

文章编号 1004-924X(2026)07-1111-17

SAM提取多维灰度作为输入的视觉测量误差补偿

王宇恒^{1,2}, 谷玉海^{1*}, 王亚冰², 张伟伟^{2*}, 孙海洋¹

(1. 北京信息科技大学机电工程学院, 北京 100192;

2. 中国科学院高能物理研究所, 北京 100049)

摘要: 针对精密图像测量中照度变化导致的测量误差问题, 提出一种基于分割一切模型(Segment Anything Model, SAM)构造多维灰度特征作为输入, 使用鲸鱼优化的径向基函数神经网络(WOA-RBF)进行拟合的误差补偿模型。通过建立照度与边缘偏移数学模型, 分析了光源强度与表面散射特性对测量精度的非线性影响。利用SAM的零样本分割能力自动提取异质材料区域的平均灰度, 并作为多维特征向量输入, 以表征复杂的图像信息。采用鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)对径向基函数神经网络(Radial basis function neural network)进行参数寻优, 实现了对偏移误差的精确补偿。将该方法在铬钴铜夹具测量对比实验中与统一维线性拟合、遗传算法优化的最小二乘支持向量机和支持向量回归方法进行对比。实验结果表明, 本文所提模型在对比实验中(以Zernike矩亚像素算法为例)均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为 $2.07\ \mu\text{m}$, 平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)为 $1.73\ \mu\text{m}$, 决定系数(R^2)为0.99。该模型在多种亚像素边缘检测算法下均表现出相近的精度和优异的稳定性, 为精密图像测量中由照度变化因素导致的测量误差问题提供了一种可行的补偿办法。

关键词: 计算机视觉; 边缘检测; 误差补偿; SAM模型; 鲸鱼优化; 径向基函数神经网络

中图分类号: TP391.4; TG115 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20263407.1111 **CSTR:** 32169.14.OPE.20263407.1111

Visual measurement error compensation based on multi-dimensional grayscale extracted by SAM

WANG Yuheng^{1,2}, GU Yuhai^{1*}, WANG Yabing², ZHANG Weiwei^{2*}, SUN Haiyang¹

(1. School of Electromechanical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;

2. Institute of High Energy Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

* Corresponding author, E-mail: guyuhai@bistu.edu.cn; zhangww@ihep.ac.cn

Abstract: To mitigate measurement errors induced by illumination variations in precision image measurement, an error compensation model is proposed based on multidimensional grayscale features extracted via the Segment Anything Model (SAM) and fitted using a Whale Optimization Algorithm-optimized Radial Basis Function (WOA-RBF) neural network. A mathematical model describing illumination-induced edge shift is established to characterize the nonlinear effects of light intensity and surface scattering properties on measurement accuracy. Leveraging SAM's zero-shot segmentation capability, average grayscale

收稿日期: 2026-01-05; 修订日期: 2026-01-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 12405374, No. 12475330); 中国科学院科技基础资源专项(No. 2025000148)

values from heterogeneous material regions are automatically extracted as multidimensional feature inputs to represent complex image characteristics. The WOA is employed to optimize the parameters of the RBF neural network, enabling accurate compensation of edge shift errors. Comparative experiments on chromium-zirconium-copper fixture measurements, benchmarked against one-dimensional linear fitting, GALSSVM, and SVR methods, demonstrate that the proposed model achieves an RMSE of $2.07 \mu\text{m}$, an MAE of $1.73 \mu\text{m}$, and an R^2 of 0.99 (with the Zernike moment sub-pixel algorithm as a representative case). Consistent accuracy and strong robustness are observed across various sub-pixel edge detection algorithms, indicating that the proposed approach provides an effective solution for illumination-induced errors in precision image measurement.

Key words: computer vision; edge detection; error compensation; segment anything model; whale optimization algorithm; radial basis function neural network

1 引言

视觉测量是利用光学成像获取物体图像信息,并通过图像处理与数学建模实现几何尺寸、形貌或空间位姿的非接触定量测量,具有高效率、高信息密度及易于自动化集成等优势,广泛应用于精密制造^[1]、在线检测^[2-3]和高端装备测量^[4]。

从测量信息维度出发,视觉测量技术通常可分为三维视觉测量与二维视觉测量两大类。其中,三维视觉测量以获取物体空间几何形貌为目标,根据是否主动引入结构化光信息,又可进一步分为被动式与主动式两种典型范式。被动式三维视觉测量主要依赖自然光条件下多视角图像之间的几何约束关系,通过双目视觉、多目视觉等方法实现空间重建,系统结构相对简单,但在弱纹理、高反射或高精度工业测量场景中易受匹配误差和光照变化的影响^[5]。相比之下,主动式三维视觉测量通过向被测物体投射已知结构光场,并分析它在物体表面的调制结果以恢复三维形貌,在精密测量领域得到了广泛的研究与应用。典型方法包括傅里叶变换轮廓术(Fourier Transform Profilometry, FTP)^[6]、相位测量轮廓术(Phase Measuring Profilometry, PMP)^[7]、莫尔轮廓术^[8]、计算莫尔轮廓术(Computer-Generated Moiré Profilometry, CGMP)^[9]、调制度测量轮廓术(Modulation Measurement Profilometry, MMP)^[10]以

及相位差轮廓术(Phase Difference Profilometry, PDP)^[11]等。这类方法能够实现较高精度的三维形貌重建,但其测量结果通常受到相位展开误差、系统标定精度以及投影和成像几何稳定性的制约,在小尺寸、高公差要求的几何尺寸计量任务中,其绝对尺寸精度和测量重复性仍存在一定局限。

相较于三维视觉测量,二维视觉测量直接在图像平面分析目标几何特征,通过建立像素空间与物理尺寸的精密映射,在高分辨率成像条件下可实现稳健的亚像素级测量^[12]。虽然三维测量在空间重建上具有优势,但在工业实测中常受限於结构光投射条件、相位解算复杂性或被测物表面特性。二维视觉测量则具有极高的系统稳定性、实时响应速度及较低的硬件复杂度,且在高反光金属、弱纹理目标以及成像空间受限等复杂工业场景中,表现出更强的稳定性与测量精度^[13-14]。凭借上述显著优势,二维视觉测量已广泛渗透于多个关键工程领域。在精密制造中,它是实现孔径、轮廓及相对位置高精度检测的核心手段^[15];在自动化生产线上,它是保障产品一致性与快速缺陷筛查的主流技术方案^[16]。此外,在同步辐射、高端半导体装备等对重复性要求严苛的科学工程中,二维测量同样发挥着关键作用^[17]。综上所述,二维视觉测量不仅是工业检测的基础,更是当前精密制造领域持续关注的研究热点^[18-20]。

在二维视觉测量系统中,照明条件始终是制

约测量精度与稳定性的关键因素^[21-22]。已有研究表明,光照不足会放大图像泊松噪声的影响,从而增加边缘检测误差^[23],而光照过度则易导致传感器过曝、灰度信息丢失,最终出现暗光条件下测量尺寸偏大,亮光条件下尺寸偏小的现象^[24]。针对照明变化引起的边缘偏移误差,国内外研究人员进行了大量研究。早期工作中,段振云等^[25]通过分析标定圆点直径与像元尺寸的关系实现误差修正,但其补偿策略未直接引入光源物理参数,补偿幅值依赖经验设定,效果有限。龚聪等^[26]首次提出在一定光照变化范围内,通过动态调整像素当量实现误差补偿,其方法为利用控制光源驱动电源输出,建立光照强度与标准件测量结果之间的关系,并采用多项式拟合实现补偿。随后,李旭等^[27]在齿轮测量中,利用人工选取感兴趣区域(Region of Interest, ROI)的平均灰度与尺寸误差关系进行一维拟合补偿,但该方法对ROI选取高度敏感,通用性不足。杜文华等^[28]在影像测量仪研究中,通过改变光源强度分析标准圆量块和塞规的测量误差分布,构建光照强度与像素当量误差的一维拟合模型,实现一定程度的误差补偿。上述传统方法普遍遵循一维光强和测量误差进行拟合的一维误差拟合范式,拟合效果有限。

为突破一维误差拟合的限制,有研究尝试引入外部照明描述量。栗序明等^[29]在测量现场布置多组照度计,采集不同空间位置的照度信息,并利用遗传算法优化的最小二乘支持向量机(GA-LSSVM)模型建立照度与轴类零件尺寸误差之间的非线性映射关系。该方法在固定实验条件下能够降低测量偏差,其效果优于传统单光照参数的一维经验拟合,但其本质仍是从光源或环境层面对照明变化进行表征。实际上,在基于机器视觉的尺寸测量中,边缘定位误差主要来源于光照、被测物体表面光学特性以及成像系统之间的复杂相互作用,包括表面反射与散射、成像噪声以及过曝光导致的边缘侵蚀等因素。单纯依赖单一光源变量或者外部多组照度测量难以全面反映这一过程,导致信息损失严重,拟合精度有限。此外,多组照度计的

布设增加了系统复杂度与成本,降低了工程应用的可行性。

刘凌霄等^[30]采用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)模型,将测量边缘区域灰度直方图参数化为广义高斯分布,并以统计参数作为输入特征进行误差补偿。然而,实际成像条件下边缘灰度分布常呈非高斯或多峰特性,参数化假设难以全面刻画真实统计特征,并且会引入人为误差。刘淼淼等^[31]进一步引入物距因素,构建光照-物距串行耦合补偿模型,但其本质仍是建立光源、物距和误差之间的一维拟合关系,难以刻画光源、材质与几何结构的复杂耦合关系。最近,在汽车油封及小孔环带等高精度测量应用中,于正林、毕超等^[32-33]采用基于光强的一维补偿策略进行误差补偿,这表明该方法在误差补偿场景下仍具有简单易用的优势。

