

基于动态焦点损失函数和样本平衡方法的 绝缘子缺陷检测方法

赵振兵¹, 李延旭¹, 戚银城¹, 孔英会¹, 聂礼强²

(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003; 2. 山东大学 计算机科学与技术学院, 山东 青岛 266237)

摘要:在航拍输电线路图像的绝缘子缺陷检测任务中,针对不同类型缺陷之间存在的样本数量不平衡、困难样本低效学习等问题,提出一种动态焦点损失函数和一种基于二阶矩的样本平衡方法。首先在前向传播过程中根据困难样本、简单样本分布变化动态求解焦点损失函数的衰减因子,然后利用样本损失离散值定位出困难样本、简单样本的边界,从而获得困难样本集合,最后在反向传播过程中根据不同样本损失的二阶矩对学习样本的贡献率分布进行平衡。实验结果表明所提多类绝缘子缺陷检测方法能够有效地学习到不同样本的深度特征,性能较其他方法有显著的提升。

关键词:多类绝缘子缺陷;样本平衡;损失函数;深度学习;目标检测

中图分类号:TM 726;TM 216;TN 911.73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202010008

0 引言

随着电网不断健全发展,输电线路巡检工作不断加重,输电线路上的各种设备需要常年不间断运行,而由绝缘子引起的故障所占比重较大,故对运行于输电线路上的绝缘子进行状态检测和故障诊断非常迫切。

部分关于绝缘子缺陷检测的研究,采用传统图像处理方法进行绝缘子缺陷检测:文献[1]提出基于粒子群优化参数的蚁群算法来检测绝缘子轮廓及其数目确定缺陷的方法;文献[2]通过多态相机从不同角度对绝缘子进行拍照,根据已标定的坐标还原出绝缘子三维形状,最后利用点云模型计算得到绝缘子覆冰的厚度及重量;文献[3]设计绝缘子的连通域特征和形状特征,并提出能适应多角度的绝缘子自曝缺陷识别算法;文献[4]设计了一种识别定位算法,使用最大类间方差法对绝缘子进行分割,提取绝缘子不变矩特征值输入Adaboost分类器定位自曝缺陷;文献[5]首先提取绝缘子Harris角点特征,然后匹配图像角点,通过分割、增强和谱聚类提取破损绝

缘子特征。传统图像处理方法依赖于特征提取,对不同缺陷类型绝缘子需要设计不同的特征提取方法,因此不能设计出同时检测多种绝缘子缺陷的模型,且检测效果有较大的提升空间。

近年来,深度学习方法在有大量数据的前提下提升了绝缘子缺陷检测的效果^[6],许多关于深度学习的研究应运而生,例如:文献[7]使用二级检测框架的绝缘子缺陷检测方法,先定位绝缘子,再判断缺陷问题;文献[8]使用K-means方法确定检测先验框,并基于深度网络提出了一种改进的轻量级绝缘子缺陷检测模型;文献[9]通过建立卷积神经网络,采用特征融合的方法分割绝缘子缺陷部分作为检测结果;文献[10]使用自行构建的深度卷积神经网络识别输电线路各部件上的异物,与其他经典卷积分类网络相比,检测效果有了一定的提高;文献[11]提出使用改进的基于区域建议的卷积神经网络Faster R-CNN(Faster Region-based Convolutional Neural Network)模型对输电线路上的绝缘子目标进行识别和定位,为绝缘子缺陷检测任务奠定了基础。

基于深度学习的检测方法理论上可以对多种缺陷绝缘子同时进行检测,但其性能受到数据数量和数量分布极大的限制,而在实际输电线路中绝缘子自曝现象出现的频率远远高于其他缺陷,已有的数据中其他缺陷的样本太少,无法有效地训练模型,因此绝缘子多缺陷检测的性能很难有较大的提升。本文针对数据样本不平衡问题进行探究。针对通用样本平衡,文献[12]提出一种梯度均衡机制GHM(Gradient Harmonized Mechanism)方法对损失函数计算梯度密度,找到位于梯度中心的样本,根据梯度中心样本数量和梯度密度调整样本的损失值;文献[13-14]提出一种在线困难样本挖掘OHM(Online

收稿日期:2020-03-06;修回日期:2020-08-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61871182,61773160);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2018MS095,2020YJ006);模式识别国家重点实验室开放课题基金(201900051);北京市自然科学基金资助项目(4192055);河北省自然科学基金资助项目(F2020502009)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(61871182, 61773160), the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2018MS095, 2020YJ006), the Open Project Program of the National Laboratory of Pattern Recognition(201900051), Beijing Natural Science Foundation(4192055) and the Natural Science Foundation of Hebei Province(F2020502009)

