

本文引用格式: 邓芋蓝,林飞振,马婷婷,等.面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统[J].自动化与信息工程,2025,46(4):43-50.

DENG Yulan, LIN Feizhen, MA Tingting, et al. Multimodal machine vision system for precision thread measurement [J]. Automation & Information Engineering, 2025,46(4):43-50.

面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统*

邓芋蓝 林飞振 马婷婷 麦志颢 孙涛

(广州计量检测技术研究院, 广东 广州 510663)

摘要: 针对人工测量螺纹几何参数存在的精度低、操作困难、易磨损等问题, 提出一种面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统, 实现螺距、牙型角和外径等几何参数的自动化测量。首先, 通过多模态图像采集装置的微距相机和短焦距相机分别采集螺纹工件的杆部和头部图像; 然后, 基于 OpenCV 几何图像算法和卷积神经网络设计一种双链路测量方法, 用于测量螺纹的螺距、牙型角和外径; 最后, 通过改进型注意力集中机制将两条链路的测量结果动态融合, 使测量结果在准确性和稳定性之间达到平衡。实验结果表明, 该系统能够有效地提升螺纹几何参数测量的准确性、稳定性和效率, 具有工程应用和推广价值。

关键词: 多模态机器视觉; 螺纹精密测量; 螺距; 牙型角; 外径; 双链路测量; 注意力机制

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2025)04-0006-08

DOI: 10.12475/aie.20250406

开放获取

Multimodal Machine Vision System for Precision Thread Measurement

DENG Yulan LIN Feizhen MA Tingting Mai Zhizhuan SUN Tao

(Guangzhou Institute of Measurement and Testing Technology, Guangzhou 510663, China)

Abstract: To address the issues of low accuracy, operational difficulty, and susceptibility to wear in manual thread geometric parameter measurement, a multimodal machine vision system for precision thread measurement is proposed. This system automates the measurement of geometric parameters such as pitch, thread angle, and major diameter. First, images of the thread workpiece's shank and head are captured using the macro camera and short-focal-length camera of a multimodal image acquisition device. Then, a dual-path measurement method is designed based on OpenCV geometric image algorithms and convolutional neural network to measure the thread's pitch, thread angle, and major diameter. Finally, an enhanced attention mechanism dynamically fuses the measurement results from the two paths, achieving a balance between accuracy and stability in the final results. Experimental results demonstrate that this system can significantly improve the accuracy, stability, and efficiency of thread geometric parameter measurement, possessing substantial practical engineering value and potential for widespread adoption.

Keywords: multimodal machine vision; thread precision measurement; pitch; thread angle; major diameter; dual-path measurement; attention mechanism

0 引言

在工业生产中, 螺纹工件是一种常用的机械结构件, 具有密封、机械联接和动能传递等作用。但当螺纹的几何参数超差时, 如螺距或牙型角偏差过大, 可能导致密封性下降、联接处断裂及传动效率降低等问题^[1]。尤其在航天航空、军事国防和管道运输等领域,

螺纹工件的使用量较大, 其质量直接影响人们的生命、财产安全。因此, 螺纹工件不仅在制造和使用过程中需要遵循严格的标准规范, 还需在安装、使用前进行精密测量, 以确保其几何参数和型号规格符合使用要求^[2]。

螺纹几何参数的测量方法可分为接触式和非接

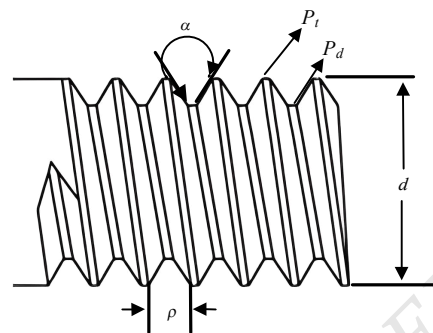
* 基金项目: 广东省市场监督管理局科技项目(2023CJ09); 广州市 NQI-质量安全科技协同创新中心(2023B04J0407)。

