

泛在电力物联网在变电站的应用分析与研究展望

张立静, 盛戈皞, 江秀臣

(上海交通大学电气工程系, 上海 200240)

摘要: 泛在电力物联网是促进电网企业转型升级的重要内容,对保障电网安全可靠运行、实现电力设备精细化管理具有重要意义。变电站作为连接电网输配环节的中间桥梁,依靠泛在电力物联网技术将全面提升状态感知和精准决策能力。基于此,文中结合变电站运行特点和监测需求,阐述了变电站泛在电力物联网的概念、体系架构和主要特征;然后,进一步分析了边缘计算、数据预处理技术、人工智能技术、异构信息融合技术等变电站物联网建设的关键技术;最后,对变电站泛在电力物联网建设面临的挑战及未来的研究方向进行了展望。

关键词: 泛在电力物联网;变电站;边缘计算;人工智能;信息融合

Application Analysis and Research Prospects of Ubiquitous Power Internet of Things in Substation

ZHANG Lijing, SHENG Gehao, JIANG Xiuchen

(Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The ubiquitous power internet of things (IoT) is important for the transformation and upgrading of power enterprises. It is of great significance for ensuring the power grid to operate safely and reliably, as well as implementing delicacy management for power equipment. In addition, for the substation which is as a key intermediate between transmission and distribution, the application of ubiquitous power IoT technology will improve the capacities of state perception and accurate decision. According to the operation characteristics and monitoring requirements of substation, the conception, architecture and key features of ubiquitous power IoT are elaborated in this paper. Then, the key technologies of substation IoT are discussed, which include edge computing, data preprocessing, artificial intelligence(AI) and information fusion techniques. Finally, the confronting problem and research direction of substation IoT are prospected.

Key words: ubiquitous power internet of things; substation; edge computing; artificial intelligence; information fusion

0 引言

近年来,随着国民经济的快速发展,电网设备容量迅速增长,增加了电网运维检修人员的作业量和作业难度。与此同时,电网运行的外部环境变化剧烈,台风、雷电、山火等气象灾害对电网安全稳定运行造成了极大的干扰。在此背景下,对电网设备

状态感知水平和智能化决策能力提出了更高的要求,及时、全面、准确地掌握电力设备变化趋势的需求日益俱增。为此,2019年初,国家电网公司提出了加快建设“泛在电力物联网”的战略目标^[1],以期通过在线监测装置、移动终端、卫星定位等感知手段,全面提高电网设备的状态感知能力,实现电网信息化、智能化的升级。

收稿日期:2020-02-12; 修回日期:2020-04-14

基金项目:国家自然科学基金项目(51477100)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(51477100).

泛在电力物联网是泛在物联网在电力行业的具体表现形式和应用落地。它通过综合利用先进信息、通信和互联网技术,实现发输配用储等环节人与人、人与物、物与物的互联互通,大大提升电网的感知能力和可靠传输能力;同时,借助于大数据分析和人工智能等新兴技术,实现对电网海量数据的深度挖掘和高效分析,便于全面了解电网运行态势并对设备进行智能控制。可知,泛在电力物联网具有“全息感知、可靠传输、智能处理”的独特优势,这将有力促进电网向“枢纽型、平台型、共享型”企业转型。

随着泛在电力物联网建设进程的加快,将为电网发电、输电、配电、用电各个环节带来全新的运行模式。从目前研究现状来看,研究泛在电力物联网对电网建设和未来发展趋势的文献较少,且仅有的研究也主要集中在配电网层面^[2-7]。变电站作为连接电网输配环节的中间桥梁,具有不同于其他环节的独特性,且其安全稳定运行是保障优质电力可靠供应的必要条件。因此,有必要研究泛在电力物联网背景下,如何部署变电站传感设备实现状态全息感知?怎样规划网络层确保海量数据的可靠传输?如何开展数据集成和预处理,确保多源异构信息的规范化存储?如何利用大数据分析和人工智能技术实现对收集信息的高效利用?以及变电站物联网建设进程面临的主要技术难题有哪些?等一系列相关问题。

鉴于此,文中基于泛在电力物联网建设要求与变电站结构和功能,分析了变电站泛在电力物联网的概念、体系架构、主要特征;总结和探讨了边缘计算、数据预处理技术、人工智能驱动的数据分析技术、异构信息融合技术,在变电站感知层、平台层和应用层的应用前景;并提出了变电站泛在电力物联网建设面临的挑战以及未来的发展趋势。文中研究可为变电站层面的泛在电力物联网建设和应用提供有益参考。

1 变电站泛在电力物联网的体系架构及主要特征

1.1 泛在电力物联网概念

在变电站层面,泛在电力物联网通过各种先进传感技术和通信信息资源,实现对变电站全方位、全时段、全天候多源异构信息的全面感知,利用人工智能驱动的综合分析技术深入挖掘信息价值,为变电站设备状态评估、故障诊断、趋势预测等提供智慧支持。同时,变电站产生的共享数据,还可服

