

# 电力视觉边缘智能: 边缘计算驱动下的 电力深度视觉加速技术

马富齐, 王波, 董旭柱, 王红霞, 罗鹏, 周胤宇

(武汉大学 电气与自动化学院, 湖北省 武汉市 430072)

## Power Vision Edge Intelligence: Power Depth Vision Acceleration Technology Driven by Edge Computing

MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, WANG Hongxia, LUO Peng, ZHOU Yinyu

(School of Electrical and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei Province, China)

**ABSTRACT:** Under the background of power Internet of Things and transparent power grid, the massive visual image perceived by intelligent terminals of power system poses a major challenge to the traditional cloud computing processing mode. Edge computing, as an important supplement to the cloud computing, has received extensive attention from the power system. This paper first combs the evolution of edge computing, and expounds the basic concept of power vision edge intelligence. Then it builds an edge intelligence structure framework based on the cloud-edge-end collaborative power vision, the focus of which is the key technology of edge intelligence driven by edge intelligence computing. Finally, several typical application scenarios of power vision edge intelligence are listed.

**KEY WORDS:** edge intelligence; power depth vision; edge computing; intelligence inspection; deep learning

**摘要:** 电力物联网和透明电网的背景下, 电力系统智能终端感知的海量视觉影像对传统的云计算处理模式提出了重大挑战, 边缘计算作为云计算的重要补充已经得到了电力系统的广泛关注。为此, 首先梳理了边缘计算的演变历程, 阐述了电力视觉边缘智能的基本概念, 然后构建了云-边-端协同的电力视觉边缘智能结构框架, 重点讨论了边缘计算驱动下边缘智能的关键技术, 最后列举了电力视觉边缘智能的几种典型应用场景。

**关键词:** 边缘智能; 电力深度视觉; 边缘计算; 智能巡视; 深度学习

**DOI:** 10.13335/j.1000-3673.pst.2019.2382

## 0 引言

随着工业物联网(industrial internet of things,

IIoT)领域的兴起和发展, 传感器、摄像头等信息感知设备有了巨大的提升, 为万物互联的实现奠定了基础<sup>[1-3]</sup>。2019年, 国家电网和南方电网先后提出了构建电力物联网和透明电网的战略规划, 并提出构建输变电设备物联网的建设方案<sup>[4]</sup>, 将其定位为能源互联网的重要组成部分, 旨在利用人工智能等现代化信息技术, 实现电力系统生产环节的协同互联, 电力设备状态的全面感知和电力信息的高效处理<sup>[5-6]</sup>。电力物联网和透明电网主要分为感知层、网络层、平台层和应用层, 其中感知层包含有无人机、机器人、遥感卫星、摄像头和红外传感器等多种感知设备<sup>[7]</sup>, 从而得到大量需求不同、格式不同和用途不同的电力影像。如何对这些海量的电力视觉影像进行智能分析和高效应用成为电力物联网和透明电网建设的关键问题<sup>[8-9]</sup>。

目前, 对于电力视觉影像的分析和应用主要采用集中式云计算的模式<sup>[10]</sup>。集中式云计算的模式是通过网络通信将所有的视觉数据都上传到云计算中心, 利用云计算中心强大的计算能力进行视觉数据存储和分析, 通过目标检测、语义分割和目标跟踪等电力深度视觉技术对视觉影像进行识别和状态感知<sup>[11]</sup>, 现已在输电线路缺陷检测<sup>[12-13]</sup>、变电站设备识别<sup>[14-15]</sup>和作业人员安全穿戴检测<sup>[16-17]</sup>等多个电力场景下得到了实践和应用。结果表明, 基于集中云计算模式的电力深度视觉方法的检测精度更高, 处理速度更快, 并表现出强大的泛化能力, 已经在国网和南网得到了一定的应用。

然而, 基于集中云计算模式的电力深度视觉方法需要占有大量的计算资源, 无法满足电力物联网对全面感知和高效协同的要求。电力物联网和透

基金项目: 国家自然科学基金项目(51777142)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (NSFC) (51777142).

明电网的背景下,电力系统感知设备数量迅速增长,使得大量的数据都在感知终端产生。以广州市为例<sup>[18]</sup>,截止到2019年变电站数量达353座,一座变电站至少设置50个摄像头用于人员安全防护和设备状态感知。若变电站统一采用超清1080p(其中p是progressive scan的缩写,指逐行扫描)摄像头,假设摄像头视频流按25帧每秒计,每帧的大小为1920×1080,则一个变电站每小时将会产生434.5GB的视觉影像,整个广州市的变电站一个小时将会产生149.8TB的视觉影像数据。在这种情况下,数据中心云计算的处理方法将无法高效地处理电力系统边缘终端产生的数据,表现出实时性不够、数据中心的能耗较大、安全认证机制复杂等问题<sup>[19]</sup>。此外,随着电网关于电力芯片技术的重要战略部署,电力智能芯片已成为构建电力物联网和透明电网的核心器件。如何打破感知终端计算资源的限制,研究面向电力芯片化的智能分析方法,从而将电力视觉深度学习模型部署到算力有限的感知终端已经得到了大量关注<sup>[20-21]</sup>。

为此,考虑通过边缘计算赋能电力深度视觉的思想,提出了电力视觉边缘智能的概念。电力视觉边缘智能通过边缘计算模式将感知终端的电力影像数据在更靠近数据产生终端完成处理,避免了云计算数据上传的带宽和时延,降低了电力深度视觉模型的推理时延和能耗,具有更快地响应和处理速度,且能够极大地减轻数据中台的存储压力<sup>[22-24]</sup>。因此,本文以电力视觉边缘智能为出发点,重点阐述了电力视觉边缘智能的基本概念、结构框架、关键技术,最后列举了几种典型应用场景。

## 1 基本概念

### 1.1 广义的边缘计算和边缘智能

边缘计算是一个新型的计算模式,随着技术的发展,边缘计算的概念也在发生着变化。最初的边缘计算主要用于网络和通信领域,1998年,阿卡迈公司(Akamai)提出的用于降低网络拥堵的内容分布网络(content distribution network, CDN)是最早的边缘计算概念<sup>[25]</sup>。随着万物互联的提出,边缘端产生了海量的数据,为了解决边缘数据的传输和计算问题,边缘计算得到了迅速的发展,衍生出移动边缘计算<sup>[26]</sup>(mobile edge computing, MEC)、雾计算和海计算等。

