

基于 YOLOV5s 的接触网鸟巢异物检测

王晓红¹, 杜云飞¹, 刘畅²

(1.河北科技大学,河北 石家庄 050018;2.河北工程技术学院,河北 石家庄 050020)

摘要:随着我国工业化的不断推进,铁路运输需求不断增加。铁路接触网鸟巢异物的检测一直是保障铁路运行安全的一个难点问题。针对铁路接触网鸟巢异物检测准确度低且实时性弱的问题,研究人员提出了一种轻量级 ESA4-YOLOV5s 网络模型,用于对鸟巢异物进行实时监控。该模型采用了 EfficientNet-B4 作为特征提取网络,通过 SUBA 结构进行特征融合,提高了检测速度和精度。实验结果表明,该模型 AP 提高了 7.65%,检测速度提高了 4FPS,为铁路接触网鸟巢异物检测提供了新思路和方法。

关键词:鸟巢异物;实时监控;YOLOV5s;EfficientNet-B4

中图分类号:TP391.1

文献标识码:A

文章编号:2096-9759(2023)06-0051-04

1 引言

鸟类迁移是具有季节性的,大约每年到三月至五月就会迎来鸟类的迁移活动,这也给铁路的行车安全带来了巨大的挑战。鸟类对接触网的侵入类别有筑巢类、鸟粪类以及沿线类三种,其中筑巢类则是三者中危害最大的,其极易导致接触网线路短路跳闸,对列车行车安全危害很大。

早在上世纪八十年代就有专家利用检测车对接触网进行巡检,但是鸟巢形状不固定不易检测。随着机器学习的蓬勃发展,利用机器学习领域相关知识可以对鸟巢。2015 年唐鹏等人采用车载视频的方式采用基于关键区域 HOG 特征的方法将可能含有鸟巢的区域进行提取分析,并且提取的结果输入至 SVM 支持向量机分类器中从而定位鸟巢位置^[1]。2018 年祝振敏等人将被测图像用 Sobel 水平边缘检测算子得出描绘出其边缘,接着利用 Hough 变换直线检测方法将图像位置再融入线段长度关系分析出图像横梁前景图像,最后使用 Otsu 二值化处理得出横梁区域的空白区域从而判定鸟巢是否存在^[2]。由于鸟巢环境复杂且大小不一,传统的机器学习对于鸟巢的识别能力有限,因此专家开始在深度学习领域对鸟巢进行研究。2020 年 Ruidian Chen 等人采用神经网络的方法进行对鸟巢的识别,使用 RetinaNet 网络对环境复杂的输电线鸟巢进行检测^[3]。2020 年王纪武等人将待测图像输入到改进 VGG16 中进行特征提取,提取后的特征图像在不同尺度的分辨率下获取建议区域,最后在最高的分辨率卷积上添加了反卷积从而更加准确的将标超识别出来^[4]。虽然以上基于深度学习的方法对接触网鸟巢可以进行更有效的识别,但是仍然无法满足铁路检测的实时性与准确性。针对上述问题,本文提出的 ESA4-YOLOV5s 算法可以对实时性以及准确性更好的权衡,在保证实时性的前提下对鸟巢特征信息进行更准确提取。

2 鸟巢检测模型的构建

2.1 基于改进的 YOLOV5s 异物检测模型

为了更好的为铁路正常运行提供便利,本文将 YOLOV5s 的特征提取网络 CSPDarknet 更换为更加轻量级的 EfficientNet-B4,该结构不仅参数量更少,提升了模型的检测速度,而且还增强了对接触网鸟巢的特征提取。将标注好的鸟巢数据集输入 ESA4-YOLOV5s 的改进 EfficientNet-B4 结构中对图像数据进行四次下采样,在倒数三次下采样会提取三个不同尺度的特征信息,分别为(80, 80, 112)、(40, 40, 272)以及(20, 20, 448)。为了更好保留空间信息以及提取特征信息,在提取的三个不同尺度的特征层上添加了 SUBA 结构。在最后一次下采样中本文将空间金字塔池化结构 SPP 替换为空洞空间金字塔池化结构 ASPP 结构,这样有助于采集在相同运算量下获得更大感受野

