第 50 卷 第 2 期：605-620 高电压技术 Vol.50, No.2: 605-620
2024 年 2 月 29 日 High Voltage Engineering February 29, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230764

知识及数据驱动的电力一次设备健康管理方法综述

谢 庆[1]，王春鑫[1]，李 帆[1]，谢晨昊[1]，钟昱尧[1]，翟常营[2]，谢 军[1]，张镱议[3]，律方成[1]

（1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学)，北京 102206；2. 福建福清核电有限公司，福清 350318；3. 广西大学电气工程学院，南宁 530004）

摘 要：电力系统规模逐年扩大，其供电可靠性要求越来越高。基于电力设备机理、监测数据，利用知识、数据驱动及其融合驱动方法进行电力一次设备健康管理，是一种提高供电可靠性、降低运维成本的可行途径。文中对知识、数据驱动及其融合驱动的电力一次设备健康管理方法进行综述。首先，概述知识、数据驱动及其融合驱动的关键技术；然后，分别从电力一次设备的图像识别、状态量感知与故障诊断、状态评估与运行维护 3 个应用场景，对 3 种驱动方法的研究现状进行了详细梳理；最后，从硬件条件、数据来源、知识模型构建等方面，对 3 种驱动方法在电力设备健康管理中的应用难点进行总结，并对未来发展给出建议。

关键词：电力一次设备；健康管理；知识驱动；数据驱动；知识-数据融合驱动

Review of Knowledge and Data-driven Primary Equipment Health Management Methods

XIE Qing[1], WANG Chunxin[1], LI Fan[1], XIE Chenhao[1], ZHONG Yuyao[1], ZHAI Changying[2], XIE Jun[1], ZHANG Yiyi[3], LÜ Fangcheng[1]

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Fujian Fuqing Nuclear Electric Power Co., Fuqing 350318, China; 3. School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: The scale of power system has been expanding year by year, and its reliability requirements for power supply are increasing. Implementing health management of power primary equipment based on the mechanism of power equipment and monitoring data, using knowledge, data-driven, and their integration-driven methods, is a feasible approach to improve power supply reliability and reduce operational costs. This paper provides an overview of knowledge-driven, data-driven, and their integration-driven methods for health management of power primary equipment. First, we outline the key technologies of knowledge-driven, data-driven, and their integration-driven approaches. Then, we review the research status of these three driving methods in three application scenarios related to power primary equipment: image recognition, state parameter sensing and fault diagnosis, state assessment, and operational maintenance. Finally, we summarize the challenges in the application of these three driving methods in power equipment health management, considering aspects such as hardware conditions, data sources, and knowledge model construction, and provide suggestions for future development.

Key words: power primary equipment; health management; knowledge-driven; data-driven; knowledge-data fusion driven

0 引言

电力一次设备安全稳定运行是保障电力系统稳定运作的必要条件[1]。对电力一次设备进行健康管理能够及时发现设备异常状态，并采取相应措施，电力一次设备健康管理的成效直接影响设备能否安全可靠运行[2]。

知识驱动的电力一次设备健康管理技术建立在物理原理、故障机制和相关业务知识基础上，通过对知识提取、分析、推理，总结得到一套完备的知识模型并加以应用。知识模型建模准确时，知识驱动技术具有数据依赖性低，便于多学科知识集成、泛化性及可解释性强等优势，代表性应用包括数值

基金资助项目：国家重点研发计划(2020YFB0906000；2020YFB0906005)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2020YFB0906000, 2020YFB0906005).

仿真模型、专家系统等[3-4]。随着电力系统中传感、智能终端的增设及通信网络的完善，电力一次设备健康管理业务逐步向大数据、多样化方向发展，知识驱动技术的大规模复杂问题处理难度大，知识获取代价高等问题逐渐凸显，在健康管理新兴业务中知识驱动技术应用难度大，传统业务中，部分知识驱动技术的性能也难以满足新型电力系统的需求。

人工智能技术的开发以及计算机硬件算力的指数型提升为大型智能模型的训练及应用提供了可能，国务院于 2017 年出台了《新一代人工智能发展战略》[5]，将人工智能技术发展问题提升至国家发展战略层面。相应地，电力一次设备的健康管理也经历了知识驱动形式向数据驱动形式的转变[6]。数据驱动技术利用大数据对人工智能模型训练并应用，其人工智能技术在电力一次设备健康管理中的巡检图像识别、状态量感知、故障诊断、状态评估与运行维护决策等业务中发挥了重要作用，充分展现了数据驱动方法在大批量数据处理工作中准确、实时及高效的优势。

