[文章编号] 1003－4684(2026)02-0056-06

基于改进 YOLOv5x 的高压输电线路螺栓缺销检测方法

张子言，王淑青

（湖北工业大学电气与电子工程学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对无人机采集到的高压输电线路螺栓缺销数据集中存在的检测目标较小、与背景颜色相似等问题，导致检测精度低、漏检误检的情况，提出了一种高压输电线路螺栓缺销的检测方法。该方法以 YOLOv5x 作为基础模型，引入 CA 注意力机制以增强模型对螺栓空间信息的获取能力；在 Neck 部分改进 PAN 结构，采用 MBiFPN 结构来增强多尺度特征的优化，改善融合后特征的表达能力；同时采用 Mish 激活函数进一步提升网络模型的检测精度。试验结果表明：改进后的 YOLOv5x 模型与原始模型相比，平均检测精度（mAP）提升了 4%，对电网巡检工作具有重要意义。

[关键词] 高压输电线路螺栓；YOLOv5x；注意力机制；Neck 结构；Mish 激活函数

[中图分类号] TM75；TP391.41 [文献标识码] A

随着我国智能电网的高速发展，高压输电线路被大规模投入运行，这对电网的安全性、稳定性提出了更高的要求[1]。国民用电量的增加势必让电力系统承担更大的运行压力，相应地也使电网巡检的工作量大幅提高。我国高压输电线路大多数建设于偏僻的乡村或山区，长时间的风吹日晒以及飞禽的啄食，易使高压输电线路设备遭受不同程度的损坏，给巡检工作带来巨大压力[2-3]。巡检部门早期以人工巡检为主，工人通过肉眼或手持设备观察电力设备，这样不仅需要巡检人员亲临现场，并且存在带电作业的安全隐患，巡检质量也得不到保障[4-6]。

随着无人机技术的不断发展，将无人机投入到高压输电线路设备的巡检中，成为弥补人工巡检不足的重要手段[7]。相比于人工巡检，无人机通过规划的巡检路线航拍取景，并将收集到的高压输电线路图像实时传回，不仅解决了带电作业带来的安全隐患，也可实时判断故障情况，加快检修[8]。螺栓作为高压输电线路紧固金具之一，起着连接其余部件、固定电力金具等作用[9-10]，却时常因为外力因素，造成螺销脱落的情况，这对高压输电线路的安全造成了极大的威胁。在巡检过程中，螺栓由于体积较小、与背景颜色区分不大等因素，给无人机巡检带来了一定的挑战[11-12]。高压输电线路中螺栓的检测方法可分为传统目标检测方法和深度学习的检测方法。文献[13]采用提取螺栓样本的 HOG 特征，构建 SVM 分类器来识别无人机图像中的螺栓位置，这种通过坐标映射的方法能有效定位螺栓位置，减轻巡检压力，但检测精度有待提高；文献[14]采用深度学习的目标检测方法，提出一种无人机的实时检测方法，通过聚合特征图中的空间信息和通道信息来增强相关特征权重，提升模型的整体学习能力，但实验使用的高压输电线路螺栓数据集较少，实验结果论证性不强；文献[15]采用单阶段检测模型 SSD 作为基础框架，替换模型残差网络来进行图像特征提取，模型检测精度有较大提升，但无法准确定位背光和遮挡的螺栓。

本次实验针对高压输电线路螺栓数据集较少的问题，通过采用高斯模糊、水平翻转等方法进行数据扩充；针对螺栓与杆塔背景颜色相似，不易被检测的情况，引入 CA 注意力机制加强模型空间感知能力；通过改进 Neck 部分 PAN 网络结构，加强特征融合后的表征能力；最后加入 Mish 激活函数，进一步提升模型整体检测精度。实验结果表明，改进后的 YOLOv5x 模型较原始模型在检测精度上有显著改善，能有效提升电网巡检中螺栓缺销的检测能力[16]。