的数据信息。通过 FPN 与下采样与 EfficientNet-B4 结构提取的三个不同尺度的特征层进行融合再输入至三个 YOLOHead 进行特征分类。如图 1 所示为 ESA4-YOLOV5s 模型结构图。

2.2 EfficientNet-B4

为了让模型具有更加良好的实时性,本文将基础网的特征提取网络替换为 EfficientNet 结构,该结构主要是由卷积、多个 3×3 和 5×5 的 MBConv 以及 SE 模块构成。依据网络的广度、深度以及分辨率这三个维度将 EfficientNet 分为 EfficientNet-B0~EfficientNet-B7 八种模型。随着广度、深度以及分辨率的不断加大,虽然准确率不断攀升,但是模型计算量也在成倍增长。虽然 EfficientNet-B4 结构准确率比 EfficientNet-B7 低了 1.4%,但是参数量确实低 3 倍有余。为了满足模型的实时性,因此本文使用 EfficientNet-B4 作为基础网的特征提取网络。EfficientNet-B4 结构主要组成部分是,1×1 和 3×3 的普通卷积块、多个不同卷积核的 MBConv 以及池化层和全连接层组成。为了减少的本文模型参数量,从而提升检测速度。本文截掉 EfficientNet-B4 的池化层以及全连接层。

表 1 EfficientNet-B4 的网络结构图

Input	Operator	Channels	Layers
640×640	3×3 Conv2d	48	1
320×320	k3×3 MBConv1	24	1
320×320	k3×3 MBConv6	32	2
160×160	k5×5 MBConv6	56	2
80×80	k3×3 MBConv6	112	3
40×40	K5×5 MBConv6	160	3
40×40	K5×5 MBConv6	272	4
20×20	k3×3 MBConv6	448	1

2.3 MSPP 结构

受 DenseASPP 密集空洞空间金字塔池化的启发,三个空洞卷积的空洞率分别为{6, 12, 18},之后上一层空洞卷积的输出成为下一层及剩余所有层空洞卷积的输入之一,如此迭代,这样可以对更小目标特征进行提取。为了保证全局信息的提取,Image Pooling 层不参与上述迭代。又受残差块的启发,卷积后的特征层会使特征信息或多或少的丢失。由此 MSPP 结构为一条未处理的特征通道、三个空洞率为{6, 12, 18}的空洞卷积以及一个 Image Pooling 层。MSPP 结构使得模型获得更加丰富的多尺度信息特征图,更有利于鸟巢特征信息的定位。MSPP 结构图 2 所示。

