

doi: 10.7690/bgzdh.2026.03.007

基于改进 YOLOv8 的轻量化螺栓检测算法

骆清心¹, 花国祥^{2,3}, 闫纪源², 史宇航¹, 潘莫寂¹(1. 南京信息工程大学自动化学院, 南京 210044; 2. 无锡学院自动化学院, 江苏 无锡 214105;
3. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 针对钢架螺栓目标检测算法计算量大难以部署, 且对处于施工场景下的螺栓分布密集导致检测精度不高的问题, 提出基于改进 YOLOv8 的轻量化螺栓检测算法。使用 ScConv 模块融合特征提取网络中 C2f 模块, 通过模块中的 SRU 与 CUR 减少网络的空间和通道冗余, 对模型进行轻量化处理; 在颈部结构中引入 P_2 小目标检测层, 融合 BiFPN 网络结构, 增加双向连接路径, 促进特征的上下传播, 提升了网络对螺栓检测的准确度。实验结果表明: 该算法在自采集数据集中具有良好的表现, 在 mAP 精度上相较于原始网络提高了 9.9%, 同时模型的参数量与模型大小分别减少了 0.973×10^6 与 1.7 MB。

关键词: 目标检测; YOLOv8; BiFPN; ScConv**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A

Lightweight Bolt Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8

Luo Qingxin¹, Hua Guoxiang^{2,3}, Yan Jiyuan², Shi Yuhang¹, Pan Moji¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;

2. School of Automation, Wuxi University, Wuxi 214105, China;

3. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Aiming at the problem that the bolt target detection algorithm for steel frame is difficult to deploy due to the large amount of calculation, and the detection accuracy is not high due to the dense distribution of bolts in the construction scene, a lightweight bolt detection algorithm based on improved YOLOv8 is proposed. The ScConv module is used to fuse the C2f module in the feature extraction network, and the SRU and CUR in the module are used to reduce the space and channel redundancy of the network, so as to lighten the model; The P_2 small target detection layer is introduced into the neck structure, and the BiFPN network structure is fused to increase the two-way connection path, which promotes the feature propagation up and down, and improves the accuracy of the network for bolt detection. The experimental results show that the proposed algorithm performs well in the self-collected data set, and the mAP accuracy is improved by 9.9% compared with the original network, while the number of model parameters and the model size are reduced by 0.973×10^6 and 1.7 MB respectively.

Keywords: object detection; YOLOv8; BiFPN; ScConv

0 引言

螺栓作为基础建设中常见的连接材料, 因为其承载性好、易于安装等优点, 被广泛用于各种工程项目中^[1]。随着电网智能化的发展, 机器人也越来越多地被应用于电网建设中, 代替人工进行作业, 能有效避免人工作业带来的局限性。为了使机器人准确识别钢架螺栓, 需应用机器视觉技术对螺栓进行识别定位^[2]。

近年来, 基于机器视觉的图像检测技术在各领域得到了广泛应用。针对钢架螺栓分布密集场景的检测需求, 文献[3]对密集小目标检测进行研究, 提出基于边缘感知的多尺度缺陷语义分割网络, 获得初步预测结果并增强边缘检测能力。文献[4]基于改

进的 SDT-YOLOv5 检测方法, 引入动态卷积和自适应感受野机制, 实现更强的特征表达和提取能力。文献[5]提出一种 DETR-Maritime 模型, 有效提升了对小目标检测的精度和实时处理能力。文献[6]提出 YOLOv7-UAV 算法, 通过增加低级预测头对浅层特征图中的小目标进行检测。此类研究方法在提升了小目标检测精度的同时其计算量也随之增大, 为模型的部署造成了难题。

针对模型部署困难、算力受限等问题, 学者们针对模型的轻量化进行了系列研究。现有的轻量化方法多为模型压缩, 通过参数剪枝、低秩分解、知识蒸馏等方法^[7-9]轻量化后的模型在特征提取与特征融合方面的能力均有所降低^[10], 对于室外复杂环

收稿日期: 2024-11-09; 修回日期: 2024-12-09

基金项目: 江苏省基础研究计划自然科学基金-青年基金项目(BK20230173)