[收稿日期] 2023－07－05

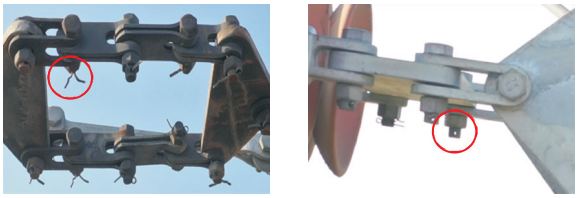
[第一作者] 张子言（1998 年－），男，湖北武汉人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为深度学习目标检测、高压输电线路图像处理。

[通信作者] 王淑青（1969 年－），女，河北衡水人，湖北工业大学教授，研究方向为智能检测与控制。

1　检测系统介绍与数据集制作

1.1　数据集分类

由于在公开的 COCO、ImageNet、PASCAL VOC、CIFAR-10 等数据集中，高压输电线路螺栓的数据集较少，因此需要自行拍摄高压输电线路螺栓的图像。使用携带高清摄像头且飞行稳定的大疆无人机，在允许无人机拍照的范围内，对高压输电线路螺栓进行数据采集，最终获得 500 张高质量的螺栓数据集图像。将螺栓样本分为两类：正常螺栓（normal-bolt）和缺销螺栓（visible-pin-losing），并用于后续实验。采集样本如图 1 所示。



（a）正常螺栓　　（b）缺销螺栓

图 1　螺栓图像示例

1.2　数据集预处理

完成前期数据收集整理工作后，由于收集到的高压输电线路螺栓数据较少，并且存在背光、遮挡、小目标等因素，会对后续实验造成一定影响。为扩充数据集和提升数据检测质量，提升检测的泛化性。本文拟挑选部分数据集，对其进行高斯模糊、随即裁剪、水平翻转、亮度调节等数据增强处理。预处理效果如图 2 所示。

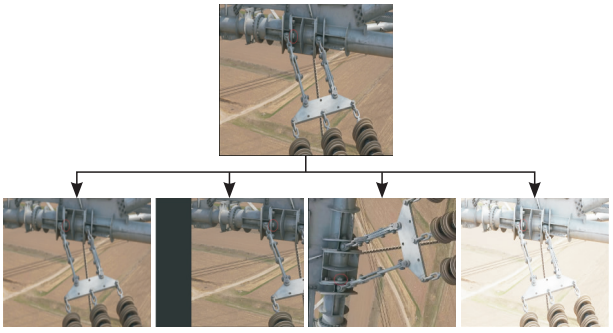


图 2　数据预处理

其中，高斯模糊可模拟雾天等场景下的拍摄图像，随即裁剪和随机翻转可模拟无人机不同拍摄角度下获得的拍摄图像，亮度调节可使螺栓背光发黑的情况得到有效改善。经过数据增强后，得到 1250 张螺栓图像，并按照 8∶1∶1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

1.3　实验配置

将标注好的高压输电线路螺栓数据集作为训练样本，通过 YOLOv5x 网络模型进行训练，实验环境配置见表 1。

表 1　训练平台配置

名称	配置信息
操作系统	Ubuntu 16.04
系统框架	Pytorch1.7
GPU	NVIDIA GeForce RTX3060 Laptop
显存	6G
GPU 加速器	CUDA 11.3

通过 LableImage 对高压输电线路巡检中螺栓的缺陷进行分类，输入图像尺寸设定为 640×640，最大迭代次数为 400 次，初始学习率为 0.001，在第 100 次迭代之后逐渐衰减，权重衰减系数为 0.0005，batch size 设为 8。

2　改进 YOLOv5x 的输电线路缺销螺栓检测模型

2.1　YOLOv5x 的基本结构

在单阶段目标检测算法中，YOLOv5 深度学习模型凭借高效、稳定、容易部署等优势，被学者们广泛采用，其共有四种基础模型，分别为：YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOv5m 和 YOLOv5l，可以根据不同的使用场景灵活选择网络模型。YOLOv5x 较其他网络模型层级更深，检测精度最高，虽然模型运算参数较多，使得推理速度较慢，但更适配于输电线路螺栓这类小型目标的精确定位。YOLOv5x 的模型结构如图 3 所示。

