

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2021.02.015

面向高空塔架鸟巢检测的双尺度 YOLOv3 网络学习

丁建, 黄陆明, 朱迪锋, 曹浩楠

(国网浙江省电力有限公司检修分公司, 浙江 杭州 311200)

摘要: 鸟类在高空塔架筑巢的问题给长距离输电线路的安全运行埋下了重大隐患。现有人工巡检方式效率低、成本高,而自动巡检技术仍面临着精度和效率的较大挑战。本文提出一种面向高空塔架鸟巢检测的双尺度 YOLOv3 网络学习方法。不同于经典的 YOLOv3 检测网络,该网络采用两个有次序的 YOLOv3 网络分别进行鸟巢的预检测和最终判别,由此兼顾了算法的精度与效率。为了进一步提高网络性能,该网络采用不同尺度图像作为输入,并对原始图像数据进行梯度增强。在真实巡检测试数据集上的实验结果表明,本文检测算法的准确率较高且具有较强的抗噪声性能,其召回率显著优于常用对比算法。

关键词: 鸟巢检测; 电力巡检; YOLOv3 网络; 深度学习; 高空电力塔架

中图分类号: TP183

文献标志码: B

文章编号: 1006-4710(2021)02-0253-08

Learning to detect high altitude tower nest using dual-scale YOLOv3 network

DING Jian, HUANG Luming, ZHU Difeng, CAO Haonan

(Maintenance Branch of State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd, Hangzhou 311200, China)

Abstract: On high-altitude power transmission tower, the birds nesting phenomenon is very common and risky to the operation safety. The manual inspection of bird's nest is of low efficiency but high costs. Unfortunately, the existing automatic inspection techniques are still facing the trade-off problem in accuracy and efficiency. In this paper, we propose a dual-scale YOLOv3 network learning method for the detection of high-altitude tower nest. Different from the classic YOLOv3, the proposed network consists of two ordered YOLOv3 networks, which are the pre-detection network and discrimination network respectively. By introducing the dual-network structure, the proposed solution has good performances in both precision and efficiency. To improve performance, we use images of different scales as the input, and apply a gradient domain enhancement. On multiple real datasets, the experimental results show that the proposed detection outperforms the existing algorithms on the performances of precision and anti-noise. The proposed algorithm is especially better in the comparison of recall ratios of bird's nest detection.

Key words: bird's nest detection; power inspection; YOLOv3 network; deep learning; high-altitude power tower

为了确保国家电力能源供给的稳定可靠,以特高压技术为代表的新一代高能效、远距离、智能化电网新型基础设施建设,已成为未来我国发展的重要方向。输电设备的高频次、高精度巡检技术是电网智能化应用优先发展的方向之一。由于我国幅员辽阔,目前在电力的远距离传输过程中由鸟类活动引

起的重大电力故障时有发生^[1]。常见鸟害导致的典型故障包括鸟类直接接触短路、鸟类筑巢活动导致的短路以及鸟粪覆盖绝缘器件引起的闪络等^[2]。分析故障原因,鸟类的筑巢习性导致大量鸟类长期活动在电力塔架及线路附近,这给长距离输电埋下了重大隐患。

收稿日期: 2020-10-16; 网络出版日期: 2020-11-12

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.N.20201112.1315.005.html>

基金项目: 国网浙江省电力有限公司科技项目(5211MR18004P)

第一作者: 丁建,男,高级工程师,研究方向为无人机电力巡检技术管理、无人机电力自动巡检与数据处理技术。E-mail: zjsdwrj@163.com

为了避免鸟类筑巢引起的故障,输电的运行与维护规范要求电力检修部门指派巡检员定期对固定线路进行人工巡线检查^[3]。由于电力高空塔架常架设于地形复杂且位置偏僻的森林及山区,而鸟类筑巢又常位于塔顶及塔架等不易观测的角落位置,这导致人工巡线对鸟巢检测的成本高且效率低。近年来,高空塔架的常规巡检已逐步摆脱人工方式,基于无人机视频的巡检方式极大地改善了电力巡检作业的难度^[4]。目前,基于无人机巡检视频的智能故障检测与识别技术已成为推动智能电网应用的研究热点^[5]。受光照条件、拍照角度、拍摄距离、巡线飞行速度以及复杂地形背景的影响,基于无人机巡检视频的相关自动检测仍面临检测算法精度与鲁棒性的挑战。

