

基于人工智能算法的RPA机器人视频巡检异常监测方法

张哲宇, 徐扬, 吴海涛, 吴家奇, 李雪

(国网安徽省电力有限公司淮南供电公司, 安徽 淮南 232000)

摘要:针对传统巡检方法无法满足巡检设备多与难度高的问题,研究设计了基于人工智能的机器人流程自动化配网巡检架构,并引入迁移学习,得到基于改进YOLOxs算法的视频巡检异常监测方法。研究表明,研究提出的算法在训练中仅需81次迭代就可稳定,损失值对应2.54;在消融实验中,与基础算法相比,其平均精度均值与单张图像异常检测时间分别提升3.48%与39.47%。在对比实验中,改进YOLOxs算法的平均精确率、召回率与 F_1 值均是最高。上述结果说明研究提出的方法能实现电力设备异常时高效准确的判断,能有效解决智能配网巡检中存在的问题。

关键词:人工智能算法;RPA机器人;智能巡检,异常监测;YOLOxs算法

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0115-05

Video inspection anomaly monitoring method for RPA robots based on artificial intelligence algorithms

ZHANG Zheyu, XU Yang, WU Haitao, WU Jiaqi, LI Xue

(State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Huainan Power Supply Company, Huainan 232000, China)

Abstract: In response to the problem that traditional inspection methods cannot meet the requirements of multiple inspection equipment and high difficulty, a distribution network inspection architecture based on artificial intelligence robot process automation is studied and designed. Transfer learning is introduced to obtain a video inspection anomaly monitoring method based on the improved You Only Look Once xs algorithm. The research results indicate that the proposed algorithm can be stable in training with only 81 iterations, and the loss value corresponds to 2.54; In the ablation experiment, compared with the basic algorithm, its average accuracy and single image anomaly detection time are improved by 3.48% and 39.47%, respectively. In the comparative experiment, the improved You Only Look Once xs algorithm achieves the highest average accuracy, recall, and F_1 value. The above results indicate that the proposed method can achieve efficient and accurate judgment of power equipment abnormalities, and can effectively solve the problem of incomplete anomaly monitoring in intelligent distribution network inspections.

Keywords: artificial intelligence algorithms; RPA robot; intelligent inspection; anomaly monitoring; YOLOxs algorithm

0 引言

随着经济社会的迅猛发展,电力设施建设与管理同社会经济发展的关系日益密切,电网智能化发展不仅能为人们提供便捷的电力服务,促进当地经济的发展,还能促进环境保护与节能减排^[1-3]。而智能电网大数据时代的到来给数据挖掘奠定了基础,人们可以利用人工智能完成传统人工数据分析无法胜任的事情。但电力系统任何一个环节出现故障问题,都有可能引发连锁反应,产生大面积停电问题,对社会生产造成严重的经济损失。因此强化电力设备的建设与运维管理,对于满足社会经济的快速发展与人们对高品质电力服务的需求具有重要促进作用^[4]。而机器人流程自动化(robotic process automation, RPA)是实现电力行业数字化转型的新引擎,其为巡检智能化创新与发展提供新的可能^[5]。但目前RPA机器人在电力系统中的应用还不成熟,智能巡检过程中仍存在效率低与准确

率低的问题。Xing L为确保变电站巡检机器人工作时路线不会偏离,介绍了基于里程表的定位算法、射频识别和基于机器视觉的定位算法,研究使用射频识别对第一种算法进行优化,研究结果显示,在相同循环次数下,研究设计的算法精度最高^[6]。康瑞等针对输电线路无人机自动巡检信息冗杂,数据噪声较大的问题,提出一种输电线路无人机自动巡检系统不间断作业实时监控方法,实验结果表明,研究方法能直观检测到输电线路的异常点^[7]。上述研究成果显示目前智能巡检机器人与无人机自动巡检方法的应用较为成熟,但目前智能巡检电力设备异常的检测方法存在一定的延迟,并且准确率受到限制。因此研究设计了RPA机器人智能配网巡检架构,并基于此使用迁移学习(transfer learning, TL)优化You Only Look Once xs算法(YOLOxs),得到基于改进YOLOxs算法的电力设备异常监测方法对视频巡检的异常情况进行监测。研究的创新性在于引进RPA机器人到智能巡检中,并提出基于改进YOLOxs算法的异常检测方法,以解决RPA机器人智能巡检

