

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2025.02.007

基于改进 Otsu 算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法

马 栋^{1*}, 冯占荣²

(1. 江西工业职业技术学院, 江西 南昌 330000; 2. 南昌航空大学 航空制造工程学院, 江西 南昌 330063)

摘要: 镀锌表面纹理、颜色以及亮度变化的复杂度往往较高, 且不同的光照条件会对金属表面的反射和阴影产生显著影响, 当前固定的阈值选择方式难以适应这种复杂多变的识别环境, 影响当前人工智能领域中表面缺陷的识别效果, 故提出了基于改进 Otsu 算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法。首先, 针对金属器件镀锌表面图像, 根据结构张量提取图像的轮廓信息, 利用 Itti 模型提取图像颜色和亮度信息, 并分别生成各通道显著图。经规范化处理后, 通过线性组合构成视觉显著图, 用于初步判断图像中是否存在表面缺陷; 然后, 在常规的 Otsu 算法中, 引入二阶振荡粒子群优化算法多次调整灰度阈值, 利用最优的灰度阈值分割出缺陷区域; 最后, 利用加权马氏距离表示协方差距离, 突出缺陷边缘像素特征, 使缺陷兴趣区域更加显著, 再采用连通区域标记的方式准确识别表面缺陷。实验结果表明, 在金属器件镀锌表面缺陷人工智能识别中, 该方法可以准确检索到缺陷区域, 识别结果的敏感度和特异性较高。由此可以说明, 该方法具有良好的应用效果。

关键词: Otsu 算法; 金属器件; 镀锌表面; 缺陷识别; 二阶振荡粒子群优化算法; 最优灰度阈值; Gabor 小波变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Improved Otsu algorithm for galvanized surface defect recognition of metal devices

Ma Li^{1*}, Feng Zhanrong²

(1. Jiangxi Industry Polytechnic College, Nanchang 330000, China; 2. School of Aeronautical Manufacturing Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The complexity of texture, color, and brightness changes on galvanized surfaces is often high, and different lighting conditions can have a significant impact on the reflection and shadow of metal surfaces. The current fixed threshold selection method is difficult to adapt to this complex and changing recognition environment, which affects the recognition effect of surface defects in the field of artificial intelligence. Therefore, a method for identifying surface defects on galvanized metal devices based on an improved Otsu algorithm was proposed. Firstly, for the galvanized surface image of metal devices, the contour information of the image was extracted based on the structural tensor. The Itti model was used to extract the color and brightness information of the image, and the saliency maps of each channel were generated separately. After standardization, a visual saliency map was constructed through linear

收稿日期: 2024-06-11

修回日期: 2024-08-28

通信作者: 马栋(1972—), 本科, 副教授, 研究方向为电气控制技术, email: jxmali@163.com

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ160701)

引用信息: 马栋, 冯占荣. 基于改进 Otsu 算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法[J]. 电镀与精饰, 2025, 47(2): 46-53.
Ma Li, Feng Zhanrong. Improved Otsu algorithm for galvanized surface defect recognition of metal devices[J]. Plating and Finishing, 2025, 47(2): 46-53.

combination to preliminarily determine whether there were surface defects in the image; Then, in the conventional Otsu algorithm, a second-order oscillation particle swarm optimization algorithm was introduced to adjust the grayscale threshold multiple times, and the optimal grayscale threshold was used to segment the defect area; Finally, the weighted Mahalanobis distance was used to represent the covariance distance, highlighting the pixel features of defect edges to make the defect interest region more prominent. Then, the connected region labeling method was used to accurately identify surface defects. The experimental results showed that in the artificial intelligence recognition of surface defects on galvanized metal devices, this method could accurately retrieve the defect area, and the sensitivity and specificity of the recognition results were high. This indicated that the method had good application effects.

Keywords: Otsu algorithm; metal devices; galvanized surface; defect identification; second order oscillatory particle swarm optimization algorithm; optimal grayscale threshold; Gabor wavelet transform

随着工业生产的快速发展和自动化水平的提高,各产业对金属器件表面质量要求也日益严格。镀锌作为一种常见的金属防腐处理方法^[1],被广泛应用于交通运输、建筑、工业、电力、家居和日用品等领域之中^[2-3]。然而,在镀锌过程中,由于工艺控制不当、材料质量差异以及外界环境因素等多种原因,可能导致镀锌表面出现缺陷,不仅影响产品外观质量,还可能降低其耐腐蚀性能和使用寿命。