由于无人机巡检过程中成像端与目标物的距离随拍摄机位变化而变化,故鸟巢部分细节特征随距离变化表现出不同的尺度特征,如图 1 所示。为了对高空塔架存在的鸟巢进行准确检测,本文提出一种双尺度 YOLOv3 (you only look once) 网络的无人机视频学习方法,实现了对电力塔架鸟巢的高精度自动检测。该算法的特点在于,先采用较大尺度图像进行较远距离的鸟巢预检测,进而采用较小尺度图像对预检测所得目标进行二次细节判断,以得到最终的鸟巢检测结果。由于采用双尺度学习,该方法在训练阶段采用两种尺度的图像分别模拟场景中目标的深度变化(即鸟巢较远以及较近的拍摄结果)。在此基础上,本文采用 YOLOv3 网络实现了基于视频图像序列的高空塔架鸟巢目标的高精度检测。相较于常规算法,本文所提方法能够有效平衡鸟巢检测算法的精度与效率。

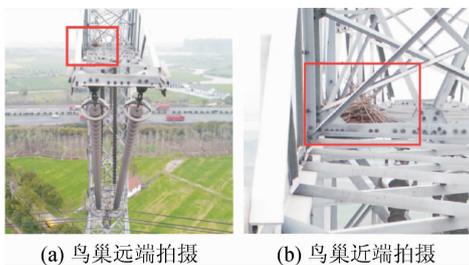


图 1 无人机巡检鸟害示意图

Fig. 1 Birds damage inspection by UAV

1 相关工作

针对鸟巢检测问题,段旺旺等^[6]通过对关键区域 HOG 特征的计算,实现了对铁路接触网鸟巢的检测。祝振敏和谢亮凯^[7]基于相对位置不变性对鸟巢进行了检测和定位。徐晶等^[8]依据 HSV 颜色特

征对候选区域进行判定,进而采用灰度方差和惯性矩特征进行鸟巢目标检测。张义莲等^[9]采用由粗到精的搜索策略进一步提高了鸟巢检测精度。为了解决塔架遮挡问题,蔡炜等^[10]对塔架塔杆进行建模,并以 Hough 算法检测图像中的塔杆,最终采用灰度共生矩阵纹理特征对鸟巢进行定位。受到自然场景复杂纹理、光照、遮挡以及成像质量等问题的影响,此类基于传统图像特征的方法虽能在特定条件下实现对鸟巢的检测和定位,但是此类方法的准确性和泛用性存在一定局限,其问题的本质是特定传统图像特征对复杂场景中鸟巢可区分性特征的提取与描述能力不足。

随着深度学习技术的兴起与发展,深度学习技术与计算机视觉技术逐渐融合,并已取得了较多前沿成果,鸟巢目标检测领域也不例外。基于双判别器对抗生成网络,金炜东等^[11]采用半监督学习方法实现了对鸟巢目标的有效检测。王纪武等^[12]改进了 Faster R-CNN 的特征提取与特征增强模块,实现了不同尺度下高压塔鸟巢的较高精度检测。刘国文等^[13]通过改进 RetinaNet 模型对鸟巢进行检测识别。路艳巧等^[14]提出一种基于边缘计算和深度学习的输电线异物检测方法,该方法无需将无人机数据传回服务器,直接在边缘设备上通过改进的深度学习网络实现对异物目标的高效检测。杨波等^[15]采用 K-means 方法对标记样本进行相似性距离度量以改进锚点精度,这进一步提高了 YOLO 网络对鸟巢的检测精度。钟映春等^[16]改进了 YOLOv3 网络的鸟巢检测方法,进一步提高了鸟巢的检测精度,并降低了网络参数规模。上述基于深度学习网络的鸟巢检测研究均取得了较大进展,但由于视频图像尺度随无人机拍摄机位变化明显,若要同时兼顾精度和效率,现有算法仍有待改进。

受限于训练数据的可获取性以及模型深度问题,支持向量机 (supported vector machine, SVM)^[17]、Ada-Boost (adaptive boosting)^[18]、DPM (deformable part-based model)^[19]等浅层机器学习方法难以突破大规模数据目标识别的精度瓶颈。随着深度学习方法的兴起^[20,21],依靠深层网络的优势,深度学习方法对目标物复杂特征的提取与描述逐渐脱离了人工设计模式,此后卷积神经网络 CNN (convolutional neural network)、R-CNN (Region-CNN)、faster R-CNN 等一系列基于图像区域的目标特征学习与检测网络突破了传统浅层学习的精度瓶颈^[22]。近年来,YOLO 网络将目标检测问题转化为回归问题,并能够采用整图输入的训练方式一次预测多个目标

