

基于多重降噪自编码网络的接触网开口销缺失识别方法

单翀峰

(中铁第四勘察设计院集团有限公司, 430063, 武汉)

摘要 [目的]使用卷积神经网络对接触网开口销进行状态检测时,因正负样本数量不均衡,网络模型对开口销缺失的检出率不高。因此使用单阶段检测网络对开口销进行多级精确定位,并结合多重降噪自编码网络对开口销状态特征进行重构,实现对开口销缺失的高效检测。[方法]首先使用单阶段定位检测网络对开口销进行位置回归,将定位结果作为多重降噪自编码网络输入,并在不同深度的降噪自编码网络结构层中加入不同程度的深度噪声,通过最小化其重构误差来实现对开口销局部图像的语义理解,进而实现对开口销状态的精准判断;同时,因对开口销局部图像尺寸进行了限制,所以多重降噪自编码网络的计算量相对较小,网络时间复杂度较低。[结果及结论]大量试验结果表明,基于YOLO v5算法的多重降噪自编码网络能实现对接触网各位置开口销缺失情况的精准检出。

关键词 地铁;接触网;开口销;YOLO v5算法;多重降噪自编码

中图分类号 U442.55

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.10.049

Identification Method for Missing Cotter Pins in Catenary Systems Based on Stacked Denoising Autoencoder Network

SHAN Chonghao

(China Railway SIYUAN Survey and Design Group Co., Ltd., 430063, Wuhan, China)

Abstract [Objective] When using convolutional neural networks (CNNs) for the state detection of catenary system cotter pins, the imbalance between positive and negative samples leads to a low detection rate of missing pins in the network model. Thus, a single-stage detection network is employed for multi-level precise localization of cotter pins, the state features of the cotter pins are reconstructed in combination with SDAE (stacked denoising autoencoder), thereby achieving efficient detection of missing cotter pins. [Method] First, a single-stage localization detection network is employed for the regression of cotter pin positions, and the localization results are used as input for SDAE. Different levels of depth noise are intro-

duced into various structural layers of the denoising autoencoder network. By minimizing reconstruction errors, the method enhances semantic understanding of the cotter pin localized images, allowing for accurate assessment of their condition. Additionally, due to the constraints on the size of the localized images, the computational load of the SDAE is relatively low, same with the network time complexity. [Result & Conclusion] Extensive experimental results demonstrate that the SDAE, based on YOLO v5 algorithm, can accurately detect missing cotter pins at various locations within the catenary system.

Key words metro; catenary; cotter pin; YOLO v5 algorithm; stacked denoising autoencoder

接触网悬挂装置对于整个接触网而言极为关键,其结构的稳定性对行车安全有着直接的影响。为有效地维护接触网悬挂装置,设计了接触网悬挂状态检测监测系统(即4C系统)。该系统采用车顶的高清摄像设备采集接触网装置关键部位的图像,并进行进一步的图像分析,以便识别其中的任何缺陷。在这些悬挂装置中,紧固件是维持结构稳定不可或缺的组件,但在列车长时间运行过程中可能会松动或丢失,从而对行车安全构成重大风险。因此,定期对紧固件进行检查和维护是必须的。尤其是开口销,在维护工作中尤为重要,4C系统往往难以准确获取其缺失状态。该情况无法通过简单的二分类模型来进行判别,因此在4C系统的智能识别过程中,开口销的缺失检测成为了一个难题。

目前,随着接触网领域检测监测技术的不断发展,普遍采用非接触式检测设备对接触网开口销状态进行检测^[1]。基于传统数值图像处理,海内外学者开展了相应研究。文献[2]描述了非接触式接触网图像检测研究进展,并指出销钉缺陷在检测中尚未能被识别。文献[3]建立了一种开口销特定匹配模型,在待测图像中进行模板匹配,并结合形态学

