

王洪江,刘金圣,赵宏,等.基于改进YOLOv8模型的树线接地故障识别[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2025,44(1):113-119.doi:10.11956/j.issn.1008-0562.20240064

WANG Hongjiang,LIU Jinsheng,ZHAO Hong,et al.Tree line grounding fault identification technology based on improved YOLOv8 model[J].Journal of Liaoning Technical University(Natural Science),2025,44(1):113-119.doi:10.11956/j.issn.1008-0562.20240064

基于改进YOLOv8模型的树线接地故障识别

王洪江¹,刘金圣^{2*},赵宏³,赵婷婷¹,代钦¹,高英才²

(1. 沈阳工程学院 信息学院,辽宁 沈阳 110136;2. 沈阳工程学院 研究生部,辽宁 沈阳 110136;
3. 辽西技师学院 基础教研室,辽宁 阜新 123000)

摘要:为提升电力系统中树线接地故障检测的识别效果,提出一种改进YOLOv8模型。该模型通过插入SimAM注意力机制增强特征表示能力,采用GIoU损失函数提升边界框预测的准确性,提高模型在复杂环境下的故障识别性能。为验证改进YOLOv8模型的性能进行消融实验、SimAM注意力机制模块的插入位置变化实验、损失函数选择实验,以及与其他识别模型的对比实验。实验结果表明:改进YOLOv8模型的识别精确度、召回率、平均精度均最高。该模型有效提高了树线接地故障检测图像的识别精度,为输电线路的智能化运维提供技术支持。

关键词:电力系统;树线接地故障;YOLOv8模型;SimAM注意力机制;GIoU损失函数

中图分类号:TM501

文献标志码:A

文章编号:1008-0562(2025)01-0113-07

Tree line grounding fault identification technology based on improved YOLOv8 model

WANG Hongjiang¹, LIU Jinsheng^{2*}, ZHAO Hong³, ZHAO Tingting¹, DAI Qin¹, GAO Yingcai²

(1. College of Information, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110136, China;

2. Graduate Department, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110136, China;

3. Basic Teaching and Research Office, Liaoxi Technician College, Fuxin 123000, China)

Abstract: In order to improve the recognition effect of tree line grounding fault detection in power system, an improved YOLOv8 model is proposed. The model enhances the feature representation ability by inserting the SimAM attention mechanism, and uses the GIoU loss function to improve the accuracy of the bounding box prediction and improve the fault recognition performance of the model in complex environments. In order to verify the performance of the improved YOLOv8 model, the ablation experiment, the insertion position change experiment of the SimAM attention mechanism module, the loss function selection experiment, and the comparison experiment with other recognition models are carried out. The experimental results show that the improved YOLOv8 model has the highest recognition accuracy, recall rate and average accuracy. The model effectively improves the recognition accuracy of the tree-line grounding fault detection image and provides support for the intelligent operation and maintenance of transmission lines.

Key words: power system; tree line grounding fault; YOLOv8 model; SimAM attention mechanism; GIoU loss function

0 引言

电力系统的稳定运行是现代社会的基石之一^[1]。中国现行的6~10 kV配电网中,单相接地故

障占系统故障的80%以上^[2],其中,树线接地故障常见且难以预测。这种故障通常由树木与输电线路的接触引起,不仅会造成电力供应的中断,甚至还可能引发火灾等安全事故^[3-5]。因此,实现对

收稿日期:2024-03-15 修回日期:2024-05-14 接受日期:2024-05-21 责任编辑:焦丽

基金项目:辽宁省教育厅高校基本科研项目(JYTMS20230323;LJ222411632019)

