

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2026.06.013

电泳涂装线镀锌板表面杂质 YOLOv8 实时检测算法

李玉凡¹, 丁嘉伟¹, 杜浩翠²

(1. 郑州工业应用技术学院 信息工程学院, 河南 新郑 451100; 2. 河南师范大学
计算机与信息技术学院, 河南 新乡 453007)

摘要: 在高速生产线环境下, 镀锌板表面杂质形态多样、背景干扰复杂, 且因缺乏有效的镀锌板表面区域分割手段, 难以精准提取并区分微小杂质与背景的细微特征, 导致杂质位置识别不精准、类型误判率高, 严重影响电泳涂装生产工艺的稳定性及产品质量。为此, 提出一种电泳涂装线镀锌板表面杂质 YOLOv8 实时检测算法。利用 Otsu 阈值算法自适应分割镀锌板表面区域, 排除背景干扰, 为后续处理确定准确检测范围; 基于分割后的镀锌板区域构建 YOLOv8 目标检测模型, 利用其多尺度特征融合能力精准识别微小杂质区域; 结合 YOLOv8 输出的杂质区域特征, 通过随机森林算法检测出各微小杂质区域的具体杂质类型, 以此实现表面杂质位置以及类型的实时检测。实验结果表明: 该算法的平均交并比为 0.95, 表明其对镀锌板表面区域的分割效果良好, 能够准确识别出电泳涂装线镀锌板表面图像中的杂质区域, 且对杂质类型的检测准确性较高。

关键词: 电泳涂装线; 镀锌板; 表面杂质检测; 图像分割

中图分类号: TQ153; TG178; TN911.73

文献标志码: A

YOLOv8 real-time detection algorithm for surface impurities on galvanized sheet in electrophoretic coating line

LI Yufan¹, DING Jiawei¹, DU Haocui²

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University of Industrial Technology, Xinzheng 451100, China; 2. College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

Abstract: In the high-speed production line environment, the surface impurities of galvanized sheet are diverse and the background interference is complex. Due to the lack of effective segmentation methods for the surface area of galvanized sheet, it is difficult to accurately extract and distinguish the subtle features of small impurities from the background, resulting in inaccurate identification of impurity positions and high type misjudgment rates, seriously affecting the stability of electrophoretic coating production process and product quality. Therefore, a real-time detection algorithm YOLOv8 for surface impurities on galvanized sheet in electrophoretic coating line is proposed. Using Otsu threshold algorithm to adaptively segment the surface area of galvanized sheet, eliminate background interference, and determine the accurate detection range for subsequent processing. Constructing a YOLOv8 object detection model based on segmented galvanized sheet regions, utilizing its multi-scale feature fusion capability to accurately identify small impurity areas. By combining the impurity region features output by YOLOv8, the specific impurity types of each small impurity region are detected through the random forest algorithm, thereby achieving

收稿日期: 2025-07-11 修回日期: 2025-11-06

通信作者: 李玉凡(1989—), 女, 本科, 实验师, 研究方向为计算机网络、人工智能, e-mail: gaga11200@163.com

基金项目: 河南省科技厅科技攻关支持项目(222102210159)

引用信息: 李玉凡, 丁嘉伟, 杜浩翠. 电泳涂装线镀锌板表面杂质 YOLOv8 实时检测算法[J]. 电镀与精饰, 2026, 48(6): 105-112.

LI Yufan, DING Jiawei, DU Haocui. YOLOv8 real-time detection algorithm for surface impurities on galvanized sheet in electrophoretic coating line[J]. Plating and Finishing, 2026, 48(6): 105-112.

real-time detection of surface impurity positions and types. The experimental results show that the average cross-union ratio of this algorithm is 0.95, indicating that it has a good segmentation effect on the surface area of galvanized sheets, can accurately identify the impurity area in the surface image of galvanized sheets on the electrophoretic coating line, and has a high detection accuracy for impurity types.

Keywords: electrophoretic coating line; galvanized sheet; surface impurity detection; image segmentation

电泳涂装线在处理镀锌板时,常常由于表面附着的磷化渣、油污、氧化皮等杂质,导致涂层出现缩孔、麻点和孔洞等缺陷,严重时会发生批量性质量事故。基于行业数据统计结果可知,每年有5%~8%的电泳涂装不良率都是由镀锌板表面杂质引起的,为制造业带来了巨大的经济损失^[1]。传统镀锌板表面杂质检测方法多依赖于检测人员的经验和专注度,其主观性较强、效率较低且成本高,为此,亟需探索出一种更智能的电泳涂装线镀锌板表面杂质检测算法^[2]。