然而，数据驱动技术在电力一次设备健康管理中的应用也存在着诸多技术难题，如：在巡检图像识别中小样本、小目标及无规则难识别的“两小一难”问题；在电力设备故障诊断中样本质量不佳问题，在运维决策生成中的模型智能化难度大问题等。这给数据驱动技术的进一步推广和应用带来了很大的挑战，同时也限制了数据驱动技术在电力一次设备健康管理中的应用效果。中国工程院批复的《中国人工智能 2.0 发展战略研究》[7]指出，人工智能 2.0 的显著特征在于将数据驱动和知识驱动相结合，充分发挥知识驱动与数据驱动的技术优势，实现产业升级[8]。国内外部分学者将知识信息融入数据驱动方法中，以期提升健康管理中人工智能技术的性能，并在图像预特征提取[9]，电力设备部件识别[10]及设备状态预测[11]等领域取得进展。

电力一次设备健康管理领域中，知识、数据驱动及融合驱动方法各具优势，需对知识、数据驱动及融合驱动的电力一次设备健康管理方法进行归纳、对比及论述，本文梳理知识、数据驱动及其融合驱动的关键技术，并概述其在电力一次设备健康管理各场景中的应用现状，对知识、数据驱动及其融合技术在电力一次设备健康管理应用的主要技术难点进行论述，并对未来应用场景做出展望。

1 知识驱动及数据驱动关键技术概述

电力一次设备健康管理中，知识驱动及数据驱动的信息获取及应用方式侧重不同，其各自技术及应用模式如图 1 所示。

1.1 知识驱动关键技术

在电力一次设备健康管理应用领域中，知识驱动以仿真模型、先验概率知识、专家经验等形式获取知识，通过整理和应用各种相关的电力知识和信息，实现健康管理各类业务。根据功能侧重点不同，电力一次设备健康管理中的知识驱动技术可分为知识获取、知识整理与储存、知识利用 3 个部分。

1）知识获取

电力一次设备健康管理不同的应用场景中，知识获取途径主要有数学/物理模型和专业经验两种。

基于数学/物理模型的知识获取方法利用电力设备数学、专业知识及运行经验，对电力设备的运行规律、工作状态、故障机理等方面建模，并使用计算机技术进行仿真分析，为健康管理提供各类需求信息。在电力一次设备健康管理中，此方法常用于电力设备状态评估与状态预测，常见的应用包括基于物理场仿真的信号传播及绝缘损伤机理分析[12-13]，基于数学建模的设备状态信息预测[14-15]及基于先验概率模型的设备潜在风险评估[16]等。

在系统较复杂或故障机理分析难度较大时，数学/物理模型构建困难，在这类条件下，知识驱动技术一般从设备历史运行信息、专家经验、故障常见特征等专业经验中获取知识，基于专业经验的知识获取方法一般需要对知识进行整理、分析进而构建

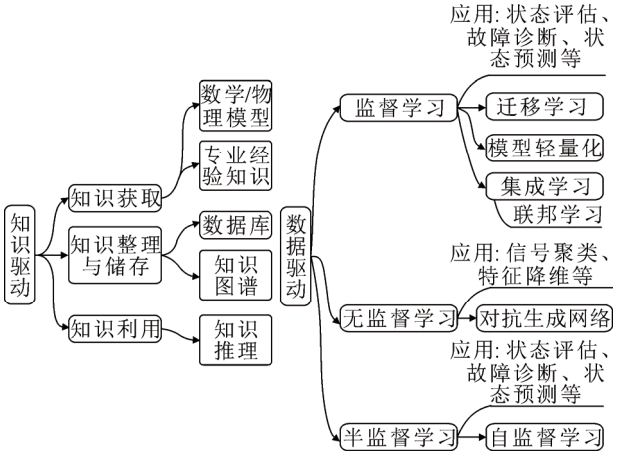


图 1 知识驱动及数据驱动技术及应用模式

Fig.1 Knowledge-driven and data-driven technologies and application models

规则模型或推理模型。基于专业经验的知识驱动技术应用较为广泛，在电力一次设备状态评估、故障诊断、运维决策等方面均存在应用，如断路器状态评估[17]，智能变电站建模[18]，局放缺陷诊断[12,19-20]，设备部件识别[10,21]，风机运维决策[22]等。

2）知识整理与储存

专家系统的专家知识库是最常见的传统知识储存技术[23]，传统知识整理与储存技术一般采用人工方式对专业知识进行整理、汇总、输入，并利用数据库对知识进行储存。

实际生产中，电力一次设备健康管理产生的数据不完全为电压、电流等易于数据库储存的结构化数据，还包括如设备报警和事件日志的半结构化数据，以及如设备操作手册、设备故障报告、设备监测视频图像等非结构化数据。传统的数据库技术在保存半结构化、非结构化数据时存在着储存效率低、查询与检索工作难度大、关系阐述不清等缺陷。知识图谱作为近年来新兴的数据模型，可实现半结构化、非结构化数据的高效储存。知识图谱以实体抽取、关系抽取及属性抽取技术代替传统人工方式进行知识提取及整理，搭建“实体(属性)－关系－实体(属性)”三元组[24]，构成知识拓扑模型(见图 2)。

