

基于无人机图像的输电线路部件检测方法研究

韩汉贤¹, 罗金满¹, 刘丽媛¹, 赵善龙¹, 夏成文², 赵爱林³

(1. 广东电网有限责任公司东莞供电局信息中心, 广东 东莞 523000;

2. 南方电网深圳数字电网研究院有限公司, 广东 深圳 518053;

3. 华北电力大学 经济与管理学院, 北京 102206)

摘要: 针对无人机电力巡检模式在图像快速检测方面存在的自动化程度和效率低等问题, 提出了一种将单级多框预测检测器 SSD 与特征金字塔网络 FPN 相结合的输电线路部件检测方法, 并对绝缘子故障进行检测。在 SSD 目标检测的基础上, 加入了 FPN 特征金字塔结构, 局部融合层间特征信息。实验验证了文中所提方法的优越性。实验结果表明, 在部件检测中, 该方法对大、中、小尺寸目标均具有良好的检测效果, 检测精度在 90% 左右, 在绝缘子故障检测中检测精度达到 87.4%。为输电线路部件检测技术的发展提供了参考。

关键词: 无人机; 输电线路; 单级多框预测检测器; 特征金字塔网络; 目标检测

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2024.05.027

中图分类号: TM726

文献标识码: B

文章编号: 1001-1390(2024)05-0198-06

Research on detection method of transmission line components based on UAV image

HAN Hanxian¹, LUO Jinman¹, LIU Liyuan¹, ZHAO Shanlong¹, XIA Chengwen², ZHAO Ailin³

(1. Information Center of Dongguan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Corporation, Dongguan 523000, Guangdong, China. 2. China Southern Power Grid Shenzhen Digital Grid Research Institute Co., Ltd., Shenzhen 518053, Guangdong, China. 3. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Aiming at the low automation and efficiency of unmanned aerial vehicle (UAV) power inspection mode in image fast detection, a transmission line component detection method combining single-stage multi-frame predictive detector (SSD) with feature pyramid network (FPN) is proposed, and the insulator fault is detected. On the basis of SSD target detection, the FPN feature pyramid structure is added to locally integrate the feature information between layers. The experimental results show the superiority of the proposed method. The experimental results show that the method has good detection effect for large, medium and small size targets in component detection, and the detection accuracy is about 90%, and the detection accuracy in insulator fault detection is 87.4%. It provides a reference for the development of transmission line component detection technology.

Keywords: unmanned aerial vehicle, transmission line, single-stage multi-frame predictive detector, feature pyramid network, target detection

0 引言

输电线路的可靠和安全是确保电力系统安全运行的前提。由于接触环境复杂, 电力线会发生电闪络、材料老化、机械张力大等情况, 一旦发现不及时, 会引起严重的线路损坏事故^[1]。如今, 无人机逐渐应用于输电线路巡检中, 弥补了传统人工巡检的一些不足^[2]。但目前无人机巡检图像部件识别

错误率较高, 导致后续故障和缺陷识别产生较大的误差。因此研究基于无人机图像的输电线路部件检测方法具有非常重要的现实意义。

目前, 国内外许多学者对输电线路部件的检测方法进行了研究, 并取得了一些优秀的研究成果。文献[3]中提出了一种改进的单级多框预测检测器模型用于输电线路部件检测。在 SSD 模型中, 对 IOU 进行了改进, 使用斥力损失函数。实验结果表明, 该模型对小目标和密集目标均具有良好的检测效果。文献[4]中提出了一种基于深度学习的绝缘

基金项目: 南方电网公司信息化重点项目(031900HK42200008)