作者简介:王洪江(1977-),男,辽宁沈阳人,硕士,教授,主要从事电力视觉、算法优化方面的研究。E-mail: Wanghj@sie.edu.cn

通信作者:刘金圣(1999-),男,山东聊城人,硕士研究生,主要从事电力视觉、故障检测方面的研究。E-mail: 1341862358@qq.com

树线接地故障的快速、准确识别成为保障电网安全运行的关键。

近年来,深度学习模型在图像识别领域的突破性进展,为电力系统故障检测提供了新的技术路径。YOLOv8模型以其高效性和准确性被广泛应用于各类目标检测场景,该模型在通用目标检测任务上表现出色,但在复杂环境下的小目标检测方面仍存在局限性。例如,在电力系统故障识别中,YOLOv8模型对电力系统特有故障特征的学习不够充分,并且在复杂背景下对微小故障迹象的捕捉能力欠佳,导致识别精度受限。赖秋频等^[6]将深度学习模型YOLOv2应用于无人机拍摄的输电线路绝缘子图像识别与诊断,通过训练YOLOv2模型,识别复杂背景下的绝缘子特征,结合多种图像处理方法进行缺陷诊断,有效提升了输电线路巡检的智能化水平和效率。郝帅等^[7]针对复杂背景和遮挡问题,将卷积块注意模型融合于YOLOv3模型框架,增强故障目标的识别能力,并通过改进的非极大值抑制方法和Focal Loss函数减少漏检率,提高检测精度。郑伟等^[8]针对输电线路维护中的典型缺陷识别问题,设计了一种基于改进YOLOv4的无人机实时检测模型,结合MobileNet和空洞模块优化特征提取网络,引入自适应路径融合网络增强多尺度目标检测,显著提升了检测精度和降低了误检率。郝帅等^[9]针对复杂环境和多尺度特征与遮挡挑战,提出基于注意力机制与跨尺度特征融合的YOLOv5故障检测算法,通过空间与通道卷积注意力模型、BiFPN结构和自适应加权融合模块,提高了遮挡情况下算法的检测能力。

已有研究将YOLO系列模型应用于电力系统故障识别,但针对树线接地故障优化方面的研究较少,因此提出一种基于改进YOLOv8模型的电力视觉方法,提升复杂自然环境下树线接地故障的识别性能。首先,结合SimAM注意力机制,增强模型对关键特征的提取能力,提高对微小故障特征的敏感性。其次,引入GIoU损失函数,优化目标框的定位精度,减少边界框重叠不足导致的误差。最后,通过标注构建多样化的数据集进行消融实验与对比试验来验证改进模型的有效性。

1 模型改进

1.1 YOLOv8模型

YOLOv8模型采用轻量级网络结构和高效推理技术,识别准确性和运算速度都显著提升^[10]。YOLOv8模型网络结构见图1。图1中,输入图像先经过由多个卷积层组成的主干网络,提取图像

的基础特征^[11];再经过特征金字塔网络(FPN)、路径聚合网络(PAN)和颈部网络进行特征融合,增强对不同尺度目标的检测;最后,头部模块利用融合特征图进行目标分类和定位,生成精确的边界框和类别标签,确保检测结果的准确性^[12]。

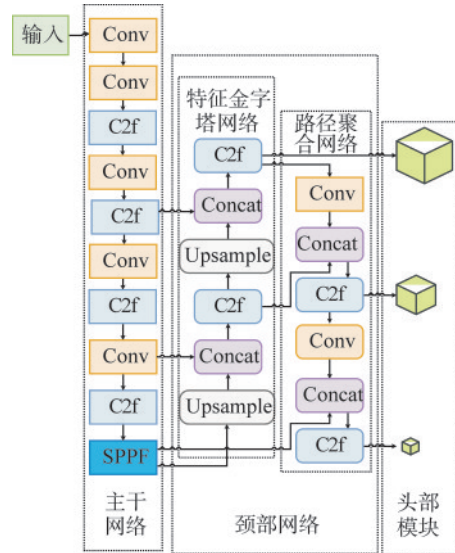


图1 YOLOv8模型的网络结构

Fig.1 network structure of YOLOv8 model

1.2 SimAM模块

SimAM (simple parameter-free attention module) 是一种受神经科学启发的无参数三维注意力机制,用于提升深度学习模型中特征提取的效果。网络的每个输出层都经过自适应批量归一化处理,以稳定训练过程并提高模型的泛化能力。SimAM以最小能量函数来识别更重要的神经元和从而获得更多信息特征^[13],通过能量函数^[14]表达神经元的重要程度。

能量函数为

$$e_i(w_i, b_i, y, w_i) = (y_i - \hat{t})^2 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_0 - \hat{x}_i)^2, \quad (1)$$

