3D 点云集合,再对点云进行主成分分析构建 2D 投影平面,经 RANSAC 剔除离群点后,采用直接最小二乘法拟合椭圆,获取长半轴 a 、短半轴 b 及旋转角 ϕ 。

基于圆柱与平面斜交几何原理^[26],从椭圆参数重建钢管空间几何。由于斜截椭圆的短半轴恒等于圆柱半径,可解算出管径 $D = 2b$;再利用长短轴比值反应倾角的特性,设钢管轴向与激光平面法向量 N 的夹角为 θ ,则:

$$\cos \theta = \frac{b}{a}. \quad (6)$$

将轴向单位向量 A 分解为沿法向 N 的垂直分量与沿椭圆长轴方向 M 的平行分量,根据几何

关系得:

$$A = \cos \theta \cdot N + \sin \theta \cdot M, \quad (7)$$

其中: M 由椭圆旋转角 ϕ 与 PCA 基底向量确定; 空间圆心通过将椭圆中心结合 PCA 基底逆投影至 3D 空间求得。

此外, 本文分别提取成像线宽与物理线宽: 前者由条纹边缘像素距离统计得到; 后者将左右边缘像素点反投影至 3D 空间, 计算对应点的欧氏距离, 作为评估系统空间分辨率的物理依据。同时提取激光条纹端点, 连接为矩形框并向四周扩展 20 像素, 得到适用于当前管径规格的固定尺寸参数 ($W_{\text{ref}}, H_{\text{ref}}$)。

2.3.2 基准模板生成

基于辐射亮度的灰度估测模型, 将汪艺蕾^[27]推导出的像元灰度值的估测公式优化为:

$$G_A(u, v) = k \cdot g(u, v) \frac{\cos \varphi \cos \theta \cos \psi}{\left(1 - \frac{f}{R_c}\right)^2 R_{A'}^2 f^2}, \quad (8)$$

其中: $G_A(u, v)$ 为像元在 (u, v) 处的灰度估测值, k 为材料反射系数, $g(u, v)$ 为该点的局部反射率, 无缺陷时设为 1, $\cos \varphi, \cos \theta, \cos \psi$ 分别为接收效率、入射角和透视校正的几何因子, f 为相机焦距, R_c 为相机到物体表面的距离, $R_{A'}$ 为光源到物体表面微小面源 A' 的距离。

上述物理模型并非仅针对所提取激光条纹的中心以及左右边缘线, 而是描述整个激光条纹宽度的二维光强分布。在构建基准模板时, 系统以获取的条纹左右边缘为界, 将激光条纹区域内每一个像素的空间参数 (如入射角、距离等) 全量代入该模型进行理论分布映射, 从算法底层实现钢管外表面的全覆盖检测。

直接测量绝对灰度值需要精确标定材料反射系数, 该参数受光源功率、相机响应曲线及环境光等多重因素影响, 工程实现复杂。

本文采用相对比值法优化这一问题。由于线激光沿钢管纵向投射, 条纹中心线上各点照射在同一材质表面, 反射系数相同。选取中心线上最亮点作为参考点 i , 其余位置作为待测点 j , 对两点灰度值做比:

$$\frac{G_A(j, j)}{G_A(i, i)} = \frac{g(j, j)}{g(i, i)} \cdot \frac{H_j}{H_i}, \quad (9)$$

其中, H 为几何因子, 反映光照角度与传感器响

应的空间分布差异。

通过比值运算, 反射系数 k 在分子分母中相消, 检测结果仅取决于局部反射率的相对变化与几何因子之比。若钢管材质均匀且无缺陷, 局部反射率相对变化的比值为 1, 此时, 两点的灰度比值仅由几何因子决定。

激光条纹中心灰度值常达相机饱和上限, 导致真实亮度信息丢失。物理上, 横向激光能量符合高斯分布; 纵向因钢管曲面各点入射角与成像距离不同, 灰度亦呈类高斯形态。将归一化灰度图像中的基准模板建模为横向高斯与纵向包络的乘积:

$$G_{\text{template}}(x, y) = I_0(y) \cdot \exp\left(-\frac{(x - c(y))^2}{2\sigma_x(y)^2}\right), \quad (10)$$

