

杨兰, 陈湘萍, 向伟明, 等. 改进 YOLOv5s 的绞线插针断丝检测[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(4): 147-152. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 24053102

改进 YOLOv5s 的绞线插针断丝检测

杨 兰¹, 陈湘萍¹, 向伟明², 刘 章², 田登卫², 王民慧¹

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 遵义市飞宇电子有限公司, 贵州 遵义 563000)

摘要: 针对绞线插针金属线束较为细微, 在绕制过程中难以识别断丝的问题, 提出一种基于改进 YOLOv5s 的目标检测模型。在骨干网络引入 Swin Transformer 块与注意力机制, 增强模型的特征提取与识别能力。实验结果表明, 与原 YOLOv5s 相比, 改进后模型的检测精度和 mAP 分别提升了 2.6% 和 1.6%, 可有效识别并定位断丝位置区分绕线规格。进一步地构建了一个自动化故障检测系统, 该系统由可调节支架、USB 工业相机、光源、Edgeboard 计算设备及绕线装置组成。针对边缘设备 Edgeboard 算力资源有限的问题, 对模型进行压缩优化, 参数量减少 75%。实验结果表明, 该模型在 Edgeboard 上的识别准确率为 79.5%, 平均检测时间为 36 ms。本文研究有效提升了绕线金属线束的质量控制水平, 为绞线插针在绕制过程中的自动化故障监测提供了一高效的解决方案。

关键词: 绞线插针; YOLOv5s; Swin Transformer; 注意力机制; Edgeboard

中图分类号: TP277

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)04-0147-06

Improving YOLOv5s for detecting broken wires in twist pin

YANG Lan¹, CHEN Xiangping¹, XIANG Weiming², LIU Zhang², TIAN Dengwei², WANG Minhui¹

(1 College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Zunyi Feiyu Electronics Co., Ltd., Zunyi 563000, Guizhou, China)

Abstract: To address the issue of wire breakage during the winding process of metal wire harnesses with the twist pin, a target detection model based on improved YOLOv5s is proposed. Introducing Swin Transformer blocks and attention mechanisms in the backbone network enhances the model's feature extraction and recognition capabilities. The experimental results show that compared with the YOLOv5s, the improved model has improved detection accuracy and mAP by 2.6% and 1.6%. It can effectively identify and locate the broken wire positions and distinguish winding specifications. Furthermore, an automated fault detection system was constructed, which consists of an adjustable bracket, USB industrial camera, light source, Edgeboard computing equipment, and a winding device. To solve the problem of limited computing resources on edge devices such as Edgeboard, the model was compressed and the number of parameters was reduced by 75%. The experimental results show that the recognition accuracy of the model on Edgeboard is 79.5%, and the average detection time is 36 ms. This study improves the quality control level of wire-wound metal harnesses and provides an efficient solution for automated fault monitoring of the twist pin during the winding process.

Key words: twist pin; YOLOv5s; Swin Transformer; attention mechanism; Edgeboard

0 引言

目标检测算法的研究正推进工农业的智能化进程, YOLO 系列算法^[1-3]在其中扮演着关键角色。秦宇龙等^[4]通过改进 YOLOv5s 并实时联动 PLC 示警, 对带式输送机大块煤炭物料进行有效的检测。Song 等^[5]提出了一种基于 YOLOv5s 的 TLC 故障检测方法, 并通过两阶段迁移学习策略, 增强模型在无

人机巡检数据集上的泛化性和检测精度。Xie 等^[6]设计了基于 YOLOv8 的 LMS-YOLO 模型, 该模型显著提升了钢筋表面缺陷检测的性能。蔡林峰^[7]利用 YOLOv5s 实现对钢丝绳的表面损伤检测。可见, YOLO 系列^[8]检测算法能够很好地增强机器对图像的深度理解, 以实现更精准和高效的检测与控制。