移动边缘计算是指在无线接入网络(radio access network, RAN)内且紧邻移动用户的移动网络边缘提供IT服务环境和云计算功能,从而降低

网络延迟、提高服务质量,是一种新型的通信服务网络,现已成为一种标准化的技术<sup>[27]</sup>。2015年,欧洲的电信标准化协会(European Telecommunications Standards Institute, ETSI)颁布了移动边缘计算的白皮书,旨在完善边缘计算相关标准的制定<sup>[28]</sup>。

雾计算是2012年美国思科公司所提出的,雾计算也是将边缘终端产生的数据上传到数据中心进行分析和存储;但与云计算相比,雾计算的数据中心是由多个分散的数据中心构成,并且数据中心更靠近边缘终端。雾计算相当于云计算的边缘延伸,更加靠近用户终端,因而计算效率更高,延迟更小<sup>[29-30]</sup>。雾计算的示意图如图1所示。

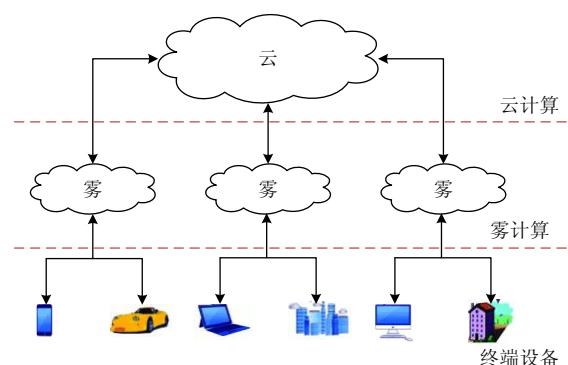


图1 雾计算的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of fog calculation

海计算也是一种边缘计算模式,本质上是将智能化计算推向设备终端,实现在边缘终端设备上完成数据存储和计算。使得边缘终端具有存储、计算和通信能力,能在局部场景空间内前端之间协同感知和判断决策,对感知事件及时做出响应,具有高度的动态自治性<sup>[31]</sup>。此外,海计算与云计算的协同技术也是研究的重点。2012年,中国科学院启动了战略先导性研究专项(next generation information and communication technology initiative, NICT),旨在进行海云计算相关课题的研究。

边缘计算作为当前的研究热点已受到国内外学者的广泛关注,也涌现出许多关于边缘计算的名词和概念,但仍没有权威机构给出边缘计算的标准定义。从事边缘计算研究的美国韦恩州立大学施巍松教授团队于2016年给出的边缘计算定义得到了较为广泛的认可<sup>[32]</sup>:边缘计算是一种在网络边缘侧进行分析和计算的新模式,边缘计算的对象包括云计算中心下行的数据和网络边缘终端上行的数据,边缘计算的计算资源可以是数据源到云计算中心之间的任意计算资源。

边缘计算和人工智能彼此赋能,将催生“边缘智能”的崭新范式。边缘智能是边缘计算和人工智

能技术相结合,是在边缘设备运行智能识别方法的新型处理模式,旨在本地及时地处理边缘终端产生的数据,其中边缘终端主要包括终端设备和边缘服务器。通过将智能算法从云计算中心迁移到边缘设备上,便于为用户提供更快、更好的智能服务<sup>[33]</sup>。

## 1.2 电力视觉边缘智能

电力深度视觉是以深度学习为基础,对利用无人机、直升机、卫星、机器人和监控等智能感知设备感知到的电力视觉影像进行目标检测和语义分割等计算机视觉技术的处理和识别,从而感知出电力视觉影像中所包含的信息<sup>[34]</sup>。

电力视觉边缘智能是电力深度视觉和边缘智能彼此赋能催生出的崭新范式,主要通过边缘智能对感知的电力视觉影像进行处理,在更靠近感知终端完成视觉影像的分析和计算,是一种新型的电力系统视觉影像计算模式。具体而言是通过在无人机、机器人和摄像头等智能感知终端上搭载边缘计算装置,或者利用附近的边缘服务器计算资源,对智能终端感知的视觉影像数据进行实时地分析和处理,从而快速检测出巡检视觉影像中存在的设备故障和缺陷,对识别出缺陷的电力设备及时报警,并将识别的结果和部分视觉影像上传至云计算中心。

## 2 电力视觉边缘智能的结构框架

电力视觉边缘智能主要通过边缘计算装置进行分析和计算,边缘计算装置可以搭载在机器人、无人机等感知终端设备,也可以部署在边缘服务器中,利用模型压缩、模型剪枝和模型分割等加速方法,构建适用于边缘设备的轻量化深度学习模型,从而对终端感知到的电力设备影像进行实时的视觉影像处理,实现设备的智能识别,并将识别结果传输到智能云平台。根据边缘计算模块搭载的位置不同,电力视觉边缘智能可分为终端级、边缘级和云-边-端协同级。

终端级电力视觉边缘智能通过在感知终端搭载人工智能(artificial intelligence, AI)芯片或小型的边缘计算装置的方式进行视觉影像分析,具体的结构如图2所示。在终端级的电力视觉边缘智能中,可通过AI芯片或小型边缘计算装置对感知终端的视觉影像进行处理,完成巡检任务的自动分配,将因计算资源有限而无法进行分析的视觉影像上传至边缘服务器,然后通过轻量化的卷积神经网络进行巡检影像的缺陷检测,对检测出的故障缺陷进行及时的告警,并将缺陷视觉影像进行边缘端的弹性存储。