针对上述的研究背景,文献[3]算法在YOLOv5算法中引入一个预测头,提高算法对细小缺陷的敏感性,将Swin Transformer模块加入特征融合层,提高特征提取性能,将SE模块添加到网络主干末端,提高检测精度。该算法因未解决镀锌板表面与背景的高相似性问题,导致检测范围存在偏差。文献[4]算法通过UNet模型对缺陷图像展开分割和定位,利用CNN网络和BPNN网络获得图像纹理特征,基于级联特定模糊规则的模糊神经网络展开缺陷检测。该算法中UNet模型极易受到噪声因素的干扰,导致镀锌板表面区域的分割性能较低。文献[5]算法结合自动伽玛校正和Otsu阈值去除冗余背景,利用双向特征金字塔网络和CSP瓶颈提取图像特征信息,通过TDB-YOLO网络完成缺陷检测。该算法未能充分考虑镀锌板表面特有的非均匀反光特性,导致在强反光区域仍会出现分割不准确的情况,影响检测灵敏度。文献[6]算法利用生成式模型展开图像重建,引入自注意力机制来提高图像重建效果,基于重建差异来计算图像区域的异常分数,并将高异常分数区域判定为缺陷区域。该算法的自注意力机制因局部建模能力不足,导致图像局部特征丢失,影响杂质检测结果。

为了解决上述方法中存在的问题,提出电泳涂装线镀锌板表面杂质YOLOv8实时检测算法。

1 基于 Otsu 阈值的电泳涂装线镀锌板表面区域分割

电泳涂装线镀锌板灰度图像包含可能存在的

杂质区域以及大量背景区域。若直接对整幅图像进行杂质检测,背景信息会干扰检测过程,增加复杂度与难度,降低检测的准确性和效率。Otsu阈值法作为有效的图像分割方法,能依据图像灰度特性自动找到合适阈值,将图像分为前景(可能含杂质区域)和背景(镀锌板表面其他区域),从而为后续杂质检测提供更准确、更具针对性的图像范围。为此,本研究基于Otsu阈值^[7]对电泳涂装线镀锌板图像的表面区域进行分割。

假设 Z 表示电泳涂装线镀锌板灰度图像的灰度级, M 表示该图像的像素总数,其中共含有 q_i 个灰度级是 i 的像素点,对该灰度图像展开直方图归一化处理,对于灰度级是 i 的像素点存在的概率 A_i 可通过下式计算得出:

$$\begin{cases} A_i = q_i / M \\ \sum_{i=0}^{Z-1} A_i = 1 \end{cases} \quad (1)$$

设定一个阈值 y ,通过 y 将电泳涂装线镀锌板灰度图像中的全部像素分成 V_0 和 V_1 两类,其中 $V_0=(0, 1, \dots, y)$, $V_1=(y+1, y+2, \dots, Z-1)$,则两类像素 V_0 和 V_1 存在的概率 e_0 、 e_1 ,以及对应的均值 o_0 、 o_1 的具体描述如下:

$$\begin{cases} e_0 = \sum_{i=0}^y A_i = e(y) \\ e_1 = \sum_{i=y+1}^{Z-1} A_i = 1 - e(y) \\ o_0 = \sum_{i=0}^y i A_i / e_0 = \frac{o(y)}{e(y)} \\ o_1 = \sum_{i=y+1}^{Z-1} i A_i / e_1 = \frac{o_Y(y) - o(y)}{1 - e(y)} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $o(y)$ 表示阈值是 y 时两类像素 V_0 和 V_1 的灰度均值; o_Y 表示电泳涂装线镀锌板灰度图像的灰度均值。

对于 $o(y)$ 和 o_Y 的具体描述如下:

$$\begin{cases} o(y) = \sum_{i=0}^y i A_i \\ o_Y = o(Z-1) = \sum_{i=0}^{Z-1} i A_i \end{cases} \quad (3)$$

随机设置一个阈值 y , 公式(4)中的关系都成立:

$$\begin{cases} e_0 o_0 + e_1 o_1 = o_y \\ e_0 + e_1 = 1 \end{cases} \quad (4)$$

假设 τ_0^2 与 τ_1^2 分别表示电泳涂装线镀锌板灰度图像中 V_0 与 V_1 类像素的方差, 对于 τ_0^2 与 τ_1^2 的计算过程如下:

$$\begin{cases} \tau_0^2 = \sum_{i=0}^y (i - o_0)^2 A_i / e_0 \\ \tau_1^2 = \sum_{i=y+1}^{Z-1} (i - o_1)^2 A_i / e_1 \end{cases} \quad (5)$$

根据电泳涂装线镀锌板灰度图像中像素类 V_0 与 V_1 的方差 τ_0^2 与 τ_1^2 , 计算像素类 V_0 与 V_1 的类内方差 τ_e^2 和类间方差 τ_N^2 的过程如下:

$$\begin{cases} \tau_e^2 = e_0 \tau_0^2 + e_1 \tau_1^2 \\ \tau_N^2 = e_0 (o_0 - o_y)^2 + e_1 (o_1 - o_y)^2 = e_0 e_1 (o_1 - o_0)^2 \end{cases} \quad (6)$$