金属器件镀锌表面缺陷人工智能识别是质量控制领域中一项重要任务。因此,开发一种高效、准确的人工智能缺陷识别方法具有重要的现实意义。相关方法一直是研究重点:文献[4]中采用级联孪生密集网络作为金属器件镀锌表面缺陷识别的基础模型,在模型中添加空洞空间金字塔池化模块获取多尺度特征,训练模型时将低层纹理和边界等特征与复杂高层特征相结合,利用级联网络训练模型参数,将训练后模型用于缺陷识别之中。但级联孪生密集网络结构通常较为复杂,包含大量网络层和参数,导致模型在训练和推理时计算量较大,对于实时性要求较高或规模较大的缺陷识别任务,可能存在识别瓶颈。文献[5]中在YOLOv5网络模型中添加SE通道注意力模块,采用软池化替代空间金字塔池化模块的最大池化,将主干网络中的常规卷积模块转换为Ghost卷积块,利用改进后网络模型实现金属器件镀锌表面缺陷识别。但SE通道注意力模块和Ghost卷积块均需要额外的计算资源,特别是在处理高分辨率图像或大规模数据时,模型计算复杂性可能会显著增加,影响最终识别效率。文献[6]中通过计算机视觉技术提取金属器件镀锌表面缺陷特征,利用贝叶斯分类器和随机森林分类器识别缺陷。但该方法在缺陷类型多样或未知时,可能会出现无法有效识别的问题。文献[7]中首先基于回归预

测模型改进自适应超像素分割方法用于金属器件表面图像分割,然后结合极限学习机和多维特征参数矩阵提出两级聚合方法,聚合分割后图像中的缺陷区域和非缺陷区域,提取缺陷区域几何特征参数,最后构建BP神经网络模型,将提取到的特征作为模型输入,实现金属器件镀锌表面缺陷识别。但BP神经网络训练依赖于大量标注数据,数据不平衡等情况可能会影响模型最终训练效果。

由于镀锌表面的纹理、颜色和亮度变化复杂,以及光照条件的影响,提高了对金属器件镀锌表面缺陷的识别难度。为优化识别效果,提出基于改进Otsu算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法。通过改进Otsu算法,结合了二阶振荡粒子群优化算法和其他图像处理技术,可以有效地应对镀锌表面复杂多变的纹理、颜色和亮度变化情况。该方法的自适应性和优化能力可以帮助克服固定阈值选择方式所面临的挑战,实现更准确、高效地识别金属器件镀锌表面的缺陷区域。

1 建立金属器件镀锌表面图像视觉显著图

金属器件镀锌表面通常具有一定的反射率和亮度,但由于镀锌层的存在,表面可能存在部分微小凹凸、划痕或杂质等,影响表面反射和亮度分布,在图像处理、缺陷识别等任务造成一定的挑战性^[8]。因此,通过建立金属器件镀锌表面图像的视觉显著图,判断图像中是否存在表面缺陷,提高缺陷检测的准确性和效率。

结构张量作为一种有效的图像分析工具,在提取图像纹理、边缘、角点等轮廓信息方面发挥着重要作用^[9]。为此,引入结构张量提取图像纹理、边缘、角点等轮廓信息过程如下:

假设 $I(x, y)$ 表示一幅待检金属器件表面图像,图

像中任意像素点的坐标为 (x, y) , $(\Delta x, \Delta y)$ 表示移动距离, 则定义关于平移量 R 如下所示:

$$R = \sum_{(x,y) \in W_{x,y}} \omega \times (I(x, y) - I(x + \Delta x, y + \Delta y))^2 \quad (1)$$

式中: $W_{x,y}$ 表示以 (x, y) 为中心的窗口; ω 表示加权值。

泰勒展开是一种将函数表示为无限项和(级数)的方法, 每一项都是函数在某点的导数乘以该点到该点的距离(或距离的幂)的乘积^[10]。在通过泰勒展开获取 $I(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 的一阶近似量后, 可将式(1)近似为如下形式:

$$\begin{cases} R \approx [\Delta x, \Delta y] S \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \\ S = \begin{bmatrix} \sum_{(x,y) \in W_{x,y}} \omega \times \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^2 \\ \sum_{(x,y) \in W_{x,y}} \omega \times \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \times \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

式中: S 表示经典结构张量。

通常为了减少噪声的影响, 对结构张量 S 进行平滑处理, 获取结构张量特征值 γ_1 和 γ_2 构造一个椭圆函数 R , 表示图像在一个小邻域内的主要方向和强度, 对应椭圆方程式如下所示:

$$[\Delta x, \Delta y] S \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = 1 \quad (3)$$