触式。其中，接触式测量方法一般依靠人工使用螺纹量规、三针法或螺纹综合测量仪对螺纹的螺距、牙型角和外径等几何参数进行测量。虽然该方法技术比较成熟、仪器设备较为完善，但存在操作繁琐、测量效率低、易引入人为误差、易造成摩擦损耗等问题，导致测量成本较高，不适用于工业化的批量测量^[3]。非接触式测量方法利用相机采集螺纹的图像数据，并利用几何图像算法计算螺纹的几何参数，避免了直接接触，减少摩擦损耗。文献[4]利用线阵电荷耦合器件（charge coupled device, CCD）相机采集螺纹图像，并通过拟合法计算螺纹的螺距、牙型角等几何参数；文献[5]通过 2 个 CCD 相机分别采集螺纹工件的杆部和头部图像，统计螺纹特征之间的像素点，并根据 Tsai 标定法将像素测量结果转换为实际距离。虽然非接触测量方法能够提升测量效率，但由于螺纹的立体螺旋上升结构及相机自身噪声的影响，导致螺纹图像采集时会丢失部分空间数据，造成测量误差增大^[6-7]。此外，工业化生产加工的螺纹表面可能存在碎屑、毛刺等干扰因素，传统的几何图像算法难以有效处理这些不稳定的干扰因素，导致测量结果的稳定性较低^[8-10]。

鉴于上述问题，本文提出一种面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统。首先，设计一款多模态图像采集装置，利用该装置的微距相机和短焦距相机分别采集螺纹工件的杆部和头部图像；然后，基于 OpenCV 几何图像算法和卷积神经网络设计一种双链路（拟合测量链路和 AI 测量链路）测量方法，拟合测量链路通过 OpenCV 几何图像算法测量图像中的线段、角度来获取螺纹的几何参数，AI 测量链路通过卷积神经网络提取螺纹的深度特征，对螺纹的几何参数进行分类；最后，通过改进型注意力集中机制动态分配两条链路测量结果的权重，使测量结果在准确性和稳定性之间达到平衡。

1 螺纹几何参数

本文测量的螺纹主要几何参数示意图如图 1 所示。



牙型角 α —螺纹牙型两侧之间的夹角；牙顶 P_t —螺纹牙型的顶部区域；牙底 P_d —螺纹牙型的底部区域；螺距 ρ —相邻两个螺纹牙顶的轴向距离；大径 d —螺纹的最大直径，即螺纹牙顶所在圆柱的直径。

图 1 螺纹主要几何参数示意图

2 多模态图像采集装置

多模态图像采集装置通过采集螺纹工件不同视角下的图像，提供更丰富的空间数据，以减少图像失真的影响。该装置主要由微距相机、短焦距相机、光学玻璃盘、环形光源、工控机及载物柜等组成，其结构如图 2 所示。

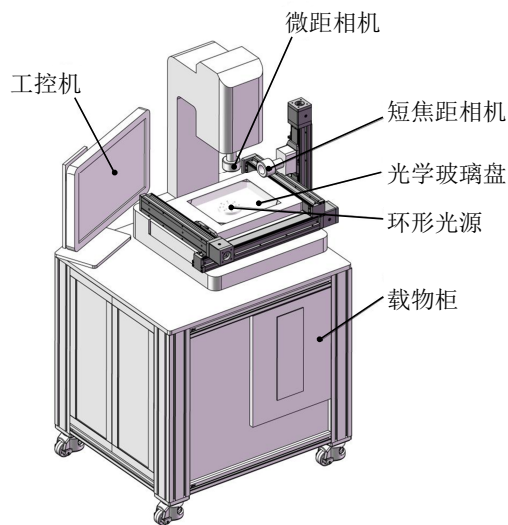


图 2 多模态图像采集装置结构图

多模态图像采集装置中，微距相机安装在螺纹工件正上方，用于采集螺纹工件的杆部图像（见图 3），其具有 1:1 等比例放大的功能，能够优化近距离拍摄图像的像差、畸变和色散，确保边缘画质清晰，减少相机自身噪声造成图像失真的影响；短焦距相机具