式中: \hat{t} 为输入特征图的同一通道中目标神经元 t 的线性变换的结果, $\hat{t} = w_t t + b_t$; \hat{x}_i 为输入特征图中其他神经元 x_i 的线性变换的结果, $\hat{x}_i = w_x x_i + b_i$; M 为神经元个数^[15]; w_t 为目标神经元的线性变换权重; b_t 为目标神经元的线性变换偏置; y 为目标神经元 t 和其他神经元 x_i 的理想输出标签。

为简化计算,将目标神经元的标签 y_t 和其他神经元的标签 y_0 设置为二元标签: $y_t = 1$ 、 $y_0 = -1$ 。

添加正则项 λ ,整合式(1)可得

$$e_i(w_i, b_i, y, w_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} [-1 - (w_i x_i + b_i)]^2 + [1 - (w_t t + b_t)]^2 + \lambda w_i. \quad (2)$$

将式 (2) 分别对 w_i 、 b_i 求偏导, 并令偏导为 0, 求解得 w_i 、 b_i 为

$$\begin{cases} w_i = -\frac{2(t-u_i)}{(t-u_i)^2 + 2\sigma_i^2 + 2\lambda}, \\ b_i = -\frac{1}{2}(t+u_i)w_i, \end{cases} \quad (3)$$

式中, u_i 和 σ_i 分别为目标神经元以外神经元的均值与方差。

将式 (3) 代入式 (2) 得最小能量

$$e_i^* = \frac{4(\sigma_i^2 + \lambda)}{(t-u_i)^2 + 2\sigma_i^2 + 2\lambda}. \quad (4)$$

由式 (4) 可知, 最小能量 e_i^* 越大说明目标神经元和周围神经元间的区别度越大, 其值与重要性成正比^[16]。

根据注意力机制的定义, 使用 Sigmoid 函数对特征进行增强处理, 即

$$\tilde{X} = \text{Sigmoid}(1/E) \odot X, \quad (5)$$

式中: \tilde{X} 为处理后的特征; E 为所有空间和通道维度中最小能量的总和; X 为输入特征; \odot 为逐元素相乘。

1.3 改进后的网络结构

根据 YOLOv8 原模型的网络架构, 将 SimAM 注意力机制引入到网络第六层 C2f 模块之后, 通过自适应批量归一化处理和能量函数调整特征图的注意力分布, 提高模型对复杂空间信息和纹理细节的处理能力。改进后的 YOLOv8 模型网络结构见图 2。

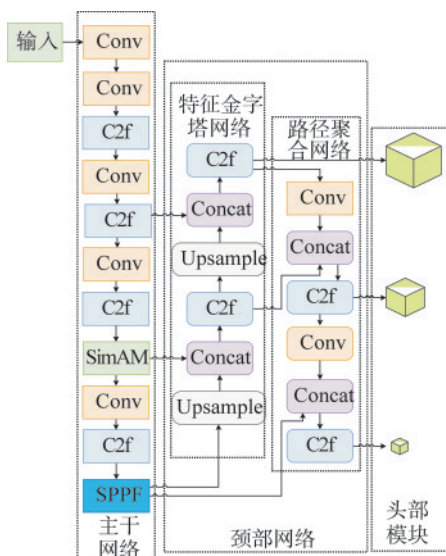


图2 改进的 YOLOv8 模型网络结构

Fig.2 network structure of improved YOLOv8 model

1.4 GIoU 损失函数

YOLOv8 原始模型采用 CIoU (complete intersection over union) 损失函数^[17-18], 该函数在处理不同形状目标的相关性时, 未考虑样本难易程度的区分问题。GIoU (generalized intersection over union) 损失函数在保留 IoU 的尺度不变性的同时, 进一步考虑了目标的非重叠区域, 可以更准确描述不同形状目标之间的关系。此外, GIoU 损失函数可以反映目标的难易程度, 弥补 CIoU 损失函数在相关性描述和样本区分上的不足。因此, 本文采用 GIoU 损失函数替换 CIoU 损失函数。