微矩形连接器广泛应用于航天军工领域, 确保了信号和能量的稳定传输。绞线插针作为微矩形连

基金项目: 遵义市飞宇电子有限公司项目(H2021490)。

作者简介: 杨 兰(1997—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 嵌入式系统。

通信作者: 王民慧(1962—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 嵌入式系统。Email: 1097868041@qq.com。

收稿日期: 2024-05-31

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

接器的关键结构,在生产过程中面临着断丝、散股、压接不当、焊接不牢以及装配不当等问题^[9]。针对散股^[10]、切割^[11]、焊接^[12]和装配^[13]等工艺优化已有广泛研究,但关于绞线插针绕制生产过程中的断丝检测研究相对较少,而绕线质量直接影响最终产品质量。在绕制过程中,金属丝可能断裂,若绕线机未能及时停机,将导致产品不合格,进而造成资源浪费和生产效率下降。传统绞线插针绕制生产的质量检测主要依赖人眼观察工业相机放大的图像。然而,由于绕线金属线束直径较小(见图1),长时间的人工检查容易导致视觉疲劳,增加误检的风险。

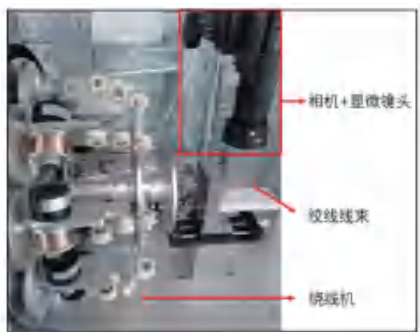


图1 滚筒式绕制绞线插针

Fig. 1 Drum-type winding of twist pin connectors

综上,对绞线插针断丝故障的自动化检测研究至关重要。对此,本文提出一种改进的YOLOv5s绕线断丝检测模型,通过在骨干网络引入Swin Transformer和注意力机制,提高模型对细微特征的识别能力。并

将其部署到设备上,实现对绕线断丝故障检测,为绞线插针生产线提供更高效、更准确的故障监测解决方案。

1 相关理论

1.1 YOLOv5s 目标检测算法

YOLOv5s 是 YOLOv5^[14] 中较为轻量的单阶段目标检测算法,以其小巧的模型尺寸(仅 14.4 MB)和快速的推理速度(140 FPS)而著称,适用于嵌入式系统和资源受限的环境。相较于 YOLOv8, YOLOv5s 在设计上更为轻量化,可以更好地平衡模型推理速度和检测精度^[15]。YOLOv5s 网络架构由 4 个核心部分组成:输入端、Backbone、Neck 和 Head。每个部分都承担着特定的功能,共同确保了模型的高效性和准确性。

1.2 Swin Transformer 模型

Swin Transformer^[16] 是在 Vision Transformer (ViT)^[17] 的基础上发展的,其引入了层次化特征映射和窗口注意力转换机制,以应对 ViT 所面临的一些挑战。Swin Transformer 结构如图 2 所示,主要由图像块融合层、线性嵌入层和 Swin Transformer Block 组成。该模型将输入图片划分成不重合的窗口(windows),然后在不同的 windows 内进行 self-attention 计算。随后,移动 windows 的划分方式使上一层相邻的不重合 windows 之间引入连接,大大增加了感受野。

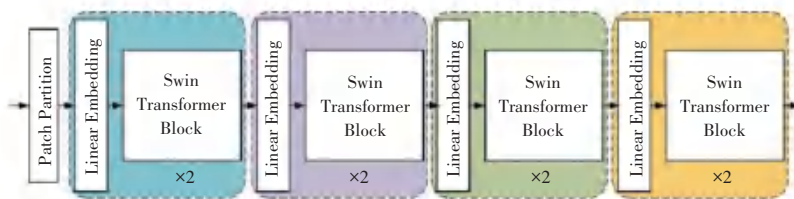


图2 Swin Transformer 结构

Fig. 2 Structure of Swin Transformer

2 改进 YOLOv5s 的绕线检测算法

本文提出一种改进 YOLOv5s 的绕线断丝检测算法,在 YOLOv5s 骨干网络的最后两个 C3 模块中嵌入 Swin Transformer Block,以提升对多尺度和复杂特征的提取能力。由于绕线图像之间区分度不够高,为了增强模型对细微特征的关注,在改进后的 C3-ST 模块之间引入注意力机制模块,进一步优化了 YOLOv5s 模型的特征提取与表征能力,改进后模型结构如图 3 所示。通过这种整合策略,模型能更集中地捕获关键特征,从而提升了特征表示能力和