其中: $G_{\text{template}}(x, y)$ 为 (x, y) 处的模板灰度值, $I_0(y)$ 为纵向包络强度, $c(y)$ 为条纹中心位置, $\sigma_x(y)$ 为由线宽推导出的横向标准差。

纵向包络通过对中心线灰度序列进行高斯拟合获得:

$$I_0(y) = A \cdot \exp\left(-\frac{(y - \mu)^2}{2\sigma_y^2}\right) + b, \quad (11)$$

其中: A 为峰值幅度, μ 为均值, σ_y 为标准差, b 为背景噪声。

归一化后灰度值范围为 $[0, 1]$, 1.0 为饱和上限。由于饱和点的真实亮度未知, 常规最小二乘法将其视为有效观测, 会系统性地压低拟合峰值。为此, 本文采用截尾回归策略, 当观测值接近饱和且模型预测超过 1.0 时, 该点不参与参数更新。对采集的 5 帧基准帧分别拟合后, 剔除 R^2 小于 0.9 的异常帧, 取剩余结果的均值作为最终参数。

渲染时, 对每行像素根据拟合参数计算纵向包络强度, 将背景噪声置零, 并结合横向高斯模型逐像素计算理论灰度, 生成虚拟基准模板。由于中心轨迹随实时图像动态更新, 基准模板可持续跟随钢管的弯曲与振动变化。

2.4 在线缺陷检测

在线检测阶段对实时采样帧激光条纹图像进行处理, 采用“先对齐、后检测”的策略, 利用 2D 灰度与 3D 几何信息联合分析, 对缺陷进行

判定。

2.4.1 预处理与分层相对位置计算

钢管高速传输过程中存在机械振动干扰,传统基于绝对坐标比对的模板匹配方法对振动敏感,易产生误报。为此,本文提出两层级位置分解策略,将位置信息分解为全局位置与局部相对位置两个层级,逐级抑制振动干扰对检测结果的影响。

全局层级负责激光条纹定位与振动判别。在线检测时,利用灰度重心法提取实时采样帧激光条纹的 2D 质心,计算其与基准模板质心的偏差:

$$\Delta y_g = |y_g - y_{g0}|, \quad (12)$$

其中: y_g 为实时质心纵坐标, y_{g0} 为基准模板质心纵坐标。

当偏差超过预设阈值时,判定为异常振动或工件偏位并报警;否则,以实时质心为锚点,结合该批次管径固定尺寸参数自动框选 ROI,实现检测窗口对激光条纹的跟踪,缩减实时数据处理量,提升检测速率。

局部层级负责像素级对齐。在上一层级动态框选的 ROI 内,以左上角为原点建立局部坐标系,将实时帧与基准模板的像素坐标统一映射至该坐标系下,振动引起的刚性平移得以抵消。

2.4.2 双重检测与融合决策

针对单一模态检测存在漏检与误检的问题,本文构建了融合 2D 亮度比值分析、3D 几何偏差检测与 SSIM 后验验证的三重检测机制。

2D 检测通道基于激光条纹中心线的逐行峰值亮度比值法,以基准模板逐行亮度峰值为参考,对实时帧的对应行执行相同提取。比对前计算全局亮度补偿系数以消除光源功率波动的影响,并剔除首尾端部的几何虚化区。对每一有效行,计算实时峰值与基准峰值之比,比值超出正常范围者标记为异常行;为抑制噪声误触发,仅当连续 3 行及以上均标记为异常时,方判定为 2D 疑似缺陷。

3D 检测通道对实时帧的激光条纹中心线点云依次执行 PCA 降维与椭圆拟合,以拟合椭圆作为当前帧的参考轮廓,计算各点偏离拟合椭圆的法向距离作为几何残差,该距离可近似表征该处的缺陷深度。几何残差超出阈值的点被标记

为异常,连续异常点区域判定为 3D 立体缺陷。

融合决策模块综合两通道结果并引入 SSIM 辅助验证,决策规则如下:两通道均无异常时,判定为无缺陷;3D 通道检出异常,直接判定为缺陷;仅 2D 通道触发时,引入 SSIM 进行后验验证,输出最终判定。