Hard Example Mining)方法,该方法利用训练中样本损失大小筛选出困难样本,以此优化模型,从而提高检测性能。上述方法仅改变了损失函数或者仅改变了反向传播的样本类别,且忽略了简单样本的意义,虽然在一定程度上提高了困难样本的学习能力,但样本整体还是缺乏平衡性,并且笔者查阅相关资料发现,这些方法在输电线路绝缘子缺陷检测领域还没有相关的应用。

Faster R-CNN 模型^[15]采用区域建议网络 RPN (Region Proposal Network),在模型的准确度和速度方面都达到了很好的效果,在不同领域都有广泛的应用。因此本文以 Faster R-CNN 模型为基础模型进行改进,使用动态焦点损失 DFL(Dynamic Focus Loss)函数代替交叉熵 CE(Cross Entropy)损失函数,使用基于二阶矩的样本平衡方法 SBSOM(Sample Balance method based on Second-Order Moments)解决实际场景中绝缘子各缺陷类型样本不平衡的问题,最后将调参后模型的训练结果作为基线与改进后的方法进行比较分析,并与两阶段检测模型(基于区域建议的全卷积网络(R-FCN)^[16]、特征金字塔网络 FPN(Feature Pyramid Networks)^[17]),以及单阶段检测模型如 YOLOv3(You Only Look Once version 3)^[18]和单镜头多盒检测器 SSD(Single Shot multibox Detector)^[19]进行实验对比分析。

1 DFL 函数

在实际输电线路巡检场景下,绝缘子各类缺陷的数据本身是不平衡的,因此无论如何提高数据收集工作的质量也无法完全满足深度学习方法的需求,通过样本扩充改善数据集的样本平衡性并不是最好的处理手段。本文从改善不同样本在深度模型训练过程中对梯度优化的贡献大小入手,提出了一种训练过程中参数动态改变的焦点损失 FL(Focus Loss)函数,即 DFL 函数。DFL 函数合理地调节不同难易度样本对神经网络收敛进程的影响,其中困难样本为训练过程中检测模型产生的锚点框 anchors 中预测值与标签真值误差较大的样本。经过模型初始快速收敛后,本文研究的困难样本主要由数据集中数据较少、特征不充分的缺陷类型样本(包括绝缘子破损样本和绝缘子脏污样本)构成,这类样本大部分无法进行准确的检测;而简单样本主要由数据集中数据数目充分、特征丰富的绝缘子掉串样本构成。因此解决绝缘子缺陷数据集的样本不平衡问题,一定程度上就是解决检测模型对绝缘子缺陷数据集中困难样本和简单样本的不平衡问题。

1.1 FL 函数

本文在 Faster R-CNN 模型的基础上使用 FL 函数^[20]代替分类问题的 CE 损失函数。CE 损失函数和

FL 函数分别如式(1)和式(2)所示。

$$f_{CE} = -g \ln y \quad (1)$$

$$f_{FL} = -(1 - gy)^\gamma \ln y \quad (2)$$

其中, g 为样本的真值, $g \in \{0, 1\}$; y 为模型最终输出的类别预测; γ 为衰减参数。

FL 函数在 CE 损失函数中加入了带有衰减参数 γ 的前置项作为损失衰减项,用于调节少量困难样本与大量简单样本之间的平衡性。当预测值越接近样本真值时,FL 函数的前置项越小,则损失值越小。 γ 用于调整平衡程度,其值大小与损失值衰减的关系如图 1 所示。由图可见, γ 值越大,损失值衰减越严重,越接近标签真值的简单样本的损失值越接近于 0,其对模型收敛方向的影响越小,一定程度上达到加强平衡程度的目的。而 CE 损失函数可以看作 FL 函数在 $\gamma=0$ 的一个特例,即平衡程度为 0 的损失函数,如图 1 中的实线所示。

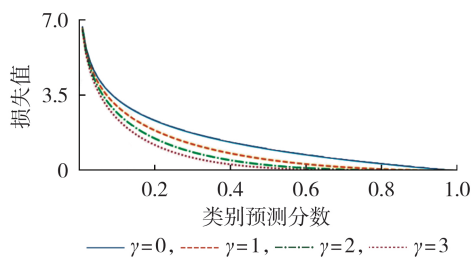


图1 不同 γ 值下的损失值衰减

Fig.1 Attenuation of loss under different values of γ

1.2 DFL 函数

FL 函数的核心部分就是衰减参数 γ , γ 取值的不同改变着不同样本真值对模型学习的贡献值。当 $\gamma=0$ 时,FL 函数就是 CE 损失函数在 $g=1$ 时的特例,因此 γ 的取值选择尤为重要。在研究中,可以通过大量的实验测试,选择一个相对整体训练过程而言表现效果较好的 γ 值。