GIoU 损失函数通过引入最小外接矩形的相关信息, 改进了传统 IoU 在边界框不重叠时的不足。如图 3 所示, 设 C 为预测框 A 与真实框 B 的最小外接矩形, 先计算 C 的面积, 然后计算外接矩形中不属于 A、B 框的区域面积占闭包区域面积的比^[19], 得出

$$\begin{cases} \text{IoU} = \frac{A \cap B}{A \cup B} \\ \text{GIoU} = \text{IoU} - \frac{|C - (A \cup B)|}{|C|}, \end{cases} \quad (6)$$

损失函数为

$$\text{Loss}_{\text{GIoU}} = 1 - \text{GIoU}. \quad (7)$$

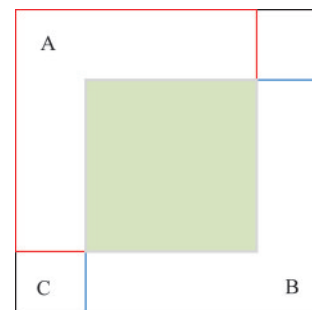


图3 GIoU 的计算原理

Fig.3 calculation principle of GIoU

综上, GIoU 通过引入在边界框不重叠时仍能提供梯度的度量, 使边界框的位置可以优化, 从而提高模型的性能和泛化能力^[20]。

2 实验结果及分析

2.1 数据集

针对树线接地故障识别优化问题, 通过实地拍摄和搜集历史案例图片, 选择具有多样性和真实性的 528 张高质量图像构建数据集。为提高模型学习的精确度, 经过预处理及专业标注, 精确标

识每张图片的故障区域。将数据集按 4 : 1 的比例分为训练集和验证集, 训练集包含图片 422 张, 验



证集包含图片 106 张, 确保模型训练的可靠性和泛化能力。数据集图片示例见图 4。



图 4 数据集图片示例

Fig.4 dataset picture example

2.2 实验环境与设备

实验设备配置: Windows 11 操作系统, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-12650H, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4060, 深度学习框架使用 PyTorch 2.1.2+CU121, 代码编写与运行环境为 PyCharm。

实验参数设置: 训练轮次为 300 次, 批量大小设置为 16, 图像输入尺寸 (像素) 为 640×640, 优化器采用 SGD, 并在训练过程中保持固定不变, 学习率初始值为 0.01。

2.3 评价指标

选择精确率 P (precision)、召回率 R (recall)、 $mAP_{0.5}$ 、 $mAP_{0.5:0.95}$ 作为评价指标对改进的 YOLOv8 模型进行性能评估。

P 为模型预测的所有目标中正确预测目标的占比, 可表示为

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (8)$$

式中: TP 为真正例, 表示预测框与真实目标框 IoU 超过阈值的检测框数; FP 为假正例, 表示预测框与真实目标框 IoU 不超过阈值的检测框数。

R 为模型正确预测的目标占真实目标的比, 可表示为

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (9)$$

式中, FN 为错过的真实目标数^[21]。

$mAP_{0.5}$ 表示当 IoU 阈值设定为 0.5 时, 所有类别平均精确度的平均值, 反映改进 YOLOv8 模型

的 P 随 R 的变化趋势, 该值越大表示模型越容易在高召回率下保持高精度。

$$mAP_{0.5} = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C AP_{0.5} \quad (10)$$

$mAP_{0.5:0.95}$ 是对模型性能的综合评估, 为不同 IoU 阈值下的平均精确度 (AP) 的平均值。该指标能更全面地反映模型在不同准确性要求下的表现。本实验 IoU 阈值从 0.5 到 0.95, 步长为 0.05。

2.4 消融试验及结果

为验证改进 YOLOv8 模型设计的轻量性与合理性, 进行消融实验, 对比不同模块的引入对模型性能的影响, 结果见表 1。

表 1 SimAM 模块与 GIoU 损失函数集成后的 YOLOv8 模型性能比较

Tab.1 performance comparison of YOLOv8 model after integration of SimAM module and GIoU loss function

实验	SimAM	GIoU	$P/\%$	$R/\%$	$mAP_{0.5}/\%$	$mAP_{0.5:0.95}/\%$
实验 A			92.5	83.7	87.8	48.8
实验 B	√		85.6	80.0	86.4	43.6
实验 C		√	92.0	85.5	90.9	48.8
实验 D	√	√	93.3	89.2	95.4	49.4