收稿日期:2023-03-17

作者简介:杜云飞(1995-),男,河北张家口人,研究生,硕士,主要研究方向:计算机视觉。

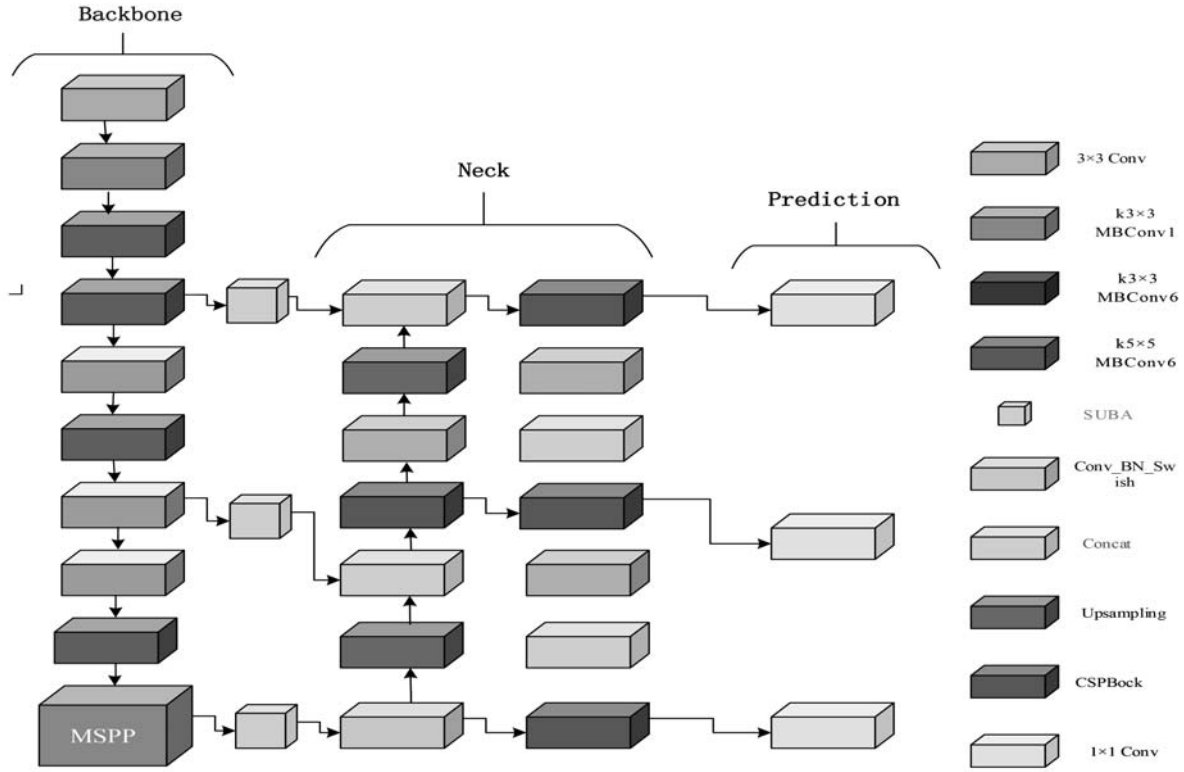


图 1 ESA4-YOLOV5s 模型结构图

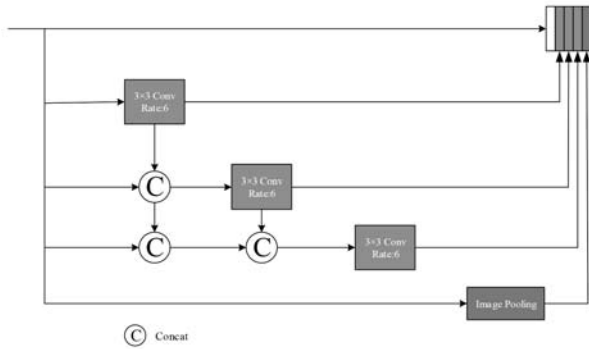


图 2 MSPP 结构

2.4 SUBA 结构

为了避免因为全连接层对通道特征映射时产生的大量冗余计算,从而影响模型的检测速度^[13]。因此本文将采用卷积核为 c 的一维卷积代替 MLP 为多层感知机来对通道注意力机制进行通道特征聚合,由于一维卷积操作具有参数共享的特性,这使得改进后的参数量指数级下降;即改进的通道注意力机制模块(SSE)公式如下:

$$SSE(I) = \sigma(f^c(\text{AvgPool}(I)) + f^c(\text{MaxPool}(I))) \\ = \sigma(f^c(I_{avg}^c) + f^c(I_{max}^c)) \quad (1)$$

式中: f 为卷积核为 c 的一维卷积。AvgPool(I)、MaxPool(I) 分别为对数据进行平均池化以及最大池化;卷积核 c 的大小采用文献[5]中的自适应调整。具体改进公式如下:

$$c = \left\lfloor \frac{\log_2 I}{\gamma} + \frac{b}{\gamma_{odd}} \right\rfloor \quad (2)$$

