

[视频图像识别]

基于视频图像 YOLOv3 的输电线路巡检故障位置识别方法

文 / 张强

甘肃电投河西水电开发有限责任公司

由于传统的输电线路巡检方式主要是依靠人力，不仅效率低下，而且容易受到环境、天气等因素的影响，难以保障识别准确度。因此，提出基于视频图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法，采集并预处理输电线路巡检视频图像，基于YOLOv3算法构建一个分类识别模型，输入采集的巡检视频图像后识别出输电线路的故障图像，提取故障图像上的杆塔标识牌，根据线路编号确定输电线路故障位置。实验结果表明，设计方法下输电线路巡检故障视频图像识别结果的IOU值高达0.956，识别结果较为准确。

在我国电力系统中，输电线路占据着核心地位，其运行状态对整个系统的安全与稳定起着决定性作用。然而，由于输电线路长期暴露在复杂多变的自然环境中，各种因素如风、雨、雷、冰等都可能对其造成影响，进而引发线路故障。为了确保电力系统的稳定运行，输电线路的巡检工作显得至关重要。传统的巡检方式主要依赖人力，不仅效率低下，而且容易受到环境、天气等因素的干扰。随着科技的飞速发展，基于智能模型的输电线路巡检方法逐渐成为研究热点。文献[1]利用深度学习的CNN模型提取输电线路故障特征，再通过SVM模型进行故障特征分类识别，在输电线路故障识别准确率上有所提升；文献[2]为解决输电线路故障样本不平衡的问题，引入迁移学习-AlexNet神经网络进行故障样本辨识，具有良好的辨识效果；文献[3]将长短期记忆网络和随机矩阵结合在一起，设计一种新型输电线路故障识别方法，具有一定有效性和正确性。尽管众多国内外学者在输电线路巡检故障识别方面取得了一定的研究成果，但仍存在一些局限之处。首先，现有方法过于依赖单一的图像处理或机器学习算法，在应对复杂多变的输电线路环境时显

得力不从心；其次，对于一些微小故障和被遮挡的故障，现有的定位技术往往无法达到理想的识别效果。因此，本研究提出一种基于视频图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法。该方法旨在克服现有技术的不足，提高输电线路巡检的效率和准确度，为电力系统的安全稳定运行提供更为坚实的保障。

采集并预处理输电线路巡检视频图像

在输电线路巡检中，视频图像的采集与预处理是至关重要的第一步，为后续的故障识别与定位提供了数据基础。传统的巡检方式过于依赖人工目测，效率低下，且易受到人为因素影响。然而，近年来无人机航拍技术的迅猛发展为输电线路巡检带来了新的可能性。因此，利用无人机搭载的高清摄像头，便可以轻松采集输电线路的实时巡检视频图像^[4]。在输电线路巡检视频图像采集完成后，预处理成为了一个不可或缺的环节。预处理的主要目的是消除图像中的噪声，增强图像的对比度，突出关键特征，以便于后续的故障识别和分析。为了实现这些目标，本文采取了以下关键预处理步骤：首

先,为扩展图像的动态范围,使得图像的细节更加清晰可见,本文对原始输电线路巡检视频图像进行图像直方图均衡化处理^[5],其表达式为

$$h_i = T[r_i] = \sum_{l=0}^i \frac{m_l}{n} \quad (1)$$

式中, h_i 为处理后输电线路巡检视频图像像素点 i 的灰度级; r_i 为处理前的输电线路巡检视频图像像素点 i 的灰度级; T 为灰度映射变换函数; m_l 为灰度级为 l 的像素点数量; n 为巡检视频图像上像素点总数量。

