

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2025.11.013

高亮异形电镀件表面斑点缺陷智能识别研究

王静^{1*}, 祝鹏²

(1. 赤峰学院 数学与计算机科学学院, 内蒙古 赤峰 024000; 2. 内蒙古农业大学
计算机技术与信息管理系, 内蒙古 呼和浩特 010018)

摘要: 高亮异形电镀件表面呈现出高度不规则的几何形貌, 这种复杂的微观结构特性使其在多变的光照条件下极易产生反射光斑现象。这些反射光斑区域与周边低亮度区域之间形成了极为悬殊的亮度差异, 进而引发图像失真问题, 降低斑点特征的识别精度。为此, 提出高亮异形电镀件表面斑点缺陷智能识别研究。将原始电镀件表面图像划分为 Retinex 增强层、亮度增强层和细节突出层, 获得增强后的电镀件图像。采用蝙蝠算法对 Res-UNet 网络的特征提取层数进行优化后, 将增强后的电镀件图像输入到改进后的 Res-UNet 网络中, 该网络能够自动学习电镀件表面斑点缺陷的特征表示, 并精准地将其从背景中分割出来, 从而实现斑点缺陷的精确识别。实验结果表明, 该方法能够有效消除光晕与噪点, 准确识别电镀件表面的斑点缺陷。

关键词: 高亮异形电镀件; 斑点缺陷识别; Retinex 增强; 蝙蝠算法; Res-UNet 网络
中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Research on intelligent recognition of surface spot defects on high brightness irregular electroplated parts

Wang Jing^{1*}, Zhu Peng²

(1. College of Mathematics and Computer Science, Chifeng University, Chifeng 024000, China; 2.
Department of Computer Technology and Information Management, Inner Mongolia Agricultural
University, Hohhot 010018, China)

Abstract: The surface of the high gloss irregular electroplated parts presents a highly irregular geometric morphology, and this complex microstructural characteristic makes it prone to reflection spot phenomenon under variable lighting conditions. These reflected light spot areas form a significant brightness difference with the surrounding low brightness areas, which leads to image distortion and reduces the recognition accuracy of spot features. Therefore, a research on intelligent recognition of surface spot defects on high brightness irregular electroplated parts is proposed. Divide the original surface image of the electroplated part into Retinex enhancement layer, brightness enhancement layer, and detail highlighting layer to obtain the enhanced electroplated part image. After optimizing the feature extraction layers of the Res UNet network using the bat algorithm, the enhanced electroplated image is input into the improved Res UNet network, which can automatically learn the feature representation of

收稿日期: 2025-04-18

修回日期: 2025-5-02

通信作者: 王静(1973—), 女, 硕士, 副教授, 研究方向为网络安全、大数据、人工智能, email: jikdsfhsd561@163.com

基金项目: 内蒙古自治区科技计划项目“内蒙古沿域智慧农业关键技术研发和应用(2020GG0033)”

引用信息: 王静, 祝鹏. 高亮异形电镀件表面斑点缺陷智能识别研究[J]. 电镀与精饰, 2025, 47(11): 93-99.

Wang Jing, Zhu Peng. Research on intelligent recognition of surface spot defects on high brightness irregular electroplated parts[J]. Plating and Finishing, 2025, 47(11): 93-99.

surface spot defects on electroplated parts and accurately segment them from the background, thereby achieving precise recognition of spot defects. The experimental results show that this method can effectively eliminate halo and noise, and accurately identify spot defects on the surface of electroplated parts.

