

人工智能在变电站运维管理中的应用综述

王刘旺¹, 周自强¹, 林龙², 韩嘉佳¹

(1. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 杭州 310014;

2. 全球能源互联网研究院有限公司, 北京 102211)

摘要: 变电站运维管理是人工智能在能源电力系统中的典型应用场景之一, 研究以专家系统、传统机器学习及深度学习为主要代表的人工智能技术, 对于推动变电站的智能化发展具有重要意义。首先, 概述了人工智能技术的发展现状及特点、面临的挑战、发展趋势及热点; 然后, 结合变电站中基于传感器的遥测系统与基于摄像头的巡视系统的高级功能需求, 总结分析了现有将人工智能技术应用于主要电力设备状态评估诊断、变电站安防环境的智能感知、站内人员行为检测判别等典型场景中的研究成果, 同时指出当前人工智能技术应用于变电站典型场景时存在的问题; 最后, 就人工智能技术未来应用于变电站重要设备状态感知和三维全景可视化中的重点突破领域提出了几点建议。

关键词: 人工智能; 变电站; 运维管理; 状态监测; 视频监控; 智能感知

Review on Artificial Intelligence in Substation Operation and Maintenance Management

WANG Liuwang¹, ZHOU Ziqiang¹, LIN Long², HAN Jiajia¹

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Hangzhou 310014, China;

2. Global Energy Interconnection Research Institute Co., Ltd., Beijing 102211, China)

Abstract: The operation and maintenance management of substation is one of the typical application scenarios of artificial intelligence in energy and power system. The artificial intelligence technology, mainly represented by expert system, traditional machine learning, and deep learning, is significant in promoting the development of substation intelligence. Firstly, we summarized the development status and characteristics, challenges, development trends and hot spots of artificial intelligence technology. Then, in combination with the advanced functional requirements of two major information systems in the substation, namely, the remote monitoring system based on sensors and the remote viewing system based on cameras, we analyzed the progress of artificial intelligence technology in typical scenarios such as assessment and diagnosis of major electrical equipment status, intelligent perception of substation security environment, and detection and discrimination of personnel behavior. Meanwhile, we pointed out the problems existing in the current application of artificial intelligence technology in the above-mentioned typical scenarios of substations. Finally, we put forward several suggestions on the key breakthrough areas in the future application of artificial intelligence technology to vital equipment state awareness and 3D panoramic visualization of substations.

Key words: artificial intelligence; substation; operation and maintenance management; condition monitoring; video monitoring; intelligent perception

0 引言

变电站承担着变换电压等级、汇集电流、分配电能和调整电压的重要作用, 其安全运行关系到整个电力系统的安全稳定。保障变电站安全本质上是确保变电站内设备和环境的安全。早期对变电站设

备的巡视主要依靠人工, 然而随着大电网建设的不断推进, 变电站数量飞速增长, 传统的人工巡视方式耗时耗力, 无法有效应对变电站设备的运维管理需求。计算机技术、传感器技术及网络通信技术的快速发展促使传统变电站逐渐向着高度自动化、数字化、智能化方向发展, 在这个过程中不断出现针对变压器、开关等一次主设备的状态监测装置及在线监测系统; 同时, 针对难以检测的非电气状态量引入了计算机视觉技术, 构建起变电站的视频监控

基金资助项目: 国家电网公司科技项目(电力人工智能实验及公共服务平台技术)(SGGR0000JSJS1800569)。

Project supported by Science and Technology Project of SGCC (Electric Power Artificial Intelligence Experiment and Public Service Platform Technology)(SGGR0000JSJS1800569).

系统；另外，近年来巡检机器人的投入进一步改变了变电站的运维管理模式。

随着在线监测系统、视频监控系统及巡检机器人的不断加入，变电站内的设备及环境得到了全方位的监测；但与此同时，不同来源、不同类型的状态信息急剧增长，逐渐呈现出典型的大数据特征，如何有效利用这些数据也为变电站的运维管理带来了新的挑战。

早在 20 世纪 80 年代，以专家系统和人工神经网络为主的人工智能技术就引起了电力系统的广泛关注^[1-2]，主要集中于故障诊断、在线监测等场景，但由于当时数据、算法及算力等因素的限制，其应用效果较差。近年来，随着物联网、云计算、大数据技术的快速发展，以深度学习为代表的新一代人工智能技术得到突破性进展，在医疗、交通及制造业等领域已有应用^[3-5]。国务院于 2017 年颁布的《新一代人工智能发展规划》已将人工智能发展作为国家战略^[6]。人工智能技术的突破为变电站智能化发展带来新的机遇，开展人工智能技术在变电站运维数据分析中的应用研究，有利于保障变电站内设备、环境和人员的安全，提高变电站的运维管理水平。

目前，已有文献对人工智能在能源及电力系统领域中的应用场景进行了探讨^[7-10]，其中电网运检尤其是变电站的运维管理一直是人工智能技术应用的重要场景。因此，本文聚焦于变电站，结合基于传感器的监测系统和基于摄像头的监控系统的高级功能需求，梳理人工智能技术在变电站运维管理场景中的应用研究现状，并对当前人工智能技术应用存在的问题和未来的应用方向及重点突破领域进行探讨。

1 人工智能技术概述

普遍认为，人工智能是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门技术科学，其目标是探索人类智能机理，实现人工智能机器，增强人类智力能力^[11]。本文主要从发展现状及特点、面临的挑战、发展趋势及热点等方面对人工智能技术进行概述。

1.1 发展现状及特点

在人工智能 60 多年的发展历程中，出现了很多典型的技术和方法，主要包括专家系统、智能优化和机器学习。专家系统是为解决特定领域问题而出现的，是早期人工智能的代表^[12]；智能优化算法

面向求解非线性优化问题，主要包括早期常用的遗传算法^[13]、粒子群算法^[14]、蚁群算法^[15]，及近期的人工鱼群算法^[16]、布谷鸟搜索^[17]、萤火虫算法^[18]、蝙蝠算法^[19]、社会群体优化算法^[20]等；机器学习是人工智能的重要分支，其主要类别及典型算法见表 1。机器学习还存在众多学习思想或优化策略，它们一般是对算法在某方面性能上的改进，具体见表 2。

目前，人工智能已进入新的发展时期，并呈现出以下特点：1) 深度学习成为主流方法。自然语言处理、计算机视觉、生物特征识别等技术领域以及安防、医疗、交通、金融、能源等产业领域已经出现大量应用。2) 新型算法和模型不断涌现。一方面，深度学习算法及模型不断更新，如深度强化学习、生成式对抗网络、胶囊网络等；另一方面，部分传统方法重新受到关注，如贝叶斯网络、知识图谱等。3) 计算框架、平台及数据集逐渐开源。前者有 TensorFlow、Caffe、PyTorch 等，支持深度学习模型；后者有 ImageNet、WikiText、TED-LIUM、CASIA 等，涵盖了图像、自然语言、语音、步态等领域。

1.2 面临的挑战

虽然以深度学习为主的新一代人工智能技术在某些领域取得了突破性进展，但随着应用深度和

表 1 机器学习算法

类别	典型算法
有监督学习	分类(K 近邻 ^[21] 、决策树 ^[22] 、贝叶斯 ^[23] 、支持向量机 ^[24] 、神经网络 ^[25] 、极限学习机 ^[26] 等)； 回归(线性回归、神经网络、支持向量机等)； 深度学习(卷积神经网络 ^[27-28] 等)。
无监督学习	聚类(K 均值 ^[29] 、DBSCAN ^[30] 等)； 降维(主成分分析 ^[31] 、线性判别等)； 深度学习(深度自编码 ^[32] 、受限玻尔兹曼机 ^[33] 、深度置信网络 ^[34] 等)。
半监督学习	转导支持向量机 ^[35] 、生成式对抗网络 ^[36] 等。
强化学习	Q-learning ^[37] 、SARSA ^[38] 、深度 Q 网络 ^[39] 等。