从物理本质上看,边缘偏移误差是光源、物体表面材质与成像系统几何关系高度耦合的非线性结果^[34]。单变量模型仅能刻画高维误差空间的局部投影,难以实现高精度的误差补偿。为突破这一瓶颈,本文首先建立照度与边缘偏移之间的数学模型,并提出基于分段任意模型(Segment Anything Model, SAM)^[35]的多维灰度向量误差补偿框架,通过使用鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)的径向基函数神经网络(Radial Basis Function, RBF)(WOA-RBF)进行拟合的误差补偿模型实现误差补偿^[36]。该方法利用SAM的零样本语义分割能力,无需额外训练和人工设计ROI,即可自动、精确分离图像中的异质材料区域,并提取平均灰度特征构建多维特征向量,用于误差建模。所构建的特征向量天然携带材质信息,平均灰度可反映表面朗伯与镜面反射强度,有效线性化不同材料的双向反射分布函数(Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF)差异。在此基础上,WOA-RBF神经网络不仅增强了网络对非线性误差关系的拟合能力,还提高了模型对光照变化、材质差异及成像条件波动的稳定性。同时,网络结构相对轻量,计算效率高,适合在标定数据有限的条件下实现快速、精

确的光源误差补偿。最后,在自建灰度值-误差数据集上对 WOA-RBF 神经网络与传统一维线性拟合^[26-28]、基于 GA-LSSVM 的补偿方法^[29]、基于边缘区域灰度直方图高斯拟合作为输入的 SVR 模型^[30]进行对比。实验结果表明,本文提出的误差补偿模型在精度和易用性上更优,实现了更高精度的误差补偿。

2 照度与边缘偏移之间的数学模型

2.1 边缘测量误差的物理诱因与通用模型

2.1.1 误差的本质与定义

边缘测量误差 E 的产生,源于图像处理算法识别的边缘位置 X_e 与物体的真实几何边缘位置 X_0 之间的偏差:

$$E = X_0 - X_e. \quad (1)$$

这种偏差是由于实际成像过程中,光强的分布 $I(X)$ 沿着边缘过渡区发生的非线性变化所致。

2.1.2 传感器光强分布

在传感器平面上,光强分布 $I(X)$ 受到光学系统和待测物体与背景表面特性的共同影响。其公式为:

$$I(X) = (H(X) \times P(X)) \times \alpha + N(X), \quad (2)$$

其中: $H(X)$ 为理想的阶跃光强分布, $P(X)$ 为系统的点扩散函数(Point Spread Function, PSF),代表光学模糊, $N(X)$ 是随机噪声, α 是表面光响应因子。它是入射光强 L 与材料的双向分布散射函数 B (BRDF) 相互作用的结果 ($\alpha \propto L \otimes B$), α 直接决定了边缘过渡区光强曲线的整体幅度。

2.1.3 通用误差模型

边缘定位误差 E 可以建模为决定 $I(X)$ 的形状和幅度的核心物理变量的复合函数:

$$E = F(L, B, S), \quad (3)$$

其中: L 是光源强度, B 是表面散射特性, S 是系统参数。传统误差补偿方法主要关注 L , 但无法解决 B 的变化所带来的系统误差。

2.2 基于平均灰度值的误差补偿模型

2.2.1 照度变化产生误差的直接诱因

在二维视觉精密测量中,边缘位置通常通过

边缘检测算法获得。以 Canny 算子为代表的梯度型方法,本质上是依据图像灰度分布 $I(X)$ 在空间上的变化率来定位边缘,其核心判据为灰度梯度幅值在边缘过渡区取得极值的位置。理想情况下,若物体边缘处的灰度分布呈现理想阶跃特性,则梯度极值位置 X_e 与真实几何边缘位置 X_0 一致。

然而在实际成像中,如式(2)所示, $I(X)$ 的形态由理想的阶跃分布 $H(X)$ 、系统点扩散函数 $P(X)$,以及噪声 $N(X)$ 和 α 表面光响应因子共同决定。其中, α 表面光响应因子综合体现了入射光强 L 和表面散射特性 B 的耦合作用,它直接影响边缘过渡区灰度曲线的整体幅度与局部形状。照明变化会通过表面光响应因子 α 影响成像灰度分布 $I(X)$,进而导致基于梯度的边缘检测所确定的边缘像素位置 X_e 偏离其真实几何位置 X_0 ,从而出现测量误差。因此,表面光响应因子 α 是照度变化产生的误差 E 的直接诱因。

2.2.2 表面光响应因子对梯度极值位置的影响机理分析

当 α 较大时(如光照过强或表面散射率较高),边缘区域的灰度值极易达到传感器的满阱容量,即过曝。此外,像素满阱效应会进一步导致曝光点周围像素曝光,导致局部过饱和现象^[24]。这会使灰度曲线的高位信息丢失,使得实际计算出的梯度峰形向物体内侧(即灰度值较高的区域)压缩。此外,由于像 Zernike 矩等亚像素算法依赖边缘点周围的灰度信息,这种曝光也会导致亚像素算法出现不可避免的位移,这导致测得的边缘像素位置 X_e 偏离其真实几何位置 X_0 ,在尺寸测量中表现为测量值偏小的系统误差。

当 α 较小时,(如光照不足或材料表面散射能力较弱),边缘区域整体灰度对比度显著下降,灰度过渡区的斜率减小,导致梯度幅值降低。系统随机噪声在边缘梯度中的相对占比显著提高,图像的泊松噪声或感光噪声会干扰梯度极值的准确识别^[23]。由于噪声的随机性在低梯度区域更易使梯度响应在远离物体中

心的背景侧产生虚假波动,导致梯度极值位置向背景一侧偏移。在尺寸测量中,这表现为轮廓向外扩张,从而产生测量结果偏大的系统误差。

2.2.3 创新输入的优越性

为了实现更精确的误差补偿,必须找到一个能直接度量 α 的参数。引入图像中不同材料表面(具有不同BRDF参数)的平均灰度值组成的特征集合 G 作为模型输入。 G 是在特定 L 和 B 的作用下,传感器对物体表面复杂反射光和散射光相互作用的直接观测值,其变化与决定误差幅度的因子 α 是线性相关的,即 $G \propto \alpha$ 。因此,它比传统方法单纯使用 L (外部光强)而忽略 B (双向分布散射)更能反映误差的真实状态,并且提取不同材料表面的平均灰度值操作并不会显著增加系统复杂度与成本,提高了工程应用的可行性。

2.3 基于 G 的神经网络误差补偿模型

基于上述分析,可以将复杂的通用误差函数 $\mathcal{F}(L, B, S)$ 简化为一个更具普适性的多变量非线性函数 $\mathcal{N}(G)$:

$$E \approx \mathcal{N}(G). \quad (4)$$

采用神经网络 \mathcal{N} 来拟合 G 与 E 之间的复杂映射关系。这一方法的理论优势在于 G 有效地整合了光源变化 L 和材料差异 B 这两大误差因素,避免对 B 进行复杂建模,实现简单;此外神经网络能以高精度拟合 G 与 E 之间的固有非线性关系,而传统一维线性拟合^[26-28]以及基于GALLSSVM的补偿方法^[29]只考虑到 L 光源强度的变化,忽略了 B 表面的散射特性,理论上能实现更高精度的误差补偿。

3 SAM-RBF 误差补偿

3.1 SAM 模型

若想得到不同材料表面(具有不同BRDF)的平均灰度值,需要提取图像中不同材料的ROI区域。目前的图像分割方法可分为传统人工设计ROI算法和基于深度学习的图像分割算法。其中,人为设计的ROI算法不具有通用性,适应

性差;而基于深度学习的图像分割算法需要人工制作数据集,过程繁琐。

Meta AI提出的SAM模型通过构建超大规模分割数据集(SA-1B)和基于提示的Transformer架构,开创了通用、零样本图像分割的新范式^[35]。因此,采用SAM进行图像分割,实现零样本的不同材料表面区域的ROI提取。

设原始输入图像为 $I(x, y)$,其中 (x, y) 为像素坐标,给定提示信息 P (如中心点提示),SAM模型 Φ_{SAM} 输出对应的二进制掩膜 M :

$$M(x, y) = \Phi_{\text{SAM}}(I(x, y), P). \quad (5)$$

提取图像中所有不同材料表面(具有不同BRDF)的掩膜,其中第 i 个表面的掩膜为 $M_i(x, y)$,计算该材料的平均灰度值 G_i :

$$G_i = \frac{\sum_{x,y} (I_i(x, y) \cdot M_i(x, y))}{\sum_{x,y} M_i(x, y)}, i = 1 \dots K, \quad (6)$$

其中: i 为样本序列号, K 为样本总数(涵盖不同材料和光照条件), I_i 为第 i 次采集的原始图像(或对应区域), M_i 为SAM分割出的二值掩膜,仅在第 i 种材料的表面区域取值为1, G_i 为计算得到的第 i 个样本的表面平均灰度值。

通过上述步骤,将物理属性各异的材料表面转化为一个由平均灰度值组成的特征集合 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_K\}$,每一个 G_i 都代表了特定材料在特定光照下的光响应幅度,直接反映该条件下产生边缘测量误差的物理诱因。