根据等价判断准则的内容可知, 对于阈值 y 的设定需要遵守 $\theta(y) = \tau_N^2 / \tau_e^2$, 因而最佳阈值 y^* 的描述如下:

$$y^* = \max \theta(y) \quad (7)$$

通过上述计算获得最佳阈值 y^* 后, 定义电泳涂装线镀锌板表面区域分割结果图像 S , 对于图像中任意像素点, 其在分割结果图像 S 中的灰度值可通过以下公式确定:

$$S(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{if } I(x, y) < y^* \\ 0, & \text{if } I(x, y) \geq y^* \end{cases} \quad (8)$$

式中: $I(x, y)$ 表示原始电泳涂装线镀锌板灰度图像在 (x, y) 位置的灰度值。

通过此公式, 实现了镀锌板表面区域的分割, 为后续检测提供了准确范围^[8]。

2 电泳涂装线镀锌板表面杂质的区域识别及类型检测

对于获得的电泳涂装线镀锌板表面图像, 将其输入到YOLOv8模型中, YOLOv8模型可以获取表面特征信息并识别出杂质区域, 将杂质区域输入到随机森林模型中展开具体类型的检测。

2.1 基于YOLOv8的微小杂质区域识别

在电泳涂装线镀锌板表面杂质检测中, 存在微小杂质难以精准识别的难点^[9]。镀锌板表面背景复杂, 微小杂质与背景及杂质间特征区分度低, 且高速产线对实时性和高精度检测要求严格。YOLOv8算法具备多尺度特征融合能力, 能较好应对此复杂检测场景。因此, 基于分割后的镀锌板区域构建YOLOv8目标检测模型, 利用其多尺度特征融合能力精准识别微小杂质区域, 为后续针对性处理不同类型杂质提供基础, 保障电泳涂装生产工艺顺利进行, 提高产品质量。

电泳涂装线镀锌板表面杂质^[10]YOLOv8实时检测算法对传统YOLOv8模型^[11]展开改进来获取镀锌板表面特征信息并检测杂质区域, 具体过程如下:

YOLOv8模型分为主干网络、特征融合网络以及检测网络3部分。其中, 主干网络主要通过C2f模块获得电泳涂装线镀锌板表面的特征信息。然而, 传统YOLOv8方法固定尺寸的卷积核难以适配镀锌板表面杂质的多尺度特性, 导致小目标特征提取不完整或大目标上下文信息不足; 同时, 复杂表面纹理易被误识别为杂质, 而传统局部卷积缺乏全局语义理解能力。为此, 本研究在算法层面, 通过引入可切换空洞卷积(SAC)与全局上下文组件, 突破了传统YOLOv8固定感受野的局限, 实现了多尺度特征动态融合。利用Switch开关函数自适应调整空洞率, 结合全局平均池化与 1×1 卷积, 将镀锌板表面图像的全局特征与局部特征逐元素累加, 生成更鲁棒的特征图, 显著提升微小杂质与复杂背景的区分度。利用引入可切换空洞卷积^[12]的C2f模块获取镀锌板表面的特征信息时, 将电泳涂装线镀锌板表面区域图像输入到全局上下文组件中, 对表面图像展开全局平均池化操作, 并利用 1×1 卷积对其展开特征融合, 将融合后的镀锌板表面图像的全局特征和初始表面图像展开逐元素累加处理, 将包含全局特征的图像作为SAC模块的输入, 并利用Switch开关函数获取各卷积的权重比例, 输出的结果是局部特征与全局特征整合后的镀锌板表面特征图 u 。上述过程可通过下式展开描述:

$$u = D(c) \text{Conv}(c, r, 1) + S(1 - D(c)) \text{Conv}(c, r + \Delta r, t) \quad (9)$$

式中: c 表示电泳涂装线镀锌板表面区域图像; $D(\bullet)$ 表示Switch开关函数, 包含 5×5 大小的平均池化层以及 1×1 大小的卷积层; $\text{Conv}(\bullet)$ 表示卷积操作; r 表示

