

基于图像识别技术的输电线路智能监控系统应用^①



徐振磊, 曾懿辉, 郭 圣, 邵校嘉, 麦俊佳, 胡壮丽

(广东电网有限责任公司 佛山供电局, 佛山 528000)

摘 要: 针对持续多发的输电线路外力破坏事件, 人工巡视以及传统监控设备并不能及时有效发现事故隐患, 因此提出基于图像识别技术的输电线路智能监控系统. 该系统应用卷积神经网络的深度学习算法训练模型, 可以智能识别出输电线路现场的安全隐患. 建立起前端采集图像, 数据无线传输, 后台识别分析, 隐患定向推送的智能监控新模式. 在佛山地区应用实践中, 该系统实现了对输电线路现场的 24 小时实时监控预警, 提高了对外力破坏隐患的监管能力, 有效预防了大型施工机械所致的线路跳闸事故.

关键词: 输电线路; 图像识别; 卷积神经网络; 智能监控

引用格式: 徐振磊, 曾懿辉, 郭圣, 邵校嘉, 麦俊佳, 胡壮丽. 基于图像识别技术的输电线路智能监控系统应用. 计算机系统应用, 2020, 29(1): 67-72. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7209.html>

Application of Intelligent Monitoring System for Transmission Lines Based on Image Recognition Technology

XU Zhen-Lei, ZENG Yi-Hui, GUO Sheng, SHAO Xiao-Jia, MAI Jun-Jia, HU Zhuang-Li

(Foshan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co. Ltd., Foshan 528000, China)

Abstract: In view of the frequent external force damage incidents of transmission lines, manual inspection and traditional monitoring equipment cannot find the hidden dangers in time and effectively. Therefore, an intelligent monitoring system for transmission lines based on image recognition technology is proposed. The system uses convolution neural network depth learning algorithm to train the model, which can intelligently identify the potential safety hazards of transmission lines. A new intelligent monitoring mode is established, which includes front-end image acquisition, wireless data transmission, background recognition and analysis, and hidden danger directional push. In Foshan area, the system realizes 24-hour real-time monitoring and early warning of transmission lines, improves the monitoring ability of hidden dangers caused by external forces, and effectively prevents line tripping accidents caused by large-scale construction machinery.

Key words: transmission line; image recognition; convolution neural network; intelligent monitoring

随着社会经济的快速发展, 各行各业对电力供应的质量和可靠性提出了更高的要求. 由于输电线路绵延几十甚至上百公里, 所处的环境具有不确定性, 受所处地理环境和外部因素影响很大, 输电线路运行是否安全已成为电网可靠性的重要指标. 室外环境中的杆塔及导线极易受外力破坏影响, 造成线路跳闸、人身

伤亡等事故. 特别是近年来, 各地建筑物的建设和改造频繁, 由此产生的线路事故逐年增加, 传统的巡视方法无法满足现有的安全需求.

传统的输电线路巡视主要依靠运维人员周期性巡视, 虽能发现设备隐患, 在巡视周期真空期也不能及时掌握线路走廊的现场变化, 极易在下一个巡视未到之

① 收稿时间: 2019-05-22; 修改时间: 2019-06-21; 采用时间: 2019-07-01; csa 在线出版时间: 2019-12-27

前由于缺乏监管发生线路事故. 因此, 可以对输电线路进行实时监控的智能监控系统应用而生. 经研究, 现有的监控系统设备存在在线率低, 持续监控性能差, 大量监控图像需耗费人工进行判别的缺点^[1-3]. 这些问题造成监控系统运行成本高、消耗后台人力资源, 制约了输电线路在线监控系统的应用和大规模发展^[4].