3 实 验

3.1 实验配置

3.1.1 实验平台与缺陷样本

本文搭建了基于激光三角测量原理的钢管表面缺陷检测平台,整体布局与单组检测单元结构分别如图 2 中(a),(b)所示。检测平台采用环绕式成像系统,由三组结构相同的检测单元组成,各单元沿钢管圆周方向间隔 120° 均匀布置。

由于钢管为圆柱体,单台检测单元对管面的实际可见弧度由切线遮挡决定,满足 $2 \times \arccos(r/L)$, r 为管材半径, L 为工作距离。本系统覆盖 40~200 mm 管径范围,工作距离 300~350 mm;200 mm 管径、300 mm 工作距离下,单台可见弧约 141°,相邻单元衔接处重叠 21°;40 mm 管径下重叠裕量约 53°。两端工况下,三单元 120° 布局均可实现钢管外表面的无盲区全周向覆盖。钢管由“v”形槽承托匀速传送,检测区域外设封闭遮光腔体以屏蔽大部分环境光干扰。单组检测模组实物图如图 3 所示。

单组检测单元由 650 nm 线宽 6 mm 的红光线激光器与高速工业相机组成,激光光平面与相机光轴呈 45° 夹角布置。相机采集帧率为 200 fps,配合低畸变工业镜头抑制运动拖影。每组检测单元均配置独立的工控机,系统运行中三组单元同步采集获取钢管表面的 2D 灰度纹理与 3D 几何轮廓信息,各通道软件并行执行本地视场内的特征提取与缺陷判别,各单元间无数据交互或通信耦合。软件系统基于 C++ 与 OpenCV 4.5 开发。

以外径 76 mm 标准无缝钢管为测试对象,针对凹槽、凹坑、穿孔、薄氧化皮、厚氧化皮五类典型缺陷各准备 100 个样本,另独立采集 100 个无缺陷样本。其中,凹槽与凹坑为钢管在生产过程