知识图谱将各类型数据块整合为一个“实体”的概念，其灵活的数据保存形式能够有效整合结构化、半结构化、非结构化数据，同时数据模型的拓扑结构鲜明地表示了数据间的关联关系，在关系挖掘及知识推理方面，知识图谱的架构也更具优势。电力一次设备健康管理中，知识图谱常用于推理任务，目前在局放缺陷识别[20]、设备缺陷记录检索[25]、设备运维辅助决策[26]等场景中存在应用。

3）知识利用

知识推理是知识驱动技术进行知识利用的主要手段，常见的知识推理方法有演绎法、归纳法、类比法、启发式、假言、消解法等。在设备状态评估及故障诊断中，知识推理技术一般用于分析采集信息的各类特征，并将特征与相应的设备状态或故障进行对应，实现查询功能[17,19]；在设备维护决策业务中，知识推理技术根据整理的知识建立规则，综合考虑设备运行状态、运维规则、决策风险等，给出决策建议[27]。

1.2　数据驱动关键技术

数据驱动技术利用大量实验、现场采样数据对人工智能模型进行训练并应用。电力一次设备健康管理中，人工智能模型有着多种学习模式，以适应不同的应用需求，主要包括监督学习、无监督学习、半监督学习 3 类。

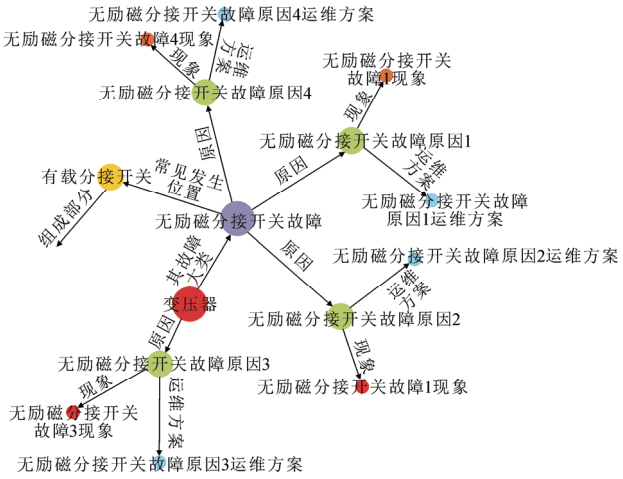


图 2　变压器运维知识图谱(局部)

Fig.2　Transformer operation and maintenance knowledge map (partial)

1）监督学习

监督学习的学习方式需获取样本标签，训练时以人工智能模型的预测标签逼近真实标签为目标，对网络模型参数进行优化，以达到提取“样本”与“标签”间映射关系的目的。

监督学习在电力一次设备健康管理中应用广泛，最常见的应用是以设备状态、故障模式、预测数据作为标签，实现电力设备状态评估、故障诊断或状态预测等功能，常用的智能模型有 BP 神经网络[13]、支持向量机[28]、卷积神经网络[29]、循环神经网络[30]、图卷积神经网络[31]等。

针对特殊工程场景需求，监督学习框架下还存在迁移学习、模型轻量化、集成学习 3 种学习模式。迁移学习可将源域相关知识迁移至目标域，主要应用于小样本条件下的设备故障诊断、潜在威胁识别等[32-33]；模型轻量化主要用于边缘侧算力存在限制的模型部署场景[34]，代表性技术有知识蒸馏、模型剪枝、参数量化、低秩分解等。

集成学习通过某种集成策略将多个模型组合，利用群体决策来提高决策准确率，在电力一次设备健康管理中，集成学习可用于设备状态评估[35]及故障诊断[36]。联邦学习是一种分布式集成学习，该技术在考虑数据安全条件下，通过多边缘侧数据集中学习的形式或分布式模型学习集中整合的形式，实现多边缘端信息学习。联邦学习在电力一次设备健

康管理领域目前只在故障诊断中存在应用[37]，但其分布式学习及考虑数据安全的特性适用于解决电力系统数据壁垒问题，电力系统边缘端智能化普及后，其发展前景可观。

2）无监督学习

无监督学习能够以无标注数据进行模型训练，其本质是从大量数据本身学习其统计规律以及潜在结构，从而实现降维、聚类等功能。在电力一次设备健康管理中，无监督学习最常见应用是对图像或信号进行降维及聚类，以提取不同状态、故障的特征，经典方法包括 k-means 聚类[38]、自编码器[39]等。此外，对抗生成网络及其各类变体方法也是一种无监督学习方法，主要应用于解决样本类间分布不平衡问题[40]。

3）半监督学习

半监督学习(semi-supervised learning)介于监督学习和无监督学习之间，其训练方式是利用少量标注数据来训练初始分类器，然后利用大量未标注数据对分类器进行优化，避免大量训练数据需求的同时，少量标注样本的引入也使得其性能优于无监督学习。半监督学习训练方式适用于仅有少量现场或实验标注数据且有大量未标注数据的工况，可用于设备状态评估[41]、故障诊断[42]及状态预测[43]。