通过SAM模型提取灰度值并构建误差训练数据集流程,如图1所示。

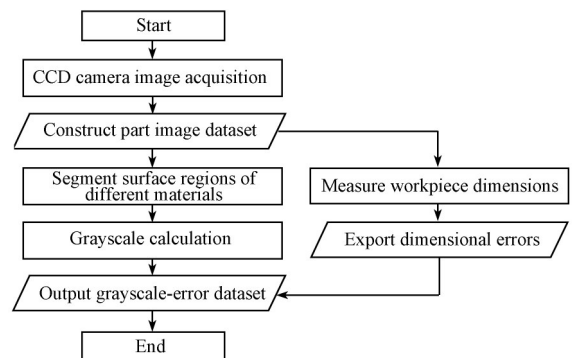


图1 灰度值-误差数据集获取流程

Fig. 1 Flowchart of grayscale-error dataset acquisition

3.2 WOA-RBF 神经网络误差补偿模型

为建立从多材料表面平均灰度值 G 到误差补偿系数 C 的精确非线性映射,设计并采用 WOA-RBF 神经网络。RBF 神经网络凭借其结构简单、收敛速度快以及通用逼近能力强的特点,非常适合处理本研究中的非线性回归问题。RBF 网络通常由三层构成:输入层、隐藏的径向基函数层和输出层。

对于任一样本输入 G_i ,径向基函数层(隐藏层)的激活值 Φ_j 由输入 G_i 与第 j 个中心向量 C_j 之间的径向距离决定。本文采用高斯核函数作为 RBF,其激活值 Φ_j 计算如下:

$$\Phi_j(G_i) = \exp\left(-\frac{\|G_i - C_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

其中: G_i 是第 i 个样本的输入灰度值, C_j 是 RBF 网络的第 j 个中心向量。本文中,中心 C_j 通过从训练集样本中随机选择确定, σ 是高斯核函数的宽度参数,控制着基函数的径向作用范围。

RBF 网络的输出层是一个线性加权组合,将所有径向基函数的激活值 Φ_j 加权求和,得到最终的预测输出 $E_{\text{pred}}^{(i)}$:

$$E_{\text{pred}}^{(i)} = W_0 + \sum_{j=1}^M W_j \Phi_j(G_i), \quad (8)$$

其中: M 为隐藏层中径向基函数的中心总数,本研究中设置为 30, W_j 是连接第 j 个隐藏层节点到输出节点的线性权重, W_0 为偏置项。

在训练过程中,RBFN 的线性权重 $W = \{W_0, W_1, W_2, \dots, W_M\}$ 是需要通过优化算法进行学习的参数。RBFN 的性能关键依赖于两个超参数的设定:高斯核宽度 σ 和输出层权重的学习率 l_r 。为了避免手动调参的局限性,采用 WOA 对最优的 (σ, l_r) 组合进行搜索。

WOA 的寻优目标是 minimized RBF 模型在训练集上的均方误差(Mean Squared Error, MSE),以此评估每个参数组合的适应度:

$$\mathcal{L}_{\text{fit}}(\sigma, l_r) = \frac{1}{N_{\text{train}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} (E_{\text{true}}^{(i)} - E_{\text{pred}}^{(i)}(\sigma, l_r))^2, \quad (9)$$

其中: N_{train} 是训练样本的总数, $E_{\text{true}}^{(i)}$ 是真实的误差补偿系数, $E_{\text{pred}}^{(i)}$ 是使用当前 (σ, l_r) 训练的 RBF 模

型在训练集上的预测值,WOA 模仿座头鲸的觅食行为,通过收缩包围机制和螺旋更新机制来迭代更新参数解空间中的鲸鱼位置。设当前鲸鱼(参数组合)位置为 $X_i = [\sigma, l_r]$,全局最优解为 $X^* = [\sigma^*, l_r^*]$,其更新机制包括收缩包围 ($|A| < 1$):鲸鱼向当前最优解 X^* 靠拢,进行局部搜索;随机搜索 ($|A| \geq 1$):鲸鱼随机选择另一个鲸鱼位置 X_{rand} 进行分散探索,跳出局部最优;螺旋更新 ($p \geq 0.5$):鲸鱼进行螺旋式移动,同时逼近 X^* 。

通过迭代优化,WOA 最终收敛得到最优超参数 $[\sigma_{\text{best}}, l_{r_{\text{best}}}]$,该参数用于训练最终的 RBF 模型,以实现最高的预测精度。

RBF 神经网络模型的最终输出 $E_{\text{pred}}^{(i)}$ 旨在预测第 i 个样本对应的误差补偿系数 C_i 。该系数是连接待测物体的真实几何尺寸 L_{true} 与光学系统测量尺寸 L_{meas} 的关键桥梁。

根据精密测量原理,误差补偿系数 C 定义为:

$$C = L_{\text{meas}} - L_{\text{true}}. \quad (10)$$

当 $C > 0$ 时,测量结果 L_{meas} 偏小,需要放大补偿;当 $C < 0$ 时,测量结果 L_{meas} 偏大,需要缩小补偿。

通过 RBF 神经网络 \mathcal{N} 预测出与当前表面平均灰度值 G_i 对应的误差补偿系数 $C_{\text{pred}}^{(i)}$ 后,即可对实际测量尺寸 L_{meas} 进行修正,获得高精度补偿后的尺寸 L_{comp} :

$$L_{\text{comp}} = L_{\text{meas}} - C_{\text{pred}}^{(i)}. \quad (11)$$

这种方法将不同材料和光照条件导致的系统测量误差(即 C 值)转化为对表面光响应特性 G 的非线性函数 $\mathcal{N}(G)$ 。通过最小化 C_{pred} 与真实标定系数 C_{true} 之间的 MSE 来训练网络,确保补偿的准确性和稳定性。

损失函数的定义如下:

$$L(\theta) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (C_{\text{true}}^{(i)} - C_{\text{pred}}^{(i)})^2, \quad (12)$$

其中: $C_{\text{true}}^{(i)}$ 是第 i 个样本的真实补偿系数, $C_{\text{pred}}^{(i)} = \mathcal{N}(G_i; \theta)$ 是模型的预测输出。

WOA-RBF 神经网络的训练流程如图 2 所示。

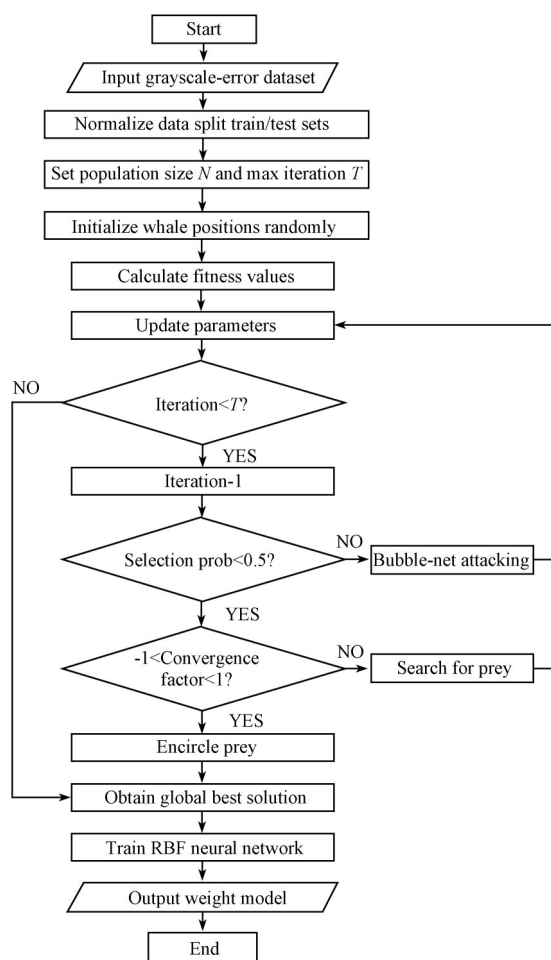


图 2 WOA-RBF 神经网络补偿模型

Fig. 2 WOA-RBF neural network compensation model

4 实验

4.1 实验平台

使用圆柱形铬锆铜夹具作为实验测量对象,如图 3 所示。铬锆铜夹具是北京怀柔第四代高能同步辐射光源的关键性聚焦原件,形状为圆柱形金属块,并且具有超越传统标定量块的直径加工精度,直径加工误差可以控制在 $1\ \mu\text{m}$ 以内。实验中,铬锆铜夹具既充当像元尺寸标定量块,也充当被测对象。

实验需要构建完整的算法精度评价体系,实现真实值和测量值之间的评价。高精度参考直径的获取是评价的基石。本文使用配备 20 倍物镜的 KEYENCE VK-X3000 激光共聚焦显微镜进行铬锆铜夹具直径真实值的测量。该仪器在二维成像模式下,经校准的系统空间分辨率高达