有近摄距、广视角的特点，经过畸变矫正后，从侧面采集螺纹工件的头部图像（见图3），以弥补单模态图像空间数据丢失的影响；光学玻璃盘是一块透光性强、质地均匀、耐磨损的方形玻璃，将待测螺纹工件放置其上，调节滑动导轨使螺纹工件与微距相机保持垂直同轴，与短焦距相机保持水平同轴，通过背光拍摄获取高质量的螺纹工件图像；环形光源由高密度LED阵列组成，可提供均匀、稳定的光照，以突出螺纹工件的边缘和高度变化，有利于采集边缘更清晰的螺纹工件图像；工控机通过千兆网线与微距相机、短焦距相机等硬件连接，协调控制各硬件工作，实现非接触式螺纹几何参数的测量；载物柜为各硬件提供可靠、稳定的工作环境，减少移动造成的损坏和误差。



图3 螺纹工件的杆部图像和头部图像

3 双链路测量方法

双链路测量方法的整体框架如图4所示。

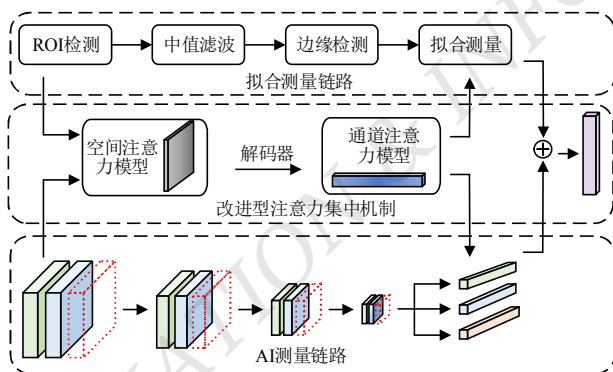


图4 双链路测量方法的整体框架

拟合测量链路先通过 OpenCV 几何图像算法测量螺纹工件图像中的螺距、牙型角和外径对应的拟合线段和角度，再根据相机的标定参数，将拟合测量值转换为真实值。该链路基于真实的几何关系来测量螺纹的几何参数，能够有效保证测量结果的准确性。

AI 测量链路通过卷积神经网络提取螺纹工件图

像的深层次特征，并对螺纹几何参数进行分类。由于卷积神经网络具有较强的泛化性能，能够提取螺纹更抽象、更深层次的特征，从而减少螺纹表面碎屑、毛刺造成的误差。

3.1 拟合测量链路

拟合测量链路的主要步骤包括感兴趣区域（region of interest, ROI）检测、中值滤波、边缘检测和拟合测量。

3.1.1 ROI 检测

利用 findContours 函数提取螺纹工件杆部的 ROI，通过分离螺纹工件主体与背景区域，有效抑制环境噪声干扰，从而减少后续图像处理的冗余数据运算量。

3.1.2 中值滤波

采用 medianBlur 中值滤波函数对螺纹工件图像进行降噪处理，有效抑制螺纹边缘区域的孤立噪声点，同时锐化螺纹的边缘特征。

3.1.3 边缘检测

采用 Laplacian 边缘算子提取螺纹的边缘特征。该算子通过计算螺纹工件图像亮度的近似二阶导数并检测其极值点，定位边缘位置。由于 Laplacian 边缘算子具有旋转不变性，不受边缘方向的影响，适用于检测螺纹的环形、线形边缘^[11]。

3.1.4 拟合测量

利用 Harris 角点算法获取螺纹牙顶 $P_t = \{P_{t_1}, P_{t_2}, \dots, P_{t_n}\}$ 、牙底 $P_d = \{P_{d_1}, P_{d_2}, \dots, P_{d_n}\}$ 的坐标集合，并根据公式(1)分别确定螺纹上、下两侧牙顶的最佳拟合直线：

$$e = \sum_{i=1}^n [y_i - (mx_i + b)]^2 \quad (1)$$

式中： e 为螺纹牙顶到拟合直线的距离平方和； n 为螺纹牙顶的总数； x 、 y 分别为螺纹牙顶的横、纵坐标； m 、 b 分别为拟合直线的斜率和截距，由于所有螺纹牙顶应尽可能地在最佳拟合直线上，即令所有螺纹牙顶到最佳拟合直线的距离平方和最小，因此，可通过对公式(1)的 x 和 y 分别求偏导数，并令其偏导