第一作者: 骆清心(2000—), 女, 江苏人, 硕士。

境下的目标检测，上述方法在减少了模型参数的同时对小目标检测的性能也有所下降。

为解决螺栓目标检测性能与轻量化无法同时达到良好效果的问题，笔者使用 YOLOv8 模型为基础对网络结构进行改进。主要工作如下：

1) 将 YOLOv8 模型中特征提取网络的 C2f 模块融合 ScConv 卷积模块，通过 SRU 与 CRU 2 个模块分别对模型的空间和通道 2 部分去除冗余，减少模型参数量。

2) 改进模型的 Neck 层连接方式，使用 BiFPN 网络架构，通过双向连接与自适应特征调整，提高了目标检测的性能。同时引入 P₂ 小目标检测层，提高网络对小目标的关注度，进而提高螺栓检测的精度，减少误检漏检的发生。

3) 在自采集数据集上对不同模型进行消融对比实验，验证本文中改进算法的各项性能。

1 改进的 YOLOv8 网络结构

1.1 YOLOv8 模型简介

YOLOv8 是 YOLO 目标检测系列中的最新版本之一，将目标检测任务视为单一的回归问题，并通过单次前向传播同时预测目标的类别和边界框^[11]。

基于机器人设备的硬件限制，笔者选取了体积小、精度高的 YOLOv8n 模型，整个模型由 Backbone、Neck、Head 3 个网络组成。

Backbone 网络主要进行特征提取步骤，采用了 CSP 思想，在 YOLOv5 的基础上用 C2f 模块替换 C3 模块，同时保持了 YOLOv5 架构中的 SPPF 模块，固定不同尺度特征图的向量大小。

Neck 网络主要进行特征融合，使用了 C2f 模块，采用 PAN-FPN 的思想，并去除了在上采样阶段中采用的 1×1 卷积，对 Backbone 不同阶段输出的特征直接进行上采样操作。

1.2 改进的 YOLOv8 网络结构

改进后的模型结构如图 1 所示，主要包括 ConvModule、C2f、改进的 C2f、SPPF、Concat 和 Upsample 等基础模块。

针对低空钢架螺栓数据集中目标分布密集，背景光照影响等问题，原始的 YOLOv8 存在漏检误检的问题。本文中 Backbone 部分将 C2f 模块融合 CVPR2023 ScConv 模块，能够通过显著降低复杂性和计算成本，在保持模型性能的前提下大幅减少模型的参数，减少冗余特征，从而达到更好的性能。

Neck 网络部分使用 BiFPN 网络结构替换 YOLOv8 原有的 FPN 连接结构，通过双向连接、自适应特征调整和模块化设计，提高了对象检测和语义分割任务的性能，同时引入了 P₂ 小目标检测层，通过专门的 P₂ 层，提高了螺栓小目标检测的准确性。