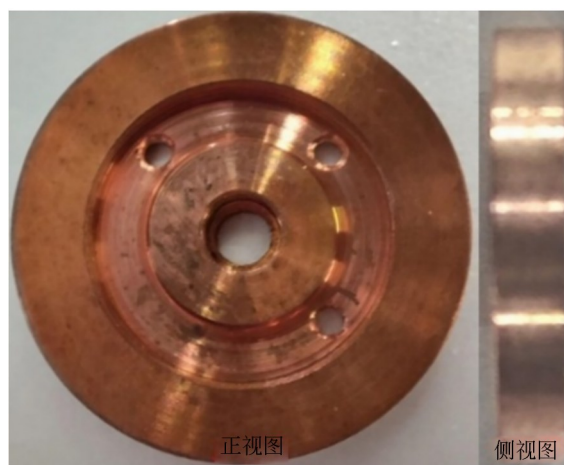


图 3 铬锆铜夹具

Fig. 3 CuCrZr frame

$686\ \text{nm}/\text{pixel}$, 远高于 CCD 图像采集系统的 $14\ \mu\text{m}/\text{pixel}$, 因此能够捕获边缘细节极其丰富的高信噪比图像。具体测量流程如下:在恒温洁净实验室环境中,将清洁后的工件置于载物台上;调整激光强度与对比度,获取边缘锐利的最优图像,随后利用仪器配套测量软件中的亚像素边缘检测功能,精确提取工件轮廓边缘点,最后基于校准过的像素尺寸直接计算直径值。为评估该参考值的可靠性,对同一截面进行 10 次独立重复测量,采用 Grubbs 准则剔除异常值后,对剩余 8 组数据取算术平均值作为直径真实值,并计算样本标准偏差。只有当标准偏差小于 $1\ \mu\text{m}$ (低于工件加工公差)时,认定该组数据合格,否则重新进行全过程测量。测量数据表明,剩余数据的标准偏差均显著低于工件自身加工公差 $1\ \mu\text{m}$,证明该测量方案在本研究体系中具备作为真实值的合理性。

在视觉测量系统构建方面,CCD 图像采集系统采用分辨率为 $1\ 920 \times 1\ 080$ 像素的 GP-660V 工业显微镜,由 D-100 环形光源提供照明。计算平台为 Intel Core i5-12400F CPU(6 核 12 线程,睿频 4.4 GHz),16 GB 内存,运行 Windows 10 (64-bit)操作系统,确保图像采集与算法处理的确定性时延。系统标定采用 7×7 阵列的圆形标定靶标,其特征圆点直径为 $0.625\ \text{mm}$,相邻圆点中心距为 $1.25\ \text{mm}$ 。通过提取靶标上高精度标志点的像素坐标,并建立其与世界坐标的对应关系,求解相机的内外参数,以消除镜头畸变,建立精确的像素-物理尺寸映射关系。

4.2 灰度值-误差数据集构建

随机选择 1 个铬锆铜夹具放置于 CCD 图像采集系统的置物台上,在控制环形光源由暗到亮的过程中,通过 CCD 图像采集系统不间断连续采集铬锆铜夹具图像,之后剔除失焦和冗余的样本,最终获得 284 张铬锆铜夹具的高质量图像。之后对这 284 张铬锆铜夹具图像进行高斯去噪,使用 Canny 边缘检测算子检测工件外圆,得到外圆边缘点,对这些外圆边缘点应用亚像素算法,最后使用最小二乘法拟合圆形工件的直径数据。

已有研究表明,多数亚像素边缘检测算子在相同成像条件下具有较好的重复性,能够稳定输出一致的边缘位置结果^[37]。然而,在缺乏高精度真实值作为参考的情况下,单一亚像素算子的测量结果难以客观评价绝对定位精度,其误差特性在不同照明条件下亦可能存在差异。因此,若仅基于单一亚像素边缘检测方法对测量结果进行分析,其结论在一定程度上可能受到具体算子建模假设和误差特性的影响。为降低单一亚像素方法对测量结果的偶然性,增强实验结论的稳健性,本文选取了 4 种具有代表性的亚像素边缘检测方法进行对比研究,包括 Canny-Zernike 矩亚像素方法、Franklin 矩亚像素方法、高斯拟合亚像素方法以及插值型亚像素方法。上述方法在边缘建模思想、灰度响应机制及误差来源等方面存在明显差异,能够较为全面地覆盖工程视觉测量中常用的亚像素边缘定位策略^[38]。其中,Canny-Zernike 矩亚像素方法首先利用 Canny 算子提取像素级边缘,再通过 Zernike 矩的正交特性对局部灰度分布进行建模,实现边缘位置的亚像素修正。该方法在边缘清晰、信噪比较高的条件下具有较高的定位精度,是精密视觉测量领域中应用较为广泛的一类方法^[38]。Franklin 矩亚像素方法^[39]基于局部灰度矩对边缘区域进行描述,通过矩特征的变化估计真实边缘位置。相比于基于梯度或阈值的算子,该方法对局部灰度变化具有一定的稳定性,能够反映边缘区域的整体灰度分布特征。本文使用的高斯拟合亚像素方法^[40]是基于梯度幅值高斯拟合的亚像素方法,该方法首先利用 Scharr 算子计算图像的梯度场,对于初步提取的像素级边缘点,沿其梯度法线方向进行批量采样,获取梯度幅值剖面。随后,假设该剖面

符合高斯分布,通过对数变换转化为抛物线模型,并利用三点拟合公式计算亚像素偏移量。该方法在考虑成像模糊和光学扩散效应方面具有明确的物理意义,适用于存在一定模糊或过渡区域的边缘定位场景。插值型亚像素方法^[38]是基于梯度幅值抛物线插值的亚像素定位方法。该方法结构更为简洁,直接对梯度幅值剖面上的中心极大值点及其左右邻点应用抛物线极值公式,计算亚像素偏移。该方法计算效率高,作为基准方法用于对比评估高斯拟合方案在精度与稳定性上的提升。

引入上述多种在原理和误差特性上具有差异性的亚像素边缘检测方法,旨在降低实验结论对单一亚像素算法的依赖性,从而更客观地验证所提出误差补偿方法在不同边缘定位机制下的适应性与优势。因此,最终的数据集输出部分是直径误差补偿系数,即使用激光共聚焦显微镜测量得到的直径真实值与不同亚像素直径测量算法计算的直径数值进行相减得到。

在多维灰度获取方面,使用 SAM 分割算法分割铬锆铜工件不同材料区域,并且计算这些区域(具有不同 BRDF 参数)的平均灰度值作为灰度值输入。本研究中,一共获取了 5 种不同区域的平均灰度值作为输入,划分区域分别为 x_1 标准量块, x_2 铬锆铜夹具外圆环, x_3 中间圆环, x_4 内圆环, x_5 背景,如图 4 所示。这些区域的制作材料和制作工艺都不同,所以具备不同的 BRDF、折射率及散射率等参数。

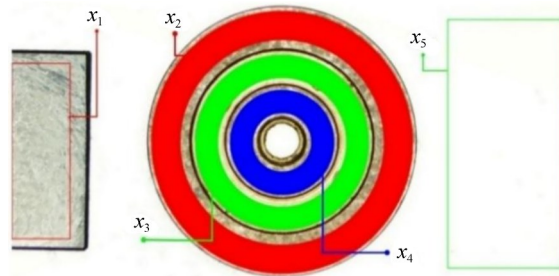


图 4 神经网络输入

Fig. 4 Neural network input

将这些图像数据提取出的灰度-误差补偿数据作为照度误差补偿实验的数据集,供本文提出的 WOA-RBF 神经网络误差补偿模型进行训练。

4.3 不同误差补偿方法的对比实验

为系统比较不同误差补偿方法对直径误差补偿系数预测性能的影响并且尽可能保证公平, 本文构建并评估了4类具有代表性的预测模型, 分别为: 最小二乘法(一元线性回归)这种传统的一维拟合范式^[26-28]、基于不同位置照度计参数的GA-LSSVM模型^[29]以及支持向量回归模型^[30]和基于SAM提取多维灰度作为输入的WOA-RBF神经网络的模型。

3种模型的输出变量均取自灰度-误差数据集的输出, 也就是4种具有代表性的亚像素边缘检测方法计算得到的4种直径误差补偿系数, 用以表征直径误差数据。但是不同模型在输入特征构建策略上根据相对应的方法存在本质差异。

4.3.1 一维拟合误差补偿模型实验

在一维拟合误差补偿实验中, 最小二乘法模型按照传统一元线性回归形式设计, 光源强度作为输入变量, 用以刻画直径误差补偿数据与照明强度之间的线性关系。在数据预处理方面, 最小二乘法模型则直接基于原始尺度数据进行建模。数据集按照7:3的比例划分训练集和测试集, 并固定随机种子 $seed=42$ 以保证实验的可重复性。直接在训练集上通过解析方式求解线性回归系数, 无需额外的参数优化过程。

4.3.2 GA-LSSVM误差补偿模型实验

GA-LSSVM模型采用3处不同空间位置的光源强度作为输入特征, 其输入形式复现文献^[29]中所采用的特征构造方式。在数据预处理方面, GA-LSSVM模型的输入与输出数据采用Min-Max归一化方法缩放至 $[0, 1]$ 区间, 以提升模型训练的稳定性与收敛速度, 数据集按照7:3的比例划分训练集和测试集, 并固定随机种子 $seed=42$ 以保证实验的可重复性。对于GA-LSSVM模型, 保证和文献^[29]方法一样, 使用遗传优化算法(Genetic Algorithm, GA)对最小二乘支持向量机(LSSVM)的惩罚参数 $C \in [0.1, 100.0]$ 及径向基核函数参数 $\gamma \in [0.001, 1.0]$ 进行联合优化。遗传算法的种群规模设置为80, 最大迭代次数为100次, 并基于原始物理单位下的均方误差进行计算, 以确保模型优化目标与实际测量误差保持一致。

4.3.3 SVR误差补偿模型实验

SVR误差补偿实验完全按照支持向量回归模型^[30]构建, 如图5所示。对灰度值-误差数据集的284张图像均随机选取一个边缘像素点并提取长宽均为51像素大小的矩形ROI区域, 并计算此区域的灰度直方图, 如图6所示。根据此灰度直方图拟合广义高斯分布, 并计算平均值、方差、衰减率作为实验数据集的输入向量并归一化, 输出则仍然为灰度-误差补偿数据集的不同亚像素算法的输出。其中, SVR模型的数据集按照7:3的比例划分训练集和测试集, 并固定随机种子 $seed=42$ 以保证实验的可重复性。本文选用的是具有径向基函数核的SVR模型, 其中, 正则化参数设置为100, 平衡模型复杂度与训练误差敏感损失函数设定为0.1, 以此平衡模型的拟合能力与泛化性能。