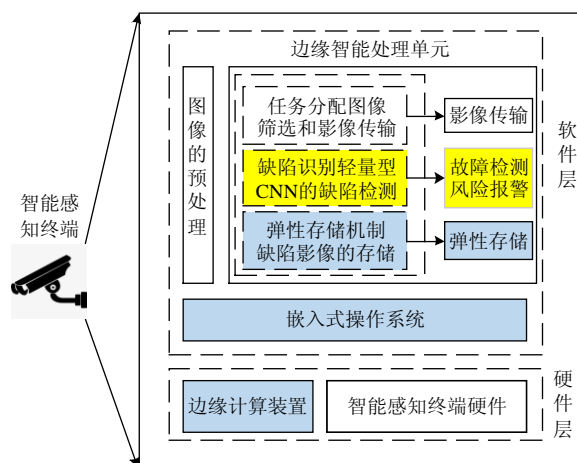


图2 终端级电力视觉边缘智能的结构框架

Fig. 2 Structural framework of power vision edge intelligence for terminal-level

边缘级的电力视觉边缘智能通过边缘服务器设备上搭载边缘计算装置的方式进行影像分析,主要用于处理距离较近的感知终端上传的视觉影像,完成多个感知终端未分析影像的汇聚和处理,边缘级电力视觉边缘智能的汇聚示意图如图3所示。



图3 边缘级电力视觉边缘智能汇聚示意图

Fig. 3 Edge layer power visual edge intelligent convergence diagram

此外,智能终端感知到的视觉影像还可以通过边缘服务器上传到云计算中台,通过搭建的云平台实现电力系统设备缺陷的高精度检测,并对电力设备状态进行可视化管理,通过可视化界面,可向运维人员展示所有巡检视觉影像的检测结果,并自动生成缺陷检测报表,从而构成了云-边-端协同的电力视觉边缘智能影像感知平台。

该平台的网络架构如图4所示,主要分为4层:1)感知层主要完成电气设备的视觉影像采集和运行环境的状态感知,其中感知层包含了终端级和边缘级的电力视觉边缘智能,通过智能终端感知的电力视觉影像首先采用搭载在终端上的AI芯片进行终端级的边缘智能,然后将无法进行分析的视觉影像上传至距离最近的边缘服务器,边缘级的边





图4 基于云-边-端协同的电力视觉边缘智能影像感知框架

Fig. 4 Power vision edge intelligent image perception framework based on cloud-edge-terminal collaboration

缘智能完成感知终端上视觉影像的处理、巡检结果的传输、与云端的沟通协同、巡检影像处理任务的自动分配、未处理视觉影像的传输等功能。2) 网络层主要利用电力无线专网、电力光纤网等完成电力数据的安全可靠传输。3) 平台层主要基于物联网管理平台实现对多种感知设备的管理、协同与监控, 实现对多源异构数据的开放式接入和海量数据存储。4) 应用层主要用于数据高阶分析和运维业务管理。利用大数据、人工智能等技术, 实现算法模块的标准化调用, 完成设备状态的实时监控、智能感知终端的实时控制、智能巡检任务的管理等功能。

### 3 边缘计算驱动下电力深度视觉关键技术

由于电力深度视觉采用的深度学习模型需要大量计算资源, 因而将电力深度视觉模型部署到边缘智能终端上面临着巨大挑战。为此, 本文着重讨论了在边缘计算驱动下电力深度视觉所涉及的关键技术, 包括模型压缩、云边协同和安全防护等技术。本文将电力视觉边缘智能所涉及到的关键技术归纳如下。

#### 3.1 模型压缩技术

当前, 主要采用深度学习对无人机、机器人等智能终端感知到的视觉影像进行分析和处理, 常用的深度学习模型, 诸如基于一体化卷积的单阶段的YOLO(you only look once)、SSD(single shot multi detector)、RetinaNet和基于区域卷积神经网络的双阶段的RCNN(region-based convolutional neural network)、Fast-RCNN(fast region-based convolutional neural network)和Faster-RCNN(faster region-based convolutional neural network)等<sup>[35-36]</sup>。但是这些模型比较复杂, 网络层数较多, 所需的计算资源较大, 无法适应于计算能力有限的智能感知终端。因此需要对深度学习模型进行模型压缩, 研究适用于边缘计算装置的轻量化深度学习模型。

关于轻量化的深度学习模型研究主要有3种方法: 一是研究适用于边缘计算终端的轻量型深度学习框架; 二是直接设计出适用于边缘计算装置的轻量化的深度学习模型; 三是在常用的深度学习模型的基础上进行模型的压缩和加速。

在轻量化的深度学习框架方面, 2017年, 谷歌

提出了一种针对移动和嵌入式设备的轻量级深度学习算法框架 TensorFlow Lite, 该框架能够在低延迟的移动设备上运行深度学习模型, 且占用的空间更小<sup>[37]</sup>。此外, 加利福尼亚大学伯克利分校贾扬清等提出了轻量型的 Caffe 框架, 2017 年 4 月, Facebook 在 Caffe 的基础上加入了递归神经网络等功能, 提出了 Caffe2 框架, 使得该框架在移动端的效果更好。2018 年 3 月, Caffe2 被并入到 PyTorch 框架, 随后主流的 PyTorch 和 MXNet 框架也开始支持边缘端的深度学习模型<sup>[12,38]</sup>。Xingzhou Zhang<sup>[39]</sup>等对当前的这些针对边缘计算的轻量级深度学习框架进行了性能比较, 包括 TensorFlow Lite、Caffe2、MXNet 和 PyTorch, 研究结果表明没有一种框架能够在延迟、所占内存和推理效果等方面表现得都比较好, 因而还亟需研究适用于边缘计算装置的深度学习框架。