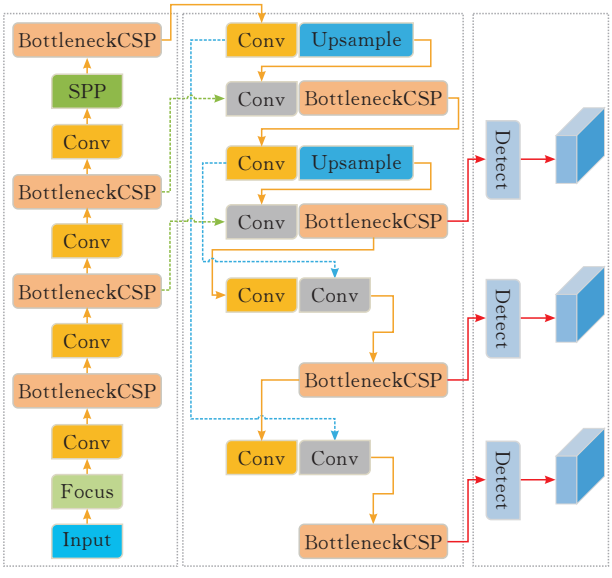


图 3　YOLOv5x 模型结构

YOLOv5x 的整体模型框架由输入端（Input）、主干网络（Backbone）、颈部网络（Neck）和输出端（Output）四个部分组成。

Input 端中，YOLOv5 采用 Mosaic 数据增强，包括随机缩放、调整饱和度和色度等方法，使实验数

据集更加丰富，增强实验数据的泛化性；同时将图像尺寸统一，并根据初始框做出预测，由预测框与真实框的误差反向更新权值参数；

Backbone 端与其他 YOLO 模型相比，首次采用切片操作，在语义信息不丢失的情况下，将特征图进行四次切片操作，把空间特征信息转化为通道特征信息；与 YOLOv5s 不同的是，YOLOv5x 使用 4 个残差组件来加深网络层数，从而提升模型的特征提取能力以及特征融合能力；

Neck 端采用 FPN＋PAN 的结构，将不同层的信息进行特征融合，从而得到语义信息更加丰富的新特征图，YOLOv5x 中的 CSP2，采用 4 组 2＊1 卷积，增加不同层级之间的信息交流，从而得到语义信息更加丰富的特征层；

Output 端采用 GIOU 损失函数增加相交尺度的衡量方式，并采用 NMS 非极大值抑制对多目标框进行筛选，加强模型目标定位能力，提升模型的检测精度。

2.2 CA 注意力机制

由于高压输电线路中螺栓与杆塔颜色极为相似，并且会受到无人机拍摄角度及环境的影响，高压输电线路中的螺栓和螺销较难被检测。为了提升模型对螺栓和螺销的检测能力，在 YOLOv5x 模型中加入 CA 坐标注意力机制(Coordinate Attention)，以进一步加强模型对小目标的检测能力。CA 坐标注意力机制将输入的特征向量分别沿横向和纵向两个方向进行编码操作，使两个方向上的特征独立地获取空间方向的依赖关系并保留精确的位置信息，最终将两个方向的向量进行整合输出，从而实现网络模型对待检区域的精准定位。CA 坐标注意力机制的模块结构如图 4 所示。