本文通过卷积神经网络算法进行模型训练, 基于大量现场运维数据, 得到一种可靠的输电线路外部隐患识别模型. 将该模型应用在输电线路在线监控系统中, 实现了智能化识别隐患的功能. 该系统可以对于输电线路中存在可能危害线路运行的吊车、挖掘机等多种类别的大型施工机械进行识别, 发现隐患后自主上报. 经实际工作验证, 该系统高效可靠, 提高了输电线路安全经济运行的管理水平, 并为输电线路的智能化运维模式提供必要的参考.

1 输电线路智能监控系统结构

1.1 系统功能介绍

输电线路智能监控设备一般安装在输电线路杆塔塔身上, 在一定高度上对输电线路周围环境进行监控, 通过通信链路将采集的视频及图像信息上传至系统服务器. 系统服务器通过调用图像识别程序, 对回传的数据进行实时判定分析. 当识别发现输电线路走廊内存在会对输电线路产生危害的大型施工机械时, 就会触发报警程序, 系统将会对该隐患进行标注, 并将相关信息自动报送给相应的运维工作人员. 若输电线路走廊内不存在隐患, 图像识别程序将判定线路环境正常, 不会触发报警程序. 系统会将监控设备采集的视频流及图像数据进行存档, 并以一定的时间间隔截取图片, 推送至企业微信公众号, 工作人员可以通过系统后台直接访问, 或者通过微信客户端进行查看, 以便根据实际需要实时动态掌握施工现场信息. 系统逻辑流程图如图1所示.

1.2 智能监控系统组成

智能监控系统分3个部分组成: 塔上监控设备、通信系统、后台存储与数据处理平台.

塔上监控设备实现对输电线路杆塔现场图像以及相关环境参数的采集. 包括监控摄像头、供电模块、控制芯片(视频采集卡以及其他传感器控制芯片)、通信天线, 如图2所示.

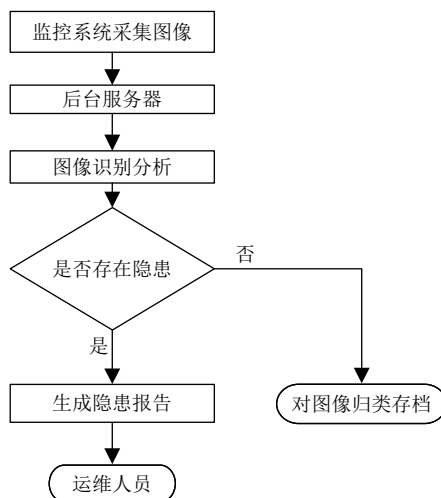


图1 智能监控系统逻辑流程图

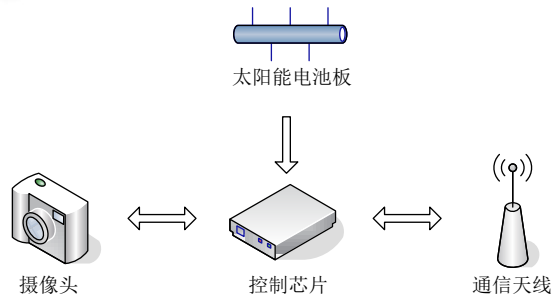


图2 塔上监控设备结构示意图

通信系统实现前端监控设备与后台系统服务器的双向通信, 包括视频(图像)回传及控制指令传输等功能. 通信系统由工业路由器和4G无线网卡配置组成, 在本系统中采用4G无线传输, 监控摄像机将视频编码处理后的图像进行压缩、封装后再通过4G无线传输模块传送至后台终端服务器. 这种方式保证了数据传输质量和速度.

后台存储与数据处理平台实现对现场采集数据的实时分析, 并依照设置好的规则对数据进行存档或推送功能. 作为整个智能监控系统的核心部分, 数据处理单元调用图像识别模型对收集的数据进行实时分析, 对分析的数据进行统一归档存储. 同时, 将发现的问题分层、分组推送至相关的运维人员, 时效性、针对性更强.