务于用户、发电、供应商以及政府、投资机构等,为电网行业 and 更多市场主体发展创造更大机遇,提供价值服务。

1.2 变电站泛在电力物联网的体系架构

泛在电力物联网总体体系构架分为4层:分别为感知层、网络层、平台层和应用层。结合变电站设备和功能,泛在电力物联网在各层的具体部署及功能概况见图1。

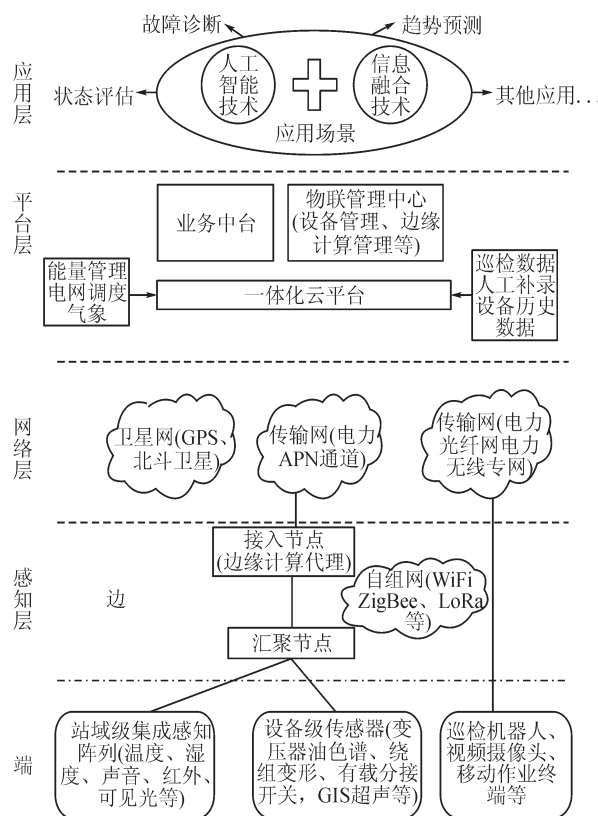


图1 变电站泛在电力物联网的体系框架

Fig. 1 Architecture of ubiquitous power IoT in substation

变电站感知层包括“端”和“边”。其中,“端”是指智能化变电站物联设备终端,“边”是指边缘计算。变电站智能化终端主要包括:站域级集成感知阵列、设备级传感器、巡检机器人、视频摄像头和移动作业终端等。站域级集成感知阵列主要集成温度、湿度、声音、可见光、红外等信息,实现对变电站设备的非接触感知测量。设备级传感器可以获取变压器油色谱、绕组变形、GIS局部放电、超声等数据^[8]。同时,采用巡检机器人、视频摄像头和移动作业终端,收集现场的巡视数据、现场作业信息、缺陷隐患记录等,实现站内无人智能巡检,大大降低了工作人员的作业负担。

感知层“边”主要包括汇聚节点和接入节点。其中,接入节点搭载边缘计算代理,是“边”的关键组成要素。通过紫峰无线网络(ZigBee)、WiFi、LoRa等形式的自组网,将“端”采集的数据由汇聚节点传

输至接入节点。接入节点的边缘计算代理对局放图谱、红外热像、异常噪声等非结构数据进行特征提取或初步分析,提升变电站边缘侧数据处理能力和区域自治能力,从而降低云端及主站平台的数据处理压力,大大提高系统运行决策效率。

变电站传输网包括:电力光纤网、电力无线专网和电力APN通道。在光纤资源丰富的变电站,巡检机器人、视频摄像头等采集信息,可通过电力光纤网回传;若光纤资源不充足,可将上述信息通过电力无线专网进行回传。站域级集成感知阵列、设备级传感器收集原始信息以及由边缘计算代理处理后的信息,经过电力APN通道进行回传。其中,需对关键信息进行加密处理,再经传输网络进行逐级回传。通过多种网络协议和通信模式相互配合,可满足变电站内业务处理实时性和宽带需求,为设备侧互联网提供可靠传输和安全通信能力。此外,不同于传统的网络结构,变电站网络层还将卫星网纳入其中,实现“空一天一地”一体化通信和信息交互^[9]。借助于全球定位系统(GPS)、北斗/高分卫星系统,为站内设备信息采集、状态感知、位置定位提供更加灵活、准确的授时服务。

平台层作为连接网络层与应用层的中间枢纽,完成对网络层传输数据的存储和管理。平台层由一体化云平台、企业中台、物联管理中心等统一的数据中心组成。除感知监测数据外,一体化云平台还融合其他部门的信息,如:能量管理、电网调度、气象数据等,并将变电站巡检数据、人工补录、设备历史数据等信息纳入其中^[10],实现数据跨部门、跨主体共享。物联网管理中心包括设备管理、边缘计算管理等模块。管理中心通过射频识别(radio frequency identification, RFID)技术,实现对海量电力设备和智能终端的标准化、精细化管理,提高了联网设备的精细化管理水平。

应用层位于泛在电力物联网的最顶层,是物联网的核心层次。应用层接收平台层传送的海量信息,利用大数据分析和人工智能技术深入挖掘信息蕴含的价值,并基于多源异构信息融合技术进行全面分析决策,进而通过网络层发送决策信息以控制感知层设备终端。可见,人工智能驱动的数据分析技术和多源异构信息融合技术是变电站应用层建设的关键。针对变电站而言,可将人工智能分析技术应用于设备状态评估、故障诊断、趋势预测等环节^[11-13]。同时,借助多源异构信息融合技术,实现设备参数、运行数据、气象参数等结构化数据以及故障记录、局放图谱、红外图像等非结构化数据的有

效融合与补充^[14-16],使得设备状态评估、故障诊断、趋势预测信息更加准确、全面,从而为变电站工作人员进行运维决策提供有力支撑。

1.3 变电站泛在电力物联网的主要特征

泛在电力物联网实现了互联网行业、通信行业与电力行业的完美结合,将“大云物移智”等时代新技术,与新一代电力系统相互渗透和深度融合。其主要特征有4个方面,见图2。

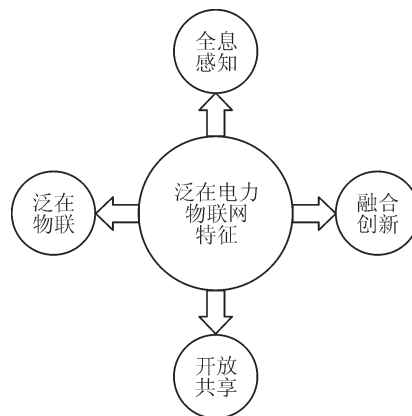


图2 变电站泛在电力物联网的主要特征

Fig. 2 Key features of substation IoT

1)全息感知。泛在电力物联网通过广泛布置末端感知装置,实现对变电站设备运行状态以及周围环境的全面感知。随着变电站全息感知水平的日益提升,传感器需求数量急剧增加,这将对传感器的尺寸、性能等提出了更高要求。高度集成化的微型传感器具有多功能、低功耗等特性^[17],可降低单个参量的感知成本,将成为变电站实现全息感知的重要突破点。