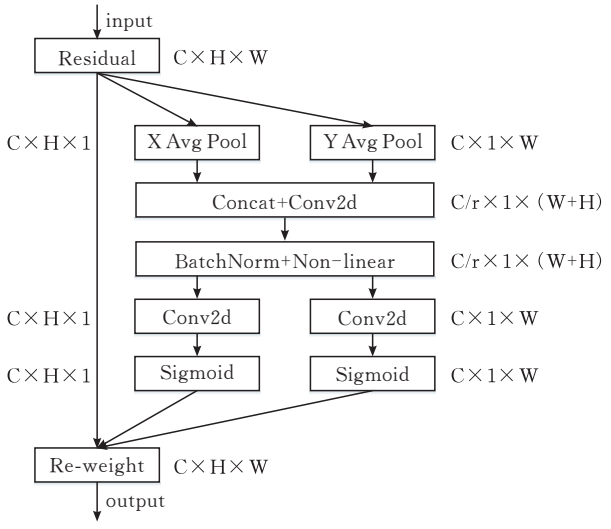


图 4 CA 注意力机制

为了更精确获取高压输电线路中螺栓的位置信息，CA 注意力机制分别沿横、纵两个方向进行编码操作，对于给定的输入 X，分别采用范围为 $(H,1)$ 和 $(1,W)$ 的池化核对每个通道进行编码，编码过程的表达式如下：

$$z_c=\frac{1}{H\times W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}x_c(i,j) \tag{1}$$

输入特征张量的高度 h 和宽度 w 在第 c 个通道的输出可表示为：

$$z_c^h(h)=\frac{1}{W}\sum_{0\leqslant i<W}x_c(h,i) \tag{2}$$

$$z_c^w(w)=\frac{1}{H}\sum_{0\leqslant j<H}x_c(j,w) \tag{3}$$

沿两个空间方向进行编码后，接下来对两个输出结果进行聚合操作，生成一对方向感知特征映射后，对生成的聚合特征映射进行连接，再通过 1×1 卷积操作的变换，对函数 F_1 进行变换

$$f=\delta(F_1([z^h,z^w])) \tag{4}$$

式中，$[z^h,z^w]$ 表示不同空间维度下的卷积操作过程；δ 表示非线性激活函数；f 表示对特征信息沿横、纵两个空间方向的特征映射，在经过批量归一化和非线性操作之后，将函数分解为两个独立的张量 $f^h\in R^{C/r\times H}$ 和 $f^w\in R^{C/r\times W}$，通过 1×1 卷积变换函数 F_h 和 F_w，得到的两个相同通道数的张量为：

$$g^h=\sigma(F_h(f^h)) \tag{5}$$

$$g^w=\sigma(F_w(f^w)) \tag{6}$$

式中 σ 表示 sigmoid 激活函数，最后不同方向上的输入 x_c 重新加权，得到 CA 注意力机制的最终输出结果，如：

$$y_c(i,j)=x_c(i,j)\times g_c^h(i)\times g_c^w(j) \tag{7}$$

式中，$g_c^h(i)$ 和 $g_c^w(j)$ 分别表示注意力沿两个方向上的权重。在高压输电线路螺栓的检测中同时从不同方向应用注意力机制，实现对螺栓这类小目标的精准定位。

2.3 Neck 部分的改进

针对不同特征层交流不充分的问题，拟将浅层包含的定位信息与深层包含的语义信息相融合，并提出冗余特征信息，获取各层重点信息的有用特征。本文借鉴 BiFPN 中跳跃连接的思想，增加原输入层与输出层的特征融合，缓解多次融合过程中特征信息差异较大的问题，并在模型输出端引入 ASFF 结构，使网络在融合过程中过滤冗余层次的特征，保留重点信息进行融合。各个不同网络结构模型如图 5 所示。