子故障检测方法。实验结果表明,该方法对复杂背景下的绝缘子串检测效果较好,并能识别出是否有自爆缺陷。文献[5]中提出了一种基于航拍图像的目标检测方法,该方法通过在线样本挖掘、样本优化、软性非最大抑制等进行了优化。实验结果表明,该方法检测效果较好,平均精度高,单模型能够同时检测多种目标类型的特点。文献[6]中提出了一种基于深度学习的电网图像多目标缺陷检测方法,可以检测和识别电网线路各种典型组件中的故障。实验结果表明,该方法的识别率高于 96%,可以有效地检测和识别电网中多个组件的缺陷。然而,上述方法在复杂背景下对电力部件的检测精度较低,适应性有待进一步加强。

基于此,提出了一种将单级多框预测检测器(Single Shot MultiBox Detector, SSD)和特征金字塔网络(Feature Pyramid Networks, FPN)相结合的的输电线路部件检测方法,并对绝缘子故障进行检测。在保留原始 SSD 目标检测的基础上,添加了 FPN 特征金字塔结构。仿真验证了该方法的优越性。

1 目标检测评价方法

使用不同的性能指标评估算法通常会得出不同的结果,也就是说,检测方法的质量是相对的。方法的质量不仅取决于算法和数据,还取决于任务的要求^[7]。因此,有必要为检测方法选择合理的评价指标^[8]。文中主要讨论了图像处理中常见的目标检测指标。包括精确度(Precision)、召回率(Recall),目标重合程度(IOU)、平均精度(MAP)。

(1) 精确度

准确度(P):预测结果中实际上有多少个真的正样本(找到对的比率)。正预测结果只有两种可能:正确的预测数 TP 和错误的预测数 FP。如式(1)所示^[9]:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

(2) 召回率

在所有正样本中,正确预测的数量(其中有几个已经找到),针对原始正样本。有两种可能的预测结果:预测正确数 TP 和未预测数 FN。如式(2)所示^[10]:

$$P = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

(3) 目标重合度

IOU(Intersection Over Union)值预测目标检测框架与标记框架之间的一致程度,表示检测精度。计算方法是,检测盒和标记盒的交点与两者的并集之比,如式(3)所示:

$$IOU = \frac{\text{Intersection}}{\text{union}} \quad (3)$$

(4) 平均准确度

各类别检测的平均准确率,通常以 MAP 作为检测算法性能评估的最终指标。如式(4)所示:

$$MAP = \frac{2PR}{P + R} \quad (4)$$

文中先通过实验确定生成的候选帧与实际 IOU 之间的距离是否大于阈值 0.5,然后将 MAP 用作最终评价指标。

2 目标检测

目标检测总体流程如图 1 所示,由预处理、区域处理、特征提取、分类器等组成。文中把上述几个步骤统一到一个深度学习框架内,提高了运行速度。文中的主要任务是更准确地检测海量输电线路航拍图像中的输电线路部件,选择 SSD 作为输电线路航拍图像的基本模型^[11]。因 SSD 结构对小目标识别效果较差,在保留原始 SSD 目标检测的基础上,添加了 FPN 特征金字塔结构,局部融合层间特征信息。

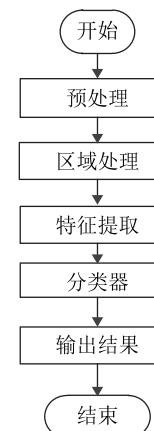


图 1 目标检测总体流程

Fig. 1 Overall process of target detection

2.1 SSD 目标检测方法

SSD 是文献[12]中提出的一种 One Stage 算法。其核心是对类别和边框偏移量进行预测(小卷积核)。SSD 算法在速度和准确性方面优于 YOLOv1,其精度和速度可与 RCNN 媲美^[13]。SSD 是一种流行且功能强大的目标检测网络。该网络结构包括基本网络、辅助卷积层和预测卷积层。SSD 的结构如图 2 所示。