区域的位置和类别^[23]。YOLOv3 仍采用端到端的方式,并在 YOLO 基础上强化了对中小型目标及部分被遮挡目标的检测与识别。

本文以 YOLOv3 网络为基本框架,采用双尺度图片作为输入进行训练,以便较好地平衡鸟巢目标的检测精度与效率。本文的主要贡献:①构建了针对高空塔架无人机视频的鸟巢检测 YOLOv3 网络及其应用框架;②为了兼顾算法的精度与效率,本文采用双尺度图像作为 YOLOv3 的图像输入,以实现重点区域的重点检测。本文的总体处理框架如图 2 所示。

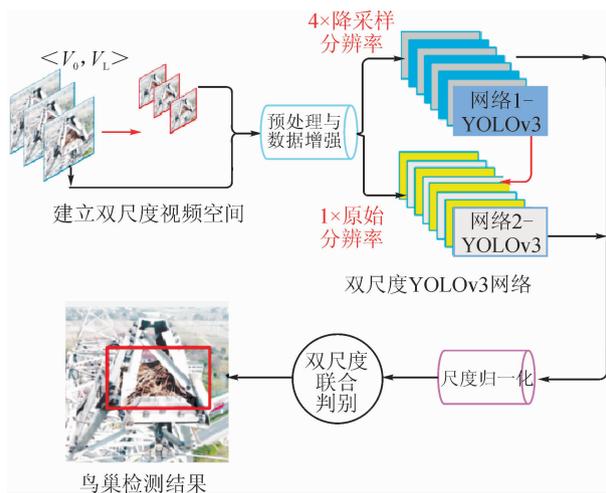


图 2 本文总体处理框架

Fig. 2 Overview of the proposed processing pipeline

2 无人机视频双尺度空间构建

随着成像技术的发展,无人机巡检已普遍实现了远距离高分辨率观测。对于特定目标,不同距离的观测结果存在尺度差异,因此目标的特征也不同,尺度空间差异明显。对于存在大量尺度变化的图像数据集,目标检测算法的精度往往受到较大影响。针对尺度变化问题,通过分析无人机巡检视频,发现其中的尺度变化存在明显的连续性,且鸟巢在近景和远景状态的可分辨性不同。因此,为了提高检测算法精度,本文构建了无人机视频的双尺度空间。

同一目标的纹理细节在不同尺度上差异明显。采用可变尺度的二维高斯核函数 $G(x, y, \sigma)$ 对视频 $V_i(x, y)$ 进行卷积操作,以获得不同尺度的图像结果:

$$L_i(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes V_i(x, y) \quad (1)$$

式中: (x, y) 为图像坐标; i 为视频中的图像帧号; \otimes 表示卷积操作。其中二维高斯核函数为:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

依据图像多尺度理论^[24],采用上述公式建立高

斯差分金字塔, σ 为邻近尺度的高斯平滑因子。在此基础上,本文建立视频的高斯差分双尺度空间:

$$D_i(x, y, \sigma) = L_i(x, y, k\sigma) - L_i(x, y, \sigma) \quad (3)$$

在高斯差分尺度空间,一组 $\langle k, \sigma \rangle$ 即表示一个尺度的视频预处理结果。为避免尺度变化引起大量特征损失,本文采用 SIFT^[24] 算法的平滑设置 $\langle k, \sigma \rangle = \langle 1.0, 1.6 \rangle$ 。由此,本文构建的无人机视频的双尺度空间为 $\langle V_0, V_L \rangle$, V_0 为原始尺度空间的视频, V_L 为经过 $4 \times$ 尺度变换的低分辨率视频。由于原始视频尺寸较大,直接在原始分辨率下进行鸟巢检测速度较慢,本文采用 $1 \times$ 和 $4 \times$ 降采样的视频作为输入,首先在 $4 \times$ 降采样尺度上进行粗检测,随后对检测到的高概率区域进行重点检测,以进一步降低产生假阳性结果的概率。

3 基于双尺度 YOLOv3 网络学习的鸟巢检测

YOLOv3 网络采用三种不同尺度(大中小尺度)对目标的分类进行预测,网络最终输出同样也分为三个尺度 $1/32$ 、 $1/16$ 、 $1/8$ 。当尺度越大,代表该尺度下的特征感受野越大。因此,上述三个尺度依次对大、中、小尺度目标进行检测。为了兼顾不同尺度图像下鸟巢特征的检测效率与精度,本文在无人机视频的 $\langle V_0, V_L \rangle$ 双尺度空间采用 YOLOv3 网络分别对 $4 \times$ 降采样和 $1 \times$ 原始视频进行鸟巢检测,并在经典 YOLOv3 网络结构基础上进行了改进。

