

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.043

基于深度神经网络+YOLOv5 的轨道交通接触网 智能巡检系统研究

吕力虎

(宁波市轨道交通集团有限公司智慧运营分公司,浙江 宁波 315111)

摘 要:针对当前城市轨道交通接触网巡检效果较差且接触网设备损伤检测准确率较低等问题,提出一种基于深度神经网络和 YOLOv5 算法的交通接触网智能巡检系统。该系统在传统 YOLOv5 算法的基础上使用卷积块注意力模块,并引入深度神经网络增强数据。研究结果表明:该系统算法的损伤识别准确率能够达到 92.65%,精确率能够达到 91.35%。同时该系统的运行时间、参数量和交并比更高。

关键词:深度神经网络;YOLOv5;接触网;巡检;设备

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)03-0220-04

Research on Intelligent Inspection System for Rail Transit Catenary Based on Deep Neural Network and YOLOv5

LYU Lihu

(Ningbo Rail Transit Group Co., Ltd., Wisdom Operation Branch, Ningbo 315111, China)

Abstract: To address the issues of poor inspection effectiveness and low detection accuracy for catenary equipment in current urban rail transit systems, an intelligent catenary inspection system based on a deep neural network and the YOLOv5 algorithm is proposed. This system incorporates a Convolutional Block Attention Module (CBAM) into the traditional YOLOv5 framework and introduces a deep neural network for data enhancement. Research results show that the damage recognition accuracy of the proposed system reaches 92.65%, with a precision of 91.35%. Furthermore, the system demonstrates higher operational efficiency in terms of parameter volume and Intersection over Union (IoU).

Keywords: deep neural network; YOLOv5; catenary; inspection; equipment

0 引言

随着城市化进程的加快,城市轨道交通作为城市公共交通的重要组成部分,其更加安全、可靠、高效的运行对城市的经济发展和居民生活至关重要^[1]。接触网作为城市轨道交通供电系统的关键设施,其状态直接关系到列车的稳定运行。然而,随着线路的不断扩展和运营时间的增加,接触网设备的巡检工作面临着巨大的挑战^[2]。近年来随着科技的发展,深度学习技术已然成为图像识别、目标检测等领域的主要应用技术。单次检测器第五代算法(you only look once version 5, YOLOv5),作为当前深度学习中先进的目标检测模型,以其高精度和实时性的特点,在工业检测、自动驾驶、智能监控等多个领域得到了广泛应用^[3]。同时在接接触网的设备故障检查过程中,主要是通过智能巡检系统进行图像识别,检查接

触网的可见损伤。基于此,为提升接触网设备巡检的准确率和巡检效率,研究创新性地提出了一种深度神经网络和改进 YOLOv5 算法相结合的智能巡检系统。新系统在传统的 YOLOv5 算法上加入注意力机制,以提升系统对小目标的巡检效果,同时系统还加入深度神经网络,以增强接触网数据降低巡检偏差。

1 交通接触网智能巡检系统算法研究

传统的 YOLOv 系列模型由于检测速度快、结构简单特点,使其在对交通接触网设备的智能巡检中具备更好的检测效果^[4]。由于 YOLOv5 算法在对接触网一些小设备进行检测时会因目标较小而出现检测困难的情况,因此研究在传统的 YOLOv5 算法基础上使用特征提取的方法进行。改进 YOLOv5 算法主要分为上下两层采样,上层采样使用特征图像进行融合,其中特征图像分别

基金项目:国家自然科学基金项目(52372401)

作者简介:吕力虎(1987—),男,浙江诸暨市人,高级工程师,本科,研究方向为轨道交通,LvLVlHhu@163.com。

为主干网络 4 倍、8 倍、16 倍和 32 倍的特征提取图像。如式(1)所示为改进算法的输出数据输出形式公式^[5]

$$[x, y, w, h, p, C_1, C_2, \dots, C_c] \quad (1)$$

式中: (x, y) 表示图像边框的中心位置坐标; (w, h) 表示图像边框的高度和宽度; p 表示图像的置信度; C_c 表示子图像类型为 c 的概率; 其中边框的横坐标计算如式(2)