经过式(1)的直方图均衡化处理后,原始采集的输电线路巡检视频图像上原本较暗或较亮的区域得到了拉伸,从而提升了整个图像的对比度。然后,在图像采集过程中,由于无人机飞行时的抖动和摄像头分辨率的限制,所得到的图像往往会伴随着噪声,所以本文采用下式所示中值滤波进行图像去噪处理

$$I'(x,y) = \text{median}_{(c,d) \in C_{xy}} \{I(c,d)\} \quad (2)$$

式中, $I'(x,y)$ 为滤波后的输电线路巡检视频图像,其中 (x,y) 为像素点; $I(c,d)$ 为滤波前的输电线路巡检视频图像,其中 (c,d) 为像素点 (x,y) 邻域内像素值; C_{xy} 为以像素点 (x,y) 为中心点的邻域窗口中像素点集合。

最后,在去除了输电线路巡检视频图像上的噪声后,为了突出图像中的边缘和细节信息,本文采用基于Roberts算子算法的图像锐化技术^[6],通过增强图像的高频分量,促使图像看起来更加清晰,其表达式为

$$G(x,y) = |I'(x,y) - I'(x+1,y+1)| + |I'(x+1,y) - I'(x,y+1)| \quad (3)$$

式中, $G(x,y)$ 为锐化处理后的输电线路巡检视频图像。

通过以上三个步骤的预处理,不仅大大提高了图像的质量,还为后续的故障识别与定位提供了更为精确和可靠的数据基础。

基于YOLOv3算法识别输电线路故障图像

为了实现输电线路巡检视频图像的快速且准确地分类识别,本文引入YOLOv3算法构建图像分类识别模型^[7],这是一种由YOLO和YOLOv2算法衍

生而来的更高性能算法,结合了两代算法的优势,在输电线路巡检视频图像特征提取和预测分类方面更优越。在本文设计的YOLOv3分类识别模型中,主要包括两个核心模块:Darknet-53特征提取模块和多尺度预测分类模块。首先,Darknet-53特征提取模块是一个深度残差网络,能够有效地提取输电线路巡检视频图像的特征。通过大量的预训练和微调,Darknet-53特征提取模块采用了交叉熵损失函数,假设 Y_{loss} 是该模块的残差结构中第 N 层的损失值,那么在反向传播过程中损失函数的梯度表达式为

$$\frac{\partial Y_{\text{loss}}}{\partial X_1} = \frac{\partial Y_{\text{loss}}}{\partial X_N} \frac{\partial X_N}{\partial X_1} = \frac{\partial Y_{\text{loss}}}{\partial X_N} \left(1 + \sum_{i=1}^{N-1} R(X_i, \omega_i) \right) \quad (4)$$

式中, X_1 、 X_N 分别为残差结构中第一层和第 N 层的输入; $R(X_i, \omega_i)$ 为第 i 层的激活函数,其中 ω_i 为权值。

如式(4)所示,在YOLOv3分类识别模型中的特征提取模块,残差结构可以避免模型在训练过程中出现梯度消失问题,从而影响识别结果。然后在多尺度预测模块中,YOLOv3算法将输电线路巡检视频图像分类识别问题转换为回归问题,简单来说就是通过回归生成各类别图像的边界框与概率^[8],其表达式为

$$\text{Con} = P(\text{obj}) \times \text{IOU}, P(\text{obj}) \in \{0,1\} \quad (5)$$

式中, Con 为输电线路巡检视频图像上边界框的置信度; $P(\text{obj})$ 为图像上含有故障目标 obj 的概率值; IOU 为实际边界框和依存边界框的交并比。

如式(5)所示,YOLOv3分类识别模型中的多尺度预测模块,引入了候选框的概念,主要根据各边界框的置信度取值来描述输入图像中是否包含故障目标,从而确定目标的候选框,进而识别出目标故障图像。在完成YOLOv3分类识别模型的构建后,将上述内容采集的输电线路巡检视频图像输入模型中进行训练与学习,即可输出巡检视频图像的分类结果,进而识别出故障图像,根据故障图像还可以掌握输电线路的故障类型。