* 基金项目: 国家电网科技项目资助(SGGSPX00HLWJS2200097)

收稿日期: 2024-04-02

中异常监测存在的问题。通过研究以期在早期及时判断配网电力设备中存在的异常情况,节省人力成本与物力成本,保障配网安全稳定地运行。

1 RPA 机器人巡检异常监测方法

1.1 RPA 机器人智能配网巡检设计

人工智能与自动化技术的迅猛发展,越来越多的领域

及企业开始应用 RPA 机器人。RPA 机器人能通过模拟人在电脑界面的操作,替代工作人员自动执行任务,具有减少误操作、节约成本与对现有信息技术架构基本无影响等优势^[8-10]。但其在应用执行中的异常处理机制仍然不健全,因此研究以电力行业配网巡检需求为导向,引入人工智能算法与其结合。基于人工智能算法的 RPA 机器人配网巡检流程图,如图 1。

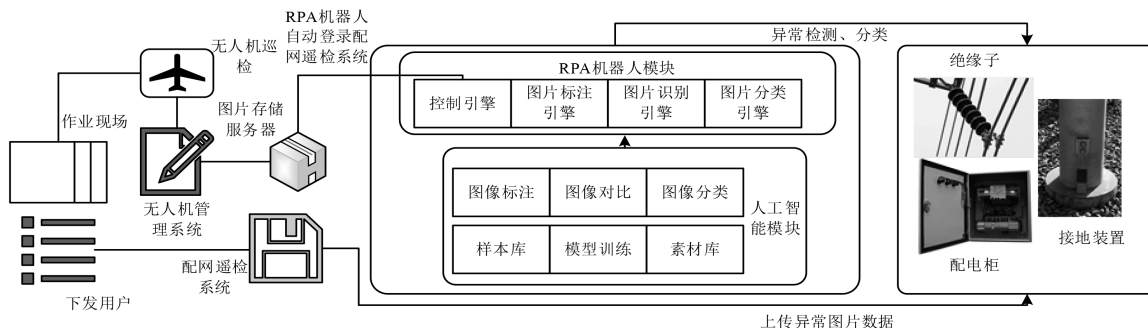


图 1 基于人工智能算法的 RPA 机器人配网巡检流程图

在图 1 中,配网日常巡检管理中,需要借助无人机搭载红外线摄像机等装备,对巡检区域中的配网设备情况进行监测,同时利用 RPA 机器人对现场巡检、图像整理与分析、异常检测、资料归档等进行全流程跟踪。而素材库中包含全国不同型号、品牌以及投运年限等配网设备图片,并提前按照电缆、架空线路等分类,样本库则包含电力企业以往进行巡检时配网设备图片、存在异物以及运行存在异常情况的人工标识库。而在 RPA 机器人运行架构中,总体上分为 RPA 调度管控、人工智能模块以及云平台三个部分。云平台属于最底层,负责搭建基础环境,中间部分为 RPA 调度管控与人工智能的融合,前者负责证照治理机器人、物资提报付款机器人、财务科目汇总机器人以及虚拟调度员机器人集群,创建、修改、监测、调度、控制与

管理引擎的管控。后者则是利用人工智能算法进行图像异常识别等,架构利用 RPA 机器人提前设定的调用规则启动对应机制,并实时同人工智能模块进行交互。最上层则包含应用场景中需要进行的物资提报付款、财务科目汇总与设备巡检等。用户通过提出需求,使用 RPA 机器人提供所需的支撑与执行能力,以快速实现用户的需求。