自监督学习(见图 3)是一种新兴的半监督学习技术，该技术通过设计代理任务对无标注数据进行自动标注并对特征模型进行预训练，而后利用少量真实标注样本对分类头进行训练，该技术目前主要应用于设备部件识别领域[44]。特征提取是电力一次设备健康管理多数业务的必要技术，自监督学习目前表现出了很强的特征提取能力，因此，该技术在电力一次设备健康管理中应用前景广阔。

1.3 知识、数据驱动的区别联系及融合模式

电力一次设备健康管理中，知识驱动与数据驱动对于信息的获取与利用主要存在如下区别：

1）数据来源与需求方面：知识驱动方法主要依赖专业知识及经验，对数据质量与数量要求不高，且对数据敏感性不高、泛化性强；数据驱动方法依赖大量的高质量数据，需要训练与应用数据来自统一分布域，对数据敏感性高、泛化性相对较差。

2）信息表示与使用方面：知识驱动方法信息表示方式多样，可表示及使用设备监测数据、图像数据、运维报告等多模态数据，在信息使用方面更注重逻辑推理；狭义上的数据驱动方法只能使用结构化数据进行训练，半结构化、非结构化则需要一定知识手段处理，信息使用方面更关注从数据中挖掘特征与映射。

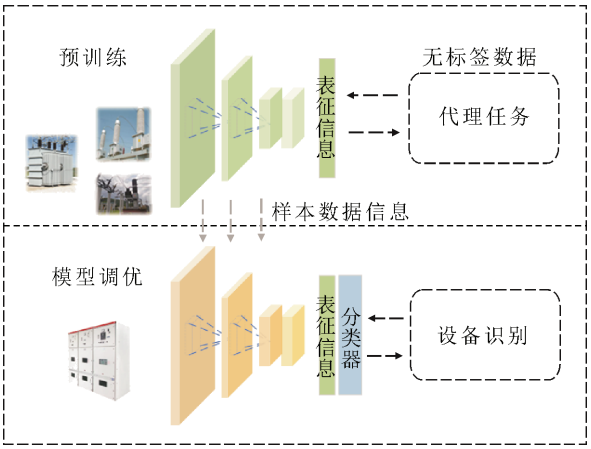


图 3 自监督学习学习模式

Fig.3 Learning model of self-supervised learning

3）解释性与鲁棒性：知识驱动方法通常具有较强的解释性，知识提取、整理、应用均存在可靠的逻辑链条，可提供可信的评估依据，但知识驱动方法迁移性较差，在应用领域迁移或不确定性较强时应用效果较差；数据驱动方法一般为“黑箱”模型，解释性较差，但其算法通用性强，领域间迁移性较好，对不确定性问题也具有较强的鲁棒性。

知识驱动技术需经过知识获取、知识整理与储存、知识利用 3 个步骤，而数据驱动技术则包括样本提取、模型训练、模型应用 3 个步骤，本质上均为信息获取、分析与应用的过程，两种驱动技术每个步骤均存在着相互替代的可能。知识驱动与数据驱动技术存在着各自的优劣势，同时信息处理流程上又存在着相似性，这就为两种技术融合提供了优越性与可行性。

目前，知识驱动与数据驱动融合模式主要有串行模式、并行模式、引导模式、反馈模式与嵌入模式 5 种，见图 4，具体运作形式如下所述。

(1) 串行模式：利用知识驱动处理数据，将其结果作为数据驱动的输入，或者使用数据驱动修正知识驱动的机理模型；

(2) 并行模式：知识驱动与数据驱动并行处理，以加权平均等方式输出结果；

(3) 反馈模式：利用数据驱动修正知识驱动中的部分未知机理；

(4) 嵌入模式：将知识模型嵌入到数据驱动内

部，作为数据驱动的一部分来提升数据驱动的效果；

(5) 引导模式：利用知识驱动技术指导数据驱动，利用机理模型的知识与规则引导构建数据模型。

2　知识、数据驱动及融合驱动技术在电力一次设备健康管理中的应用

电力一次设备健康管理对设备状态进行定期巡检或在线监测，根据设备状态或故障诊断结果对设备维护，并对设备信息进行归纳整理，以备查询及后续维护参考，是保障设备安全稳定运行，延长设备使用寿命的重要措施。

人工智能技术在健康管理各项工作中得到了广泛应用，随着应用的深化，基于数据驱动的人工智能技术的各方面弊端也逐渐显现，越来越多的学者尝试将知识与数据结合，对数据驱动的智能模型进行引导、纠偏或信息补充。本节就电力一次设备健康管理中电力一次设备图像识别，电力一次设备状态量感知与故障诊断，电力一次设备状态评估与运行维护 3 大应用场景，对知识驱动及数据驱动的应用方式进行总结与分析，表 1 中选取了部分具有代表性的研究工作，对比不同驱动方式的应用效果。