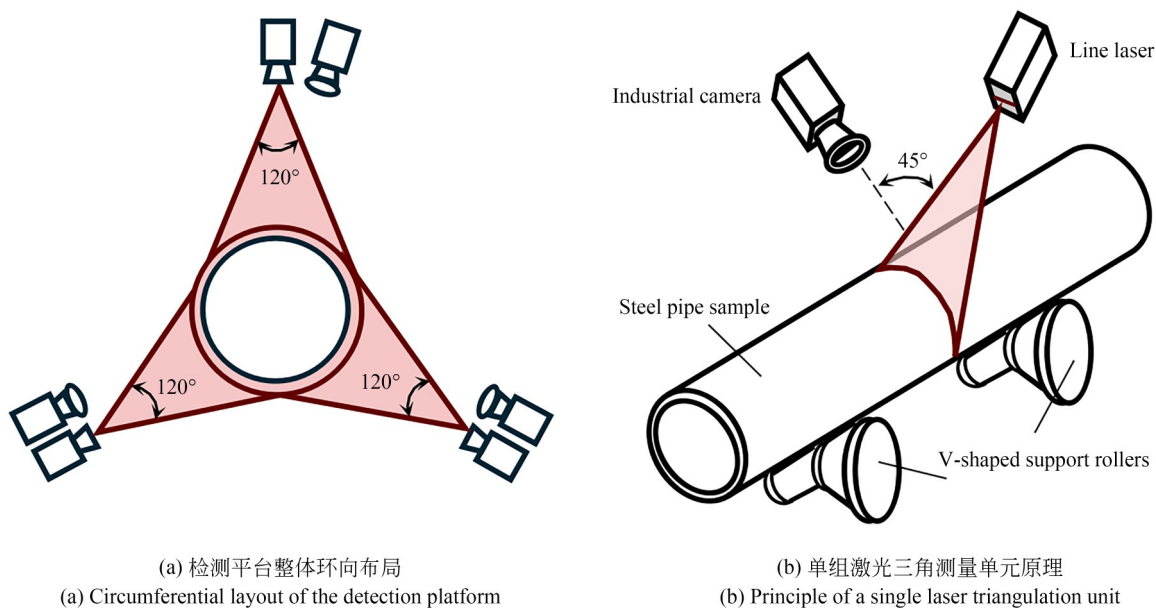


图2 钢管表面缺陷检测系统结构示意图

Fig. 2 Schematic structure of the steel pipe surface defect detection system

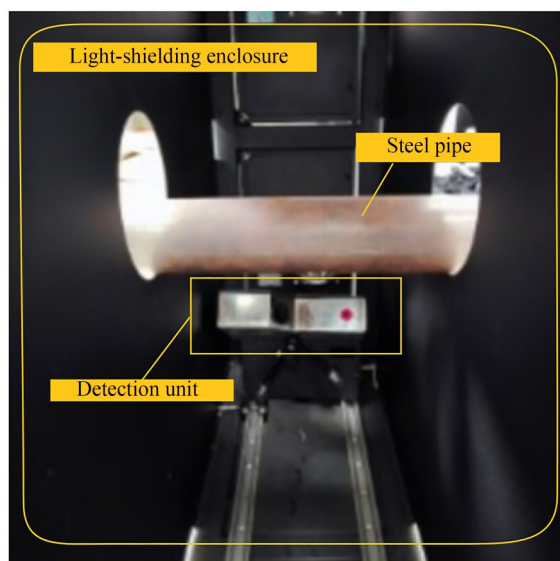


图3 单组检测模组实物图

Fig. 3 Photograph of a single detection module

中自然形成的真实缺陷。因本研究所依托工业场景涉及钢管出口北美市场,须满足 API 5L/5CT 及 ASTM 标准对贯穿性缺陷的零容忍检测要求,实验中特意制备穿孔类样本,以验证系统对直径 1.6~3.2 mm 孔洞的检测能力。因实验室条件下无法复现高温热轧工况所产生的真实氧化皮,采用不同厚度的黑色胶带贴附于管面,分别对应薄层与厚层氧化皮附着场景。黑色胶

带与真实氧化皮在 2D 灰度遮蔽及 3D 几何凸起两个检测维度上具有特征一致性,可用于替代真实样本验证系统的检测能力。

3.1.2 评价指标定义

为全面评估本文方法的检测性能,选取准确率(η)、误检率以及检测速度作为核心评价指标。

准确率表示正确分类样本占总样本的比例,反映整体检测能力。计算公式为:

$$\eta = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%, \quad (13)$$

其中: TP 表示将缺陷正确判定为缺陷, TN 表示将合格品正确判定为合格品, FP 表示将合格品误判为缺陷, FN 表示将缺陷误判为合格品。

误检率分为漏检率(RM)和多检率(RF),漏检率定义为将真实缺陷误判为合格品的比例,反映系统漏检风险;多检率定义为将合格品误判为缺陷的比例,反映系统误报程度。计算公式分别为:

$$RM = \frac{FN}{TP + FN} \times 100\%, \quad (14)$$

$$RF = \frac{FP}{FP + TN} \times 100\%. \quad (15)$$

检测速度用于评估系统的实时性,分为基准建立耗时与在线检测速度两项指标。基准建立耗时针对每批次首根钢管,统计从图像采集、激光提取、基准参数计算到模板生成的完整初始

化时间(单位:s);在线检测速度针对基准建立完成后的后续钢管,系统采用5线程并行处理架构,统计稳定运行阶段的帧处理吞吐率(单位:fps)。

3.2 标定精度验证

相机标定的全局重投影误差为 0.033 1 pixels,单视图最大误差小于 0.066 0 pixels,达到亚像素级标定精度。激光平面标定方面,主平面空间拟合残差如图 4 所示,服从零均值正态分布,残差均方根误差(RMS)为 0.201 0 mm,左、右侧光平面与主平面的夹角分别为 0.20° 和 0.16° ,光平面空间姿态一致性良好。激光光源定位结果如图 5 所示,基于边缘光束交汇法解算所得光源在相机坐标系下的 3D 坐标为 $[-65.94, -2.18,$