通过对比特征值大小能够有效分析金属器件镀锌表面图像:

①若 S 的两个特征值近似相等, 且值均很大, 则表示 S 在各个方向上均较大, 即窗口中包含角点;

②若 S 的两个特征值近似相等, 且值均很小, 则表示 S 在各个方向上均较小, 即窗口中包含平面区域;

③若 S 的两个特征值中一个远远大于另一个, 则表示 S 在仅某个方向上较大, 即窗口中包含边缘;

通过结构张量获取金属器件镀锌表面图像轮廓显著图的主要步骤如下所示:

步骤1: 对图像 $I(x, y)$ 缩放处理, 调整图像至显著图期望尺寸;

步骤2: 对步骤(1)所得图像中每个位置的线性结构张量 S 加以计算;

步骤3: 对于上一步中得到的全部 S , 计算对应 γ_1 和 γ_2 , 利用全部像素位置的 $|\gamma_1 + \gamma_2|$ 构建矩阵 G , 全部 $|\gamma_1 - \gamma_2|$ 构建矩阵 H ;

步骤4: 归一化处理, 所得 G 、 H 别为角点显

著图和边缘显著图。

为了消除不同通道像素取值差异对显著图的影响, 所提方法在得到通道特征显著图后, 引入Itti模型对显著图规范化处理^[12], 确保来自不同尺度的特征在合并时具有相同的影响力, 从而避免大的尺度特征主导最终的显著图。为了避免各通道像素取值不同影响最终显著图效果, 映射图像像素值至 $[0, N]$ 内, 并计算除 N 外全部局部最大值的均值 n 。在此基础上, 将图像中全部值均与 $(N - n)^2$ 相乘, 并依据下式将各通道显著图线性组合, 即可得到最终视觉显著图 Q 如下:

$$Q = \frac{\Lambda(O) + \Lambda(I) + \Lambda(CL)}{3} + (G + H) \times (N - n)^2 \quad (4)$$

式中: $\Lambda(\cdot)$ 表示规范化操作^[13]; $\Lambda(CL)$ 表示颜色规范化显著图; $\Lambda(I)$ 表示亮度规范化显著图; $\Lambda(O)$ 表示轮廓规范化显著图。其中颜色和亮度显著图计算方法采用Itti模型方法。

2 金属器件镀锌表面缺陷识别

在依据公式(4)得到的视觉显著图中, 若原始金属器件镀锌表面中存在显著目标, 即存在缺陷, 则除显著目标外的背景区域灰度值整体偏低, 由此可对图像中是否存在缺陷加以判断。因此, 对于存在缺陷的图像, 本研究在分析常规Otsu算法运算原理的基础上, 利用二阶振荡粒子群优化算法改进Otsu算法, 通过迭代寻优过程得到最优灰度值阈值。利用该最优阈值分割金属器件镀锌表面图像, 分割出缺陷目标区域, 再利用Gabor小波变换方法进一步识别表面缺陷。

2.1 金属器具镀锌表面缺陷目标区域分割

由于金属器件镀锌表面图像的复杂性, 不同的图像可能需要不同的阈值对缺陷目标区域进行分割^[14]。常规采用的Otsu算法是一种基于类间方差的阈值分割方法, 但其固定的阈值选择方式可能不适用于复杂多变的金属器件镀锌表面图像。针对这一问题, 本研究通过在常规的Otsu算法引入二阶振荡粒子群优化算法, 自动搜索并确定最优的灰度阈值, 以适应不同图像的特性。二阶振荡粒子群优化算法通过多次迭代和调整, 可以逐渐逼近最优解。这种多次调整的过程有助于更精确地确定灰度阈值, 从而提高缺陷区域分割的准确性和稳定性。

将Otsu算法引入二阶振荡粒子群优化(SO-PSO)算法的过程中, 主要涉及到将Otsu算法的目标函数(即最大化类间方差)作为SO-PSO算法的适应

度函数,并通过SO-PSO算法来搜索最优的阈值。首先,需要初始化粒子群。每个粒子在搜索空间中代表一个可能的阈值解决方案,其位置对应于缺陷阈值的具体值,而速度决定了阈值在搜索空间中的更新方向和步长。其次,对于每个粒子(即每个阈值),计算表面缺陷图像在该阈值下的类间方差,方差越大,说明粒子(阈值)的适应度越高。

假设待检的视觉显著图 Q 可分为 $\{0, 1, \dots, i, \dots, F-1\}$ 个灰度级,其中,灰度级 f 对应像素总数为 m_f ,所占比例为 $p_f = \frac{m_f}{F}$,则有 $\sum_{f=0}^{F-1} p_f = 1$ 。然后采用