在轻量化的模型设计方面, 当前常用的是采用神经网络架构搜索(neural architecture search, NAS)的方法搜索出适用于边缘计算装置的轻量化深度学习模型。2016 年, 谷歌<sup>[40]</sup>首先提出了网络结构搜索方法, 采用强化学习来生产卷积神经网络的架构。同年, 麻省理工学院的 Bowen Baker 等<sup>[41]</sup>提出了一种基于强化学习的神经网络结构搜索模型 MetaQNN, 将网络架构搜索建模成马尔可夫决策过程, 可针对给定的学习任务自动生成高性能的卷积神经网络架构。Yu Weng<sup>[42]</sup>等在网络架构搜索的基础上提出了一种能够适用于不同图像分类场景下的卷积神经网络架构(convolution neural architecture search, CNAS), 该架构能够自动地搜索出最优的神经网络模型, 不仅可以生成适用于云计算中心图像分类深度卷积网络, 也能搜索适用于移动端的轻量化卷积网络。近年来, 针对网络架构搜索(neural architecture search, NAS)的研究主要在 NAS 搜索空间的定义、NAS 中的搜索算法和模型性能的评估 3 个方面<sup>[43]</sup>。搜索空间定义即是确定出待搜索的候选网络结构空间, 当前主要有全局搜索空间和基于局部的搜索空间 2 种。全局搜索空间是直接对整个网络空间进行搜索, 搜索出的神经网络结构的学习效果更好, 但是搜索效率低下。基于局部的搜索空间通过搜索一些小的网络结构空间, 然后通过拼接方式组成完整的网络空间, 这种方法的搜索效率更高, 但是搜索出的网络结构不一定是最优网络<sup>[44]</sup>。NAS 搜索算法主要有 3 种, 除了上述提到的基于强化学习的网络搜索算法, 还有基于进化算法的搜索方法和基于梯度的搜索方法。模型性能的评估即是

在神经网络结构搜索的过程中, 评估搜索得到的网络结构性能。最直接的方法就是对得到的网络结构在目标数据集上训练, 得到模型的权重, 然后再利用测试样本确定模型的推理效果。然而由于搜索过程中会出现许多模型结构, 数据集也一般比较大, 从而使得搜索的效率低下。为此, ENAS、DARTS 和 NAO 都采用统一的权重进行模型评估。此外, 还可以使用数据集的一小部分、减少网络参数、训练更少的轮数或者预测网络训练的趋势等, 这与充分的训练相比搜索效率更高, 然而由于超参数的选择, 这样会带来无法对比网络结构的问题, 如有的结构在训练早期性能突出, 但最终不如其他的结构, 这样便会错过最优的网络<sup>[45]</sup>。

在深度学习模型的压缩和加速方面, 当前主要采用模型剪枝、参数共享和简化卷积核等方法<sup>[46]</sup>。参数剪枝是通过对深度学习模型的结构和参数进行重要程度评估, 在保证模型精度的前提下, 裁剪掉冗余或不太重要的网络结构和参数, 从而达到深度网络轻量化的目的。Lei Wu<sup>[47]</sup>等提出了一种动态网络剪枝(dynamic network pruning, DNP)方法, 该方法减少了卷积神经网络中所需的自由参数数量, 相比于随机剪枝(random pruning, RP)、过滤器(filter pruning, FP)修剪和通道修剪(channel pruning, CP)方法, 该方法的在模型缩减率和准确率方面性能更好。参数共享是对深度学习模型参数中相近的模型参数共用同一个量化值, 从而实现深度学习模型压缩。Xiancheng Wu<sup>[48]</sup>等研究了 8bit 计算和浮点计算 2 种参数量化方法对深度学习模型性能的影响, 研究结果表明 2 种深度学习模型量化方法效果都比较好。饶川<sup>[49]</sup>等提出了一种基于动态量化编码的深度学习模型压缩算法, 通过动态地更新卷积神经网络中权重比较大的参数, 从而能够减少这些参数对模型性能的影响, 研究结果表明该方法相比于传统的静态参数共享方法的压缩效果更好。简化卷积核的方法是通过卷积神经网络的卷积核进行简化, 将高维的卷积核进行降维或简化, 从而达到模型压缩的效果。Google 的 Andrew G. Howard<sup>[50]</sup>等人提出了 MobileNet 就是一种典型的简化卷积核的压缩方法, MobileNet 模型通过深度可分离的卷积代替卷积神经网络中经典的 3D 卷积, 从而减少卷积核的冗余信息, 极大地降低了深度学习网络的计算量, 实现模型的轻量化<sup>[51]</sup>。山东大学的王健<sup>[52]</sup>结合单阶目标检测算法 SSD, 提出了一种基于 MobileNet 和 SSD 相结合的轻量级目标检测方法,



并将其放入边缘计算装置树莓派中实现电力设备的自动识别。

### 3.2 云-边-端协同技术

近年来随着边缘计算相关技术的发展,越来越多的学者开始探索边缘计算在包括安防、自动驾驶和电力系统等多个领域应用的可能性,期望通过边缘计算对终端感知到的数据进行处理和分析,但并不意味着云计算将会被取代。边缘计算装置更靠近数据产生终端,但边缘计算装置的内存和算力比较小,计算资源有限,只能部署一些轻量型的深度学习网络,因此一般通过在边缘计算装置是嵌入已经训练好的轻量化深度学习模型,然后采用边缘计算装置进行实时地巡检影像设备识别和缺陷检测,因而边缘智能更加关注模型的计算速度和内存占有量。云计算由于距离数据源较远,获取数据会有一些的延迟,无法实现实时地数据分析和处理;但是云计算中心的计算资源丰富,可以部署复杂的深度学习模型,模型精度更高,并且还能完成模型的训练工作,因而可以将一些不需要实时处理的巡检影像上传至云计算中心进行高精度的缺陷检测。基于云边协同的智能巡视原理图如图5所示。由此可见,边缘智能和云计算并不是相互独立的,需要相互协同,才能实现巡检影像的高效处理。因此,还亟需研究适用于智能巡检场景下的云-边-端高效协同技术,实现巡检数据存储、任务和计算等的智能化协同。



图5 基于云边协同的智能巡视架构

Fig. 5 Intelligent patrol architecture based on cloud edge computing collaboration

在研究云-边-端协同技术方面,华北电力大学的祁兵<sup>[53]</sup>等提出了基于云边协同的居民智能用电技术框架,以期实现居民用电侧的高效管理。Bing Lin<sup>[54]</sup>等为了解决边缘计算和云计算之间的资源分配不均衡问题,提出了一种含遗传算法算子的自适应离散粒子群优化算法(discrete particle swarm optimization algorithm with genetic algorithm GA-DPSO),考虑了云边协同数据的布局特点,从而有