$$x_{\text{final}} = \sigma(\dot{x}) + L_{\text{grid}, x} \quad (2)$$

式中: σ 表示 Sigmoid 函数; $L_{\text{grid}, x}$ 表示当前算法的横坐标位置。

式(3)所示为纵坐标公式

$$y_{\text{final}} = \sigma(\dot{y}) + L_{\text{grid}, y} \quad (3)$$

式中 y_{final} 表示算法的纵坐标位置。

算法的高度和宽度变化如式(4)所示

$$\begin{cases} w_{\text{final}} = p_w e^{\dot{w}} \\ h_{\text{final}} = p_h e^{\dot{h}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: p_w 和 p_h 分别表示算法的基础宽度和高度; w_{final} 和 h_{final} 分别表示算法的高度和宽度。在算法模型进行训练过程中, 研究使用反向传播算法来更新网络和计算损失函数。如式(5)所示为算法的权值更新公式^[6]

$$\varpi_{\text{new}} = \varpi_{\text{old}} - \eta \nabla L \quad (5)$$

式中: ϖ_{new} 表示更新后的权值大小; ϖ_{old} 表示未更新的权值大小; $\eta \nabla L$ 表示学习率大小; ∇L 表示损失函数的梯度大小。卷积块注意力模块能够防止算法空间信息丢失, 因此研究使用卷积块注意力模块。如图 1 所示为加入卷积块注意力模块后的算法运行流程。

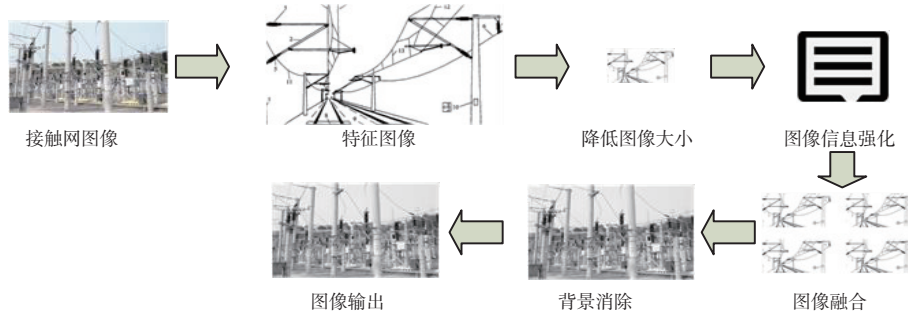


图 1 加入卷积块注意力模块后算法运行流程

从图 1 中可以看出, 在加入注意力机制后需先融合大尺度的特征图像, 再将图像通过 8 倍图像提取的方式降低图像的大小, 并对注意力机制中的特征信息进行强化, 完成进一步的特征融合。同时在 PAN 模型中使用注意力机制将浅层的特征图像进行融合。最后进行目标背景消除, 降低图像的背景干扰并输出最终图像。

2 基于深度神经网络的数据增强与巡检系统设计

由于在对接触网进行巡检过程中, 正样本和负样本的样本数的差距, 会导致系统出现数据不平衡的情况, 因此为了降低系统在进行巡检时的数据偏差, 研究通过引入深度学习, 以此增强系统的数据效果^[7]。数据增强技术通过变换和修订初始数据来提升数据的多样性, 并提升系统的泛化能力^[8]。研究使用深度学习生成对抗网络进行数据训练和增强。如图 2 所示为生成对抗网络的数据增强过程。

从图 2 中可以看出, 网络会先对数据生成器

和判别器进行训练, 将生成器的随机噪声作为网络的输入数据生成图像。判别器则判别生成器输出的图像。其次进行训练并获取更多的图像数据, 再提升图像的数据多样性。最后网络会对总的数据集进行训练, 进一步提升网络的性能。为了提升网络的稳定性和计算效率, 研究对传统的网络进行部分改进, 将传统的生成器和判别器替换为反卷积层, 再进行标准化处理, 降低初始数据的误差^[9]。同时在进行接触网设备故障排查过程中, 系统会先进行初步故障检测, 识别故障点。其次进行人工详细检查, 确认故障情况^[10], 并根据故障情况, 记录故障信息。最后根据故障的紧急程度和维修资源, 制定维修计划。为此研究使用的巡检系统主要包含 3 个主要模块, 即用户使用模块、智能巡检模块和数据处理模块。其中通过用户使用模块可对用户信息进行注册和保存。通过智能巡检模块能够实时查看巡检进度。在数据处理模块中使用者能够查询巡检时间、巡检人员和巡检线路等信息, 并根据智能巡检模块的数据进行再处理。