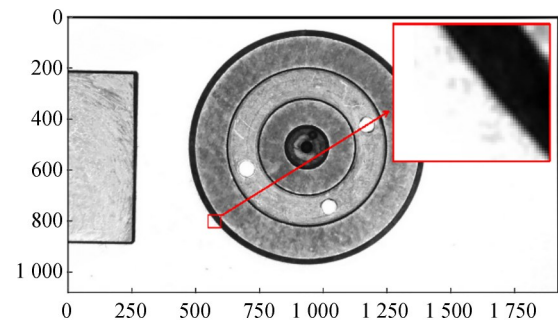


图5 SVR误差补偿提取ROI区域

Fig. 5 SVR error compensation for extracting ROI region

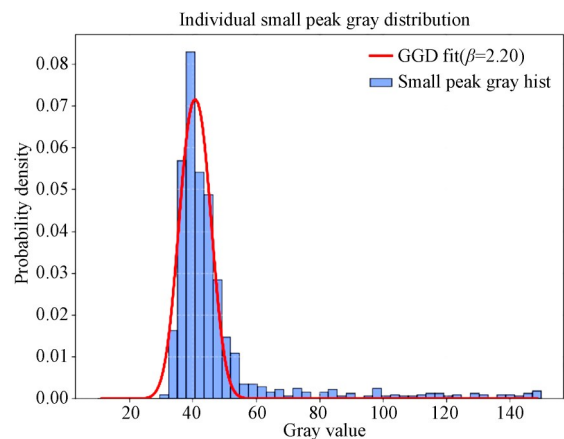


图6 ROI区域灰度直方图

Fig. 6 ROI area grayscale histogram

4.3.4 WOA-RBF 误差补偿模型实验

WOA-RBF 模型构建为多元非线性回归模型,输入向量是灰度值-误差数据集的输入,即图像中不同材料表面(具有不同 BRDF 参数)的平均灰度值组成的特征集合,以充分挖掘多维灰度信息与直径误差补偿数据之间的复杂映射关系。

在数据预处理方面,WOA-RBF 模型与 GA-LSSVM 模型一样,将输入与输出数据均采用 Min-Max 归一化方法缩放至 $[0, 1]$ 区间,以提升模型训练的稳定性与收敛速度。采用 WOA 对网络结构及训练超参数进行全局搜索优化,包括 RBF 中心数隐藏层 $M=30$, RBF 核宽度 $\sigma \in [0.1, 2.0]$ 以及学习率 $l_r \in [0.001, 0.02]$ 。优化过程中,WOA 的种群规模设为 8,最大迭代次数为 20 次,并采用 10 折交叉验证下的归一化均方误差作为适应度函数。获得最优参数组合后,WOA-RBF 模型在完整归一化数据集上进行最终训练,训练过程采用 Adam 优化器与 MSE Loss 损失函数,训练轮次设为 300。

4.4 实验结果评价指标

为比较不同模型预测的性能,本文统一采用 5 项评价指标进行定量分析,分别为:均方误差、均方根误差、平均绝对误差、决定系数,以及本文提出的合格率指标,从误差幅值、拟合精度等多个角度对模型性能进行综合评估。

假设测试数据集有 n 个样本,真实值为 y_i ,预测值为 \hat{y}_i ,则误差 e_i 为:

$$e_i = \hat{y}_i - y_i. \quad (13)$$

均方误差(MSE)定义:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2. \quad (14)$$

均方根误差(RMSE)定义:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} = \sqrt{\text{MSE}}. \quad (15)$$

平均绝对误差(MAE)定义:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|. \quad (16)$$

决定系数(R^2):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (17)$$

其中: $\bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ 是真实值的均值。

评价指标合格率(PR)为计算误差补偿后的直径误差小于阈值($5 \mu\text{m}$)的百分位占比,即:

$$\text{PR} = \frac{\sum_{i=1}^n 1_{\{|e_i| \leq 5\}}}{n} \times 100\%, \quad (18)$$

其中: $1_{\{|e_i| \leq 5\}}$ 是一个指示函数,当 $|e_i| \leq 5$ 时,其值为 1,否则为 0。这样 $\sum_{i=1}^n 1_{\{|e_i| \leq 5\}}$ 表示满足直径误差小于 $5 \mu\text{m}$ 的样本总数。

4.5 实验结果及分析

实验对比了 4 种误差补偿方法(传统一维拟合法、GA-LSSVM 法、SVR 法及 WOA-RBF 法)在由不同亚像素边缘检测算法(Zernike 矩法、Franklin 矩法、高斯拟合法及插值法)引入的测量系统误差时的性能。表 1 是使用 Zernike 矩亚像素算法计算得到的误差补偿系数作为输出的 4 种不同误差补偿方法的结果,表 2~表 4 则分别对应使用 Franklin 矩亚像素算法,高斯拟合法亚像素算法以及插值亚像素方法计算得到的误差补偿系数作为输出的 4 种不同误差补偿方法的拟合结果。

表 1 Zernike 亚像素的对比实验结果

Tab. 1 Comparative test result for Zernike subpixel

Error compensation method	MSE/ μm^2	RMSE / μm	MAE/ μm	R^2	PR/ %
Linear	157.20	12.53	10.53	0.50	20.4
GA-LSSVM	82.75	9.09	7.23	0.73	42.1
SVR	139.29	11.80	5.62	0.61	83.4
WOA-RBF	4.28	2.07	1.73	0.99	100

表 2 Franklin 亚像素的对比实验结果

Tab. 2 Comparative test results for Franklin subpixel

Error compensation method	MSE/ μm^2	RMSE / μm	MAE/ μm	R^2	PR/ %
Linear	230.41	15.18	12.54	0.51	16.5
GA-LSSVM	103.62	10.17	7.98	0.77	37.7
SVR	84.34	9.18	5.63	0.83	76.4
WOA-RBF	4.24	2.06	1.51	0.99	98.1

表 3 高斯拟合亚像素的对比实验结果

Tab. 3 Comparative test result for Gaussian fitting sub-pixel edge detection

Error compen- sation method	MSE/ μm^2	RMSE / μm	MAE / μm	R^2	PR/ %
Linear	90.45	9.51	8.03	0.56	28.2
GA-LSSVM	40.32	6.35	4.85	0.79	58.7
SVR	25.56	5.05	3.69	0.87	89.2
WOA-RBF	1.28	1.13	0.81	0.99	100.0

表 4 插值法亚像素的对比实验结果

Tab. 4 Comparative test results for interpolation-based sub-pixel edge detection

Error compen- sation method	MSE/ μm^2	RMSE / μm	MAE / μm	R^2	PR/%
Linear	87.46	9.35	7.71	0.54	25.5
GA-LSSVM	40.23	6.34	4.95	0.79	62.2
SVR	16.91	4.11	3.03	0.91	88.9
WOA-RBF	2.49	1.58	1.15	0.99	100.0

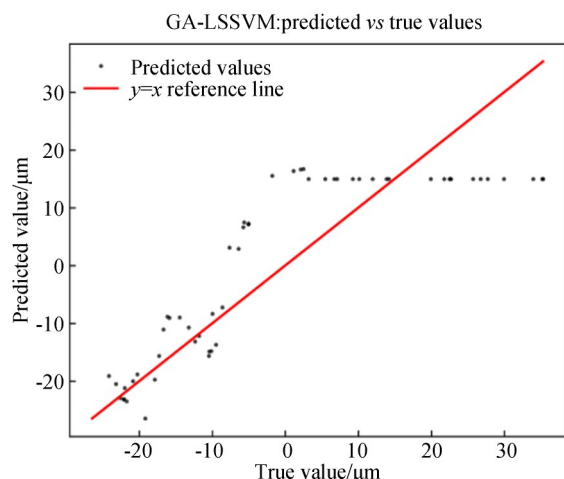
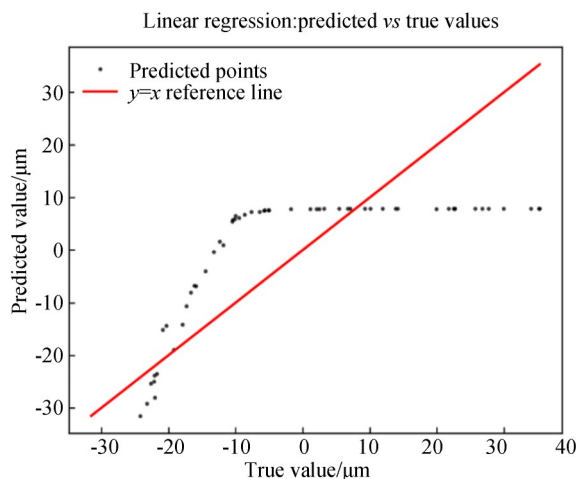
实验结果表明,使用 SAM 模型提取多维灰度特征的 WOA-RBF 误差补偿模型在所有实验场景下均展现出绝对且稳健的性能优势。具体而言,在使用 4 种不同亚像素算法的对比实验中,WOA-RBF 模型补偿后的均方误差均比次优方法降低了一个数量级,其平均绝对误差被稳定优化至 $1.73 \mu\text{m}$ 以下,决定系数均高达 0.99。尤其是,该模型在采用高斯拟合、插值亚像素算法与 Zernike 矩亚像素算法引入的测量系统误差作为