数为零来求解 m 、 b ：

$$\begin{cases} m = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \\ b = \frac{\sum y_i - m \sum x_i}{n} \end{cases} \quad (2)$$

在获得螺纹上、下两侧牙顶的最佳拟合直线 $y_1 = m_1 x + b_1$ 和 $y_2 = m_2 x + b_2$ 后，可通过公式(3)计算螺纹的大径：

$$d = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} \frac{|m_2 x_i - y_i + b_2|}{\sqrt{m_2^2}} + \sum_{i=1}^{n_2} \frac{|m_1 x_i - y_i + b_1|}{\sqrt{m_1^2}}}{n_1 + n_2} \quad (3)$$

式中： n_1 和 n_2 分别为螺纹上、下两侧牙顶的数量。

螺纹上、下两侧每个牙顶到其下、上两侧的最佳拟合直线的平均距离，即为拟合大径。

螺距的计算公式为

$$\rho = \frac{\rho_1 + \rho_2 + \rho_3 + \rho_4}{n_1 + n_2 + n_3 + n_4 - 4} \quad (4)$$

式中： ρ_1 、 ρ_2 分别为螺纹上侧相邻牙顶、牙底之间的距离和， ρ_3 、 ρ_4 、 n_3 、 n_4 分别为螺纹下侧牙顶、牙底之间的距离和与总数，计算公式为

$$\begin{cases} \rho_1 = \sum_{i=1}^{n_1-1} |P_i, P_{i+1}| \\ \rho_2 = \sum_{i=1}^{n_2-1} |P_d, P_{d+i}| \end{cases} \quad (5)$$

式中： $||$ 表示两点之间的距离。

同理，可求出 ρ_3 、 ρ_4 。螺纹上、下两侧的牙顶、牙底之间的平均距离即为拟合螺距。

拟合牙型角的计算公式为

$$\alpha = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{n_1 + n_2 - 4} \quad (6)$$

式中： α_1 、 α_2 分别为螺纹上、下两侧相邻角点的夹角之和，计算公式为

$$\begin{cases} \alpha_1 = \sum_{i=2}^{n_1-1} \langle P_{i-1}, P_i, P_{i+1} \rangle \\ \alpha_2 = \sum_{i=2}^{n_2-1} \langle P_{i-1}, P_i, P_{i+1} \rangle \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\langle P_{i-1}, P_i, P_{i+1} \rangle$ 为相邻 3 个角点组成的夹角， P_i 为夹角顶点。

已知组成夹角的 3 个点坐标，可通过向量点积公式 $\vec{a} \cdot \vec{b} = |\vec{a}| |\vec{b}| \cos \theta$ 求出夹角^[12]。

ROI 检测、中值滤波、边缘检测和拟合测量等步骤的处理结果如图 5 所示。



图 5 拟合测量链路各步骤的处理结果

3.2 AI 测量链路

拟合测量链路通过螺纹的边缘特征直接测量其几何参数，但螺纹表面的碎屑、毛刺会导致边缘特征错乱，增大测量误差。而基于卷积神经网络的 AI 测量链路将测量任务转换为分类任务，确保了测量结果

的稳定性。

AI 测量链路的输入为经过预处理的螺纹工件杆部和头部图像。卷积神经网络主要包含 4 个卷积块和 3 个全连接层。其中，卷积块由 2 个卷积层和 1 个池化层组成。

采用双层卷积的目的是增强模型的非线性特征学习能力,提升对噪声的抗干扰性能。螺纹工件图像可建模为多通道的图像矩阵,卷积操作通过滑动卷积核与图像矩阵进行局部加权求和,从而提取与螺纹几何参数强相关的特征,并自动抑制无关或冗余的特征,实现特征的有效降维,其数学表达式为

$$g = \sigma \left\{ \sum_{i,j} f_i \otimes W_j + b_j \right\} \quad (8)$$

式中: f_i 为输入数据第 i 维通道的矩阵, W_j 和 b_j 分别为第 j 个卷积核的权重和偏移量, $\otimes$ 为卷积运算, σ 为 ReLU 激活函数。