表 2 机器学习策略

策略	基本思想
迁移学习	针对仅有少量甚至没有标签样本数据的相似领域，运用已有的知识对目标领域问题进行求解。
集成学习	先通过一定规则生成多个学习器，再利用某种集成策略对它们进行整合，从而获得比单个学习器更好的学习效果。
增量学习	当样本数据新增时，在原有学习结果的基础上，仅对由于新增数据所引起的变化进行部分更新，而不用从头重新完整学习。
分布式学习	针对大规模机器学习问题，将学习任务通过某种分解策略分散到多个计算单元中并行学习，以提高学习速率。

广度的不断拓展,也面临诸多挑战:1)深度学习方法缺陷明显。它对样本量和计算量有较高要求,其模型构建、参数调试、训练技巧等都缺乏理论指导,并且存在黑箱问题。2)某些领域缺乏基础数据集。如医疗、交通、能源等传统领域虽有数据积累,但数据质量较差,不能满足模型训练的需求。3)计算框架、平台的功能和性能有待改善。人工智能应用场景非常繁多,呈现碎片化、专业化的特点,对计算框架、平台的功能和性能要求逐渐提高。

1.3 发展趋势及热点

目前来看,人工智能技术的发展还是围绕着算法、算力和数据3要素进行:1)算法方面。一方面围绕深度学习开展优化以提高性能,包括降低功耗,提升可解释性、泛化能力及迁移能力等,其中,深度学习与传统人工智能方法的结合将成为热点;另一方面,继续探索新型理论和算法。2)算力方面。考虑到业务、数据安全及已有数据平台的固有特点,包括传统领域在内的大型企业将致力于自主研究人工智能的计算框架、平台及芯片。3)数据方面。基础数据集的建设将继续成为热点,包括图像、视频、语音等通用数据集及行业领域的专业数据集,数据标注工具也将智能化。

2 变电站运维管理中的人工智能应用

人工智能技术在变电站运维管理中的应用主要体现在对变电站中设备、环境和人员状态信息的分析上,它能够实现对设备的状态评估、故障诊断及预测报告,对环境的智能感知与预警,对人员行为的智能判别和管控。从状态信息的来源上来看,现有变电站的状态信息系统可以分为基于传感器的监测系统(以下简称遥测)和基于摄像头的监控系统(以下简称遥视)。因此,本节主要围绕上述2种系统,归纳出变电站运维管理中需要人工智能做技术支撑的业务场景,并对其应用研究现状进行综述和分析。

2.1 遥测系统

目前,遥测系统主要面向的是变电站内主要一次设备的运行状态,被监测的设备包括变压器、气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)、电容型设备(电流互感器、电容型电压互感器、耦合电容器、高压套管)等,其主要监测参量如表3所示。遥测系统为全面、及时、准确地掌握变电站设备的运行状态和发展趋势提供了丰富的数据基础,但如何从这些监测数据中获取有价值的信息成为关键问

表3 主要一次设备及其监测参量

Table 3 Main primary equipment and monitoring parameters

设备	监测参量
局部放电、油中溶解气体、微水、铁芯接地电流、顶层油温、绕组光纤测温、变压器振动波谱、有载分接开关、变压器声学指纹等。	局部放电、油中溶解气体、微水、铁芯接地电流、顶层油温、绕组光纤测温、变压器振动波谱、有载分接开关、变压器声学指纹等。
电容型设备	绝缘监测(电容量、介质损耗)等。
断路器/GIS	局部放电、分合闸线圈电流波形、负荷电流波形、气体压力、振动、声音信号等。

题,这就为人工智能技术提供了用武之地。本质上是利用人工智能技术解决从数据到设备状态的映射建立问题,可进一步大体归类为分类(对应故障诊断、模式识别等)和回归(对应状态预测、参数辨识等问题)。以下分别对专家系统、传统机器学习及深度学习等人工智能技术在主要一次设备的状态诊断中的应用研究现状进行总结分析。

2.1.1 变压器/电抗器

表3所列设备中,尤以变压器最为重要,因此针对变压器的监测参量也最为丰富。传统方法主要采用横纵向比较、比值编码及阈值判断等数值分析方法对变压器进行诊断,但由于设备故障机理复杂、故障类型繁多及现场干扰等,简单数值分析的诊断方法准确率较低^[40]。因此,结合专家系统、机器学习等人工智能技术实现变压器的故障诊断成为多年来的研究热点^[41],而变压器丰富的监测参量恰好为此提供了良好的数据基础。人工智能诊断方案本质上是寻求变压器监测参量与变压器状态(包括故障)类型之间的映射关系,通过样本训练完成的映射模型则可以用于判别变压器的状态。近年来出现了大量这方面的研究成果,研究人员几乎尝试了所有的人工智能算法,包括早期的专家系统和后来的人工神经网络、贝叶斯、决策树、支持向量机(support vector machine, SVM)、极限学习机等传统机器学习算法,及近期的深度学习方法。

其中,借助专家系统建立的映射关系是基于规则的,虽然解释性很强,但过于依赖知识库,容错能力差且维护难度大。文献[42]中的变压器故障诊断系统(transformer fault diagnosis expert system, TFDES)作为早期的专家系统,采用了三比值法判定故障性质,故障判别规则较为单一。文献[43]将传统三比值法、统计学习方法及实际经验法获得的故障判别规则进行整合,建立了可增扩新规则的专家系统。变压器结构复杂,造成故障的因素太多,单

凭油色谱等一两种状态参量具有片面性。因此,文献[44]将变压器多维度信息进行融合处理,并与专家系统结合,提高了诊断准确度。随着设备状态监测大数据的形成,信息融合是故障诊断技术发展的必然趋势。

与专家系统相比,传统机器学习算法通过从样本中学习,能够拟合出数据到故障的映射关系,容错性和鲁棒性都更优。目前常用的算法在样本数量、参数选取、训练时长等方面存在差异,其中支持向量机擅长小样本、高维数场景,在深度学习出现之前,支持向量机在各应用场景中受到的关注最多[45-49]。然而,传统的机器学习算法用于设备故障诊断都存在一个主要问题,即特征量依靠人为手动设计。机器学习用于故障诊断时的模型训练及应用流程如图1所示,其中数据预处理和特征选择是可选步骤,但特征提取是不可或缺的关键步骤,且通常与业务知识紧密联系。局部放电信号、振动信号都无法直接作为诊断模型输入进行故障诊断,需要进行特征提取。针对局部放电信号,目前存在脉冲波形模式、相位分布模式、脉冲序列分布模式、混沌特征模式等多种特征模式,在此基础上还可以进一步构造具体的特征参数,如统计特征参数、分形参数等[50],其特征提取过程非常复杂。振动信号则没有固定的特征模式,通常由研究人员根据具体情况设计特征量[51-52],特征通用性不强。所得特征维数高的情况下,还需要借助聚类、降维等方法进行特征选择,从而减少后续模型训练的复杂度,提高诊断性能。另外,传统的机器学习算法还存在超参数初始化选择问题,如K-means的 k 值、支持向量机的核函数及其参数、集成学习的组合权值等,通常依靠经验直接设定或采用智能优化算法对其进行寻优[45-46,53],参数寻优可以改进所得模型的诊断性能,但牺牲了模型学习过程的计算性能。

传统故障诊断方法中特征提取过程十分复杂,过于依赖专业业务知识,而且提取到的特征难免具有片面性,无法全面表达状态信息。深度学习方法可以从海量、高维数据中自动学习到特征信息,避免了手动设计特征的复杂性和主观性,并且简化了整个故障诊断的流程,使建立的诊断模型具有高通用性,便于迁移到相似的应用场景中。例如,变压器的局部放电模型可以轻易迁移到GIS的局部放电分类上。目前已有不少成果将深度学习方法引入到变压器故障诊断中,主要是应用于从油中溶解气体、