如图 5b 所示，BiFPN 结构采用一种对特征图进行加权的融合机制，公式(8)为 BiFPN 的融合计算表达式：

$$\sigma=\sum_i\frac{\omega_i}{\varepsilon+\sum_j\omega_j}\times I_i \tag{8}$$

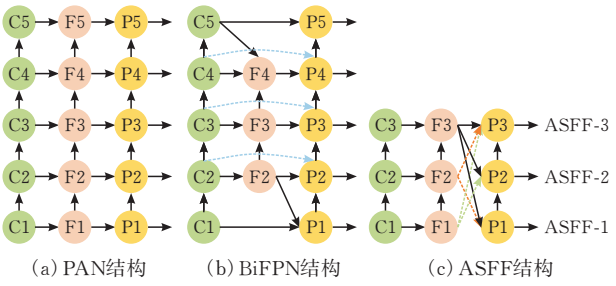


图 5　多种不同的模型结构

式中，σ 表示权重融合的结果；I_i 为输入特征或其他向量值；ε 表示非线性参数；ω_i 表示传到中间层的权重参数；ω_j 表示传到输出层的参数。以 P3 层为例，公式(9)与(10)为具体描述上述加权方式：

$$F_3 = \mathrm{Conv}\left(\frac{\omega_1 \times C_3 + \omega_2 \times [\mathrm{Resize}(F_4)]}{\omega_1 + \omega_2 + \varepsilon}\right) \tag{9}$$

$$P_3 = \mathrm{Conv}\left(\frac{\omega_1' \times C_3 + \omega_2' \times F_3 + \omega_3' \times [\mathrm{Resize}(P_2)]}{\omega_1' + \omega_2' + \omega_3' + \varepsilon}\right) \tag{10}$$

式中，Resize 表示采样操作；ω 表示加权参数，从图 5c 可以看出，通过 FPN 结构进行上采样得到输出后，对输出特征进行融合，分别设置相应的权重参数得到预测输出 ASFF-i。以第一层输出 ASFF-1 为例，输出表达式为：

$$\text{ASFF-1} = X^{1\to 1} \otimes \alpha^1 + X^{2\to 1} \otimes \beta^1 + X^{3\to 1} \otimes \gamma^1 \tag{11}$$

式中，α、β、γ 表示可学习的参数，$X^{n\to 1}$ 表示在得到第一层特征融合结果前第 n 层处的特征向量；α^1、β^1、γ^1 表示在第一层学习到的特征权重，并可满足以下参数关系：

$$\alpha^1 + \beta^1 + \gamma^1 = 1 \tag{12}$$

$$\alpha^1 = \frac{e^{\lambda}\alpha^1}{e^{\lambda_1}\alpha^1 + e^{\lambda_1}\beta^1 + e^{\lambda_1}\gamma^1} \tag{13}$$

式中，λ_1 表示通过 1×1 卷积作用在 $X^{n\to 1}$ 特征向量，使模型更容易通过反向传播进行更新学习。

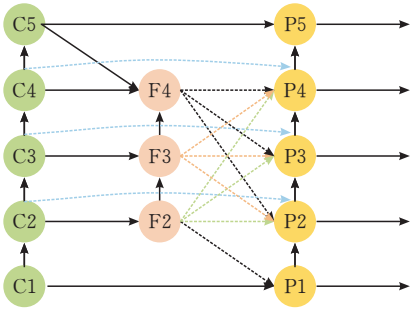


图 6　MBiFPN 结构

上述结构在 Neck 部分进行融合，得到多尺度双向特征金字塔网络(multi-scale bidirectional feature pyramid network，MBiFPN)。从图 6 可以看出，中间层的融合方式不变，保持输出特征与原始特征的跳跃连接，对 BiFPN 得到的中间层 F4、F3、F2 进行进一步的自适应特征加权，增强多尺度特征的优化。虽然会增加一定的计算量，但有利于缓解融合后特征表达能力较差等问题，可以对服务器终端检测进行改进。以 P3 层为例，公式(14)为改进后的输出表达式：

$$P_3 = Conv\left(\frac{\omega_1' \times C_3 + \omega_2' \times F_3 \otimes \alpha^5 + \omega_3' \times [Resize(P_2) + F_2 \otimes \beta^5 + F_4 \otimes \gamma^5]}{\omega_1' + \omega_2' + \omega_3' + \varepsilon}\right) \tag{14}$$