操作实现对接触网开口销的状态检测。文献[4]提出了一种基于快速鲁棒性特征匹配的图像检测方法,利用图像不变特征点的匹配实现开口销的粗定位,并通过 Hough 变换和图像灰度方差实现对开口销状态的判别。文献[5]提出一种梯度方向直方图特征与二维 Gabor 小波相结合的图像检测方法。文献[6]采用 SIFT (Scale Invariant Feature transform) 算法匹配旋转双耳区域,并通过灰度分布规律实现双耳开口销状态检测。基于传统数值图像处理的开口销缺失识别方法,大多缺乏对图像的深层语义理解,当检测图像角度、灰度等信息与匹配特征差异较大时,不能保证缺陷的检出率。

自 2006 年以来,深度学习因其强大的特征提取能力在计算机视觉、语音识别、自然语言处理等领域得到了广泛应用,并取得巨大成功。文献[7]提出了一种基于深度卷积神经网络和集成学习的旋转双耳开口销钉缺失故障检测方法,通过对开口销的多级精确定位并结合多个 SVM(支持向量机)弱分类器构成的集成分类器实现对开口销缺失的精确检测。文献[8]提出了一种改进卷积神经网络的开口销缺陷识别算法,利用级联网络定位开口销,并采用 PVANET++ 检测模型识别开口销缺陷。但上述方法实效性较差,无法实现开口销的实时检测。

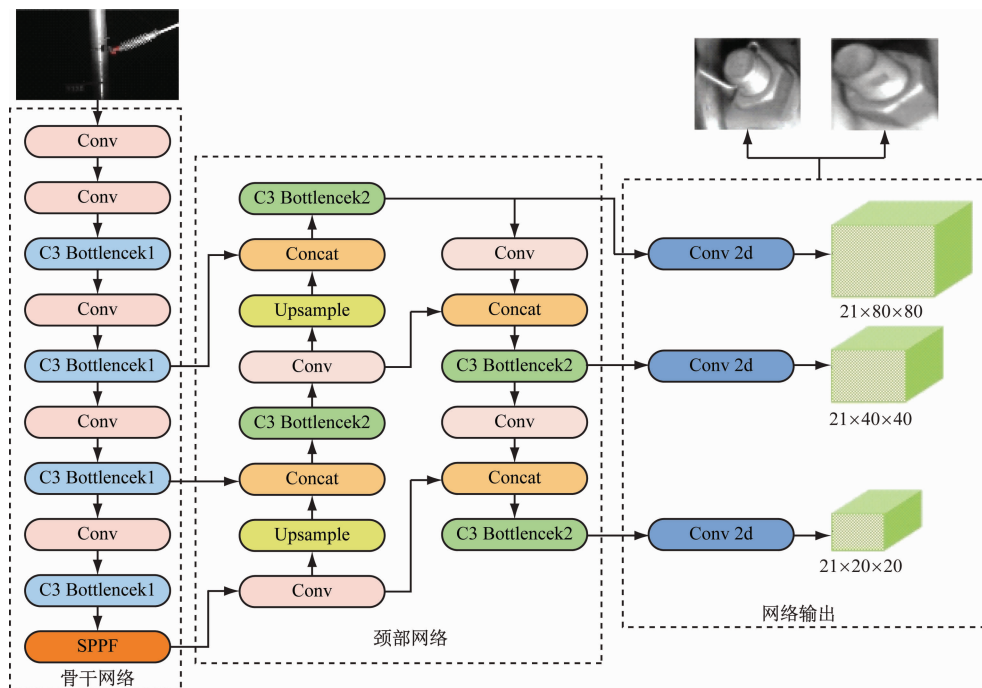
因此本文使用单阶段定位检测算法 YOLO v5

对开口销进行位置回归,并在文献[9]中多维自编码特征融合基础上,提出多重降噪自编码网络,其网络输入来源于定位结果。通过在不同深度的自编码网络结构层中加入不同程度的深度噪声,最小化其重构误差,来实现对开口销局部图像的语义理解,实现对开口销状态的精准判断。因此该算法能适应复杂环境下对接触网开口销的高效检测。