1.2 基于 YOLOxs 算法的网络架构构建

针对 RPA 机器人智能配网巡检中异常处理机制不健全,异常监测耗时长等问题,研究首先搭建基础的 YOLOxs 异常检测算法,其是基于 YOLOv5s 进行发展的,主要有输入层、网络骨干层、特征融合层 (feature integration, FI) 与预测层四个部分^[11-13]。YOLOxs 算法架构,见图 2。

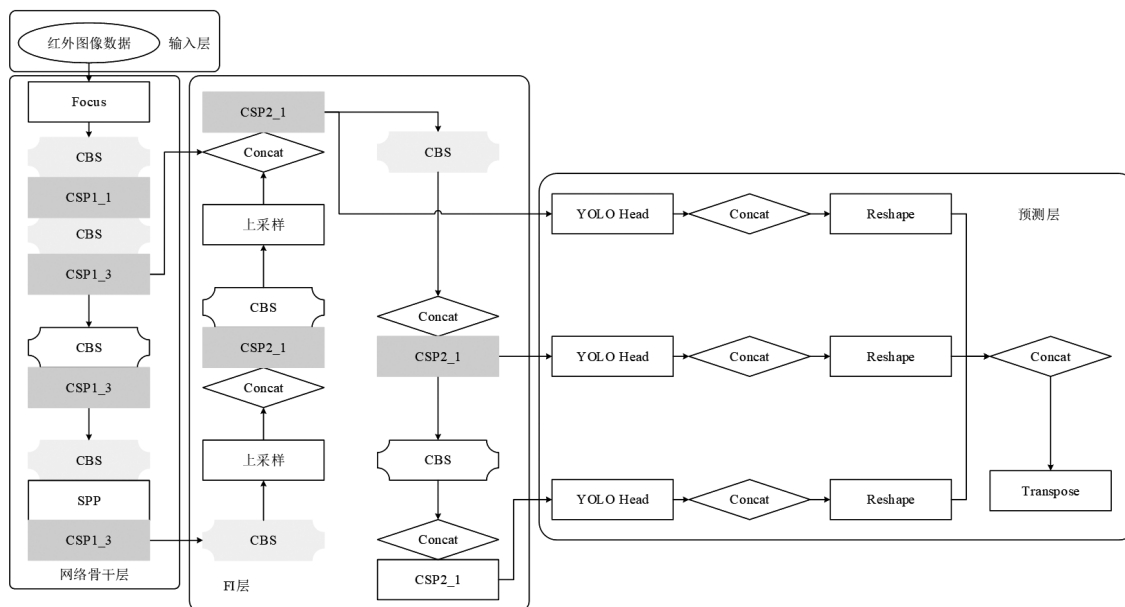


图 2 YOLOxs 算法架构

在图2中,输入层主要用于处理输入图像,同时经过数据增强与图像尺寸统一处理。在网络骨干层,使用原有的 CSPDarknet 模块,可提取各维度的图像特征,其中 FOCUS 结构沿用了 YOLOv5s,经过切片操作产生4个独立层,并进行堆叠操作,以提升计算效率。跨阶段局部网络结构则是用于梯度信息冗余的解决方法。空间金字塔池化结构则利用4个尺度的池化核对最大池化特征进行提取,以实现上下文特征的分离。在 FI 层,首先通过下采样得到三个尺度的特征图,再在特征金字塔网络(feature pyramid,FP)中对高维特征实施2次上采样,最终通过路径聚合网络(path aggregation,PA)实施2次下采样并进行不同特征层的融合,以得到更多的特征信息。预测层中选用解耦头结构,主要包含回归任务与分类任务。