效地减少 workflow 执行过程中的数据传输时间。Kenli Li<sup>[55]</sup>等提出了一种基于深度学习算法的边缘智能视频监控系统,构建了一个多层边缘计算的视频监控体系结构,并且提出了云边协同的任务和模型训练方法,研究表明该结构体系具有灵活、可扩展的特点,能够有效地处理视频监控和分析任务。云边协同技术涉及到存储、通信、任务分配和模型训练等多方面的协同,现如今关于这方面的研究还比较少,有关电力系统云边协同关键技术的研究几乎没有,而云边协同技术作为边缘计算应用中的重要的课题亟需进行更多的探讨和研究。

### 3.3 安全防护技术

近年来,电力系统出现了多次网络安全事件,电力系统作为国家重要设施建设的基础,一直是网络攻击的重要目标之一,对电力系统进行安全防护对保证电网安全稳定运行具有重要意义<sup>[56-58]</sup>。随着电力物联网和透明电网战略部署的提出,采用边缘智能进行电网感知数据的分析和处理已经成为必然的发展趋势。边缘智能更加靠近电网的用户终端,从而降低了用户数据上传至云计算中心过程中数据泄露的可能性。然而,边缘智能的引入为电力系统的安全防护带来了新的挑战。由于边缘智能的引入,使得电力系统各个环节呈现在分布式和离散化的特点,边缘智能装置虽然处理数据更快,实时性更高,但同时安全防护能力比较差,更容易被攻击者入侵,存在更高的潜在安全风险。研究在保证电力系统边缘计算的实时性前提下的安全防护技术具有重要价值。

为此,全球能源互联网研究院的张涛<sup>[59]</sup>等提出了一种面向电力系统智能终端的安全防护技术架构,分别从采集终端层、边缘计算芯片层和应用层进行安全防护,并对所涉及的关键技术进行了展望。Liu Jianan<sup>[60]</sup>等构建了基于雾计算的电力系统智能电网模型,并提出了一种支持集成通信和功能查询的高效且隐私的安全防护技术,通过利用雾节点和云服务中心来实现低延迟通信和电力数据存储,并对数据传输过程进行加密,从而保证了数据的隐私性和机密性。Yuan Jie<sup>[61]</sup>等提出了一种基于多源反馈信息融合的物联网边缘设备信任机制,由于所提出的多源反馈机制用于全局信任计算,因此该信任计算机制对于恶意反馈提供者引起的恶意攻击更加可靠。然而当前边缘智能的相关技术还不够成熟,涉及到边缘智能的安全防护问题也是一个新兴的研究领域,未来还有很长的路要走。

## 4 典型应用场景

### 4.1 基于边缘智能的输电线路巡检

随着机巡在电网中的大规模应用，会产生海量的巡检视觉影像，且输电线机巡影像具有体量大、增长快和价值密度低的典型大数据特征，如何对这些巡检视觉影像进行智能、高效和高可靠性的缺陷识别和分析，是输电线机巡亟待解决的问题。现如今对机巡视觉影像进行故障识别多以人工判读为主。虽然这种方式也可能发现故障隐患，但仍存在明显弊端<sup>[34,62]</sup>，输电通道运行状况复杂，运维人员在现场评判设备运行状况及通道状况所能获取信息有限，给出的结果存在主观性、模糊性、不完全，易出现漏检和误检的问题，并且人工排查的效率低下，亟需通过智能的算法代替人工进行智能识别和缺陷检测。

目前，机巡视觉影像智能识别和缺陷检测方法主要是通过计算机视觉技术提取线路缺陷影像的特征，再判别存在故障与否，但现有方法存在如下问题：1) 需要人工调整参数，任一张图像需要人工选择特征的参数，无法适应海量图像的处理要求。2) 检测精度低，容易出现误判和漏判，无法满足输电线精细化巡检的要求。随着深度学习的发展，基于深度学习的目标检测方法已被逐步应用在输电线路的智能巡检领域，且深度学习也在机巡视觉影像的缺陷识别中展现出了较好的识别精度和效果<sup>[34]</sup>。然而由于远距离的高电压输电线路周围通信条件不佳，传输速度慢且传输的数据量有限，因此多以离线检测为主。基于电力视觉边缘智能的机巡视觉影像智能识别方法能够实现感知终端的智能识别，通过将边缘计算装置搭载到无人机、直升机等输电线影像感知终端上，通过边缘计算装置中的训练好的轻量化深度学习模型进行实时地缺陷检测，并将检测结果传输至云计算中心，从而缩短输电线路巡检的周期。

当然，边缘计算在输电线路智能巡检的应用研究还处于起步阶段，边缘计算的相关技术也还不够成熟，现如今的边缘计算装置如华为的 Atlas 200、英伟达的 Jetson tx2 和树莓派 4B 等能否成功应用于输电线路的智能巡检还有待进一步的检验。

### 4.2 基于边缘智能的变电站无人化巡视

现如今，在变电站的设备巡检也主要以人工方式为主，尽管有些变电站配置有有轨或无轨巡检机器人，但是由于巡检视觉影像的智能识别方法达不到实用的要求，因而大部分的巡检机器人都是闲置状态，即使通过巡检机器人采集到的设备影像，也

都是通过人工排查的方式进行缺陷检测。检测结果和人员素质有很大关系，且效率低下。研究高效、准确的设备巡视视觉影像智能识别方法对变电站运维和管理具有重要意义<sup>[63]</sup>。

基于电力视觉边缘智能的变电站巡视利用搭载不同载体的智能终端覆盖整个变电站，通过轻量化的深度学习模型自动识别设备外观、表计、缺陷及内外部异常等巡视关注信息，利用大数据分析及人工智能技术集中管控终端、自动判别推送异常结果、追溯巡视过程、获取历史巡视情况等，最终实现变电站现场无人化的智能机器巡视目标。

当然，基于边缘计算的变电站智能巡视同样面临着边缘计算在输电线路智能巡检应用方面的问题，此外，还有一些特殊问题亟需解决：1) 相比于输电线路，变电站中的设备更大，设备故障类型也比较多，甚至还有一些设备故障的形状是不规则的，从而使得变电站设备缺陷的检测效果不够理想。2) 变电站的设备故障中有许多是内部故障，这些内部故障通过机器人或摄像头采集到的外部视觉影像很难检测出来。3) 通过在变电站内装设的摄像头能够覆盖的范围有限，而变电站的设备如变压器等比较大，通过一个摄像头很难覆盖整个电力设备，需要通过多个摄像头协作完成巡检任务，因此还亟需研究多摄像头协同和全景拼接技术。