式中，对 P5 特征进行融合时结合了 F2 与 F4 的特征权重，将不同层次的特征自适应融合，根据相邻层级的重要程度影响，减少无关尺度的特征信息干扰。

2.4　Mish 激活函数

Mish 是光滑的函数，与 ReLU 函数相比，虽然 Mish 激活函数有较大的计算量，但却有更高的检测精度，更适合本次实验中对于高压输电线路中螺栓这类小目标的检测，因此本文将 Mish 函数应用于主干网络中，以提升网络的检测精确率。Mish 激活函数的公式如下：

$$f(x) = \mathrm{xtanh}(\ln(1 + e^x)) \tag{15}$$

Mish 函数为非单调无上界激活函数，有助于保持小的负值，稳定网络的梯度流，并且由于其无上界，可以有效避免训练速度急剧下降所造成的梯度饱和。

3　实验仿真与结果分析

3.1　评价指标

本次实验模型的搭建，主要针对高压输电线路巡检过程中，螺栓缺销这类小目标进行改进，旨在提升螺栓在高压输电线路中缺销的检测精度，因此，选用精确率 P、平均精度 AP 和平均精度均值 mAP 作为实验的性能评价指标，公式为：

$$\begin{cases} P = \dfrac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \\ \mathrm{AP} = \sum_{i=1}^{n-1} (r_{i+1} - r_i)\, P_{\mathrm{inter}}(r_i + 1) \\ \mathrm{mAP} = \dfrac{\sum_{i=1}^{k} \mathrm{AP}_i}{k} \end{cases} \tag{16}$$

其中，TP 表示所有检测样本中正确分类的样本；FP 表示错误分类的样本；r_i 表示精确率 P 插值段第一个插值处对应的召回率；mAP 表示各类 AP 的平均值。

3.2　结果与分析

完成上述实验环境搭建和评价指标的选定后，在保持实验配置不变的情况下，选用 YOLOv5x、YOLOv4、Faster-RCNN 和 SSD 网络模型进行训练，选用各种模型的最佳权重与本次改进 YOLOv5x 模型在高压输电线路螺栓测试集上进行

对比分析，各类模型检测性能对比参数如表 2 所示。

表 2 模型检测性能对比

检测模型	正常螺栓 AP	缺销螺栓 AP	mAP@5
YOLOv5x	0.903	0.895	0.899
YOLOv4	0.834	0.817	0.826
Faster-RCNN	0.843	0.835	0.839
SSD	0.828	0.796	0.812
改进 YOLOv5x	0.946	0.932	0.939

由表 2 可以看出，改进后的 YOLOv5x 网络模型对高压输电线路螺栓缺销的检测结果相比于 YOLOv5x、YOLOv4、Faster-RCNN 和 SSD 在正常螺栓的检测精度 AP 方面分别提高了：4.3%、11.2%、10.3%、11.8%；在缺销螺栓的检测精度 AP 方面分别提升了：3.7%、11.5%、9.7%、13.6%；在平均值精度 mAP 值上分别提高了 4%、11.3%、10%、12.7%。改进后的 YOLOv5x 检测模型在检测精度方面有大幅度的提升，为了进一步研究不同改进点对网络模型的提升，对本次实验模型进行消融实验，改进 YOLOv5x 的网络模型消融实验如表 3 所示。

表 3 改进 YOLOv5x 网络消融实验

CA 注意力机制	MBiFPN 颈部网络改进	Mish 激活函数	正常螺栓 AP	缺销螺栓 AP	mAP@.5
—	—	—	0.903	0.895	0.899
√	—	—	0.919	0.901	0.91
√	√	—	0.937	0.923	0.93
√	√	√	0.946	0.932	0.939