1 开口销定位

1.1 YOLO 算法原理

YOLO 算法将定位当成一个回归问题,采用全卷积网络对输入的图片进行特征提取,并融合不同特征层的特征对目标物体的坐标、置信度以及类别进行预测。YOLO v5 网络的输出维度分别为 $B \times S_s \times S_s \times (C+5)$ 、 $B \times S_M \times S_M \times (C+5)$ 和 $B \times S_L \times S_L \times (C+5)$ 。其中, S_s 、 S_M 、 S_L 分别为网络输出的三种不同尺度特征图的大小,单位为像素; B 为锚点的数量,取值为 3; C 表示目标物体类别数。目标物体的坐标包含预测框相对于图像宽高的百分比中心点坐标 (x, y) 、长 w 以及宽 h 。后处理阶段通过非极大值抑制即可获得目标定位与类别。图 1 所示即为一个输入大小为 640 像素 \times 640 像素、锚点数为 3、目标物体类别为 2 类的 YOLO v5 模型示意图^[10]。



注:“21 \times 80 \times 80”为“21 个维度 \times 80 像素 \times 80 像素”,余类同。

图 1 YOLO v5 模型示意图(截图)

Fig. 1 Diagram of YOLO v5 model (screenshot)

模型训练阶段通过反向传播算法最小化目标函数获得网络的最优权值。目标函数定义为:

$$L_{\text{total}} = \sum_{i=1}^N (\lambda_1 L_{\text{box}} + \lambda_2 L_{\text{obj}} + \lambda_3 L_{\text{cls}}) = \sum_{i=1}^N \left(\lambda_1 \sum_{j=1}^{K_i} L_{\text{CloU}_j} + \lambda_2 \sum_{j=1}^{T_i \times T_i} l_{\text{obj}_j} + \lambda_3 \sum_{j=1}^{K_i} l_{\text{cls}_j} \right) \quad (1)$$

式中:

L_{total} ——总体损失函数;

N ——检测层个数;

K_i ——第 i 个标签分配到先验框的目标个数;

T_i ——第 i 个标签在该尺度被分割成的网格数;

L_{box} ——对每个网格计算的边界框回归损失;

L_{obj} ——目标物体损失;

L_{cls} ——分类损失;

L_{CloU_j} ——第 j 个网格的完全交并比损失;

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ——损失权重。

L_{CloU} 计算公式为:

$$\begin{cases} L_{\text{CloU}} = 1 - L_{\text{IoU}} + \frac{\rho^2(p, p_{\text{gt}})}{m^2} + \alpha v \\ L_{\text{IoU}} = \frac{|p \cap p_{\text{gt}}|}{|p \cup p_{\text{gt}}|} \\ v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w_{\text{gt}}}{h_{\text{gt}}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \end{cases} \quad (2)$$

式中:

L_{IoU_j} ——网格的交并比损失;

p ——预测框;

p_{gt} ——标签框;

w ——预测框宽;

h ——预测框高;

w_{gt} ——标签框宽;

h_{gt} ——标签框高;

ρ ——预测框与标签框中心点距离;

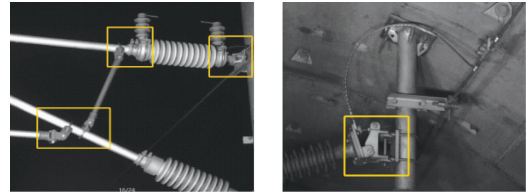
m ——预测框与标签框最远距离;

α ——权重系数;