Keywords: high gloss shaped electroplated parts; spot defect recognition; retinex enhancement; bat algorithm; res unet network

电镀技术通过在基材上沉积金属镀层,赋予其功能性、装饰性和防护性。在高亮异形电镀件中,电镀技术不仅提升了产品的美观性和抗腐蚀性^[1-2],还增强了用户体验感。电镀层比热浸层更为均匀,其厚度范围从几个微米到几十微米不等,可以显著提高异形件的表面硬度和耐磨性。但在电镀过程中,如果操作不当、电流密度不均匀、镀液成分不稳定等,都会导致电镀层的质量不佳,出现斑点等表面缺陷。因此,如何根据电镀件的特性从复杂的图像中提取有效的瑕疵特征,成为当前亟需解决的问题。

针对上述在电镀过程中存在的问题,国内外学者进行了深入研究。在国内研究中,付泓豪等^[3]采用了提取并分离图像高低频信息的方法,通过线性叠加的方式实现图像增强,随后利用引导滤波对增强后的图像进行处理,以滤除噪声和无关纹理信息,并最终采用LoG-Blob算法进行斑点识别。然而,由于反射光斑导致的高亮区域以及不规则表面结构,使图像灰度值分布不均,导致LoG-Blob算法在计算拉普拉斯算子时产生错误响应,从而显著降低了斑点识别的准确率,出现大量的误检和漏检情况。胡广华等^[4]则通过提取目标表面的三维几何形貌信息,利用对比度金字塔融合多方向光照图像,获取RGB融合特征,并将其输入YOLOv5网络以实现斑点缺陷识别。但不同光照条件下形成的反射光斑会干扰图像融合过程,可能使融合后的RGB特征图中光斑更为突出,从而掩盖了斑点特征,导致模型出现误判或无法有效提取斑点信息,进而降低了识别准确率,增加了误检和漏检的风险。在国外研究中,Teng等^[5]建立了YOLOv7监测模型,并针对传统卷积的不足,在模型中设计了全维动态卷积,同时利用注意力机制捕获缺陷信息。然而,高亮异形电镀件表面的不规则结构和反射光斑使图像特征变得复杂,破坏了图像灰度分布规律,导致YOLOv7在特征提取和特征图构建时难以准确捕捉斑点特征,进而降低了目标检测的精度。Tang等^[6]对图像

进行预处理,检测并分割图像的ROI区域,然后提取ROI区域的缺陷特征以实现缺陷分类识别。然而,由于表面结构的不规则性,灰度和纹理变化复杂,传统分割算法难以准确划分包含斑点的ROI区域,可能提取到的是光斑特征而非斑点特征,或者遗漏了真正的斑点特征,从而影响了分类识别的准确性,同样造成了误检和漏检的问题。

针对上述问题,本研究提出了高亮异形电镀件表面斑点缺陷智能识别,针对高亮异形电镀件表面斑点缺陷问题,采用综合图像增强处理方法凸显斑点信息。该方法融合Retinex增强层、亮度增强层和细节突出层,在HSV空间内对电镀件表面图像的V通道进行等价复制并融合处理,有效增强了斑点与背景的对亮度。其中,Retinex增强层通过加权引导滤波估计亮度,分离高亮区域;亮度增强层结合Sigmoid函数与Gamma校正归一化亮度;细节突出层建立局部线性增强模型挖掘细节。完成斑点凸显后,利用蝙蝠算法优化Res-UNet网络特征提取层数,使其更贴合电镀件斑点缺陷识别任务。优化后的网络通过输入层接收增强图像,经Res-UNet层提取高层次斑点特征,编码器层调整特征图,解码器层反卷积处理,最终在输出层利用Softmax函数实现斑点缺陷识别。此方法可显著提高电镀件表面斑点缺陷的识别准确性和可靠性。

1 电镀件斑点凸显处理

在高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别过程中,电镀件的高亮特性和复杂纹理背景常导致斑点缺陷被掩盖或难以准确识别。为了增强缺陷区域与背景之间的对比度,凸显缺陷特征,从而提高识别的准确性和可靠性,本研究采用了一种综合的图像增强处理方法。该方法融合了Retinex增强层、亮度增强层和细节突出层来实现斑点信息的增强。该方法在HSV空间内对电镀件表面图像的原始V通道进行等价复制,以获得Retinex增强层、亮度增强层与细节突出层,并将这三部分进行融合处理,从而实现