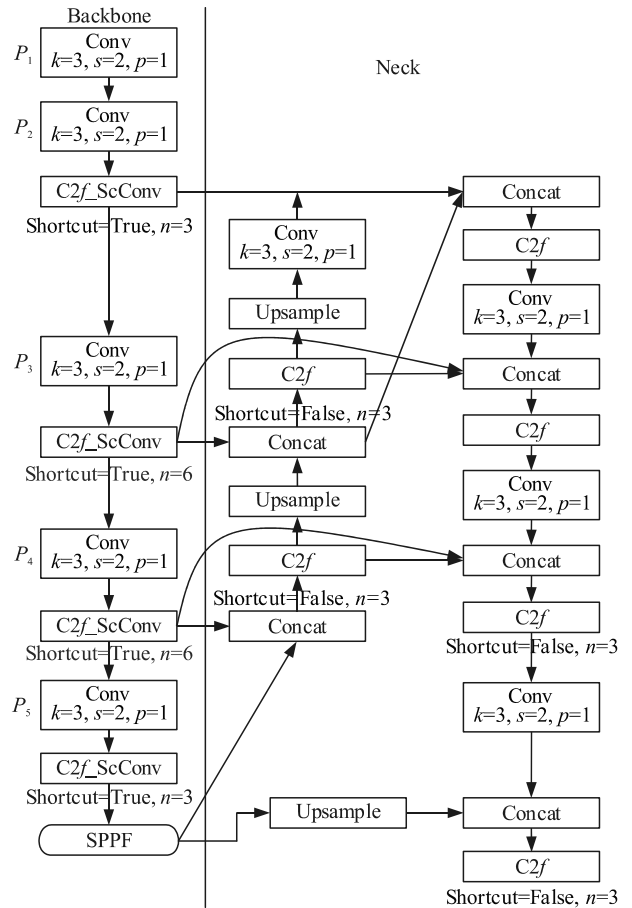


图 1 改进后的 YOLOv8 模型网络结构

1.3 Backbone 网络改进

笔者使用改进的 C2f_ScConv 替代 Backbone 网络中的 C2f 模块。改进的 C2f_ScConv 结构如图 2 所示。

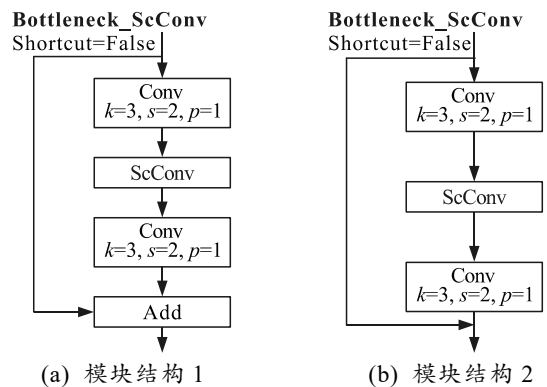


图 2 C2f_ScConv 模块结构

将 ScConv 模块融合进 C2f 模块中的 Bottleneck

模块中，改进的模块能有效地限制特征冗余，不仅减少了模型参数和 FLOPs 的数量，而且增强了特征表示的能力。

C2f_ScConv 在 C2f 模块基础上，将 ScConv 模

块与 Bottleneck 模块进行融合，从而减少冗余特征并提高模型性能，达到轻量化改进。ScConv 模块结构如图 3 所示，主要由空间重构单元(SRU)和通道重构单元(CRU)组成^[12-13]。