1.3 系统功能的实现

智能监控系统的前端监控设备安装在线路周边有大型机械施工的杆塔上, 对整个施工现场的情况进行视频采集存储、图像等数据传输. 监控系统后台服务器对接收到的图像信息进行实时识别和分析处理, 通

通过对图像特征值的提取、分析,实现对大型机械的判别和预警.一旦系统识别出大型机械闯入线路保护区,就会触发预警程序,自动将相关信息报送运维人员.若未发现大型机械入侵时,后台程序将按照预先设定的间隔对监控视频进行抽帧,并将每帧图像上传至服务器,服务器依据设定好的存储逻辑将图片归类并自动存档,同时提供一个外部访问端口,以便运维人员可以根据需要对数据进行查看,全方位掌握施工现场信息.监控系统结构如图3所示.

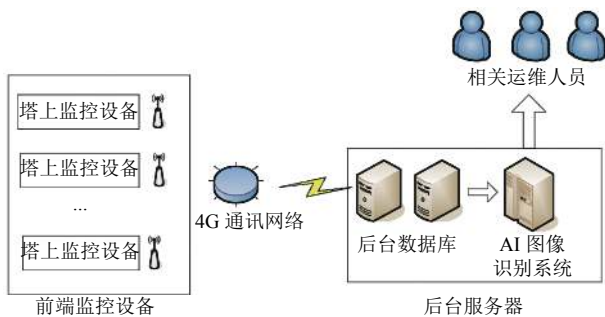


图3 智能监控系统结构图

- (1) 安装在输电线路杆塔上的前端监控设备采集图像信息;
- (2) 图像数据通过 4G 信号上传到后台服务器;
- (3) 后台服务器调用图像识别模型,并返回相关参数,服务端做分析记录;
- (4) 在识别发现输电线路存在安全隐患时,自动向相关运维人员上报.

2 智能监控系统关键技术

2.1 图像识别核心算法分析

利用计算机对图像信息进行分析、处理以及理解的技术称为图像识别技术,是当今计算机视觉领域一个重要的研究方向,对以图像为主要研究对象的智能化数据分析有着十分重要的作用和影响^[5,6].

图像的特征提取和分类一直作为图像识别领域的基础而重要的研究方向.在处理二维的图像数据上,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)提供了一种端到端的学习模型,能够自动地学习低层和高层特征并在各类的数据集上得到了很好的结果^[7,8].模型参数通过梯度下降方法进行训练,通过对图像特征的提取和分类,完成对图像的识别.作为深度神经网络中应用最多的网络模型,卷积神经网络的特点在于通

过共享权值的卷积核得到每一层的特征值,由于这种特殊结构,他更适合于解决图像特征的学习和表达^[9].

卷积神经网络是一种多层的人工神经网络,用以处理输入的二维数据.一般由输入层、激励函数、连接层、卷积层、聚合层等层结构组成.如图4所示,一个简单的神经网络模型的结构分为多层.每层中又有多个独立的神经元构成,同一层的神经元之间没有连接,相邻的两层中的神经元互相连接^[10].其中, C_1, C_2 表示两个卷积层, S_1, S_2 表示两个子采样层.

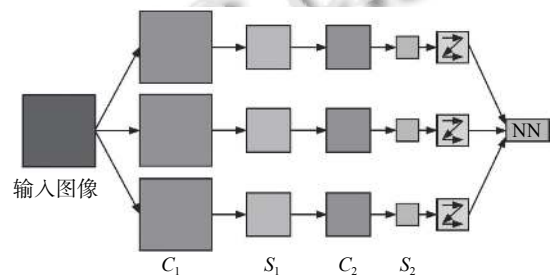


图4 CNN 网络结构模型示意图

在卷积神经网络模型中,输入的原始图像称为 X .用 C_i 表示卷积神经网络第 i 层的特征图($C_0 = X$).假设 C_i 是卷积层, C_i 的产生过程可以描述为:

$$C_i = f(C_{i-1} \otimes W_i + b_i) \quad (1)$$

其中,运算符号“ \otimes ”代表第 $i-1$ 层图像或者特征图与卷积核进行卷积操作, W_i 表示第 i 层卷积核的权值向量;卷积的输出与第 i 层的偏移向量 b_i 相加,之后通过非线性的激励函数 $f(x)$ 得到第 i 层的特征图 C_i .