2.1　电力一次设备图像识别

电力一次设备日常巡检工作会产生大量可见光、红外、紫外等图像，对电力设备图像的人工识别方法效率低下且准确率较低。为了实现一次设备状态的快速、准确评估，电力设备及其部件图像识别自动化与智能化成为了迫在眉睫的工作。

针对现场应用场景，电力一次设备图像识别工作可大致分为一次设备识别、一次设备部件识别与缺陷检测、一次设备潜在威胁物体检测三大类任务。人工智能技术的快速发展，为电力一次设备图像自动化与智能化识别提供了有力的技术支撑，然而电力工程背景下的图像背景噪声大或像素低，目标物体小，部件形态多样，目标遮挡等问题，阻碍了人工智能技术在电力设备识别领域的深化应用，为解决上述问题，国内外学者从多尺度特征提取及融合，引入注意力机制，知识推理与数据驱动融合等多角度对传统方法进行完善。

1）一次设备识别

电力一次设备识别技术主要应用于变电站巡检任务，作为故障自动诊断的前置步骤，其目的在于对设备类别进行识别，进而根据设备类型查询设

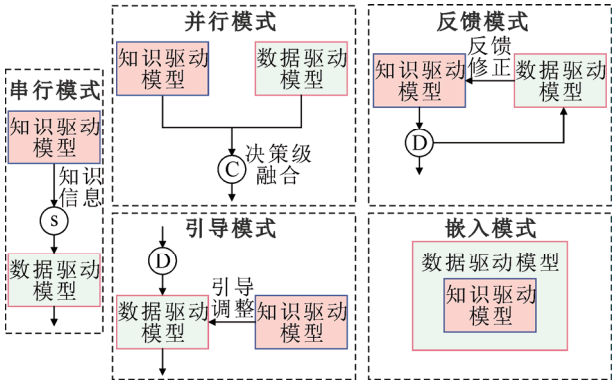


图 4　知识驱动与数据驱动的融合模式

Fig.4　Fusion mode of knowledge driven technology and data driven technology

表 1　电力一次设备健康管理中知识、数据及融合驱动技术应用效果

Table 1　Application effect of knowledge, data and fusion drive technology in power primary equipment health management

应用场景	论文作者	技术类别	优势/改进	解决问题/应用效果
一次设备图像识别	李文璞，等[47]	数据驱动	利用 Faster RCNN 目标检测技术进行旋转目标辨识	设备部件检测准确率高，缺陷识别准确率也存在相应提升
	肖懿，等[48]	知识、数据融合驱动	引入设备物理特性及先验概率知识对图像进行初步分类	引入先验知识降低了数据驱动方法的拟合难度，提升了故障部位识别的准确度
	J. Li, et al[9]	知识、数据融合驱动	将电力设备区域、旋转信息融入神经网络	相比数据驱动的目标检测方法，设备识别准确率更高
电力一次设备状态量感知与故障诊断	M. Wu, et al[49]	数据驱动	创新性使用目标检测技术实现多源局放识别	可实现多源局放 PRPD 谱图重叠率不高时的多源局放模式识别
	苑津莎，等[50]	知识驱动	知识推理手段推理相位解析三维图特征与局放模式关系	对局放样本需求低，方法在局放诊断中泛用性高
	J. Tian, et al[21]	知识、数据融合驱动	融合深度学习及知识图谱推理，补偿局放识别信息	相比数据驱动识别方法，局放模式识别准确率更高
电力一次设备状态评估与运行维护	张血琴，等[51]	数据驱动	使用深度极限学习机进行绝缘子表面老化评估	相较浅层机器学习，设备状态评估准确率更优
	谭风雷，等[14]	知识、数据融合驱动	利用变压器顶层油温改进半物理模型提取特征，输入 Elman 神经网络实现预测	预测平均误差水平低，满足现场实际应用精度需求

备相关信息，辅助设备的状态评估及健康管理任务。

目前研究涉及到的设备缺陷或故障包括设备硬件缺陷或故障检测[50-52]，设备过热故障检测[53-58]，开关状态监测[28,59]，设备内部缺陷透视[60]等。在基于数据驱动的技术中，国内外学者验证了目标检测技术[53-54,61]在电力设备识别中的可行性。红外图像存在背景噪声干扰、对比度低等问题，较常见的解决思路是利用数据增强方法对图像的特征及对比度进行增强[62]。为了解决电力设备图像数据集的小样本问题，迁移学习技术在电力设备识别中也存在应用[63]。针对设备图像旋转条件下的识别与诊断问题，文献[38]提出了改进 R3Det 模型对旋转目标进行检测，目标检测及故障识别均取得了较理想的成果，然而单纯依靠数据驱动的目标检测方法仍具有其局限性，模型识别准确度提升存在瓶颈。