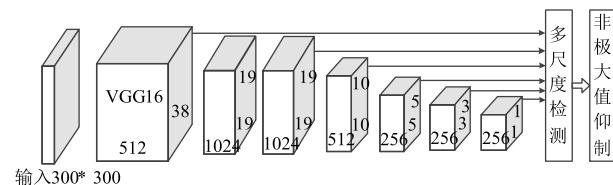


图 2 SSD 结构

Fig. 2 SSD structure

以 VGG16 卷积神经网络为基础,此后,将多个 SSD 卷积层添加到基础网络中^[14]。这些卷积层的大小逐渐减小,从而允许网络进行多尺度检测。最后,需要添加一个非极大值抑制的步骤来消除重复的候选帧。输入图像大小默认为 300×300 。

2.2 优化的 FPN-SSD 网络结构

在 SSD 中由 Conv4_2 层包含小目标信息,对小目标识别效果较差,因此通过 FPN 特征金字塔结构对其进行改进,局部融合层间特征信息。如图 3 所示 FPN 结构,仅对具有丰富语义信息的高层特征采样,选择合适的特征层进行融合^[15]。最后,将高层和低层特征进行组合以进行检测,从而提高了模型的语义和位置特征。特征融合使用转置卷积和扩展卷积。

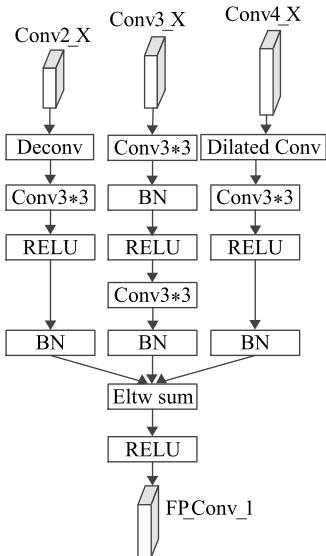


图 3 FPN 特征金字塔结构

Fig. 3 FPN feature pyramid structure

通过将 Conv2_X、Conv3_X、Conv4_X 融合而形成特征层 FP_Conv_1^[16]。通过转置卷积将 Conv4_X 特征图尺度扩大。该转置卷积的计算如式(5)所示^[17]:

$$F_{\text{output}} = (F_{\text{input}} - 1) \times s + K \quad (5)$$

式中 F_{input} 为输入尺寸; F_{output} 为输出尺寸; s 为步长,取值 2; K 为卷积核大小,取值 22。

Conv3_X 通过 3×3 卷积核更改特征图中的通道数,然后通过 Relu 激活函数,最后使用另一个 3×3 卷积核对特征图进行处理^[18]。Conv2_X 由 3×3 扩展卷积计算得出。选择扩展卷积的原因是扩展卷积节省了更多的感受野,并且丢失了更少的信息。感受野边长与扩展值的关系如式(6)所示:

$$F(d) = (2^{(2+0.5d)} - 1)^2 \quad (6)$$

式中 $F(d)$ 为感受野边长; d 为扩展值,取值 2。特征图大小与中间层相同。

将 SSD 结构的第 6 层和第 7 层转换成为卷积层,并添加了另外三个卷积层和一个平均池化层。为提高 SSD 对小目标识别的准确性,保留了原始 SSD 目标检测网络,将特征提取网络替换为 Resnet-101,并添加了 FPN 融合上下文信息。FPN-SSD 结构如图 4 所示。

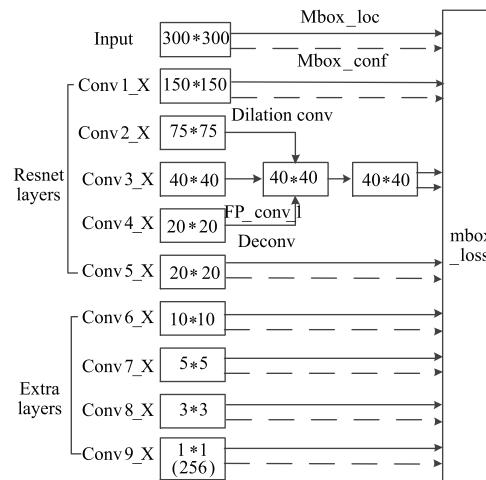


图 4 FPN-SSD 网络结构

Fig. 4 FPN-SSD network architecture

文中选择 Conv2_X、Conv3_X、Conv4_X 的组合以形成特征金字塔,目的是为了提高低层信息的利用率。考虑到电力部件中有很多大部件,高层默认框较大,对大目标检测非常有利^[19]。因此不进行后面高层的特征图融合,对多尺度目标检测具有较好的适用性。