模型的整体性能。

2.1 C3-ST 模块

在本文中,将 Swin Transformer Block 替换掉 C3 模块中的两个卷积模块及其 Shortcut 连接,构成如图 4 所示的 C3-ST 结构。

将改进后的 C3-ST 模块替换掉原网络中的两个末位 C3 模块。尽管 C3 模块在融合残差特征、增强特征流动性和多样性方面表现出色,但在处理具有复杂纹理和较低区分度的绕线图像时,其在特征识别和交互方面的能力仍有待提升。改进后的 C3-ST 模块含有基于窗口的自注意力机制的 W-MSA

和 SW-MSA 模块。当一个 $h \times w$ 的图像通过第一个包含 W-MSA 模块的子单元时,其会被分割成多个 $M \times M$ 的小窗口,计算复杂度可以表示为:

$$\Omega(W-MSA) = 4hwC^2 + 2M^2hwC \quad (1)$$

其中, Ω 为 W-MSA 模块的计算复杂度; h, w, C 为输入特征图的高度、宽度、和通道数; M 为划分的窗口的边长。

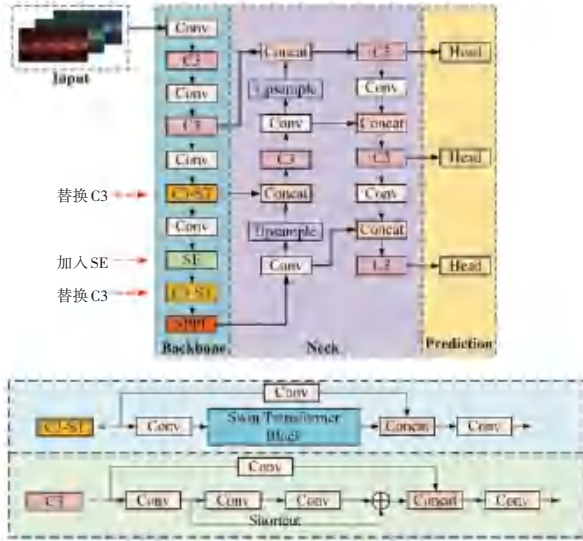


图 3 改进 YOLOv5s 模型结构
Fig. 3 Structure of improved YOLOv5s model

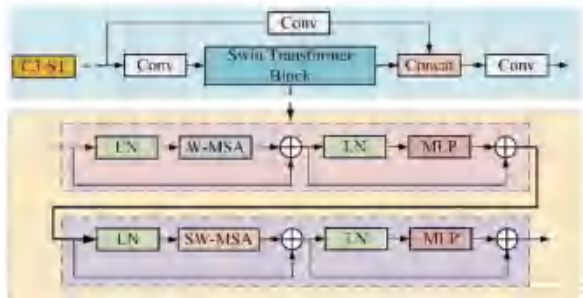


图 4 C3-ST 结构
Fig. 4 Structure of C3-ST

经过第一个子单元处理后的特征被传递至第二个包含 SW-MSA 的子单元。原本“孤立”的 patch 会被移动至包含不完整 patch 的窗口中进行特征融合。Swin Transformer 块是按照图 5 的流程来处理输入的绕线图片,先将其细分为 8×8 的小区块,通过窗口机制将图像进一步均匀划分为 4×4 大小的 4 个窗口,自注意力机制对每个窗口内的特征进行深入计算。再通过滑动窗口技术灵活的移动窗口位置,促进了绕线图像中各窗口间特征的互动和融合,提取到更复杂和更具丰富纹理的绕线图像特征。