对斑点信息的有效增强^[7-8]。

(1) Retinex增强层

在高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别过程中,为了克服电镀件高亮特性和复杂纹理背景对斑点缺陷识别的干扰,本研究采用了Retinex增强层。该层是一种有效的图像处理层,其通过加权引导滤波估计图像亮度,分离亮度变化成分,在YCbCr空间对Y通道平滑处理作引导^[9-10],计算反射量并非线性拉伸,增强缺陷与背景对比度。处理公式如下:

$$Y_f = \sum_{i=1}^3 A_i L \times \xi_i \quad (1)$$

式中: Y_f 表示引导图像; A_i 、 ξ_i 分别表示第*i*次形态学计算下采用的结构体元素与加权值; L 表示亮度信息,其计算公式如下:

$$L(x, y) = \frac{\sum_{(u,v) \in e^{(x,y)}} \{s^{(u,v)} Y_f + n^{(u,v)}\}}{|e^{(x,y)}|} \quad (2)$$

式中: $L(x, y)$ 表示图像亮度估计结果; $e^{(x,y)}$ 表示像素点 (x, y) 在图像内的局部邻域; $|e^{(x,y)}|$ 表示像素在邻域

$$R_{out} = \begin{cases} 0 & R(x, y) < (M - f\chi) \\ \frac{R(x, y) - (M - f\chi)}{(M + f\chi) - (M - f\chi)} & (M - f\chi) < R(x, y) < (M + f\chi) \\ 255 & (M + f\chi) < R(x, y) \end{cases}$$

式中: M 、 χ 分别表示反射量 $R(x, y)$ 的均值与方差; f 表示截断因子,主要用于控制图像的拉伸范围。

(2) 亮度增强层

结合Sigmoid函数与Gamma校正方法^[13-14],归一化处理图像亮度,获得 R_{en} :

$$R_{en} = R_{out} 255 \times \{2 \arctan[k\Psi(x, y)]\} / \pi \quad (6)$$

式中: $\Psi(x, y)$ 表示归一化处理; k 表示控制图像亮度层次的调节因子。

(3) 细节突出层

为了突出高亮异形电镀件表面存在的斑点,本研究建立局部线性增强模型对细节信息展开挖掘:

$$E_1 = \frac{D[I(x, y) - bm(x, y)]}{\sigma(x, y) + \alpha} + R_{en} m(x, y) \quad (7)$$

式中: E_1 表示细节增强结果; D 表示原始电镀件表面图像的全局均值; 参数 b 的主要作用是控制像素的偏离程度; $m(x, y)$ 、 $\sigma(x, y)$ 分别表示 $n \times n$ 局部邻域的均值与标准偏差。融合Retinex增强层、亮度增强层与细节层突出层获得增强后的高亮异形电镀件表面图像 I_z :

$$I_z = w_1 R_{out} + w_2 R_{en} + w_3 E_1 \quad (8)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示 R_{out} 、 R_{en} 、 E_1 对应的加权

$e^{(x,y)}$ 内的总数; (u, v) 表示 $e^{(x,y)}$ 中的像素点; 参数 $s^{(u,v)}$ 、 $n^{(u,v)}$ 可通过下式计算得到:

$$\begin{cases} s^{(u,v)} = [|e^{(x,y)}|^{-1} \sum_{(k,j) \in e^{(x,y)}} I(k, j) Y_f - \mu^{(u,v)} \mu_f^{(u,v)}] / \\ [\sigma_f^{(u,v)}]^2 + \sum [(\sigma_{Y_f}^2 + x) / (\sigma_f^2 + x)] / N \\ n^{(u,v)} = L(x, y) \mu^{(u,v)} - s^{(u,v)} \mu_f^{(u,v)} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $I(k, j)$ 表示像素点 (k, j) 处对应的像素值; $\sigma_f^{(u,v)}$ 、 $\mu^{(u,v)}$ 、 $\mu_f^{(u,v)}$ 分别表示邻域 $|e^{(x,y)}|$ 内引导图像 Y_f 对应的方差与均值; $\mu^{(u,v)}$ 表示邻域 $|e^{(x,y)}|$ 处图像对应的均值; $\sigma_{Y_f}^2$ 表示 Y_f 的方差; N 表示像素数量; σ_f^2 表示电镀件表面图像邻域内的方差; x 表示常数。根据亮度估计结果,计算图像的反射量 $R(x, y)$:

$$R(x, y) = n^{(u,v)} \alpha \log[I(x, y)] - s^{(u,v)} \beta \log[L(x, y)] \quad (4)$$