1.3 视频巡检异常监测方法

由于 YOLOxs 算法存在检测精度低的问题,因此研究引入迁移学习对其进行优化,同时对 FI 层与损失函数改进,得到基于改进 YOLOxs 算法的视频巡检异常监测方法。在 FI 层优化中,先调整通过不同网络获取的特征1与特征2,再进行尺度调整操作,得到维度一致的特征图1与特征图2。其次进行卷积运算操作,获取权重参数 ζ_3 、 ψ_3 与 ξ_3 ,最后通过特征融合计算,得到新的融合特征(I3),表达式为

$$v_{ij}^m = \zeta_{ij}^m \cdot U_{ij}^{1 \rightarrow m} + \psi_{ij}^m \cdot U_{ij}^{2 \rightarrow m} + \xi_{ij}^m \cdot U_{ij}^{3 \rightarrow m} \quad (1)$$

式中, v_{ij}^m 为新输出融合特征图 v^m 对应的第 (i, j) 特征向量, ζ_{ij}^m 、 ψ_{ij}^m 和 ξ_{ij}^m 均是空间重要性权重参数, $U_{ij}^{n \rightarrow m}$ 代表第 n 级特征层转化到第 m 级特征层 (i, j) 对应的特征向量。 ζ_{ij}^m 、 ψ_{ij}^m 和 ξ_{ij}^m 需满足式(2)的条件。

$$\zeta_{ij}^m + \psi_{ij}^m + \xi_{ij}^m = 1, \zeta_{ij}^m, \psi_{ij}^m, \xi_{ij}^m \in [0, 1] \quad (2)$$

ζ_{ij}^m 的表达式为

$$\zeta_{ij}^m = \frac{e^{\vartheta_{\zeta_{ij}}^m}}{e^{\vartheta_{\zeta_{ij}}^m} + e^{\vartheta_{\psi_{ij}}^m} + e^{\vartheta_{\xi_{ij}}^m}} \quad (3)$$

式中, $\vartheta_{\zeta_{ij}}^m$ 、 $\vartheta_{\psi_{ij}}^m$ 与 $\vartheta_{\xi_{ij}}^m$ 均是控制参数。在损失函数优化中,主要包含置信度损失函数 L_o 、边界框定位损失函数 L_r 与分类损失函数 L_c ,损失函数表达式为

$$LOSS = L_o + L_r + L_c \quad (4)$$

因为配网设备种类繁多,获取的红外视频中大部分图像数据具有多种电力设备,原 YOLOxs 算法运用的二元交叉熵损失难以应对该类多种类别样本的分类,无法有效检测异常情况^[14-15]。而焦点损失函数 L_f 能通过降低内部加权,解决正负样本类别不平衡的问题,计算公式为

$$L_f = -\zeta_i(1-p_i)^\tau \log(p_i), \tau \geq 0 \quad (5)$$

式中, p_i 表示某类别和背景的相似程度, $(1-p_i)^\tau$ 代表动态比例因子,其中 τ 表示可调控的聚焦参数。 p_i 的表达式为

$$p_i = \begin{cases} p, & y = 1 \\ 1-p, & y = \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式中, p 为对分类标签值 $y = 1$ 的估计分类。 L_r 使用 Intersection over Union Loss 损失函数(IoU),计算公式为

$$L_r = 1 - \frac{|Y \cap Z|}{|Y \cup Z|} \quad (7)$$

式中, Y 与 Z 分别对应预测框与真实框的面积。由于 L_r 具有同一性与尺度不变形等特点,因此其输出值范围在 0-1。但 Y 与 Z 不存在相交情况时, L_r 为 0,不能展现两框距离,网络就会停止学习,而 L_r 为固定值时,两框距离不唯一,无法展现两框相交情况。因此研究提出通过宽高损失最小化 Y 与 Z 的宽高差,以提升模型的收敛速度与定位准确度。同时研究引入焦点损失函数改进进框在回归时的样本差异性问题,计算公式为

$$\begin{cases} L_{EI} = 1 - \text{IoU} + \frac{d^2(o, o^{st})}{q^2} + \frac{d^2(w, w^{st})}{q_w^2} + \frac{d^2(h, h^{st})}{q_h^2} \\ L'_r = \text{IoU}^\gamma L_{EI} \end{cases} \quad (8)$$