3.1 针对 YOLOv3 网络的改进

目前,无人机巡检视频的分辨率普遍高于 $1\,920 \times 1\,080$ 像素,即使在具有较高计算性能的通用平台上(如 GTX2080Ti 计算卡),YOLOv3 网络在处理多目标任务时效率也常低于 10fps。为此,本文提出双尺度 YOLOv3 检测网络。首先,在 $4 \times$ 降采样的图像帧上采用一个 YOLOv3 网络进行预检测,其结果不直接输出。依据第一个 YOLOv3 网络检测结果,将疑似区域所对应的 $1 \times$ 原始高分辨率图像区域作为第二个 YOLOv3 网络的输入。在对目标区域进行二次检测后,双尺度下的最终检测结果由联合判别函数得到。改进的网络结构如图 3 所示(图中 Conv 代表网络的卷积操作,Stride 为步长,Concat 代表连接操作)。图 3 中检测部分的具体实现如表 1 所示。

对于巡检视频的 $\langle V_0, V_L \rangle$ 双尺度空间,第一次检测结果由网络 1-YOLOv3 完成,检测结果为 V_L 中的预检测结果。第二个网络网络 2-YOLOv3 的输入不再是原始视频的整个视频帧 V_0 ,而是 V_L 检测结果中在 V_0 的对应区域。

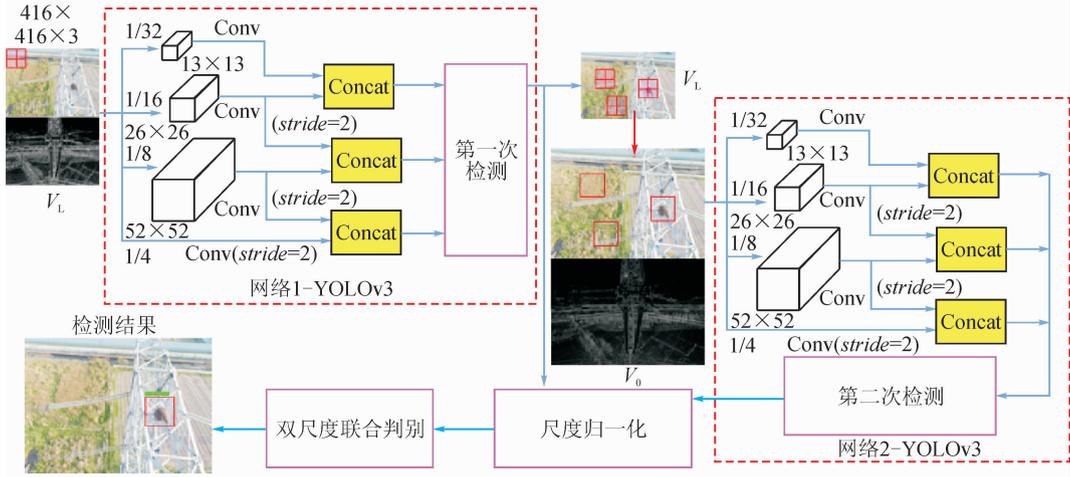


图 3 双尺度 YOLOv3 网络结构图

Fig. 3 Structure of the proposed dual-scale YOLOv3 network

表 1 YOLOv3 网络结构

Tab.1 Structure details of YOLOv3 network

过滤器	尺寸	步长	重复	输出尺寸
32	3×3	(1,1)	NA	256×256
64	3×3	(2,2)	NA	128×128
32	1×1	(1,1)	NA	128×128
64	3×3	(1,1)	NA	128×128
残差层				128×128
128	3×3	(2,2)	NA	64×64
64	1×1	(1,1)	2×	64×64
128	3×3	(1,1)	2×	64×64
残差层				64×64
256	3×3	(2,2)	NA	32×32
128	1×1	(1,1)	8×	32×32
256	3×3	(1,1)	8×	32×32
残差层				32×32
512	3×3	(2,2)	NA	16×16
256	1×1	(1,1)	8×	16×16
512	3×3	(1,1)	8×	16×16
残差层				16×16
1 024	3×3	(2,2)	NA	8×8
512	1×1	(1,1)	4×	8×8
1 024	3×3	(1,1)	4×	8×8
残差层				8×8
全局平均池化层				
全连接层				
归一化指数函数				

注:表中“NA”表示不适用。

3.2 数据的梯度增强与双尺度判别

无人机巡检视频拍摄过程中不可避免地会受到强光、逆光、反射以及水汽等因素的影响,所拍摄数据的平均亮度、对比度与图像细节存在较大差异。由于鸟巢目标具有较强的纹理特征,传统图像特征检测方法(如 HOG 特征、灰度共生矩阵、灰度方差和惯性矩等)常采用相应的预处理来增强待检测数据^[6-8]。借鉴此类方法的思想,本文也对输入数据进行高通滤波梯度增强处理,增强后的网络输入 $F(u,v)$ 可由空域高通滤波得到:

$$F(u,v) = \sum_{x=-m}^m \sum_{y=-k}^k V(x,y) \mathbf{H}(u-x+1,v-y+1) \quad (4)$$