知识、数据融合驱动方法中，文献[46]针对变电站高压设备热故障识别问题，根据先验概率模型及设备材料的先验知识，对图像进行初步分类，融合先验的分类知识信息及红外图像数据信息实现故障部位提取。知识信息的引入能够有效提升模型对旋转目标的理解能力，通过特征增强融合网络将区域信息、旋转信息等融合并嵌入网络，而后利用目标检测网络对目标进行识别及故障检测，进一步提升模型准确度[8]。此外，知识、数据融合驱动方法还可结合注意力机制手段提升特征提取能力[63]。

2）一次设备部件识别

电力一次设备部分部件，如金具、绝缘子、杆塔螺栓、变压器呼吸器、防鸟刺等，对电力设备安全运行有着重要的支撑作用，对重要部件进行监测能有效预防重大事故的发生[50,55-56,64-65]。

一次设备部件图像常存在着图像分辨率低、目标小、环境复杂、形态多样等问题[10,66-71]，在基于数据驱动的方法中，图像超分辨率技术(见图 5)、迁移学习、注意力机制技术及多尺度特征融合技术常被用于提升图像质量及小目标物体识别[66-68,72]，在应对背景复杂问题上，一次设备部件识别相对于一次设备识别应用场景，增添了图像切割技术[69]。

在应对图像背景复杂、形状多样、目标遮挡问题上，文献[10]采用级联推理图网络进行知识推理，融合增强特征与原始视觉特征进行目标的识别与定位。对于小目标物体识别问题，知识、数据融合驱动的方法可通过连接关系及空间位置关系推理[70]，或多尺度上下文推理的方式[71]，实现图像语义增强

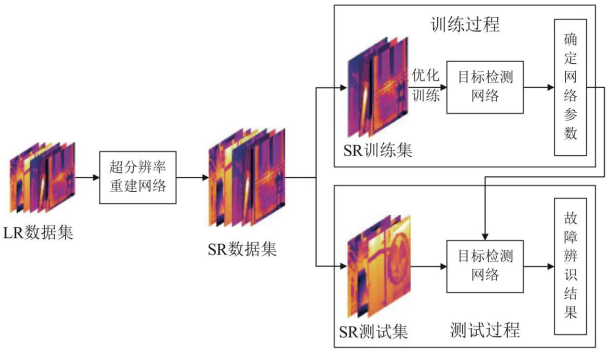


图 5 电气设备故障图像超分辨率辨识方法

Fig.5 Super resolution identification method for electrical equipment fault image

及识别能力提升。绝缘子拍摄图像旋转问题对识别结果存在影响，为解决此问题，文献[21]采用了预存绝缘子方向角先验知识，遍历知识库识别的方式实现识别准确率的提升。而文献[72]则设计了 DCN-ASPP 和 D-SKN 模块，实现感受也随目标设备的形状和角度方向自动调整。

3）一次设备潜在威胁物体检测

输电线路巡线的工作还包括对威胁输电线路各部件的物体进行识别及危险程度评估，相关内容包括输电线路异物识别[74]，输电线路覆冰检测[75]，植被侵占检测[76]，涉鸟故障相关鸟类识别[33,77]等。

输电线路覆冰检测研究中，边缘检测技术[55]与目标检测技术[56]均存在应用，相较而言，多尺度目标检测技术性能更优。为提升涉鸟故障相关鸟类目标检测及识别的准确度，文献[33]与文献[77]应用了迁移学习的训练模式。

2.2 电力一次设备状态量感知与故障诊断

电力一次设备状态量感知与故障诊断是对电流、电压、温度、振动、电磁波等参量进行在线或定期采集并分析，是电力设备状态维修的核心内容。一次设备状态量检测与故障诊断能够提早发现电力设备存在的潜在隐患，或及时发现已经出现的故障，阻止故障范围扩大化，从而提高设备的可靠性、安全性和经济性。根据监测对象的不同，本节将就局放检测与定位、油中溶解气体分析(dissolved gas analysis，DGA)、声纹及振动信号监测、设备工作电流检测 4 个方面介绍知识、数据驱动技术在电力一次设备状态量感知与故障诊断中的应用。

1）局放检测与定位

局部放电检测能够提早发现设备的潜在缺陷及早期故障，是获取设备健康信息的重要监测手段。

需要进行局部放电监测的电力一次设备包括发电机、变压器、GIS、开关柜、电缆、电流互感器、电压互感器等，近期研究工作主要围绕变压器[78]、GIS[31]和电缆[79]3 种设备。