注: “√”表示模型中使用该模块或该损失函数, 无“√”表示未使用。

由表 1 可见, 实验 D 在各项评价指标上均最优。相较于实验 A, 实验 D 的 P 提高了 0.8 个百分点, R 提高了 5.5 个百分点, $mAP_{0.5}$ 、 $mAP_{0.5:0.95}$ 分别提升了 8.6 个百分点和 1.2 个百分点。引入 SimAM 模块增强了模型的特征提取能力, 使模型能够更有效地捕获目标的特征, 特别是在复杂环

境下对目标边界的精确定位得到了提升。单独使用 SimAM 模块, 模型的精确率和召回率有所下降, 这是因为引入的特征增强在特定层次对目标特征的分布产生了影响。实验 C 中, 模型对边界框预测的准确性显著提高, R 提升, 但在未结合 SimAM 模块的情况下, 对精确率的贡献有限。实验 D 中, SimAM 模块与 GIoU 损失函数的结合发挥了协同作用, 一方面通过 SimAM 增强了特征图对目标的区分能力, 另一方面 GIoU 优化了边界框定位, 因此在复杂背景下显著提高了目标检测的性能。实验结果表明, 实验 D 的改进策略在目标检测任务中的表现优异, 尤其适用于树线接地故障这类复杂而特殊的场景。

引入不同模块的改进 YOLOv8 模型在目标检测任务上的表现见图 5。从图 5 中可见, 随着训练轮次的增加, 所有模型的 $mAP_{0.5}$ 值均有所提高, 其中, 同时引入 SimAM 注意力机制模块和 GIoU 损失函数的改进 YOLOv8 模型明显优于其他模型, 这说明该模型识别树线接地故障的准确性和有效性较高。

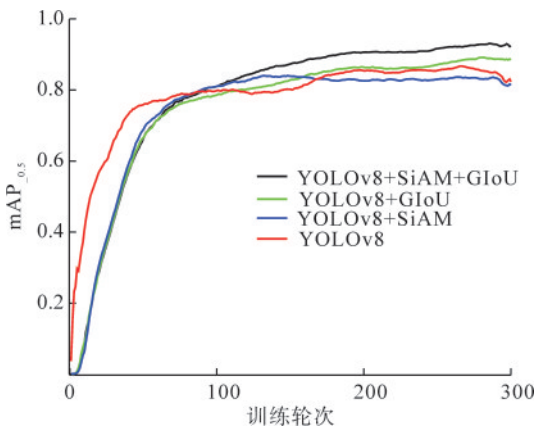


图 5 SimAM 与 GIoU 消融实验 $mAP_{0.5}$ 对比

Fig.5 comparison of $mAP_{0.5}$ between SimAM and GIoU ablation experiments

SimAM 注意力机制模块在不同位置的插入对模型性能影响显著, 在网络结构中选择合适的插入位置能够有效提升模型的目标检测能力。在 YOLOv8n 模型网络结构的不同层插入 SimAM 注意力模块, 对比该模块的插入位置对改进模型性能的影响, 结果见表 2, 其中 +FLOOR7 为本文提出的改进 YOLOv8 模型的网络结构。由表 2、图 2 可知, 在第七层 C2f 模块后插入 SimAM 注意力机制模块 (+FLOOR7), 模型性能达到最佳, P 为 0.933, R 为 0.892, $mAP_{0.5}$ 和 $mAP_{0.5:0.95}$ 分别为

0.954 和 0.494。这是因为第七层是特征金字塔网络的关键位置, 此位置既能够充分捕捉高层语义信息, 又能够保留目标区域的细节特征, 在此插入 SimAM 注意力机制模块能更有效地分配注意力, 突出树线接地故障特征。在第五层 C2f 模块后插入 SimAM 注意力机制模块 (+FLOOR5), 模型性能有所下降。这是因为此位置较为靠近主干网络的浅层部分, 特征图仍处于较低语义层次, 导致 SimAM 注意力机制模块增强作用对高层语义信息的提取不足, 限制了模型的整体检测性能。在第十层 C2f 模块后插入 SimAM 注意力机制模块 (+FLOOR9), 模型性能进一步下降。这是因为第十层靠近网络的后部, 特征图已经过多次融合和下采样, 语义信息趋于饱和, 特征图细节损失较大, SimAM 注意力机制模块难以显著提升注意力分布的有效性。