在卷积层之后一般进行子采样操作,该过程依据一定的采样规则对特征图进行采样.假设 S_i 是子采样层:

$$S_i = \text{subsampling}(C_i) \quad (2)$$

子采样层的主要功能有两点:1)对特征图进行降维;2)在一定程度上保证特征的尺度不变特性.

在卷积层和子采样层的交替传递后,卷积神经网络的连接层对提取的特征进行分类,得到基于输入的概率分布 Y (l_i 表示第 i 个标签类别).如式(3)所示,卷积神经网络的实质是对原始图像(C_0)进行多个层次的数据变换和降维,从而得到一个新的特征表达(Y)的过程.

$$Y(i) = P(L = l_i | C_0 : (W, b)) \quad (3)$$

在模型训练中,需要得到参数 W 和 b 关于损失函数的梯度.前一层的残差与后一层的残差通过链式法则求得,也就是利用已有的梯度计算下一层的梯度,这

个过程正是误差反向传播的核心. 计算得到的梯度如式 (4), 式 (5) 所示:

$$W_i = W_i - \eta \frac{\partial E(W, b)}{\partial W_i} \quad (4)$$

$$b_i = b_i - \eta \frac{\partial E(W, b)}{\partial b_i} \quad (5)$$

其中, 学习速率参数 η 用于控制残差反向传播的强度.

这样, 对于一个原始的图像, 就可以通过卷积神经网络提取出相应的特征值并进行分类识别, 从而完成对图像信息的读取. 这个过程, 正是图像识别工作的核心步骤.

2.2 输电线路外部隐患的物体检测技术

为满足输电线路智能监控的需求, 单纯的提取图像特征, 然后基于卷积神经网络模型进行图像识别并不能满足实际需求. 相比图像分类, 物体检测是图像识别领域中一个更复杂的问题, 因为一张图片中可以包含多种物体的信息, 将各个物体准确提取并分类就需要首先识别物体所在位置^[11-13]. 结合输电线路中的应用场景, 物体检测要分析出监控画面中存在的物体种类以及具体的坐标位置. 基于 CNN 技术的物体检测模型一般将问题分解为如何提取候选区域和对候选区域进行分类的两个子问题.

提取候选区域是物体检测模型训练的必备步骤, 相较于 GPU 上更快的运算速度, 由于该算法是在 CPU 上实现的, 所以计算候选区域成为了整个模型运算时间的瓶颈. 在各种候选区域的计算方法中, 应用滑动窗口技术的 Faster R-CNN 网络是较为优秀的模型.

Faster R-CNN 网络在传统模型的基础上, 在最后一层输出特征值上设置一个滑动窗, 将滑动窗和候选区域网络全连接. 模型以滑动窗中心为原点, 给定若干个不同尺度和长宽比的锚点, 根据每个锚点生成相应的候选区域, 随着滑动窗口滑过图像中的每个位置, 完成对整个图像的扫描^[14-16]. 如图 5 所示, 候选区域是全卷积网络, 滑动窗口的输入特征映射到一个低纬度向量, 并将该向量输入到两个并列的全连接层, 其中分类层包含该向量是物体还是背景的概率分布信息, 回归层包含候选区域坐标信息.