基于数据驱动的方法中，迁移学习技术被应用于解决局放训练样本库的小样本问题[80]，文献[47]使用数据增强方法对样本库进行拓展，并创新性地使用目标检测技术实现了多源局放识别。传统局放定位方法多基于空间方程解析，而近期出现了基于边缘检测技术[81]及卷积递归神经网络[82]的局放定位技术。早期局部放电识别主要根据局放的相位特征，模仿专家对局放模式进行识别[12]。近期研究也存在基于相位解析三维图，利用知识推理手段[19]进行局放识别的研究。文献[12]对局部放电产生的电磁波在 GIS 中的传播过程建立知识模型，为 GIS 中的局放定位提供参考。文献[20]利用深度残差网络对局放特征进行提取，并利用图卷积网络从知识图谱中提取附加信息(见图 6，图中 l、h 分别为输入 PRPS 谱图长与宽；f 为输入 PRPS 谱图通道数；f_1 与 s_1 分别为卷积核 Ω_1、Ω_2、Ω_3 的通道数与长宽；f_2 与 s_2 分别为卷积核 Ω_4、Ω_5、Ω_6 通道数与长宽；L 为原始知识拓扑节点数；H 为图卷积输出通道数)，对缺失信息进行补偿，实现知识、数据融合驱动的局放模式识别。

2）油中溶解气体检测

DGA 是变压器故障诊断最主要的分析手段，对气体组分及比例进行分析能够检出变压器包括过热故障、放电故障、水分侵入等多数故障。绝缘材料老化产生的有机酸和醛类化合物也能够从油中溶解气体中检出，进一步分析可实现变压器绝缘材料老化程度评估。

早期存在一项基于知识、数据融合驱动的 DGA 方法[83]，该研究将 IEEE 和 IEC 的 DGA 标准及专家经验汇总构建知识库，人工神经网络对诊断规则识别，建立专家系统进行基于 DGA 的诊断。近几年的研究全部为基于数据驱动的分析方法，如支持向量机、聚类、深度信念网络等技术均在 DGA 中存在应用[84-86]，数据增强技术也被应用于解决 DGA 的类间不平衡问题[87]。

3）声纹及振动信号监测

声纹监测、振动监测以及声振联合监测是识别电力一次设备机械故障的常用手段，此种监测手段可检出的故障有变压器绕组或铁芯松动[88-89]、开关类设备机械故障[90]、电机齿轮箱或轴承机械故障[35,91-93]等。

将声纹或振动信号进行时频变换，并将时频谱图送入卷积类神经网络进行识别，是声纹或振动信号故障检测最常见的数据驱动手段，常见的时频变换方法有 Mel 频谱滤波、小波变换等。为解决故障样本难以获取问题，近期的相关研究除利用传统手段外，还使用了基于生成对抗网络的数据增强方法[35]以及增量学习方法[88]，以提升模型性能。

在解决复杂或未知故障问题上，文献[91]采用专家有限干预的方式，向人工智能模型中引入专家

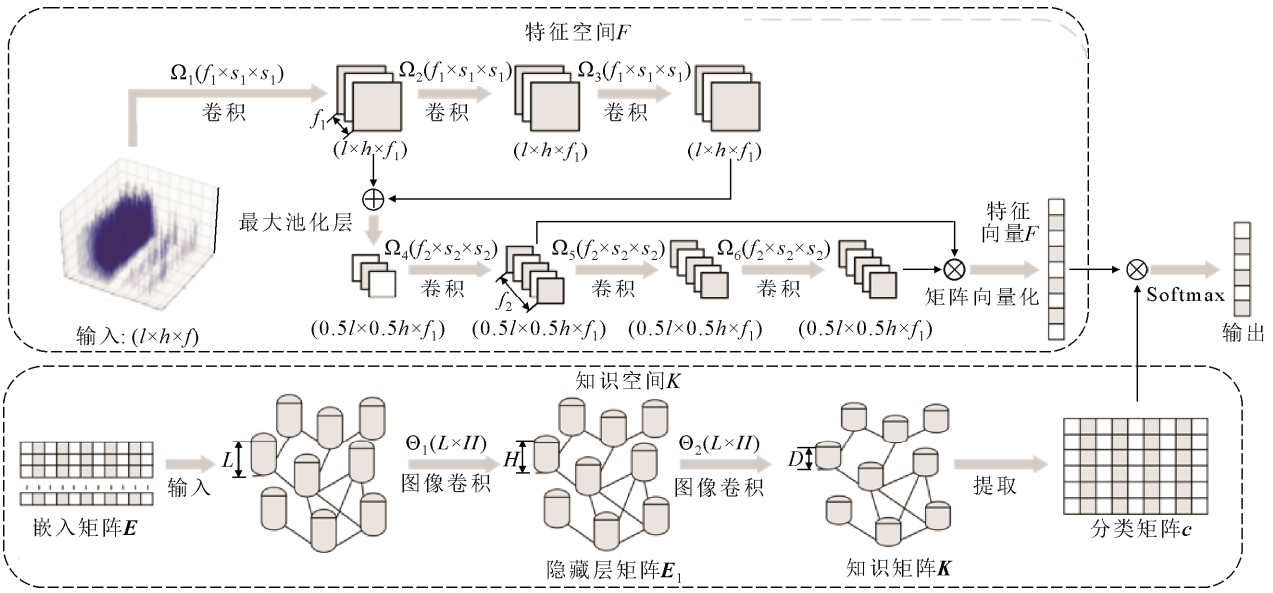


图 6　知识-数据融合驱动的局部放电识别方法

Fig.6　Knowledge-data fusion driven partial discharge identification method

相关经验知识，实现知识与数据的融合；而文献[92]则采用知识嵌入的方式，将滚动轴承相关的物理知识嵌入网络模型中，文献[93]将领域知识、操作条件和振动信号进行特征融合，在特征层面融合知识与数据，提升滚动轴承故障诊断方法的准确性。