灰度值 Ψ 作为分割缺陷和背景的阈值,则处于区间 $[0, \Psi]$ 中的像素可视为背景 D_0 ,区间 $[\Psi, F-1]$ 中的像素可视为缺陷目标 D_1 ,由此可得到背景像素在图像中所占比例 η_0 和灰度值均值 μ_0 如下所示:

$$\begin{cases} \eta_0 = \sum_{f=0}^{\Psi-1} p_f \\ \mu_0 = \frac{1}{\eta_0} \sum_{f=0}^{\Psi-1} f \times p_f \end{cases} \quad (5)$$

金属器具镀锌表面缺陷目标像素在图像中所占比例 η_1 和灰度值均值 μ_1 如下所示:

$$\begin{cases} \eta_1 = \sum_{f=\Psi}^{F-1} p_f \\ \mu_1 = \frac{1}{\eta_1} \sum_{f=\Psi}^{F-1} f \times p_f \end{cases} \quad (6)$$

图像整体灰度值均值 μ 如下所示:

$$\mu = \sum_{f=0}^{F-1} f \times p_f \times (\mu_0 + \mu_1) \quad (7)$$

由此可得到 D_0 与 D_1 的类间方差 η_0 如下所示:

$$\sigma^2 = \eta_0(\mu_0 - \mu)^2 + \eta_1(\mu_1 - \mu)^2 = \eta_0\eta_1(\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (8)$$

式(8)所得的 σ^2 是确定Otsu算法最优阈值的标准。当 σ^2 取最大值时, D_0 与 D_1 之间差异最大,此时对应的灰度值阈值 Ψ 即为可用阈值^[15]。

然后,通过SO-PSO算法来优化阈值的选择,其通过模拟粒子在解空间中的运动,利用全局和局部最优解的信息来指导粒子的搜索方向。这种机制有助于算法在搜索初期快速定位到潜在的最优解区域,从而提高全局搜索的准确性。

在每一次迭代中,每个粒子都会根据其个体最优解(该粒子迄今为止找到的最佳阈值)和全局最优解(整个粒子群迄今为止找到的最佳阈值)来更新其位置和速度,同时在更新粒子速度和位置过程中引

入振荡项,帮助粒子在搜索空间中更好地平衡局部搜索和全局搜索。

假设 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 和 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示在 d 维空间中寻优的任意粒子 i 当前位置和速度, $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 表示粒子 i 最优解集, $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 表示粒子种群最优解集,依据下式更新粒子 i 位置和速度:

$$\begin{cases} x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \\ v_{id}^{k+1} = \omega_g v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{im}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gm}^k - x_{id}^k) \end{cases} \quad (9)$$

式中: k 和 $k+1$ 表示当前次和下一次迭代; ω_g 表示惯性权重; c_1 和 c_2 表示学习因子; r_1 和 r_2 表示 $[0,1]$ 内随机数; x_{gd}^k 表示当前全局最优位置; t 表示总迭代次数。

但传统粒子群优化算法易出现早熟问题^[16],为此,所提方法在粒子群优化算法中添加二阶振荡。二阶振荡机制可以使粒子在接近最优解时能够进行更精细的调整。这种机制通过增加粒子在解空间中的振荡频率和幅度,令粒子能够在最优解附近进行更细致的探索,从而提高局部搜索的精度,由此得到新的粒子速度迭代更新准则如下所示:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_g v_{id}^k + \frac{c_1 \times r_1 \times (P_{im}^k - (1 + \varepsilon_1) x_{id}^k + \varepsilon_1 x_{id}^{k-1})}{c_2 \times r_2 \times (P_{gm}^k - (1 + \varepsilon_2) x_{gd}^k + \varepsilon_2 x_{gd}^{k-1})} \quad (10)$$

式中: ε_1 和 ε_2 表示二阶振荡因子。

基于公式、当前次和上一次迭代中粒子位置以及粒子个体最优解,即可得到粒子下一次迭代的运动方向。此时,算法会持续迭代更新粒子的位置和速度,直到适应度函数值的变化小于预设阈值,表示算法已经收敛到一个相对稳定的最优解。

采用改进的二阶振荡粒子群优化Otsu算法分割金属器件镀锌表面缺陷时,以 σ^2 作为粒子适应度,粒子位置即为 Ψ ,经过不断迭代后可得到最优灰度值阈值,具体步骤如下:

步骤1:初始化二阶算法相关参数;

步骤2:将Otsu算法类间方差 σ^2 作为适应度函数,依据公式(8)计算粒子适应度值,迭代更新粒子个体和全局最优位置;

步骤3:SO-PSO算法根据搜索过程中的反馈信息,通过公式(10)和公式(9)动态更新粒子速度和位置,这种自适应性使得算法能够更好地适应不同图像的特性,有助于搜索到最优的灰度阈值;

步骤4:当算法达到最大迭代次数时停止计算,输出全局最优位置,即Otsu算法的最优灰度值阈值如下:

$$\mu' = \frac{\mu}{\sigma^2} (x_{id}^{k+1} \times v_{id}^{k+1}) \quad (11)$$

反之，则返回步骤2重复迭代；

步骤5：利用最优灰度值阈值 μ' 分割金属器件镀锌表面图像，得到缺陷目标区域如下：

$$Z = \frac{\mu' \times Q}{\sigma^2} \quad (12)$$

2.2 缺陷识别

在利用改进的二阶振荡粒子群优化Otsu算法分割处金属器件镀锌表面缺陷区域后，利用Gabor小波变换进一步识别表面缺陷。Gabor小波变换是一种在图像处理、纹理分析和生物视觉系统中广泛使用的特征提取方法，能够很好地捕捉图像中的局部频率和方向信息^[17]。令 $\phi_u(z)$ 表示笛卡尔坐标系下二维Gabor小波函数，如下所示，

$$\phi_u(z) = \frac{\|g_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{\frac{-g_{u,v}^2}{2\sigma^2}} \times \left(e^{-ig_{u,v} \cdot z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right) \quad (13)$$

式中： $z=(x,y)$ 表示图像中任意像素坐标； u 和 v 分别表示 $\phi_u(z)$ 的方向和尺度； σ 表示高斯窗口波长变化函数； $g_{u,v}$ 表示像素散布函数； i 表示复数算子。

用 S^2 表示金属器件镀锌表面缺陷图像像素离散域， C^2 表示类间方差集合，由式(13)可知， $\phi_u(z)$ 为 $S^2 \rightarrow C^2$ 上的复值函数，则可将 $\phi_u(z)$ 表示为实部和虚部的形式，如下所示：

$$\phi_u(z) = S_u(z) + I_u(z) \quad (14)$$

式中： $I_u(z)$ 表示经由Gabor小波变换和图像 h 卷积生成的虚部函数； $S_u(z)$ 表示实部函数。

假设 $(h_0, h) \in (x, y)$ ，通过Gabor小波描述该点周围图像特征^[18]，可将缺陷图像在 h_0 点的卷积函数 $G_{u,v}(h_0)$ 表示为：

$$G_{u,v}(h_0) = \int_0^{+\infty} Z * \phi_u(h_0 - h) dh \quad (15)$$

式中： $*$ 表示卷积操作。

基于式(14)，可得到图像Gabor特征集 O 如下所示：

$$O = \{G_{u,v}(h_0)\} \quad (16)$$

$$u \in \{0, 1, \dots, 8\}, v = 2$$

依据Gabor小波变换的性质，可利用式(16)计算得到的 O 获取金属器件镀锌表面缺陷图像在不同频段和方向上的边缘信息以及局部明显特征，采用突变点或奇异点构建集合，该集合即为缺陷目标集合。

在得到缺陷集合后，引入加权马氏距离表示协方差距离，突出图像边缘像素特征，可以使缺陷兴趣区域更为显著^[19]。最后采用连通区域标记的方式检索并标记缺陷，在连通区域标记过程中，每个独立的连通区域会被赋予一个唯一的标识符^[20]。由此可以实现缺陷自动识别。

3 实验与结果

为了验证基于改进Otsu算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法整体有效性，设计如下实验测试。

实验选取无缺陷和存在孔洞、划痕、划伤、夹杂、锌灰、渣带缺陷的金属器件镀锌表面图像构建实验图像集，部分缺陷实例如图1所示。数据格式遵循Pascal VOC数据集格式，经扩增后实验图像集中共包含5 620张图像。实验环境如表1所示。

首先，为分析传统Otsu算法、二阶振荡粒子群优化Otsu算法在提高金属器件镀锌表面缺陷目标分割稳定性方面的优势，在正式开始实验前，针对二者展开消融试验，以召回率为指标，将网络参数调整至最优状态，得到结果如图2所示。