输电线路故障定位

根据文中上述内容确定了输电线路故障视频图像后,即可进行故障定位,这里本文主要采用了基于输电线路杆塔标识牌提取的故障定位方法^[9]。首

先，为提取出输电线路故障视频图像中的杆塔标识牌，本文采用了阈值分割方法，也就是根据待提取的杆塔标识牌像素点和背景像素点之间的灰度差异，进行图像分割，其表达式为

$$S(x,y)=\begin{cases} 1, Z(x,y)\geq\eta \\ 0, Z(x,y)<\eta \end{cases} \tag{6}$$

式中， $S(x,y)$ 为分割提取出的输电线路杆塔标识牌图像区域； $Z(x,y)$ 为分割处理前的输电线路故障视频图像； η 为图像分割阈值。

经过式（6）的分割处理，即可从输电线路故障视频图像上复杂的背景中准确地提取出包含完整标识牌信息的图像区域，为后续的故障定位提供可靠的数据基础。对输电线路杆塔标识牌准确提取后，本文同样采用YOLOv3算法构建的图像分类识别模型，进行杆塔编号的分类识别。一般来说标识牌上提供了杆塔的编码信息，每一个杆塔拥有独一无二的编码，所以只要通过YOLOv3算法识别出杆塔标识牌的数字信息后，即可根据线路编号确定故障位置^[10]。综上所述，本文在输电线路故障视频图像的基础上，先通过分割提取杆塔标识牌和识别标识牌上的数字，再结合输电线路的拓扑结构信息，便可以快速定位故障发生的位置。

仿真实验

1. 实验设置

为了论证基于视频图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法的可行性，本章构建实验数据集，设置评价指标，展开输电线路巡检故障位置识别的仿真对比实验。首先，基于输电线路巡检故障位置识别实验的特点，进行实验环境与参数的配置，具体数据见表1。

表1 实验环境与参数设置

实验设置	项目	参数
硬件环境	CPU	Intel Xeon E5-2620 v4
	内存	16GB
	显卡	NVIDIA TITAN Xp显
软件环境	Python	Python 3.7
	TensorFlow	TensorFlow 2.4
YOLOv3模型参数	学习率	0.001
	迭代次数	1 000

基于表1中的实验环境与参数，采集某电力公司的输电线路视频监控数据作为实验数据，共包含了500个视频片段，每个片段包括18帧图像。其中，6 463张视频图像用于训练，2 148张用于测试。数据集涵盖了不同输电线路位置处的不同故障类型，具体分布情况见表2。

表2 实验数据集分布情况

编码	故障类型	训练样本/张	测试样本/张
01	导线缺陷	1 560	594
02	绝缘子破损	1 450	561
03	杆塔倾斜	1 286	505
04	线路异物	1 179	472
05	其他故障	988	405
合计		6 463	2 537

将表2所示实验数据应用于训练和测试基于视频图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法，同时，以基于CNN的输电线路巡检故障位置识别方法、基于SVM的输电线路巡检故障位置识别方法作为对照组，一起对实验数据进行分类识别，进而评估设计方法在输电线路巡检故障位置识别中的识别性能。

2. 实验结果

在本次输电线路巡检故障位置识别实验中，为评价各方法的识别性能，采用IOU值作为实验指标，IOU值就是衡量故障识别结果的候选框和实际标记框之间相近程度的指标，其计算公式为

$$IOU = \frac{K_1 \cap K_2}{K_1 \cup K_2} \tag{7}$$

式中， K_1 为输电线路巡检图像上识别方法标记的故障位置的候选框； K_2 为输电线路巡检图像上故障位置的实际标记框。

由式（7）可知，IOU值就是识别结果候选框和实际标记框交集和并集的比值，取值范围为[0,1]，其值越接近于1表明输电线路故障位置识别结果越精准。那么，根据上述内容，统计并整理不同方法下输电线路巡检故障位置识别结果的IOU值如图1所示。

从不同故障类型下三种识别方法的IOU值对比图中可以看出，基于视频图像YOLOv3的方法在各类故障的IOU值上均表现出色，平均IOU值达到了0.957，明显优于其他两种方法，IOU值分别提升了