2)泛在连接。泛在电力物联网通过“空一天一地”一体化网络层,实现变电站设备装置与感知信息的全时空连接。海量泛在感知信息的接入,对网络层优化布局带来新的挑战。传统“点对点”有线通信方式将不能满足传输要求,需扩大电力无线专网建设以增强网络层传输能力。此外,借助于底层自组网技术,变电站通过边缘计算代理开展实时数据处理和关键特征提取,减少底层向上传输信息,从而部分缓解网络层接入压力。

3)开放共享。泛在电力物联网在一体化平台对数据进行处理和集中存储,提高数据质量,实现数据上下贯通,全方位实时交互。面对变电站传输的海量数据,需要新型存储管理技术。基于Hadoop平台的数据压缩存储以及基于NoSQL技术的分布式存储,都将是未来应对物联网大数据存储的研究重点^[18-19]。同时,平台层存储数据打破业务壁垒,实现电力系统不同部门、不同主体间数据共享。

4)融合创新。泛在电力物联网利用大数据分析和人工智能技术充分挖掘信息价值,实现多源异构信息的有效融合。对内可以提升变电站资产管理、态势感知、运维决策水平;对外可以向政府、企业经营者提供脱敏信息,创造新的商业模式。

2 变电站泛在电力物联网关键技术

泛在电力物联网的核心目标是实现海量采集信息的可靠高效利用。对变电站物联网而言,关键环节主要包括:海量信息有效感知和终端智能化、多源异构信息规范化存储、以及采集信息的综合高效利用,与此对应的关键技术主要有:边缘计算技术、数据预处理技术、高效数据分析和信息融合技术。

2.1 边缘计算技术

边缘计算将数据计算分析功能下放至靠近数据源头的网络边缘设备上,是一种物理分布式计算架构。它可以有效减轻网络中心和数据中心负担,具有低时延、适合实时分析和优化决策、实现安全与隐私保护等优点^[20]。考虑到变电站日采集数据较为庞大,若将其全部上传将消耗大量的通信资源和主站平台资源,因此可将实时性要求高的业务交由边缘计算代理就地分析处理,并将处理提取后的主要特征信息上传至主站;且边缘计算代理根据初步态势感知结果制定控制决策,从而提高变电站决策运维的效率和质量^[21]。就变电站而言,集成传感阵列或传感器收集的局部放电、红外热像等信息,都可以由边缘计算代理就地处理,以便及时掌握变电站设备运行态势。文[22]指出融合数据智能分析技术的人工智能芯片将是实现边缘计算的高价值载体。以局部放电为例,可采用文[23]提出的深度卷积神经网络实现局部放电模式识别,具体处理流程见图3;将类似上述功能集成于人工智能芯片并搭载于边缘计算代理平台,将有助于提升变电站边缘设备的智能化和自治化水平。

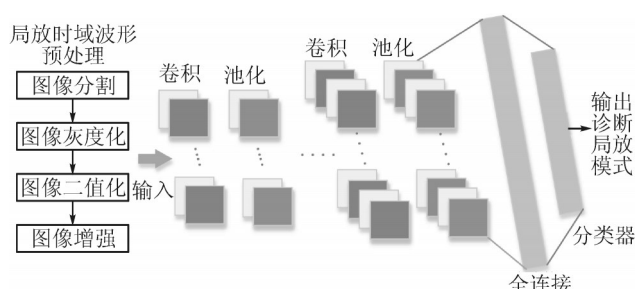


图3 基于卷积神经网络的局放图像模式识别流程

Fig. 3 Process of partial discharge image pattern recognition by convolutional neural network

2.2 数据预处理技术

数据预处理技术是保障平台层数据进行规范化存储的关键,也是后续进行高效数据分析的重要前提基础。数据预处理技术主要包括:用于图像、文本等非结构化信息的规范化转换技术以及保证存储数据质量的数据清洗技术。感知层传感设备、巡检机器人、监控摄像头采集的大量局部放电波形曲线、红外热像、视频图像等,移动作业终端形成的作业工单,以及从其他平台输入的历史试验文档、检修工单、故障缺陷案例报告等,都是以非结构化形式存在的信息。将上述非结构化数据在边缘计算代理或平台层进行特征提取和规范化转换,从而为应用层的数据挖掘和分析提供支持。此外,采用数据清洗技术处理传感器或网络异常造成的数据缺失、冗余、错误等问题^[10]。数据清洗的主要方法是通过时间序列分析、聚类法、关联分析和深度学习等方法进行缺失值、离群点、噪声数据识别,并完成缺失数据填补、奇异点修复和噪声数据平滑处理等^[24-26],确保数据质量满足后续分析的需求。

2.3 人工智能驱动的数据分析技术

人工智能是利用计算机来模拟、延伸或扩展人类智慧的前沿技术,其在海量数据处理、信息挖掘和模式识别等方面表现突出,因而,该技术非常适用于泛在电力物联网海量多源异构信息的处理需求。人工智能技术主要包括专家系统、模糊逻辑和机器学习3大类^[27]。其中,机器学习是人工智能的重要代表,其进一步细致分类及各分类典型算法见表1。本节将以变电站核心设备变压器为例,阐明人工智能技术在变压器状态评估、故障诊断、趋势预测方面的应用情况。