卷积核的权重参数; t 表示空洞卷积对应的空洞率; Δr 表示权重差值。

在YOLOv8的微小杂质检测场景中, 标准卷积核(如 3×3)对毫米级杂质难以捕获跨区域的远程依赖关系, 导致微小目标的语义信息提取不充分; 常规注意力机制(如CBAM)在密集预测时会产生过高计算开销, 而微小目标检测恰恰需要轻量化处理。为此, 在模块层面, 设计大型可分离卷积核注意力机制(LSKA), 通过水平-垂直方向的一维深度卷积与空洞卷积组合, 捕获镀锌板表面杂质的空间结构信息, 并通过逐点卷积生成注意力图, 最终与特征图逐元素相乘完成特征增强。该机制弥补了传统注意力模块在工业场景中计算效率低、细节捕捉不足的缺陷。此外, 针对高速产线需求, 优化了损失函数中的TCIoU惩罚项, 通过引入中心点欧氏距离与最小包围盒对角线长度, 加速预测框收敛, 在保证实时性的同时提升检测精度。基于以上, 将初步获得的电泳涂装线镀锌板表面特征图 u 作为YOLOv8模型特征融合网络的输入, 并在特征融合网络中增加大型可分离卷积核注意力机制(LSKA)^[13-14], 以提高特征融合和关键特征提取的效果。对各通道的特征信息展开逐点卷积操作来实现电泳涂装线镀锌板表面特征信息的融合, 以得到注意力图, 将注意力图和 u 展开逐元素相乘操作来获得最终信息融合后的镀锌板表面特征图。该过程可通过如公式(10)来描述:

$$\begin{cases} \bar{X}^B = \sum_{J,E} E_{(2f-1)\times 1}^B (\sum_{J,E} E_{1\times (2f-1)}^B u^B) \\ X^B = \sum_{J,E} E_{(l/f)\times 1}^B (\sum_{J,E} E_{1\times (l/f)}^B \bar{X}^B) \\ S^B = E_{1\times 1} X^B \\ \bar{u}^B = S^B \otimes u^B \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\bar{X}^B$ 与 X^B 均为电泳涂装线镀锌板表面的中间特征图; B 为特征图的通道数; J 和 E 为镀锌板表面特征图的高度和宽度; $E_{(2f-1)\times 1}^B$ 为以 $(2f-1)\times 1$ 为大小的水平深度卷积核; $E_{1\times (2f-1)}^B$ 为以 $1\times (2f-1)$ 为大小的垂直深度卷积核; $E_{(l/f)\times 1}^B$ 是指以 $(l/f)\times 1$ 为大小的水平深度空洞卷积核; $E_{1\times (l/f)}^B$ 是指以 $1\times (l/f)$ 为大小的垂直深度空洞卷积核; l 和 f 是用来计算卷积窗口尺寸的参数; S^B 是指镀锌板表面的注意力图; $E_{1\times 1}$ 是指大小为 1×1 的卷积核; $\bar{u}^B$ 是指最终融合后的镀锌板表面特征图。

将特征融合网络输出的镀锌板表面特征图 $\bar{u}^B$

输入到检测网络中, 该网络根据镀锌板表面特征信息自动生成杂质区域预测框, 并基于损失函数来优化预测框。假设 C 表示杂质区域预测框和实际框之间的损失函数, 对于 C 的具体描述为:

$$C = 1 - \bar{u}^B \text{IoU} + T_{\text{CIoU}}(Q, Q^g) \quad (11)$$

式中: Q 和 Q^g 分别表示电泳涂装线镀锌板表面杂质的预测框和实际框; IoU表示 Q 和 Q^g 之间的交并比; T_{CIoU} 表示 Q 和 Q^g 之间的惩罚项。

对于惩罚项 T_{CIoU} 的具体设计如下:

$$T_{\text{CIoU}} = \frac{\sigma^2(w, w^g)}{v^2} + \beta\rho \quad (12)$$

式中: w 与 w^g 分别为预测框 Q 和实际框 Q^g 的中心点; $\sigma^2(w, w^g)$ 是指 w 与 w^g 的欧氏距离; v 是指 Q 和 Q^g 的最小包围盒对应的对角线长度; β 表示权重; ρ 表示 Q 和 Q^g 相对比例的一致性程度, 对于 ρ 的具体计算过程如下:

$$\rho = \frac{4}{\pi} T_{\text{CIoU}} \left(\arctan\left(\frac{p^g}{k^g}\right) - \arctan\left(\frac{p}{k}\right) \right)^2 \quad (13)$$

式中: p^g 和 k^g 分别是指镀锌板表面杂质区域实际框的宽和高; p 和 k 分别是指镀锌板表面杂质区域预测框的宽和高。

YOLOv8的检测网络根据损失函数 C 值来不断迭代调整预测框的坐标和尺寸, 当 C 最小时的预测框最接近实际框, 此时预测框区域即为实现微小杂质区域识别结果^[15-16], 可表示为:

$$K = \{(x, y, w, h) \mid \underset{(x, y, w, h)}{\rho \argmin} C\} \quad (14)$$

式中: (x, y, w, h) 表示预测框的坐标(中心坐标 x, y)和尺寸(宽 w , 高 h), K 表示最终的微小杂质区域识别结果, 即微小杂质区域的预测框集合。通过上述改进的YOLOv8模型, 利用其多尺度特征融合能力, 有效解决了电泳涂装线镀锌板表面微小杂质难以精准识别的难点问题。为验证本研究方法改进的性能, 设置消融实验。将原始YOLOv8s作为A组, YOLOv8s+SAC为B组, YOLOv8s+LSKA为C组, YOLOv8s+SAC+LSKA完整改进模型为D组。构建电泳涂装线镀锌板表面图像训练集3 200张, 测试集800张。具体结果如表1所示。