2.2 注意力机制融合

为了提升模型对细节特征的捕捉能力,使其更加注重不同通道间的关键特征,本文引入了注意力

机制 SE 模块^[18],并将其集成到 YOLOv5s 的骨干网络中。SE 模块的核心功能在于通过动态调整网络中各通道的权重,使得模型能够自主地聚焦于那些携带丰富信息的特征,同时抑制那些贡献度较低或相对不那么重要的特征。SE 模块可分为挤压(Squeeze)和激励(Excitation)两个主要步骤,具体结构如图 6 所示。

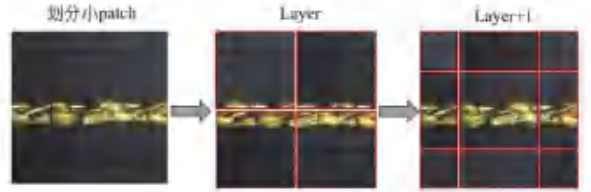


图 5 Swin Transformer 块窗口划分流程
Fig. 5 Swin Transformer block window division process

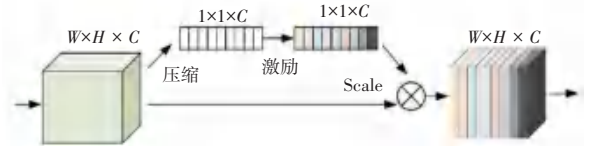


图 6 SE 模块结构
Fig. 6 Structure of SE module

若输入为 $X \in R^{W \times H \times C}$, W 和 H 表示特征映射的宽度和高度, C 是通道号。在挤压步骤中,模块通过全局平均池化压缩特征图,生成 $1 \times 1 \times C$ 向量。随后在激励步骤中,通过 1×1 的卷积层来重新计算特征,并通过 ReLU 激活函数引入非线性,以增强特征的表达能力。随后,通过另一个 1×1 的卷积层,结合 Sigmoid 激活函数,为每个通道分配一个权重。激活公式如下:

$$X_{ex}(z, W) = \text{Sigmoid}(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 z)) \quad (2)$$

式中: $W_1 \in R^{c \times c}$, $W_2 \in R^{c \times c}$, $z \in R^c$ 。

在模型训练过程中,可以利用自动反向传播机制来指导训练过程,并通过梯度下降法来优化权重 W_1 和 W_2 的值,从而提升模型的整体性能。这个过程可以表示如下:

$$Y = X \cdot \text{Sigmoid}(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot \text{Pool}(X))) \quad (3)$$

3 实验和分析

3.1 实验数据集及实验配置

构建的图像采集系统包括支架、工业相机、光源、PC 端和绕线装置几部分。对 3 种规格的金属线束进行数据采集。考虑到实际工业应用中图像数据可能因拍摄角度、光照条件或采集设备位置的变化而呈现多样化的特性,进行数据增强扩充数据集以

提高模型泛化能力。图7是数据增强之后的部分效果图。

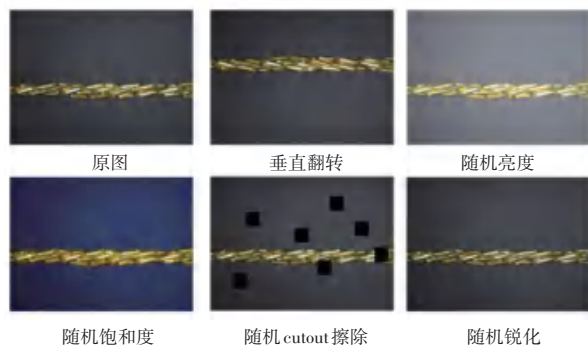


图7 数据增强后的数据样本

Fig. 7 Data samples after data augmentation

使用 LabelImg 工具以图像的凹陷处作为区分特征进行打标签。共采集到有效图像 2 400 张,随后进行数据增强使得数据量达到 4 300 张。采取了 7:2:1 的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集。实验在 Windows10 下进行,处理器为 i7-10750H, GPU 为 GeForce GTX 3090, 选用 Python 3.9.18 作为编辑语言,基于 PyTorch 框架实现模型训练与测试。实验中,输入图像的尺寸统一为 224×224 像素大小,训练过程设置为 100 次迭代,每次批处理的数据量(batch-size)为 16,学习率为 0.01,选择随机梯度下降法为优化器。