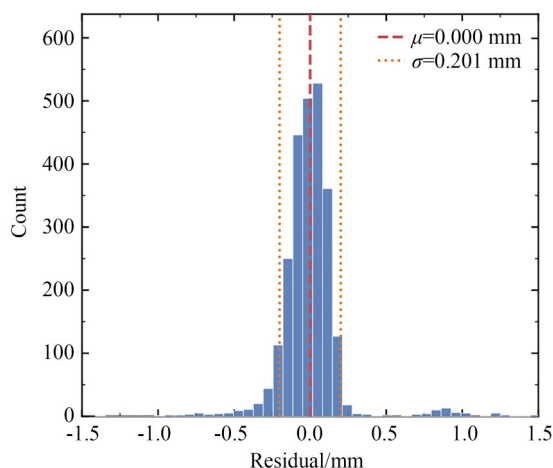


图 4 激光主平面空间拟合残差分布直方图

Fig. 4 Fitting residuals of laser principal plane

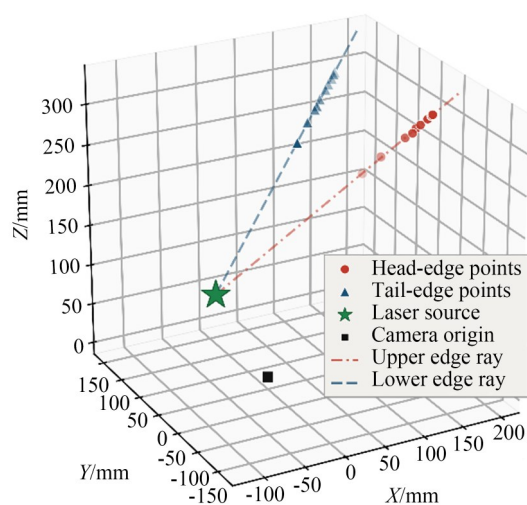


图 5 相机坐标系下的激光源定位

Fig. 5 Laser source localization in camera coordinates

119.54] mm,与实测硬件值 $[-65.50, -2.00, 120.00]$ mm 高度吻合,验证了标定空间模型的物理准确性。

3.3 检测性能评估

3D 检测通道残差阈值的确定综合考虑系统标定精度与实测背景噪声两方面因素。激光光平面拟合 RMS 为 0.201 0 mm,依据 2.5σ 统计准则,正常标定误差引发的残差上界约为 0.50 mm;对钢管无缺陷区域实测,最大几何残差不超过 0.35 mm,与理论上界之间存在约 0.15 mm 的安全裕度。对正常与缺陷样本进行残差阈值扫描分析,图 6 展示了误检率与漏检率随阈值变化的曲线,可见 0.50 mm 阈值处于安全区间内。综上,将残差阈值设定为 0.50 mm,兼具理论依据与实测验证,可有效抑制虚警。

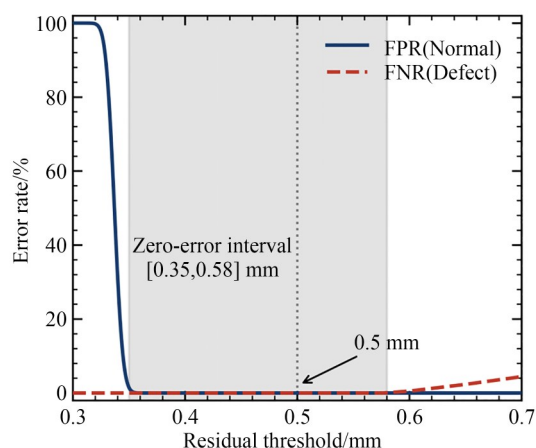


图 6 不同残差阈值下误检率与漏检率变化曲线

Fig. 6 Variation curves of false positive and false negative rates with residual threshold

图 7 展示了五类典型表面缺陷的多通道检测可视化结果,每组从左至右依次为缺陷照片、实时采集的激光条纹图像、2D 残差图、3D 偏差热图以及融合检测结果。

对原始数据进行分析可知,凹槽(a)与凹坑(b)的表面亮度与正常区域无显著差异;穿孔(c)因直径过小,亮度异常区域未能满足连续行数判定条件。三者 在 2D 通道中均未触发异常,几何偏差均超过 0.50 mm 阈值,由 3D 通道单独完成检出。若仅依赖 2D 通道,此三类缺陷均会漏检。薄氧化皮(d)几何偏差仅 0.48 mm,低于 3D 阈