式中, L'_r 与 IoU 分别为优化后的 L_r 与 IoU 损失函数, d 代表中心点间的欧氏距离, o 与 o^{st} 分别为 Y 与 Z 的中心点, q 、 q_w 与 q_h 分别对应 Y 与 Z 的最小外接矩形的对角线距离、宽与高, w 与 w^{st} 分别为 Y 与 Z 的宽度, h 和 h^{st} 分别为 Y 与 Z 的高度, γ 是对异常值抑制程度进行控制的参数。综合上述内容,并引入迁移学习,就可得到基于改进 YOLOxs 算法的视频巡检异常监测方法流程,如图3。

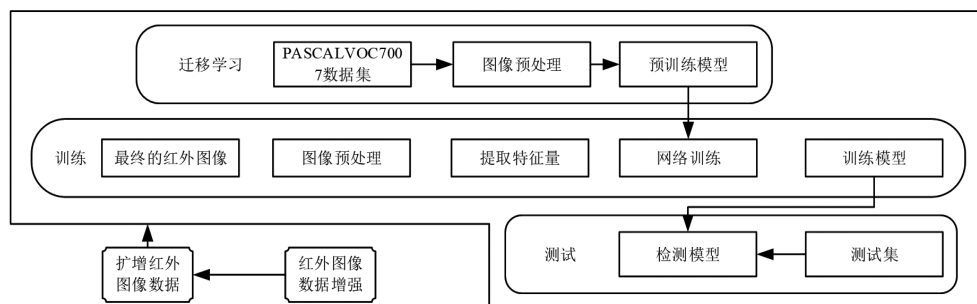


图3 基于改进 YOLOxs 算法的视频巡检异常监测方法流程示意图

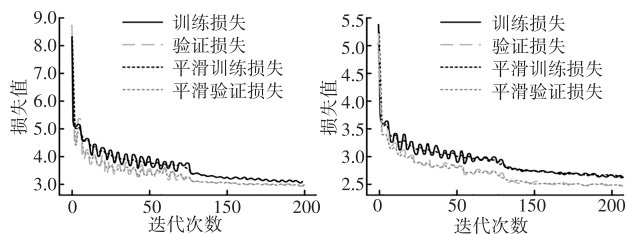
在图3中,首先对原始数据量进行数据量扩展处理,其次通过曲线-色阶原理对预处理后的红外图像数据进

行局部亮度调整,并进行增强处理,就可获取增强后的数据集,基于此建立训练集与验证集。然后对改进 YOLOxs

算法进行训练,同时考虑配网设备红外图像异常情况检测的需求,设定参数。再通过训练对网络调优层权值进行更新,就可停止训练,最后将训练好的方法用于配网设备红外图像异常检测的验证。

2 基于改进 YOLOxs 算法的视频巡检异常监测方法

为检验研究提出的基于改进 YOLOxs 算法的视频巡检异常监测方法的有效性与其可行性,研究选择单张图像异常检测时间(single image anomaly detection time, SADT)、平均检测精度(average detection accuracy, ADA)、精确率(accuracy, AY)、召回率(recall, RL)、 F_1 值以及平均精度均值(average precision mean, APM)进行评价。实验环境选择 Windows 10 操作系统,32 GB 内存,显卡使用单张 NVIDIA GeForce RTX 3090 的电脑。研究数据集选择配网中典型的五种电力设备构造数据集,包含断路器、隔离开关、避雷器、绝缘子与互感器,共采集 450 张红外图像,通过数据增量与增强处理后得到 4 318 张红外图像的数据集,按照 7 : 3 的比例划分为训练集与验证集。实验参数设定如下,初始学习率与迭代次数分别设为 0.000 1 与 300。研究设置了消融实验与对比实验,消融实验以基础 YOLOxs 算法为基础,设定仅加入迁移学习模块的网络为算法 1,加入迁移学习与 FI 模块的网络为算法 2。对比实验中,研究使用目前的主流算法进行对比,即基于改进麻雀搜索算法的电力设备异常检测方法(improve sparrow search, ISS)、基于时间序列算法的电力设备异常识别方法(time series algorithm, TSA)与基于温度值识别算法的电力设备异常检测方法(temperature value recognition algorithm, TVRA)。对 YOLOxs 算法改进前后进行训练,可得结果见图 4。