式中: α 表示亮度调节因子; $I(x, y)$ 表示原始电镀件表面图像; β 表示细节调节因子。根据反射量计算结果对图像展开非局部线性拉伸,避免过度拉伸导致的图像失真问题,实现Retinex增强^[11-12],将结果表示为 R_{out} :

$$\begin{cases} R(x, y) < (M - f\chi) \\ (M - f\chi) < R(x, y) < (M + f\chi) \\ (M + f\chi) < R(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

因子。

2 电镀件斑点缺陷识别方法

在高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别中,完成斑点凸显处理后,虽然斑点信息得到了增强,但由于高亮异形电镀件自身的特点,如表面几何结构不规则,不同光照下易形成反射光斑,导致图像存在失真问题,传统的识别方法难以准确捕捉和识别斑点特征^[15-16]。而Res-UNet网络本身在图像分割和特征提取方面有一定优势,但原始的Res-UNet网络结构可能并不完全适合该特定的识别任务,为此,本研究提出引入蝙蝠算法优化网络的特征提取层数,蝙蝠算法在本文研究中的优势在于能够动态调整Res-UNet网络的特征提取层数,通过智能优化网络结构,使其更适应高亮异形电镀件斑点缺陷识别的特定需求,提升复杂光照和纹理背景下的识别精度。具体优化过程如下:

(1) 根据Res-UNet网络在特征提取方面的特性,设置蝙蝠算法的主要参数,旨在高效调整网络架构。

(2) 对蝙蝠算法的参数展开初始化处理,随机

生成蝙蝠*i*的速度 v_i 与位置 x_i ，蝙蝠个体的位置 x_i 即为特征提取网络层数。

(3) 构建以斑点特征提取误差为基准的适应度函数*F*：

$$F = \sqrt{\sum_{i=1}^n (c_i - c_{1i})} \quad (9)$$

式中： c_i 表示斑点缺陷识别结果； c_{1i} 表示斑点缺陷的实际分类情况。利用上述适应度函数*F*获取蝙蝠在优化过程中的适应度^[17]，拥有最大适应度值的蝙蝠即为全局最优解。

(4) 对蝙蝠个体的速度与位置展开更新：

$$\begin{cases} v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x^*)g_i \\ x_i^{t+1} = F(x_i^t + v_i^{t+1}) \end{cases} \quad (10)$$

式中： v_i^t 、 x_i^t 、 v_i^{t+1} 、 x_i^{t+1} 分别表示第*i*个蝙蝠在第*t*、*t*+1次优化过程中对应的速度与位置； x^* 表示第*t*次全局搜索获得的最优位置； g_i 表示蝙蝠对应的声波频率。

(5) 随机在[0,1]区间内生成随机数 θ_1 ，将其与发射速率 r_i 展开比较，当前者大于后者时，通过下式随机对当前最优解 x_{old} 加一个扰动，产生新的特征提取层数 x_{new} ：

$$x_{new} = v_i^{t+1}x_{old} + x_i^{t+1}lS_t \quad (11)$$

式中： S_t 表示全部蝙蝠法在第*t*次网络优化过程中发出的声波响度均值； l 表示随机数，存在于范围[-1,1]内。

(6) 生成随机数 θ_2 ，如果该随机数小于相对均值 S_t ，且新解 x_{new} 的适应度值小于原始解的适应度值，保留上个步骤中生成的解 x_{new} ，并对参数 S_t 、 r_i 展开更新：

$$\begin{cases} S_i^{t+1} = x_{new} \delta S_i^t \\ r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\eta t)] \end{cases} \quad (12)$$