v ——中间变量。

1.2 基于 YOLO v5 算法的开口销定位

由于开口销形态较小,直接测量存在难度。因此,本文使用 YOLO v5 算法对开口销部件进行多级定位。图 2 为开口销部件所在区域的一级定位结果示意图。

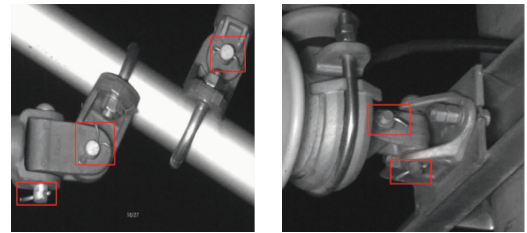


a) 腕臂区域开口销 b) 吊柱斜撑区域开口销

图 2 开口销一级定位结果

Fig. 2 Primary positioning results of cotter pins

基于上述部件一级定位区域,再使用 YOLO v5 算法对开口销进行二级定位,即可获取开口销在图中的准确位置。开口销的精确定位如图 3 所示。



a) 腕臂区域开口销 b) 吊柱斜撑区域开口销

图 3 开口销二级定位结果

Fig. 3 Secondary positioning results of cotter pins

2 基于多重降噪自编码网络的开口销缺失识别

本文在深度降噪自编码网络基础上,创新性地提出多重降噪自编码网络,来实现对开口销缺失的准确判别。深度降噪自编码网络作为一种无监督方法,不依赖于对样本数据的标注即可学习样本图像特征。本文通过在不同深度的降噪自编码网络结构层中加入不同程度的深度噪声,并最小化其重构误差,来实现对开口销局部图像的语义理解。在对网络进行训练时,采用均衡采样方法在开口销缺失正负样本中进行均衡采样,并将均衡采样数据集作为训练集对多重降噪自编码网络进行训练。

2.1 深度降噪自编码网络

2.1.1 自编码网络

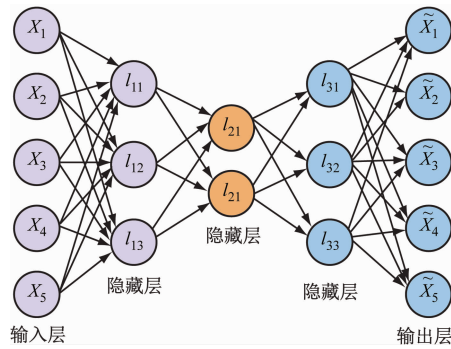
自编码网络 (Auto Encoders, AE) 通过编码和解码的对称结构实现数据的特征提取。典型的 AE 网络结构如图 4 所示。

自编码网络从输入层到隐藏层完成编码过程,其映射转换为:

$$Y = f(WX + b) \quad (3)$$

式中:

W ——输入层到隐藏层神经网络权值;



注: X_i —输入层第 i 个图像特征值; l_{ij} —隐藏层神经元; \tilde{X}_i —输出层第 i 个图像特征值。

图 4 自编码网络结构图

Fig. 4 Diagram of auto-encoder network structure

b ——网络的偏移量;

X ——编码器输入特征;

Y ——图像编码特征;

f ——编码器激活函数。

将隐藏层的特征 Y 反向映射到输入层特征 X 即完成解码过程,其映射过程为:

$$\tilde{X} = g(YW_2 + b_2) \quad (4)$$

式中:

W_2 ——隐藏层到输出层神经网络权值;

b_2 ——网络的偏移量;

\tilde{X} ——图像解码特征;

g ——解码器激活函数。

自编码网络将重构图像特征与原图像特征进行对比,通过反向传播网络对网络权值进行优化,其目标函数为:

$$L_{AE} = \|X_{input} - X_{output}\|^2 \quad (5)$$

式中:

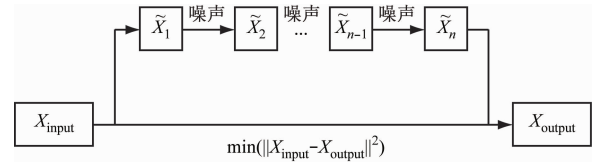
L_{AE} ——自编码网络损失函数;

X_{input} ——图像输入特征;

X_{output} ——图像输出特征。

2.1.2 多重降噪自编码网络

多重降噪自编码网络 (Multi-noise Reduction & Auto Encoders, MNRAE) 结构类似于传统的深度降噪自编码网络,都是将多个深度自编码网络进行串接的网络结构,两者的区别为: MNRAE 在不同网络层中添加了不同程度的噪声,来强化自编码网络在多重噪声结构下对开口销高级语义信心的学习。MNRAE 结构如图 5 所示。



注: n —多重降噪自编码网络层数。

图 5 多重降噪自编码网络结构图

Fig. 5 Diagram of MNRAE structure

2.2 开口销缺失状态识别

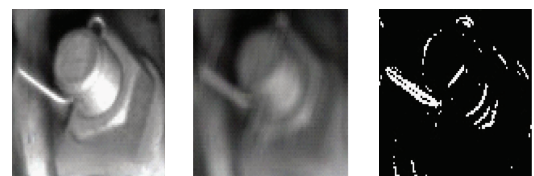
训练阶段,使用均衡采样数据集作为 MNRAE 网络的训练样本。预测阶段将 YOLO v5 算法定位后的开口销局部图像作为 MNRAE 网络的输入,通过施加多重噪声来对开口销图像进行重构,并分析重构误差来对开口销状态进行判别。开口销缺失状态识别流程如下:

1) 尺度量纲一化。为适应固定的 MNRAE 网络结构,需要固定输入数据的特征维度,故需要将定位后的开口销图像缩放至特定大小。

2) 特征重构。利用训练好的 MNRAE 网络对尺度量纲一化的开口销图像进行特征重构。

3) 重构误差计算。将重构后的图像与输入的开口销图像进行差分,对差分图像进行二值化操作,并统计二值图像中白色区域占二值图像的比例。若比例大于某个阈值,则认为此开口销异常。为尽可能检出所有的开口销缺失情况,将阈值设定为 0.35。

基于 MNRAE 网络的开口销缺失识别结果如图 6 所示。



a) 输入图像 b) 重构图像 c) 差分二值图像

图 6 开口销缺失识别示意图

Fig. 6 Diagram of cotter pins missing identification

3 试验

广泛收集真实线路 4C 数据,包括陇海线、京九线、北环线以及银兰线,以验证算法定位准确率以及对开口销缺失情况的识别率。算法采用 Python 语言进行编程,编辑环境为 Pytorch 模型。模型的训练平台为 Intel (R) Core (TM) i9-12900K 和 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti。

3.1 开口销定位试验

标注 8 000 张包含开口销的图像作为样本训练基于 YOLO v5 算法的模型,用于对开口销所在部件进行精确定位。训练时可对 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 进行调整,本文取 $\lambda_1 = 4.0$ 、 $\lambda_2 = 1.0$ 、 $\lambda_3 = 0.4$ 。一级定位时模型的输入大小设为 640 像素 \times 640 像素,目标类别为包括平腕臂底座、斜腕臂底座等 21 个部件类别,锚点数为 3。训练时预训练权重使用 ImageNet 数据集上的预训练参数,迭代 120 次。训练结束后,通过陇海线、京九线、北环线以及银兰线的真实数据进行测试。部分测试结果如图 7 所示。

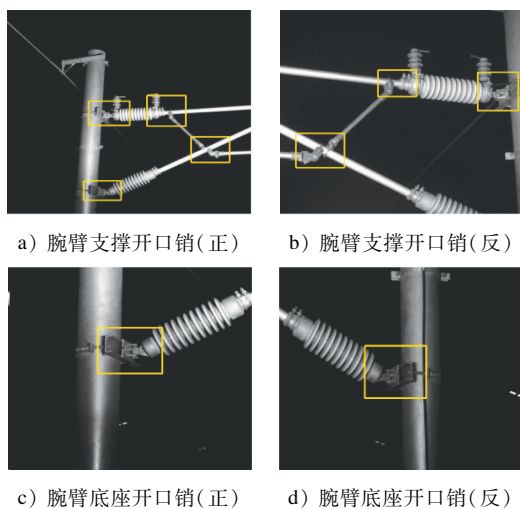


图 7 开口销一级定位结果

Fig. 7 Primary positioning results of cotter pins

二级定位时,用 3 000 张标注过的开口销所在部件图像训练 YOLO v5 模型,模型输入大小设为 320 像素 \times 320 像素,目标类别为包括螺母带开口销以及纯开口销 2 个部件类别。训练迭代次数为 5 000 次。部分检测结果如图 8 所示。

综合上述两级定位结果,统计陇海线、京九线、北环线以及银兰线的开口销定位准确率,结果如表 1 所示。

从表 1 可知,不同线路上的开口销定位准确率均在 95% 以上。试验结果证明基于 YOLO v5 算法的两步定位算法具有普适性和较强的定位能力。

3.2 开口销缺失检测试验

在多重降噪自编码网络训练阶段,训练数据为开口销正常与开口销缺失组成的 6 720 张开口销局部图像。训练时将所有图片缩放至 256 像素 \times 256 像素,送入 MNRAE 网络进行模型的训练。网络参数采用 Xavier 方法^[11]进行初始化,训练迭代