表1 机器学习分类及其典型算法

Table 1 Classification and its typical methods of machine learning

类型	典型算法
传统机器学习	监督学习:支持向量机、朴素贝叶斯、决策树、k-近邻算法、人工神经网络
	无监督学习:随机森林、K-均值聚类、Apriori算法、主成分分析
集成学习	Boosting 算法、Bagging 算法
深度学习	深度置信网络、长短期记忆神经网络、堆栈自编码器、卷积神经网络
迁移学习	TrAdaBoost 算法、自我学习

2.3.1 状态评估

为保证变压器状态评价结果的全面性和准确

性,变压器评价体系包括了在线监测数据、带电检测数据、感知的外部环境数据和变压器参数等多维度信息。基于上述多维度信息,选取变压器不同部件或性能指标,建立层次分析模型,通过层次计算确定变压器的综合评价等级^[28-29]。考虑到变压器评价等级界限存在模糊性和不确定性,利用模糊理论、集对理论^[30-31]等不确定性方法处理判据边界绝对化问题。同时,为进一步简化指标体系,采用因子分析法^[32]、主成分分析法^[33]等挖掘不同部件或性能指标与单项状态量的耦合关系,进而采用D-S论证理论对不同部件、性能指标形成的证据体进行融合^[34]。然而,此类方法主要针对某变压器的某个时间断面进行评价,且评级体系和计算过程过于繁琐。随着人工智能技术和机器学习的快速发展,利用支持向量机(support vector machine, SVM)、广义回归神经网络、人工神经网络等机器学习算法^[35-37],来挖掘输入状态量与变压器运行状态的非线性映射关系,实现对不同变压器、不同时间断面的快速分析和判断。该类方法可满足泛在电力物联网背景下高效处理海量数据和快速有效决策的需求。

2.3.2 故障诊断

故障诊断是根据设备状态评价结果,对变压器进一步进行是否存在故障以及故障类型、故障位置和严重程度等更为细致的判断。传统的故障诊断方法主要基于油中气体绝对值或比值、局部放电以及其他电气试验参数等信息,采用阈值法、比值编码法、时域波形法等进行诊断分析^[38]。然而,上述方法缺乏挖掘输入状态量与故障类型之间映射关系的有效驱动力,导致故障诊断准确率不高。随着人工智能技术在数据挖掘方面的突出表现,SVM、人工神经网络、梯度提升树等智能方法得到广泛应用^[39-41]。为进一步提高模型的泛化性和优化效果,采用遗传算法、蝙蝠算法等智能优化方法对模型参数和输入状态量空间进行联合优化^[42-43]。此外,考虑到变压器故障机理复杂,可能存在电热复合型故障类型,利用深度置信网络(deep belief network, DBN)等深度学习算法^[44-47],提取单一故障和复合故障特征,实现对变压器更为细致的故障分类。利用4个DBN对故障样本进行细化分类的流程^[45],见图4。

2.3.3 趋势预测

趋势预测是从设备历史和当前状态量出发寻找规律,根据上述规律对设备未来状态进行预测。根据预测输出情况,可分为单状态量预测、多状态量预测以及综合状态指标预测。例如:以负载电流、环境温度、风速为输入量来预测变压器顶层油

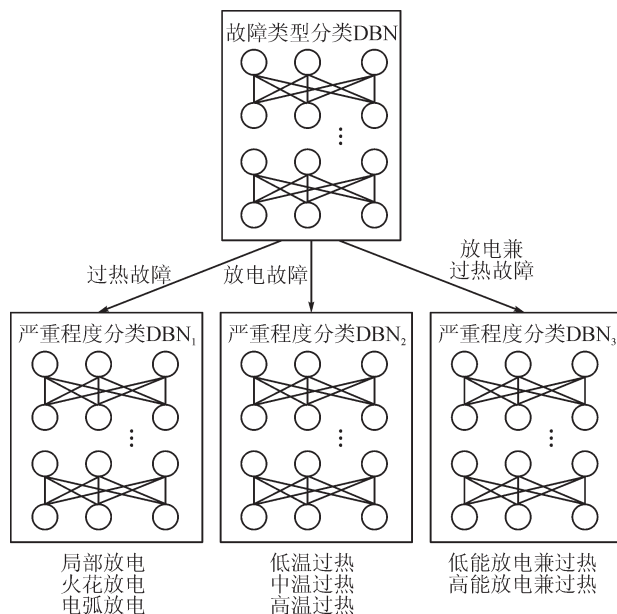


图4 基于多个深度置信网络的变压器故障诊断流程

Fig. 4 Process of transformer fault diagnosis by multiple deep belief networks

温^[48],为单状态量预测。发挥人工智能驱动数据分析技术在特征提取和关联分析上的独特优势,采用径向基函数神经网络、深度递归信念网络等智能方法^[49-50],对油中溶解气体进行联合预测;对某种气体而言,智能分析算法不仅可以确定该气体自身时间维度的纵向相关性,还可以挖掘发现该气体与其他气体、环境气象数据的横向关联关系,通过纵横向关联规则的深度提取,从而有效提高溶解气体的预测准确性。考虑到以某种或某类状态量为输出的预测模型对变压器状态发展情况反应不够全面,可选择将反应设备健康情况的状态等级作为输出。例如,文[51]以油中溶解气体、设备运行工况及运行时间等多维度要素为输入,采用长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络预测不同时间尺度下变压器状态等级的演变趋势。综上可知,未来的设备趋势预测模型将更加精细化和多样化,便于工作人员全面细致地了解设备状态发展趋势。

2.4 异构信息融合技术

上节人工智能驱动的数据分析技术主要针对油中溶解气体、电气试验参数、外部气象环境数据等结构化信息进行了深度挖掘分析探究。除上述结构化信息外,变电站应用层还收集了大量的设备运行记录、故障记录、工作票、操作票等文本类信息以及可见光、红外等图像类信息,这些信息不仅可以反电力设备运行状态的历史趋势,还可能蕴藏着丰富的潜在性故障信息,因此,需建立和完善非结构信息挖掘体系,对结构化信息与非结构信息进行协同分析和有效融合,从而使得变电站设备的状态