式中 t_{odd} 表示 t 的最邻近奇数。通过实验计算确定关系系数 γ 为 2, b 为 1。

SSE 结构图如图 3 所示。

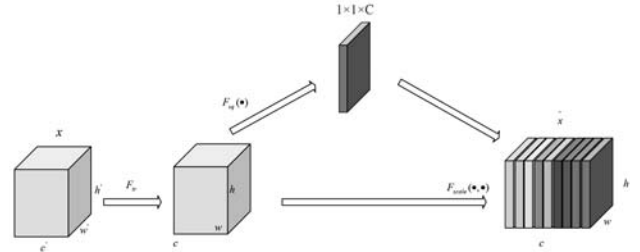


图 3 SSE 结构

为了尽可能的减少模型参数量从而达到检测速度加快的目的。SA 模块的 7×7 的卷积虽然可以扩大感受野使得 SA 模块可以获得更加广泛的前后文信息。但是 7×7 的卷积操作所需的计算量巨大,若多次使用 SA 模块会给模型带来很大的系统开销。因此本文采用扩张率为 2 的 3×3 的空洞卷积来代替 7×7 卷积,在相同的感受野的同时极大的减少了参数量;具体改进空间注意力机制模块(SSA)公式如下:

$$SSA(I) = \sigma(f_{dconv}^{3 \times 3}([\text{AvgPool}(I); \text{MaxPool}(I)])) \\ = \sigma(f_{dconv}^{3 \times 3}([I_{avg}^s; I_{max}^s])) \quad (3)$$

$f_{dconv}^{3 \times 3}$ 为扩张率为 2 的 3×3 的空洞卷积; AvgPool(I)、MaxPool(I) 分别为对数据进行平均池化以及最大池化; SSA 结构图如图 4 所示。

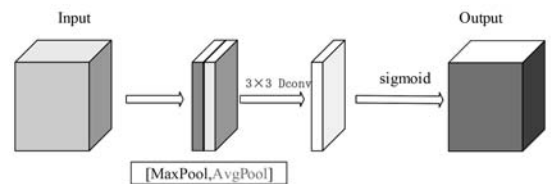


图 4 SSA 结构

综上所述, SUBM 结构公式如下:

$$I_2 = SSA(I) \otimes SSE(I) \otimes I \quad (4)$$

结构图如图 5 所示:

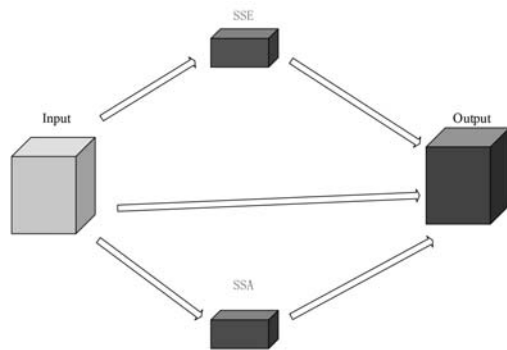


图 5 SUBM 结构

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本文算法所使用的数据集为实验室自制接触网数据集。该数据集含有 573 张鸟巢图片, 其中 386 张是输电线鸟巢图片, 187 为铁路接触网鸟巢图片。为了避免数据过拟合, 从而提高模型鲁棒性以及泛化能力。本文采用随机反转、裁剪、平移、缩放以及添加高斯噪声等方法对数据进行扩充, 扩充后数据集共有 2292 张图像。该数据所采用的训练集与测试集比例为 9:1, 因此训练集一共有 2062 张, 测试集图像为 230 张。