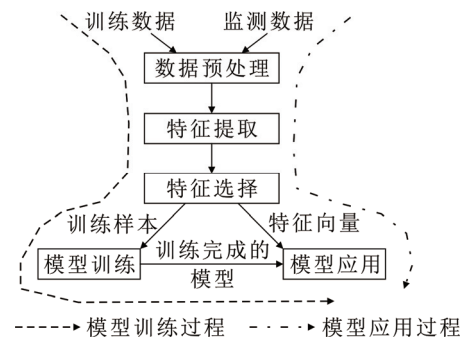


图1 故障诊断模型训练及应用流程图

Fig.1 Flow chart of model training and application for fault diagnosis

局部放电信号、振动信号中学习特征,区别在于采用的深度学习网络模型及其网络输入不同。油中溶解气体方面,学者尝试采用深度自编码网络[54]、深度卷积神经网络[55]、深度置信网络[56]等网络模型,网络输入则包括 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 及 C_2H_2 这5种特征气体的含量值、占比、无编码比值等信息。除上述直接应用之外,也有研究尝试对模型进行改进,包括将不同网络混合[57]、自适应调整网络学习率[58]等方式。局部放电信号方面,将深度学习直接应用在原信号上的做法并不多,大多都是对其预处理的结果进行特征提取。文献中采用的预处理包括进行S变换并降维[59]、计算Hilbert边际谱[60]、计算时频谱[61]等方式,这些方法都是将原信号转化为谱图形式作为深度学习的输入,简化了谱图特征提取的复杂程度,在方法通用性上也得到了提升,但所用样本都是来自仿真实验,对于实际放电的识别效果还需要在工程应用中进一步检验。振动信号方面的案例并不多,文献[62]利用堆叠去噪自编码器对变压器振动信号的频谱进行特征提取,使用原理和存在问题与上述局部放电信号一致。

除了故障诊断外,电力设备的状态预测也颇受关注,人工智能在上述2种场景中的应用区别在于,前者是样本在时间上离散的分类问题,后者是样本在时间上连续的回归问题。支持向量机、人工神经网络、深度学习等机器学习方法具有良好的非线性拟合能力,通过大量历史时序样本的学习,能对变压器的油中溶解气体[63-64]、油温[65-66]、振动基频幅值[67]等状态参量甚至综合运行状态[68]的未来发展趋势进行预测。

2.1.2 电容型设备

电容型设备的在线监测主要关注的是能够反

映绝缘性能的电容量及介质损耗因数, 其中后者易受环境因素影响, 如何提高其计算精度成为研究热点。现有方法大多数都采用的是数值分析方法, 只有少量研究尝试了人工智能方法。文献[69]提出了一种基于最小二乘支持向量机的环境因素对介质损耗因数的修正模型, 并采用遗传算法优化了模型参数, 该模型可以排除环境因素的影响。文献[70]提出了一种基于深度学习的电容器介损角辨识方法, 采用训练后的深度前馈多层神经网络对被测介损角的变化量进行辨识, 从而修正介损角。文献[71]采用 BP 神经网络和支持向量机的组合替换了上述方法中的深度网络, 得到了更高的辨识准确率, 更适用于样本较少的情况。

2.1.3 断路器/GIS

断路器/GIS 的局部放电与变压器类似, 同样是反映内部绝缘缺陷的主要特征之一, 采用的特征提取及模式识别方法具有相通性, 可以互相借鉴和迁移。文献[72-76]均采用深度学习对 GIS 的局部放电信号进行特征提取及识别, 区别在于所用的深度网络模型和网络模型的输入数据形式存在差异, 采用的深度模型包括深度置信网络^[72]、深度卷积神经网络^[73,76]、深度残差网络^[74]及变分贝叶斯自编码器^[75], 输入数据形式包括局部放电相位分布(phase resolved partial discharge, PRPD)图谱^[72]、脉冲序列分布(phase resolved pulse sequence, PRPS)图谱^[73,75-76]、灰度图^[74]。上述研究都取得了比传统人工特征更好的鲁棒性和准确率, 但可解释性较低。另外, 与变压器类似, 放电模型仿真实验信号训练的诊断模型用于变电站现场 GIS 放电识别的准确性和可信度还需要进一步研究。

此外, 高压断路器在分合闸过程中会产生剧烈振动, 对振动信号进行分析有利于发现断路器的机械故障。基于振动信号的断路器故障诊断方法与变压器的振动信号故障诊断具有相似性, 其诊断步骤与图 1 相符, 可分为振动信号的特征提取和基于特征量的故障分类。其中, 特征量的构造相对于分类模型的构建更为重要, 最为常用的方法是先对信号进行分解, 然后依据熵理论等方法对分解结果构造特征^[77-79], 而分类模型则并不统一, 人工神经网络、支持向量机等常见机器学习算法均有应用。目前, 深度学习在断路器的机械故障诊断中的应用还不多, 文献[80]将分合闸线圈电流数据作为深度置信网络的输入, 诊断高压断路器的机械故障, 但采用

的数据为模拟故障数据, 离实际应用还存在距离。对于任何诊断对象来说, 仅靠单一来源信号、单一特征或单一诊断方法都具有局限性, 融合诊断有利于提高结果的准确率和可信度。根据融合层次不同, 信息融合可分为数据融合、特征融合及决策融合。文献[81]将断路器动作时的声音和振动信号进行统一特征提取, 通过证据理论进行融合决策, 属于决策融合。文献[82]采用 ReliefF 算法对多路振动信号提取的特征值进行降维筛选, 最后通过 BP 神经网络判别故障, 属于特征融合。

2.1.4 小结

从上述现状分析中可以看出, 专家系统、传统机器学习、深度学习 3 个发展阶段的人工智能技术应用于变电站遥测系统信息分析中呈现出了不同的优势, 也存在相应的问题。由于目前缺乏统一的设备状态基础数据集, 因此无法对上述人工智能算法的性能进行量化比较。本文仅做如下定性分析:

1) 专家系统是基于规则的, 可解释性强, 计算量小, 但受限于知识库, 其容错性差, 缺乏自学习能力。

2) 传统机器学习可解释性减弱, 计算量适中, 所需样本量适中, 容错性适中, 但输入特征量需要人工设计, 结果准确性依赖于特征的质量。应用时需要选择具体算法, 必要时还需要考虑特征选择、模型参数优化等问题。

3) 深度学习可解释性差, 计算量大, 所需样本量大, 但容错性强, 具备自动学习特征的能力, 简化了特征构造过程, 应用时需要考虑网络模型构造及超参数初始化问题。

2.2 遥视系统

遥视系统重点在于对变电站内设备、环境及人员的监控, 应用现状呈现点多, 面广, 但功能局限的特点。首先, 点多: 以浙江为例, 电压等级 110 kV 以上的变电站均已建立变电站视频监控设备, 部分已实现全域视频监控。视频图像就地存储, 其中电压等级 110 kV 以上变电站的视频信号基本接入至国网统一视频平台, 部分接入省变电站辅助一体化监控平台。其次, 面广: 监控对象可覆盖一次设备、二次设备、控制室、各出入通道等。然而功能局限: 目前省变电站辅助一体化监控平台应用的主要功能为摄像头的监视、录像、守望等实时功能, 以及与安防、消防、门禁等其他辅助设备智能联动功能, 仅实现“千里眼”能力, 依然属于传统视频监控系

统范畴,对监控视频中有效信息的筛选、分析及判断还需要依靠监控人员,系统的智能化高级功能还未完善。

当前的“被动监控”模式只适用于特定地点、时间监控和事后追溯,缺乏主动判别能力。为此,学术界早已引入机器视觉概念,尝试将人工智能技术应用用于对监控视频信息的有效提取及智能分析中,从而及时发现事件并进行控制,变“被动”为“主动”。本文将遥视系统的高级功能需求按监控对象划分为设备、环境和人员3个方面,如表4所示,其中大部分都得到了研究人员的关注和研究,并且取得了一定的成果。随着图像处理技术和机器视觉等人工智能技术的进步,这些功能也在得到不断地完善,并逐渐在监控平台中得到实用。

2.2.1 设备相关

遥视系统对于设备的监控仅限于肉眼可见的外部状态,包括外观破损、元件缺失、漏油等外观异常情况和开关状态、信号灯状态、表计状态等状态信息,另外借助红外热成像技术还可以发现温度异常。