实验结果表明当训练过程中模型逐渐具有一定的识别能力后,其对简单样本和困难样本的划分将发生变化。图 2 为在迭代过程中 CE 损失函数的损失值。由图可见,曲线在 500 次迭代前收敛很快,500 次迭代后收敛到较低值且收敛速度变得缓慢,说明模型在训练过程中对特征的学习程度越来越深后,对某些一开始检测较困难的样本有了更好的认

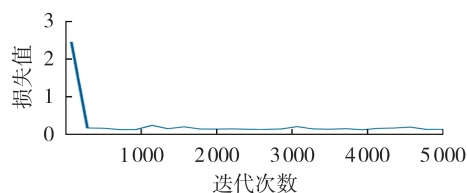


图2 CE 损失函数在进行 0~5000 次迭代时的数值

Fig.2 Values of CE loss function in each iteration during 5000 iterations

知,模型对困难样本和简单样本的判别界限也随之改变。

在训练的不同阶段,模型能够动态地调节参数 γ 使其适应整个学习过程。本文使用式(3)中的动态参数 γ_{epoch}^* 代替 FL 函数中的 γ ,形成式(4)所示的 DEL 函数,使模型在学习的过程中能够进行适应性的变化。

$$\gamma_{\text{epoch}}^* = \gamma_{\text{start}} / \sqrt{\beta} \quad (3)$$

$$f_{\text{DFL}} = -(1 - g\gamma)^{\gamma_{\text{epoch}}^*} \ln \gamma \quad (4)$$

其中, γ_{start} 为 γ 的初始值; β 为模型对全部数据集完成一次训练需要的迭代次数。随着 β 的增加, γ_{epoch}^* 将缓慢减小, DEL 函数的前置衰减项随之减小,使得模型在后期的损失值不至于太低而减弱学习的能力。

2 SBSOM

本文为进一步解决绝缘子缺陷数据的少量困难样本和大量简单样本之间的不平衡问题,参考 OHEM 方法,提出了一种 SBSOM,该方法克服了 FL 函数只应用于模型的类别损失计算而忽视边界框损失计算中的样本不平衡的缺陷。

Faster R-CNN 模型的检测框架见图 3。Faster R-CNN 模型的 RPN 根据预设置的锚点框 anchors 在特征图中产生大量前景样本和背景样本,这些样本在前向传播过程中被全部输入分类网络和边界框回归网络,由于模型无法区分困难样本和简单样本,在反向传播的过程中这些样本将被无区别对待,导致模型训练到一定迭代次数后被大量简单样本淹没,性能难以得到很好的提升。

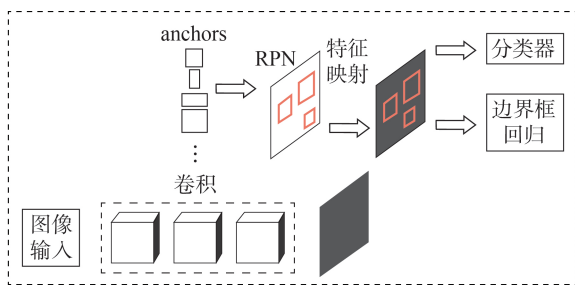


图 3 Faster R-CNN 模型的检测框架

Fig.3 Detection framework of Faster R-CNN model

2.1 基于离散值的困难样本挖掘

Faster R-CNN 模型由两阶段的预测网络构成。第一阶段,模型在训练过程中首先选择一定数量的图像作为输入,经过骨干网络得到卷积特征再由 RPN 根据 anchors 尺寸生成大量包含前景信息和背景信息的样本,由于这些样本数量巨大且大部分为无用背景信息,因此在该阶段不进行困难样本的选取。在第二阶段,模型将第一阶段生成的大量样本通过非最大值抑制(NMS)方法选取 b_{rpn} 个样本,此阶

段的样本数量大幅减少,质量得到了提高,本文根据此阶段的样本筛选模型需要的困难样本。筛选困难样本时,本文同时考虑到各类型样本数量对模型训练的影响。

本文对样本的损失进行假设,简单地认为其分布属于一维高斯分布,如式(5)所示。

$$G(l) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(l-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