其中, $V(x,y)$ 代表视频中坐标为 (x,y) 的像素位置; $\mathbf{H}(u-x+1,v-y+1)$ 为冲激响应; m 和 k 分别表示水平和垂直方向的高通滤波器半径。本文采用归一化的冲激响应矩阵算子:

$$\mathbf{H} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -2 & -1 & -2 \\ -1 & 6 & -1 \\ -2 & -1 & -2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

为对网络 1-YOLOv3 和网络 2-YOLOv3 的结果进行联合判别,本文采用双线性插值 $up(\cdot)$ 操作对检测结果进行上采样尺度归一化。令不同尺度下的检测结果结合为 $R = \{r_s \mid s = 0,1,2,\dots,N\}$, N 为检测到的目标个数, r_s 代表目标所在的图像块,对每个 r_s 采用 s 次上采样操作后结果为 r_s^0 ,所有尺度下检测结果归一化为:

$$R^0 = up(R) = \{r_s^0 \mid s = 0,1,2,\dots,N\} \quad (6)$$

由此,通过对不同尺度检测结果投票策略进行联合判别,得到最终的鸟巢检测结果:

$$FScore = \begin{cases} 0, & \sum_{s=0}^N d(r_s^0) < N/2 \quad (\text{有鸟巢}) \\ 1, & \sum_{s=0}^N d(r_s^0) \geq N/2 \quad (\text{无鸟巢}) \end{cases} \quad (7)$$

其中 $d(\cdot)$ 为网络检测操作。通过 $FScore$ 判断,如果投票过半,则认为鸟巢存在,反之则判定为无鸟巢。

4 本文数据集及模型训练

4.1 无人机巡检图像标注及数据集增强

本文通过手动截取真实高空塔架巡检视频中包含鸟巢的 1 500 张图像以及不含鸟巢的 1 500 张图像用于构建检测实验数据集。为了对鸟巢目标进行准确定位和标注,本文采用 LabelImg 标注工具对包含鸟巢图像的鸟巢目标和位置进行截取和人工标注,如图 4 所示。在包含鸟巢和不包含鸟巢的数据中,本文选取其中 80% 作为双尺度 YOLOv3 网络的训练数据,另外 20% 作为测试数据。



图 4 部分鸟巢检测的训练数据

Fig. 4 Partial training datasets of bird's nest

对数据集进行整理和标注后,训练数据集的每组图像由一个标记图像和其在对应图像中的位置及 .txt 文件构成。为了加速训练的收敛速度,本文从训练数据集中选取 50 组典型数据作为验证数据。

为了扩大鸟巢训练数据的样本量,使之覆盖更广的样本空间,本文分别采用对图像旋转 90° 、 180° 和 270° ,水平和垂直翻转,亮度直方图调整和图像加噪 7 种操作,对训练数据进行增广。由此,包含和不含鸟巢的图像训练集(各 1 200 张)在增广后样本量分别扩大为原来的 8 倍,为各 9 600 张图像。需要注意的是,测试数据集无需进行增广操作,因此,其数量仍为整体样本量的 20%,即包含和不含鸟巢的图像测试集各含 300 张图像。

4.2 网络训练的细节与损失函数

本文高空塔架上的鸟巢检测问题本质上是二分类问题。针对 YOLOv3 网络,经典的交叉熵损失函数可以表示为:

$$Loss(I_{pst}) = \sum_{i=1}^M P_i(I_{pst}) \quad (8)$$

$$P_i(I_{pst}) = \begin{cases} -\ln(I_{pst}) \cdot label & (\text{有鸟巢}) \\ -\ln(1 - I_{pst}) \cdot label & (\text{无鸟巢}) \end{cases} \quad (9)$$

其中, $P_i(I_{pst})$ 表示第 i 帧图像 I_{pst} 为有鸟巢图像的概率; M 代表视频帧数; $label$ 表示是否有鸟巢, $label = 1$ 表示有鸟巢, $label = -1$ 表示无鸟巢。由式(8)可知,当目标物为鸟巢时,交叉熵计算结果接近 1,反之则接近 -1。

为了加速双尺度 YOLOv3 网络的收敛,本文先对单一的 YOLOv3 网络进行预训练。当 YOLOv3 网络收敛后,采用预训练网络模型作为双尺度 YOLOv3 网络的初值,再进行双尺度 YOLO 网络的联合训练。本文的双尺度网络训练可大致分为以下三个步骤:

1) 对单一鸟巢检测 YOLOv3 网络进行预训练,得到鸟巢检测 YOLOv3 模型初值;

2) 搭建双尺度 YOLOv3 网络,将第一个 YOLOv3 网络的输出所对应的高分辨率图像区域作为第二个 YOLOv3 网络的输入;

3) 加载步骤 1) 中预训练网络的参数,作为双尺度 YOLOv3 网络两部分的初值,再次采用增广后的已标注数据对网络进行训练,直至收敛。

相较于直接采用随机初值进行双尺度网络联合训练,采用上述训练方法能够更快获得更优的收敛效果。

5 实验与分析

本实验采用 Window10 平台,处理器 Intel i7-8700,内存 16GB,深度学习基本框架为 YOLOv3 的 Darknet-53 网络,计算设备为 Nvidia GTX-1080Ti 显存 11GB。单一 YOLOv3 网络训练时,学习率初始值设置为 0.001,每 1 000 次循环后衰减为前一次学习率的 50%。双尺度 YOLOv3 网络学习率初始值设置为 0.000 1,循环衰减与上述相同。网络训练的收敛曲线如图 5 所示。

由图可见,单一 YOLOv3 模型在训练 150 次后即快速收敛,而双尺度 YOLOv3 模型的收敛速率相对较低,循环 300 次后才逐渐趋于收敛。

为了对本文算法的鸟巢检测精度进行分析,设正确地检测出存在鸟巢的样本数为 True Positive (TP)、正确地检测出不存在鸟巢的样本数为 True Negative (TN);反之,错误地检测出存在鸟巢的样本数为 False Positive (FP),错误地检测出不存在鸟巢的样本数为 False Negative (FN)。实验中采用

召回率(*Recall*)和准确率(*Precision*)作为评价指标,其计算公式为:

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (10)$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (11)$$

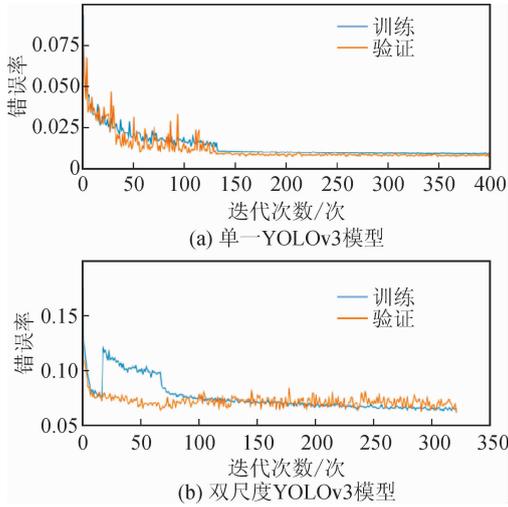


图 5 模型训练的收敛曲线

Fig. 5 Loss convergence of the model training process

在本实验的测试数据集上,将本文算法的召回率和准确率与纹理特征检测算法^[10]、传统 CNN 算法^[19]以及单一尺度 YOLOv3 算法^[15]进行对比,如表 2 所示。由表 2 可知,本文方法的准确率和召回率均优于其他算法;纹理特征检测算法能够取得较高的准确率,但是召回率较低;与单一尺度 YOLOv3 方法相比,本文方法在准确率上的提升更为显著。

为了测试不同算法的抗干扰性能,给图像中分别加入方差为 0.01 的高斯噪声(噪声 1)和方差为 0.03 的斑点噪声(噪声 2),检测结果如表 2 后四行所示。在加入噪声的数据集上,本文方法的性能明显优于对比算法。在图像分辨率为 5472×3078 像素的数据集上,统计不同鸟巢检测算法的训练时间和检测时间,如表 3 所示。