分析图2所示结果可知，二阶振荡粒子群优化Otsu算法的召回率随着步长的增加在200步长后快速稳定，且始终保持在90%以上，而传统Otsu算法的召回率的最大值仅为91%，这说明二阶振荡粒子群优化Otsu算法具有较高的鲁棒性，可以在运行过程中保持更高的稳定性。同时，通过该实验，为确保二阶振荡粒子群优化Otsu算法的运行效果，将训练步数设置为1 000步。

然后，以划伤和渣带缺陷为例，对比本文研究的二阶振荡粒子群优化Otsu算法与传统Otsu算法的缺陷识别效果，结果如图3所示。

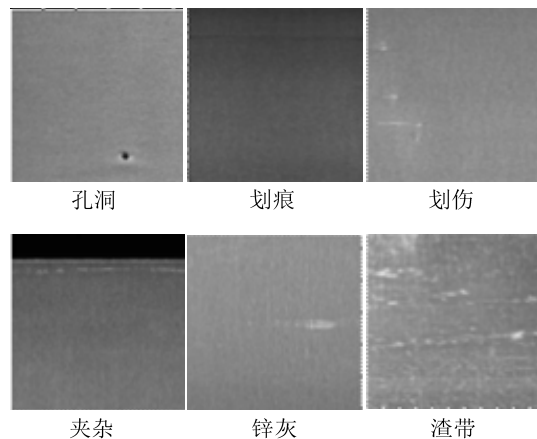


图1 部分缺陷实例图

Fig.1 Partial defect example diagram

表1 实验环境参数

Tab.1 Experimental Environment Parameters

实验环境	算法	参数	数值
硬件部分	—	处理器	Intel Core i7-9700K
		RAM	32.0GB
		GPU	GeForce GTX 2080 Titan 11GB 显存
		操作系统	Windows 7
		开发工具	Python、Pytorch
软件部分	二阶振荡粒子群优化算法	粒子群数目	15
		迭代次数	20
		惯性系数	由0.9递减至0.4
		学习因子	2
	Gabor 小波变换	卷积模板尺寸	32×32
		最大采样频率	$\pi/2$
		空间频率	$\pi/3$
		滤波器尺度	2
		加权马氏距离阈值	0.6

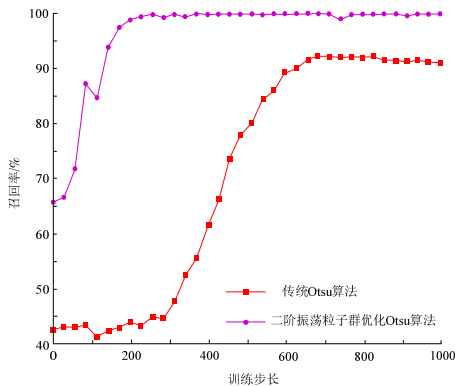


图2 算法消融实验结果

Fig.2 Experimental results of algorithm ablation

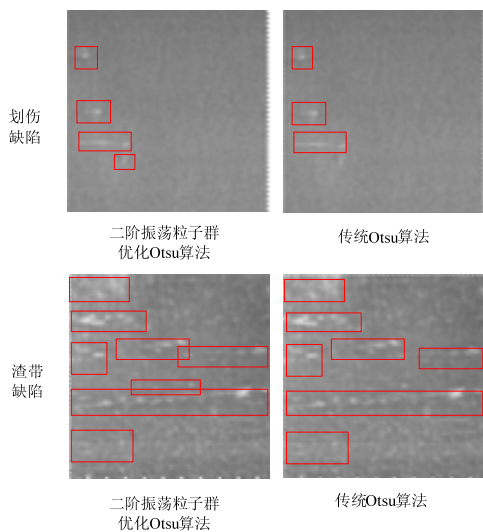


图3 直观识别效果

Fig.3 Intuitive recognition effect

观察图3可以看出,二阶振荡粒子群优化Otsu算法可以准确识别出每一个划伤缺陷与渣带缺陷。而常规的Otsu算法出现了漏识别的情况,且在识别渣带缺陷时,未能完成标记渣带。

然后,采用Dice相似系数(DSC)、Hausdorff距离(HD)和平均交并比(MIoU)评价本文研究的二阶振荡粒子群优化Otsu算法与传统Otsu算法在金属器件镀锌表面缺陷目标分割中的性能,DSC、HD和MIoU计算公式如下所示:

$$\begin{cases}
 DSC(a_i, b_i) = \frac{2|a_i \cap b_i|}{|a_i| + |b_i|} \\
 HD(a_i, b_i) = \max[d(a_i, b_i), d(b_i, a_i)] \\
 MIoU = \frac{1}{m+1} \frac{\sum_{j=0}^m n_{jj}}{\sum_{j=0}^m n_{jk} + \sum_{k=0}^m n_{kj} - n_{jj}}
 \end{cases} \quad (17)$$