表1结果中, 改进方法相较于B组在mAP上提升1.8个百分点至84.1%, 推理速度小幅下降至138

表 1 改进 YOLOv8 精度-效率结果

Tab.1 Results of improving the accuracy and efficiency of YOLOv8

模型	mAP/%	推理速度/FPS
A 组	82.3	142
B 组	84.1	138
C 组	85.6	136
D 组	87.5	134

FPS; 加入大型可分离卷积核注意力机制(LSKA)的 C 组模型进一步将 mAP 提高至 85.6%, 推理速度为 136 FPS; 而融合 SAC 与 LSKA 的完整改进模型(D 组)在 mAP 上达到 87.5%(提升 5.2%), 推理速度仍保持在 134 FPS, 提高了杂质检测的精度和效率。

2.2 基于随机森林的电泳涂装线镀锌板表面杂质类型实时检测

在完成微小杂质区域识别后, 仅明确杂质位置不够, 还需确定杂质类型。鉴于随机森林算法在分类任务上性能良好, 能有效分析和分类复杂特征, 本研究基于该算法进行杂质类型实时检测, 在精准识别微小杂质区域的基础上, 进一步确定杂质类型, 保障电泳涂装生产工艺的稳定性和产品质量。

建立随机森林模型^[17-18]的训练样本 $F(G, W)$, 其中 G 表示历史采集的电泳涂装线镀锌板表面杂质区域的特征, W 表示杂质区域对应的杂质类型编号, 对于 G 和 W 的具体描述如下:

$$\begin{cases} G = G_1, G_2, \dots, G_R \\ W = W_1, W_2, \dots, W_U \end{cases} \quad (15)$$

式中: G_i 为第 i 个电泳涂装线镀锌板表面杂质区域的特征; W_i 为第 i 种杂质类型的编号; R 和 U 分别为电泳涂装线镀锌板表面杂质区域特征总数以及杂质类型总数。

在随机森林的节点分裂过程中, 对 Gini 系数^[19]最小的镀锌板表面杂质区域特征展开分裂。如果将电泳涂装线镀锌板表面杂质区域特征 f 分裂成 f_1 、 f_2 , 则此时镀锌板杂质区域特征 f 的 Gini 系数 $Gini(f)$, 可通过下列公式获得:

$$Gini(f) = \frac{|f_1|}{|f|} \left(1 - \sum_{i=1}^U a_{1i}^2\right) + \frac{|f_2|}{|f|} \left(1 - \sum_{i=1}^U a_{2i}^2\right) \quad (16)$$

式中: a_{1i} 为电泳涂装线镀锌板表面第 i 类杂质 W_i 存在于 f_1 中的概率; a_{2i} 为电泳涂装线镀锌板表面第 i 类杂

质 W_i 存在于 f_2 中的概率。

当随机森林模型训练结束后, 将 2.1 中检测出的电泳涂装线镀锌板表面杂质区域 K 输入到随机森林模型^[20]中, 得到电泳涂装线镀锌板表面杂质区域 K 属于类型 W_i 的概率 s , s 的具体描述如下:

$$s = \frac{1}{L} Gini(f) \sum_{i=1}^L s_i(W_i|K) \quad (17)$$

式中: $s_i(W_i|K)$ 为各棵决策树中叶节点的后验概率。

根据公式(14)可知, 电泳涂装线镀锌板表面杂质区域 K 属于各种类型的概率, 随机森林模型将概率最大的类型 W 输出, 类型 W_i 即为区域 K 对应的具体杂质类型, 以此完成电泳涂装线镀锌板表面杂质类型的检测。

3 实验与分析

3.1 实验环境与参数设置

为了验证电泳涂装线镀锌板表面杂质 YOLOv8 实时检测算法的整体有效性, 需要对其展开测试。

在图 1 所示的实验环境中展开电泳涂装线镀锌板表面杂质检测, 并设置实验参数如下:

- (1) 电泳涂装线镀锌板表面图像尺寸为 640 px × 640 px, 本文所有图像尺寸单位均为像素;
- (2) 共采集到 1 000 张电泳涂装线镀锌板表面图像;
- (3) YOLOv8 模型中训练集、验证集和测试集的比例为 7 : 2 : 1;
- (4) YOLOv8 模型的训练轮数为 200;
- (5) YOLOv8 模型的学习率为 0.001;
- (6) 决策树的数量为 100;
- (7) 决策树的最大深度为 30;
- (8) 决策树的最小叶节点数为 5;
- (9) 随机森林模型的训练集和测试集比例为 7 : 3;
- (10) 杂质类型包括锌渣、油污、锈斑、水渍斑痕、灰尘 5 种。