其中, l 为各个样本损失值; μ 为样本损失均值; σ 为样本损失的标准差。

根据样本损失分布可知,大部分样本集中在样本损失均值 μ 附近,属于大量的简单样本,而损失值与 μ 相差较大的样本属于少量样本,其中包含一些损失值大且难以正确检测的样本。本文根据模型在训练过程中样本损失的离散值定位简单样本和困难样本之间的边界,从而筛选出固定数量为 b_{rpn}/n (本文实验中设置参数 $n=2$) 的困难样本集合,如式(6)所示。

$$S_{\text{hard}} = \left\{ S_i \mid \max_{b_{\text{rpn}}/n} \sqrt{(l_j - \mu)^2} \right\} \quad (6)$$

其中, l_j 为通过非最大值抑制方法选取的样本的损失值, $j = 1, 2, \dots, b_{\text{rpn}}$; $S_i \in S, i = 1, 2, \dots, b_{\text{rpn}}/n$, S 为输入 RPN 的全部样本; S_{hard} 为模型根据此方法筛选得到的 b_{rpn}/n 个困难样本; $\max_{b_{\text{rpn}}/n} \sqrt{(l_j - \mu)^2}$ 表示从 b_{rpn} 个样本中,筛选出前 b_{rpn}/n 个 $\sqrt{(l_j - \mu)^2}$ 最大的样本。

2.2 SBSOM

通过加强模型对困难样本学习的方法,例如 OHEM 方法,在反向传播时仅利用挖掘得到的困难样本进行梯度更新,忽略了简单样本的意义,因此模型在训练过程中使用的样本仍然有可能会产生样本失衡的现象,导致模型在训练过程中损失值的波动性较大,不能快速收敛到最优处。本文提出的 SBSOM 利用样本损失的二阶中心矩和 2.1 节中得到的困难样本,提高模型在训练过程中的样本平衡性和对困难样本的学习能力。

$$\sigma_{\text{total}} = \frac{1}{b_{\text{rpn}}} \sum_{j=1}^{b_{\text{rpn}}} (l_j - \mu)^2 \quad (7)$$

$$\sigma_{\text{hard}} = \frac{1}{b_{\text{rpn}}/n} \sum_{h=1}^{b_{\text{rpn}}/n} (l_h - \mu)^2 \quad (8)$$

$$L = \frac{\sigma_{\text{total}}}{\sigma_{\text{hard}}} L_{\text{total}} + L_{\text{hard}} \quad (9)$$

其中, l_h 为式(6)得到的困难样本中任意样本的损失值; σ_{total} 为通过非最大值抑制方法选取的 b_{rpn} 个样本的二阶中心矩; σ_{hard} 为困难样本的二阶中心矩; L_{total} 为通过非最大值抑制方法选取的 b_{rpn} 个样本的损失值之和; L_{hard} 为困难样本的损失值之和; L 为模型最

终的损失值。由于本文的困难样本是根据损失值的离散值筛选得到的,其均值 L_{hard} 远小于 L_{total} ,当样本损失值的离散值较大时,样本的不平衡程度较大,整体样本损失值会减小,困难样本的损失值占比增大;而当样本损失值的离散值较小时,整体样本的损失值占比增大,模型不会出现向困难样本失衡的趋势。图4是SBSOM的训练框架,在前向传播过程中,使用通过非最大值抑制方法选取的 b_{pm} 个样本,经过困难样本挖掘后,将困难样本从样本集合中分离出来,在反向传播中利用式(9)平衡训练样本,并作为梯度下降的过程参数优化模型。

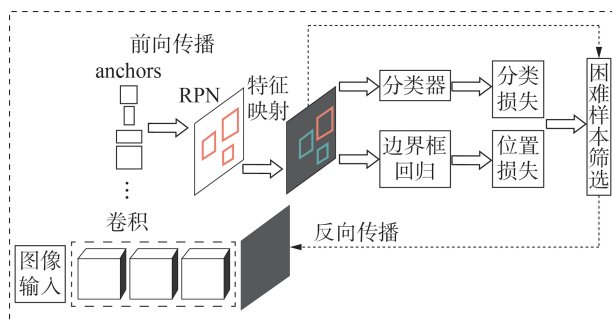


图4 SBSOM的检测框架

Fig.4 Detection framework of SBSOM

3 实验测试结果分析

本文选择 Faster R-CNN 作为基础模型, Faster R-CNN 在检测框架中加入 RPN, 将主干网络生成的特征图以不同比例的 anchors 进行分割裁剪再放入之后的类别预测和边界框回归网络之中, 如图3所示。本文通过在 ImageNet 数据集上进行预训练, 采用占显存较小且分类效果较好的 VGG16 网络作为主干网络, 在训练过程中使用系数衰减的学习率变化策略。模型测试结果以平均准确率 AP (Average Precision) 和各类别 AP 值的均值 mAP (mean Average Precision) 作为评价标准。本文根据实验探究控制变量的原则和预研究的测试结果, 将所有使用 Faster R-CNN 模型的方法的模型参数设置为相同数值, 其中主要参数 batch 设置为 128, 迭代次数设置为 40 000 次, 学习率设置为 0.000 1, 非最大值抑制方法阈值设置为 0.7。