输入的实验中,合格率(PR)均达到了 100%。相比之下,SVR 方法在部分场景下虽表现尚可,但整体性能波动较大;而 GA-LSSVM 与传统一维拟合方法的各项指标则全面落后。

对比实验还绘制了测试集预测值与真实值的对比散点图。图中,黑色散点表示各测试样本的预测结果,斜线($y=x$)代表理想预测参考线。图 7~图 10 分别代表 Zernike 矩亚像素、Franklin 矩亚像素算法、高斯拟合亚像素算法以及插值亚像素方法计算的误差补偿系数作为输出的 4 种不同误差补偿方法的预测值与真实值的对比散点图。

从图中也可以看出,WOA-RBF 误差补偿方法性能优异。在所有子图中,经 WOA-RBF 模型补偿后的预测点,均最为紧密地分布在理想参考线($y=x$)两侧,显著优于其他方法分布相对离散的结果。这直观地证实了 WOA-RBF 模型具备卓越的泛化能力与预测一致性。

综上所述,WOA-RBF 模型所实现的高性能补偿证明了本文理论模型的正确性,也证明了导致边缘偏移的本质原因并非单一的光源强度变化,而是光源特性、工件表面散射属性与图像采集系统参数三者共同作用的综合结果。通过 SAM 模块提取的不同材料表面多维灰度特征,能够更完备地表征这一复杂机理。最终,经由 WOA 优化得到的 RBF 神经网络,成功刻画了照度等多因素与边缘偏移之间高度非线性的映射关系,从而将图像测量的准确性提升至一个新的水平。



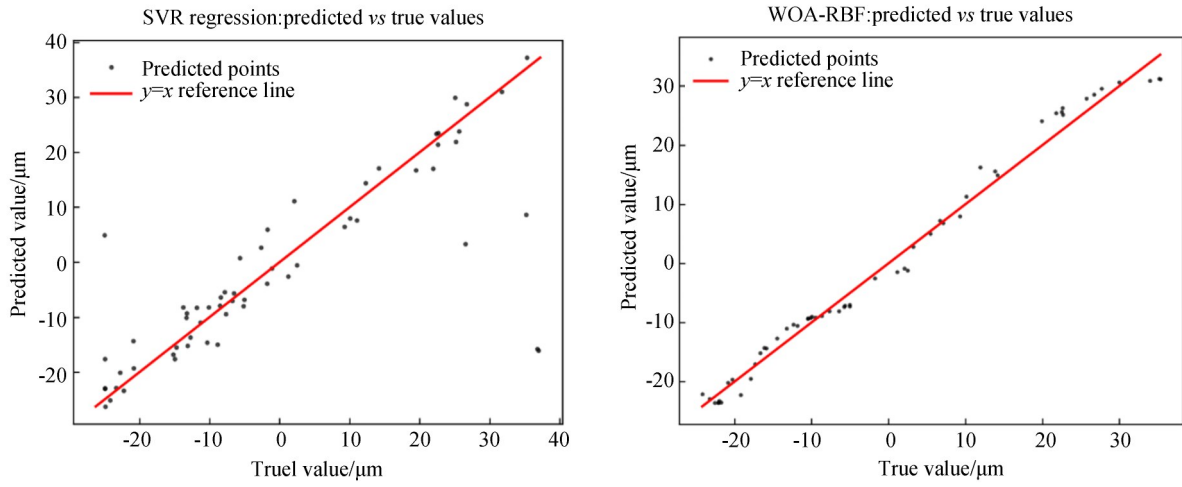


图 7 Zernike 矩亚像素预测值与真实值的对比散点图

Fig. 7 Scatter plot comparing predicted and actual values of Zernike moment sub-pixel