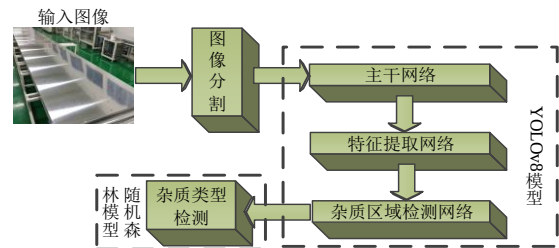


图 1 表面杂质检测实验环境

Fig.1 Experimental environment for surface impurity detection

3.2 镀锌板表面区域分割实验

在电泳涂装线镀锌板表面杂质检测中,镀锌板图像中表面区域的分割性能影响着后续的表面杂质检测精度,表面区域的分割性能越高,表面杂质检测的精度越高。现利用电泳涂装线镀锌板表面杂质YOLOv8实时检测算法、文献[3]算法的YOLOv5算法、文献[4]算法的UNet模型算法对镀锌板图像中的表面区域展开分割,并选取交并比作为衡量分割性能的指标。交并比反映了算法分割出的镀锌板表面区域和实际镀锌板表面区域之间的重叠程度,因此交并比越高,镀锌板表面区域的分割性能越好。3种算法的分割结果交并比如图2和表2所示。从3种算法分割结果的交并比数据来看,YOLOv8算法在60张图像上的平均交并比达到了0.95,而UNet模型算法的平均交并比为0.81,YOLOv5算法的平均交并比则为0.78。这一系列量化结果表明,YOLOv8算法基于Otsu阈值分割镀锌板表面区域,其IoU值显著高于对比算法,且标准差更低,说明分割结果更稳定。而UNet模型算法容易受到噪声因素的干扰,YOLOv5算法因计算复杂性较高,导致它们在镀锌

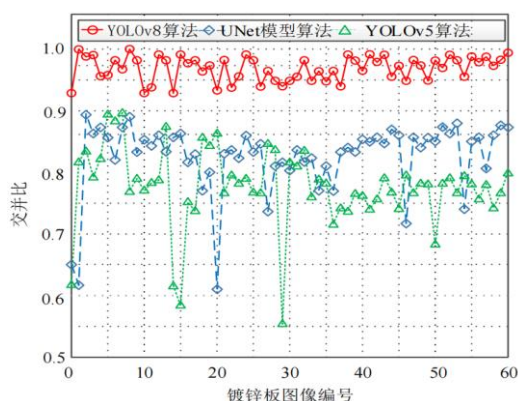


图2 镀锌板图像中表面区域的分割性能结果

Fig.2 Segmentation performance results of the surface area in the galvanized sheet image

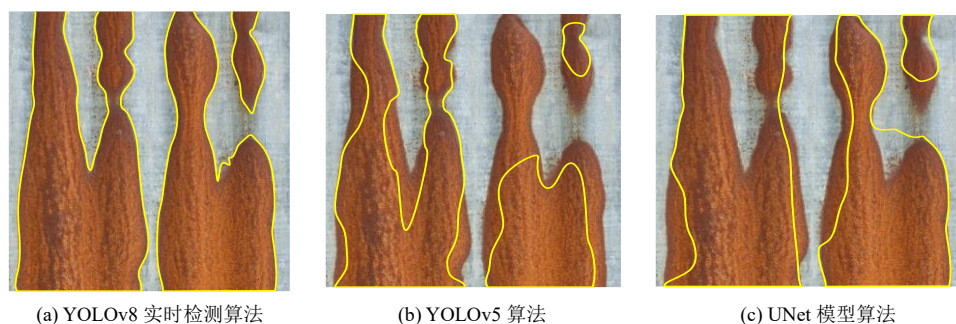


图3 微小杂质区域检测结果

Fig.3 Detection results of micro-dielectric impurity areas

表2 镀锌板图像编号3种算法的交并比结果

Tab.2 Results of intersection and union ratio for three algorithms in the galvanized sheet image

镀锌板图像编号	YOLOv8 算法	YOLOv5 算法	UNet 模型算法
10	0.95	0.78	0.86
20	0.92	0.86	0.62
30	0.94	0.82	0.81
40	0.94	0.76	0.86
50	0.97	0.68	0.86
60	0.98	0.80	0.87
平均交并比	0.95	0.78	0.81

板表面区域分割时的稳定性较差。高IoU值证明所提算法能有效排除背景干扰,为后续检测提供准确范围。

3.3 杂质区域检测实验

为了比较电泳涂装线镀锌板表面杂质YOLOv8实时检测算法、YOLOv5算法、UNet模型算法对电泳涂装线镀锌板表面杂质区域的检测精度,现利用上述3种方法对同一张电泳涂装线镀锌板表面图像中的微小杂质区域展开检测,结果如图3所示。