实验部分使用的绝缘子多缺陷数据集中包含绝缘子掉串、绝缘子破损和绝缘子脏污 3 种缺陷类型, 3 种缺陷类型的具体实例标注样本如附录中的图 A1 所示。依据此方法, 根据 VOC 公共数据集的标注格式, 标注了总计 780 张航拍输电线路绝缘子缺陷图片, 其中包含 700 个绝缘子掉串样本、100 个绝缘子破损样本和 100 个绝缘子脏污样本, 共计 900 个不同类别的缺陷样本。在模型训练过程中, 对位置标签保持其数字特征不变, 将预测对象转换为其相对模

型预设锚点框 anchors 位置的偏移量, 而类别标签使用 one-hot 编码转换特征向量。

测试数据的训练集和测试集的划分比例 r_{test} 是影响测试结果的因素之一, 本文使用 Faster R-CNN 模型对此进行了研究, 结果如表1所示。训练集与测试集划分比例越大测试结果越好, 这是由训练数据量增多导致的, 但是测试集中数据量的减少会造成实验不足以进行有效的分析。表1中, 6:4 比例下的测试结果明显高于 5:5 比例下的测试结果, 而其相对于 7:3 比例下的测试结果下降并不明显, 且 6:4 比例下的测试样本数目可以体现不同方法测试性能上的差距, 因此训练集与测试集比例选取 6:4 最为合适, 后续研究均以 6:4 为基准进行试验。

表1 不同训练集和测试集比例下的测试结果

Table 1 Results of ratio of different training sets and test sets

r_{test}	AP 值 / %			mAP 值 / %
	绝缘子掉串	绝缘子破损	绝缘子脏污	
5:5	68.47	29.44	20.71	39.54
6:4	70.39	33.67	23.64	42.57
7:3	70.24	34.03	24.22	42.83

3.1 DFL 函数应用实验分析

FL 函数中 γ 的取值会对模型训练过程产生影响, 从而导致检测性能的差异。表2为不同 γ 取值下 Faster R-CNN 模型检测的 mAP, 可以看出 $\gamma=3$ 时模型的 mAP 值最高, 因此合理地设置 γ 的取值对实验结果有一定的提升, 但模型每多训练一次就需要付出 1 倍的时间, 导致软硬件资源的利用率很低。

表2 不同 γ 取值下 Faster R-CNN 检测的 mAP 值

Table 2 Values of mAP detected by Faster R-CNN model under different values of γ

γ	mAP 值 / %	γ	mAP 值 / %
1	38.98	3	43.35
2	42.96	4	41.88

采用 FL 函数或 DFL 函数的 Faster R-CNN 模型和微调后的 Faster R-CNN 模型的检测性能对比如表3所示。由表3可以看出, 使用 FL 函数和 DFL 函数后的 Faster R-CNN 模型的 mAP 值均高于微调后

表3 采用 FL 函数或 DFL 函数的 Faster R-CNN 模型和微调后的 Faster R-CNN 模型的检测性能对比

Table 3 Comparison of detection performance between Faster R-CNN model with FL function or DFL function and adjusted Faster R-CNN model

模型	AP 值 / %			mAP 值 / %
	绝缘子掉串	绝缘子破损	绝缘子脏污	
微调后的 Faster R-CNN	70.39	33.67	23.64	42.57
FL+Faster R-CNN	71.60	25.44	33.00	43.35
DFL+Faster R-CNN	70.41	32.10	31.47	44.66

的 Faster R-CNN 模型的 mAP 值,尤其是对绝缘子缺陷数据集样本不平衡的问题有了一定程度改善,其中使用 DFL 函数后绝缘子破损样本的测试 AP 值达到 32.10%,绝缘子脏污缺陷样本的测试 AP 值达到 31.47%。