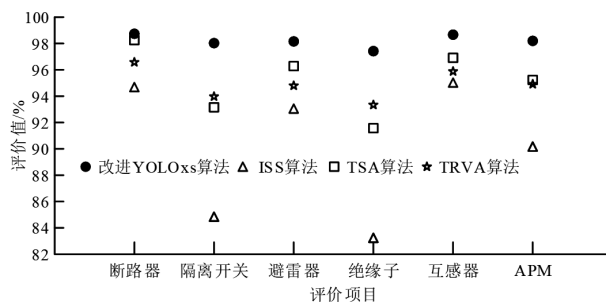
(a) YOLOxs (b) 改进 YOLOxs
图 4 不同算法的训练损失变化曲线

图 4(a)与图 4(b)分别为原 YOLOxs 算法与改进 YOLOxs 算法的训练损失变化曲线。可以看到,两种算法的训练损失均随迭代次数的增长呈现下降趋势,同时研究提出的算法下降速度更快,并且结束时的损失值较小,在第 81 次迭代时,就可达到稳定状态,对应损失值在 2.54。而 YOLOxs 算法需要迭代至 127 次才能到达平稳状态,此时的损失值为 2.97。对改进 YOLOxs 算法进行消融实验,可得性能结果如表 1。

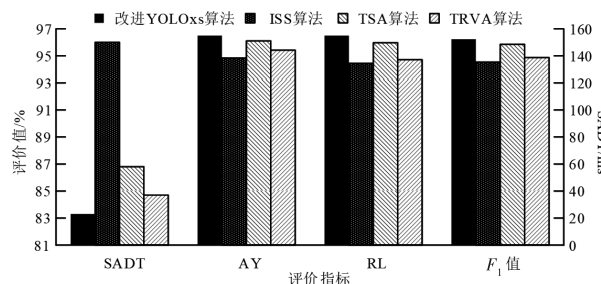
表 1 基于改进 YOLOxs 算法的
消融实验性能结果对比

评价指标	算法				
	YOLOxs	算法 1	算法 2	改进 YOLOxs	
ADA/%	断路器	96.27	96.54	97.69	98.74
	隔离开关	94.03	93.85	95.92	98.03
	避雷器	93.76	93.82	95.37	98.16
	绝缘子	93.65	93.86	94.83	97.42
	互感器	95.89	95.92	96.97	98.67
APM/%	94.72	94.80	96.16	98.20	
SADT/ms	38.00	29.00	27.00	23.00	

表 1 显示与基础 YOLOxs 算法相比,算法 1 的 APM 与 SADT 均得到了提升,分别提高了 0.008%与 24%。其中绝缘子与隔离开关两种电力设备的 ADA 值得到提升最大,这是因为两种设备对应的图像具有众多较小目标设备,而改进后的 YOLOxs 算法特征提取能力得到明显提升,与基础 YOLOxs 算法相比分别增长了 3.48%与 39.47%。对不同人工智能算法的异常检测方法进行对比实验,结果见图 5。