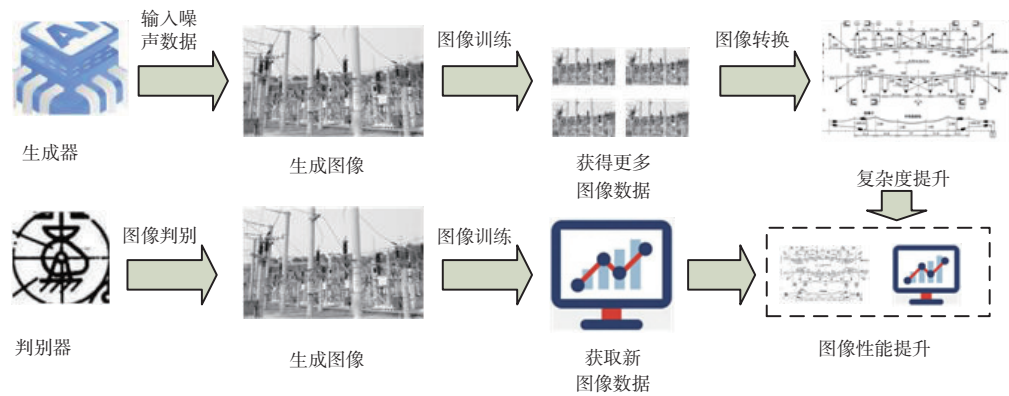


图2 生成对抗网络的数据增强过程

3 智能巡检系统性能分析

为测试智能巡检系统的实际运行效果,研究使用某城市轨道交通接触网的初始数据进行巡检测试。该数据包括 800 条线路,共计 4.5×10^5 张接触网图片数据,总大小为 350 GB。其中需要巡检的接触网设备部件共计约 1.35×10^7 万个。由于数据庞大,为了降低计算成本研究选择其中 $5 \times$

10^3 张不同接触网图像。研究使用的操作系统选择 Windows10,研究使用中央处理器选择腾讯云 8 M,系统内存大小为 128 GB,算法的最大迭代次数设置为 1.5×10^5 ,迭代次数的间隔设置为 3×10^3 ,学习率设置为 0.001。研究选取部分接触线损伤图片数据,采用本文 YOLOv5 算法和 YOLOv4 算法进行检测,检测效果对比如图 3 所示。精确度为预测图像数据与真实图像数据之间的比值,其比值越大则精确度越高。

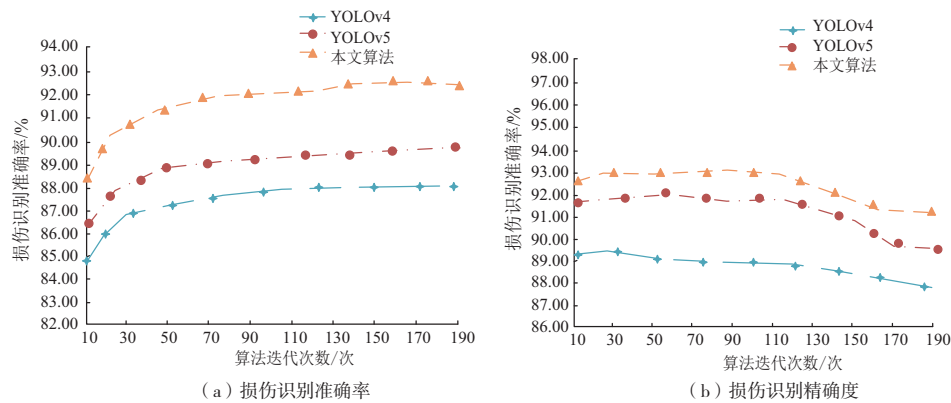


图3 不同算法巡检效果对比

从图 3(a) 中可以看出,本文算法的巡检损伤检测准确率较高。相较而言本文算法的损伤识别准确率更高,相较于 YOLOv4 算法的 87.52%,其识别准确率提升了 5.13 个百分点,达到 92.65%。本文算法相较于 YOLOv5 算法其识别准确率提升了 3.42 个百分点。这可能是由于本文算法加入了注意力机制的原因。从图 3(b) 中可以看出,本文算法识别精确率最高为 91.35%。相较于 YOLOv4 算法其识别精确率提升了 3.80 个百分点,相较于 YOLOv5 算法其识别精确率提升了 1.12 个百分点,可见本文算法的损伤识别精确率更高。这可

能是由于算法加入了深度神经网络的原因。研究将引入不同模块后的算法性能进行对比分析如表 2 所示,数据为巡检的 5×10^3 张图片数据。其中交并比(intersection over union, IoU) 值范围在 0~1 之间,其值越接近 1 则算法性能越好。

表1 不同算法性能对比

算法	运行时间/s	算法参数量	召回率/%	IoU	每秒帧数/帧
YOLOv4	5.36	3 254	88.62	0.68	933
YOLOv5	4.65	2 564	90.35	0.75	1 075