在卷积神经网络中,卷积层提取的特征通常维度较高且存在冗余,需要通过池化层进行降维处理,去除相关性较弱的特征,保留关键特征以降低计算复杂度,从而减少数据运算量^[13]。本文采用最大池化层对螺纹工件图像特征进行下采样,即通过在每个池化窗口内选取最大值作为输出,保留局部区域内的显著特征,同时缩减特征图的尺寸。

全连接层将最大池化层提取的关键螺纹几何参数特征进行分类。本文采用 3 个全连接层分别对螺纹的螺距、牙型角和外径进行分类。全连接层的输出为

一维数组,数组内每个元素值代表对应参数的概率,如外径全连接层的输出为 $[..., m_{19} = 0.3, m_{20} = 0.6, ...]$,表示该螺纹外径为 19 mm 的概率为 30%,螺纹外径为 20 mm 的概率为 60%。

每个卷积块的 2 个卷积层尺寸相同,4 个卷积块的卷积尺寸参数分别为 $(9 \times 9 \times 16)$ 、 $(7 \times 7 \times 32)$ 、 $(5 \times 5 \times 64)$ 、 $(3 \times 3 \times 128)$,其中, 9×9 表示卷积核大小,16 表示卷积核数量。4 个池化层的尺寸参数分别为 (16×16) 、 (8×8) 、 (4×4) 、 (2×2) 。通过由大到小、由少到多的卷积操作和由广到细的池化运算,AI 测量链路能够由粗糙到细微逐步提取螺纹的几何参数特征,提升特征提取的准确性^[14]。螺距、牙型角和外径全连接层的尺寸参数分别设置为 (48×1) 、 (24×1) 、 (64×1) ,覆盖了常见的螺纹型号几何参数范围。

3.3 改进型注意力集中机制

改进型注意力集中机制主要对拟合测量链路和 AI 测量链路提取的特征进行质量评价,计算每条链路测量结果的权重值,并根据权重值融合两条链路的测量结果^[15-18]。改进型注意力集中机制主要由空间注意力模块(spatial attention module, SAM)、通道注意力模块(channel attention module, CAM)^[19]、解码器(decoder)组成,整体架构如图 6 所示。

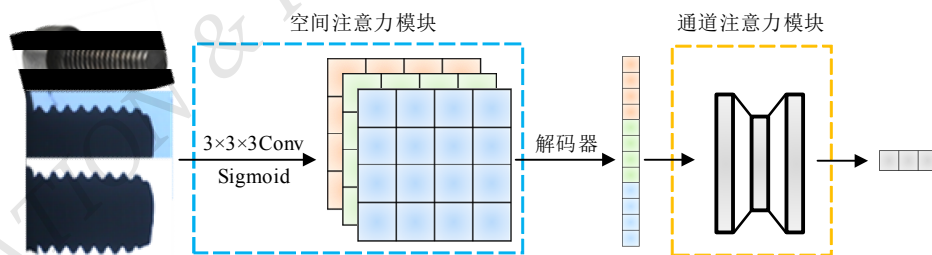


图 6 改进型注意力集中机制整体架构

首先,将螺纹工件的杆部、头部及 ROI 图像沿通道维度进行拼接,作为改进型注意力集中机制的输入。这种多模态图像融合策略能够整合不同图像的互补空间特征,从而增强对螺纹几何参数的表征能力,减少螺纹因螺旋特性而导致的特征失真或数据丢失的影响。