值,仅 2D 通道触发异常;融合决策引入 SSIM 后验证抑制假阳性后输出最终判定。厚氧化皮

(e)几何偏差 0.63 mm,两通道同步触发异常,直接判定为缺陷。

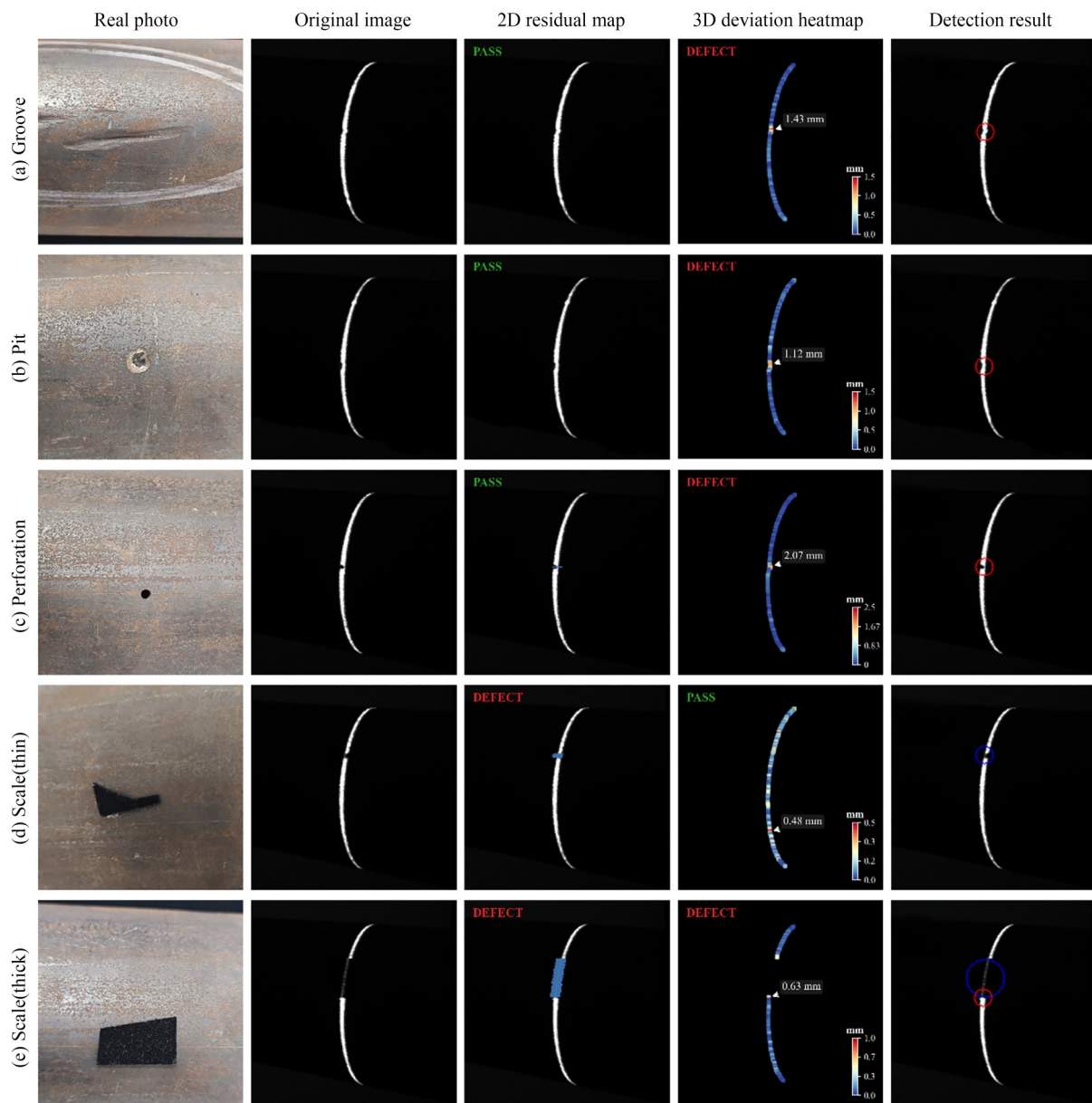


图 7 典型缺陷检测结果可视化

Fig. 7 Visualization of typical defect detection results

此外,系统对表面浅层划痕未触发报警。根据 GB/T 8163-2018,不超过壁厚下偏差的局部缺欠属可接受缺欠。此类缺欠形貌变化低于 0.50 mm 阈值,3D 通道不响应;灰度变化较小,2D 通道亦不报警。系统据此输出合格判定,符合工业检测标准,有效避免了误报与非必要停机。