从图3所示的结果来看,黄色表框标示着3种算法的识别结果。YOLOv8实时检测算法能够精准地识别出图像中存在的锈斑,其检测结果与锈斑实际分布区域高度吻合。而YOLOv5算法和模糊神经网络算法识别出的锈斑区域与实际分布区域存在较大偏差,这种偏差可能源于YOLOv5算法在处理复杂背景下的微小目标时存在特征提取不足的问题,UNet模型算法则可能由于模糊规则的设置不够精确以及神经网络训练的局限性,导致对锈斑区域的定位不够准确。相比之下,YOLOv8算法通过改进YOLOv8的C2f模块(引入SAC)和特征融合网络(增

加LSKA), 增强了多尺度特征提取能力, 从而精准定位微小杂质。图中黄色检测框的准确性验证了所提算法在复杂背景下的鲁棒性。

3.4 杂质类型分类实验

为了进一步比较出电泳涂装线镀锌板表面杂质YOLOv8实时检测算法、YOLOv5算法、UNet模型算法对电泳涂装线镀锌板表面杂质类型的检测效果, 现利用上述3种算法对各杂质区域的具体类型展开检测, 并通过“1~5”来表示“锌渣、油污、锈斑、水渍斑痕、灰尘”5种杂质类型, 各算法的杂质类型检测结果如图4所示。

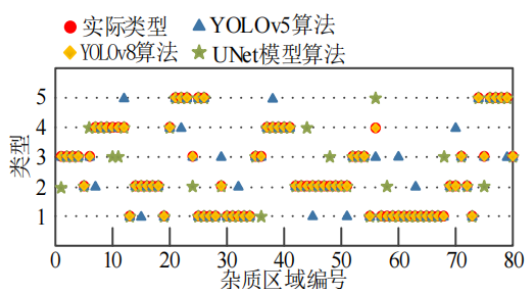


图4 不同算法的杂质类型检测结果

Fig.4 Detection results of impurity type with different algorithms

从图4的检测结果来看, YOLOv8算法展现出了极高的准确性, 其检测出的各杂质区域类型与实际杂质类型完全相符。YOLOv5算法的性能在很大程度上依赖于标注数据的质量, 当标注数据受到噪声干扰时, 其对杂质类型的判断能力明显下降, 这是因为其模型训练高度依赖于准确的标注信息, 噪声的引入使得学习到的特征出现偏差, 进而影响了检测的准确性。UNet模型算法因参数调整复杂, 难以优化参数组合, 导致其检测的杂质类型与实际类型之间存在较大偏差, 这使得该算法在对杂质类型进行精准分类时面临挑战。相较之下, YOLOv8算法结合其输出的区域特征与随机森林分类器, 通过Gini系数最小化分裂节点, 实现了高精度分类。图中类型编号的一致性证明随机森林模型对复杂杂质特征的区分能力。

4 结论

本文针对电泳涂装线镀锌板表面杂质检测中存在的表面区域分割不准确、微小杂质识别精度低以及杂质类型误判率高等问题, 提出一种基于YOLOv8的实时检测算法。该算法结合Otsu阈值分

割和随机森林分类, 实现了高精度的杂质定位与分类。实验结果表明, 采用自适应Otsu阈值算法可有效分离镀锌板表面区域与背景, 平均交并比(IoU)达到0.92, 显著优于UNet(0.72)和自动伽玛校正(0.70)算法, 为后续检测提供了精确的范围界定。在模型改进方面, 通过在YOLOv8的C2f模块中引入可切换空洞卷(SAC), 增强了多尺度特征提取能力; 同时在特征融合网络中加入大型可分离卷积核注意力机制(LSKA), 显著提升了关键特征表达能力。测试数据显示, 改进后的算法对微小杂质(如锈斑)的检测框与实际区域高度吻合, 检测性能优于YOLOv5和模糊神经网络算法。在杂质分类方面, 结合随机森林算法对YOLOv8输出的杂质特征进行分析, 实现了对锌渣、油污、锈斑、水渍斑痕、灰尘等5类杂质的精准分类, 分类准确率显著高于对比算法。该检测算法能够实时、高精度地完成镀锌板表面杂质检测, 有效降低了人工检测的主观性误差, 减少了因杂质导致的涂层缺陷(如缩孔、麻点)风险, 对提升电泳涂装工艺质量具有重要的工程应用价值。