式中： δ 表示常数，存在于[0,1]区间内； η 表示声波响度增加系数； r_i^0 表示初始发射速率。

(7) 利用公式(9)确定蝙蝠个体的适应度值，根据计算结果对当前优化获取的最优解 x^* 展开更新；

(8) 判断目前优化次数是否达到蝙蝠算法的最大值，如果是输出最优解，即特征提取网络的层数；否则，返回步骤(2)中。

通过上述优化确定网络特征提取层数，获得改进后的Res-UNet网络，具体结构见图1。

图1中各层定义及功能如下：

(1) 输入层

将增强后的高亮异形电镀件表面图像作为输

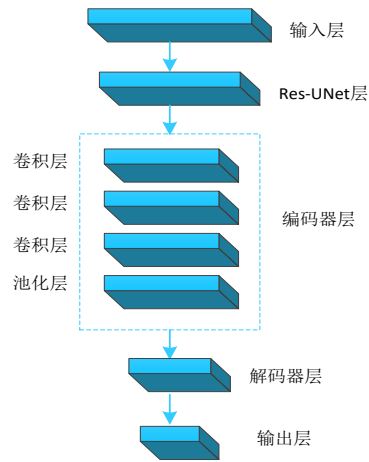


图1 改进 Res-UNet 网络

Fig.1 Improved Res UNet Network

入层的输入，将其传输至Res-UNet层中，获取斑点特征。

(2) Res-UNet层

Res-UNet层的主要作用是获取电镀件表面斑点的高层次特征^[18-19]，属于这一种特征提取器：

$$H_i = S_i^{t+1} f(\sum w - \zeta) \quad (13)$$

式中： H 表示斑点特征； $f()$ 表示特征提取函数； w 表示各特征提取网络之间的连接权重； ζ 表示特征提取网络之间的连接阈值。

(3) 编码器层

由一个池化层与三个卷积层构成编码器层^[20]，特征图经过卷积与池化处理其通道数量以及图片尺寸得以调整。

(4) 解码器层

该层的主要作用是反卷积处理特征图，实现特征之间的连接。

(5) 输出层

在输出层内利用Softmax函数实现高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别：

$$Z = \frac{\exp(H_i)}{\sum_{j=1}^m \exp(H_j)} \quad (14)$$

式中： m 表示特征数量； Z 表示缺陷识别结果。

3 实验与分析

为了验证改进Res-UNet网络下高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别方法的整体有效性，需要对其展开测试，测试之前需要设置Res-UNet网络的相关参数：

(1) 深度4；

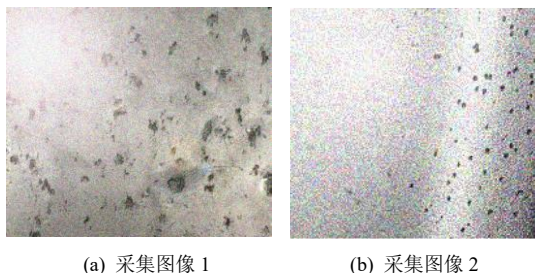
(2) 卷积核大小 3×3 ;

(3) 在下采样层中设置步长为2, 其余层设置步长为1;

(4) 激活函数ReLU;