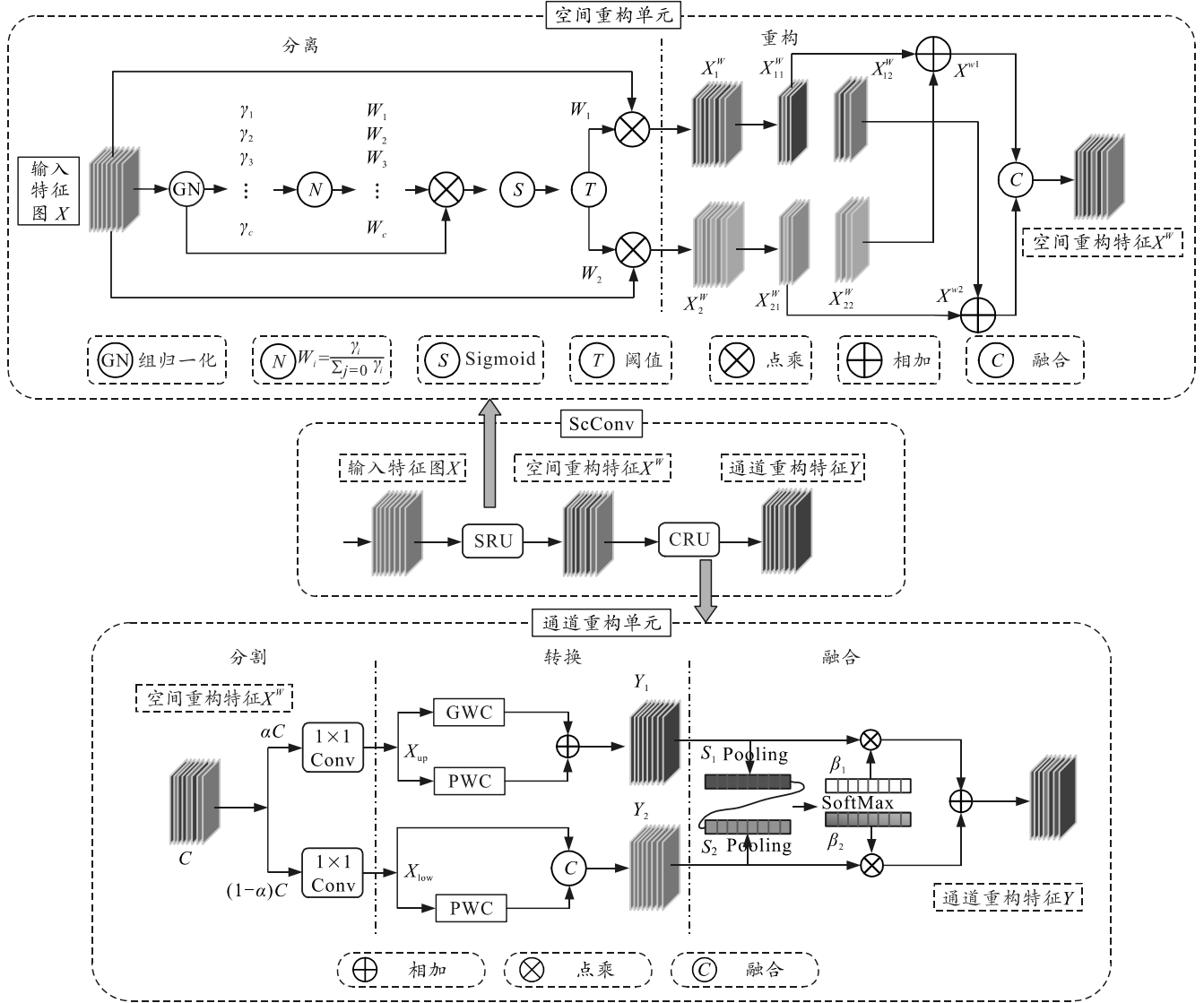


图 3 ScConv 模块结构

1.3.1 SRU

SRU 是一种序列模型^[14]，包括 Separate 与 Reconstruct 2 个操作。Separate 通过组归一化、Sigmoid 激活函数、设定阈值，将特征图与信息较少的特征图分离。在 GN 层中利用参数 γ 衡量批次与通道空间像素的方差，通过式(1)计算得到权重 W_γ ：

$$W_\gamma = \{w_i\} = \frac{\gamma_i}{\sum_{j=1}^C \gamma_j}, \quad i, j = 1, 2, \dots, C. \quad (1)$$

经过 GN 处理后，将得到的相关权重映射到 (0, 1) 内，使用阈值进行门控，将获得的权重分别设

为 W_1 与 W_2 ，得到丰富与较少信息的特征 X_1^w 和 X_2^w 。将 2 个不同信息的特征进行逐元素相加，重建得到更丰富的信息特征并节省了空间。将重建后的特征 X^{w1} 与 X^{w2} 进行连接获得空间重构特征图 X^w 。

$$\left. \begin{aligned} X_1^w &= W_1 \otimes X, \\ X_2^w &= W_2 \otimes X, \\ X_{11}^w \oplus X_{22}^w &= X^{w1}, \\ X_{21}^w \oplus X_{12}^w &= X^{w2}, \\ X^{w1} \cup X^{w2} &= X^w. \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

式中： \otimes 为逐元素相乘； \oplus 为逐元素相加； \cup 为 Concat 模块。

1.3.2 CRU

CRU 包括 Split、Transform 与 Fuse 3 个操作。将 X^w 进行分割, 将特征图分为 αC 与 $(1-\alpha)C$ 2 部分。对分割后的通道进行压缩并分为 X_{up} 与 X_{low} 。在 Transform 阶段, 将其作为上、下转换输入, 分别使用 GWC 与 PWC 提取和 PWC 提取。

$$Y_1 = M^G X_{up} + M^R X_{up}; \quad (3)$$

$$Y_2 = M^B X_{low} \cup X_{low}。 \quad (4)$$

式中: M^G 为 GWC 的学习权重; M^R 、 M^B 分别为上下转换通道的 PWC 学习权重。

通过 Fuse 操作, 对输出特征 Y_1 与 Y_2 进行 Pooling 收集全局空间信息, 并使用通道注意力重要性向量 β_1 和 β_2 。输出的重构特征表示为 $Y = \beta_1 Y_1 + \beta_2 Y_2$ 。

1.4 Neck 网络改进

BiFPN 是一种用于目标检测和语义分割任务的神经网络架构^[15]。YOLOv8 的 Neckce 连接层采用 FPN 网络结构^[16]。该算法在 Neck 部分采用了 BiFPN 网络结构进行连接, 如图 4 所示。