2.3 FPN-SSD 损失函数

SSD 结构训练的损失由两部分组成:回归位置和分类。总损失函数如式(7)所示:

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (L_{\text{conf}}(x, c) + a L_{\text{loc}}(x, l, g)) \quad (7)$$

式中 N 为默认框与真实框相匹配的个数; l 和 g 分别为默认框与真实框的参数(中心位置坐标和宽高); a 为权重因子,取值 1; c 为每一类的置信度; L_{conf} 为分类损失; L_{loc} 为回归损失。

因为采用多尺度检测目标,生成的检测框较多,所以需要非极大值抑制消除多余框^[20]。

3 实验结果与分析

3.1 实验参数

此实验的服务器 GPU 型号是 GTX1080,在深度学习框架 Tensorflow 下实现^[21]。设置批处理大小为 16,学习率设置为 0.001,最大迭代次数为 10 万次。IOU 阈值为 0.5。通过三种方法对比验证文中

目标检测方法的优越性(文中方法、SSD、Faster R-CNN)

样本均是国家电网真实数据,28,000 张训练图片和 12,000 张测试图片。图片包含山脉、河流、等场景。文中根据目标大小分为小目标(小于 5%)、中目标(5%~12%)、大目标(12% 以上)^[22]。

最后,仅裁剪被分类为中、小目标的图像,以扩展样本。检测到的电力元件包括绝缘子(13000, 6000)、杆塔(7000, 2000)、冲击锤(12000, 5000)、均压环(14000, 2000) 和间隔棒(11000, 5000) 五类目标。

3.2 特征网络对检测精度影响

实验基于文中提出的 FPN-SSD 算法,特征提取网络分别替换为 VGG16、Resnet-50、Resnet-101。实验结果见表 1。

表 1 不同特征网络 MAP 对比

Tab. 1 MAP comparison of different characteristic networks

提取 网络	MAP				
	绝缘子	防震锤	均压环	间隔棒	杆塔
VGG16	87.9%	79.3%	81.2%	80.3%	87.8%
Resnet-50	91.2%	81.3%	85.6%	83.4%	89.4%
Resnet-101	91.8%	82.3%	86.2%	84.1%	89.9%

从表 1 中可以看出,特征网络选择 Resnet-101 效果最好,五个小目标的平均识别精度将达到 86.86%。由于卷积层较厚,Resnet-101 具有较好的特征提取功能。后面实验全部采用 Resnet-101 特征网络。

3.3 FPN 对检测精度的影响

为了验证 FPN 对文中方法检测效果的影响,根据图像的小、中、大比例测试了五类部件的 MAP 值。实验结果如图 5 所示。

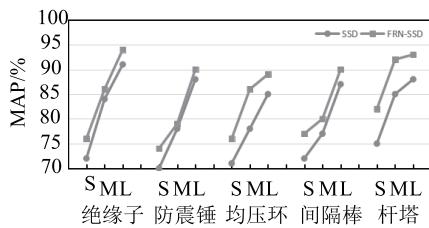


图 5 特征金字塔检测效果对比

Fig. 5 Comparison of feature pyramid detection effects

从图 5 中可以看到,FPN 结构对整体的改善较为明显。但是,每种类型的改进效果都与这种类型部件的特性有关。颜色和形状固定,如均压环,FPN 的平均精度提高了约 5%。对于绝缘体和电线杆等大型物体,FPN 的平均精度提高了约 3%。但是,防