(5) 上采样方式为双线性插值。

由于高亮异形电镀件表面光滑, 因此采集的图像中容易出现光晕, 且受采集设备与采集环境的影响, 图像中一般会掺杂噪点, 如图2所示。



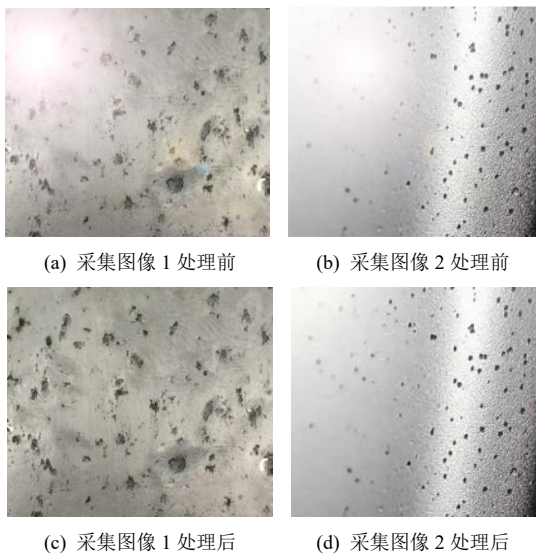
(a) 采集图像1 (b) 采集图像2

图2 高亮异形电镀件表面斑点区域

Fig.2 Spot area on the surface of the highlighted irregular electroplated part

3.1 图像增强效果分析

为了提高斑点缺陷检测精度, 需要对电镀件表面图像展开增强处理, 采用了两种增强方法: 一是改进Res-UNet网络下高亮异形电镀件表面异形斑点缺陷识别方法, 二是基于图像高频增强的塑料齿轮黑点缺陷高精度检测方法。处理结果分别如图3(a)和图3(b)所示。



(a) 采集图像1处理前 (b) 采集图像2处理前

(c) 采集图像1处理后 (d) 采集图像2处理后

图3 图像处理结果

Fig.3 Image Processing Results

图3(a)中, 光晕与噪点均被有效消除, 验证了采用改进Res-UNet网络的方法在图像处理上取得了

良好的效果。相比之下, 图3(b)虽然成功滤除了噪点, 但光晕现象仍然存在, 这表明基于图像高频增强的方法在图像处理效果上还有待进一步提升。分析本文方法所得实验结果, 关键在于图像分层增强处理, Retinex增强层利用加权引导滤波技术, 成功分离出由反射光斑引起的高亮区域, 使缺陷特征得以凸显, 显著提升了斑点缺陷的检测精度。

3.2 图像特征提取效果分析

为了提高特征提取精度, 所提方法采用蝙蝠算法对Res-UNet网络进行了改进, 蝙蝠算法的相关参数取值如下:

(1) 最大脉冲音量1;

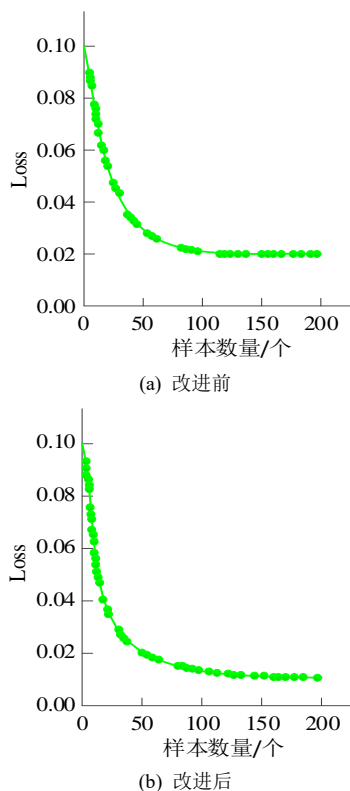
(2) 最小脉冲音量0.001;

(3) 初始脉冲发射率0.5;

(4) 脉冲发射调节参数0.2;

(5) 音量衰减系数0.93。

网络损失是评估神经网络在训练中“预测误差”的核心指标, 在图像特征提取任务中, 损失值衡量网络预测的分割/分类结果与真实图像标注之间的差距。损失值越小, 说明网络预测越接近真实情况, 特征提取精度越高; 反之则偏差较大。改进前后网络的损失曲线如图4所示。



