

基于IGD-IHT算法和PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷检测方法

李峰¹ 于振^{2,3} 高娟⁴ 安琪⁵

(1. 青岛职业技术学院海尔学院(机电学院), 青岛 266555; 2. 齐鲁工业大学(山东省科学院)海洋仪器仪表研究所, 青岛 266061; 3. 天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072; 4. 青岛职业技术学院信息学院, 青岛 266555; 5. 清华大学机械工程系, 北京 100084)

摘要: 为提高传统制动盘表面缺陷检测的鲁棒性, 设计了一种基于机器视觉的自动化检测仪器。使用改进的高斯差分 and 霍夫变换算法提取制动盘缺陷特征, 设计了一种基于无参考质量评估算法和 Dempster 规则融合算法-改进的贝叶斯粒子群优化-非线性回波状态网络的制动盘表面缺陷识别方法。试验结果表明: 该方法准确率>97%、误报率<1.5%、漏报率<1.5%, 优于传统方法, 提高了制动盘表面缺陷识别准确率。工厂试验表明, 该方法能够准确识别几乎全部缺陷, 误报和漏报情况较少, 有较高的可靠性和稳定性。

关键词: 制动盘 表面缺陷特征提取 IGD-IHT 算法 表面缺陷识别 PIQEDS-IBPSO-NESN 算法

中图分类号: U466; TP212 **文献标志码:** B **DOI:** 10.19710/J.cnki.1003-8817.20240353

Surface Defect Detection Method of Brake Discs Based on the IGD-IHT Algorithm and the PIQEDS-IBPSO-NESN Algorithm

Li Feng¹, Yu Zhen^{2,3}, Gao Juan⁴, An Qi⁵

(1. Haier School (Electromechanical School), Qingdao Technical College, Qingdao 266555; 2. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao 266061; 3. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072; 4. School of Informatics, Qingdao Technical College, Qingdao 266555; 5. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract: To improve the robustness of traditional brake disc surface defect detection, an automatic detection instrument based on machine vision is designed. The defect features of brake discs are extracted using the Improved Gaussian Difference algorithm and Hough Transform algorithm (IGD-IHT). An identification method for brake disc surface defects is designed based on the Perception-based Image Quality Evaluator and Dempster rule-improved Bayes particle swarm optimization-Nonlinear echo state network to better identify defects. The experimental results show that accuracy of this method is more than 97%, the false alarm rate is less than 1.5%, and the missing alarm rate is less than 1.5%. The method described in this article is superior to traditional methods and improves the accuracy of brake disc surface defect recognition. Factory testing shows that this method can accurately identify almost all defects, and there are relatively few false positives or false negatives, and has high reliability and stability.

Key words: Brake disc, Surface defect feature extraction, IGD-IHT algorithm, Surface defect identification, PIQEDS-IBPSO-NESN algorithm

作者简介: 李峰(1977—), 男, 教授, 硕士学位, 研究方向为制动盘叶片检测、机器人学、计算机视觉。

基金项目: 青岛职业技术学院西海岸新区高校校长基金专项资助项目(39100101); 青岛市自然科学基金资助项目(23-2-1-121-zyyd-jch); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2023QE212); 国家重点研发计划项目(2017YFF0108100)。

参考文献引用格式:

李峰, 于振, 高娟, 等. 基于IGD-IHT算法和PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷检测方法[J]. 汽车工艺与材料, 2025(5): 54-65.
LI F, YU Z, GAO J, et al. Surface Defect Detection Method of Brake Discs Based on the IGD-IHT Algorithm and the PIQEDS-IBPSO-NESN Algorithm[J]. Automobile Technology & Material, 2025(5): 54-65.

1 前言

制动盘作为汽车制动系统的关键部件,通过摩擦保证制动效果^[1-3],一般由灰铸铁制成,铸造过程中,制动盘表面可能会出现沙眼、气孔等缺陷^[4-6]。这些表面缺陷不仅影响制动盘的质量,还增加了安全隐患^[7-8]。如不进行高精度缺陷检测,残次品可能会流入市场。因此,制动盘叶片表面的缺陷检测方法及改进技术是目前制动盘叶片生产厂商的研究热点。在实际生产中,制动盘表面缺陷由质量检查员手动检查^[9-11],检测精度低、劳动强度大^[12-14]。

为实现制动盘表面缺陷的自动检测,研究人员提出了基于计算机视觉方法的检测方案。Zou等^[15]提出了一种检测表面缺陷的卡尔曼滤波方法。Chu等^[16]提出了一种通过结构光传感器扫描焊缝检测缺陷的方法。以上传统图像处理方法依赖于手动特征提取,需要复杂的参数调整才能获得良好的检测结果,因此,泛化能力和鲁棒性较差^[17]。近年来,神经网络算法,特别是径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络在工业应用中表现出广泛的通用性、较强的可塑性和较高的精度^[18-20]。然而,随着网络深度的增加,在训练过程中,一些微小表面缺陷(如沙眼等)的特征很容易消失,导致检测结果较差^[21-23]。

本文针对现有制动盘表面缺陷自动检测方法的不足,设计了一种基于机器视觉的自动化检测仪器。使用改进的高斯差分 and 霍夫变换算法(Improved Gaussian Difference Algorithm-Improved Hough Transform Algorithm, IGD-IHT)提取制动盘缺陷特征。为实现制动盘表面缺陷的快速自动检测,设计了一种基于无参考质量评估算法和 Dempster 规则融合算法-改进的贝叶斯粒子群优化-非线性回波状态网络(Perception-based Image Quality Evaluator and Dempster Rule-Improved Bayes Particle Swarm Optimization-Nonlinear Echo State Network, PIQEDS-IBPSO-NESN)的制动盘表面缺陷识别方法,能够同时检测被测物上、下、左、右4个方向的缺陷信息,适用于各种规格的制动盘表面缺陷检测,为制动盘表面缺陷自动检测提供