表 2 SimAM 模块位置变化的比较

Tab.2 comparison of SimAM module position changes

位置	P	R	$mAP_{0.5}$	$mAP_{0.5:0.95}$
YOLOv8n+GIoU	0.920	0.855	0.909	0.488
YOLOv8n+FLOOR5	0.857	0.791	0.838	0.449
YOLOv8n+FLOOR7	0.933	0.892	0.954	0.494
YOLOv8n+FLOOR9	0.824	0.838	0.855	0.450

结合 YOLOv8 改进框架图可以看出, 对于树线接地故障的识别 SimAM 模块的注意力的最佳插入位置在第七层 C2f 模块之后。这一位置能够充分利用主干网络提取的底层特征, 同时为特征金字塔网络的高层特征提供增强支持, 实现对树线接地故障特征的精准提取与识别。

2.5 对比试验与结果

(1) 损失函数的对比实验

采用不同的损失函数, 对改进 YOLOv8 模型进行实验, 结果见表 3。由表 3 可知, DIoU (distance intersection over union) 损失函数通过最小化预测框和真实框中心点距离, 加快模型的收敛速度, 但未能有效处理长宽比的差异, 因此其 $mAP_{0.5:0.95}$ 值略小于 GIoU 损失函数。CIoU 损失函数在 DIoU 损失函数的基础上进一步引入长宽比一致性作为惩罚项, 提升了回归精度, 但仍未能在非重叠情况下提供足够的优化信息, 限制了其性能的进一步提升。EIoU (efficient intersection over union) 损失函数和 SIoU (scaled intersection over union) 损失函数均细化了长宽比和方向惩罚项,

但对于树线接地故障的特征复杂性较高的特定任务,没有使模型的 mAP 值提高。Shape IoU (shape intersection over union) 损失函数强调预测框与真实框形状的相似性,但在目标边界复杂的场景下,其形状优化的作用相对有限。

表 3 损失函数的对比试验结果

Tab.3 comparison test result of loss function

损失函数	mAP _{0.5}	mAP _{0.5:0.95}
CIoU	0.878	0.488
DIoU	0.901	0.483
EIoU	0.868	0.480
SIoU	0.896	0.474
Shape IoU	0.888	0.458
GIoU	0.954	0.494

综上,GIoU 损失函数在目标检测性能方面显著优于其他损失函数。GIoU 损失函数符合树线接地故障识别的场景,选择该函数作为损失函数显著提高了模型在定位和识别故障特征上的鲁棒性和准确性,是此类故障识别中优选损失函数。

(2) 本文改进模型与其他模型的对比实验

为验证改进 YOLOv8 模型的准确性与合理性,分别采用改进 YOLOv8 模型、YOLOv8 基本模型、YOLOv7-tiny 模型、YOLOv5n 系列模型、YOLOv3 模型对树线接地故障场景进行识别,对比每种模型的 mAP_{0.5} 值和 mAP_{0.5:0.95} 值,结果见表 4。

表 4 改进模型与主流模型比较

Tab.4 comparison between the improved model and the mainstream model

模型	mAP _{0.5}	mAP _{0.5:0.95}
YOLOv8n(基本模型)	0.878	0.488
YOLOv8n+SimAM+GIoU(改进模型)	0.954	0.494
YOLOv7-tiny	0.859	0.423
YOLOv5n	0.895	0.454
YOLOv5n+SimAM+GIoU	0.858	0.429
YOLOv3-tiny	0.837	0.492

由表 4 可知,本文所提方法的识别准确率最高。YOLOv5n 基本模型的识别效果与 YOLOv8n 基本模型接近,但其引入 SimAM 注意力机制模块和 GIoU 损失函数后,其识别准确率的提升幅度不明显。这主要是因为 YOLOv8n 的架构设计更适合 SimAM 模块和 GIoU 损失函数的整合优化。改进 YOLOv8n 模型在树线接地故障识别任务中表现出色,优于其他主流模型。这主要是因为:①