评估和故障诊断更为全面、准确。

根据信息源所在的层次,信息融合可以分为3类:数据层融合、特征层融合以及决策层融合。考虑到结构化数据、非结构化数据的信息类型不同,无法在数据层进行原始信息的融合;因此,仅特征层融合和决策层融合两类适用于多源异构信息的融合分析。

与普通文本不同,变电站文本类信息夹杂大量的电力专业术语、数字、量化单位等特殊意义字段,但是上述信息在文本处理过程中容易丢失^[14,52]。因此,文本预处理过程需要充分考虑电力文本的特点,最大化保留有效字段和删除无效内容;然后对保留内容进行文本表示(如:word2vec方法^[53]),转化成计算机可以识别和处理的形式;最后选择合适的分类器进行分类评价。对于可见光、红外等图像而言,图像中存在多类型伪彩色、复杂干扰背景等多种干扰因素^[54],对电力设备和故障点的智能识别造成了影响。从目前研究来看,卷积神经网络及其改进算法可以排除干扰因素,主动提取关键特征,在变压器等电力设备的智能识别上取得了较好效果^[15,55]。分析可知,变电站文本、图像等非结构信息各具特点,需要针对性的设计挖掘体系完成非结构化信息的量化转化,然后可以采用特征层或者决策层融合技术,实现变电站结构化信息与非结构化有机补充和融合,为全面评估变电站设备运行状态提供有力支撑。一种融合文本类信息的变压器状态评估方法如图5。图5中,图5(a)采用特征层融合;图5(b)采用决策层融合。

3 变电站泛在电力物联网挑战与展望

3.1 传感设备性能和布局问题

为更全面、准确、精细地获知变电站和电力设备运行状态,需要在变电站感知层部署海量的感知传感设备。就目前来看,变电站传感器数量尚不能满足全息感知需求。研发新的传感技术,如:分布光纤传感技术、量子计量溯源技术、液态金属传感技术,进一步降低传感器体积和单位成本,提高测量精度和抗干扰能力,将成为大大提升传感设备覆盖率的重要前提。同时,新型传感器还应兼具低功耗和普适性,以适应极端运行环境。例如:可采用自取能技术,从变电站周围的电磁场、光照、温差等环境获能量^[8],或者采用传感、通信一体化设计技术进一步降低传感器能耗。此外,如何降低传感设备冗余,最大化集成功能与降低传感器数量,并将其分层次、分功能的部署在变电站有限空间内也是值

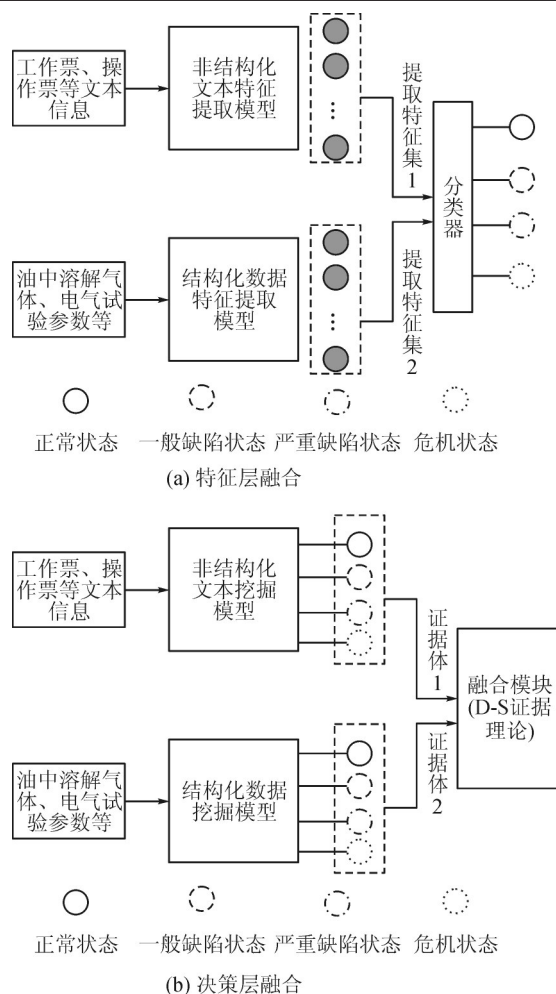


图5 基于异构信息融合的变压器状态评估方法

Fig. 5 A method of transformer state assessment by fusing heterogeneous data

得深入研究的问题。

3.2 数据处理和分析问题

变电站电力设备数据来源于不同业务平台与信息管理平台,在数据结构类型、时间尺度、数据长短等方面均存在差异性,且数据质量参差不齐,如何将上述原始数据进行集成和规范化转换,并以标准化格式存储于一体化云平台中,使其适应于人工智能驱动分析技术的数据要求是亟需解决的技术难题。

目前,机器学习等人工智能模型对训练样本集的平衡度要求较高,然而从目前收集数据来看,设备异常和故障样本数量相对较少,这在一定程度上限制了机器学习的效果。随着泛在电力物联网建设水平的提高,变电站电力设备运行过程的数据将被监视和完整保存,将为设备不同运行状态与不同故障类型样本的收集提供了有力条件。与此同时,需要研究适用于不平衡样本数据集的处理方法,从目前研究来看,主要集中在采样法、集成学习和代价敏感学习3个层面^[56-57],各层面的代表算法见