了新方案。

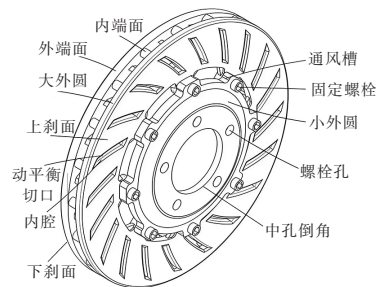
2 制动盘结构及常见缺陷

2.1 制动盘叶片的结构及其功能

如图1所示,制动盘叶片一般为圆形盘状,安装在车轮轴上,当驾驶员踩下制动踏板时,在液压系统的压力下,制动片被制动卡钳牢固地压在制动盘上,两者之间的接触面积增大,形成紧密的摩擦耦合。由于车轮的旋转,制动盘与制动片之间存在相对运动,过程中伴随着强烈的摩擦力,制动盘开始减速,车轮的转速逐渐降低,车轮的动能不断地转化为制动片与制动盘的热能,直至制动盘与车轮停止旋转,从而使车辆停止。制动盘工作时受到高速摩擦,其叶片质量与行车安全息息相关。



(a)制动盘整体示意



(b)制动盘叶片结构示意图

图1 制动盘叶片

2.2 制动盘常见缺陷类型

目前,国内制动盘叶片通常采用手工造型、粘土砂湿型和冲天炉熔炼铁液等工艺生产。首先,根据铸造工艺模样图、铸型装配图分别制作制动盘外形模样与盘孔模样,根据芯盒图制作制动盘盘芯和盘孔芯,将制动盘盘芯与盘孔芯组装后烘干,获得制动盘铸型。其次,根据制动盘的材质要求,将原材料按照一定比例混合并加工成铁液。然后,将制动盘毛坯在高温和高压下进行成形。在热压过程中,将制动盘毛坯置于加热炉中预热,随后送入

压力机器中施加高压,使其在特定的模具中成型。最后,为提高制动盘的耐久性,将特定类型的涂层或涂料喷涂在制动盘表面,提供保护并改善外观,通常包括防锈涂层、抗磨涂层等。

由于不同的制造工艺、生产环境和人工操作等导致制动盘叶片表面可能存在各种缺陷,如砂眼、气孔、划痕、裂纹、凹坑、斑点、偏箱、振纹和磕碰等^[24],直接影响制动盘的技术指标,如强度、硬度、应力承受力。缺陷大致可分为圆形孔洞类缺陷和直线型缺陷。

圆形孔洞类缺陷主要为砂眼、气孔。其中,气孔最为常见,如图2所示,形成的原因多样,较难完全消除,在浇注过程中,如浇道设计不合理或浇注速度过快,金属液可能会卷入大量空气,模具或型腔中的气体如未能及时排出,也可能被金属液包裹,随着金属液逐渐冷却凝固,气体溶解度逐渐降低,使金属液中的气泡逐渐析出,形成气孔。铸件各部分冷却速度不一致或者冷却介质与铸件的接触不均匀,也可能会导致局部区域产生热应力,使金属液中的气体析出并聚集在应力集中的区域,形成气孔。气孔会减少制动盘有效截面面积,导致局部应力集中、零部件疲劳强度下降等。



图2 孔状缺陷

直线型缺陷主要为划痕、裂纹,如图3所示。制动盘划痕一般是因长期使用过程中高转速摩擦或与环境中的杂质接触导致的。若加工工艺不当或加工设备故障,如刀具选择不当、刀具磨损、切削速度过快或过慢等也可能会导致划痕。



图3 直线型缺陷

3 制动盘表面缺陷特征提取方法

制动盘表面缺陷在线检测的关键是高精准的缺陷特征提取。采集面缺陷特征提取,包括图像增强、制动盘边缘检测、缺陷特征提取3个步骤,其中,使用IGD-IHT提取制动盘缺陷特征。

3.1 基于改进的高斯滤波算法的图像增强

通过互补金属氧化物半导体(Complementary Metal-Oxide-Semiconductor, CMOS)图像传感器实现非接触式测量,该技术通过捕捉并分析图像中的特定模式(如十字图像)实现对机器人手臂末端执行器位姿(位置和姿态)的精确测量。定位和测角可概括为4个主要环节:图像预处理、纵横光条分离、中心线提取、定位与测角。原始十字图像掺杂噪声,为区分背景与十字光条目标,需设定合理的阈值,设高于阈值的点的像素值为1,认定为十字光条,设低于阈值的点的像素值为0,认定为背景。

通过视觉测量系统实现了制动盘表面缺陷的非接触式测量,所采集的制动盘上、下、左、右4个方向的图像包含制动盘表面全部缺陷信息。由于光照、振动等因素导致原始图像掺杂噪声,为更好地提取制动盘表面缺陷特征,需进行图像预处理提高图像清晰度。使用改进的高斯滤波算法对所采集制动盘表面图像进行滤波和增强。改进的高斯滤波算法是建立在传统高斯函数基础上的平滑滤波器,作用是滤除图像中的高斯噪声,其函数表达式为:

$$f(u,v) = Ae^{-\frac{(u-u_0)^2 + (v-v_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: A 为高斯函数的幅值, σ 为高斯函数的半宽度(像素), u 、 v 分别为图像上沿横、纵方向的坐标(像素), u_0 、 v_0 分别为高斯函数极值点在 u 、 v 方向上的坐标(像素)。

高斯滤波是将目标图像与卷积模板进行迭代卷积,使用该模板覆盖图像的全部区域,从而实现对整个图像的加权平均。改进后的高斯滤波过程首先在滤波前消除光饱和点,当逐行或列扫描目标图像时,若2个以上连续像素点的灰度值饱和,则将其标记为光饱和点,不参与后续高斯滤波。若仅有一个光饱和点,为避免过度去除信息导致

图像失真,该点仍参与高斯滤波。去除光饱和点后,根据高斯滤波函数的均值和方差,经粗略计算获得卷积核的像素数。为减小计算量并提高处理速度,在原始卷积核宽度的基础上按比例缩小,仅保留其中5~9个像素点参与高斯滤波。计算卷积核中各像素点的值,选择峰值点、极值点及其两侧的2~4个点,并使用灰度重心算法求解中心像素点的值,中心坐标为:

$$\begin{cases} u_1 = u_0 - \frac{g_{u2} - g_{u3}}{g_{u1} + g_{u2} + g_{u3}} \\ v_1 = v_0 - \frac{g_{v2} - g_{v3}}{g_{v1} + g_{v2} + g_{v3}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: u_1 和 v_1 为某灰度极值点沿 u 轴、 v 轴的像素坐标, g_{u1} 、 g_{u2} 、 g_{u3} 分别为某点沿 u 轴的灰度值, g_{v1} 、 g_{v2} 、 g_{v3} 分别为某点沿 v 轴的灰度值。