3.2 SBSOM 实验分析

本文 Faster R-CNN 模型 (DFL+SBSOM+ Faster R-CNN)、通用检测模型 (YOLOv3、SSD)、两阶段检测模型 (FPN、R-FCN),以及采用 DFL 函数和 OHEM 的 Faster R-CNN 模型 (DFL+OHEM+Faster R-CNN) 的检测结果对比见表 4。从表 4 可以看出:使用 DFL 函数和 SBSOM 进行模型训练后, Faster R-CNN 模型对测试集的检测 mAP 值可达到 52.69%,远高于其他通用检测模型,且比进行参数微调后的 Faster R-CNN 模型的 mAP 值高出 10.12%;绝缘子掉串缺陷、绝缘子破损缺陷、绝缘子脏污缺陷的检测 AP 值分别提高了 0.79%、9.7%、19.87%,对困难样本的学习能力显著增强;本文提出的 DFL 与 SBSOM 共同使用的方法检测性能提升更高,其中结合 DFL 函数和 SBSOM 的 Faster R-CNN 模型性能提升最显著,其 mAP 值比单独使用 DFL 函数的 Faster R-CNN 模型的 mAP 值高 8.03%,比结合 DFL 函数和 OHEM 的 Faster R-CNN 模型的 mAP 值高 4.56%,这是由于 SBSOM 既可以根据类别损失进行样本平衡,又可以根据边界框损失进行样本平衡,而且以损失标准差作为简单样本和困难样本的判别界限更加合理。

表 4 不同检测模型的检测性能比较

Table 4 Comparison of detection performance among different detection models

模型	AP 值 / %			mAP 值 / %
	绝缘子掉串	绝缘子破损	绝缘子脏污	
微调后的 Faster R-CNN	70.39	33.67	23.64	42.57
YOLOv3	69.94	32.22	16.67	39.61
SSD	68.34	23.14	18.63	36.70
R-FCN	71.44	37.21	20.58	43.08
FPN	73.71	12.00	14.17	33.29
DFL + OHEM + Faster R-CNN	69.12	37.36	37.93	48.13
DFL+SBSOM+Faster R-CNN	71.18	43.37	43.51	52.69

表 5 为本文模型和微调后的 Faster R-CNN 模型的检测召回率和 mAP 值。由表可以看出,本文模型在 VOC 公用数据集上的 mAP 值和召回率也有微小的提高,这是由于 VOC 数据集中各类别样本数目都极大,且各类目标在图像中显示很清楚,样本数量和质量都相对平衡,使用 SBSOM 后的性能无法得到显著提高。

本文根据通过非最大值抑制方法选取的 b_{pin} 个样本的损失的标准差来度量训练过程中的样本平衡性,标准差越小说明各样本在模型训练过程中的平

表 5 本文模型和微调后的 Faster R-CNN 模型的检测召回率和 mAP 的对比

Table 5 Comparison of recall rate and mAP between proposed model and adjusted Faster R-CNN model

模型	绝缘子缺陷数据集		VOC 数据集	
	召回率 / %	mAP 值 / %	召回率 / %	mAP 值 / %
微调后的 Faster R-CNN	53.89	42.57	84.65	70.66
DFL+SBSOM+Faster R-CNN	59.22	52.69	85.52	70.97

衡性越高。迭代过程中的样本平衡性如附录中的图 A2 所示。由图可见,随着模型训练次数的增加,由于损失减小,无论采用何种方法,类别损失和边界框损失的标准差都会在模型训练过程中逐渐减小;但可以发现, Faster R-CNN 模型的损失曲线大部分在 SBSOM 损失曲线的上方,并且由于样本不平衡性, Faster R-CNN 模型在训练绝缘子缺陷数据集时,其标准差波动性更大,样本不平衡导致其收敛不稳定,而采用 SBSOM 训练绝缘子缺陷数据集能在一定程度上降低这种影响,同时可以改善类别损失和边界框损失的收敛过程。

为探究样本不平衡程度对本文方法的影响,本文改变不同缺陷样本数量之间的比例,并分别使用 Faster R-CNN 模型和本文模型进行训练和测试,结果如图 5 所示。在保持训练集中绝缘子掉串样本数量为 420 个不变的情况下,通过改变绝缘子脏污和绝缘子破损这 2 种缺陷的训练样本数量,从而改变 3 种缺陷样本数量的比例。实验中绝缘子脏污和绝缘子破损的样本数量依次为 60、40、20、10,对应的绝缘子掉串、绝缘子破损、绝缘子脏污缺陷样本数量之比依次为 7:1:1、10.5:1:1、21:1:1、42:1:1,由于未改变绝缘子掉串缺陷训练样本数目,其不同测试结果无明显差距,因此为简洁起见没有在图 5 中显示。从图 5 中可以看出,随着训练样本的减少,2 种方法的测试结果均有显著降低,但是本文模型在 7:1:1、10.5:1:1 和 21:1:1 的比例下,相比于 Faster R-CNN 模型的测试结果有明显的提高。在训练样本数量过