目前,红外技术已较为成熟,红外图像也成为诊断设备发热故障的重要依据。基于红外图像的诊断方法通常分为3个步骤,首先需要找到感兴趣的区域,然后对区域进行特征提取,最后对设备状态进行分类,给出该图像是否含有可能的故障以及故障的严重程度。其中前2步是关键,主要依靠图像分割技术^[83],最后一步故障分类可借助有监督的机器学习技术。文献[84]利用分水岭分割算法寻找避雷器的兴趣区域,并构造模糊神经网络集成学习模型,将热状态分为故障、正常、轻微和可疑4种。文献[85]摒弃了传统的图像分割方法,而是采用K-means对红外图像进行聚类,并提取各区域的温度和面积信息作为支持向量机的输入特征,将设备诊断为正常、一般故障、严重故障和紧急故障4种状态,并引入了混沌序列由粗到细地优化支持向量机(support vector machine, SVM)参数,最高准确率达97.8%。文献[86]将温升特征作为输入特征考虑进来,并分别使用了粒子群和蝙蝠算法对图像分割阈值和SVM参数进行了优化选取。涉及到图像的应用场景自然少不了深度学习的身影,文献[87]和文献[88]均将深度学习用于红外图像中的设备部位识别,前者采用的是卷积神经网络,仅针对电流互感器;后者参考了YOLO目标检测模型^[89],并对

表4 遥视系统的高级功能需求

Table 4 Advanced functional requirements for remote viewing systems

监控对象	功能需求
设备	红外热成像、设备外观工况识别、漏油识别、开关/刀闸状态识别、设备信号灯状态识别、表计状态识别。
环境	明火识别、烟雾识别、异物入侵识别。
人员	安全着装检测(安全帽、工作服、劳保鞋、手套、高空作业时安全带)、目标检测与跟踪、身份识别及验证、异常行为识别(倒地、跨越安全围栏、打架、投掷物体、遗留物体等)。

倾斜部件的识别框进行了优化显示,实现了电流互感器、电压互感器、避雷器和断路器的识别,推广性更强。

变电站设备外观方面,目前还停留在对设备及元件本体的识别上^[90],而对破损情况、部件缺失以及漏油的识别还有待进一步研究。然而,针对输电线路的鸟巢识别、绝缘子破损识别、线路断股识别等已有不少研究成果^[91],可以借鉴到变电站设备的外观情况识别上,但主要问题在于有效样本缺乏。

变电站设备状态信息方面,开关状态、刀闸状态、信号灯状态、表计状态的识别对图像处理方法依赖性很强,有直接采用图像处理加上简单模板匹配的方式^[92-93],也有图像处理提取特征加上机器学习分类识别的组合方式^[94]。即便是采用深度学习方法,也离不开图像处理技术,如文献[95]和文献[96]分别在指针式表计状态和刀闸状态识别过程中采用了卷积神经网络,前者用于识别仪表的位置,后者用于识别绝缘子和刀闸位置,但本质上都还是设备和元件本体的识别,具体的指针读数和刀闸开闭状态也依然是图像处理的结果。开关、刀闸、信号灯的形状、外观、所处状态都十分繁杂,只有在限定范围内才能枚举为少量类型,且在这种情况下才能转化为机器学习端到端的分类问题,所得模型也只能在限定范围内适用,目前还缺少一种鲁棒性强的方法。而指针式表计读数是连续型的,其识别问题无法转化为机器学习分类问题,目前只能借助于图像处理技术识别,且对图像拍摄的角度、距离等都有一定要求,否则结果会存在较大误差。

2.2.2 环境相关

变电站内设备众多,环境特殊,发生火灾的可能性较大,其消防安全直接关系到变电站设备安全和电网安全。遥视系统最大的意义就在于监控环境的安全,包括明火、烟雾以及小动物等异物入侵情

况, 这些异常情况的自动检测与识别值得关注。

从火灾预警的初衷来看, 识别烟雾比识别明火更有意义, 这也是目前的研究重点。传统的烟雾识别方法关键在于烟雾特征的描述和提取, 包括颜色特征、形状特征、纹理特征、运动特征等^[97]。这些特征均是依靠图像处理技术通过手动设计提取的, 而人工智能算法主要用于判别烟雾, 针对性的研究并不多。区别于传统方法, 基于深度学习的烟雾识别方法具有自动学习特征的能力^[98], 该方法将特征构造过程简化, 但需要大量的有效样本支持, 目前还研究尚浅。虽然明火和烟雾的智能识别是所有工业现场视频监控系统都需要的通用性功能, 但依靠手动设计特征的大多数方法都有很强的场景针对性, 直接应用到环境复杂的变电站时, 其性能得不到保证。目前仅有少量有关变电站明火和烟雾识别的研究^[99-100], 还停留在理论阶段, 包括深度学习方法在内的更多烟雾及明火识别方法需要在变电站场景中尝试和检验。

2.2.3 人员相关

目前变电站的日常运维管理中存在大量的现场作业需求, 作业现场的人员管理和行为管控完全依靠人工核查和监督, 监控视频也依赖人工判断, 作业现场的短时违章行为不易及时发现, 存在安全隐患。因此, 基于机器视觉的作业现场行为识别技术在变电站视频监控中具有很大的应用需求, 并已逐渐受到关注。与人员相关的监控需求主要涉及到安全着装检测、身份识别及验证、目标检测与跟踪、异常行为识别等几个方面。

目前, 针对安全帽佩戴的识别准确率较高, 借助 YOLO、FasterRCNN 等基于深度学习的目标检测模型的方法^[101-102]对环境的适用性更强, 迁移到变电站场景中应用的成本较低。安全着装检测中的其他情况, 例如长发未盘入安全帽, 穿拖鞋、凉鞋、高跟鞋、裙子、短裤、背心, 高空作业未使用安全带等违规情况在识别思路与安全帽识别类似, 只是缺乏大量有效样本对目标检测模型进行训练, 可根据需求构造相应的着装样本进行模型研究。

另外, 基于人脸识别的身份识别及验证技术也较为成熟, 识别率很高, 迁移成本也最低, 但在变电站复杂场景中可能存在人脸获取难的问题^[103]。姿态、步态、体态等新型特征为身份识别提供了新方案, 但目前还处在研究中, 在变电站场景中也未见应用。姿态、体态特征也有望成为识别打架、投掷

物体、跨越围栏等具体违章动作的关键特征, 针对该部分的研究成果尚未见报导。与烟雾和明火识别的需求相比, 变电站内的作业行为识别需求与运检业务具有强关联性, 与其他场景中的行为识别需求差异巨大, 因此, 其他场景下的行为分析及识别方法大多仅可借鉴, 尤其是依赖于手动特征的方法^[104], 无法直接利用。即便是基于深度学习的自动特征学习方法^[105], 也需要经过大量有效样本的充分训练及验证。因此, 变电站异常行为识别的研究与应用还有很长的路要走, 值得庆幸的是, 可以通过人为模拟的方式构造异常行为样本集。

变电站视频监控中的运动目标检测及跟踪也是研究热点之一, 运动目标通常包括人、车及动物。与身份识别及验证类似, 目标检测与跟踪在技术手段上与其他场景区别不大, 可以将相关领域的成熟方法迁移到变电站场景中。传统方法将目标检测与目标跟踪分开实施, 目标检测主要依靠图像处理技术, 包括背景差分法、帧差法、光流法等; 目标跟踪则主要采用不需要训练的生成式方法, 通过寻找与目标模板最相似的候选作为跟踪结果, 如粒子滤波法等。传统方法在变电站场景中已有应用研究^[106-108], 但不属于人工智能范畴, 由于它们无法处理和适应复杂的跟踪变化, 因此其鲁棒性和准确度都已被前沿算法所超越。与生成式相对应, 判别式方法将检测与跟踪相结合, 通过训练分类器来区分前景目标和背景, 从而获得前景目标的位置。同样地, 涉及到机器学习则必然会需要特征, 因此又分为手动设计特征与深度学习这 2 类方法。其中, 前者操作复杂、准确率低, 后者依赖大样本、计算量大, 各有缺点。判别式方法在变电站场景中也有应用^[109], 但深度学习的应用还停留在目标检测上^[110], 还未见将其应用于变电站内目标跟踪问题上的报道。另外, 多目标跟踪及跨摄像头目标跟踪问题在变电站场景中的研究还很少, 有必要与身份识别及认证技术结合, 进一步解决变电站内人员运动轨迹绘制的功能需求, 未来可用于变电站三维全景动态可视化。