从表 3 可以看出，只加入 CA 注意力机制，网络模型的 mAP 值提升了 1.1%，这是由于 CA 注意力机制把输入向量分解为横、纵两个方向进行编译，使网络模型同时注重目标的空间信息和位置信息，加强了网络对于小目标的检测精度；颈部网络中引入 MBiFPN 后，加强尺寸不一的高压输电线路螺栓在目标检测中的权重，剔除冗余特征信息，使网络模型 mAP 值提升了 2%；在主干网络中加入平滑的 Mish 激活函数，使网络模型在求解和泛化性方面有了进一步的提升，使网络模型 mAP 值提升了 0.9%。

图 7 展示了改进 YOLOv5x 模型与 YOLOv5x 模型在同一配置环境下，经过平滑处理后的训练精度对比，试验结果表明：改进 YOLOv5x 网络模型在迭代初期，由于颈部网络计算量较大以及 Mish 激活函数在原点不平滑等原因，导致实验波形有较大浮动，随着迭代次数的不断增加，模型训练精度接近平稳，训练效果优于原始网络，证明改进后的网络模型对于高压输电线路螺栓缺销的训练有显著提升。

改进 YOLOv5x 网络模型的可视化检测结果如图 8 所示，由图可以看出，改进后的模型对于高压输电线路螺栓这类小目标有较高的检测精度，由于高压输电线路中螺栓与杆塔背景颜色较为相似，并且因为无人机拍摄角度的问题，会出现数据集中出现背光和反光问题，但通过前期数据增强等操作使得网络的检测更具泛化性，使网络模型能有较高的置信度来辨别不同环境下的螺栓，满足无人机拍摄数据集下高压输电线路螺栓缺销的检测。

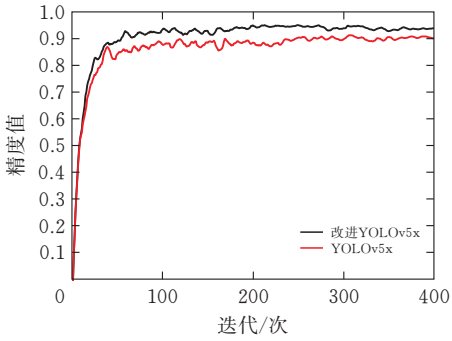


图 7 模型训练精度对比

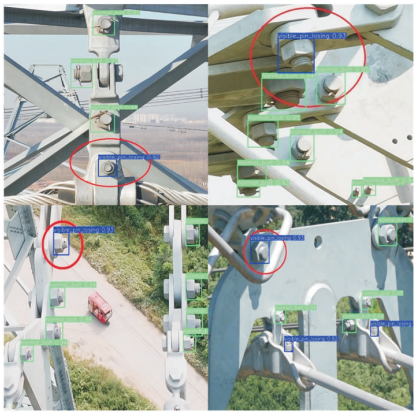


图 8 可视化检测结果

4 结束语

本文提出了一种改进 YOLOv5x 的高压输电线路螺栓缺销的检测方法，针对无人机拍摄数据集下，螺栓体积小、与背景颜色较为相似等检测难点，引入 CA 注意力机制，加强检测模型对螺栓空间表征信息的识别能力，提高模型检测精度；因颈部网络不同尺寸的检测目标融合过程中，容易产生位置信息的丢失，引入 MBiFPN 多尺度双向特征金字塔网络，增强多尺度特征的优化，改善融合后特征的表达能力；针对激活函数在坐标原点不平滑，影响检测精度的问题，融入 Mish 激活函数，进一步提高模型的检测精度，为模型提供更好的鲁棒性。

多项实验表明：改进后的 YOLOv5x 网络模型能精准地检测到高压输电线路螺栓缺销等缺陷，可以有效解决电力巡检中螺栓不易被检测到的问题，有助于及时发现电力线路中存在的安全隐患，对国民用电有十分重要的意义。本次实验主要针对高压

输电线路螺栓这类小目标的检测,重点在提升模型的检测精度,对于模型的检测运算参数问题考虑较少,后续工作中将不断优化算法。

[参 考 文 献]

[1] 卢坤媛,王吉岱.高压输电线路巡检机器人机械结构研究现状及发展趋势[J].机床与液压,2021,49(09):41-45.