3.2 基于改进的高斯差分 and IGD-IHT 的缺陷特征提取

提高图像清晰度后,为方便提取缺陷特征,需先结合制动盘表面实际特征制定边缘特征提取算法,提高缺陷提取的准确性,制动盘表面图像的边缘特征能准确表达缺陷的位置、大小等。本文综合考虑在高亮线扫光源照射下视觉测量系统所采集的制动盘表面图像情况,基于改进的高斯边缘提取算法提取边缘特征,基于改进的霍夫变换算法提取孔状和条状缺陷。

3.2.1 基于改进的高斯差分算法提取边缘特征

运用改进的高斯差分算法提取制动盘图像的边缘特征。在高斯差分运算中,将原始灰度图像与具有不同标准差的高斯函数进行卷积以获得图像滤波结果,并通过减去相邻2个高斯尺度空间的图像来获得相应图像,保留了包含在2个图像频带中的空间信息。采用高斯滤波和差分运算相结合的方式实现图像的边缘检测。改进的高斯差分算法是高斯拉普拉斯算法的近似计算,其中,所采用的二维高斯函数表达式为:

$$G(w,s,\sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{w^2+s^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中: w 、 s 为图像坐标, σ 为概率分布的标准偏差。

高斯函数用于平滑图像,并为2个图像取不同的 σ 值。图像的高斯滤波结果为:

$$g_1(w,s) = G_{\sigma_1}(w,s)*f(w,s) \quad (4)$$

$$g_2(w,s) = G_{\sigma_2}(w,s)*f(w,s) \quad (5)$$

将2个滤波后的图像 g_1 和 g_2 相减可得:

$$g_1(w,s) - g_2(w,s) = (G_{\sigma_1}(w,s) - G_{\sigma_2}(w,s))*f(w,s) \quad (6)$$

式中:*表示卷积运算, $G_{\sigma_1}(w,s)$ 为图像 g_1 对应的高斯函数, $G_{\sigma_2}(w,s)$ 为图像 g_2 对应的高斯函数, $f(w,s)$ 表示原始灰度图像。

高斯差分运算可表示为:

$$g_1(w,s) - g_2(w,s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{1}{\sigma_1} e^{-\frac{w^2+s^2}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2} e^{-\frac{w^2+s^2}{2\sigma_2^2}} \right) \quad (7)$$

式中: σ_1 为图像 g_1 对应的高斯函数半宽度, σ_2 为图像 g_2 对应的高斯函数半宽度, (w,s) 为高斯函数极值点。

3.2.2 基于改进霍夫变换算法提取孔状和条状缺陷

提取制动盘图像的边缘特征后,采用改进的霍夫变换算法提取沙眼、气孔等孔状缺陷和划痕、裂痕等条状缺陷。使用改进的霍夫变换算法提取孔状缺陷的主要原则为其图形高度对称,具体步骤如下:

a. 读取改进的高斯差分算法提取的制动盘图像的边缘特征。

b. 分别用直线从左向右、从上到下扫描,计算中间点坐标。

c. 重复步骤b 3次,对3组中间点坐标取平均值,再对平均后的中间点坐标取平均值,最终获得孔状缺陷所在椭圆中心坐标。

d. 在孔状缺陷椭圆中心周围随机选取一定数量的边缘点带入椭圆方程,计算出椭圆参数。

e. 重复步骤d 3次,对每次拟合得到的椭圆参数取平均值,得到最终的椭圆参数。

使用改进的霍夫变换算法提取划痕、裂痕等条状缺陷的原则是:利用两阶段交叉扫描方法来识别两采样点以及采样点间的像素能否构成一条直线,从而判断两采样点是否有投票权。具体步骤如下:

a. 将图像空间离散化,初始化参数空间。

b. 随机采样2个像素点,采用两阶段扫描核心

像素点方法扫描得2点间核心像素点数量为 N ,实际计算2点间满足核心像素点条件的像素数量 M ,若 $M/N>0.8$,则认为2个采样点可能构成一条直线,并在对应参数空间中的像素值累加。

c. 重复步骤b K 次($K \geq 3$)。通过多次随机采样和扫描,确保参数空间中的累加值能够准确反映图像中的直线。

d. 将参数空间中的累加值超过阈值的点映射到图像空间,进行最小二乘拟合,获得直线的斜率和截距。

e. 使用最小化残差的方法获得权重 w 。

f. 使用步骤e中获得的权重 w 重新进行最小二乘拟合,获得新的斜率和截距。

g. 确定2次拟合系数的相对差值是否小于容差。若小于设定容差,则认为拟合已稳定。若不满足要求,则重复以上步骤,直到满足条件为止。

h. 输出最佳斜率和截距作为中心线函数的系数。

综上所述,IGD-IHT算法通过扫描核心像素点筛选无效采样点的策略解决了传统霍夫变换算法中随机选取2个边缘点所造成的无效采样。与传统霍夫变换算法相比,IGD-IHT算法可显著减少异常值。使用2种算法获得的椭圆方程和直线方程残差对比分别如表1、表2所示。

表1 孔状缺陷拟合椭圆方程残差

算法类型	传统霍夫变换	IGD-IHT算法
残差值	7.85×10^{-2}	1.236×10^{-3}

表2 条状缺陷拟合直线方程残差

算法类型	传统霍夫变换	IGD-IHT算法
残差值	3.76×10^{-2}	1.024×10^{-4}

由表1、表2可知,使用IGD-IHT算法可以获得残差为 1.236×10^{-3} 的椭圆方程和残差为 1.024×10^{-4} 的直线方程。

4 制动盘表面缺陷实时识别方法

根据第3节提出的IGD-IHT算法,提取缺陷特征,完成后还需对提取到的特征进行识别,确定不同特征所对应的缺陷类别。为实时对视觉测量系

统拍摄到的缺陷图片的实现识别,需建立缺陷特征信息和类别信息的标准数据库。数据库的制作过程主要分为数据采集、数据标注、专家验证和纠正。考虑到不同光照强度下缺陷特征提取的效果可能不同,需对大量不同光照强度下的数据进行采集。完成缺陷特征信息采集后,采用基于点云库(Point Cloud Library, PCL)的类别标注软件,对每个制动盘表面图像的缺陷特征和类别进行人工标注。