然后, SAM 采用 3 个小尺寸卷积核 (3×3) 分别对 3 个输入通道的特征图进行卷积运算,生成 1 个三维空间特征描述图。

接着,对每个维度的空间特征描述图进行编码,转换为 1×3 维数组,并以首尾相连的方式将每个维度的数组拼接为 1 个一维特征数组。

最后, 利用 3 个全连接层对一维特征数组进行回归分析, 输出 3 个质量评价参数 (η, δ, μ) , 分别对应 AI 测量链路中螺纹的螺距、牙型角和外径的预测权重。这一过程通过非线性映射将高维特征映射至目标参数空间, 实现螺纹几何参数的量化评估。螺纹的螺距、牙型角和外径最终测量结果的计算公式为

$$\begin{cases} \rho = \eta \cdot \rho_{\text{link1}} + (1 - \eta) \rho_{\text{link2}} \\ \alpha = \delta \cdot \alpha_{\text{link1}} + (1 - \delta) \alpha_{\text{link2}} \\ d = \mu \cdot d_{\text{link1}} + (1 - \mu) d_{\text{link2}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: ρ_{link1} 、 α_{link1} 、 d_{link1} 分别为 AI 测量链路输出的螺距、牙型角和外径, ρ_{link2} 、 α_{link2} 、 d_{link2} 分别为拟合测量链路输出的螺距、牙型角和外径。

相比传统的注意力机制, 本文提出的改进型注意力集中机制能够有效避免噪声等非必要空间数据对权重的影响^[20-21]。

4 实验分析

4.1 实验环境

实验硬件环境包括: 老蛙 FF 24 mm T8.0 2X 微距相机镜头、海康威视 MVL KF0618M-12MPE 短焦距相机镜头、MVL-KF0618M-12MPE 相机机身、MV-ACG-RJ45s-RJ45-ST-5m 工业级网线、MV-LLDS-H-50-40-W 环形光源, 以及由 Intel Core i5-12600 处理器、RTX 4060 显卡和 32 GB 内存组成的工控机; 软件环境包括: Python 开发语言、PyTorch 深度学习框架、py-OpenCV 图像算法库和 PyCharm 开发工具。

多模态图像采集装置实物图如图 7 所示。

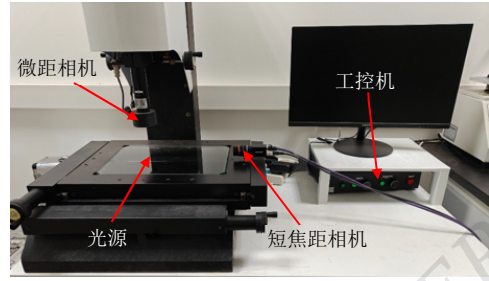


图 7 多模态图像采集装置实物图

4.2 卷积神经网络训练

本文选用 12 种型号 (M10、M12、M14、M16、M20、M22、G1/2、G1/4、G1/8、NPT1/2、NPT1/4、NPT1/8) 的螺纹工件作为 AI 测量链路的训练样本。每种型号的螺纹工件选取 5 个不同的样品, 每个样品拍摄 5 幅图像, 并通过水平旋转、翻转、颜色空间变换和高斯模糊等操作增加样本数量, 最终得到 32 680 幅训练样本图像。卷积神经网络的训练参数设置如下: 初始学习率为 0.1, 优化器选择 Adam, 批量大小为 16, 训练迭代次数为 1 000。

4.3 实验结果分析

为验证本文提出的面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统的准确性和稳定性, 选用 M12 (1.75 mm; 60°; 12 mm)、M16 (2 mm; 60°; 16 mm)、G1/4 (1.337 mm; 55°; 13.157 mm)、G1/2 (1.814 mm; 55°; 20.955 mm) 4 种型号的螺纹工件进行实验测试, 每种型号的螺纹工件进行 10 次重复测量, 统计其螺距、牙型角和外径的平均测量值和标准差, 结果如表 1 所示。

表 1 4 种型号螺纹工件的平均测量值和标准差

螺纹数据	M12	M16	G1/4	G1/2
螺距/(mm; um)	(1.748 8; 0.87)	(1.896 2; 0.93)	(1.336 5; 0.97)	(1.748 8; 0.77)
牙型角/(° ; ″)	(59°56′47″; 8.33)	(59°43′41″; 9.12)	(54°53′47″; 8.48)	(54°55′27″; 7.58)
外径/(mm; um)	(11.847 9; 1.27)	(15.914 7; 1.12)	(13.109 7; 2.02)	(20.850 0; 0.86)