震锤和隔离棒的检测精度并没有提高。由于这两种物体的形状不断变化,防震锤容易掉落并变形,而间隔棒在金属线之间较为复杂,精度提高较少。实验结果表明,该方法对多尺度目标检测具有较好的提升效果。

3.4 绝缘子故障检测

由于故障部件较少,选择最易发生的绝缘子串脱落故障,进行文中方法与 SSD 的实验对比分析,结果如表 2 所示。

表 2 故障检测结果对比

Tab. 2 Comparison of fault detection results

方法	MAP
SSD	85.2%
FPN-SSD	87.4%

实验结果表明,PFN-SSD 的精度比 SSD 的精度高 2.2%。这可能是由于故障图像较少,还存在诸如背景色遮挡和重叠之类的问题^[23]。在这种情况下,文中方法可以更好地获取信息。

3.5 算法对比

为了验证文中方法的检测效果,通过实验对几种算法进行对比分析(Faster R-CNN、SSD、FPN-SSD)。表 2 为样品扩展之前不同方法的 MAP 比较,表 3 为样品扩展之后不同方法的 MAP 比较。

表 2 样本扩充前不同方法 MAP 对比

Tab. 2 MAP comparison of different methods before sample expansion

扩充前 方法	MAP				
	绝缘子	防震锤	均压环	间隔棒	杆塔
Faster-R-CNN	88.1%	78.5%	81.1%	80.3%	88.1%
SSD	91.2%	81.3%	85.6%	83.4%	89.4%
FPN-SSD	92.8%	84.3%	87.2%	85.1%	90.1%

表 3 样本扩充后不同方法 MAP 对比

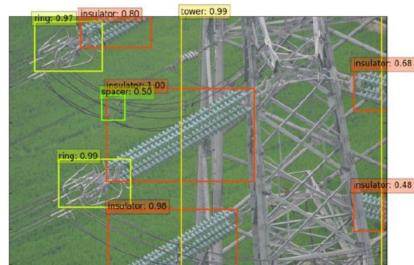
Tab. 3 MAP comparison of different methods after sample expansion

扩充前 方法	MAP				
	绝缘子	防震锤	均压环	间隔棒	杆塔
Faster-R-CNN	88.8%	79.3%	83.1%	82.3%	89.3%
SSD	91.8%	83.3%	87.1%	83.8%	90.1%
FPN-SSD	93.5%	86.9%	87.8%	86.7%	90.8%

从表 2 和表 3 中可以看到,文中采用的样本扩展方法对提高模型的精度有一定的效果。使用 FPN-SSD 结构时,样本扩展前后的精度提高了 1.24%,FPN 结构有效结合上下文信息,精度比 SSD 算法提高了 1.98%。图 6 和图 7 为 SSD 算法和 FPN-SSD 算法的检测结果比较,仅给出了部分结果。