数据库建立完成后,进行制动盘表面缺陷识别训练。此训练流程的首要步骤是将数据库内的信息视作证据集,利用无参考质量评估算法,即基于感知的图像质量评估器(Perception-based Image Quality Evaluator, PIQE)以及邓普斯特-谢弗理论(Dempster-Shafer, DS)规则融合算法,对所提取到的特征进行置信分配和质量评价。完成置信分配和质量评价后,使用IBPSO优化缺陷特征。最后,使用NESN神经网络进行训练,将所提取的孔状和条状缺陷特征作为输入值,将缺陷类别信息作为期望输出值,通过这一训练过程,获得缺陷类别信息与缺陷特征之间的关系。完成训练后,在实际检测过程中,可根据所提取的缺陷特征,实时输出制动盘表面缺陷类别。

4.1 PIQEDS算法

考虑到受光照、振动等因素影响可能使图像掺杂噪声,所提取的制动盘表面缺陷特征信息具有不确定性。因此,使用德姆普斯特合成(Dempster)规则对标准数据库中的孔状缺陷和条状缺陷信息进行置信分配,对事件发生的可能性给出基本置信分配,根据视觉测量系统的特征设计置信度赋值法进行基本置信分配赋值。具体过程如下:

定义一个识别框架 Ψ ,其中包含全部事件,定义可信度分配函数 w :

$$w(\tau) = 0 \tag{8}$$

$$\sum_{b \in \Psi} w(b) = 1 \tag{9}$$

式中: τ 为不可能事件, $w(b)$ 为视觉测量系统测得缺陷 b 的置信度。

可定义事件 b 的置信度函数 $Qel(b)$:

$$Qel(b) = \sum_{c \in b} w(c) \tag{10}$$

即 b 的置信度函数为 b 的所有子集 c 的置信度之和。

如前所述,检测环境易受光照、振动等因素影响,会为DS规则融合算法提供错误判据,融合过程中出现证据冲突,严重影响最终融合结果的准确度。为消除因成像质量不佳而产生的偏差,设计无参考质量评估算法,从采集图像的清晰度、光照强度方面衡量图像质量,得到图像质量评价价值,并据此在Dempster规则融合环节为视觉测量系统不同场景设置不同的可信权值,用以修正传感器对融合结果的证据权重,使融合算法对周围环境具有自适应能力。其中,可信权值由先验检测召回率决定。无参考质量评估算法具体步骤如下:

将图像均分成 N_x 个大小为 $m \times m (m=18)$ 的块,计算每一个块的均值归一化对比度(Mean Subtracted Contrast Normalization, MSCN)系数 A_q ,利用 A_q 标记每一个块为统一还是各自独立:

$$A_q = \begin{cases} W & \rho_q < 0.1 \\ TB & \rho_q \geq 0.1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: ρ_q 为MSCN系数的方差, $q \in 1, 2, \dots, N_x$; W 为固定的块; TB 为空间活动的块。

然后评估块的质量分数。块失真问题主要分为图像清晰度不足、曝光强度不足两方面:

a. 清晰度方面,将所有图像块的每一条边 M_o 划分为13个部分:

$$b_{oq} = M_o(a): a = q, q + 1, \dots, q + 5 \quad (12)$$

式中: M_o 为每个图像块中每条长度为 m 的边, $o \in 1, 2, 3, 4$ 为4条边, $q \in 1, 2, 3, \dots, 13$ 为每条边分割成的13个部分,每部分长度为5像素。

当任一部分标准差 σ_{oq} 小于某个阈值 S , 则为低空间活动性,视为存在清晰度差的情况。

b. 曝光强度方面,将块划分为中心段和周边段,分别计算中心段和周边段的标准差 σ_c 、 σ_s ,用 σ_β 表示每个图像块的中心标准差与周边的关系:

$$\sigma_\beta = \frac{\left| \frac{\sigma_c}{\sigma_s} - \alpha \right|}{\max\left(\frac{\sigma_c}{\sigma_s}, \alpha\right)} \quad (13)$$

式中: α 为空间活动块的标准偏差。

如果存在曝光问题,则 $\sigma_\beta > 2\alpha$ 。

使用方差特征 ρ_b 度量块的失真,以下是给定块的失真分配程序:

$$C_{sk} = \begin{cases} 1, & \text{当 } \sigma_{oq} < s \text{ 且 } \sigma_\beta > 2\alpha \text{ 时} \\ \rho_b, & \text{当 } \sigma_{oq} < s \text{ 且 } \sigma_\beta < 2\alpha \text{ 时} \\ 1 - \rho_b, & \text{当 } \sigma_{oq} > s \text{ 且 } \sigma_\beta > 2\alpha \text{ 时} \end{cases} \quad (14)$$

式中: C_{sk} 为块的失真量, ρ_b 为方差特征。

整张图片的质量分数 QP 为:

$$QP = \frac{\sum_{k=1}^{M_s} C_{sk} + D_1}{M_s + D_1} \quad (15)$$

式中: D_1 为常数, M_s 为独立块的总数。

完成置信分配和质量评价后,使用神经网络进行训练,获得缺陷类别信息与缺陷特征之间的关系。为防止陷入局部最优,基于IBPSO算法对孔状缺陷和条状缺陷特征进行优化。

4.2 IBPSO算法

在改进的二进制粒子群算法(Improved Binary Particle Swarm Optimization, IBPSO)中,每个粒子代表一个边缘特征,均不断调整其速度和方向并试图找到最佳位置(即缺陷特征,残差最小),该位置被称为个体极值(历史最优位置),所有粒子得到的最佳位置为全局极值。

首先,将粒子群初始化。在连续的空间坐标系中,第 i 个粒子的当前位置为 $x_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 历史最优位置为 $P_i(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id})$, 当前速度为 $v_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$, 所有粒子的最佳位置可表示为 $P_g(P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})$, 其中 $i = 1, 2, \dots, d$ 为空间维度。在 $(t + 1)$ 时刻,粒子群的第 j 维中的每个粒子的速度更新如下:

$$v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1 \text{rand}() (P_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 \text{rand}() (P_{gj}^t - x_{ij}^t) \quad (16)$$

式中: j 为矢量中的第 j 个元素, v_{ij}^t 为粒子 i 在空间中的速度, c_1 、 c_2 为学习因子, $\text{rand}()$ 为区间 $[0, 1]$ 中的随机数。

在更新过程中,通过设置粒子速度最大值 v_{\max} 来控制速度更新范围,以免速度过快错过最佳位置。在 $(t + 1)$ 时刻,粒子群的第 j 维中的每个粒子的位置更新如下:

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1} \quad (17)$$

式中: x_{ij}^t 为粒子 i 在空间中的位置,适应度 $O_{\text{bjvalue}i}$ 计算如下:

$$O_{\text{bjvalue}i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|y_k - w_k|}{w_k} \quad (18)$$