续表 1		表 1 不同算法性能对比			
算法	运行 时间/s	算法 参数量	召回 率/%	IoU	每秒 帧数/帧
YOLOv5+ 注意力机制	4.32	2 875	91.25	0.76	1 157
YOLOv5+ 深度神经网络	4.12	2 453	91.58	0.79	1 214
本文算法	3.87	1 865	92.36	0.82	1 292

从表 1 中可以看出,在运行时间对比中,本文算法的运行时间更短只有 3.87 s。相较于 YOLOv4 算法其运行时间缩短了 1.49 s。同时本文算法的算法参数量最少只有 1 865。但其召回率和 IoU 值都相对较高,分别达到 92.36%和0.82。本文算法相较于 YOLOv4 算法其召回率提升了 3.74个百分点,IoU 值提升了 0.14。由此可见本文算法的性能更好,在加入不同模块后其性能有明显的提升。

4 结语

研究针对当前城市轨道交通接触网设备巡检中,巡检效果不佳、对设备损伤识别准确率不高等问题。研究提出了一种基于深度神经网络和 YOLOv5 算法的智能巡检系统。研究结果表明,在不同的算法对比中,本文算法的识别准确率最高,相比于 YOLOv4 和 YOLOv5 算法其识别准确率分别提升了 5.13 个百分点和 3.42 个百分点。同时在算法的精确率对比中,本文算法的精确率分别高于 YOLOv4 和 YOLOv5 算法 3.80 个百分点和 1.12 个百分点。在算法指标性能对比中,本文算法的运行时间更短,算法参数量更少。由此可见,本文算法在算法性能指标对比中具有更好的算法性能,这说明使用新系统能够更好地对接触网设备进行巡检。研究虽然取得了一些成果但还

存在一些不足,因此在后续研究中,研究还应该对不同领域的接触网情况进行测试分析。

参考文献:

[1] 宋佳明,占栋,陈唐龙. 接触网巡检系统空间综合定位方法[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(9): 116-121.

[2] PARLAK B O, YAVASOGLU H A. A comprehensive analysis of in-line inspection tools and technologies for steel oil and gas pipelines[J]. Sustainability, 2023, 15(3):2783.

[3] 刘杰,许建国,高春丽,等. 基于机器视觉的接触网吊弦缺陷检测研究[J]. 铁道工程学报, 2022, 39(5): 91-97.

[4] 魏秀琨,所达,魏德华,等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(2):257-282.

[5] 李宗荫,郭迎庆,郭子杰,等. 铁路接触网振动频率检测控制系统设计[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(4): 762-770.

[6] 石颖. 地铁车辆弓网监控系统的构成与主要技术[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(2):106-108.

[7] 姚冬,陈东生,陶凯,等. 高速铁路基础设施综合检测监测技术探讨[J]. 铁道标准设计, 2020, 64(3): 42-48.

[8] 刘东海,马子茹,黄斌,等. 基于无人机巡检与深度学习的河道整治施工进度图像识别[J]. 水资源与水工程学报, 2024, 35(4):92-100, 110.

[9] 姜凌霄,高宝明,段雨松. 基于 YOLOv5 神经网络模型的变电所压板开关状态的识别方法[J]. 煤炭工程, 2024, 56(7):181-186.

[10] 王磊,郝涌汀,潘明然,等. 电力巡检中改进 YOLOv5s 的缺陷检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(10):256-265.

收稿日期:2024-10-11

(上接第 208 页)

[4] WANG K L, LIN J T, CHU H K, et al. High-resolution LiDAR digital elevation model referenced landslide slide observation with differential interferometric radar, GNSS, and underground measurements[J]. Applied Sciences, 2021, 11(23):11389.

[5] LIU Z P, BOONEN P, MUNSELL S, et al. Improved Borehole Image Dip Calculation in Irregularly Shaped and Curved Boreholes in High Angle and Horizontal Wells [C]// Proceedings of the SPWLA 51st Annual Logging Symposium. Perth: Society of Petrophysicists and Well-Log

Analysts, 2010: 1-8.

[6] 王凯,郑吉玉,夏威,等. 工作面采动煤体卸压增透效应研究与应用[J]. 煤炭科学技术, 2014, 42(6): 65-70.

[7] LIU X S, SU Y N. A design method of borehole deviation control scheme[J]. Acta Petrolei Sinica, 2015, 36(7):857-863.

[8] 许家琨. 常用大地坐标系的分析比较[J]. 海洋测绘, 2005, 25(6):71-74.

收稿日期:2024-03-04