上述结果表明,三重融合检测机制能够综合各通道互补优势,兼顾检出率与误报抑制,实现对多类型缺陷的稳定准确检出。

表 1 统计了各类缺陷及总体的检测性能。分析表 1 可知,系统在多类型样本测试中综合准确率较高。凹槽与凹坑存在少量漏检,主要原因在于缺陷深度接近 3D 残差判定阈值边界,导致椭

表 1 不同缺陷类型的检测结果
Tab. 1 Detection results of different defect types

Defect type	Samples	$\eta/\%$	$RM/\%$	$RF/\%$
Groove	100	98	2	—
Pit	100	99	1	—
Perforation	100	100	0	—
Scale (thin)	100	100	0	—
Scale (thick)	100	100	0	—
Normal sample	100	—	—	0
Overall	600	99.40	0.60	0

圆拟合残差未达触发标准。

在处理效率方面,相机采集帧率为 200 fps,基准建立耗时约 0.25 s(五次均值)。稳定工况下在线检测吞吐率可与采集速率保持同步;在缺陷密集或振动较强的工况下,受 Worker 线程处理负载上升影响,整体检测速度降至 190 fps,系统采用队列缓冲机制对过载帧进行管控,已入队帧的检测结果不受影响,整体仍满足工业产线实时检测需求。后续将从软件层面对计算密集步骤进行向量化加速与线程调度优化,以进一步提升系统在重载工况下的吞吐稳定性。

参考文献:

[1] CZIMMERMANN T, CIUTI G, MILAZZO M, et al. Visual-based defect detection and classification approaches for industrial applications—a SURVEY [J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1459.

[2] 刘玉淇, 吴一全. 基于机器视觉的太阳能电池片缺陷检测算法综述[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(6): 868-900.

LIU Y Q, WU Y Q. Review of defect detection algorithms for solar cells based on machine vision[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(6): 868-900. (in Chinese)

[3] 刘国栋, 苏成, 王晓晨, 等. 基于三维检测的钢管外表面缺陷检测与识别方法[J]. *冶金自动化*, 2024, 48(1): 89-96.

LIU G D, SU C, WANG X C, et al. Detecting and identifying method for defects on outer surface of steel pipes based on 3D detection[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2024, 48(1): 89-96. (in Chinese)

[4] OTSU N. A threshold selection method from gray-

4 结 论

依据本文提出的工程方法,构建了适用于 40~200 mm 直径的无缝钢管缺陷检测系统。本系统不仅能支持钢管型号的自动识别与自动生成模板复用,还能高效识别 2D 灰度表征下的氧化皮与 3D 立体表征下的凹槽、凹坑、穿孔等缺陷。实验结果表明,系统在 200 fps 处理速度下,综合检测准确率达 99.40%;3D 通道以 0.50 mm 为缺陷判决阈值,可检出深度超过该值的立体缺陷。实测验证,孔径 0.80 mm 的穿孔缺陷可被准确识别。后续将针对多种规格管材开展工业现场实验,分析不同生产批次与复杂工况下的实测数据,进一步提升算法在长期运行中的鲁棒性与稳定性。

作者贡献声明:

张许如:测量方法的提出,论文构思和撰写;
耿红锋:测量实验的设计及数据整理和分析;
何钊:测量实验数据分析和提供资源;
张志毅:论文审核与编辑写作。

level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.

[5] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8 (6): 679-698.

[6] TANG B, CHEN L, SUN W, et al. Review of surface defect detection of steel products based on machine vision[J]. *IET Image Processing*, 2023, 17(2): 303-322.

[7] SONG K C, YAN Y H. A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects[J]. *Applied Surface Science*, 2013, 285: 858-864.

[8] 蔡引娣, 张殿鹏, 孙梓盟, 等. 基于改进 YOLOv8 模型的增材制造微小气孔缺陷检测及其尺寸测量[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(21): 3222-3230.