由表 1 可知, 4 种型号螺纹工件的螺距、牙型角和外径的平均测量值与标准值相差不超过 1%, 证明了本文系统具有较好的测量准确性和稳定性, 可满足工业化的测量要求。

为进一步验证本文系统的有效性, 将本文提出的双链路测量方法与接触式高精度螺纹综合测量仪和工具显微镜进行对比实验。其中, 接触式高精度螺纹综合测量仪具有准确性高、稳定性强的特点, 但成本

高昂，且接触式测量容易对螺纹造成磨损，不适用于工业化的批量测量；工具显微镜是螺纹测量的常用方法，但易引入人为误差。实验选用的螺纹工件型号为 M20，其理想螺距、牙型角和外径分别为 1.5 mm、60°、20 mm，分别对该螺纹工件进行 10 次重复性测量，统

计这 3 种测量方法结果的平均值和标准差。另外，为验证改进型注意力集中机制的有效性，对本文系统进行消融实验，即将双链路的测量结果与每条链路单独的测量结果进行对比，实验结果如表 2 所示。

表 2 不同测量方法的结果对比

测量方法	螺距/mm	牙型角/mm	外径/mm	标准差/(μm ; $''$; μm)	耗时/s
接触式高精度螺纹综合测量仪	1.498 9	59°54'45"	20.000 7	(0.63;7.28;0.46)	83
工具显微镜	1.495 4	59°56'71"	20.002 1	(4.28;11.53;2.76)	107
拟合测量链路	1.498 1	60°01'36"	20.001 5	(1.87;10.18;1.14)	13
AI 测量链路	1.500 0	59°0'0"	20.000 0	(0.71;8.13;0.77)	17
双链路测量方法	1.498 5	59°53'17"	20.000 9	(0.93;9.28;0.96)	24

由表 2 可知：双链路测量方法螺纹的螺距、牙型角和外径的测量值更接近接触式高精度螺纹综合测量仪的测量值，说明本文系统具有较高的测量准确性；其标准差接近接触式高精度螺纹综合测量仪的标准差，远小于工具显微镜的标准差，说明该系统具有较好的测量稳定性；其测量效率远高于接触式高精度螺纹综合测量仪和工具显微镜，更适用于工业化的批量测量；相较于 AI 测量链路，拟合测量链路的结果更接近接触式高精度螺纹综合测量仪的测量值，但其标准差较大，这可能是相机噪声、螺纹毛刺导致拟合结果出现偏差；虽然 AI 测量链路的测量值与接触式高精度螺纹综合测量仪的测量值偏差较大，但其标准差小于拟合测量链路，证明其能够提取更稳定、准确的几何参数特征；通过采用改进型注意力集中机制，能够有效结合拟合测量链路、AI 测量链路的优点，使测量结果在准确性和稳定性之间达到平衡。

5 结论

本文提出一种面向螺纹精密测量的多模态机器视觉系统，通过多模态图像采集装置的微距相机和短焦距相机分别采集螺纹工件的杆部和头部图像，获取更丰富的空间数据，可有效减少噪声和图像失真的影

响。该系统基于几何图像算法和卷积神经网络设计一种双链路测量方法，并通过改进型注意力集中机制将两条链路的测量结果动态融合，使测量结果在准确性和稳定性之间达到平衡。通过实验验证，该系统能够有效提升螺纹几何参数测量的准确性、稳定性和效率，具有工业应用和推广意义。未来研究将继续探索多模态图像采集与融合的方式，优化测量方法，进一步提升测量结果的准确性和稳定性。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] 陈琦峰,张玮,张青春.基于图像分析技术的螺纹自动化测量系统研究[J].中国测试,2012,38(1):68-70.
- [2] 王艳,周建伟.螺纹测量方法综述[J].山东工业技术,2019(1): 57.
- [3] 张诗婧,莫绪涛,董杨林,等.球面折反射成像的内螺纹螺距视觉测量系统[J].电子测量与仪器学报,2023,37(10):211-220.
- [4] 余愚,戴跃洪,唐其林.用线阵 CCD 装置自动检测外螺纹几何形状参数的方法[J].振动、测试与诊断,2000,28(Z1):196-199.
- [5] 卜晨,万鹏.基于机器视觉的螺纹参数检测[J].工业仪表与自动化装置,2011(3):83-85.