3.2 模型训练

将数据增强后的数据集使用 labeling 标注工具对数据标注, 标注类别数量为 1, 并命名为 Birdhouse。为了更好的训练模型, 本文采用冻结-解冻模型对模型进行训练。冻结阶段的迭代次数 epoch 为 50, 每次放入模型数据个数 batch_size 为 16; 解冻阶段的 epoch 为 300, batch_size 为 8。优化器使用 Adam, 其中参数动量更新为 momentum 设置为 0.937。该实验使用的最大学习率 Init_lr (初始学习率) 为 1e-3, 最小学习率 Min_lr 为 1e-4。以指数衰减调整策略 step 作为学习率的下降方式。图 6 为 ESA4-YOLOV5s 模型的损失率函数。

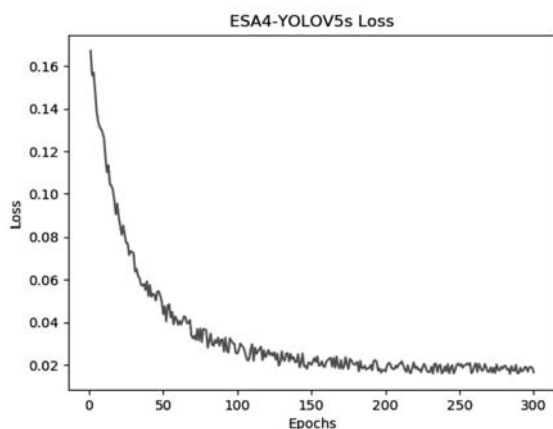


图 6 ESA4-YOLOV5s 损失率

3.3 消融实验

由表 2 可知, 为了探究本文模型对接触网鸟巢的准确性与实时性的研究, 分别从 AP 以及 FPS 两个评价指标进行评估。

表 2 消融实验

组别	YOLOV5s	SUBA	MSPP	EfficientNet-B4	AP	FPS
1	✓				0.891	81
2	✓	✓			0.913	77
3	✓		✓		0.904	72
4	✓			✓	0.912	95
5	✓	✓		✓	0.933	91
6	✓		✓	✓	0.925	88
7	✓	✓	✓	✓	0.968	85

该消融实验设置了七组实验, 分别为 YOLOV5s、YOLOV5s-SUBA、YOLOV5s-MSPP、YOLOV5s-EfficientNet-B4、YOLOV5s-SUBA-EfficientNet-B4、YOLOV5s-MSPP-EfficientNet-B4 以及 YOLOV5s-MSPP-SUBA-EfficientNet-B4, 并且依次标号 1~7。本实验分为两部分: 第一部分为 1~4 组实验, 该部分是为了验证所添加的模块 MSPP 和 SUBA 的有效性, 通过实验一与实验二比较, 模型添加了 SUBA 结构 YOLOV5s 的 AP 提升了 2.24%, 证明了 SUBA 结构对 YOLOV5s 模型的性能提升是有效的; 通过实验一与实验三比较得知, 模型将 SPP 模块替换成了 MSPP 结构 YOLOV5s 的 AP 提升了 1.36%, 验证 MSPP 结构对模型准确度的提高是有帮助的; 通过实验一与实验四对比可知, 将基础网的 CSPDarknet 更换为 EfficientNet-B4 作为骨干特征提取网络 YOLOV5s 的 AP 提升了 2.1%, 并且 FPS 提升了 14, 说明 EfficientNet-B4 结构可以加强模型准确率的同时可以加快模型检测速度。第二部分为 4~7 组实验。实验五与实验六分别在骨干特征提取网络为 EfficientNet-B4 的 YOLOV5s 添加 MSPP 与 SUBA 结构分别 YOLOV5s 的 AP 提升了 3.44% 和 4.25%, 证明了 MSPP 和 SUBA 结构在 EfficientNet-B4-YOLOV5s 模型的有效性; 实验七为本文模型, 该模型相对于实验 1~6 在准确率方面有明显优势, 与实验一相比 AP 提升了 7.65%, 并且 FPS 提升了 4。综上所述, 本文模型在准确性与实时性相较于 YOLOV5s 原始网络都有明显提升, 更能满足铁路异物检测的需要。