(a) ADA 与 APM 结果



(b) SADT、AY、RL 与 F_1 值结果

图 5 基于不同人工智能算法的异常检测方法对比实验结果
图 5(a)与图 5(b)分别为基于不同人工智能算法的异常检测方法的 ADA 与 APM, SADT、AY、RL 与 F_1 值对应的结果。图 5 显示,研究提出的基于改进 YOLOxs 算法的异常检测方法在五种典型设备的 ADA 值均是最高,断路器、隔离开关、避雷器、绝缘子与互感器分别对应 98.74%、98.03%、98.16%、97.42%与 98.67%,SADT 为 23 ms,平均 AY、RL 与 F_1 值分别为 96.54%、96.56%与 94.95%。而 ISS 算法的性能最差,在断路器、隔离开关、避雷器、绝缘子与互感器的 ADA 值均是最小的,分别为 94.69%、84.85%、93.05%、83.24%与 95.03%,SADT 时间最长为 150 ms,AMP 值对应 90.17%,平均 AY、RL 与 F_1 值分别为 86.29%、83.78%与 84.37%。综上所述,研究提出的方法具有优秀的性能与可行性,在不同尺度的电力设

备异常检测中均能获取较好的效果,可为智能配网巡检中电力设备的异常监测提供参考价值。

3 结束语

为解决基于人工智能的 RPA 机器人智能巡检过程中电力设备异常监测效率低、准确性差等问题,研究首先构建基于人工智能的 RPA 机器人智能配网巡检架构,然后对关键的异常监测部分设计了基于改进 YOLOxs 算法的红外图像电力设备异常检测方法。实验结果显示,改进后的算法仅需 81 次迭代就可达到稳定状态,损失值为 2.54。在消融实验中,同基础 YOLOxs 算法相比,算法 1 的 APM 与 SADT 分别提高了 0.008% 与 24%,算法 2 的 APM 增长了 1.44%;改进 YOLOxs 算法的改善效果最大,分别增长了 3.48% 与 39.47%。在对比实验中,基于改进 YOLOxs 算法的异常检测方法在五类典型设备的 ADA 值均是最高, SADT 为 23 ms,平均 AY、RL 与 F_1 值分别为 96.54%、96.56% 与 94.95%。综上所述,研究提出的方法能显著提升电力设备的异常监测效果,对于后续配网智能化运维与管理具有较好的应用价值。但研究仍存在不足,在实际应用中,会对移动端的异常监测方法的内存占用提出更高的要求,因此在未来研究中可采取更加先进的方法进行轻量化处理。

参考文献

- [1] 刘桂琴,刘丽媛,马梦真. 基于神经网络的智能电网继电保护定值快速预警[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(7):27-29,103.
[2] 汤卫东,肖大军,谈林涛,等. 人工智能背景下基于云技术的电网运行指挥体系设计[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(8):125-129.

(上接第 29 页)

4 结束语

基于西门子 PLC 控制的电镀生产系统设计,针对当今铜箔电极钛阳极实际生产过程中面临的一些问题,根据实际生产过程中的工艺步骤和控制要求,对 PLC 控制程序和 HMI 触摸屏画面设计,实现了对铜箔电极钛阳极生产过程中的取料、电镀和检测等操作的控制,并通过人机界面监控模拟证明控制的可靠性。通过电镀自动控制,提高生产过程中人工操作的连续性和稳定性,对铜箔电极钛阳极生产的升级改造有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 王帅. 我国电解铜箔技术现状与趋势前瞻[J]. 有色金属加工, 2023, 52(1):9-11.
[2] 张锦园,张青丽,白忠波,等. 电解铜箔用钛阳极涂层的研究现状[J]. 电镀与精饰, 2023, 45(12):95-102.
[3] 师慧娟,陆冰沪,樊小伟,等. 电解铜箔表面处理技术及添加剂研究进展[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(5):1270-1284.
[4] 陈浩,尚勇,徐浩天,等. 电解铜箔生产装备生箔机技术现状与发展趋势[J]. 锻压装备与制造技术, 2023, 58(3):90-92.
[5] 钟声,宋婷,张钰瑞,等. 离子液体电沉积[J]. 中国科学:化学, 2023, 53(10):2008-2026.