式中: a_i 和 b_i 分别表示像素 i 标注类型和预测类型; $d(a_i, b_i)$ 表示 a_i 和 b_i 中任意元素之间最小距离的最大值; $d(b_i, a_i)$ 同理; α 和 β 分别属于 a_i 和 b_i ; m 表示类型总数; n_{jj} 表示类型 j 被正确预测的数量; n_{jk} 表示类型 j 被预测为类型 k 的数量; n_{ki} 表示类型 k 被预测为类型 j 的数量。

Dice相似系数越大、Hausdorff距离越小、平均交并比越高,则分割出的缺陷目标区域与真实缺陷区域重合度越高,即对应方法的缺陷目标分割性能越强,依据上式计算两种方法在不同类型表面缺陷图像中的各项指标,结果如表2所示。

表 2 不同方法缺陷目标分割性能检测结果

Tab.2 Performance detection results of defect target segmentation using different methods

缺陷类型	评价指标	二阶振荡粒子群优化 Otsu 算法	常规 Otsu 算法
孔洞	DSC	0.974 8	0.8723
	HD	0.189 4	0.312 8
	MIoU	0.892 5	0.842 6
划痕	DSC	0.965 8	0.824 9
	HD	0.594 1	0.954 1
	MIoU	0.901 5	0.855 2
划伤	DSC	0.957 9	0.859 3
	HD	1.216 5	1.681 0
	MIoU	0.863 6	0.835 9
夹杂	DSC	0.961 9	0.850 5
	HD	0.687 1	0.756 1
	MIoU	0.871 1	0.826 8
锌灰	DSC	0.943 2	0.842 1
	HD	1.504 6	1.924 8
	MIoU	0.886 4	0.816 3
渣带	DSC	0.942 5	0.832 3
	HD	0.489 9	0.528 0
	MIoU	0.872 6	0.831 8

由表2可以看出,二阶振荡粒子群优化后的Otsu算法在不同类型缺陷目标分割中的Dice相似系数和平均交并比均高于传统Otsu算法且Hausdorff距离均低于传统Otsu算法,说明二阶振荡粒子群优化后的Otsu算法在分割缺陷目标时,能够更准确地识别出缺陷边界和形状,减少误分割和漏分割的情况,且在处理不同类型、不同大小缺陷中具有更强的适应性和稳定性。

为了进一步评估所提方法在金属器件镀锌表面缺陷识别中的性能,引入敏感度和特异性作为评价指标,敏感度描述的是方法正确识别缺陷的能力,特异性描述的是方法正确辨识缺陷和非缺陷的能力,敏感度和特异性越高,则对应方法在表面缺陷识别中的性能越强,对比所提方法、文献[5]方法和文献[6]方法的敏感度和特异性,共开展50次实验,结果取平均值,如表3所示。

表 3 不同方法缺陷整体识别性能检测结果

Tab.3 Overall Defect Identification Performance Test Results of Different Methods

缺陷类型	评价指标	所提方法	文献[5]方法	文献[6]方法
孔洞	敏感度/%	97.39	91.56	90.80
	特异性/%	97.27	89.27	94.23
划痕	敏感度/%	97.46	93.76	87.93
	特异性/%	97.29	88.78	93.89
划伤	敏感度/%	98.84	91.09	87.49
	特异性/%	97.73	93.48	94.20
夹杂	敏感度/%	98.35	92.89	91.71
	特异性/%	96.96	90.11	90.42
锌灰	敏感度/%	98.33	90.34	90.26
	特异性/%	97.97	89.08	88.63
渣带	敏感度/%	99.29	93.81	88.28
	特异性/%	98.22	92.53	89.97

由表3可以看出,与文献[5]方法和文献[6]方法相比,所提方法的敏感度和特异性更高,说明所提方法在金属器件镀锌表面缺陷识别中能够更准确地识别出缺陷,同时对非缺陷图像的识别能力也更强。这是因为所提方法通过结构张量提取轮廓信息,并利用Itti模型提取颜色和亮度信息,生成多通道显著图并进行线性组合。这样综合考虑了不同通道的信息,提高了对图像中缺陷区域的感知和识别能力。此外,所提方法引入二阶振荡粒子群优化算法为Otsu算法选择最优灰度阈值,能够更准确地分割金属器件镀锌表面图像,从而减少误判和漏判,提高了敏感性和特异性。