### 4.3 基于边缘智能的变电站风险安全管控

随着智能变电站的发展，专业人员优化精简、业务面稳步拓展、末端融合持续推进，安全涉及范围随之扩大，新安全风险不断出现。当前现场作业的安全监督办法虽然较为完善，但仍需相关安全管理人员人为执行，因此并不能保证百分之百的落到实处；并且变电站作业存在现场多、设备多、复杂作业多等问题。因此，开展变电站现场作业安全风险识别并有效进行管控，支撑现场作业本质安全水平有效提升，是电力系统亟需攻克的技术问题。

当前变电站中一般都会装有视频监控系统，通过视频监控系统为安全监督提供了有效辅助，但是当前的视频监控系统存在许多问题：1) 变电站实际的监控任务仍需要较多的人工来完成，监控图像的内容分析仍需依靠人工实时观看、手动调阅。2) 变电站中的监控装置较多，若将全部的变电站安全监控的视频数据都上传到云端服务器，视频监控的数据量比较大，云端服务器的计算能力有限，时延较高，使得安全管控风险识别的实时性无法得到保证。3) 工作人员的作业风险都是瞬时发生的，具有很强的瞬时性，需要对工作人员的行为进行实



时的识别和分析。

电力视觉边缘智能为变电站风险管控面临的问题提供了一种解决思路。可以将边缘计算装置能够搭载到监控终端的摄像头头上,然后通过嵌入在边缘计算装置中的深度学习模型对工作人员的行为进行检测和分析,检测是否佩戴安全帽、是否处于安全作业范围、是否完成正确的倒闸操作等,并对违章行为进行实时告警。由此可见,研究基于边缘计算的变电站安全防护措施具有非常重要的价值。

## 5 结论

边缘计算是一个新兴的计算模式,在海量数据的实时分析和处理方面展现出巨大的优势。基于边缘计算的电力视觉边缘智能能够为当前电力系统感知终端得到海量数据的分析和处理提供一种解决思路,可以极大地提高电力系统运维管理效率,具有广阔的研究前景和应用价值。然而电力视觉边缘智能的研究和应用也还处于初期探索阶段,还有许多关键问题值得深入研究,具体表现在以下几个方面:

1) 边缘智能终端的计算资源有限,传统的深度学习模型复杂,对计算能力要求较高,不适用于边缘智能终端。研究适用于电力视觉场景下的轻量化深度学习模型是边缘智能应用的关键。

2) 高效的云-边-端协同技术能够充分发挥云计算和边缘计算的优势,实现电力视觉影像存储、计算和分析等的智能化协同是解决当前海量视觉影像边缘智能分析和处理的有效途径。

3) 电力视觉边缘智能的引入必然会对电网的安全防护系统提出挑战,解决边缘计算下电力系统新出现的安全防护问题是边缘智能应用的重要保障。

## 参考文献

- [1] 荆孟春,王继业,程志华,等. 电力物联网传感器信息模型研究与应用[J]. 电网技术, 2014, 38(2): 532-537.  
Jing Mengchun, Wang Jiye, Cheng Zhihua, et al. Research and application of sensor information model in power internet of things [J]. Power System Technology, 2014, 38(2): 532-537(in Chinese).
- [2] 王飞跃,张军,张俊,等. 工业物联网:基本概念、关键技术与核心应用[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 1606-1617.  
Wang Feiyue, Zhang Jun, Zhang Jun, et al. Industrial internet of minds: concept, technology and application[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(9): 1606-1617(in Chinese).
- [3] 段莹,李文锋. 工业物联网推动智能制造一解读《工业无线传感器网络抗毁性关键技术研究》[J]. 中国机械工程, 2019, 30(18): 2263-2267.
- [4] 吕军,栾文鹏,刘日亮,等. 基于全面感知和软件定义的配电物联网体系架构[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3108-3115.
- Lu Jun, Luan Wenpeng, Liu Riliang, et al. Architecture of distribution internet of things based on widespread sensing & software defined technology[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3108-3115(in Chinese).
- [5] 吴克河,王继业,李为,等. 面向能源互联网的新一代电力系统运行模式研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 966-978.  
Wu Kehe, Wang Jiye, Li Wei, et al. Research on the operation mode of new generation electric power system for the future energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 966-978(in Chinese).
- [6] 杨庆,孙尚鹏,司马文霞,等. 面向智能电网的先进电压电流传感方法研究进展[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 349-367.  
Yang Qing, Sun Shangpeng, Sima Wenxia, et al. Progress of advanced voltage/current sensing techniques for smart grid[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 349-367(in Chinese).
- [7] 葛磊蛟,王守相,瞿海妮. 智能配用电大数据存储架构设计[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(6): 194-202.  
Ge Leijiao, Wang Shouxiang, Qu Haini. Design of storage frame-work for big data of SPDU[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 194-202(in Chinese).
- [8] 张晓华,刘道伟,李柏青,等. 智能全景系统概念及其在现代电网中的应用体系[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(10): 2885-2894.  
Zhang Xiaohua, Liu Daowei, Li Baiqing, et al. The concept of intelligent panoramic system and its application system in modern power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(10): 2885-2894(in Chinese).
- [9] 刘志颖,缪希仁,陈静,等. 电力架空线路巡检可见光图像智能处理研究综述[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1057-1069.  
Liu Zhiying, Miao Xiren, Chen Jing, et al. Review of visible image intelligent processing for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1057-1069 (in Chinese).
- [10] 王德文. 基于云计算的电力数据中心基础架构及其关键技术[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 67-72.  
Wang Dewen. Basic framework and key technology for a new generation of data center in electric power corporation based on cloud computation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 67-72(in Chinese).
- [11] Wang L J, Chen Z L, Hua D, et al. Semantic segmentation of transmission lines and their accessories based on UAV-taken images [J]. IEEE Access, 2019(7): 80829-80839.
- [12] 林刚,王波,彭辉,等. 基于改进 Faster-RCNN 的输电线巡检图像多目标检测及定位[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(5): 220-225.  
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): 220-225(in Chinese).
- [13] Hu Z L, He T, Zeng Y H, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(15): 1-10.
- [14] 刘云鹏,裴少通,武建华,等. 基于深度学习的输变电设备异常发热点红外图片目标检测方法[J]. 南方电网技术, 2019, 13(2): 27-33.  
Liu Yunpeng, Pei Shaotong, Wu Jianhua, et al. Deep learning based target detection method for abnormal hot spots infrared images of transmission and transformation equipment[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(2): 27-33(in Chinese).
- [15] 漆灿,李庆武,郑云海,等. 基于智能视觉物联网的变电站红外监测系统[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 135-141.  
Qi Can, Li Qingwu, Zheng Yunhai, et al. Infrared monitoring system for substation based on intelligent visual internet of things[J]. Power