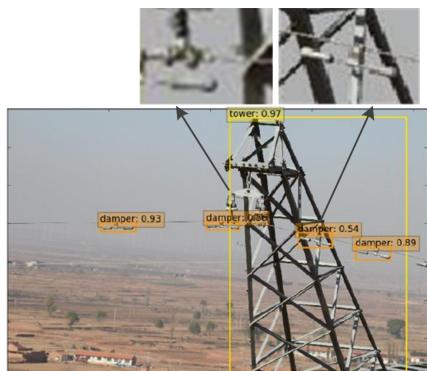
(a) SSD 算法



(b) FPN-SSD 算法

图 6 检测结果对比 1

Fig. 6 Comparison of test results 1



(a) SSD 算法



(b) FPN-SSD 算法

图 7 检测结果对比 2

Fig. 7 Comparison of test results 2

从图 6 和图 7 中可以看出,当使用原 SSD 直接检测时,存在漏检的现象。通过漏检图的局部放大可以看出,由于目标不完整、目标之间的相互遮挡、

干扰物体的遮挡以及复杂的背景,可能会导致检测结果出现大量漏检。采用文中提出的方法进行检测时,无论是在复杂背景下还是在目标密集的情况下,漏检率都降低。

4 结束语

文中提出了一种结合单级多框预测检测器 SSD 和特征金字塔网络 FPN 的输电线路部件检测方法,并对绝缘子故障进行检测。在保留原始 SSD 目标检测的基础上,添加了 FPN 特征金字塔结构。实验结果表明,在部件检测中,该方法的精度比 SSD 方法高 1.98%,比 Faster-R-CNN 方法高 4.48%,在绝缘子故障检测中,文中方法的精度比 SSD 方法高 2.2%。这表明文中方法具有更好的检测效果,对多尺度目标检测具有较好的适用性。考虑到当前的实验设备和数据规模,文中的目标检测方法仍处于起步阶段,尚未对部件故障检测进行深入研究,下一步将重点改进和完善系统的性能。

参 考 文 献

- [1] 王月月, 陈民铀, 姜振超, 等. 基于云理论的智能变电站二次设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 71-77.
WANG Yueyue, CHEN Minyou, JIANG Zhenchao, et al. A state assessment method for secondary equipment in intelligent substation based on cloud model [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 71-77.
- [2] 陈友辉, 王耀南, 肖赞, 等. 高压线路除冰机器人越障识别定位算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 266-270.
CHEN Youhui, WANG Yaonan, XIAO Zan, et al. Research on obstacle crossing recognition and positioning algorithm of high voltage line deicing robot [J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49 (24): 266-270.
- [3] 戚银城, 江爱雪, 赵振兵, 等. 基于改进 SSD 模型的输电线路巡检图像金具检测方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 7-12, 43.
QI Yincheng, JIANG Aixue, ZHAO Zhenbing, et al. Hardware detection method of transmission line inspection image based on improved SSD model [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(22): 7-12, 43.
- [4] 虢韬, 杨恒, 时磊, 等. 基于 Faster RCNN 的绝缘子自爆缺陷识别[J]. 电磁避雷器, 2019, 6(3): 183-189.
GUO Tao, YANG Heng, SHI Lei, et al. Insulator self explosion defect identification based on fast r CNN [J]. Electromagnetic Arrester, 2019, 6(3): 183-189.
- [5] 刘思言, 王博, 高昆仑, 等. 基于 R-FCN 的航拍巡检图像目标检测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 162-168.
LIU Siyan, WANG Bo, GAO Kunlun, et al. Target detection method of aerial inspection image based on R-FCN [J]. Power System Automation, 2019, 43(13): 162-168.
- [6] 顾晓东, 唐丹宏, 黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 91-97.
GU Xiaodong, TANG Danhong, HUANG Xiaohua. Defect detection and recognition of power grid inspection image based on deep learning [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 91-97.