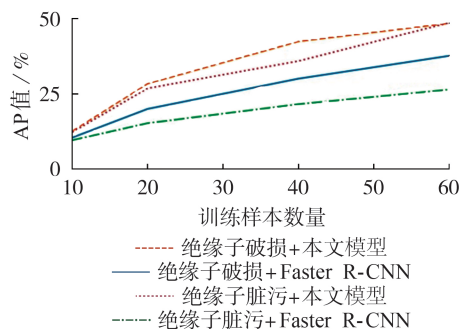


图 5 不同类型缺陷样本数目比例对本文方法的影响
Fig.5 Influence of proportion of different types of defective samples on proposed method

低(仅为10个)的情况下,2种模型均无法进行正常检测。这说明本文方法对于目标检测任务中的样本不平衡问题有较好的解决能力,而在训练样本过少(本文中为绝缘子缺陷数据集单类不超过10个样本)的情况下,性能显著下降。

4 结论

本文通过获取输电线路航拍图像中绝缘子缺陷图像建立绝缘子缺陷数据集,为了更贴合实际巡检情况,设置了3种特点显著的绝缘子缺陷类别。在数据集建立的过程中,发现其各类别存在严重的困难样本、简单样本不平衡问题,因此在深度检测模型Faster R-CNN的基础上,提出了一种DFL函数和一种SBSOM,通过改变模型的反向传播过程,使模型可以在训练的过程中自动地筛选出困难样本,并对学习样本的贡献率分布进行平衡。实验结果表明本文方法在检测性能上优于其他主流的深度检测模型,为解决直接使用绝缘子缺陷数据集进行训练产生的样本不平衡以及困难样本低效学习问题提供了一个有效的研究方向,使输电线路绝缘子缺陷自动巡检任务离实际作业场景更进了一步。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 方挺,韩家明. 航拍图像中绝缘子缺陷的检测与定位[J]. 计算机科学,2016,43(6A):222-225.
FANG Ting, HAN Jiaming. Detection and location of insulator defects in aerial images[J]. Computer Science, 2016, 43(6A):222-225.
- [2] 杨浩,吴畏. 基于三维重建的绝缘子覆冰图像监测[J]. 电力自动化设备,2013,33(2):92-98.
YANG Hao, WU Wei. Insulator icing monitoring based on 3D image reconstruction[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2):92-98.
- [3] 王森,杜毅,张忠瑞. 无人机辅助巡视及绝缘子缺陷图像识别研究[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(12):1862-1869.
WANG Miao, DU Yi, ZHANG Zhongrui. Study on power transmission lines inspection using unmanned aerial vehicle and image recognition of insulator defect[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(12):1862-1869.
- [4] 高俊平,李储欣,陈亮. 基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(6):844-849.
SHANG Junping, LI Chuxin, CHEN Liang. Location and detection for self-explode insulator based on vision[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(6):844-849.
- [5] 张桂南,刘志刚. 基于角点匹配与谱聚类的接触网绝缘子破损/夹杂异物故障检测[J]. 仪器仪表学报,2014,35(6):1370-1377.
ZHANG Guinan, LIU Zhigang. Fault detection of catenary insulator damage/foreign material based on corner matching and spectral clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6):1370-1377.
- [6] 谢小瑜,周俊煌,张勇军. 深度学习在泛在电力物联网中的应用与挑战[J]. 电力自动化设备,2020,40(4):77-87.
- XIE Xiaoyu, ZHOU Junhuang, ZHANG Yongjun. Application and challenge of deep learning in Ubiquitous Power Internet of Things[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4):77-87.
- [7] 王子昊. 深度学习在输电铁塔关键部件缺陷检测中的应用研究[D]. 天津:中国民航大学,2018.
WANG Zihao. Applied research on deep learning in defect detection of key components on transmission towers[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018.
- [8] 吴涛,王伟斌,于力,等. 轻量级YOLOV3的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程,2019,45(8):275-280.
WU Tao, WANG Weibin, YU Li, et al. Insulator defect detection method for lightweight YOLOV3[J]. Computer Engineering, 2019, 45(8):275-280.
- [9] CHEN Jingwen, XU Xin, DANG Hongshe. Fault detection of insulators using second-order fully convolutional network model[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 1-10.
- [10] 龚钢军,张帅,吴秋新,等. 基于TensorFlow的高压输电线路异物识别[J]. 电力自动化设备,2019,39(4):204-209,216.
GONG Gangjun, ZHANG Shuai, WU Qiuxin, et al. Foreign body identification based on TensorFlow for high voltage transmission line[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4):204-209,216.
- [11] 林刚,王波,彭辉,等. 基于改进Faster-RCNN的输电线路巡检图像多目标检测及定位[J]. 电力自动化设备,2019,39(5):213-218.
LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Multi-target detection and location of transmission line inspection image based on improved Faster-RCNN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5):213-218.
- [12] LI B Y, LIU Y, WANG X G. Gradient harmonized single-stage detector[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33:8577-8584.
- [13] SHRIVASTAVA A, GUPTA A, GIRSHICK R. Training region-based object detectors with online hard example mining[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:761-769.
- [14] LI Minne, ZHANG Zhaoning, YU Hao, et al. S-OHEM: stratified online hard example mining for object detection[C]//Chinese Conference on Computer Vision. Xiamen, China: CCF, 2017:166-177.
- [15] 崔江静,黄顺涛,仇炜,等. 改进的Faster R-CNN方法及其在电缆隧道积水定位识别中的应用[J]. 电力自动化设备,2019,39(7):219-223.
CUI Jiangjing, HUANG Shuntao, QIU Wei, et al. Improved Faster R-CNN method and its application in recognition of cable tunnel water accumulation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7):219-223.
- [16] DAI J, LI Y, HE K, et al. R-FCN: object detection via region-based fully convolutional networks[C]//Conference on Neural Information Processing Systems. Barcelona, Spain: NIPS, 2016:379-387.
- [17] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, Hawaii, USA: IEEE, 2017:1-4.
- [18] REDMON J, DIVVALA S, ROSS G, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:779-788.