- System Protection and Control, 2018, 46(15): 135-141(in Chinese).
- [16] Long X T, Cui W P, Zheng Z, et al. Safety helmet wearing detection based on deep learning[C]//2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Chengdu, China: IEEE, 2019: 2495-2499.
- [17] 施辉, 陈先桥, 杨英. 改进 YOLO v3 的安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 213-220.
- Shi Hui, Chen Xianqiao, Yang Ying. Safety helmet wearing detection method of improved YOLO v3[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(11): 213-220(in Chinese).
- [18] 广州日报. 广州全面启动世界一流配电网建设变电站数量已达 353 座! [EB/OL]. (2019-02-27). <http://power.in-en.com/html/power-2311800.shtml>.
- [19] 施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69-89.
- Shi Weisong, Zhang Xingzhou, Wang Yifan, et al. Edge computing: state-of-the-art and future directions[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89(in Chinese).
- [20] 周知, 于帅, 陈旭. 边缘智能: 边缘计算与人工智能融合的新范式[J]. 大数据, 2019, 5(2): 56-66.
- Zhou Zhi, Yu Shuai, Chen Xu. Edge intelligence: a new nexus of edge computing and artificial intelligence[J]. Big Data Research, 2019, 5(2): 56-66(in Chinese).
- [21] 李彬, 贾滨诚, 陈宋宋, 等. 边缘计算在电力供需领域的应用展望[J]. 中国电力, 2018, 51(11): 154-162.
- Li Bin, Jia Bincheng, Chen Songsong, et al. Prospect of application of edge computing in the field of supply and demand[J]. Electric Power, 2018, 51(11): 154-162(in Chinese).
- [22] 谢玮, 夏水斌, 何行, 等. 基于边缘计算的电力末端融合系统的优化[J]. 电测与仪表, 2019, 56(16): 61-66.
- Xie Wei, Xia Shuibin, He Xing, et al. Optimization of power end fusion system based on edge computation[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2019, 56(16): 61-66(in Chinese).
- [23] Wang Y, Min S, Wang X, et al. Mobile-edge computing: partial computation offloading using dynamic voltage scaling[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(10): 1-1.
- [24] 龚钢军, 罗安琴, 陈志敏, 等. 基于边缘计算的主动配电网信息物理系统[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3128-3135.
- Gong Gangjun, Luo Anqin, Chen Zhimin, et al. Cyber physical system of active distribution network based on edge computing[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3128-3135(in Chinese).
- [25] Pallis G. Insight and perspectives for content delivery networks [J]. Commun Acn, 2006, 49(1): 101-106.
- [26] Solozabal R, Sanchoyerto A, Atxutegi E, et al. Exploitation of mobile edge computing in 5G distributed mission-critical push-to-talk service deployment[J]. IEEE Access, 2018(6): 37665-37675.
- [27] Hu Y C, Patel M, Sabella D, et al. Mobile edge computing—a key technology towards 5G[J]. ESTI White Paper, 2015(11): 1-16.
- [28] Bonomi F, Milito R, Zhu J, et al. Fog computing and its role in the internet of things[C]//Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing. San Jose, USA: the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing, 2012: 13-16.
- [29] Tao Z, Tao Z, Shi W. Fog computing[J]. IEEE Internet Computing, 2017, 21(2): 4-6.
- [30] Zhang D, Haider F, St-Hilaire M, et al. Model and algorithms for the planning of fog computing networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3873-3884.
- [31] Qi Q L, Tao F. A smart manufacturing service system based on edge computing, fog computing, and cloud computing[J]. IEEE Access, 2019(7): 86769-86777.
- [32] Shi W, Cao J, Zhang Q, et al. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.
- [33] Zhou Z, Chen X, Li E, et al. Edge intelligence: paving the last mile of artificial intelligence with edge computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [34] 王波, 马富齐, 董旭柱, 等. 电力深度视觉: 基本概念、关键技术与应用场景[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 3-10.
- Wang Bo, Ma Fuqi, Dong Xuzhu, et al. Power depth vision: basic concepts, key technologies and application scenarios[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(9): 3-10(in Chinese).
- [35] 王科俊, 赵彦东, 邢向磊. 深度学习在无人驾驶汽车领域应用的研究进展[J]. 智能系统学报, 2018, 13(1): 55-69.
- Wang Kejun, Zhao Yandong, Xing Xianglei. Deep learning in driverless vehicles[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(1): 55-69(in Chinese).
- [36] 万维. 基于深度学习的目标检测算法研究及应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
- [37] Tensorflow. 在移动设备和 IoT 设备上部署机器学习模型 [EB/OL]. (2018-10-23). <https://www.tensorflow.org/lite>.
- [38] Chen T, Li M, Li Y, et al. MXNet: a flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems [J/OL]. Computer Science, 2015: 1-6[2019-11-01]. <http://arxiv.org/abs/1512.01274v1>.
- [39] Zhang X, Wang Y, Shi W. pCAMP: performance comparison of machine learning packages on the edges[J/OL]. Computer Science, 2018 : 1-6[2018-12-19] . <http://www.usenix.org/conference/hotedge18/presentation/zhang>.
- [40] Zoph B, Le Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[C]//International Conference on Learning Representations (ICLR). Toulon, France: ICLR, 2017: 1-16.
- [41] Baker B, Gupta O, Naik N, et al. Designing neural network architectures using reinforcement learning[C]// International Conference on Learning Representations(ICLR). Toulon, France: ICLR, 2017: 1-18.
- [42] Weng Y, Zhou T, Liu L, et al. Automatic convolutional neural architecture search for image classification under different scenes [J]. IEEE Access, 2019(7): 38495-38506.
- [43] Weng Y, Zhou T, Li Y, et al. NAS-unet: neural architecture search for medical image segmentation[J]. IEEE Access, 2019(7): 44247-44257.
- [44] Elsken T, Metzen J H, Hutter F. Simple and efficient architecture search for convolutional neural networks. International Conference on Learning Representations(ICLR)[C]//Vancouver, BC, Canada: ICLR, 2018: 1-14.
- [45] Elsken T, Metzen J H, Hutter F. Neural architecture search: a survey[J]. Journal of Machine Learning Research, 2019(20): 1-21.
- [46] Luo H, Wu J, Lin W. Thinet: a filter level pruning method for deep neural network compression[C]//IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 5068-5076.
- [47] Lei W, Han Y, Peng C N, et al. Novel dynamic network pruning via smooth initialization and its potential applications in machine learning based security solutions[J]. IEEE Access, 2019(7): 91667-91678.
- [48] Wu X, Shao Z, Ou P, et al. Application of quantisation-based deep-learning model compression in JPEG image steganalysis[J]. The Journal of Engineering, 2018, 2018(16): 1402-1406.
- [49] 饶川, 陈靓影, 徐如意, 等. 一种基于动态量化编码的深度神经网络压缩方法[J]. 自动化学报, 2019, 45(10): 1960-1968.
- Rao Chuan, Chen Jingying, Xu Ruyi, et al. A dynamic quantization coding based deep neural network compression method[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(10): 1960-1968(in Chinese).