2.2.4 小结

总体上看, 变电站遥视系统的高级功能需求较为碎片化, 受到的关注并不多, 其中以设备相关的红外热成像分析、开关/刀闸状态识别、信号灯状态识别、表计状态识别方面的研究相对较多。

目前, 大部分功能需求的实现还非常依赖于图像处理技术, 传统机器学习方法的应用水平还较浅,

仅仅是根据图像处理后的特征量进行状态分类，还远远达不到智能水平。

深度学习能自动从视频和图像中学习特征，对传统图像处理技术依赖降低，为变电站遥测系统信息分析提供了有效的新方案。但深度学习目前还处于初步研究阶段，仅在设备及元件本体识别、安全帽佩戴识别、作业人员人脸识别等样本获取较容易的应用场景能取得较好的应用效果，而其他大多数场景还处于应用空白。

3 人工智能在变电站的应用建议

第2章从遥测系统和遥视系统2个信息系统出发，对人工智能技术在变电站运维管理中的应用现状进行了分析，从中可以看出，现有研究仍存在很多问题，应用水平还有待提高，变电站智能化任重而道远。因此，就人工智能技术在变电站的未来应用方向和重点突破领域提出几点建议。

3.1 变电站重要设备状态感知

随着泛在电力物联网建设的推进，将通过安装部署智能传感器实现对变电设备及其运行环境的关键状态量的多维实时监测，进一步为重要设备状态感知提供数据支撑，建议从多个层面的融合考虑人工智能技术的应用。

1) 技术层面的融合

设备的实时监测将产生大量数据，一方面，需要将人工智能与大数据技术融合，重点研究分布式机器学习、在线学习、增量学习等，提升可扩展性与实时性。另一方面，需要将人工智能与边缘计算技术融合，重点研究轻量化的算法及模型，降低功耗，开发人工智能芯片，实现部分信息就地化处理，减少通信压力和云端负载。

2) 方法层面的融合

专家系统、传统机器学习、深度学习方法在可解释性、计算量、所需样本量、容错性、学习能力及易用性方面各有优势。而变电设备的状态信息具有确切的物理意义，故障诊断专业性很强，需要重点研究可解释性、交互性及可操作性强的人工智能系统。可尝试将其他方法与专家系统深度融合，构建基于知识图谱、具备自学习能力、鲁棒性强的专家系统。

3.2 变电站的三维全景可视化

变电站的三维全景可视化是遥视系统的一种表现形式，能够直观地展示变电站内设备、环境及

人员的实时情况，建议开展以下技术研究。

1) 变电站三维建模技术

变电站的三维空间坐标系是后续实现设备及人员定位的基础，也是变电站状态可视化的载体。可采用先宏观后微观的建模方式，首先采用无人机摄像和建筑图纸配合的方式建立变电站宏观模型；然后从微观上分别构建典型设备的3D模型并形成可复用的模型库；最后根据平面布置图确定设备位置。

2) 设备异常状态识别及定位技术

设备异常状态包括来自遥测系统和遥视系统两方面的状态信息，后者主要依靠对视频信息的实时分析，识别温度、外观、烟雾、明火等可视化状态。出现异常状态时，可通过设备与摄像头的位置关系来实现定位及告警，便于联动巡检机器人及时定向检查确认。其中，设备外观破损、烟雾、明火等状态识别的可靠性及鲁棒性还需进一步提升。

3) 运动物体的识别及轨迹跟踪技术

变电站内运动物体主要指人员、车辆及不明物体，依靠深度学习对视频信息进行实时分析，实现对人员、车辆及不明物体的目标检测、身份识别、行为分析及全程跟踪，当出现异常状态时实时告警。其中，目标检测及跟踪和基于人脸的身份识别技术已较为成熟，可迁移到变电站场景，而基于姿态、步态、体态等特征的身份识别及行为分析属于难点，仍需进行深入研究和场景验证。

4 结论

1) 人工智能技术的突破将促进变电站的智能化发展，开展以专家系统、机器学习、智能优化为代表的的人工智能技术在变电站运维数据分析中的应用研究，有利于保障变电站内设备、环境和人员的安全，提高变电站的运维管理水平。

2) 从状态信息的来源上来看，变电站的状态信息系统可以分为基于传感器的遥测系统和基于摄像头的遥视系统。人工智能技术在变电站运维管理中的应用研究主要是服务于这2种信息系统的高级功能需求，具体包括站内电力设备状态的评估诊断、站内安防环境的智能感知、站内人员行为的检测判别等。

3) 目前人工智能在变电站运维管理场景中的应用水平还不高，随着泛在电力物联网建设的推进，将实现对变电设备及其运行环境的更全面监测，人工智能技术有望支撑变电站重要设备状态感知和变

电站的三维全景可视化两大应用方向上的智能化水平提升。

4) 变电站智能化发展不能单纯依靠人工智能技术, 还需要将其与物联网、5G 通信、大数据、边缘计算、云计算、区块链等新技术深度融合, 才能发挥最大优势。

参考文献 References

- [1] 韩祯祥, 文福拴. 人工智能及其在电力系统中的应用——从专家系统到人工神经网络[J]. 电力系统自动化, 1991, 15(3): 5-15.
HAN Zhenxiang, WEN Fushuan. Artificial intelligence and its applications to power systems—from expert systems to artificial neural networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 1991, 15(3): 5-15.
- [2] 薛禹胜, 刘 觉, 岑文辉. 专家系统在电力系统中的应用: 特点, 现状和展望[J]. 电力系统自动化, 1989, 13(2): 10-19.
XUE Yusheng, LIU Jue, CEN Wenhui. Expert system in power systems—features, current status and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 1989, 13(2): 10-19.
- [3] PARK S H, HAN K. Methodologic guide for evaluating clinical performance and effect of artificial intelligence technology for medical diagnosis and prediction[J]. Radiology, 2018, 268(3): 800-809.
- [4] LI D, DENG L, CAI Z, et al. Intelligent transportation system in Macao based on deep self-coding learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(7): 3253-3260.
- [5] LEO KUMAR S P. State of the art-intense review on artificial intelligence systems application in process planning and manufacturing[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 65: 294-329.
- [6] 中国国务院. 新一代人工智能发展规划[EB/OL]. 北京: 2017 (2017-7-20)[2019-4-17]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
State Council of China. New generation artificial intelligence development plan[EB/OL]. Beijing, China: 2017 (2017-7-20) [2019-4-17]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [7] 戴 彦, 王刘旺, 李 媛, 等. 新一代人工智能在智能电网中的应用研究综述[J]. 电力建设, 2018, 39(10): 1-11.
DAI Yan, WANG Liuwang, LI Yuan, et al. A brief survey on applications of new generation artificial intelligence in smart grids[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(10): 1-11.
- [8] 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.
- [9] 程乐峰, 余 涛, 张孝顺, 等. 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 15-43.
CHENG Lefeng, YU Tao, ZHANG Xiaoshun, et al. Machine learning for energy and electric power systems: state of the art and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 15-43.
- [10] 周念成, 廖建权, 王强钢, 等. 深度学习在智能电网中的应用现状分析与展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 180-197.
ZHOU Niancheng, LIAO Jianquan, WANG Qianggang, et al. Analysis and prospect of deep learning application in smart grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(4): 180-197.
- [11] 钟义信. 人工智能: 概念·方法·机遇[J]. 科学通报, 2017, 62(22): 2473-2479.
ZHONG Yixin. Artificial intelligence: concept, approach and opportunity[J]. Chinese Science Bulletin, 2017, 62(22): 2473-2479.
- [12] PANDIT M. Expert system—a review article[J]. International Journal of Engineering Sciences & Research Technology, 2013, 2(6): 1583-1585.
- [13] HOLLAND J H. Genetic algorithms and the optimal allocation of trials[J]. Siam Journal on Computing, 1973, 2(2): 88-105.
- [14] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// International Conference on Neural Networks. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [15] MARCO D. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Milano, Korea: Politecnico Di Milano, 1992.
- [16] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
LI Xiaolei. A new intelligent optimization method—artificial fish school algorithm[D]. Hangzhou, China: Zhejiang University, 2003.
- [17] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights[C]// 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. Coimbatore, India: IEEE, 2009: 210-214.
- [18] YANG X S. Nature-inspired metaheuristic algorithms[M]. Frome, UK: Luniver Press, 2008.
- [19] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[J]. Computer Knowledge & Technology, 2010, 284: 65-74.
- [20] SATAPATHY S, NAIK A. Social group optimization (SGO): a new population evolutionary optimization technique[J]. Complex & Intelligent Systems, 2016, 2(3): 1-31.
- [21] PETERSON L. K-nearest neighbor[J]. Scholarpedia, 2009, 4(2): 1883.
- [22] QUINLAN J R. Induction on decision tree[J]. Machine Learning, 1986, 1(1): 81-106.
- [23] FRIEDMAN N, DAN G, GOLDSZMIDT M. Bayesian network classifiers[J]. Machine Learning, 1997, 29(2/3): 131-163.
- [24] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [25] HECHTNIELSEN R. Theory of the backpropagation neural network[C]// International 1989 Joint Conference on Neural Networks. Washington DC, USA: IEEE, 1989: 593-605.
- [26] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [27] LÉCUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [28] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems. Nevada, USA: Curran Associates Inc., 2012: 1097-1105.
- [29] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a k-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979, 28(1): 100-108.
- [30] ESTER M, KRIEGEL H P, XU X. A density-based algorithm for discovering clusters a density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]// International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Oregon, USA: AAAI Press, 1996: 226-231.
- [31] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis[J]. Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1): 37-52.
- [32] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a