式中： y_k 为当前粒子的预测位置信息， w_k 为实际确定的值， n 为 y 、 w 的长度。

若预测值和实际值之间偏差很大，则粒子的适应度值也将很大。粒子处于不足的解空间中，需尽快离开该空间，以避免消耗太多迭代次数。同时，粒子的小适应度函数值和显著的更新速度可能导致粒子不能完全探索最优解空间。在IBPSO算法中，由于惯性权重 w 和学习因子 c_1 、 c_2 是固定的，因此，搜索当前最优空间和探索新空间是不平衡的^[25]。

针对上述问题，本文设计了一种具有自适应非线性惯性权重和学习因子的粒子群算法。通过优化贝叶斯超参数来调整参数，更好地优化缺陷特征。对粒子进行预处理，根据相互作用的强度对粒子群进行初步分类，并以先验概率描述粒子向量，使粒子在运动过程中能够自我调节和判断。

假设 $K = (G_1, G_2, \dots, G_k)$ 为粒子总体向量，与 K 相对应的先验概率向量为 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_k)$ ，且每个总体的密度函数向量为 $F = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x))$ 。粒子 x 后验概率可描述为：

$$P(g|x) = \frac{q_g f_g}{\sum_{i=1}^k q_i f_i(x)} \quad (19)$$

式中： $P(g|x)$ 为第 g 子群中粒子 x 的后验概率， q_g 第 g 子群的总体先验概率， f_g 为第 g 子群的总体密度函数， q_i 为第 i 子粒子的先验概率， $f_i(x)$ 为第 i 子粒子的密度函数。

当 $P(h|x) = \max_{1 \leq g \leq k} \max_{1 \leq g \leq k} P(g|x)$ 时，粒子 x 来自第 h 子群。采用最小误判损失作为决策函数，进一步提高粒子群隶属概率。归因于第 h 子群的粒子 x 误判的平均损失定义为：

$$E(h|x) = \sum_{g \neq h} \frac{q_g f_g}{\sum_{i=1}^k q_i f_i(x)} L(h|g) \quad (20)$$

式中： $L(h|g)$ 为损失函数，表示最初属于第 g 子群的样本粒子被错误判断为第 h 子群的粒子的损失。

式(20)为损失函数的概率加权平均值。当 $h = g$ 时， $L(h|g) = 0$ ；当 $h \neq g$ 时， $L(h|g) > 0$ ，建立判据如下：

$$\begin{cases} x \in h, E(h|x) = \max_{1 \leq g \leq k} \max_{1 \leq g \leq k} E(h|g) \\ x \in g, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

基于贝叶斯超参数优化对参与优化的粒子进行预处理，通过对粒子运动速度和方向的损失函数进行概率加权平均，给出粒子运动的方向，使贝叶斯粒子群中的粒子个体能够在优化过程中快速收敛，并快速到达最优位置。如上所述，使用IBPSO算法可获得所有粒子群的最佳位置，迭代后可得到最佳缺陷特征。

4.3 NESN算法

使用IBPSO优化缺陷特征后，使用NESN进行训练。回声状态网络(Echo State Network, ESN)是一种特殊的神经网络，它将传统的隐层结构替换为具有大量随机初始化神经元的储备池^[26]，标准ESN储备池的内部状态之间成线性关系。本文引入NESN作为分类模型，NESN是基于ESN的改进版本，通过在ESN的储备池中引入非线性函数，增强模型处理复杂非线性关系的能力。NESN储备池由大量随机初始化的神经元构成，神经元之间的内部状态关系通过非线性函数进行建模。非线性关系的引入使NESN能够更准确地捕捉和表示制动盘表面缺陷特征之间的复杂联系，如图4所示。与ESN相比，NESN增加了读出层的 $M = p \times q$ 个单位，其中， p 为NESN储备池中神经元的数量， q 为构建储备池内部状态之间关系的非线性函数的阶数。NESN通过使用更少的内部神经元，进一步增强了储备池的非线性动态存储能力，提高了处理复杂非线性问题的能力。

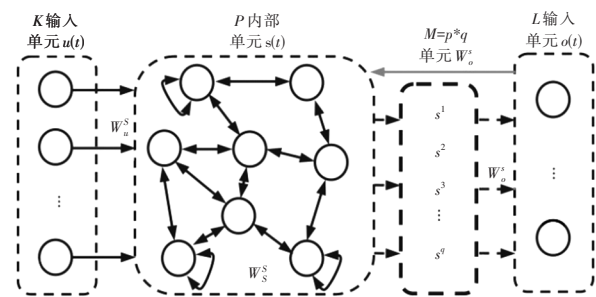


图4 NESN网络结构

将使用IBPSO优化后的孔状和条状缺陷特征作为输入值，以缺陷类别信息作为期望输出值，完成训练获得缺陷类别信息与缺陷特征之间的关系。在检测过程中，根据所提取的缺陷特征，实时输出制动盘表面缺陷类别，从而实现在振动或各种照明条件下实时快速识别制动盘表面缺陷，明显改善制动盘表面缺陷识别的精度、输出频率并增强系统的

可靠性。

5 制动盘表面缺陷检测试验

5.1 制动盘表面缺陷检测系统设计

为实现制动盘的表面缺陷检测,设计了一种基于六轴工业机器人和视觉测量系统的制动盘表面缺陷在线检测系统,用于直径为100~500 mm的各类型制动盘表面缺陷检测,如图5所示,其主要由六轴工业机器人移动系统、视觉测量系统、制动盘装夹系统、制动盘驱动系统、电机和工业机器人驱动控制系统、图像采集和处理系统组成。