图6。但是,如何将已有的不平衡学习方法应用于电力设备状态评估、故障诊断等方面,尚需进一步的研究和改进。

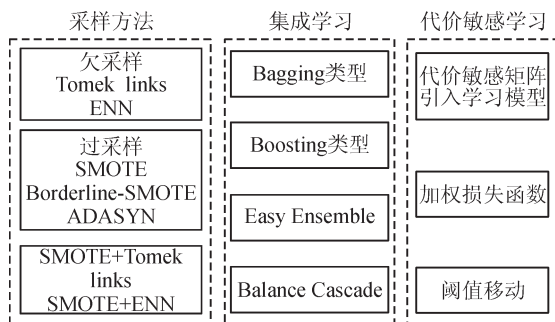


图6 针对不平衡数据集的3类处理方法

Fig. 6 Three types of approaches for dealing with imbalanced dataset learning

此外,机器学习算法主要依赖数据分析发掘输入量与输出量之间的映射关系,缺乏对电力设备故障机理的有效解释能力,如何将已有的物理模型和专家经验等融入机器学习模型,实现知识分析与数据挖掘的有机结合,也是需要进一步深入研究探讨的问题。

3.3 信息安全问题

泛在电力物联网实现了海量智能感知设备和电力设备的广泛连接、互联互通,但是开放性的终端接入和数据交互也给通信安全与隐私带来了新的挑战。因此,需要面向“信息流、能源流、业务流”高度融合的发展需求,建立新型的信息安全和防护体系。为确保海量感知信息的可靠传输,需要充分利用身份认证和安全访问技术、数据加密技术、安全路由技术等规范化管理手段,有效杜绝非法接入、非法互联、数据泄漏和篡改等风险。此外,泛在电力物联网网络层还应具有智能防御能力,对潜在安全隐患进行智能识别、自动发出警告信息并及时跟踪处理,实现网络安全的全面感知和全场景安全防护。

4 结论

泛在电力物联网以信息化、数字化、智能化为传统变电站赋能,使得变电站运行呈现出全息感知、泛在连接、开放共享、融合创新的新特征。变电站泛在电力物联网的建设需要充分利用“大云物移智”、边缘计算等新技术:

1)泛在电力物联网借助于广泛部署的末端传感装置,实现对变电站设备状态和外部气候环境的全面感知。同时,利用边缘计算技术实现信息就地化处理,从而提高变电站边缘设备智能化水平。

2)泛在电力物联网对变电站网络层升级提出了更高的要求。电力无线专网和无线形式的自组网,将是提升网络层传输能力的重要技术手段。此外,泛在电力物联网背景下,信息安全与隐私更为敏感,需联合多种规范化技术建立安全防护体系。

3)数据分析是变电站泛在电力物联网的重要应用。初步研究表明:大数据分析和人工智能技术可以有效学习、挖掘数据蕴含的价值,在变电站设备状态评估、故障诊断、趋势预测等方面取得了较好的成效。但是,数据质量、样本平衡度等因素对准确度造成一定影响,后期需加强数据的管理和维护工作,以进一步提高数据分析的有效性。

参考文献:

- [1] 国家电网. 泛在电力物联网建设大纲[EB/OL]. <http://www.chinasmartgrid.com.cn/news/20190311/632172.shtml>. 2019-03-11.
State Grid. Construction outline of power internet of things [EB/OL]. <http://www.chinasmartgrid.com.cn>. 2019-03-11.
- [2] 王毅,陈启鑫,张宁,等. 5G通信与泛在电力物联网的融合:应用分析与研究展望[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1575-1585.
WANG Yi, CHEN Qixin, ZHANG Ning, et al. Fusion of the 5G communication and the ubiquitous electric Internet of things: Application analysis and research prospects[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1575-1585.
- [3] 吕军,盛万兴,刘日亮,等. 配电物联网设计与应用[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1681-1688.
LÜ Jun, SHENG Wanxing, LIU Riliang, et al. Design and application of power distribution Internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1681-1688.
- [4] 吴姗姗,宁昕,郭岫,等. 配电物联网在新产业形态中的应用探讨[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1723-1728.
WU Shanshan, NING Xin, GUO Shen, et al. Discussion on application of distribution Internet of things in new industry form[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1723-1728.
- [5] 杨挺,翟峰,赵英杰,等. 泛在电力物联网释义与研究展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 9-20.
YANG Ting, ZHAI Feng, ZHAO Yingjie, et al. Explanation and prospect of ubiquitous electric power Internet of things[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(13): 9-20.
- [6] 张亚健,杨挺,孟广雨. 泛在电力物联网在智能配电系统应用综述及展望[J]. 电力建设, 2019, 40(6): 1-12.
ZHANG Yajian, YANG Ting, MENG Guangyu. Review and prospect of ubiquitous power internet of things in smart distribution system[J]. Electric Power Construction, 2019,