- [3] 孟宋萍,彭伟,田晨璐. 基于门控循环单元的非均衡数据驱动异常用电检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10):54-60.
[4] 孙通,张石,张博,等. 基于自适应去噪算法的电力设备在线状态监测研究[J]. 制造业自动化, 2023, 45(7):26-30.
[5] SCHLEGEL D, KRAUS P. Skills and competencies for digital transformation—a critical analysis in the context of robotic process automation [J]. International Journal of Organizational Analysis, 2023, 31(3):804-822.
[6] XING L. Research on the positioning and recognition of an intelligent inspection robot in substations [J]. International Journal of Automation Technology, 2023, 17(1):65-70.
[7] 康瑞,马聪慧,李波,等. 输电线路无人机自动巡检系统不间断作业实时监控方法[J]. 计算技术与自动化, 2023, 42(1):97-102.
[8] 易仁可,蔡宇辉,杨圣洪,等. 基于浏览器扩展的 RPA 系统跨域 DOM 拾取与自动化方案[J]. 计算机科学, 2023, 50(2):237-243.
[9] 黄洪钟,邓哲,黄山,等. 基于改进 FCEM 的工业机器人可靠性分配与预测[J]. 电子科技大学学报, 2023, 52(1):132-139.
[10] 杜继成,白江,鲁功强,等. 基于人工智能的电网智能调度平台构建技术研究[J]. 电子器件, 2023, 46(2):573-577.
[11] 张华卫,张文飞,蒋占军,等. 引入上下文信息和 Attention Gate 的 GUS-YOLO 遥感目标检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(2):453-464.
[12] 柴群,李俊杰,梁剑波. 基于改进 YOLOv3 的无人机机载激光雷达图像目标定位方法[J]. 激光杂志, 2023, 44(4):202-206.
[13] 李雅雯,孙浩然,胡跃明,等. 基于注意力机制与多尺度特征融合的电极缺陷 YOLO 检测算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(9):2578-2586.
[14] 杨玲玲. 基于联合损失函数的语音增强深度学习算法[J]. 电子产品世界, 2023, 30(6):75-77.
[15] 单铨洋,孙战里,曾志刚. RFNet:用于三维点云分类的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2023, 49(11):2350-2359.

作者简介:张哲宇(1991—),男,硕士,中级工程师,研究方向:电力信息通信。

- [6] 王冰冰,谢刚,俞小花,等. 析氧型贵金属涂层钛阳极的研究进展[J]. 有色金属科学与工程, 2021, 12(1):1-7.
[7] 王晓丽,顾海,赵紫怡,等. 电沉积金属复合镀层制备研究进展[J]. 电镀与精饰, 2021, 43(8):44-47.
[8] 李剑. 电镀生产中 PLC 控制系统设计[J]. 电镀与环保, 2020, 40(2):97-98.
[9] 温金龙. 基于 PLC 的自动化电镀生产线设计[J]. 技术与市场, 2022, 29(12):113-114, 117.
[10] 陈云霞,李松青. 基于 PLC 的镀槽温度控制系统设计[J]. 机械与电子, 2021, 39(2):30-32.
[11] 何玉辉,文恒,苗玉刚,等. 基于 S7-1200PLC 步进电机驱动控制系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(12):46-49.
[12] 张曦,李占英,徐子健. 基于 S7-1200 的小型生活垃圾分拣系统[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(9):6-8.
[13] 李德英. 基于 PLC 的电镀生产线监控系统的设计[J]. 自动化技术与应用, 2019, 38(3):35-38.

作者简介:钟章飞(1999—),男,硕士研究生,研究方向:系统与自动控制。

通信作者:孔维宾(1982—),男,副教授,研究方向:计算电磁学、智能控制系统。