3.2 评价指标

为了客观地评估模型在绕线断丝检测任务中的表现,用精确率(Precision)、mAP、参数量以及平均检测时间来进行评估。mAP 代表的是平均精度均值,用于衡量模型在多个类别上的检测效果。精确率指模型对正类别判断正确的程度,即模型认为属于正类别的图像中真正属于正类的占比。

3.3 不同模型对比实验

为验证本文改进的 YOLOv5s 模型性能,将其与 SSD^[19]、Faster R-CNN^[20] 及原 YOLOv5s 模型进行对比。SSD 适合于需要快速检测的应用场景,而 Faster R-CNN 则在高精度检测方面表现突出。通过与这两种模型的对比实验,可以全面评估改进后的 YOLOv5s 在速度和精度方面的优势。结果见表 1。

实验结果表明,尽管 SSD 和 Faster R-CNN 在 mAP 上超越了 YOLOv5s,但两者较大的参数量导致 GPU 上的检测速度变慢,并且占用了更多的计算资源。相比之下,本文提出的改进 YOLOv5s 模型尽管参数量略有增加,但在精确率、mAP 和检测时间等核心性能指标上均优于其他模型,证明了改进措施

的有效性。

表 1 不同模型的检测性能

Table 1 Detection performance of different models

模型	Precision/%	mAP/%	参数量/M	检测时间/ms
SSD	77.4	76.9	24.79	36
Faster R-CNN	79.2	76.3	27.57	83
YOLOv5s	79.7	75.8	7.02	12
本文模型	82.3	77.4	8.12	17

3.4 消融实验

通过消融实验分析改进模型在绕线故障检测中的有效性,实验结果见表 2。具体来说,YOLOv5s-ST1 模型通过将一个 C3 模块替换为改进的 C3-ST 模块,而 YOLOv5s-ST2 模型则替换了两个 C3 模块。此外,YOLOv5s-ST2E 模型在 YOLOv5s-ST2 的基础上集成了 SE 模块。实验结果显示,与原始 YOLOv5s 相比,YOLOv5s-ST2 在 mAP 上提升了 1.3%,验证了 Swin Transformer Block 的加入显著增强了模型对绕线图像细微特征的识别能力。进一步集成 SE 模块的 YOLOv5s-ST2E 模型,mAP 提升了 1.6%,尽管参数量增加了 1.1 M,检测时间增加了 5 ms,但整体识别精度提升了 2.6%。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

模型	Precision/%	mAP/%	参数量/M	检测时间/ms
YOLOv5s	79.7	75.8	7.02	12
YOLOv5s-ST1	80.7	76.5	7.25	14
YOLOv5s-ST2	81.5	77.1	7.89	16
本文模型	82.3	77.4	8.12	17

图 8 为改进模型在训练过程中的预测可视化结果。该模型能够准确定位断丝位置和识别绕线规格,该模型在 3 股绞线断丝识别上表现尤为出色。但模型仍存在漏检现象,如图中蓝色矩形框所示,在第三列的后三幅图像中未能准确识别断丝,在第四列的第二幅图像中同样出现漏检。这可能与断丝和未断丝金属线束的区分度不高有关。同时,模型性能也受人工标注数据准确性的影响。

3.5 故障检测系统

Edgeboard FZ3B 是百度为嵌入式和边缘计算场景设计的硬件设备^[21],在该平台上进行断丝检测实验。通过摄像头捕获绕线视频流,V4L2 接口采集图像数据,判断断丝情况并识别绕线规格。检测到断丝时,系统会通过蜂鸣器发出警报,实现故障监测。实验中,应用到 EdgeBoard 的多种外设:USB3.0 端口连接工业摄像头进行数据采集,GPIO 接口连接蜂