4 结论

金属器件镀锌表面缺陷识别技术的不断进步,对于提升产品质量、保障工业安全以及促进相关领域的技术创新具有重要意义。通过图像处理等自动化技术对镀锌表面自动分析,能够快速准确地识别出各种缺陷,为后续质量控制和生产决策提供有力支持。

为了解决目前存在的表面缺陷识别敏感度和特异性较低问题,提出基于改进Otsu算法的金属器件镀锌表面缺陷识别方法,通过结构张量和Itti模型构建金属器件镀锌表面图像视觉显著图,筛选缺陷图像,利用改进的二阶振荡粒子群优化Otsu算法分割图像缺陷目标区域,结合Gabor小波变换、加权马氏距离和连通区域标记方法自动识别表面缺陷。该方法能够有效地提升表面缺陷识别敏感度和特异性,为镀锌技术更广泛地应用提供思路。

参考文献

- [1] 金泉军,梁韬,吕玲芳,等.不同腐蚀试验方法对镀锌材料的防腐性能评价研究[J].材料保护,2023,56(2): 51-56,76.
- [2] 桂根生.车用镀锌钢多维腐蚀分析与评估应用研究[J].电镀与精饰,2021,43(12): 23-28.
- [3] 周经中,王晓芳,陈云,等.输电杆塔用热镀锌钢在模拟东南沿海大气环境中的加速腐蚀试验方法研究[J].材料保护,2021,54(11): 57-62.
- [4] 王道累,刘易腾,杜文斌,等.基于级联孪生密集网络的金属表面缺陷检测方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(6): 946-952.
- [5] 王一,龚肖杰,程佳,等.基于改进YOLOv5的金属工件表面缺陷检测[J].包装工程,2022,43(15): 54-60.
- [6] Jiang Y F, Zhou X, Zhang W Y. A surface defect detection method for rolling magnesium alloy sheet based on computer vision[J]. Metalurgija, 2021, 60(1-2): 63-66.
- [7] Chen W, Zou B, Yang J Z, et al. The machined surface defect detection of improved superpixel segmentation and two-level region aggregation based on machine vision[J]. Journal of manufacturing processes, 2022, 80(8): 287-301.
- [8] 南柄飞,郭志杰,王凯,等.基于视觉显著性的煤矿井下关键目标对象实时感知研究[J].煤炭科学技术,2022,50(8): 247-258.
- [9] Sun X M, Han Y, Chen Y, et al. Aerial image defogging method based on nonlocal feature structure tensor by UAV cameras with three-channel RGB cameras[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2022, 16(4): 1-17.
- [10] 胡荣明,苏瑞鹏,竞霞,等.融合改进小波去噪与T-Taylor的井下定位算法[J].测绘通报,2023(2): 46-51.
- [11] 霍银磊,裴学胜,李梦瑶.曲梁缓冲器的大变形及变形能的椭圆函数解[J].振动与冲击,2023,42(3): 43-49.
- [12] 闫本超,潘如如,周建,等.基于改进Itti显著模型的织物疵点实时检测[J].纺织学报,2023,44(7): 95-102.
- [13] 赵川翔.590 MPa级低合金高强度热镀锌钢板表面亮点缺陷分析[J].金属热处理,2022,47(6): 270-273.
- [14] 陈浩然,范方辉,牟天.基于OTSU图像分割算法的碎米检测[J].食品研究与开发,2023,44(20): 175-183,8.
- [15] 海涛,程沛源,杨嘉芑,等.基于二阶振荡粒子群优化算法的最大功率跟踪[J].科学技术与工程,2022,22(26): 11402-11408.
- [16] 姚宏,于七龙,那琳.基于粒子群优化算法-广义回归神经网络的磷化膜耐腐蚀性预测模型[J].电镀与精饰,2021,43(11): 1-6.
- [17] Mejjali H, Shah, F A. A new class of uncertainty principles for the Gabor transform[J]. International journal of geometric methods in modern physics, 2022, 19(7): 19-41.
- [18] 唐励勤,刁节涛,陈长林,等.面向大规模卷积计算的多忆阻器阵列互连结构设计[J].国防科技大学学报,2023,45(5): 222-230.
- [19] 文娟.应用加权马氏距离与退化模型预测丝杠副寿命[J].高技术通讯,2023,33(9): 957-966.
- [20] 郭昭艺,黄祥,孟悦,等.基于改进连通区域标记的跳频信号分选识别[J].现代防御技术,2023,51(2): 71-83.