- [50] Howard A G, Zhu M L, Chen B, et al. Mobile nets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 1-9.
- [51] 黄良辉, 康祖超, 张昌凡, 等. 基于轻量级卷积神经网络的人脸识别方法[J]. 湖南工业大学学报, 2019, 33(2): 43-47.  
Huang Lianghui, Kang Zuchao, Zhang Changfan, et al. Research on face recognition technology based on lightweight convolutional neural networks[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2019, 33(2): 43-47(in Chinese).
- [52] 王健. 基于卷积神经网络的电力设备识别方法及系统实现[D]. 济南: 山东大学, 2019. 弋戈
- [53] 刘思放, 邓春宇, 张国宾, 等. 面向居民智能用电的边缘计算协同架构研究[J]. 电力建设, 2018, 39(11): 69-77.  
Liu Sifang, Deng Chunyu, Zhang Guobin, et al. Research on collaborative architecture for edge computing of residential intelligent usage of electricity[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(11): 69-77(in Chinese).
- [54] Lin B, Zhu F, Zhang J, et al. A time-driven data placement strategy for a scientific workflow combining edge computing and cloud computing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 7(15): 4254-4265.
- [55] Chen J, Li K, Deng Q, et al. Distributed deep learning model for intelligent video surveillance systems with edge computing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019: 1-8, DOI:10.1109/TII.2019.2909473.
- [56] 李中伟, 佟为明, 金显吉. 智能电网信息安全防御体系与信息安全测试系统构建: 乌克兰和以色列国家电网遭受网络攻击事件的思考与启示[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 147-151.  
Li Zhongwei, Tong Weiming, Jin Xianji. Construction of cyber security defense hierarchy and cyber security testing system of smart grid: thinking and enlightenment for network attack events to national power grid of Ukraine and Israel[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 147-151(in Chinese).
- [57] Yu W, Xue Y, Luo J, et al. An UHV grid security and stability defense system: considering the risk of power system communication [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 7(1): 491-500.
- [58] 陈武晖, 陈文淦, 薛安成. 面向协同信息攻击的物理电力系统安全风险评估与防御资源分配[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2353-2360.  
Chen Wuhui, Chen Wengan, Xue Ancheng. Security risk assessment and defense resource allocation of power system under synergetic cyber attacks[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2353-2360 (in Chinese).
- [59] 张涛, 赵东艳, 薛峰, 等. 电力系统智能终端信息安全防护技术研究框架[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(19): 1-8, 67.  
Zhang Tao, Zhao Dongyan, Xue Feng, et al. Technical research framework of cyber-security protection technologies for power system smart terminals[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(19): 1-8, 67(in Chinese).
- [60] Liu J N, Weng J, Yang A J, et al. Enabling efficient and privacy-preserving aggregation communication and function query for fog computing based smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 247-257.
- [61] Yuan J, Li X. A reliable and lightweight trust computing mechanism for IoT edge devices based on multi-source feedback information fusion[J]. IEEE Access, 2018(6): 23626-23638.
- [62] Rajaraman, Sundaravaradan N A, Mallikarjuna B, et al. Robust fault analysis in transmission lines using synchrophasor measurements [J]. Protection & Control of Modern Power Systems, 2018, 3(1): 14.
- [63] 马承志, 王宇雷, 杨玺, 等. 用于变电站自主巡视机器人的图像传输系统研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(18): 105-109.  
Ma Chengzhi, Wang Yulei, Yang Xi, et al. Research on image transmission system for substation autonomous patrol robot[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(18): 105-109(in Chinese).



马富齐

收稿日期: 2019-11-20。

作者简介:

马富齐(1994), 男, 博士研究生, 研究方向为电力深度视觉和电力边缘智能, E-mail: whumfq@whu.edu.cn;

王波(1978), 男, 教授, 博士生导师, 通信作者, 研究方向为电力深度视觉、边缘计算和电力大数据, E-mail: whwdwb@whu.edu.cn;

董旭柱(1970), 男, 国家特聘专家, 教授级高级工程师, 博士生导师, 主要研究方向为智能配电网和设备资产管理, E-mail: dongxz@whu.edu.cn。

(责任编辑 徐梅)