鸣器,而电源接口则负责供电,如图 9 所示。

为了在 Edgeboard 等边缘计算平台上有效执行故障检测等任务,需要完成图 10 中的内容。经过实验,将模型大小由 8.12 MB 量化到 2.07 MB,实现了 74.5% 的显著缩减。



图 8 改进模型的训练预测可视化

Fig. 8 Visualization of the training and prediction of the improved model

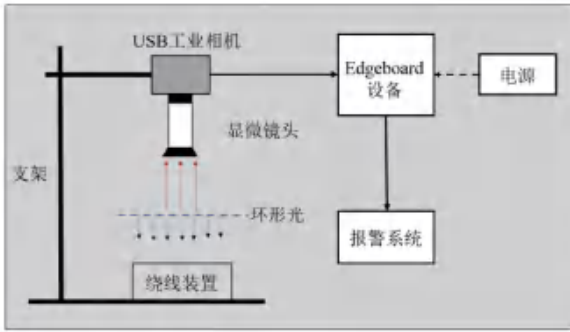


图 9 故障检测系统

Fig. 9 Fault detection system



图 10 检测系统的实现过程

Fig. 10 Implementation process of the detection system

系统启动后,相机将视频流数据传输至 Edgeboard,系统随即开始采集并处理图片帧以进行断丝检测。如图 11 所示,蜂鸣器连接的 GPIO 端口被设置为 LOW 状态,为防止误识别引发的连锁反应,只有在连续 4 帧图像均检测到断丝时才会触发

警报。一旦触发,GPIO 端口将向蜂鸣器发送高电平信号,蜂鸣器持续发出警报声。

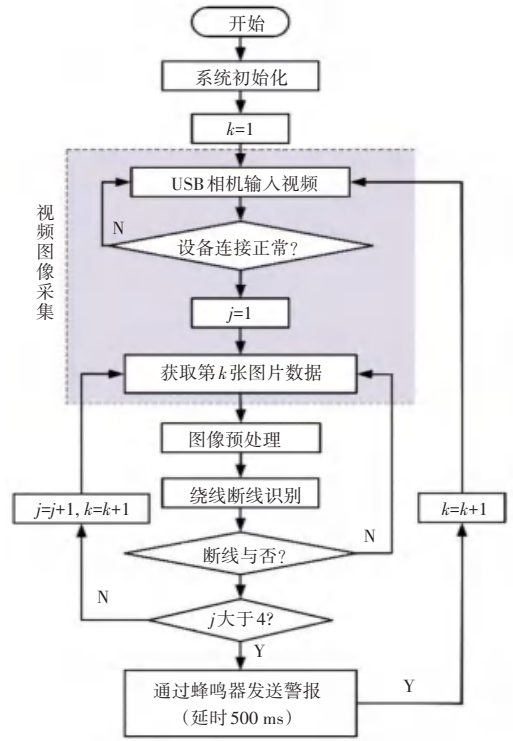


图 11 检测系统软件流程

Fig. 11 Detection system software process

表 3 展示了在 Edgeboard 平台上,经过压缩优化后部署改进模型的推理结果,记录了系统在识别不同规格绕线及其断丝情况下的性能,主要指标为识别准确率和平均检测时间。

表 3 在 Edgeboard 上的识别结果

Table 3 Recognition results on Edgeboard

指标	图像帧数	正确识别	准确率/%	检测时间/ms
D3	30	25	83.3	34
M3	30	26	86.7	35
D6	30	23	76.7	38
M6	30	23	76.7	39
D9	30	22	73.3	38
M9	30	24	80.0	34

系统的平均识别率达到了 79.5%,平均检测时间仅为 36 ms。识别率相较于 PC 端下降 2.8%,这可能与 Edgeboard 的计算能力限制或模型压缩过程中的精度损失有关。改进模型部署在 Edgeboard 上,能够高效且实时地满足工业环境中对绕线断丝故障处理的需求。