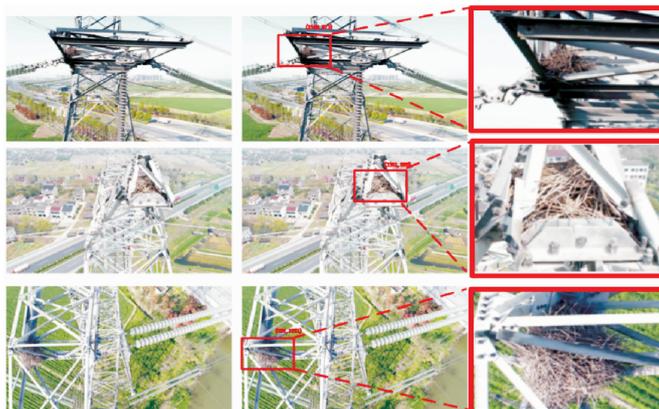


图 6 存在局部遮挡情况下的鸟巢检测结果

Fig. 6 Bird's nest inspection results in partial occlusion

表 2 各算法准确率和召回率对比

Tab. 2 Comparison of precision and recall

数据类型	评价指标	纹理特征法 ^[10]	CNN 方法 ^[19]	单一尺度 YOLOv3 ^[15]	本文所提方法
原数据	准确率	0.793	0.785	0.705	0.762
	召回率	0.663	0.707	0.837	0.873
加入噪声 1	准确率	0.713	0.746	0.689	0.760
	召回率	0.563	0.627	0.740	0.793
加入噪声 2	准确率	0.570	0.723	0.676	0.737
	召回率	0.513	0.627	0.653	0.700

表 3 各算法运行效率对比

Tab. 3 Runtime comparison

时长	纹理特征法 ^[10]	CNN 方法 ^[19]	单一尺度 YOLOv3 ^[15]	本文所提方法
训练/h	NA	14.0	6.5	20.0
检测/s	0.66	0.12	0.20	0.14

注:表中“NA”表示不适用。

从计算性能角度分析,CNN 网络的计算效率最高,本文由于采用了双尺度 YOLOv3 网络,故所需的训练时间较长,由于检测过程中首先要在较大尺度图像上进行预检测,故最终网络计算时间低于传统 YOLOv3 网络。由表 3 可知,非深度学习的纹理特征法^[10]其计算效率显著低于深度学习类方法,这是由于深度学习类方法均采用 GPU 平台进行运算,而 GPU 基于大流量处理器的并行计算性能显著优于普通 CPU 平台。

如图 6 所示,本文所提方法能对高空塔架存在的鸟巢进行准确检测和定位,在鸟巢受到局部遮挡的情况下,本文方法同样能够获得高精度的鸟巢检测结果。目前,受限于鸟巢检测样本集的大小,本文算法的测试数据集较小,且采样地区的地形地貌较为接近,均以农田、城镇及路网为背景,更多复杂的背景环境将会给算法带来更大挑战。

6 结 语

本文提出一种输入不同尺度图像的双尺度 YOLOv3 网络用于鸟巢检测,其特点在于兼顾了检测算法的精度和效率,并具有较强的抗噪声性能。在真实巡检数据集上,本文算法的测试结果在召回率上具有明显优势,同时也具有较高的准确率。目前,该算法仍未达到对鸟巢的实时检测要求,且受限于小样本测试数据集,该算法在更多复杂背景下的泛用性仍有待进一步测试。

参考文献:

- [1] 戴宇辰,叶青,许安杰,等. 配电线路鸟害故障预测模型研究[J]. 电气技术,2018,19(3):100-102,108.
DAI Yuchen, YE Qing, XU Anjie, et al. Research on forecasting model of bird damage in distribution line [J]. Electrical Engineering, 2018, 19(3): 100-102,108.
- [2] 易辉,熊幼京,周刚,等. 架空输电线路鸟害故障分析及对策[J]. 电网技术,2008,32(20): 95-100.
YI Hui, XIONG Youjing, ZHOU Gang, et al. Analysis on bird-caused damages of overhead transmission lines and countermeasures[J]. Power System Technology, 2008, 32(20): 95-100.
- [3] 巢亚锋,徐志强,岳一石,等. 湖南输电线路鸟害故障特征分析及防范措施[J]. 高电压技术,2016,42(12): 3853-3860.
CHAO Yafeng, XU Zhiqiang, YUE Yishi, et al. Characteristics analysis and prevention countermeasures of bird-caused damages for overhead transmission lines in hunan power grid [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(12): 3853-3860.
- [4] 王少华,叶自强. 架空输电线路鸟害故障及其防治技术措施[J]. 高压电器,2011,47(2):61-67.
WANG Shaohua, YE Ziqiang. Analysis of bird damage accidents on overhead transmission lines and prevention techniques [J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(2): 61-67.
- [5] 全晓,王坤,段君丽. 架空输电线路鸟害故障及其防治技术措施[J]. 科技与企业,2015(9):245.
- [6] 段旺旺,唐鹏,金炜东,等. 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(8):73-77.
- [7] 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(4): 1043-1049.
ZHU Zhenmin, XIE Liangkai. Detection of birds' nest in catenary based on relative position invariance [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(4): 1043-1049.
- [8] 徐晶,韩军,童志刚,等. 一种无人机图像的铁塔上鸟巢

检测方法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(6): 231-235.