100 000 次。训练样本如图 9 所示。

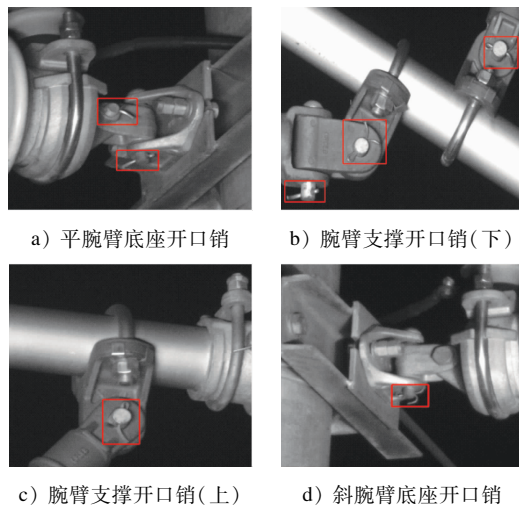


图 8 开口销二级定位结果

Fig. 8 Secondary positioning results of cotter pins

表 1 开口销定位结果统计

Tab. 1 Statistics of cotter pin positioning results

线路名称	开口销 数量/个	准确定 位数/个	漏定 位数/个	准确率/ %
陇海线	4 702	4 542	160	96.6
京九线	6 230	6 074	156	97.5
北环线	5 215	5 131	84	98.4
银兰线	3 751	3 578	173	95.4

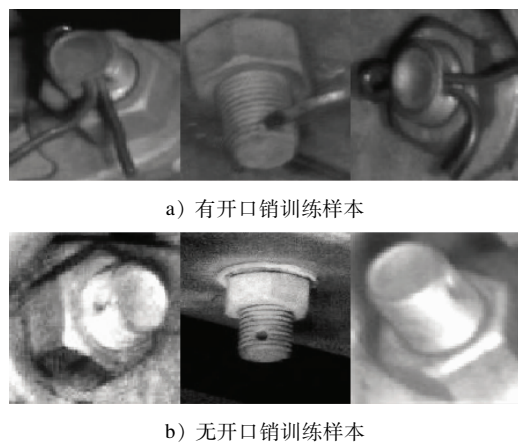


图 9 MNRAE 训练样本

Fig. 9 MNRAE training sample

将通过两级定位获得的开口销图像的尺寸量纲一化至 256 像素 \times 256 像素,使用训练后的 MNRAE 网络对其进行重构,并分析重构误差,将占比大于 0.35 的判定为缺失开口销。部分开口销的检测结果如图 10 所示。

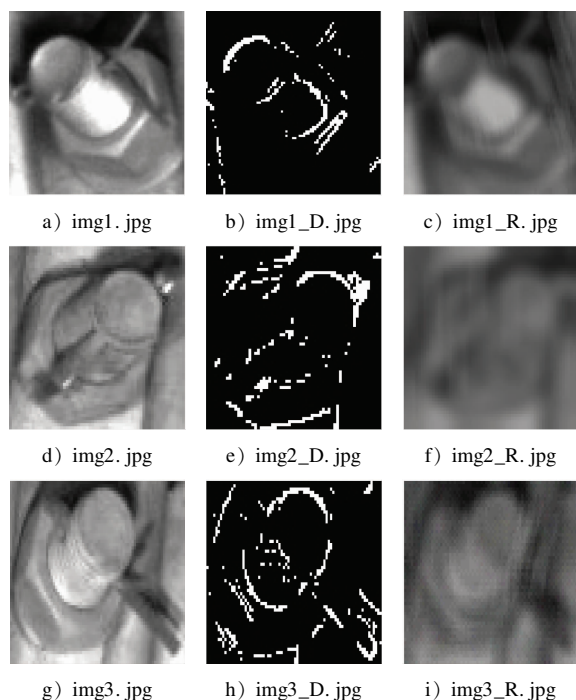


图 10 开口销缺失识别结果

Fig. 10 Identification results of cotter pins missing

对陇海线、京九线、北环线以及银兰线 4 条线路的开口销缺失情况进行统计,根据 MNRAE 网络的判定结果计算各条线路的开口销缺失情况的漏检率。各条线路的检测结果如表 2 所示。