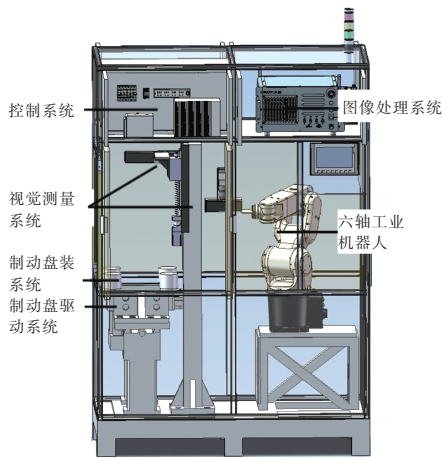


图5 制动盘表面缺陷检测系统设计

本研究所用六轴工业机器人为珞石公司的XB7工业机器人,其重复定位精度可达50.00 μm,所用导轨为16-5T3导轨,其重复定位精度可达50.00 μm,所用可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller, PLC)为汇川公司的H5U系列产品,所用伺服电机为汇川公司的SV630系列产品,所用2D工业线扫相机为Dalsa公司的A-CAM-CCG-4010-00相机,其扫描精度可达7.04 μm,所用工业镜头为OPT公司的VCT7180-M镜头,所用工业线扫光源为OPT公司的VCT6060-3H光源,所用工控机为IEI公司的TANK-870-Q170i-i7-7700t工控机,其内存为16 GB、最大主频为2.9 Hz,可快速完成图像处理。上述硬件系统可满足制动盘表面缺陷在线实时检测的需求。

试验过程如图6所示。分别对制动盘上、下、左、右4个方向的表面缺陷进行检测。所检测的制动盘为布雷博08.E368系列制动盘,对直径分别为100 mm、150 mm、200 mm、250 mm、300 mm、

350 mm、400 mm、450 mm、500 mm的制动盘进行检测。检测前,根据所有制动盘的尺寸和存在的缺陷设置系统参数,并建立包含缺陷特征信息和类别信息的标准数据库。然后使用PIQEDS-IBPSO-NESN算法进行训练,获得各种尺寸制动盘表面缺陷类别信息与缺陷特征之间的关系。训练前,使用IBPSO算法对提取出的缺陷特征进行优化,设置IBPSO算法的总体粒子数为50,学习因子 $c_1=c_2=2$, w 由式(16)动态更新, $R_{and1}=0.5$, $R_{and2}=0.6$ 。由于迭代次数的选择会影响训练时间,因此,将最大迭代时间预设为1 000 s。训练中发现,IBPSO算法的适应度在迭代300次时是稳定的,因此,将最大迭代次数设置为300。对9种型号的制动盘各进行了90次独立重复试验,选择前80组数据用于训练NESN神经网络。完成训练后,用全部90组数据进行检测,验证制动盘表面缺陷在线识别的效果。



图6 制动盘表面缺陷检测试验

5.2 制动盘表面缺陷检测过程

制动盘表面缺陷检测的操作和检测流程如图7所示。过程中除人工上料外,全部由6轴工业机器人移动系统和视觉测量系统自动完成,检测步骤如下。

- a. 人工将制动盘放在抱紧机构中心位置的托举平台上。
- b. 在确保人身安全的情况下,启动检测设备。
- c. 制动盘装夹系统夹紧制动盘,同时起到中心定位的作用,保证所有制动盘中心点位置一致。
- d. 托举平台下降至适当位置,为制动盘自转和相机取图提供空间。
- e. 制动盘驱动系统启动,驱动制动盘自转。
- f. 机器人末端执行器带动2D线扫相机和光源运动到制动盘上方,自动调整光源亮度,对制动盘正面(上表面)取图,完成后依次运动到制动盘的侧面、反面(下表面)进行取图,取图完成后,机器人返回原

点。

g. 制动盘驱动系统停止工作,制动盘停止自转。

h. 托举平台上升。

i. 制动盘装夹系统释放制动盘,人工将制动盘从托举平台上取出。

j. 对所有采集的面进行图像处理,完成制动盘表面缺陷检测,输出结果。

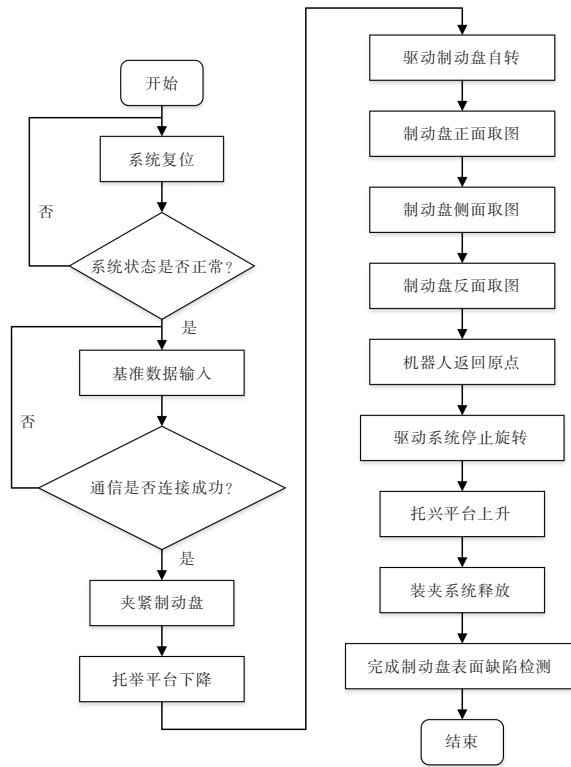


图7 制动盘表面缺陷检测流程

5.3 缺陷特征提取效果试验

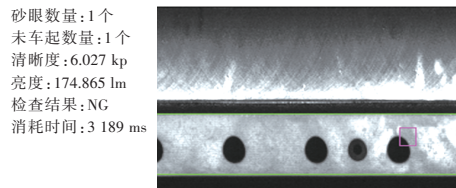
为更好地验证制动盘表面缺陷特征提取对缺陷识别效果的影响,将本文提出的基于高斯差分算法和改进的霍夫变换算法的缺陷特征提取方法与一些主流的特征提取方法,如sift特征提取方法和霍夫变化特征提取方法进行比较。主流的特征提取仅能考虑有限邻域中的信息,本文提出的特征提取可通过多次重复提取获得更多的缺陷特征。将本文研究方法和主流方法提取的90组特征数据分别带入基于PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷识别算法进行缺陷识别,结果如表3所示。由表3可知,与主流缺陷特征提取方法相比,基于高斯差分算法和改进的霍夫变换算法的缺陷特征提取方法表现更好,缺陷识别准确率更高。

表3 缺陷特征提取效果

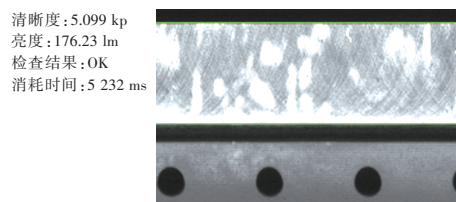
算法类型	缺陷识别准确率	误报率	漏报率
sift特征提取方法	88.9	6.7	4.4
霍夫变化特征提取方法	83.3	8.9	7.8
研究方法	97.8	1.1	1.1