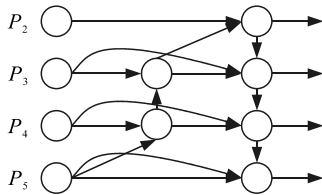


图 4 BiFPN 网络结构

BiFPN 网络结构引入了双向的信息传递路径, 能够更好地整合不同尺度和不同层次的特征信息。

Neck 层中引入小目标检测层 P_2 , 如图 1 所示, 对输入的多尺度特征图进行融合, 提高了模型对小目标的检测能力和整体性能。其网络连接共享特征计算, 减少了不同尺度特征图的重复计算。

2 实验结果与分析

2.1 数据集与实验环境

本文中数据集为变电站现场拍摄的钢架螺栓数据集。数据集内共有图片 371 张, 对自采集数据集使用图像旋转、随机裁剪、添加噪声等方法进行扩充。对数据集使用 labelImg 进行手工标注, 将数据

集按 8:2 比例划分。钢架螺栓处于室外高空环境, 密集分布的螺栓也为钢架螺栓的检测提升了难度。在钢架螺栓数据集上进行的模型改进算法更具有实用价值。

实验环境为酷睿 i5-12490F、NVIDIA GeForce RTX 4060Ti、内存 32 GB, 编程环境为 Python3.11.4。进行训练时的具体实验参数设置如表 1 所示。

表 1 训练参数设置

参数	设置	参数	设置
batch	32	lr0	0.01
epochs	500	lrf	0.01
imgsz	640	box	7.50
workers	16	cls	0.50
weight_decay	5^{-4}	dfl	1.50

2.2 对比实验

笔者采用 P、R 和 AP@0.5 作为网络性能的评价指标^[17]。

2.2.1 YOLO 系列算法对比

针对变电站钢架上密集螺栓的场景, 笔者在自采数据集上进行了实验。YOLO 系列算法设计简洁, 能够实现实时目标检测, 其端到端的训练方式也减少了训练和部署的复杂性。笔者主要对不同系列 YOLO 算法进行对比实验, 其结果如表 2 所示。

表 2 不同算法对比实验 %

网络	P	R	mAP
YOLOv4	84.6	80.6	84.1
YOLOv5	87.4	83.2	86.6
YOLOv6	86.3	78.4	84.3
YOLOv7	85.4	81.8	85.2
YOLOv8	87.7	84.2	87.8

由表 2 所得, YOLOv8 算法对本文中数据集进行训练后得到了较好的性能指标; 因此, 笔者选取 YOLOv8 模型作为基础模型进行改进。

2.2.2 消融实验对比

笔者以 YOLOv8n 模型为基础进行改进, 对改进模型的结果进行统计分析, 将基础模型与不同注意力机制模块进行融合, 最终通过实验选取到最优的模型改进方法。为了验证最终模型综合性能大小, 采用了精确度与模型大小双重指标, 实验结果如表 3 所示。

表 3 消融对比实验

ScConv	CA	GAM	BiFPN	P/%	R/%	mAP/%	Model Size/MB	Parameters
×	×	×	×	87.7	84.2	87.8	6.01	3 005 843
√	×	×	×	90.1	86.5	89.7	5.62	2 813 315
×	√	×	×	88.7	86.0	88.6	6.11	3 017 563
×	×	√	×	90.5	87.0	90.9	9.50	4 645 523
×	×	×	√	90.2	87.4	91.2	4.71	2 225 620
√	×	×	√	96.3	94.7	97.7	4.28	2 033 092

在基础 YOLOv8 模型的主干网络中依次融合 CA^[18]、ScConv、GAM^[19]模块。GAM 模块融合模型精度更高，但计算量较大；因此，选取了综合效果更好的 ScConv 模块。对 Neck 网络采用 BiFPN 网络架构，在提升模型检测精度的同时达到了轻量化。将两者改进并进行融合后，模型的 P 达到了 96.3%、R 达到了 94.7%、mAP 提高了 9.9%，同时模型大小与参数量分别减少了 1.7 MB 与 0.973×10^6 。选取 ScConv 模块和 BiFPN 网络架构的改进效果，将原模型与改进后的模型消融实验进行对比，效果如图 5 所示。