- [19] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multi-box detector [C] // European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands: ECCV, 2016: 21-37.
- [20] LIN T Y, GOYAL P, ROSS G, et al. Focal loss for dense object detection [C] // International Conference on Computer Vision. Venice, Veneto, Italy: IEEE, 2017: 2999-3007.



赵振兵

方向为电力视觉技术(E-mail: zhaozhenbing@ncepu.edu.cn);

李延旭(1996—),男,北京人,硕士研究生,主要研究方向为电力设备检测(E-mail: littlebirdAI@126.com);

戚银城(1968—),男,河南商水人,教授,博士,主要研究方向为电力系统通信与信息处理(E-mail: qiyich@126.com)。

(编辑 任思思)

作者简介:

赵振兵(1979—),男,江苏宿迁人,副教授,博士,主要研究

Insulator defect detection method based on dynamic focus loss function and sample balance method

ZHAO Zhenbing¹, LI Yanxu¹, QI Yincheng¹, KONG Yinghui¹, NIE Liqiang²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. School of Computer Science and Technology, Shandong University, Qingdao 266237, China)

Abstract: In the task of insulator defect detection in aerial transmission lines, there are problems such as the sample numbers imbalance among different defect types and the inefficient learning of difficult samples, aiming at which, the dynamic focus loss function and the sample balance method based on second-order moments are proposed. Firstly, the attenuation factor of the focus loss function is dynamically solved according to the change of the difficult and simple samples distribution in the forward propagation. Then the discrete value of sample loss is used to locate the boundary of the difficult simple samples and obtain a difficult sample set. Finally, in the back propagation process, the contribution rate distribution of the learning samples is balanced according to the second-order moments of different sample losses. The experimental results show that the proposed multi-type insulator defect detection method can effectively learn the depth features of different samples, and its performance is significantly improved compared with other methods.

Key words: multi-type insulator defect; samples balance; loss function; deep learning; object detection

(上接第 204 页 continued from page 204)

Breaking power flow calculation based on linear voltage function and breaking function selection

WU Chengye¹, LI Fei¹, LIU Guangye²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The node voltage of power system can be expanded to Taylor series of breaking branch admittance for fast breaking power flow calculation, if a simple linear breaking function is adopted, the voltage Taylor series converges very slowly because of the strong nonlinear relationship between node voltage and branch admittance. Through strict mathematical reasoning, a breaking function which makes the node voltage linearly related to the breaking branch admittance is proposed, and its existence and uniqueness are verified. The power flow of breaking system can be calculated fast and accurately by the linear voltage function. The simulative results of IEEE 14-bus system verify the correctness of the proposed method.

Key words: breaking power flow calculation; static security; breaking function; linear voltage function