参考文献

- [1] 李小丽, 苏会, 曾欢, 等. 无磷转化技术在商用车阴极电泳涂装中的应用研究[J]. 材料保护, 2023, 56(2): 183-187.
- [2] 姚士聪, 郝玉林, 林兴明, 等. 热镀锌板表面轮廓参数对电泳漆膜耐石击腐蚀性能的影响[J]. 电镀与涂饰, 2023, 42(13): 45-51.
- [3] 张忠, 魏国亮, 张之江, 等. 基于改进YOLOv5的新材料地板表面缺陷检测研究[J]. 包装工程, 2023, 44(7): 196-203.
- [4] 刘孝保, 张嘉祥, 阴艳超, 等. 主从特征融合驱动的铝型材表面缺陷检测[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(1): 192-199.
- [5] NI Y F, ZI Z X, CHEN W, et al. Steel strip surface defect detection based on multiscale feature sensing and adaptive feature fusion[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2025, 22: 65.
- [6] 许超杰, 李焯, 周子斐. 基于遮挡图像多尺度重建的表面缺陷检测[J]. 光学技术, 2023, 49(1): 70-77.
- [7] 何宇新, 陈勇, 王友元. 基于贝叶斯学习的数字化图像多阈值分割方法[J]. 计算机仿真, 2024, 41(5): 226-230+269.

- [8] 徐兴宇, 钟羽中, 涂海燕, 等. 基于深度半监督学习的小样本金属工件表面缺陷分割[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(8): 2540-2545.
- [9] 朱永平, 程博, 熊聪, 等. 多尺度 YOLOv5 算法检测锂离子电池表面缺陷[J]. 电池, 2025, 55(1): 71-77.
- [10] 曾连连, 常强, 钟细明, 等. 热镀锌表面超疏水膜层构筑及其耐腐蚀性能研究[J]. 材料保护, 2025, 58(1): 40-48.
- [11] 王春梅, 刘欢. YOLOv8-VSC:一种轻量级的带钢表面缺陷检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(1): 151-160.
- [12] 丘锐聪, 周海峰, 陈颖, 等. 融合可切换空洞卷积的上下文信息增强船舶目标检测算法[J]. 大连海事大学学报, 2023, 49(4): 116-125.
- [13] 毕修平, 陈实, 张乐飞. 轻量级图像超分辨率的蓝图可分离卷积 Transformer 网络[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(4): 875-889.
- [14] 王媛彬, 吴冰超. 基于自适应特征融合和注意力机制的变电设备红外图像识别[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(9): 3749-3756.
- [15] 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.
- [16] 沈顺群, 宫旻, 刘凯, 等. 基于迁移学习和红外热成像的金属氧化物避雷器表面污染状态检测方法[J]. 电瓷避雷器, 2024(1): 1-8.
- [17] 罗龙, 李岩, 石岩, 等. 基于雾计算和随机森林算法的变压器温度监测及故障预测方法研究[J]. 变压器, 2023, 60(5): 15-22.
- [18] 张思, 金浩, 杨云锋. 基于 Bootstrap 抽样的厚尾自回归过程结构变点检测[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2023, 57(4): 483-493.
- [19] 马二清, 靳立, 杨峥, 等. 热镀锌双相钢板表面橘皮缺陷研究[J]. 表面技术, 2023, 52(1): 214-221.
- [20] 胡琴, 刘黎, 徐兴, 等. 基于随机森林算法的异常发热复合绝缘子分类模型[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 416-425.

上接 95 页

- [15] 徐进, 杨佳, 陈兆建, 等. 超高速激光熔覆 CoCrFeNiMn 高熵合金涂层的组织和耐磨性研究[J]. 表面技术, 2025, 54(3): 152-161.
- [16] 菅光霄, 王清华, 药晓江, 等. 42CrMo 钢表面激光熔覆复合涂层的显微组织与性能[J]. 电镀与精饰, 2025, 47(2): 30-37.
- [17] 张世钦, 周娟, 刘弘, 等. 27SiMn 钢表面激光熔覆 FeCoCrNiMo_{0.75} 高熵合金涂层组织与耐磨性能[J]. 机械工程师, 2024, 11: 95-98.
- [18] 江迪, 张树玲, 吴苏瑞, 等. 激光熔覆 FeCrCoMn 高熵合金涂层的组织和摩擦学性能[J]. 钢铁研究学报, 2024, 36(11): 1460-1470.
- [19] 牛超, 王科锋, 李恒, 等. 基于 PLC 控制的 Q345 钢表面激光熔覆涂层制备与性能研究[J]. 电镀与精饰, 2024, 46(9): 56-63.
- [20] 张小锋, 吕品正, 罗建科, 等. 激光熔覆 WC/CoCrFeNiMo 复合涂层的组织与耐磨耐蚀性能[J]. 兵器材料科学与工程, 2024, 47(4): 104-112.
- [21] CUI C Y, LIU X F, FENG L, et al. Effects of B content on the microstructure and corrosion resistance of laser cladding CoCrNiNb_{0.6}B_x high-entropy alloy coatings[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2025, 1032: 181085-181091.
- [22] WANG P W, LIU Y H, ZHANG Z H, et al. Study on the microstructure, hardness and corrosion resistance of laser clad AlCoCrFeNiCu high-entropy alloy coatings[J]. Industrial Lubrication and Tribology, 2025, 77(4): 573-581.