(a) 改进前

(b) 改进后

图4 网络损失曲线

Fig.4 Network loss curve

由图4可知,改进后网络损失显著降低,验证了所提方法的有效性,采用改进后的Res-UNet对高亮异形电镀表面斑点图像展开特征提取,结果如图5所示。

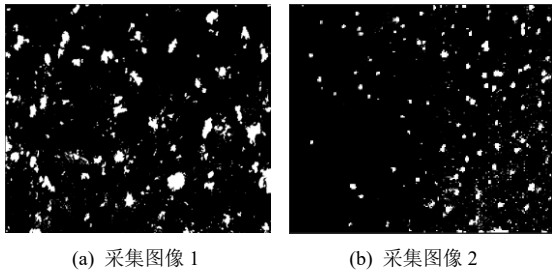


图5 特征提取

Fig.5 Feature extraction

分析图5可知,蝙蝠算法优化了Res-UNet网络特征提取层数,通过调整网络的层数,使网络结构更加合理。合理的网络结构能够更有效地提取图像中的特征信息,特别是对于斑点这类细节特征,较深的网络层数可能导致特征信息的丢失,而较浅的网络层数则可能无法充分提取特征。蝙蝠算法通过搜索找到最优的层数,从而平衡了特征提取的充分性和信息的保留性,提高了特征提取精度。

3.3 电镀件表面斑点缺陷识别精度分析

采用所提方法、LoG-Blob算法与YOLOv5网络模型展开高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别,将PR曲线下的面积mAP作为指标,对其识别精度展开评估:

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n A_i \quad (15)$$

式中: n 表示缺陷类别数量; A_i 表示第*i*个类别的识别精度。

图6为不同方法的平均精度均值(mAP)曲线图。所提出的方法在mAP这一关键指标上远高于其它两种方法,这有力地证明了所提方法在高亮异形电镀件表面斑点缺陷识别方面具有卓越的性能。所提方法首先通过一系列图像处理技术,特别是针对高亮区域的处理,有效地消除了图像中的光晕现象。光晕现象是电镀件表面图像中常见的干扰因素,会掩盖缺陷特征,增加识别的难度。通过消除光晕,图像中的缺陷特征得以凸显,为后续的特征提取和缺陷识别提供了更加清晰、准确的输入。在图像处理的基础上,所提方法进一步利用蝙蝠算法对Res-UNet网络的特征提取层数进行了优化,使网络能够更准确地捕捉到图像中的细节特征,特别是斑点缺

陷的特征。优化后的网络在特征提取过程中具有更强的鲁棒性和适应性,能够更好地应对不同光照条件、噪声水平等复杂环境因素的挑战。因此,根据提取的特征,所提方法能够准确地完成斑点缺陷的识别任务。

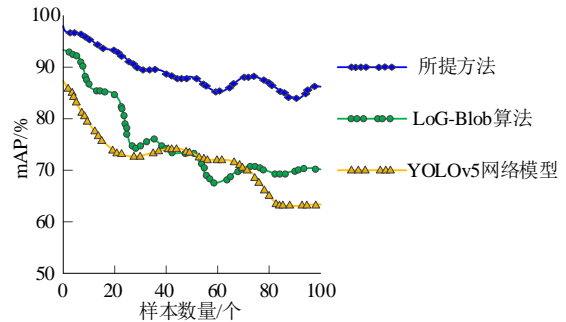


图6 不同方法的mAP

Fig.6 mAP of different methods

4 结语

鉴于当前缺陷识别方法在处理高亮异形电镀件表面斑点时存在的局限性,本研究提出了一种基于改进Res-UNet网络的新方法。该方法首先通过图像增强技术,包括Retinex增强层的加权引导滤波与非局部线性拉伸算法,有效消除了反射光斑引起的高亮区域和光晕现象,同时保留了图像的细节信息与亮度。随后,在亮度增强层和细节突出层进一步提升了图像的亮度和斑点细节信息的清晰度。经过图像融合后,将增强后的图像输入到经过蝙蝠算法优化特征提取层数的Res-UNet网络中。该网络能够深度挖掘并准确学习到斑点缺陷的特征表示,从而将其从复杂背景中精确分割出来。实验验证表明,所提方法不仅显著改善了图像处理效果,还大幅提高了斑点缺陷的识别精度,为高亮异形电镀件的质量控制和生产效率提升提供了有力支持。

参考文献

[1] 张维召,王静. 汽车后门外板电泳前基板团斑缺陷分析[J]. 电镀与涂饰, 2023, 42(8): 41-44.
 [2] 张斌,郭宇会,杨小平,等. 辊径对 Cu-Fe-P 铜合金轧制带材表面微观缺陷及性能的影响[J]. 锻压技术, 2024, 49(9): 122-128.
 [3] 付泓豪,张岱凌,江澜,等. 基于图像高频增强的塑料齿轮黑点缺陷高精度检测方法[J]. 工具技术, 2023, 57(4): 132-136.