表 2 开口销缺失检测结果

Tab. 2 Detection results of cotter pins missing

线路名称	实际缺陷 图片/张	检出 数量/张	漏检 数量/张	检出率/ %
陇海线	54	52	2	96.3
京九线	37	36	1	97.3
北环线	21	20	0	95.2
银兰线	62	59	2	95.1

由表 2 可知,不同线路上的开口销缺失检出率均在 95% 以上。针对存在的少数漏检情况进行进一步分析发现,因销钉被螺栓严重遮挡,导致在第二步定位时很难被检出。开口销缺失缺陷检出示例如图 11 所示。

4 结语

本文中提出了一种基于 YOLO v5 算法的多重降噪自编码网络,首先使用单阶段检测网络对开口销进行多级精确定位,并结合多重降噪自编码网络对开口销状态特征进行重构,通过在不同深度的降噪自编码网络结构层中加入不同程度的深度噪声,

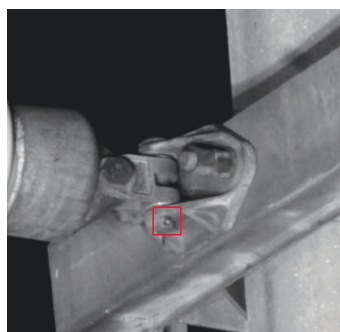


图 11 开口销缺失检出示例

Fig. 11 Example of cotter pins missing detection

来实现对开口销局部图像的语义理解,实现对开口销状态的精准判断。因网络时间复杂度较低,能实现对开口销缺失的实时检测。本文所述方法为频繁维修线路以及新开通线路接触网装置中的开口销缺失检测提供了一种技术参考。

参考文献

- [1] 钱清泉,高仕斌,何正友,等.中国高速铁路牵引供电关键技术[J].中国工程科学,2015,17(4):9.
QIAN Qingquan, GAO Shibin, HE Zhengyou, et al. Study of China high-speed railway traction power supply key technology [J]. Engineering Sciences, 2015, 17(4):9.
- [2] 韩志伟,刘志刚,张桂南,等.非接触式弓网图像检测技术研究综述[J].铁道学报,2013,35(6):40.
HAN Zhiwei, LIU Zhigang, ZHANG Guinan, et al. Overview of non-contact image detection technology for pantograph-catenary monitoring[J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(6):40.
- [3] 谢大鹏,孙忠国.图像识别技术在接触网悬挂状态检测中的应用[J].电气化铁道,2014(2):34.
XIE Dapeng, SUN Zhongguo. Application of image recognition technology in suspension state detection of overhead contact line [J]. Electrified Railway, 2014(2):34.
- [4] 杨红梅,刘志刚.基于 SURF 特征匹配的电气化铁路接触网支撑装置旋转双耳不良状态检测[J].铁道学报,2016,38(8):28.
YANG Hongmei, LIU Zhigang. Defective condition detection of rotary double ears of catenary support device of electrified railway based on feature matching of SURF [J]. Journal of the China Railway Society, 2016, 38(8):28.
- [5] 韩烨,刘志刚,耿肖,等.基于 HOG 特征与二维 Gabor 小波变换的高铁接触网支撑装置耳片断裂故障检测[J].铁道学报,2017,39(2):52.
HAN Ye, LIU Zhigang, GENG Xiao, et al. Fracture detection of ear pieces in catenary support devices of high-speed railway based on HOG features and two-dimensional Gabor transform [J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(2):52.