[2] 袁健.无人机在高压输电线路巡检中的应用[J].电子技术,2022,51(06):154-155.

[3] LI X, LI Z, WANG H, et al. Unmanned aerial vehicle for transmission line inspection: status, standardization, and perspectives[J]. Frontiers in Energy Research, 2021, 9: 713634.

[4] AYOUB N, SCHNEIDER-KAMP P. Real-time on-board deep learning fault detection for autonomous UAV inspections[J]. Electronics, 2021, 10(09): 1091.

[5] 戚银城,武学良,赵振兵,等.嵌入双注意力机制的 Faster R-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测[J].中国图象图形学报,2021,26(11):2594-2604.

[6] 琚泽立,孔志战,侯喆,等.面向输电线路的锈蚀缺陷检测[J].电工技术,2020(17):77-81. DOI: 10.19768/j.cnki.dgjs.2020.17.024.

[7] WEI Y, LU X. Missing Small Bolt Detection on High-speed Train Using Improved Yolov5[C]// 2022 8th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). IEEE, 2022: 1-6.

[8] ZHANG R, YANG B, XIAO W, et al. Automatic extraction of high-voltage power transmission objects from UAV lidar point clouds[J]. Remote Sensing, 2019, 11(22): 2600.

[9] 张姝,王昊天,董骁翀,等.基于深度学习的输电线路螺栓检测技术[J].电网技术,2021,45(07):2821-2829.

[10] 赵振兵,张帅,蒋炜,等.基于 DBSCAN-FPN 的输电线路螺栓缺销检测方法[J].中国电力,2021,54(03):45-54.

[11] ZHAO Z, QI H, QI Y, et al. Detection method based on automatic visual shape clustering for pin-missing defect in transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(09): 6080-6091.

[12] LIU B, HUANG J, LIN S, et al. Improved YOLOX-S abnormal condition detection for power transmission line corridors[C]// 2021 IEEE 3rd International Conference on Power Data Science (ICPDS). IEEE, 2021: 13-16.

[13] 冯敏,罗旺,余磊,等.适用于无人机巡检图像的输电线路螺栓检测方法[J].电力科学与技术学报,2018,33(04):135-140.

[14] QI Y, HUO Y, LIU S, et al. Optimized YOLOX based transmission line bolt cascade detection[C]// 2022 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2022: 2099-2102.

[15] CHEN S, LIU J, NIU W, et al. Research on The Detection Method for Insulation Piercing Connectors and Bolts on The Transmission Line Based on SSD Algorithm[C]// 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2019: 960-964.

[16] 何冰,王媚,张羽公,等.基于振动信号的输电铁塔螺栓松动检测技术研究[J].功能材料与器件学报,2019,25(03):214-219.

High Voltage Transmission Line Bolt Missing Pin Detection Method Based on Improved YOLOv5x

ZHANG Ziyan, WANG Shuqing

(*School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: In order to solve the problems of low detection accuracy, missing detection and false detection caused by small detection target and similar background color in high voltage transmission line bolt missing pin data set collected by UAV, an improved YOLOv5x based detection method for high voltage transmission line bolt missing pin was proposed. Taking YOLOv5x as the basic model, CA attention mechanism was introduced to enhance the model's ability to acquire bolt spatial information, PAN structure was improved in the Neck part, MBiFPN structure was used to enhance the optimization of multi-scale features and improve the expression ability of fused features, and Mish activation function was used to further improve the detection accuracy of the network model. The test results show that the average detection accuracy mAP of the improved YOLOv5x model has increased by 4% compared with the original model, which is of great significance for the power grid inspection work.

Keywords: high voltage transmission line bolt; YOLOv5x; Attention mechanism; Neck structure; Mish activation function

[责任编校: 赵　瞳]