YOLOv8n 通过引入更深层次的特征金字塔网络和改进的路径聚合网络,增强了对多尺度目标的检测能力;②YOLOv8n 采用了新的归一化方法,提高了模型的非线性表达能力和训练稳定性。这些改进使得 YOLOv8n 在树线接地故障识别任务中,能够更准确地捕捉故障特征,降低漏检率和误检率。

3 结论

(1) 在树线接地故障识别任务中,改进 YOLOv8 模型的识别精度、召回率、mAP_{0.5} 值和 mAP_{0.5:0.95} 值均得到提升,验证了模型在故障检测任务中的有效性。通过消融实验,SimAM 注意力机制模块的插入位置变化实验、损失函数选择实验,验证了改进方案的合理性。

(2) 与 YOLOv8 基本模型、YOLOv7-tiny 模型、YOLOv5n 系列模型、YOLOv3 模型的对比实验表明,改进 YOLOv8 模型的 mAP_{0.5} 值和 mAP_{0.5:0.95} 值最高,验证了该模型的优越性。

参考文献(References):

- [1] 路晨,冯玉,吴凯,等.基于多源停电数据提示学习的电网轻量化停电感知模型[J/OL].现代电力,1-11.(2023-12-18) [2024-05-14]. <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0144>.
- LUO Chen, FENG Yu, WU Kai, et al. A lightweight outage perception model for power grids based on prompt learning from multi-source outage data [J/OL].Modern Electric Power,1-11.(2023-12-18) [2024-05-14]. <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0144>.
- [2] 张美金,邹育,才志君,等.零序电流量改进的多判据融合故障选线定位[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2020,39(1):71-77.
ZHANG Meijin, KUAI Yu, CAI Zhijun, et al. Multi-criteria fusion fault line selection for improved zero-sequence current component [J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2020,39 (1):71-77.
- [3] 宁鑫,胡馨月,张华,等.配电线路单相触树接地故障特征分析[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(7):137-143.
NING Xin,HU Xinyue,ZHANG Hua,et al.Characteristic analysis of tree-contact single-phase-to-ground fault in power distribution lines [J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2023,35(7):137-143.
- [4] 赵燊元,陈天翔,徐会凯,等.10 kV 树线故障树木暂态阻抗变化特性试验研究[J].广西大学学报(自然科学版),2023,48(2):393-406.
ZHAO Shenyuan,CHEN Tianxiang,XU Huikai,et al Experimental research on transient impedance variation characteristics of 10 kV tree line faulted trees[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2023,48(2):393-406.
- [5] 杨森霖,杨长青,梅吉明,等.架空输电线路森林火险评估及监测的