- 40(6): 1-12.
- [7] 杨东升,王道浩,周博文,等. 泛在电力物联网的关键技术与应用前景[J]. 发电技术, 2019, 40(2): 107-114.
YANG Dongsheng, WANG Daohao, ZHOU Bowen, et al. Key technologies and application prospects of ubiquitous power internet of things[J]. Power Generation Technology, 2019, 40(2): 107-114.
- [8] 江秀臣,刘亚东,傅晓飞,等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术, 2019, 45(5): 1345-1351.
JIANG Xiuchen, LIU Yadong, FU Xiaofei, et al. Construction ideas and development trends of transmission and distribution equipment of the ubiquitous power internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(5): 1345-1351.
- [9] 李映雪,陆俊,徐志强,等. 多技术融合的智能配用电终端通信接入架构设计[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(10): 163-169.
LI Yingxue, LU Jun, XU Zhiqiang, et al. Design of terminal communication access architecture for smart power distribution and utilization based on integration of multiple technologies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 163-169.
- [10] 江秀臣,盛戈皞. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1041-1050.
JIANG Xiuchen, SHENG Gehao. Research and application of big data analysis of power equipment condition[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1041-1050.
- [11] KAMEL B, MOOMAN A, YOUNES A, et al. Feature selection for effective health index diagnoses of power transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(6): 3223-3226.
- [12] MALIK H, MISHRA S. Application of gene expression programming (GEP) in power transformers fault diagnosis using DGA[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(6): 4556-4565.
- [13] ISLAM M, LEE G, HETTIWATTE S N, et al. Calculating a health index for power transformers using a subsystem-based GRNN approach[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(4): 1903-1912.
- [14] 刘梓权,王慧芳,曹靖,等. 基于卷积神经网络的电力设备缺陷文本分类模型研究[J]. 电网技术, 2018, 42(2): 644-650.
LIU Ziquan, WANG Huifang, CAO Jing, et al. A classification model of power equipment defect texts based on convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2018, 42(2): 644-650.
- [15] 李军锋,王钦若,李敏. 结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别[J]. 高电压技术, 2017, 43(11): 3705-3711.
LI Junfeng, WANG Qinruo, LI Min. Electric equipment image recognition based on deep learning and random forest[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(11): 3705-3711.
- [16] 宋辉,代杰杰,李喆,等. 运行条件下GIS局部放电严重程度评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 1231-1240.
SONG Hui, DAI Jiejie, LI Zhe, et al. An assessment method of partial discharge severity for GIS in service[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 1231-1240.
- [17] 黄绪勇,刘沛,苗世洪,等. 无线传感自组网在电力监控中的应用动态[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(7): 99-103.
HUANG Xuyong, LIU Pei, MIAO Shihong, et al. Application of wireless sensor networks in power monitoring system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(7): 99-103.
- [18] 周国亮,宋亚奇,王桂兰,等. 状态监测大数据存储及聚类划分研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(s2): 337-344.
ZHOU Guoliang, SONG Yaqi, WANG Guilan, et al. Research of condition monitoring big data storage and clustering[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(s2): 337-344.
- [19] 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 framework for big data of SPDU[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 194-202.
- [20] 蔡月明,封士永,杜红卫,等. 面向泛在电力物联网的边缘节点感知自适应数据处理方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1715-1722.
CAI Yueming, FENG Shiyong, DU Hongwei, et al. Novel edge-ware adaptive data processing method for the ubiquitous electric power Internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1715-1722.
- [21] 刘日亮,刘海涛,夏圣峰,等. 物联网技术在配电台区中的应用与思考[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1707-1714.
LIU Riliang, LIU Haitao, XIA Shengfeng, et al. Internet of things technology application and prospects in distribution transformer service area management[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1707-1714.
- [22] 马洪源. 面向5G的边缘计算及部署思考[J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(3): 77-81.
MA Hongyuan. Thoughts on 5G edge computing and deployment[J]. ZTE Technology Journal, 2019, 25(3): 77-81.
- [23] 万晓琪,宋辉,罗林根,等. 卷积神经网络在局部放电图像模式识别中的应用[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 2219-2226.
WAN Xiaoqi, SONG Hui, LUO Linggen, et al. Application of convolutional neural networks in pattern recognition of partial discharge image[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 2219-2226.
- [24] 林峻,严英杰,盛戈皞,等. 考虑时间序列关联的变压

- 器在线监测数据清洗[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3733-3740.
- LIN Jun, YAN Yingjie, SHENG Gehao, et al. Online monitoring data cleaning of transformer considering time series correlation[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3733-3740.
- [25] 严英杰, 盛戈皞, 刘亚东, 等. 基于滑动窗口和聚类算法的变压器状态异常检测[J]. 高电压技术, 2016, 42(12): 4020-4025.
- YAN Yingjie, SHENG Gehao, LIU Yadong, et al. Anomalous state detection of power transformer based on algorithm sliding windows and clustering[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(12): 4020-4025.
- [26] DAI Jie, HUI Song, SHENG Gehao, et al. Cleaning method for status monitoring data of power equipment based on stacked denoising autoencoders[J]. IEEE Access, 2017(5): 22863-22870.
- [27] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 2-14.
- YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14.
- [28] LI Lee, XIE Longjun, ZHANG Deng, et al. Condition assessment of power transformers using a synthetic analysis method based on association rule and variable weight coefficients[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2013, 20(6): 2052-2060.
- [29] 孙莹, 高贺, 李可军, 等. 基于多时段信息融合的配电变压器运行状态评估模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2054-2062.
- SUN Ying, GAO He, LI Kejun, et al. Condition assessment model of distribution transformer based on multi-period information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2054-2062.
- [30] SUN Lingjie, ZHAO Ma, SHANG Yuwei, et al. Research on multi-attribute decision-making in condition evaluation for power transformer using fuzzy AHP and modified weighted averaging combination[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10(15): 3855-3864.
- [31] LI Lee, CHENG Yong, XIE Longjun, et al. An integrated method of set pair analysis and association rule for fault diagnosis of power transformers[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(4): 2368-2378.
- [32] 曾丹乐, 杜修明, 盛戈皞, 等. 基于因子分析法与D-S证据理论的变压器关键参量提取和状态评估[J]. 高压电器, 2016, 52(3): 7-14.
- ZENG Danle, DU Xiuming, SHENG Gehao, et al. Key parameters extraction and condition evaluation of transformer based on factor analysis and D-S evidence theory[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(3): 7-14.
- [33] 贺川双, 杜修明, 严英杰, 等. 基于数据挖掘和主成分分析的电力设备状态评价[J]. 高压电器, 2017, 53(12): 34-41.
- HE Chuanshuang, DU Xiuming, YAN Yingjie, et al. Condition evaluation of power equipment based on data mining and principal component analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(12): 34-41.
- [34] LIAO Ruijin, ZHENG Hanbo, GRZYBOWSKI S, et al. An integrated decision-making model for condition assessment of power transformers using fuzzy approach and evidential reasoning[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2): 1111-1118.
- [35] MA Hui, SAHA T K, EKANAYAKE C. Statistical learning techniques and their applications for condition assessment of power transformer[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2012, 19(2): 481-489.
- [36] KAMEL B, MOOMAN A, YOUNES A, et al. Feature selection for effective health index diagnoses of power transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(6): 3223-3226.
- [37] ALQUDSI A, EL-HAG A. Assessing the power transformer insulation health condition using a feature-reduced predictor mode[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, 25(3): 853-862.
- [38] 廖瑞金, 王有元, 刘航, 等. 输变电设备状态评估方法的研究现状[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3454-3464.
- LIAO Ruijin, WANG Youyuan, LIU Hang, et al. Research status of condition assessment method for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3454-3464.
- [39] HUI Ma, EKANAYAKE Chandima, TAPAN K S. Power transformer fault diagnosis under measurement originated uncertainties[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2012, 19(6): 1982-1990.
- [40] BARBOSA F R, ALMEIDA O M, BRAGA A S, et al. Application of an artificial neural network in the use of physicochemical properties as a low cost proxy of power transformers DGA data[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2012, 19(1): 239-246.
- [41] 廖伟涵, 郭创新, 金宇, 等. 基于四阶段预处理与GBDT的油浸式变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 2195-2203.
- LIAO Weihang, GUO Chuangxin, JIN Yu, et al. Oil-immersed transformer fault diagnosis method based on four-stage preprocessing and GBDT[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 2195-2203.
- [42] LI Jinzhong, ZHANG Qiaogen, KE Wang, et al. Optimal dissolved gas ratios selected by genetic algorithm for power transformer fault diagnosis based on support vector machine