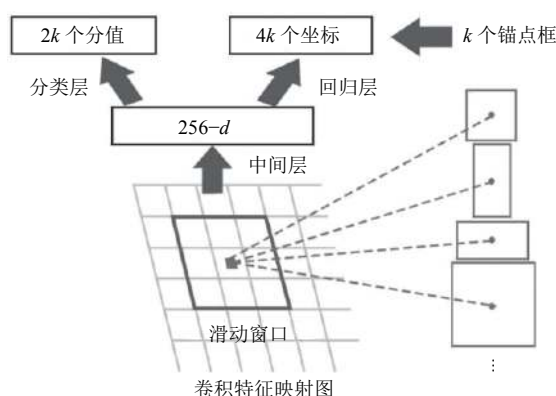


图 5 滑动窗口提取候选区域

通过上述方法可以完成候选区域的提取, 然后将每个待分类的候选区域输入到卷积神经网络中提取特征, 接着将这些特征通过 CNN 算法中进行分类^[17,18]. 整个过程如图 6 所示, 通过提取候选区域以及对候选区域进行分类两步操作, 从而实现对图像中的物体检测.

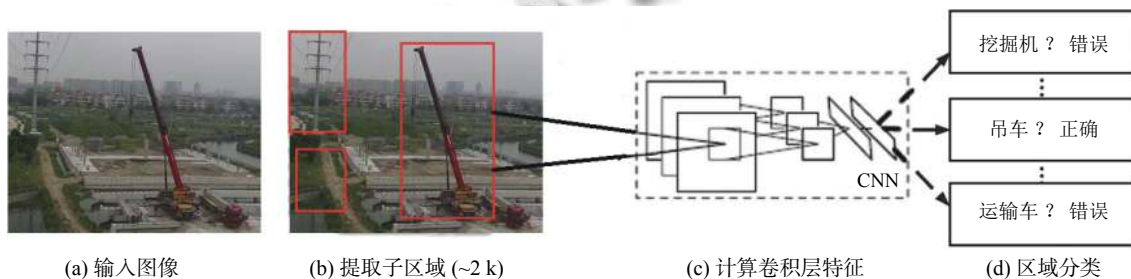


图 6 输电线路外部隐患物体检测流程

3 输电线路智能监控应用实例

基于图像识别技术的输电线路智能监控系统是一套可以智能识别输电线路外部隐患的监控系统, 实现对输电线路周围环境的实时监控, 发现隐患时自动识别上报. 该系统的应用可以改变人员前往现场进行巡

视的传统运维模式, 用机器代替人, 有效提高输电线路运维效率. 下面就佛山地区应用该系统的效果进行说明.

3.1 图像识别模型的训练

基于卷积神经网络的深度学习算法, 在系统应用

前需要训练好相应的图像识别模型. 经统计佛山地区近十年的输电线路外力破坏事件, 事故原因基本为吊车、挖掘机、桩机和大型运输车辆的碰撞引发. 故在此次的训练中, 提取了以往监控照片中存在外部隐患的典型照片约 3000 张, 包含杆塔、吊车、挖掘机、桩机和大型运输车辆五个类别. 经过图像分类、图像标注, 制作出标准格式的数据集, 输入识别模型进行训练. 训练结束后检验结果, 测试该模型识别能力 mAP 是否达标. 若不达标, 调整数据集再次训练模型. 经过多次迭代, 最终生成合格模型. 表 1 是本次实例中进行训练的图像识别模型各项指标. 其中, 精确率为正确预测的物体数与预测物体总数之比, 表示模型对图像中单个物体的判别准确度; 召回率为正确预测的物体数与真实物体数之比, 表示模型对图像中物体数量的敏感度. mAP 结合准确率和召回率, 是表示图像识别模型的总体指标.

表 1 图像识别模型的各项指标

| 指标 | 杆塔 | 吊车 | 挖掘机 | 桩机 | 运输车 | 综合 |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| 样本训练数量 | 725 | 918 | 675 | 402 | 405 | 3125 |
| 精确率 (%) | 91 | 97 | 96 | 86 | 85 | 92 |
| 召回率 (%) | 86 | 96 | 92 | 76 | 81 | 87 |
| mAP (%) | 89 | 96 | 91 | 83 | 82 | 91 |

3.2 塔上设备的布点安装方式

该智能监控系统主要针对大型机械入侵预警, 因此布点主要是选择有外力破坏隐患、重要交叉跨越、保供电的重要线路区段的杆塔上^[19,20]. 针对不同的杆塔类型(角钢塔、钢管塔、钢管角钢组合塔)设计配套支架和夹具. 安装工作 3 人一组, 地面 1 人, 塔上 2 人即可完成全部设备安装. 塔下组装设备, 塔上微调固定, 地面调通测试, 接入后台智能监控系统. 整个设备安全接入可在 1 h 内完成.