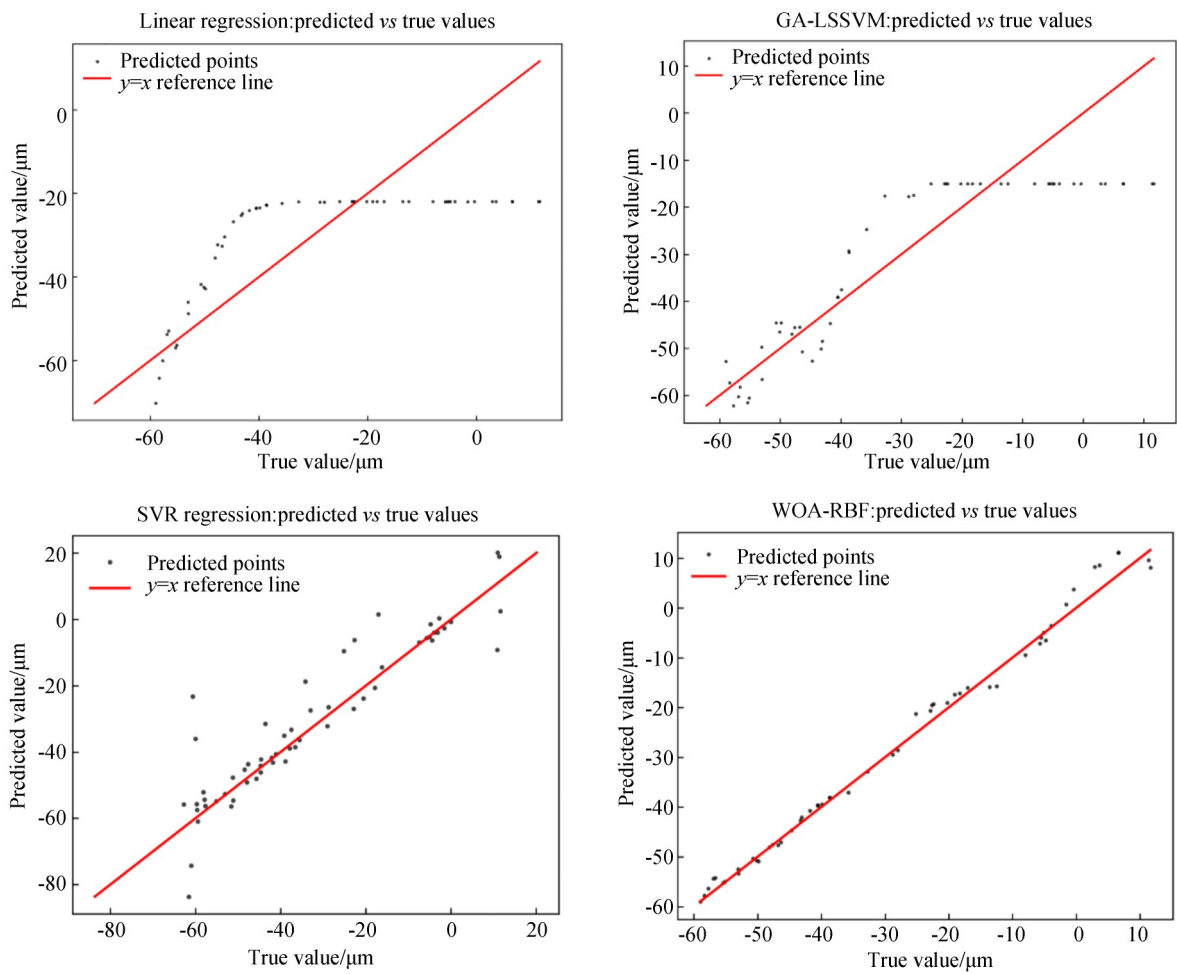


图 8 Franklin 矩亚像素预测值与真实值的对比散点图

Fig. 8 Scatter plot comparing predicted and actual values of Franklin subpixel

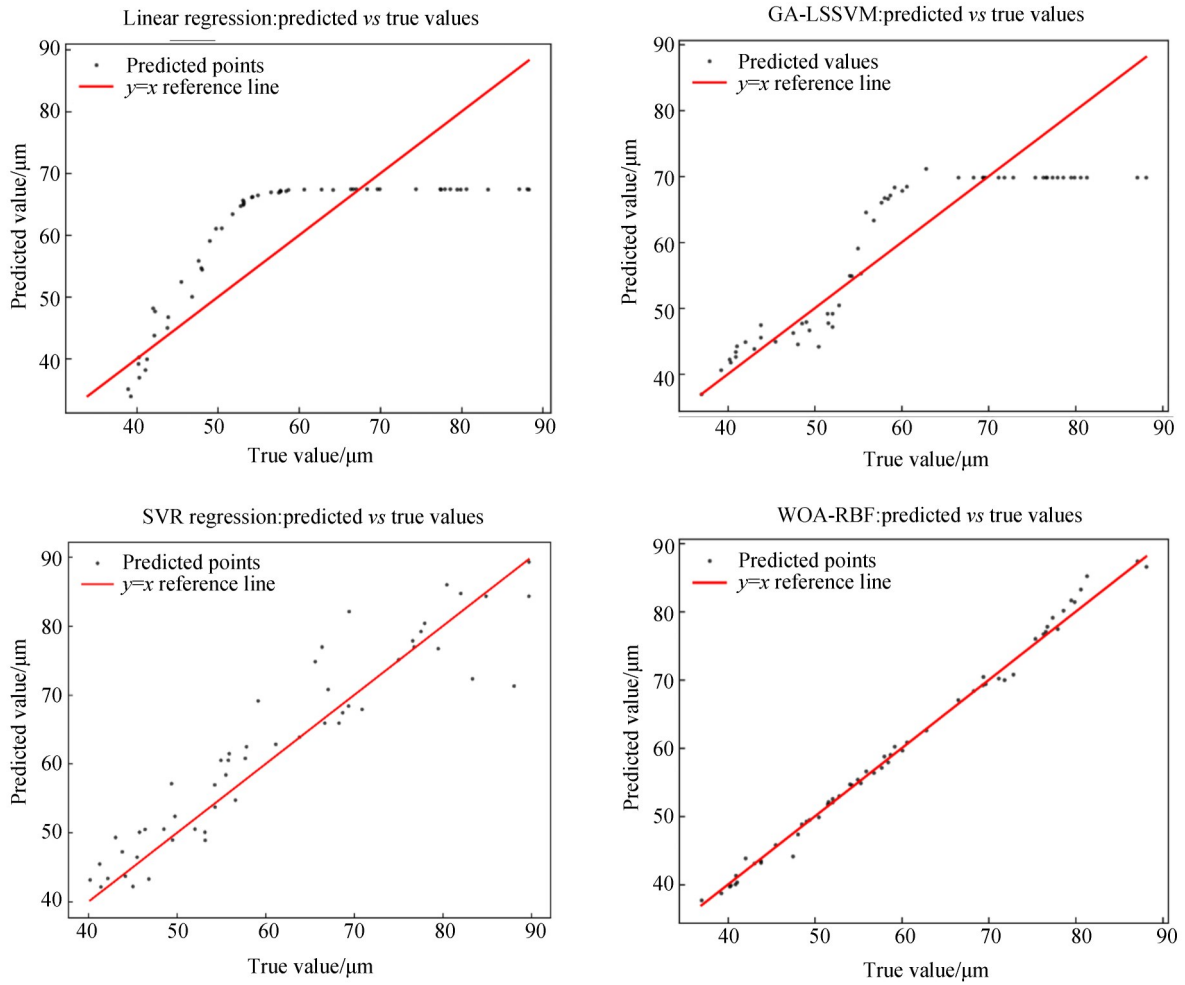
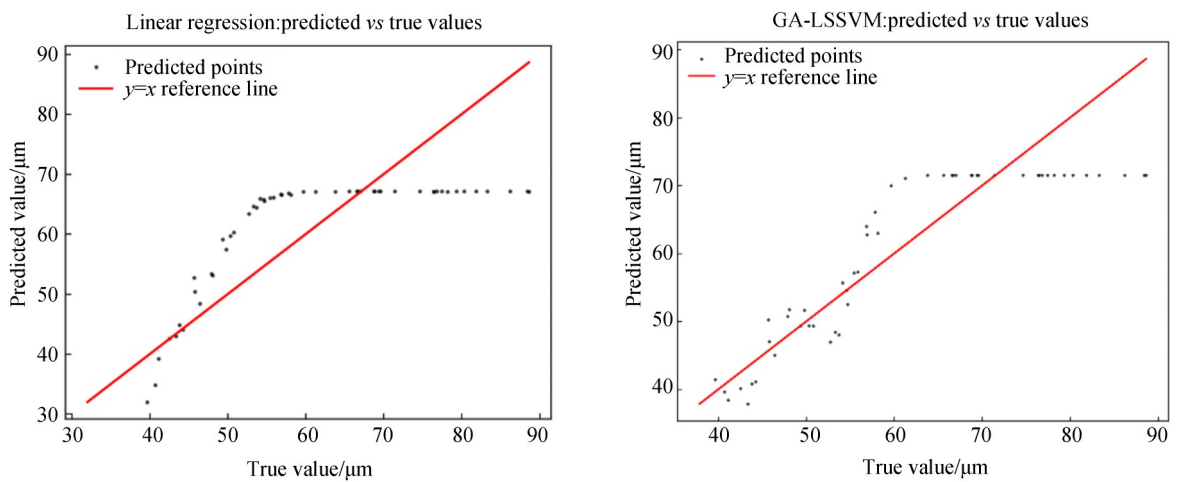


图 9 高斯拟合亚像素预测值与真实值的对比散点图

Fig. 9 Scatter plot comparing predicted and actual values of Gaussian fitting sub-pixel edge detection



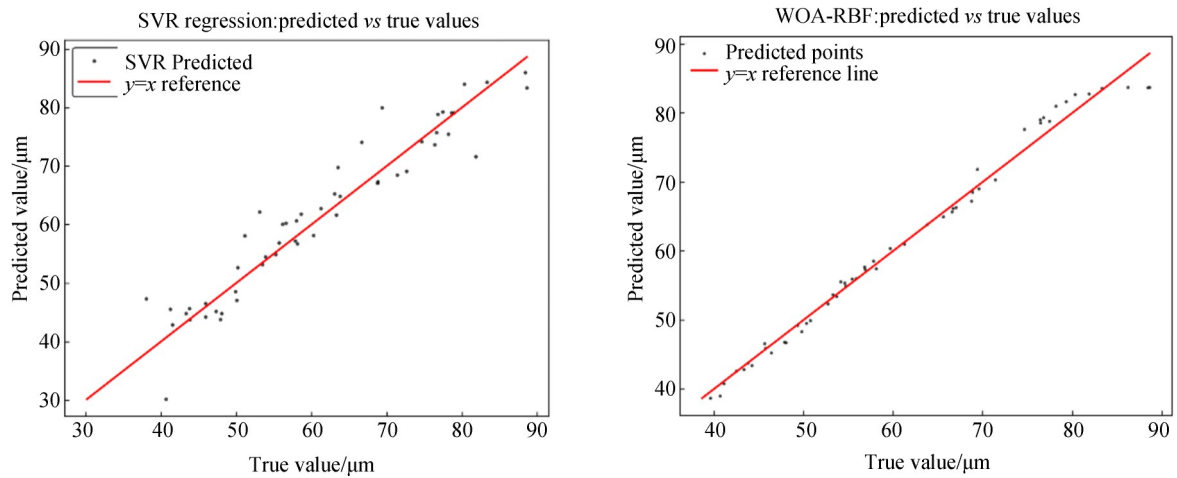


图 10 插值法亚像素预测值与真实值的对比散点图

Fig. 10 Scatter plot comparing predicted and actual values of interpolation-based sub-pixel edge detection

5 结 论

本文针对二维视觉测量中由照度变化引起的系统性测量误差问题,从物理成因角度系统分析了照度变化导致边缘偏移误差的内在机理,建立了照度、材料表面散射特性与边缘定位误差之间的通用数学模型,并提出了一种使用SAM模型提取多维灰度特征作为WOA-RBF神经网络输入的视觉测量误差补偿方法。该方法突破了传统基于单一光强的误差拟合范式,在不增加额外硬件成本的前提下,实现了对照度误差的高精度补偿,并且在以铬钴铜夹具为测量对象的对比实验中,系统评估了本文方法在不同亚像素边缘检测算法条件下的补偿效果。对比实验结果表明,与传统一维线性拟合方法、GA-LSSVM方法以及基于灰

度直方图统计特征的SVR方法相比,本文提出的误差补偿模型的均方误差和平均绝对误差均控制在微米级,决定系数维持在0.99以上,合格率均大于98%,明显优于上述3种方法,并且在多种亚像素边缘定位策略下均具有良好的稳定性和一致性。该方法为解决二维精密视觉测量中因照度变化引起的系统误差问题提供了一种高精度、低成本且易于工程实现的解决思路。

作者贡献声明:

王宇恒:测量方法提出,论文构思与撰写;
谷玉海:测量实验设计及数据整理;
王亚冰:测量方法提出,数据整理与分析;
张伟伟:论文审核,资源获取;
孙海洋:论文审核与编辑。

参考文献:

- [1] 李金峰,马紫瑞,王海同,等. 基于线结构光的滚动直线导轨型面精密测量与场景化算法研究[J]. 光学精密工程, 2026, 34(4): 536-547.
LI J F, MA Z R, WANG H T, *et al.* Research on precise measurement and scene-based algorithm for rolling linear guide rail profile based on line structured light [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2026, 34(4): 536-547. (in Chinese)
- [2] 孙建波,张叶,常旭岭. 基于改进Mask R-CNN+LaneNet的车载图像车辆压线检测[J]. 光学精密工程, 2022, 30(7): 854-868.

- SUN J B, ZHANG Y, CHANG X L. Vehicle pressure line detection based on improved Mask R-CNN+LaneNet [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(7): 854-868. (in Chinese)
- [3] ZHOU L L, WU G X, ZUO Y B, *et al.* A comprehensive review of vision-based 3D reconstruction methods [J]. *Sensors*, 2024, 24(7): 2314.
- [4] 赵进,郭寅,尹仕斌,等. 强环境噪声下的双目视觉受电弓轨旁异常检测[J]. 光学精密工程, 2025, 33(3): 438-451.
ZHAO J, GUO Y, YIN SH B, *et al.* Binocular vision-based trackside pantograph anomaly detection