0.184、0.095。这意味着在各种输电线路故障类型中，基于视频图YOLOv3的方法都能更准确地识别出故障类型与位置。而基于CNN的图像识别方法在某些故障类型上的IOU值较低，说明其识别效果较差。虽然基于SVM的方法较CNN方法在不同故障类型上取得了更稳定的IOU值，但整体表现还是不如基于视频图像YOLOv3的方法。而本文所设计的基于视频图像YOLOv3的方法之所以能够取得如此出色的性能，主要是因为它结合了深度学习和目标检测的优势，通过对视频帧进行目标检测和定位，有效地识别出输电线路上的各种故障类型与位置，并且具有较高的识别准确度。

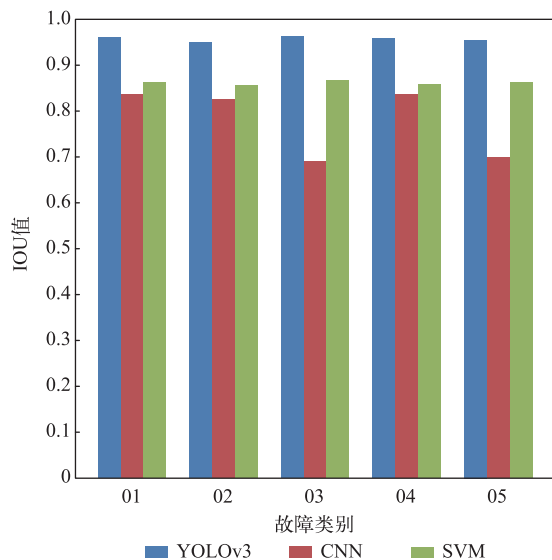


图1 输电线路巡检故障位置识别结果对比

结束语

本文设计了一种基于视频图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法，文中先获取了输电线路巡检视频图像，并利用YOLOv3算法识别出故障图像，然后针对故障图像进行实际输电线路故障的定位，该方法在准确识别输电线路故障位置方面表现出了优异的效果。未来，本文计划将该方法与其他先进的巡检技术相结合，以实现输电线路的全面、高效的巡检。随着技术的不断进步，基于视频

图像YOLOv3的输电线路巡检故障位置识别方法势必会在保障电力系统的稳定运行中发挥越来越重要的作用。**EA**

(收稿日期：2024-01-23)

参考文献

- [1] 田鹏飞, 于游, 董明等. 基于CNN-SVM的高压输电线路故障识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(13): 119-125.
- [2] 王建, 吴昊, 张博, 等. 不平衡样本下基于迁移学习-AlexNet的输电线路故障辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 182-191.
- [3] 蔡新雷, 崔艳林, 董锴, 等. 基于长短期记忆网络和随机矩阵的输电线路故障智能识别方法[J]. 电子器件, 2022, 45(2): 388-395.
- [4] 刘传洋, 吴一全, 刘景景. 无人机航拍图像中电力线检测方法研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(10): 3025-3048.
- [5] 耿劭锋, 戚银城, 史博强等. 基于FCIS模型的输电线路部件同时检测与分割方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 124-132.
- [6] 黄悦华, 刘恒冲, 陈庆, 等. 基于USRNet与改进YOLOv5x的输电线路绝缘子故障检测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3437-3446.
- [7] 邵小美, 张春亢, 韦永昱, 等. 改进YOLOv3算法的遥感图像道路交叉口自动识别[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(05): 123-132.
- [8] 陈志伟, 张万枝, 张涛, 等. 基于YOLOv3算法的马铃薯种薯芽眼识别[J]. 农机化研究, 2022, 44(11): 19-23+30.
- [9] 郝帅, 赵新生, 马旭, 等. 基于TR-YOLOv5的输电线路多类缺陷目标检测方法[J]. 图学学报, 2023, 44(4): 667-676.
- [10] 卢志博, 徐澄宇, 杨昱, 等. 基于改进YOLOv3的输电线路部件实时检测[J]. 电测与仪表, 2023, 60(7): 138-144.