4 结束语

本文提出一种改进的 YOLOv5s 绕线断丝检测

算法,该方法可准确识别并定位出断丝位置,为绞线插针的故障检测提供了解决方法。以原始 YOLOv5s 为研究基础,深入分析了引入 Swin Transformer 和 SE 模块所带来的影响,与其他目标检测模型相比,改进后的模型检测精度提升了 2.6%,mAP 提升了 1.6%。展现出了显著的性能优势。随后将改进后的模型部署到边缘设备 Edgeboard 平台,实现了对绕线规格及断丝与否的成功识别和检测,识别率达 79.5%。

参考文献

- [1] 陈学深,吴昌鹏,党佩娜,等. 基于 ViT-改进 YOLOv7 的稻田杂草识别[J]. 农业工程学报, 2024, 40(10):185-193.
- [2] 时雷,杨程凯,雷镜楷,等. 基于改进 YOLOv8s 的小麦小穗赤霉病检测研究[J]. 农业机械学报, 2024,40(7):280-289.
- [3] 夏旭,阮佩. 基于轻量化 YOLO 网络的热轧带钢表面缺陷检测[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(5):88-90.
- [4] 秦宇龙,程继明,任一个,等. 基于改进 YOLOv5 的带式输送机大块煤检测[J]. 工矿自动化, 2024, 50(2):57-62.
- [5] SONG J, QIN X, LEI J, et al. A fault detection method for transmission line components based on synthetic dataset and improved YOLOv5[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 157: 109852.
- [6] XIE W, SUN X, MA W. A light weight multi-scale feature fusion steel surface defect detection model based on YOLOv8[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(5):055017.
- [7] 蔡林峰,汤斌,杨泞琿,等. 基于 YOLOv5s 的电梯钢丝绳表面损伤检测算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(6):67-71.
- [8] 苏盈盈,何亚平,邓圆圆,等. 基于改进 YOLOv5s 轻量化带钢表面缺陷检测方法[J]. 光电子·激光, 2024, 35(7):723-730.
- [9] 郭金花. 电连接器典型失效模式及机理分析[J]. 环境技术, 2021, 39(2):145-149.
- [10] 闫美红. 绞线插针电连接器的力学仿真分析[D]. 北京:北京交通大学, 2023.
- [11] 李娟,赵立友,刘寅傲,等. 超微矩形电连接器 0.28 mm 弹性绞线插针腐蚀质量问题及工艺改进[J]. 质量与可靠性, 2023, 34(3):14-17.
- [12] 袁聚虎,李艳霞,张亚娟,等. 麻花针切断熔焊一体化非标自动化研究[J]. 机电元件, 2019, 39(4):12-13.
- [13] 陈雨田,陈峰,杨鹏伟,等. 航天产品电连接器压接工艺分析及改进[J]. 航天制造技术, 2022, 2(2):46-49.
- [14] MA Y K, LIU H, LING C X, et al. Object detection of individual mangrove based on improved YOLOv5 [J]. Laser Optoelectronics Progress, 2022,59(18): 436-446.
- [15] 李韬,任玲,胡斌,等. 改进 YOLOv5s 和迁移学习对番茄穴盘苗的分级检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(23):174-184.
- [16] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ:IEEE, 2021:10012-10022.
- [17] LV X, XIA H, LI N, et al. Mfvt: Multilevel feature fusion vision transformer and ramix data augmentation for fine-grained visual categorization[J]. Electronics, 2022, 11(21): 3552.
- [18] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50× fewer parameters and<0.5 MB model size[J]. arXiv preprint arXiv,1602. 07360, 2016.
- [19] 姚华莹,彭亚雄,陆安江. 基于轻量化 SSD 的菜品识别[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(8):23-30.
- [20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [21] 佚名. Xilinx 助力百度大脑加速 AI 终端应用[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2019, 19(3):19.