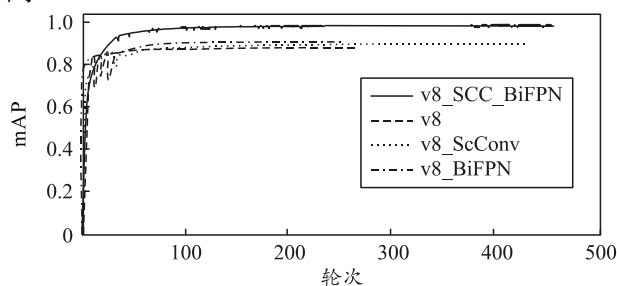


图 5 消融实验

2.3 检测结果可视化

在基础 YOLOv8 模型检测图像中，加入 BiFPN 网络架构的改进模型后，检测精度提升，减少了误检概率；融合 ScConv 模块后，虽然减少了误检、漏检的概率，但效果并不明显；本文中改进算法所得到的检测效果图，误检漏检的现象得到了极大的改善。

3 结论

笔者基于 YOLOv8 提出了一种轻量化螺栓检测算法。实验结果表明：本文中算法在自采集的钢架螺栓数据集上模型的 P 达到了 96.3%、R 达到了 94.7%、mAP 提高了 9.9%，同时模型大小与参数量分别减少了 28.3%与 0.973×10^6 ，与其他模型相比，本文中算法对于室外高空环境下，受光照影响的钢架螺栓有着良好的效果，更适用于在小型设备上实现部署。

参考文献：

[1] 王书胤, 孔庆钊, 周颖. 基于叩诊法的单排多螺栓钢梁柱节点松动检测方法[J]. 地震工程与工程振动, 2024, 44(1): 95-103.

[2] 徐坚, 谢正光, 李洪均. 特征平衡的无人机航拍图像目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 196-203.

[3] 郭学俊, 彭赞. 基于边缘感知和小样本学习的多尺度带钢表面缺陷分割方法[J]. 太原理工大学学报, 2022,

53(5): 895-901.

[4] 白宇, 周艳媛, 安胜彪. 改进 YOLOv5 的无人机小目标检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(10): 276-284.

[5] 江志鹏, 王自全, 张永生, 等. 基于改进 Deformable DETR 的无人机视频流车辆目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(1): 91-101.

[6] LI L Z, MIN L Z. MS-YOLOv7: YOLOv7 Based on Multi-Scale for Object Detection on UAV Aerial Photography[J]. Drones, 2023, 7(3): 188.

[7] 孙伟, 潘森, 黄恒. 基于改进 YOLOv4 模型的无人机目标检测算法[J]. 传感技术学报, 2023, 36(3): 456-461.

[8] 侯鑫, 曲国远, 魏大洲, 等. 基于迭代稀疏训练的轻量化无人机目标检测算法[J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(4): 882-893.

[9] 张红民, 庄旭, 郑敬添, 等. 优化 YOLO 网络的人体异常行为检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(7): 242-249.

[10] 陈范凯, 李士心. 改进 YOLOv5 的无人机目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(18): 218-225.

[11] REIS D, KUPEC J, HONG J, et al. Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8[J]. ar Xiv, 2023(1): 2305.

[12] LI J F, WEN Y, HE L H. Sconv: spatial and channel reconstruction convolution for feature redundancy[C]//the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2023.

[13] LI X, ZHOU H B, ZHAO M. Transformer-based cascade networks with spatial and channel reconstruction convolution for deepfake detection[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2024, 21(3): 4142-4164.

[14] YAO D C, LI B Y, LIU H C, et al. Remaining useful life prediction of roller bearings based on improved 1D-CNN and simple recurrent unit[J]. Measurement, 2021, 175: 109166.

[15] ZHA WT, HU L W, SUN Y L, et al. ENGD-BiFPN: A remote sensing object detection model based on grouped deformable convolution for power transmission towers[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(29): 45585-45604.

[16] GHIASI G, LIN T, PANG R, et al. Nas-fpn: Learning scalable feature pyramid architecture for object detection[C]//the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2019.

[17] 徐锦芳, 罗小龙, 蒋卫东, 等. 顾及局部特征的三维点云建筑物轮廓精确化提取[J]. 测绘通报, 2023(8): 51-56.

[18] SHEN L Y, LANG B H, SONG Z X. CA-YOLO: Model optimization for remote sensing image object detection[J]. IEEE Access, 2023, 11: 64769-64781.

[19] 李生辉, 李晓飞, 宋璋晗, 等. 基于改进 YOLOv5 的船舶多尺度 SAR 图像检测算法[J]. 数据采集与处理, 2024, 39(1): 120-131.