- XU Jing, HAN Jun, TONG Zhigang, et al. Method for detecting bird's nest on tower based on UAV image[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(6): 231-235.
- [9] 张义莲,陈咏,万迪明,等. 基于粗一精搜索策略的电线塔鸟巢检测[J]. 信息技术,2017(3):104-109.
ZHANG Yilian, CHEN Yong, WAN Diming, et al. Coarse-to-fine detection for nests on pylon [J]. Information Technology, 2017(3): 104-109.
- [10] 蔡炜,徐圣兵,罗干,等. 输电线路鸟巢识别中的无人机优化巡检研究[J]. 人工智能与机器人研究,2020,9(2):110-122.
CAI Wei, XU Shengbing, LUO Gan, et al. Research on optimizing UAV inspection for transmission line bird-nest detection [J]. Artificial Intelligence and Robotics Research, 2020, 9(2): 110-122.
- [11] 金炜东,杨沛,唐鹏. 双判别器生成对抗网络及其在接触网鸟巢检测与半监督学习中的应用[J]. 中国科学:信息科学,2018,48(7):888-902.
JIN Weidong, YANG Pei, TANG Peng. Double discriminator generative adversarial networks and their application in detecting nests built in catenary and semisupervised learning [J]. Scientia Sinica (Informationis), 2018, 48(7): 888-902.
- [12] 王纪武,罗海保,鱼鹏飞,等. 基于 Faster R-CNN 的多尺度高压塔鸟巢检测[J]. 北京交通大学学报,2019,43(5): 37-43.
WANG Jiwu, LUO Haibao, YU Pengfei, et al. Bird's nest detection in multi-scale of high-voltage tower based on Faster R-CNN [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2019, 43(5): 37-43.
- [13] 刘国文,张彩霞,李斌,等. 基于改进 RetinaNet 模型的接触网鸟巢检测[J]. 数据采集与处理,2020,35(3): 563-571.
LIU Guowen, ZHANG Caixia, LI Bin, et al. Detection of birds' nest in catenary based on improved RetinaNet model [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2020, 35(3): 563-571.
- [14] 路艳巧,孙翠英,曹红卫,等. 基于边缘计算与深度学习的输电设备异物检测方法[J]. 中国电力,2020,53(6):27-33.
LU Yanqiao, SUN Cuiying, CAO Hongwei, et al. Foreign body detection method for transmission equipment based on edge computing and deep learning[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 27-33.
- [15] 杨波,曹雪虹,焦良葆,等. 改进实时目标检测算法的电力巡检鸟巢检测[J]. 电气技术,2020,21(5):21-

- 27,32.
- YANG Bo, CAO Xuehong, JIAO Liangbao, et al. Bird nest detection based on improved YOLO algorithm [J]. *Electrical Engineering*, 2020, 21(5): 21-27, 32.
- [16] 钟映春, 孙思语, 吕帅, 等. 铁塔航拍图像中鸟巢的YOLOv3识别研究[J]. *广东工业大学学报*, 2020, 37(3): 42-48.
- ZHONG Yingchun, SUN Siyu, LÜ Shuai, et al. Recognition of bird's nest on transmission tower in aerial image of high-voltage power line by YOLOv3 algorithm [J]. *Journal of Guangdong University of Technology*, 2020, 37(3): 42-48.
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 3(20): 273-297.
- [18] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1997, 55(1): 119-139.
- [19] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALL-ESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [20] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *Computer Science*, 2014.
- [21] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. *Science (New York, N. Y.)*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [22] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, 779-788.
- [24] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60: 91-110.

(责任编辑 周 蓓)

(上接第 228 页)

- [14] 陆灵威. 河道溃堤水流的物理实验与数学模型研究 [D]. 北京: 清华大学, 2016.
- LU Lingwei. Investigation on dike-break induced flows by applying physical model and numerical simulation [D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [15] 夏军强, 王光谦, LIN Bingliang, 等. 复杂边界及实际地形上溃坝洪水流动过程模拟 [J]. *水科学进展*, 2010, 21(3): 289-298.
- XIA Junqiang, WANG Guangqian, LIN Bingliang, et al. Two-dimensional modelling of dam-break floods over actual terrain with complex geometries using a finite volume method [J]. *Advances in Water Science*, 2010, 21(3): 289-298.
- [16] HU Hui, ZHANG Jianfeng, LI Tao. Dam-break flows: comparison between Flow-3D, MIKE 3 FM, and analytical solutions with experimental data [J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(12): 2456.
- [17] 张健, 方杰, 范波芹. VOF 方法理论与应用综述 [J]. *水利水电科技进展*, 2005, 25(2): 67-70.
- ZHANG Jian, FANG Jie, FAN Boqin. Advances in research of VOF method [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2005, 25(2): 67-70.

(责任编辑 王绪迪)