- [4] 胡广华, 涂千禧. 基于光度立体和双流特征融合网络的工业产品表面缺陷检测方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2024, 52(10): 112-123.
- [5] Teng W Z, Zhang Y J, Zhang H G, et al. Surface defect detection of steel based on improved YOLOv7 model[J]. Metalurgija, 2024, 63(3-4): 399-402.
- [6] Tang B, Chen L, Sun Z K. Review of surface defect detection of steel products based on machine vision[J]. IET Image Processing, 2023, 17(2): 303-322.
- [7] 李梦蕊, 柳晓鸣, 常婧. 基于颜色衰减先验的自适应 Retinex 去雾算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(1): 354-358.
- [8] 赵征鹏, 李俊钢, 普园媛. 基于卷积神经网络的 Retinex 低照度图像增强[J]. 计算机科学, 2022, 49(6): 199-209.
- [9] 张延军, 夏黎明. 基于改进加权引导滤波的煤矿井下图像除雾算法研究[J]. 矿业研究与开发, 2023, 43(5): 203-210.
- [10] 武凌霄, 康家银, 姬云翔. NSST 域下基于引导滤波与稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2023, 45(9): 915-924.
- [11] 苏波, 李超, 王莉. 基于多权重融合策略的 Retinex 矿井图像增强算法[J]. 煤炭学报, 2023, 48(S2): 813-822.
- [12] 任雨霞, 曾理. 基于 Retinex 模型和 GTV 的铁路货车铸件 DR 图像增强[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(2): 706-713.
- [13] 陆涛. 基于统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正的图像增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 154-162.
- [14] 廖娟, 陈民慧, 汪鹞, 等. 基于双重 Gamma 校正的秧苗图像增强算法[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(6): 1411-1418.
- [15] 吕石磊, 范仁杰, 李震, 等. 基于改进蝙蝠算法和圆柱坐标系的农业无人机航迹规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 20-29, 63.
- [16] 赵太飞, 容开新, 王一琼, 等. 改进蝙蝠算法的紫外光引导无人机路径规划[J]. 激光技术, 2023, 47(5): 678-685.
- [17] 姚艳, 高飞翔, 周子旺. 基于改进蝙蝠算法的含分布式电源配电网无功优化[J]. 电气传动, 2023, 53(6): 46-52.
- [18] 许天恩, 周怀来, 刘兴业, 等. 基于 Res-UNet 与迁移学习的地震相识别[J]. 地球物理学进展, 2024, 39(1): 319-333.
- [19] 吕少云, 李佳田, 阿晓荟, 等. Res_ASPP_UNet++: 结合分离卷积与空洞金字塔的遥感影像建筑物提取网络[J]. 遥感学报, 2023, 27(2): 502-519.
- [20] 廖小华, 陈念年, 蒋勇, 等. 改进的卷积神经网络红外图像超分辨率算法[J]. 红外技术, 2020, 42(1): 75-80.

上接 53 页

- [17] 张兰, 张雪芳, 陈润丰, 等. 铝-石墨烯复合镀层对 7075 铝合金硬度优化研究[J]. 热加工工艺, 2024, 53(4): 27-31, 37.
- [18] 李威青, 金磊, 杨家强, 等. 电子电镀铜新体系中添加剂对铜电沉积及镀层结构的影响机制[J]. 高等学校化学学报, 2021, 42(9): 2919-2925.
- [19] 文思倩, 闫焉服, 周慧, 等. 电镀参数对电沉积 Sn-Ag-Cu 合金镀层的影响[J]. 稀有金属与硬质合金, 2024, 52(1): 63-68, 80.
- [20] 王伟强, 梁婧, 许雅南, 等. 镀液组成对电沉积 Fe-Zn 合金镀层组织与性能的影响[J]. 电镀与环保, 2020, 40(4): 29-33.