- [7] 王志中. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 12(1): 242-244.
WANG Zhizhong. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Mechanical Design & Manufacturing, 2018, 12(1): 242-244.
- [8] 谢黎, 周华良, 于同伟, 等. 一种智能变电站新型双网冗余设备及实现[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 151-156.
XIE Li, ZHOU Hualiang, YU Tongwei, et al. A new dual network redundant equipment and its implementation for intelligent substation [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 151-156.
- [9] 赵炜, 姜冬, 刘鲲鹏. 主动配电网双层实时优化博弈研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(18): 50-56.
ZHAO Wei, JIANG Dong, LIU Yupeng. Research on double-layer real-time optimization game of active distribution network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(18): 50-56.
- [10] VUYANI MOSES, ROWAN HATHERLEY, ÖZLEM TASTAN BISHOP. Bioinformatic characterization of type-specific sequence and structural features in auxiliary activity family 9 proteins[J]. Biotechnology for Biofuels, 2016, 9(1): 88-94.
- [11] HOU Kaiyuan, SHAO Guanghui, WANG Haiming, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 2-7.
- [12] GARVISHKUMAR K. PATEL, VIPUL K. DABHI, HARSHAD KUMAR B. PRAJAPATI. Clustering using a combination of particle swarm optimization and K-means[J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3): 457-469.
- [13] JYOTI V. GAUTAM, HARSHADKUMAR B. PRAJAPATI, VIPUL K. DABHI, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in hadoop mapreduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.
- [14] C. E. F. CAETANO, A. B. LIMA, J. O. S. PAULINO, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 46(5): 159-162.
- [15] HU Jiangjiang, MAXIMILIAN FICHTNER, MARCELLO BARICCO. Preparation of Li-Mg-N-H hydrogen storage materials for an auxiliary power unit[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(27): 17144-17148.
- [16] JIA Zhiwei, WANG Lijun, ZHANG Jinchuan, et al. High efficiency, low power-consumption dfb quantum cascade lasers without lateral regrowth[J]. Nanoscale Research Letters, 2017, 12(1): 88-95.
- [17] 杨罡, 孙昌雯, 张娜, 等. 基于多尺度特征融合的输电线路关键部件检测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(3): 54-59.
YANG Gang, SUN Changwen, ZHANG Na, et al. Detection of key components of transmission lines based on multi-scale feature fusion [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 54-59.
- [18] 谭金, 宇文旋, 钱金菊. 基于多旋翼无人机单目序列影像的导线安全距离检测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(5): 107-112, 124.
TAN Jin, YU Wenxuan, QIAN Jinju. Wire safety distance detection based on monocular sequence images of multi-rotor drones[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(5): 107-112, 124.
- [19] 陈驰, 彭向阳, 宋爽, 等. 大型无人机电力巡检 LiDAR 点云安全距离诊断方法[J]. 电网技术, 2017, 41(8): 2723-2730.
- [20] 王庭松, 苗双喜. 基于三维地理信息技术的电力巡线应用研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2016, 39(9): 137-142.
WANG Tingsong, MIAO Shuangxi. Application research of electric power line patrol based on 3D geographic information technology [J]. Mapping and Spatial Geographic Information, 2016, 39(9): 137-142.
- [21] 钱正浩, 胡长华. VR 技术和 GIS 技术相结合的电力通道可视化管理[J]. 自动化技术与应用, 2019, 38(4): 173-176.
QIAN Zhenghao, HU Changhua. Visual management of power channel based on VR technology and GIS technology[J]. Automation Technology and Application, 2019, 38(4): 173-176.
- [22] 宫贺, 熊鸿健, 余晶晶, 等. 基于 GIS 和 GPS 的电力光缆故障定位与诊断系统[J]. 电子设计工程, 2019, 27(14): 72-76.
GONG He, XIONG Hongzhu, YU Jingjing, et al. Fault location and diagnosis system of power cable based on GIS and GPS[J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(14): 72-76.
- [23] 马一杰, 陈君, 刘松. 基于长短时记忆网络的电力负荷异常检测[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2020, 42(S2): 55-59.
MA Yijie, CHEN Jun, LIU Song. Power load anomaly detection based on long and short time memory network[J]. Journal of Yunnan University (Natural Science Edition), 2020, 42(S2): 55-59.

作者简介:



韩汉贤(1974—),男,通信作者,硕士,高级工程师,从事综合能源管理及信息技术等研究。

Email: hanxian1974@163.com

罗金满(1985—),男,硕士,高级工程师,从事综合能源管理及信息技术等研究。

刘丽媛(1993—),女,硕士,工程师,从事综合能源管理及电力系统研究。

赵善龙(1988—),男,本科,工程师,从事大数据应用研究。

夏成文(1980—),男,硕士,工程师,从事电网运行管理及信息技术等研究。

赵爱林(1995—),女,硕士研究生,从事综合能源系统优化等研究。

收稿日期:2021-07-19; 修回日期:2021-11-01

(田春雨 编发)