3.2 对比实验

表 3 对比实验

组别	模型名称	AP	FPS
1	YOLOV3	0.874	41
2	YOLOV4	0.799	38
3	SSD	0.580	23
4	Faster R-CNN	0.703	30
5	本文模型	0.968	85

由上表 3 可知, 为了验证本文模型的通用性, 该对比实验从 AP 和 FPS 两个角度谈论本模型的实时性以及准确性。本实验使用 YOLOV3、YOLOV4、SSD (Single Shot MultiBox Detector) 以及 Faster R-CNN 四种算法与本文模型进行对比, 并分别命名为实验 1~5。由实验结果可知, 实验 1 的 YOLOV3 网络对接触网鸟巢检测 AP 值为 87.4%, FPS 值为 41; 实验 2 的 YOLOV4 网络检测的 AP 为 79.9%, FPS 值为 38; 实验 3 的 SSD 目标检测网络检测结果的 AP 为 58.0%, FPS 值为 23; 实验 4 的 Faster R-CNN 网络检测结果的 AP 为 58.0%, FPS 值为 23; 实验 5 的本文模型 (ESA4-YOLOV5s) 检测结果的 AP 为 96.8%, FPS 值为 85。本文模型分别比其他四种算法 AP 值高 9.4%、16.9%、38.8% 以及 26.5%, 并且 FPS 值分别高 44、47、62 以及 55, 本文模型在平均精度和每秒扫描图像帧数上都明显高于其他算法。综上所述, 本文模型在实时性以及准确性方面更加满足铁路要求。

基于移动通信网络的农业物联网数据稳定传输研究

章小宝

(南昌大学科学技术学院,江西 九江 332020)

摘要:大部分农业地区所处地理位置较为偏僻,导致农业物联网数据传输稳定性下降,所以设计了基于移动通信网络的农业物联网数据稳定传输方法。根据移动通信网络建立数据节点-链路传输模型,部署移动通信网络下农业物联网节点。设计数据传输网链,结合 ZigBee 技术设计数据传输协议,优化农业物联网数据传输总体方案,利用动态重打包算法处理传输节点,实现农业物联网数据稳定传输。测试结果表明,与两种传统方法相比,设计方法的农业物联网数据传输拥堵时间短、数据传输带宽高,节点受限次数少,说明该方法的数据传输更为稳定。

关键词:移动通信网络;农业物联网;数据稳定传输;动态重打包

中图分类号:TP393

文献标识码:B

文章编号:2096-9759(2023)06-0054-04

0 引言

随着科技的不断发展,通信领域也在发生着深刻变革。由于移动通信网络所具有的优点逐渐被人们发现和认识,所以

该技术已经被广泛应用于其他行业^[1]。与此同时,我国农业物联网建设也已初具规模,逐步朝着数字化、智能化、现代化方向发展。农业物联网作为一种新型的信息化管理方式,与移动

收稿日期:2023-01-30

基金项目:1.江西省教育厅科学技术研究项目:5G 移动技术在农业物联网中的应用(项目编号:GJJ217805);2.江西省教育厅科学技术研究项目:物联网技术在体能测试中若干应用问题的研究(项目编号:GJJ217806);3.江西省教育厅科学技术研究项目:传感技术在“羽毛球杀球”技术中的应用(项目编号:GJJ2203908)