(下转第 283 页)

4 结语

我国地铁受电弓动态包络线尚未有统一标准。受电弓动态包络线是接触网设计的输入性资料,其准确性直接影响接触网设计的安全性,同时对接触网施工、运营检修、大修改造等都具有重要的指导意义。本文期望在‘十四五’期间,相关行业协会和车辆制造厂商、设计和施工运营单位,能够借助中国标准地铁列车的开发,通过准确的理论计算和大量的试验,确定出较为统一和准确的受电弓动态包络线范围,以稳定接触网设计输入参数,实现轨道交通高质量的发展。

参考文献

- [1] 中国铁路总公司. 普速铁路接触网运行维修规则: TG/GD 116—2017[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2017: 30.
China State Railway Group Co., Ltd. Rules for operation and maintenance of catenary of universal railway: TG/GD 116—2017 [S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2017: 30.
 - [2] 国家铁路局. 铁路电力牵引供电设计规范: TB 10009—2016 [S]. 北京: 中国铁道出版社, 2016: 51.
National Railway Administration. Design specification for railway electric traction power supply: TB 10009—2016 [S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2016: 51.
 - [3] 江苏省质量技术监督局. 城市轨道交通接触网系统维护与检修技术规范: DB32/T 3291—2017 [S]. 南京: 江苏省质量技术监督局, 2017: 24.
Jiangsu Provincial Bureau of Quality and Technical Supervision. Technical specification for maintenance and repair of urban rail transit contact system: DB32/T 3291—2017 [S]. Nanjing: Jiangsu Provincial Bureau of Quality and Technical Supervision, 2017: 24.
 - [4] 朱亮. 浅谈西安地铁二号线受电弓动态包络线的理解和实际应用[J]. 中国科技财富, 2011(2): 178.
ZHU Liang. Understanding and practical application of the dynamic envelope line of the pantograph on Xi'an Metro Line 2 [J]. China Science and Technology Fortune Magazine, 2011(2): 178.
 - [5] 薛小强. 地铁柔性接触网线岔检测标准的制定与应用[J]. 都市快轨交通, 2012, 25(2): 53.
XUE Xiaoqiang. Discussion on the adjustment standards of line branches for subway flexible overhead catenary [J]. Urban Rapid Rail Transit, 2012, 25(2): 53.
 - [6] 李国胜. 城市轨道交通停车场及车辆段内的接触网道岔定位方案设计要点[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(1): 147.
LI Guosheng. Design points of OCS switch positioning in urban rail transit parking lot and depot [J]. Urban Mass Transit, 2019, 22(1): 147.
- 收稿日期: 2022-07-24 修回日期: 2022-08-10 出版日期: 2024-10-10
Received: 2022-07-24 Revised: 2022-08-10 Published: 2024-10-10
· 通信作者: 邓波, 高级工程师, 709783983@qq.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license
-
- (上接第 279 页)
- [6] 钟俊平, 刘志刚, 张桂南, 等. 高铁接触网旋转双耳销钉状态检测方法研究[J]. 铁道学报, 2017, 39(6): 65.
ZHONG Junping, LIU Zhigang, ZHANG Guinan, et al. Condition detection of swivel clevis pinss in overhead contact system of high-speed railway [J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(6): 65.
 - [7] 康高强, 高仕斌, 于龙, 等. 基于深度学习的高铁接触网旋转双耳开口销钉缺失故障检测[J]. 铁道学报, 2020, 42(10): 45.
KANG Gaoqiang, GAO Shibin, YU Long, et al. The missing fault detection of rotating double-ear open pins in high-speed rail contact line based on deep learning [J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(10): 45.
 - [8] ZHONG J P, LIU Z G, HAN Z W, et al. A CNN-based defect inspection method for catenary split pinss in high-speed railway [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 68(8): 2849.
 - [9] 张文涛, 许治国, 郑霖, 等. 基于深度自编码多维特征融合的慢动目标检测[J]. 计算机工程, 2019, 45(5): 143.
ZHANG Wentao, XU Zhiguo, ZHENG Lin, et al. Noise reduction and positioning results are self-encoded as multiple noise reduction [J]. Computer Engineering, 2019, 45(5): 143.
 - [10] 安洁. 基于深度学习的接触网管帽及开口销缺陷检测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.
AN Jie. Study on defect detection method of catenary pipe caps and split pinss based on deep learning [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.
 - [11] GLOROT X, BENGIO Y. Understanding the difficulty of training deep feed forward neural networks [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010(9): 249.
- 收稿日期: 2023-03-18 修回日期: 2023-05-15 出版日期: 2024-10-10
Received: 2023-03-18 Revised: 2023-05-15 Published: 2024-10-10
· 通信作者: 单翀, 高级工程师, 49291709@qq.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license