5.4 缺陷识别效果试验

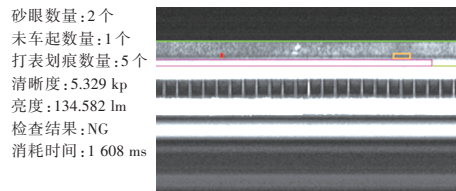
为验证基于PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷识别算法的可行性,将其与主流的缺陷识别方法,如基于径向基函数神经网络的缺陷识别方法和基于反向传播(Back Propagation, BP)神经网络的缺陷识别方法进行比较。以直径为300 mm的制动盘为试验对象进行表面缺陷识别。为保证对比试验的客观性,将提取的制动盘表面缺陷特征分别带入本文所用的缺陷识别方法、RBF、BP 3种方法进行缺陷识别。本文所用的缺陷识别方法识别的制动盘各端面缺陷效果如图8所示。内端面使用3种方法得到的缺陷识别效果对比如图9所示。



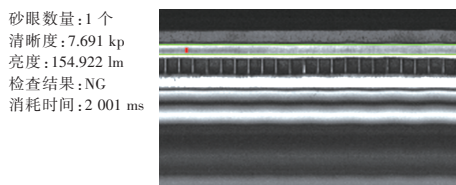
(a)外端面检测效果



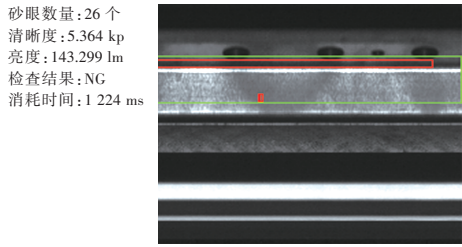
(b)上斜面检测效果



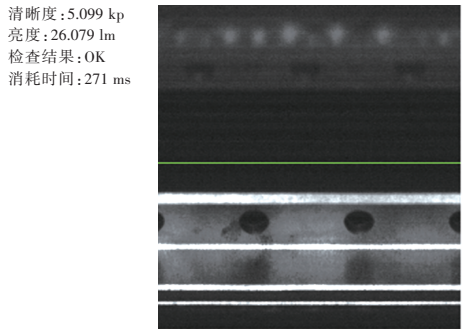
(c)小外圆检测效果



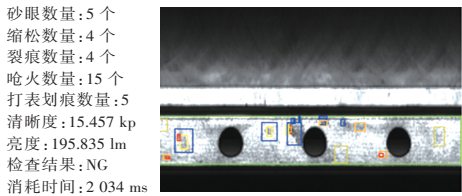
(d)大外圆检测效果



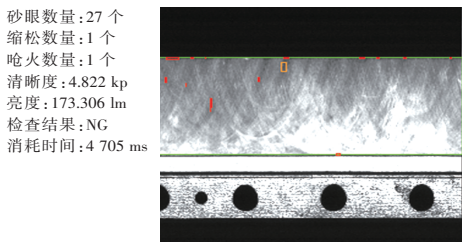
(e)内腔检测效果



(f)中孔倒角检测效果

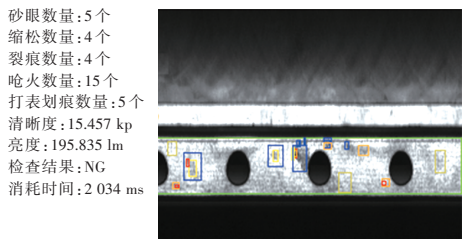


(g)内端面检测效果

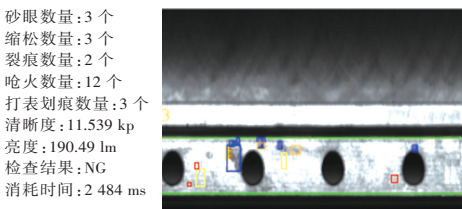


(h)下斜面检测效果

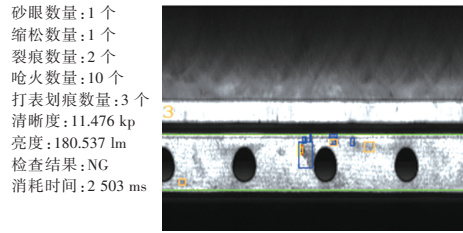
图8 制动盘表面缺陷检测试验效果



(a)使用研究所用方法



(b)使用RBF神经网络



(c)使用BP神经网络

图9 使用3种方法内端面缺陷识别效果

由图8可知,本文提出的缺陷识别方法均可在6 s内完成任意单面的缺陷检测,制动盘所有面的缺陷检测可在1 min内完成,可准确检测各个面的砂眼、未车起、打表划痕、缩松、裂痕、呛火等缺陷,检测准确率较高。由图9可知,本文的缺陷识别方法可在2 s内实时检测和识别制动盘内端面的砂眼、缩松、裂痕、呛火、打表划痕等缺陷,而传统缺陷识别方法完成检测需2.5 s,且所识别缺陷数量少于本文提出的方法。因此,相比于传统缺陷识别方法,本文方法可快速精确地识别制动盘缺陷。同时,通过IBPSO优化缺陷特征后,NESN网络可更好地识别缺陷类别信息。

针对制动盘表面缺陷数据集,将本文方法与主流的缺陷识别方法进行比较。为保证客观性,使用IGD-IHT算法提取制动盘表面缺陷特征,并使用IBPSO算法优化制动盘表面缺陷特征,将优化后的80组缺陷特征数据分别带入3种神经网络进行训练。完成训练后,用全部90组数据进行测试,验证制动盘表面缺陷在线识别的效果,试验结果如表4所示。

表4 缺陷识别效果

算法类型	缺陷识别准确率	误报率	漏报率
本文研究方法	97.8	1.1	1.1
基于RBF神经网络的缺陷识别方法	84.4	8.9	6.7
基于BP神经网络的缺陷识别方法	75.6	13.3	11.1

由表4可知,基于BP神经网络的缺陷识别方法缺陷识别准确率最低,本文的基于PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷识别方法表现最好,缺陷识别准确率最高,PIQEDS-IBPSO-NESN算法的缺陷识别准确率较BP神经网络缺陷识别准确率高23%。PIQEDS-IBPSO-NESN算法准