3.3 应用效果

以佛山电网为例, 已安装部署塔上监控设备 300 余套, 对存在较大外力破坏隐患的区域进行监控. 这些设备会对现场环境进行实时监控, 通过通信链路将采集的视频及图像信息上传至系统服务器. 系统服务器通过调用图像识别程序, 对回传的数据进行实时判定分析, 识别准确度达到 90% 以上. 当识别发现输电线路走廊内存在会对输电线路产生危害的大型施工机械时, 就会触发报警程序, 系统将会对该隐患进行标注, 并将相关信息自动报送给相应的运维工作人员. 通过安装摄像头遮雨板和使用专用夹具固定等措施, 该智能监控系统持续稳定运行, 经受住了暴雨、台风等恶劣天气的考验. 识别效果如图 7.

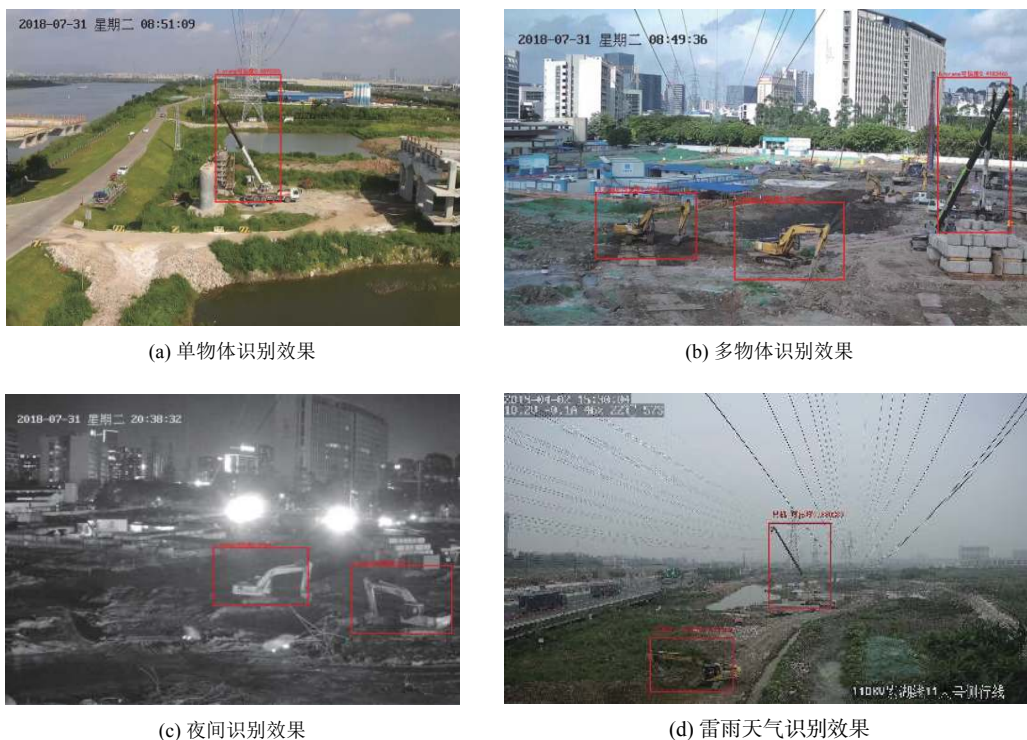


图 7 识别效果图

相较于传统的人员前往现场进行巡视的方式,输电线路智能监控系统实现了智能巡检的目标,在不借助人员的情况下,自动监控现场,自主推送隐患,解放了大量人力。由于系统可对现场持续监控,后台通过调用图像识别程序对现场状态进行实时分析,将传统的一日一巡或三日一巡的人工方式提升至实时监控,在减少人员工作量的同时,显著提高了对现场的监管水平。