- [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2016, 23(2): 1198-1206.
- [43] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于蝙蝠算法优化最小二乘双支持向量机的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3664-3671.
CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of transformer based on LS-TSVM optimized by bat algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3664-3671.
- [44] DAI Jie, HUI Song, SHENG Gehao, et al. Dissolved gas analysis of insulating oil for power transformer fault diagnosis with deep belief network[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(5): 2828-2835.
- [45] 荣智海, 齐波, 李成榕, 等. 面向变压器油中溶解气体分析的组合DBN诊断方法[J]. 电网技术, 2019, 43(10): 3800-3807.
RONG Zhihai, QI Bo, LI Chengrong, et al. Combined DBN diagnosis method for dissolved gas analysis of power transformer oil[J]. Power System Technology, 2019, 43(10): 3800-3807.
- [46] 朱文, 赵晓凤. 油液金属颗粒对500 kV变压器出线装置电场的影响[J]. 广东电力, 2018, 31(7): 112-118.
ZHU Wen, ZHAO Xiaofeng. Influence of oil metallic particles on electric field of 500 kV transformer outlet device[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(7): 112-118.
- [47] 张文峰, 李英, 周丹, 等. 变压器绝缘击穿试验的油色谱分析[J]. 广东电力, 2018, 31(8): 69-74.
ZHANG Wenfeng, LI Ying, ZHOU Dan, et al. Oil chromatography analysis for transformer insulation breakdown[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 69-74.
- [48] 亓孝武, 李可军, 于小晏, 等. 基于核极限学习机和Bootstrap方法的变压器顶层油温区间预测[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19): 5821-5828.
QI Xiaowu, LI Kejun, YU Xiaoyan, et al. Transformer top oil temperature interval prediction based on kernel extreme learning machine and Bootstrap method[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5821-5828.
- [49] SHENG Gehao, HOU Huijuan, JIANG Xiuchen, et al. A novel association rule mining method of big data for power transformers state parameters based on probabilistic graph model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 695-702.
- [50] 齐波, 王一鸣, 张鹏, 等. 面向变压器油色谱趋势预测的深度递归信念网络[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1892-1899.
QI Bo, WANG Yiming, ZHANG Peng, et al. Deep recurrent belief network model for trend prediction of transformer oil chromatography data[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1892-1899.
- [51] 代杰杰, 宋辉, 盛戈皞, 等. 采用LSTM网络的电力变压器运行状态预测方法研究[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1099-1106.
DAI Jiejie, SONG Hui, SHENG Gehao, et al. Prediction method for power transformer running state based on LSTM network[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1099-1106.
- [52] 杜修明, 秦佳峰, 郭诗瑶, 等. 电力设备典型故障案例的文本挖掘[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1078-1084.
DU Xiuming, QIN Jiafeng, GUO Shiyao, et al. Text mining of typical defects in power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1078-1084.
- [53] 蒋逸雯, 李黎, 李智威, 等. 基于深度语义学习的电力变压器运维文本信息挖掘方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4162-4171.
JIANG Yiwen, LI Li, LI Zhiwei, et al. An information mining method of power transformer operation and maintenance texts based on deep semantic learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4162-4171.
- [54] 崔昊杨, 许永鹏, 孙岳, 等. 基于自适应遗传算法的变电站红外图像模糊增强[J]. 高电压技术, 2015, 41(3): 902-908.
CUI Haoyang, XU Yongpeng, SUN Yue, et al. Substation infrared image fuzzy enhancement algorithms based on improved adaptive genetic theory[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(3): 902-908.
- [55] 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.
- [56] 吴雨茜, 王俊丽, 杨丽, 等. 代价敏感深度学习方法研究综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(5): 1-12.
WU Yuqian, WANG Junli, YANG Li, et al. Survey on cost-sensitive deep learning methods[J]. Computer Science, 2019, 46(5): 1-12.
- [57] KHAN S H, HAYAT M, BENNAMOUN M, et al. Cost-sensitive learning of deep feature representations from imbalanced data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(8): 3573-3587.

张立静(1989—), 女, 博士研究生, 主要研究方向为电力设备在线监测。

盛戈皞(1974—), 男, 教授, 研究方向为智能输变电技术(通讯作者)(E-mail: shenghe@sjtu.edu.cn)。