- local denoising criterion[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11(12): 3371-3408.
- [33] HINTON G E. A practical guide to training restricted boltzmann machines[J]. *Momentum*, 2012, 9(1): 599-619.
- [34] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [35] CHEN Y, WANG G, DONG S. Learning with progressive transductive support vector machine[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(12): 1845-1855.
- [36] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//*Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems*. Quebec, Canada: MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [37] WATKINS C, DAYAN P. Technical note: Q-learning[J]. *Machine Learning*, 1992, 8(3/4): 279-292.
- [38] RUMMERY G A, NIRANJAN M. Online Q-learning using connectionist systems[R]. Cambridge, England: Cambridge University Engineering Department, 1994.
- [39] MNIEH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning[C]//*Proceedings of Workshops at the 26th Neural Information Processing Systems 2013*. Nevada, USA, 2013: 201-220.
- [40] 江秀臣, 盛戈峰. 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.
- [41] 刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. *高电压技术*, 2019, 45(2): 337-348.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on application of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers[J]. *High Voltage Engineering*, 2019, 45(2): 337-348.
- [42] 何定, 唐国庆, 陈珩. 电力变压器故障诊断专家系统 TFDES[J]. *电力系统自动化*, 1993, 17(7): 32-35.
HE Ding, TANG Guoqing, CHEN Heng. Power transformer fault diagnosis expert system-TFDES[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 1993, 17(7): 32-35.
- [43] 师瑞峰, 史永锋, 牟军, 等. 油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2014, 26(12): 49-54.
SHI Ruifeng, SHI Yongfeng, MOU Jun, et al. Power transformer fault diagnosis expert system with dissolved gas analysis in oil[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2014, 26(12): 49-54.
- [44] 徐阳, 谢天喜, 周志成, 等. 基于多维度信息融合的实用型变压器故障诊断专家系统[J]. *中国电力*, 2017, 50(1): 85-91.
XU Yang, XIE Tianxi, ZHOU Zhicheng, et al. Practical expert system for transformer fault diagnosis based on multi-dimensional information fusion technology[J]. *Electric Power*, 2017, 50(1): 85-91.
- [45] FANG J, ZHENG H, LIU J, et al. A transformer fault diagnosis model using an optimal hybrid dissolved gas analysis features subset with improved social group optimization-support vector machine classifier[J]. *Energies*, 2018, 11(8): 1922.
- [46] 王瑜, 苑津莎, 尚海昆, 等. 组合核支持向量机在放电模式识别中的优化策略[J]. *电工技术学报*, 2015, 30(2): 229-236.
WANG Yu, YUAN Jinsha, SHANG Haikun, et al. Optimization strategy research on combined-kernel support vector machine for partial discharge pattern recognition[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(2): 229-236.
- [47] 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.
- [48] 吴广宁, 袁海满, 宋臻杰, 等. 基于粗糙集与多类支持向量机的电力变压器故障诊断[J]. *高电压技术*, 2017, 43(11): 3668-3674.
WU Guangning, YUAN Haiman, SONG Zhenjie, et al. Fault diagnosis for power transformer based on rough set and multi-class support vector machine[J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(11): 3668-3674.
- [49] 李春茂, 周妹末, 刘亚婕, 等. 基于邻域粗糙集与多核支持向量机的变压器多级故障诊断[J]. *高电压技术*, 2018, 44(11): 3474-3482.
LI Chunmao, ZHOU Momo, LIU Yajie, et al. Multi-level fault diagnosis of transformer based on neighborhood rough set and multiple kernel support vector machine[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(11): 3474-3482.
- [50] 李军浩, 韩旭涛, 刘泽辉, 等. 电气设备局部放电检测技术述评[J]. *高电压技术*, 2015, 41(8): 2583-2601.
LI Junhao, HAN Xutao, LIU Zehui, et al. Review on partial discharge measurement technology of electrical equipment[J]. *High Voltage Engineering*, 2015, 41(8): 2583-2601.
- [51] 黄春梅, 马宏忠, 付明星, 等. 基于混沌理论和 KPCM 聚类的变压器绕组松动状态监测[J]. *高压电器*, 2019, 55(1): 95-102.
HUANG Chunmei, MA Hongzhong, FU Mingxing, et al. Looseness state monitoring of transformer winding based on chaos theory and KPCM clustering method[J]. *High Voltage Apparatus*, 2019, 55(1): 95-102.
- [52] 杨贤, 王丰华, 段若晨, 等. 基于优化 K-means 的变压器绕组机械状态检测[J]. *高电压技术*, 2018, 44(6): 2027-2032.
YANG Xian, WANG Fenghua, DUAN Ruochen, et al. Detection of transformer winding condition based on optimal K-means algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(6): 2027-2032.
- [53] 黄新波, 李文君子, 宋桐, 等. 采用遗传算法优化装袋分类回归树组合算法的变压器故障诊断[J]. *高电压技术*, 2016, 42(5): 1617-1623.
HUANG Xinbo, LI Wenjunzi, SONG Tong, et al. Application of bagging-CART algorithm optimized by genetic algorithm in transformer fault diagnosis[J]. *High Voltage Engineering*, 2016, 42(5): 1617-1623.
- [54] 石鑫, 朱永利, 宁晓光, 等. 基于深度自编码网络的电力变压器故障诊断[J]. *电力自动化设备*, 2016, 36(5): 122-126.
SHI Xin, ZHU Yongli, NING Xiaoguang, et al. Transformer fault diagnosis based on deep auto-encoder network[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2016, 36(5): 122-126.
- [55] 贾京龙, 余涛, 吴子杰, 等. 基于卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J]. *电测与仪表*, 2017, 54(13): 62-67.
JIA Jinglong, YU Tao, WU Zijie, et al. Fault diagnosis method of transformer based on convolutional neural network[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2017, 54(13): 62-67.
- [56] DAI J, SONG H, SHENG G, 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.
- [57] 何子襄, 朱帆, 朱永利. 关于电力系统变压器故障信号准确诊断仿真[J]. *计算机仿真*, 2018, 35(10): 136-139, 149.
HE Zixiang, ZHU Fan, ZHU Yongli. Simulation of fault diagnosis of transformer fault in power system[J]. *Computer Simulation*, 2018, 35(10): 136-139, 149.
- [58] 牟善仲, 徐天赐, 符奥, 等. 基于自适应深度学习模型的变压器故障诊断方法[J]. *南方电网技术*, 2018, 12(10): 14-19.