4 结语

物体检测是输电线路智能监控系统的关键技术。首先对输入图像进行分割,完成候选区域的提取,然后将每个待分类的候选区域输入到卷积神经网络中提取特征,接着依据特征进行分类,最终得到物体种类以及具体的坐标位置。应用该技术的图像识别模型可以智能识别出输电线路现场环境中的安全隐患。

输电线路智能监控系统建立起前端采集图像,数据无线传输,后台识别分析,隐患定向推送的智能监控新模式。可以对输电线路现场进行24小时持续监控,通过后台调用图像识别程序对现场情况进行实时分析,自动推送隐患预警。大幅度提高了监管预防大型机械外力破坏的效率和质量,提高了输电线路运行安全。

参考文献

- 赵建青,姚瑶,邱玩辉,等.基于输电线路在线巡视系统的智能预警系统研究.电力系统保护与控制,2013,41(23): 49-54. [doi: 10.7667/j.issn.1674-3415.2013.23.008]
- 刘高,曾懿辉.嵌入式视频和图像识别技术在架空输电线路智能监控中的应用研究.计算机系统应用,2013,22(11): 58-61. [doi: 10.3969/j.issn.1003-3254.2013.11.011]
- 姚瑶.基于输电线路在线巡视系统的智能预警技术研究[硕士学位论文].武汉:华中科技大学,2014.
- 何川.高压输电线路视频监控技术研究[硕士学位论文].北京:北京交通大学,2012.
- 曹阳,黄俊,王雅文.超高压输电线路视频监控设计.数字通信,2013,40(5): 88-90. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3824.2013.05.021]
- 郭圣,曾懿辉,张纪宾,等.输电线路防外力破坏智能监控系统的应用.广东电力,2018,31(4): 139-143.
- 张焯,黄新波,李菊清,等.视频图像处理在输电线路安防系统的应用.广东电力,2016,29(5): 102-107. [doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2016.05.019]
- 卢宏涛,张秦川.深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述.数据采集与处理,2016,31(1): 1-17.
- 李彦冬,郝宗波,雷航.卷积神经网络研究综述.计算机应用,2016,36(9): 2508-2515. [doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2016.09.2508]
- 刘燕芝,陈立福,崔先亮,等.基于空间特征重标定网络的遥感图像场景分类.计算机工程,2019. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0053726>. [2019-10-28].
- 徐舒玮,邱才明,张东霞,等.基于深度学习的输电线路故障类型辨识.中国电机工程学报,2019,39(1): 65-74.
- 冯子勇.基于深度学习的图像特征学习和分类方法的研究及应用[博士学位论文].广州:华南理工大学,2016.
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature, 2015, 521(7553): 436-444. [doi: 10.1038/nature14539]
- Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, NV, USA. 2012. 1097-1105.
- Ren SQ, He KM, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149. [doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031]
- Qiu RC, Antonik P. Smart grid using big data analytics: A random matrix theory approach. New Jersey: John Wiley & Sons, 2017.
- 黄新波,邢晓强,李菊清,等.输电线路视频监控智能分析专家系统关键技术设计.中国电力,2018,51(1): 90-96.
- Uijlings JRR, van de Sande KEA, Gevers T, et al. Selective search for object recognition. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154-171. [doi: 10.1007/s11263-013-0620-5]
- 刘玮,黄曙,马凯,等.视频监控技术在电力系统中的应用.广东电力,2014,27(4): 57-60. [doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2014.04.012]
- 陈良琴,唐海城,肖新华.基于深度学习的输电线路风险预警识别研究.电力大数据,2018,21(12): 1-5.