准确率>97.0%, 误报率<1.5%, 漏报率<1.5%, 在相同的训练环境下, 优于其他神经网络, 在提高制动盘表面缺陷识别准确率方面具有显著优势。

目前, 已有10台样机进行制动盘缺陷检测试验。试验结果表明, 该方法的准确率超过97.0%, 误报率和漏报率均低于1.5%, 该方法能够准确识别绝大多数缺陷, 误报和漏报相对较少, 有较高的可靠性和稳定性。

6 结束语

针对现有制动盘表面缺陷自动检测方法的不足, 设计了一种基于机器视觉的自动化检测仪器。使用IGD-IHT算法提取制动盘缺陷特征, 提出了一种基于PIQEDS-IBPSO-NESN算法的制动盘表面缺陷识别方法, 实现了制动盘表面缺陷的快速自动检测。试验结果表明, 该方法准确率>97.0%、误报率<1.5%、漏报率<1.5%, 能快速检测被测物上、下、左、右4个方向的缺陷信息, 且适用于各种尺寸的制动盘表面缺陷实时在线检测。

参考文献:

- [1] WEI L, CHOY Y S, CHEUNG C S. A Study of Brake Contact Pairs Under Different Friction Conditions with Respect to Characteristics of Brake Pad Surfaces[J]. Tribology International, 2019, 138: 99-110.
- [2] WANG Y. Fault Diagnosis and Analysis of Hydraulic Brake Based on Friction Vibration Signal[J]. Journal of Vibroengineering, 2023, 25(5): 908-920.
- [3] YUAN B, LIAO D M, JIANG W M, et al. Effect of Tool Tilt Angle on Microstructure, Mechanical Properties and Fracture Behavior of Dissimilar Friction Stir Lap Welding Joint of SiCp/ZL101 and ZL101[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2023, 23: 4642-4662.
- [4] ZHANG Y H, LIU Y, WANG J K, et al. Microstructure and Wear Resistance of Direct Laser-Deposited TiC-enhanced Aluminum-Based Composite Coating For Brake Discs[J]. Surface & Coatings Technology, 2023, 455.
- [5] CHEN X T, LU C, MO J L, et al. Evolution of High-temperature Wear Mechanism of Railway Train Brake Friction Block Considering Frictional Heat[J]. China Surface Engineering, 2023, 36(3): 142-151.
- [6] SUN M, CHEN S Y, WEI M W, et al. Preparation of 24CrNiMoY Alloy Steel with High Strength and Toughness by Selective Laser Melting[J]. Powder Metallurgy, 2023, 66(5): 403-415.
- [7] ZHANG P, LI J C, ZHAO Y, et al. Crack Propagation Analysis and Fatigue Life Assessment of High-Strength Bolts Based on Fracture Mechanics[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 14567-14567.
- [8] ZHANG P, LI J C, ZHAO Y, et al. Numerical Simulation and Experimental Verification of Fatigue Crack Propagation in High-Strength Bolts Based on fracture Mechanics[J]. Science progress, 2023, 106(4).
- [9] YU Z, ZHANG Y. Diagnosis of The Coupling Misalignment of The Vertical Comprehensive Performance Test Instrument of High Precision Reducer for Industrial Robot[J]. Measurement, 2021, 185.
- [10] ZHU H Y, LIAN S R, JIN M Z, et al. Review of Research on The Influence of Vibration and Thermal Fatigue Crack of Brake Disc on Rail Vehicles[J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 153.
- [11] ZHU Q, XIE J, ZHANG W, et al. Effect of The Braking Parameter on Disc Brake Squeal of A Railway Vehicle[J]. Wear, 2023, 522.
- [12] YU Z, QIU Z R, LI H, et al. Measuring The No-load Running Torque of Rv Reducer Based on the SVD and MCSA[J]. Measurement, 2022, 190.
- [13] SEO H, LEE D G, PARK J S, et al. Quench Hardening Effect of Gray iron Brake Discs on Particulate Matter Emission[J]. Wear, 2023, 523.
- [14] DINESH K P K, DARIUS G S. Aluminium-Silicon Based Metal Matrix Composites for Brake Rotor Applications: A Review[J]. Engineering Research Express, 2023, 5(2).
- [15] ZOU Y R, DU D, CHANG B H, et al. Automatic Weld Defect Detection Method Based on Kalman Filtering for Real-Time Radiographic Inspection of Spiral Pipe[J]. NDT and E International, 2015, 72: 1-9.
- [16] CHU H H, WANG Z Y. A Vision-Based System for Post-Welding Quality Measurement and Defect Detection[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 86(9/10/11/12): 3007-3014.
- [17] CHEN M Q, YU L J, ZHI C, et al. Improved Faster R-CNN for Fabric Defect Detection Based on Gabor Filter With Genetic Algorithm Optimization[J]. Computers in

- Industry, 2022, 134.
- [18] YU Z, XU P F, LI H, et al. The Decelerator Tester Twisting Distortion Caused Angular Measurement Error Calibration, Based on The IBSCF-SGDPSO-RBF Method[J]. Measurement, 2023, 207.
- [19] YU Z, QIU Z R, LI H, et al. Design and Calibration of Torque Measurement System of Comprehensive Performance Test Instrument of Industrial Robot Reducer[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022.
- [20] YU Z, YU W C. Shafting Misalignment Malfunction Quantitative Diagnosis Based on Speed Signal SVD-HT and CSF-PPSO-ESN Method[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022.
- [21] ALEX K, ILYA S, GEOFFREY E H. Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [22] CHEN F C, JAHANSHAHI M R. NB-CNN: Deep Learning-Based Crack Detection Using Convolutional Neural Network and Naive Bayes Data Fusion[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 4392-4400.
- [23] LIU Q, LIU M, WANG C Z, et al. An Efficient CNN-Based Detector for Photovoltaic Module Cells Defect Detection in Electroluminescence Images[J]. Solar Energy, 2024, 267.
- [24] JUN J Y, J Z Z, LI L, et al. A Novel Strategy of Pareto-Optimal Solution Searching in Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)[J]. Computers and Mathematics with Applications, 2008, 57(11): 1995-2000.
- [25] BARBOSA L Z, COELHO L D, LEBENSZTAJN L. Particle Swarm Optimization and Strength Pareto to Solve Multiobjective Optimization Problems[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2013, 43(1/2): 137-149.
- [26] LEMOS T, CAMPOS L F, MELO A, et al. Echo State Network Based Soft Sensor for Monitoring and Fault Detection of Industrial Processes[J]. Computers and Chemical Engineering, 2021, 155.