CAI Y D, ZHANG D P, SUN Z M, et al. YOLOv8 model-based additive manufacturing micro porosity defect detection and its dimension measurement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(21):

- 3222-3230. (in Chinese)
- [9] 邓耀华, 黄志海. 多光谱图像融合的 IC 器件表面缺陷检测[J]. 光学精密工程, 2024, 32(5): 740-751.
- DENG Y H, HUANG Z H. Multispectral image fusion method for surface defect detection of IC devices[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(5): 740-751. (in Chinese)
- [10] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015*. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [11] QI C R, SU H, MO K C, *et al.* PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 77-85.
- [12] QI C R, YI L, SU H, *et al.* PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space [EB/OL]. 2017: *arXiv*: 1706.02413. <https://arxiv.org/abs/1706.02413>
- [13] CHEN H X, DU Y Z, FU Y Q, *et al.* DCAM-net: a rapid detection network for strip steel surface defects based on deformable convolution and attention mechanism[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 5005312.
- [14] WANG L L, SONG C H, WAN G X, *et al.* A surface defect detection method for steel pipe based on improved YOLO[J]. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2024, 21(2): 3016-3036.
- [15] BAI D X, LI G F, JIANG D, *et al.* Surface defect detection methods for industrial products with imbalanced samples: a review of progress in the 2020s[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 130: 107697.
- [16] ZHANG S. High-speed 3D shape measurement with structured light methods: a review[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 106: 119-131.
- [17] RANI A, ORTIZ-ARROYO D, DURDEVIC P. Advancements in point cloud-based 3D defect classification and segmentation for industrial systems: a comprehensive survey[J]. *Information Fusion*, 2024, 112: 102575.
- [18] 刘存国, 王建新, 王月明. 激光投影下的无缝钢管内表面凹槽检测研究[J/OL]. 激光与光电子学进展, 2026: 1-19 [2026-07-11]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1690.TN.20260426.1441.010>.
- LIU C G, WANG J X, WANG Y M. Research on seamless steel pipe inner surface groove detection using laser projection[J/OL]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2026: 1-19 [2026-07-11]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1690.TN.20260426.1441.010> (in Chinese).
- [19] 赖洋, 王金栋, 郭浩然, 等. 基于线激光测量的地铁受电弓磨耗在线检测方法[J]. 中国激光, 2023, 50(23): 2304001.
- LAI Y, WANG J D, GUO H R, *et al.* Online detection method for metro pantograph wear based on line-laser measurement[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(23): 2304001. (in Chinese)
- [20] 游梦凯. 钢轨几何外形检测系统设计与开发[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2024.
- YOU M K. *Design and Development of Rail Geometric Shape Inspection System* [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2024 (in Chinese).
- [21] 周少博. 钢管外表质量检测精度与效率提升方法[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2025.
- ZHOU S B. *Methods for Improving the Accuracy and Efficiency of External Quality Detection of Steel Pipe* [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2025 (in Chinese).
- [22] HORWITZ E, HOSHEN Y. Back to the feature: classical 3D features are (Almost) all you need for 3D anomaly detection[C]. *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. June 17-24, 2023, Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 2968-2977.
- [23] WANG Y, PENG J L, ZHANG J N, *et al.* Multimodal industrial anomaly detection via hybrid fusion[C]. *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 17-24, 2023, Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 8032-8041.
- [24] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [25] FISCHLER M A, BOLLES R C. *Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography* [M]. Readings in Computer Vi-

sion. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.

- [26] JOHNSTONE J K, SHENE C K. Computing the intersection of a plane and a natural quadric [J]. *Computers & Graphics*, 1992, 16(2): 179-186.

- [27] 汪艺蕾. 点光源下物体表面漫反射成像的灰度估

测[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2025.

WANG Y L. *Grayscale Estimation of Diffuse Reflection Imaging of Object Surface under Point Light Source*[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2025 (in Chinese).

作者简介:



张许如(2001—),女,陕西西安人,硕士研究生,主要从事图像处理和3D视觉方面的研究。E-mail: zhangxu-ru@nwafu.edu.cn

通讯作者:



张志毅(1974—),男,山西夏县人,博士,教授,博士生导师,1998年于山西大学获得学士学位,2004年、2007年于日本岩手大学分别获得硕士和博士学位,主要从事计算机辅助设计、计算机辅助几何设计、计算机图形学、计算机视觉方面的研究。E-mail: zhang-zhiyi@nwafu.edu.cn