作者简介:章小宝(1982-),男,江西南城人,硕士,副教授,研究方向:信号处理、移动通信。

3.3 实验结果

将接触网鸟巢测试集图像输入至 ESA4-YOLOV5s 模型中进行预测,如图 7 为模型预测图像。

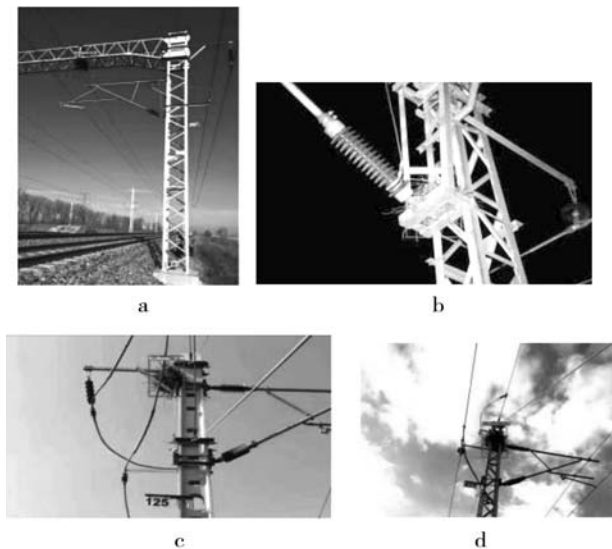


图 7 模型预测图像

为了验证 ESA4-YOLOV5s 算法在多种复杂的环境下的检测性能,该部分设置了四种不同的场景对本文模型进行测试,并且依次设置编号为 a、b、c、d。图 a 设置为基于小目标的鸟巢异物,以此来评估该模型对小目标物体的检测;图 b 设置为在夜晚环境下的鸟巢异物,以此来评估该模型在光线昏暗情况下的检测性能;图 c 设置为正常情况下的鸟巢异物,以此来对其余三种情况做对比;图 d 设置为曝光状态下的鸟巢异物情况,以此来评估该模型在光线强烈的情况下的检测能力。由上图可知,无论鸟巢异物在体积较小、光线较强以及光线较弱的情况下都可以有效的对鸟巢异物进行检测。综上所述,ESA4-YOLOV5s 算法可以更好地满足铁路接触网鸟巢异物检

测的实时性以及准确性。

4 结语

本文在目标检测领域对接触网异物进行探究。由于接触网异物种类繁多且侵入频率不一,其中鸟类筑巢问题是引发接触网事故的一个最重要因素之一,因此本文以鸟巢异物为例,提出了 ESA4-YOLOV5s 算法对接触网鸟巢进行检测识别。该部分为了增强模型的实时性,采用 YOLOV5 系列中最轻量级的 YOLOV5s 作为基础网,并且将基础网 CSPDarknet 结构更换为部分的 EfficientNet-B4 结构,这样进一步地满足铁路部门要求的实时性的要求;为了提高模型的准确度,在模型中添加了 MSPP 结构以及 SUABA 结构,满足铁路部门要求的准确性。通过消融实验以及与 YOLOV3、YOLOV4、SSD 以及 R-CNN 算法进行比较,都有较好的准确性以及实时性,验证了本文 ESA4-YOLOV5s 算法具有有效性,可以更好地满足铁路部门的需求。

参考文献:

- [1] 段旺旺,唐鹏,金炜东,韦璞.基于关键区域 HOG 特征的铁路接触网鸟巢检测[J].中国铁路,2015(08):73-77. DOI:10.19549/j.issn.1001-683x.2015.08.018.
- [2] 祝振敏,谢亮凯.基于相对位置不变性的接触网鸟巢识别检测[J].铁道科学与工程学报,2018,15(04):1043-1049. DOI:10.19713/j.cnki.43-1423/u.2018.04.030.
- [3] Chen,R.,He,J.(2020). Two-Stage Training Method of RetinaNet for Bird's Nest Detection. In: Pan, L., Liang, J., Qu, B. (eds) Bio-inspired Computing: Theories and Applications. BIC-TA 2019. Communications in Computer and Information Science, vol 1160. Springer, Singapore.
- [4] 王纪武,罗海保,鱼鹏飞等.基于 Faster R-CNN 的铁路接触网鸟巢检测[J].铁道机车车辆,2020,40(02):78-81+108.
- [5] 张丽佳.采用改进的 DeepLabV3+算法的多尺度公路灾害图像分割研究[D].宁夏大学,2022.