- [6] 李晋惠,于亚琳,田军委.基于双远心光学系统的高精度外螺纹测量方法研究[J].应用光学,2016,37(2):244-249.
- [7] 徐志玲,孔明,刘子豪.基于 CNN 与 SVDD 融合的螺栓图像检测方法研究[J].中国测试,2024,50(1):46-53.
- [8] 代国成,罗哉,江文松,等.基于机器视觉的小尺寸外螺纹关键参数检测方法[J].制造技术与机床,2023(8):161-165.
- [9] 虞梦茜,刘茂生,王昆梓,等.基于机器视觉的石油管螺纹参数检测方法[J].机械设计与研究,2024,40(5):19-22.
- [10] 张堃,李子杰,瞿宏俊,等.基于注意力机制和隐马尔科夫的高精密螺纹全自动精确测量[J].南通大学学报(自然科学版),2021,20(3):57-66.
- [11] 王蕴哲.内螺纹螺距视觉测量方法的研究[D].长春:长春工业大学,2017.
- [12] 任江豪.机器视觉螺纹参数测量算法与评价技术研究[D].汉中:陕西理工大学,2021.
- [13] 何永伦,张冲,陈儒,等.基于改进 YOLOv8 的瓶胚缺陷检测模型[J].自动化与信息工程,2024,45(6):47-52.
- [14] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [15] 曹增辉,陈浩,曹雅慧.基于类注意力的原型网络改进方法[J].自动化与信息工程,2025,46(1):59-65.
- [16] 孙一竣,雷斌,丁倩钰.基于多尺度特征融合与全局注意力机制的变化检测研究[J].机电工程技术,2025,54(2):25-28; 71.
- [17] 范立想,朱钰浩,陈书涵,等.基于残差神经网络和注意力机制的加工表面粗糙度识别[J].机床与液压,2025,53(11):126-132.
- [18] 李恒宇,许晓俊,杨小康,等.基于自注意力机制和多尺度代价聚合的双目深度估计方法[J].中国测试,2025,51(8):122-130.
- [19] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018:3-19.
- [20] 汪杰.基于图像融合的螺纹视觉测量技术研究[D].汉中:陕西理工大学,2021.
- [21] 吴立华,白洁,康国坡,等.基于深度学习的螺纹钢焊牌机器人 3D 视觉计数和定位方法[J].机电工程技术,2023,52(12): 73-76.

作者简介:

邓芋蓝,男,1996年生,硕士研究生,工程师,主要研究方向:力学计量、自动化控制、机器视觉。E-mail: dengyl0913@163.com

林飞振,男,1982年生,硕士研究生,正高级工程师,主要研究方向:力学计量、自动化控制。E-mail: linfeizhen1314@163.com

马婷婷,女,1990年生,硕士研究生,工程师,主要研究方向:计量与测控技术。E-mail: matt1012@sina.com

麦志颢,男,1991年生,本科,工程师,主要研究方向:力学计量、自动化测试。E-mail: 396546076@qq.com

孙涛,男,1983年生,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向:力学计量、自动化测试。E-mail: 14279604@qq.com

“腾云期刊协同采编系统(知网版)”正式开通使用

为实现投稿采编流程的自动化及网络化,提高编辑部的审稿效率和质量,经过前期对“腾云期刊协同采编系统(知网版)”的试用、调整与完善,采编系统现已正式面向作者、编辑部、审稿专家三方开通,欢迎使用。采编系统网址 <http://gzxg.cbpt.cnki.net>。

《自动化与信息工程》编辑部