- MOU Shanzhong, XU Tianci, FU Ao, et al. Fault diagnosis method of transformer based on adaptive deep learning model[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(10): 14-19.
- [59] 贾亚飞, 朱永利, 兰志堃, 等. 基于 S 变换和深度置信网络的变压器局部放电模式识别[J]. 广东电力, 2017, 30(1): 108-115.
- JIA Yafei, ZHU Yongli, LAN Zhikun, et al. Pattern recognition on partial discharge signals of transformers based on S-transform and deep belief network[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(1): 108-115.
- [60] 高佳程, 朱永利, 郑艳艳, 等. 基于 Hilbert 边际谱和 SAE-DNN 的局部放电模式识别方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 87-97.
- GAO Jiacheng, ZHU Yongli, ZHENG Yanyan, et al. Pattern recognition of partial discharge based on hilbert marginal spectrum and sparse autoencoder-deep neural networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 87-97.
- [61] 张重远, 岳浩天, 王博闻, 等. 基于相似矩阵盲源分离与卷积神经网络的局部放电超声信号深度学习模式识别方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1900-1906.
- ZHANG Zhongyuan, YUE Haotian, WANG Bowen, et al. Pattern recognition of partial discharge ultrasonic signal based on similar matrix BSS and deep learning CNN[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1900-1906.
- [62] WANG T, HE Y, LI B, et al. Transformer fault diagnosis using self-powered RFID sensor and deep learning approach[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(15): 6399-6411.
- [63] 刘 航, 王有元, 梁玄鸿, 等. 基于多因素的变压器油中溶解气体体积分数预测方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1114-1121.
- LIU Hang, WANG Youyuan, LIANG Xuanhong, et al. Prediction method of the dissolved gas volume fraction in transformer oil based on multi factors[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1114-1121.
- [64] 代杰杰, 宋 辉, 杨 伟, 等. 基于深度信念网络的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(8): 2737-2742.
- DAI Jiejie, SONG Hui, YANG Yi, et al. Concentration prediction of dissolved gases in transformer oil based on deep belief networks[J]. Power System Technology, 2017, 41(8): 2737-2742.
- [65] 李可军, 亓孝武, 魏本刚, 等. 基于核极限学习机误差预测修正的变压器顶层油温预测[J]. 高电压技术, 2017, 43(12): 4045-4053.
- LI Kejun, QI Xiaowu, WEI Bengang, et al. Prediction of transformer top oil temperature based on kernel extreme learning machine error prediction and correction[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(12): 4045-4053.
- [66] 李可军, 徐延顺, 魏本刚, 等. 基于 PSO-HKELM 的变压器顶层油温预测模型[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2501-2508.
- LI Kejun, XU Yanshun, WEI Bengang, et al. Prediction model for top oil temperature of transformer based on hybrid kernel extreme learning machine trained and optimized by particle swarm optimization[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2501-2508.
- [67] 李 中, 张卫华, 孙 娜, 等. 基于广义回归神经网络的变压器表面振动基频幅值计算[J]. 高电压技术, 2017, 43(7): 2287-2293.
- LI Zhong, ZHANG Weihua, SUN Na, et al. Calculation of vibration fundamental frequency amplitude of transformer surface based on generalized regression neural network[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(7): 2287-2293.
- [68] 代杰杰, 宋 辉, 盛戈峰, 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.
- [69] 王永强, 律方成, 李和明. 采用支持向量机和遗传算法的电容型设备介损损耗因数修正方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 123-128.
- WANG Yongqiang, LÜ Fangcheng, LI Heming. Modified method on dielectric loss factor of capacitive equipment based on support vector machine and genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 123-128.
- [70] 王晓辉, 朱永利, 王 艳, 等. 基于深度学习的电容器介损角在线辨识[J]. 电工技术学报, 2017, 32(15): 145-152.
- WANG Xiaohui, ZHU Yongli, WANG Yan, et al. Online identification method of power capacitor dielectric loss angle based on deep learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(15): 145-152.
- [71] 赵文清, 严 海, 王晓辉. BP 神经网络和支持向量机相结合的电容器介损角辨识[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 134-140.
- ZHAO Wenqing, YAN Hai, WANG Xiaohui. Capacitor dielectric loss angle identification based on a BP neural network and SVM[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 134-140.
- [72] 张新伯, 唐 炬, 潘 成, 等. 用于局部放电模式识别的深度置信网络方法[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3272-3278.
- ZHANG Xinbo, TANG Ju, PAN Cheng, et al. Research of partial discharge recognition based on deep belief nets[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3272-3278.
- [73] 宋 辉, 代杰杰, 张卫东, 等. 复杂数据源下基于深度卷积神经网络的局部放电模式识别[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3625-3633.
- SONG Hui, DAI Jiejie, ZHANG Weidong, et al. Partial discharge pattern recognition based on deep convolutional neural network under complex data sources[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3625-3633.
- [74] 贾勇勇, 邓 敏, 李玉杰, 等. 基于深度残差网络的 GIS 局部放电模式识别技术研究[J]. 高压电器, 2018, 54(11): 123-129.
- JIA Yongyong, DENG Min, LI Yujie, et al. Research on GIS partial discharge pattern recognition based on deep residual network[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(11): 123-129.
- [75] 宋 辉, 代杰杰, 张卫东, 等. 基于变分贝叶斯自编码器的局部放电数据匹配方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(19): 5869-5877.
- SONG Hui, DAI Jiejie, ZHANG Weidong, et al. A data matching method of partial discharge data based on auto-encoding variational bayes[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(19): 5869-5877.
- [76] SONG H, DAI J, SHENG G, et al. GIS partial discharge pattern recognition via deep convolutional neural network under complex data source[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, 25(2): 678-685.
- [77] 万书亭, 豆龙江, 李 聪, 等. 基于 VMD 和样本熵的高压断路器故障特征提取及分类[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20): 32-38.
- WAN Shuting, DOU Longjiang, LI Cong, et al. Fault feature extraction and classification of high voltage circuit breakers based on VMD and sample entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20): 32-38.
- [78] JI T, YI L, TANG W, et al. Multi-mapping fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on mathematical morphology and wavelet entropy[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 5(1): 130-138.
- [79] JIN W, TANG W, QIAN T, et al. Fault diagnosis of high-voltage circuit breakers using wavelet packet technique and support vector machine[J]. CIREP-Open Access Proceedings Journal, 2017, 2017(1): 170-174.
- [80] 朱 萌, 梅 飞, 郑建勇, 等. 基于深度信念网络的高压断路器故障识别算法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(2): 10-15, 46.
- ZHU Meng, MEI Fei, ZHENG Jianyong, et al. Fault recognition algorithm for high voltage circuit breakers based on deep belief network[J].

- Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(2): 10-15, 46.
- [81] 赵书涛, 王亚潇, 孙会伟, 等. 基于自适应权重证据理论的断路器故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(23): 7040-7046. ZHAO Shutao, WANG Yaxiao, SUN Huiwei, et al. Research of circuit breaker fault recognition method based on adaptive weighted of evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(23): 7040-7046.
- [82] 张一茗, 李少华, 陈士刚, 等. 基于 ReliefF 特征量优化及 BP 神经网络识别的高压隔离开关故障类型与位置诊断方法[J]. 高压电器, 2018, 54(2): 12-19. ZHANG Yiming, LI Shaohua, CHEN Shigang, et al. Fault type and position diagnosis method of high-voltage disconnectors based on reliefF characteristic quantity optimization and BP neural network recognition[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(2): 12-19.
- [83] 孙启悦, 王 龙. 基于超像素图像分割的变电设备故障诊断研究[J]. 浙江电力, 2017, 36(12): 86-89. SUN Qiyue, WANG Long. Study on substation equipment fault diagnosis based on super-pixel segmentation[J]. Zhejiang Electric Power, 2017, 36(12): 86-89.
- [84] ALMEIDA C A L, BRAGA A P, NASCIMENTO S, et al. Intelligent Thermographic diagnostic applied to surge arresters: a new approach[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(2): 751-757.
- [85] ZOU H, HUANG F. A novel intelligent fault diagnosis method for electrical equipment using infrared thermography[J]. Infrared Physics & Technology, 2015, 73: 29-35.
- [86] 李 鑫, 崔昊杨, 许永鹏, 等. 电力设备 IR 图像特征提取及故障诊断方法研究[J]. 激光与红外, 2018, 48(5): 659-664. LI Xin, CUI Haoyang, XU Yongpeng, et al. Research on infrared image feature extraction and fault diagnosis of power equipment[J]. Laser & Infrared, 2018, 48(5): 659-664.
- [87] 林 颖, 郭志红, 陈玉峰. 基于卷积递归网络的电流互感器红外故障图像诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 87-94. LIN Ying, GUO Zhihong, CHEN Yufeng. Convolutional-recursive network based current transformer infrared fault image diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 87-94.
- [88] GONG X, YAO Q, WANG M, et al. A deep learning approach for oriented electrical equipment detection in thermal images[J]. IEEE Access, 2018, 6(6): 41590-41597.
- [89] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [90] 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.
- [91] 高 强, 阳 武, 李 倩. DBN 层次趋势研究及其在航拍图像故障识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1267-1274. GAO Qiang, YANG Wu, LI Qian. Research on deep belief network layer tendency and its application into identifying fault images of aerial images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1267-1274.
- [92] 朱红岷, 戴道清, 李静正. 基于图像处理的变电站视频智能分析研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(7): 264-270. ZHU Hongmin, DAI Daoqing, LI Jingzheng. Research of intelligent video analysis in transformer substation based on image processing[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(7): 264-270.
- [93] 赵书涛, 李宝树, 崔桂彦, 等. 基于计算机视觉的远程变电站状态监测与诊断新策略[J]. 电网技术, 2005, 29(6): 63-66. ZHAO Shutao, LI Baoshu, CUI Guiyan, et al. Remote state monitoring and diagnosis of substation based on computer vision[J]. Power System Technology, 2005, 29(6): 63-66.
- [94] 邵剑雄, 闫云凤, 齐冬莲. 基于霍夫森林的变电站开关设备检测及状态识别[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(11): 115-120. SHAO Jianxiong, YAN Yunfeng, QI Donglian. Substation switch detection and state recognition based on hough forests[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(11): 115-120.
- [95] 邢浩强, 杜志岐, 苏 波. 变电站指针式仪表检测与识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2813-2821. XING Haoqiang, DU Zhiqi, SU Bo. Detection and recognition method for pointer-type meter in transformer substation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2813-2821.
- [96] 张 骥, 张金锋, 朱能富, 等. 基于改进深度学习的刀闸状态识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(5): 8-13. ZHANG Ji, ZHANG Jinfeng, ZHU Nengfu, et al. Research of the switch state recognition method based on the improved deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(5): 8-13.
- [97] 史劲亭, 袁非牛, 夏 雪. 视频烟雾检测研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(3): 303-322. SHI Jingting, YUAN Feiniu, XIA Xue. Video smoke detection: a literature survey[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(3): 303-322.
- [98] 陈俊周, 汪子杰, 陈洪瀚, 等. 基于级联卷积神经网络的视频动态烟雾检测[J]. 电子科技大学学报, 2016, 46(6): 992-996. CHEN Junzhou, WANG Zijie, CHEN Honghan, et al. Dynamic smoke detection using cascaded convolutional neural network for surveillance videos[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 46(6): 992-996.
- [99] 孔英会, 景美丽. 无人值守变电站监控视频异常模式识别方法[J]. 华北电力大学学报, 2011, 38(6): 11-16. KONG Yinghui, JING Meili. A recognition method of abnormal patterns for video surveillance in unmanned substation[J]. Journal of North China Electric Power University, 2011, 38(6): 11-16.
- [100] 宋 伟, 王玉平, 张文杰, 等. 基于颜色与运动特征的变电站实时烟雾检测[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(12): 127-130. SONG Wei, WANG Yuping, ZHANG Wenjie, et al. Real-time smoke detection in substation based on color and motion features[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(12): 127-130.
- [101] 施 辉, 陈先桥, 杨 英. 改进 YOLOv3 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 YOLOv3[J]. Engineering and Application, 2019, 55(11): 213-220.
- [102] 徐守坤, 王雅如, 顾玉宛, 等. 基于改进 FasterRCNN 的安全帽佩戴检测研究[J/OL]. 计算机应用研究: 1-6[2019-8-22]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0667>. XU Shoukun, WANG Yaru, GU Yuwan, et al. Safety helmet wearing detection study based on improved faster RCNN[J]. Application Research of Computers: 1-6[2019-8-22]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0667>.
- [103] 厉美含, 唐 忠, 雷景生. 变电站巡视系统中基于 Adaboost 人脸识别算法改进研究[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(9): 61-67. LI Meihan, TANG Zhong, LEI Jingsheng. Improvement of face recognition algorithm based on adaboost in substation remote monitoring system[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2017, 33(9): 61-67.
- [104] 罗会兰, 王娟娟, 卢 飞. 视频行为识别综述[J]. 通信学报, 2018, 39(6): 169-180.

- LUO Huilan, WANG Chanjuan, LU Fei. Survey of video behavior recognition[J]. Journal on Communications, 2018, 39(6): 169-180.
- [105] 马钰锡, 谭 励, 董 旭, 等. 面向智能监控的行为识别[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(2): 282-290.
- MA Yuxi, TAN Li, DONG Xu, et al. Action recognition for intelligent monitoring[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(2): 282-290.
- [106] 肖行途, 徐 亮, 吴天明, 等. 贝叶斯目标跟踪技术在变电站作业管控中的应用研究[J]. 华东电力, 2014, 42(3): 510-515.
- XIAO Xingquan, XU Liang, WU Tianming, et al. Application of bayesian object tracking in substation job safety management[J]. East China Electric Power, 2014, 42(3): 510-515.
- [107] 赵俊梅, 张利平. 变电站中运动目标检测和跟踪技术的研究[J]. 电测与仪表, 2013, 50(4): 78-81.
- ZHAO Junmei, ZHANG Liping. Research on moving target detection and tracking technology in the substation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(4): 78-81.
- [108] 赵建东, 孙 鑫, 吴龙美. 基于粒子滤波的变电站内动态目标跟踪技术[J]. 北京交通大学学报, 2013, 37(4): 153-157.
- ZHAO Jiandong, SUN Xin, WU Longmei. Substation dynamic target tracking technology based on particle filter[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2013, 37(4): 153-157.
- [109] 宸梦楠, 白一帆, 邓红霞, 等. 变电站场景下高置信度策略的DSST目标检测及跟踪[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(23): 257-264.
- YI Mengnan, BAI Yifan, DENG Hongxia, et al. DSST target detection and tracking for high confidence strategy in substation scene[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(23): 257-264.
- [110] 林 磊, 钱 平, 董 毅, 等. 基于深度学习的变电站环境下行人检测方法研究[J]. 浙江电力, 2018, 37(7): 68-73.
- LIN Lei, QIAN Ping, DONG Yi, et al. Research on substation pedestrian detection method based on deep learning[J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(7): 68-73.



WANG Liuwang

Ph.D.

Corresponding author



ZHOU Ziqiang

Senior engineer

王刘旺(通信作者)

1988—, 男, 博士, 工程师

主要从事大数据、云计算、人工智能等新技术在电力系统中的应用研究工作

E-mail: mylovelysada@foxmail.com



LIN Long

林 龙

1980—, 男, 硕士, 工程师

主要从事人工智能技术在电力系统中的应用研究工作

E-mail: linlong_buaa@163.com



HAN Jiajia

Senior engineer

韩嘉佳

1983—, 女, 硕士, 高工

主要从事信息化管理及信通新技术研究工作

E-mail: han_jiajia@zj.sgcc.com.cn