- under strong environmental noise [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(3): 438-451. (in Chinese)
- [5] JANG M, YOON H, LEE S, *et al.* A comparison and evaluation of stereo matching on active stereo images[J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3332.
- [6] 游前, 翁慧, 赵江, 等. 基于改进Goldstein枝切法的傅里叶变换轮廓术[J]. *光学学报*, 2023, 43(5): 70-79.
- YOU Q, WENG H, ZHAO J, *et al.* Fourier transform profilometry based on improved Goldstein branch-cut algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(5): 70-79. (in Chinese)
- [7] 边宸舒, 刘元坤, 于馨. 基于概率密度函数的彩色相位测量轮廓术校正[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 144-153.
- BIAN CH SH, LIU Y K, YU X. Correction of color-encoded phase measurement profilometry based on probability density function[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(7): 144-153. (in Chinese)
- [8] 韩金璐. 投影莫尔轮廓术相位-高度映射方法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2023.
- HAN J L. *Research on Phase-Height Mapping Method of Projection Moiré Profilometry* [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2023. (in Chinese)
- [9] 曹益平, 张鹤晨. 计算莫尔轮廓术及其发展动态[J]. *光学与光电技术*, 2023, 21(5): 1-23.
- CAO Y P, ZHANG H CH. Computer-generated moiré profilometry and its development trends[J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2023, 21(5): 1-23. (in Chinese)
- [10] 艾佳, 张启灿, 苏显渝. 基于 π 相移二值正交光栅的调制度测量轮廓术[J]. *光学学报*, 2026, 46(2): 256-267.
- AI J, ZHANG Q C, SU X Y. Modulation measurement profilometry based on π phase-shifting binary orthogonal grating [J]. *Acta Optica Sinica*, 2026, 46(2): 256-267. (in Chinese)
- [11] WEI Z M, CAO Y P, WU H T, *et al.* Dynamic phase-differencing profilometry with number-theoretical phase unwrapping and interleaved projection [J]. *Optics Express*, 2024, 32(11): 19578-19593.
- [12] WANG Y H, CHEN Q B, DING M, *et al.* High precision dimensional measurement with convolutional neural network and bi-directional long short-term memory (LSTM) [J]. *Sensors*, 2019, 19(23): 5302.
- [13] WANG W Q, LIU W, LIU Y, *et al.* Precise 2D and 3D hybrid measurement of drill bits with complex geometries[J]. *Engineering*, 2025, in press.
- [14] ZHANG D, HUANG S Y, SUN X X, *et al.* Advances in 2D and 3D machine vision technologies for morphological characterization of granular food products: from laboratory to application[J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2025, 19(12): 9292-9318.
- [15] MIAO J W, TAN Q C, SUN B R, *et al.* Online measurement method for dimensions of disk parts based on machine vision[J]. *PLoS One*, 2024, 19(7): e0307525.
- [16] 伍麟, 郝鸿宇, 宋友. 基于计算机视觉的工业金属表面缺陷检测综述[J]. *自动化学报*, 2024, 50(7): 1261-1283.
- WU L, HAO H Y, SONG Y. A review of metal surface defect detection based on computer vision [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(7): 1261-1283. (in Chinese)
- [17] 黄佳伟, 谷玉海, 张英. 芯片贴装几何参数高精度测量方法[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(11): 33-41.
- HUANG J W, GU Y H, ZHANG Y. High-precision measurement method for chip mounting geometric parameters [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(11): 33-41. (in Chinese)
- [18] ZHAO F Y, TANG H Y, ZOU X R, *et al.* A review of optical metrology techniques for advanced manufacturing applications [J]. *Micromachines*, 2025, 16(11): 1224.
- [19] ZHANG L L, JIA X W, CHANG Q, *et al.* The development of machine vision and its applications in different industries: a review [J]. *Mechanical Engineering Advances*, 2024, 2(2): 1746.
- [20] 王昊, 李星辉, 肖巍, 等. 基于机器视觉的透明软管内微量液体体积测量[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(5): 763-776.
- WANG H, LI X H, XIAO W, *et al.* Machine vision-based method for measuring micro-volume liquid in transparent tubes[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(5): 763-776. (in Chinese)
- [21] 胡满凤, 李磊, 谢晋. 热压印成型复合微透镜阵列的微光学照明特性[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(9): 1371-1383.

- HU M F, LI L, XIE J. Micro-optical illumination properties of hierarchical microlens arrays formed by hot-embossing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(9): 1371-1383. (in Chinese)
- [22] 闫光辉, 吴佰靖, 马龙. LightDiffu-DCE: 基于光照强度扩散的低光照图像增强[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(7): 1114-1129.
- YAN G H, WU B J, MA L. LightDiffu-DCE: low light image enhancement based on light intensity diffusion[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(7): 1114-1129. (in Chinese)
- [23] SONNLEITNER M, JEFFERS J, BARNETT S M. Image retrodiction at low light levels[J]. *Optica*, 2015, 2(11): 950.
- [24] HYNECEK J, NISHIWAKI T. Excess noise and other important characteristics of low light level imaging using charge multiplying CCDs [J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 2003, 50(1): 239-245.
- [25] 段振云, 董迪, 赵文辉. 视觉测量系统结构设计与光照强度分析[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2016(8): 61-63.
- DUAN ZH Y, DONG D, ZHAO W H. Configuration design and illumination intensity analysis of machine vision system[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2016(8): 61-63. (in Chinese)
- [26] 龚聪. 基于机器视觉的高精度尺寸检测方法与实践[D]. 广州: 广东工业大学, 2014.
- GONG C. *The Method and Realization of High-Precision Size Measurement Based on Machine Vision* [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [27] 李旭. 自适应光强变化的齿轮视觉测量技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2016.
- LI X. *Research on Gear Vision Measurement Technology of Adapting to Light Intensity Change* [D]. Taiyuan: North University of China, 2016. (in Chinese)
- [28] 郭小刚, 杜文华, 曾志强, 等. 影像测量仪背光源强度影响及误差补偿技术研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2018(3): 128-130.
- GUO X G, DU W H, ZENG ZH Q, *et al.* Research on the influence of backlight intensity and error compensation technology of image measuring instrument[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2018(3): 128-130. (in Chinese)
- [29] 粟序明, 方成刚, 潘裕斌, 等. 变照度下的视觉测量系统误差建模[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2020, 54(10): 1929-1935.
- SU X M, FANG CH G, PAN Y B, *et al.* Modeling error of visual measurement system under changing illuminance[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2020, 54(10): 1929-1935. (in Chinese)
- [30] 刘凌霄, 王德成, 程鹏, 等. 基于机器视觉的光照强度修正方法研究[J]. *制造业自动化*, 2022, 44(9): 1-4, 35.
- LIU L X, WANG D CH, CHENG P, *et al.* Research on illumination intensity correction method based on machine vision[J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(9): 1-4, 35. (in Chinese)
- [31] 刘森森, 蔡晋辉, 李立新, 等. 物距和光强变化对测量精度的影响研究及补偿[J]. *仪表技术与传感器*, 2023(9): 100-103, 111.
- LIU M M, CAI J H, LI L X, *et al.* Research and compensation of influence of object distance and light intensity changes on measurement accuracy [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2023(9): 100-103, 111. (in Chinese)
- [32] 于正林, 夏扬, 胡静. 汽车油封尺寸检测系统中光照强度的研究[J]. *机电工程技术*, 2022, 51(7): 40-44.
- YU ZH L, XIA Y, HU J. Research on light intensity in automobile oil seal dimension detection system [J]. *Mechanical & Electrical Engineering Technology*, 2022, 51(7): 40-44. (in Chinese)
- [33] 毕超, 于宏伟, 骆丹, 等. 基于灰度均值的小孔环带误差补偿方法研究[J]. *航空精密制造技术*, 2025, 61(4): 13-16.
- BI CH, YU H W, LUO D, *et al.* Study on error compensation method for the annular zone based on average gray value[J]. *Aviation Precision Manufacturing Technology*, 2025, 61(4): 13-16. (in Chinese)
- [34] VICINI D, KOLTUN V, JAKOB W. A learned shape-adaptive subsurface scattering model [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38(4): 1-15.
- [35] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, *et al.* Segment anything [EB/OL]. 2023: *arXiv*: 2304.02643. <https://arxiv.org/abs/2304.02643>.
- [36] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization

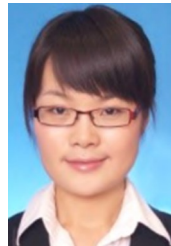
- tion algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [37] 田原娜, 谭庆昌, 张海波, 等. 亚像素边缘定位算法的稳定性分析[J]. *计算机工程*, 2010, 36(7): 211-213.
TIAN Y Y, TAN Q CH, ZHANG H B, *et al.* Stability analysis of subpixel edge location algorithm [J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(7): 211-213. (in Chinese)
- [38] 曾猛杰, 汪晨曦, 赖俊杰, 等. 亚像素边缘检测算法综述[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(23): 3513-3524.
ZENG M J, WANG CH X, LAI J J, *et al.* Review of sub-pixel edge detection algorithms [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(23): 3513-3524. (in Chinese)
- [39] 杜港, 佟强, 侯凌燕, 等. 基于Canny-Franklin矩的亚像素边缘检测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(3): 903-912.
DU G, TONG Q, HOU L Y, *et al.* Sub-pixel edge detection method based on Canny-Franklin moments [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(3): 903-912. (in Chinese)
- [40] 韩东, 李煜祺, 武彦辉. 基于高斯拟合的亚像素边缘检测算法[J]. *计算机应用与软件*, 2018, 35(6): 210-213, 229.
HAND, LI Y Q, WU Y H. Sub-pixel edge detection based on Gaussian fitting [J]. *Computer Applications and Software*, 2018, 35(6): 210-213, 229. (in Chinese)

作者简介:



王宇恒(2000—),男,河北涿州人,硕士研究生,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: 13730237366@163.com

通讯作者:



张伟伟(1986—),女,山东临沂人,博士,硕士生导师,2013年于北京大学获得博士学位,主要从事X射线微纳聚焦元件的研制和同步辐射束线光学设计的研究。E-mail: zhangww@ihep.ac.cn

通讯作者:



谷玉海(1976—),男,山东泰安人,博士,硕士生导师,2012年于中国机械科学研究院获得博士学位,主要从事精密测量仪器系统、高精度视觉测量系统的研究。E-mail: guyuhai@bistu.edu.cn