- 研究应用现状[J]. 四川林业科技, 2021, 42(6): 126-130.
- YANG Senlin, YANG Changqing, MEI Jiming, et al. Research and application status on forest fire risk assessment and monitoring for overhead transmission lines[J]. Journal of Sichuan Forestry Science and Technology, 2021, 42(6): 126-130.
- [6] 赖秋频, 杨军, 谭本东, 等. 基于 YOLOv2 网络的绝缘子自动识别与缺陷诊断模型[J]. 中国电力, 2019, 52(7): 31-39.
- LAI Qiupin, YANG Jun, TAN Bendong, et al. An automatic recognition and defect diagnosis model of transmission line insulator based on YOLOv2 network[J]. Electric Power, 2019, 52(7): 31-39.
- [7] 郝帅, 马瑞泽, 赵新生, 等. 基于卷积块注意模型的 YOLOv3 输电线路故障检测方法[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2979-2987.
- HAO Shuai, MA Ruize, ZHAO Xinsheng, et al. Fault detection of YOLOv3 transmission line based on convolutional block attention model[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2979-2987.
- [8] 郑伟, 杨晓辉, 吕中宾, 等. 基于改进 YOLOv4 输电线路关键部件实时检测方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10393-10400.
- ZHENG Wei, YANG Xiaohui, LYU Zhongbin, et al. Real-time inspection model for key components of transmission lines based on improved YOLOv4[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10393-10400.
- [9] 郝帅, 杨磊, 马旭, 等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的 YOLOv5 输电线路故障检测[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(6): 2319-2331.
- HAO Shuai, YANG Lei, MA Xu, et al. YOLOv5 transmission line fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(6): 2319-2331.
- [10] 程换新, 矫立浩, 骆晓玲, 等. 改进 YOLOv8 的遥感图像检测算法[J]. 无线电工程, 2024, 54(5): 1155-1161.
- CHENG Huanxin, JIAO Lihao, LUO Xiaoling, et al. Improved YOLOv8 for remote sensing image detection[J]. Radio Engineering, 2024, 54(5): 1155-1161.
- [11] 雷帮军, 余翱, 余快. 基于 YOLOv8s 改进的小目标检测算法[J]. 无线电工程, 2024, 54(4): 857-870.
- LEI Bangjun, YU Ao, YU Kuai. Small object detection algorithm based on improved YOLOv8s[J]. Radio Engineering, 2024, 54(4): 857-870.
- [12] 周飞, 郭杜杜, 王洋, 等. 基于改进 YOLOv8 的交通监控车辆检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(6): 110-120.
- ZHOU Fei, GUO Dudu, WANG Yang, et al. Vehicle detection algorithm based on improved YOLOv8 in traffic surveillance[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(6): 110-120.
- [13] YU Z F. Sim-YOLO: a real-time Chinese scene text detection method[C]//2023 IEEE 7th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. September 15-17, 2023, Chongqing, China. IEEE, 2023: 2305-2309.
- [14] 包从望, 朱广勇, 邹旺, 等. 基于 SimAM 注意力机制的轴承故障迁移诊断模型[J]. 机电工程, 2024, 41(5): 862-869, 893.
- BAO Congwang, ZHU Guangyong, ZOU Wang, et al. Rearing fault transfer diagnosis model based on SimAM attention mechanism [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(5): 862-869, 893.
- [15] 胡兰兰, 邓超. 基于 SimAM-YOLOv5s 的 PCB 缺陷检测算法[J]. 无线电工程, 2024, 54(5): 1136-1145.
- HU Lanlan, DENG Chao. PCB defect detection algorithm based on SimAM-YOLOv5s[J]. Radio Engineering, 2024, 54(5): 1136-1145.
- [16] 田甜, 程志友, 鞠薇, 等. 基于 SimAM-ConvNeXt-FL 的茶叶病害小样本分类方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 275-281.
- TIAN Tian, CHENG Zhiyou, JU Wei, et al. Small sample classification of tea diseases based on SimAM-ConvNeXt-FL[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 275-281.
- [17] 刘向举, 刘洋, 蒋社想. 基于 SimAM 注意力机制的 DCN-YOLOv5 水下目标检测[J/OL]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 1-9. (2023-10-23)[2024-12-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1155.n.20231020.1542.004.html>.
- LIU Xiangju, LIU Yang, JIANG Shexiang. DCN-YOLOv5 underwater target detection based on SimAM attention[J/OL]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 1-9. (2023-10-23)[2024-12-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/501155.n.20231020.1542.004.html>.
- [18] 熊恩杰, 张荣芬, 刘宇红, 等. 面向交通标志的 Ghost-YOLOv8 检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 200-207.
- XIONG Enjie, ZHANG Rongfen, LIU Yuhong, et al. Ghost-YOLOv8 detection algorithm for traffic signs[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 200-207.
- [19] 王海勇, 王志青. 基于注意力与特征融合的改进 SSD 目标检测算法[J]. 软件, 2023, 44(4): 1-5.
- WANG Haiyong, WANG Zhiqing. Improved SSD object detection algorithm based on attention and feature fusion[J]. Software, 2023, 44(4): 1-5.
- [20] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 658-666.
- [21] 谷长江, 高法钦. 改进 YOLOX-S 的金属零件缺陷检测算法研究[J]. 计算机时代, 2023(7): 29-33, 37.
- GU Changjiang, GAO Faqin. Improved YOLOX-S metal parts defect detection algorithm [J]. Computer Era, 2023(7): 29-33, 37.