4）设备工作电流检测

部分设备除上述监测手段外，还可利用工作过程中的电流波形诊断设备是否存在故障，其中最具代表性的是高压断路器的触电行程电流监测[94]。一项针对分布式光伏电站阴影遮挡故障诊断的研究[95]采用了人机协同的知识数据融合驱动方法，在诊断方法中融合了随机森林与专家系统，并在现场的分布式光伏电站中得到了性能验证。

2.3 电力一次设备状态评估与运行维护

电力一次设备状态评估与运行维护是设备健康管理的最后一环，根据设备的运行及诊断信息，结合设备的相关先验知识，对设备的运行状态、剩余寿命进行评估，对设备是否需要维修及如何维修进行决策。为提升工作效率，摒弃人工主观因素对设备运行维护的影响，电力一次设备运行维护自动化也成为电力系统设备运维的发展趋势。

电力设备的状态评估，状态预测及运行维护需要进行数据推演，物理或化学特性分析及逻辑推理[96]。因此，知识驱动及数据驱动技术在电力一次设备状态评估与运行维护中存在较多应用场景。然而对电力设备进行精准的状态评估及预测，需要对设备复杂的物理、化学过程进行精确的机理建模，单一的知识驱动或数据驱动技术很难完成这项任务。为解决这一问题，知识、数据融合驱动技术近期也逐渐受到国内外专家的关注。知识图谱技术具备信息整合能力强、易于语义理解等优势，近年来在电力设备运行维护应用研究的数量呈爆发式增长，知识图谱技术易于语义理解的优势也让其在电力设备健康管理相关的知识推理任务中大放异彩。

根据研究的工作内容分类，本节就一次设备状态评估，一次设备状态预测与潜在故障风险评估，一次设备运行维护 3 个方面，对电力一次设备状态评估与运行维护的相关研究工作做出介绍。

1）一次设备状态评估

电力设备状态评估是一种确定电力设备的实际状态的技术，通过对电力设备的机械、电气、化学和物理特性进行分析，以确定设备的健康状况，为设备状态预测及运维决策提供必要信息。

一次设备状态评估的相关研究工作有绝缘老化状态评估，绝缘纸或绝缘油物理特性推演，绝缘子表面状态评估，设备内部热状态评估，线路拉力监测，设备综合状态评估[13-14,49,97-104]等。基于数据驱动的电力设备状态评估方法中，迁移学习[97]、边缘检测[101]及样本生成[102]等技术均存在应用。

在设备状态评估工作中，知识驱动或知识、数据融合驱动技术主要以物理模型或设备先验知识与数据结合的方式进行应用。文献[13]构建了倒置式油浸电流互感器电-热-流多物理场耦合三维仿真模型，以知识模型的方式实现了多场耦合的绝缘油微水含量推演。同样使用物理模型对设备状态评估的还有文献[14]，该文献以改进半物理模型的形式实现了特高压并联电抗器内部热状态评估。文献[17]则是以设备缺陷文本中的先验缺陷知识与运行信息数据结合的方式，对断路器综合状态进行评估。

2）一次设备状态预测与潜在故障风险评估

一次设备状态预测与潜在故障风险评估工作，可直接表述设备故障发生的紧迫度及工作环境的危险度，为设备是否进行维护、维护时间及维护方式提供重要参考信息。

在设备状态预测的工作中，LSTM 及其相关技术应用较多[11,30]，也存在一元回归模型[105]、Elman 神经网络[14]及图卷积神经网络[106]等技术的应用。值得一提的是，文献[107]融合了多种状态参量与多种预测模型进行加权合成，并取得了不错的预测效果，为设备状态预测工作提供了新的思路。

局部放电严重程度评估是潜在故障风险评估研究成果中占比最大的内容，早期相关研究以提取的局放严重程度相关特征作为信息来源，并利用监督学习或无监督学习模式对局放严重程度进行分类[108-109]。而最近的一份相关研究[110](见图 7)将缺陷相关信息、设备运行参数等设备相关知识作为局放严重评估的信息来源，融合设备检测报告与 PRPS 数据，综合考量设备本身状态与故障检测信息，更真实地反映了设备状态。设备运行环境潜在风险程度评估[106]也属于一次设备潜在故障风险评估，文献[16]结合设备先验的参数知识及风向风速相关信息计算故障敏感性参数，根据故障敏感性参数及漂浮物密度，对设备环境的危险程度进行评估。

3）一次设备运行维护

电力一次设备运行维护是落实电力设备状态维修的最后一步，主要工作包括：维护设备、检查

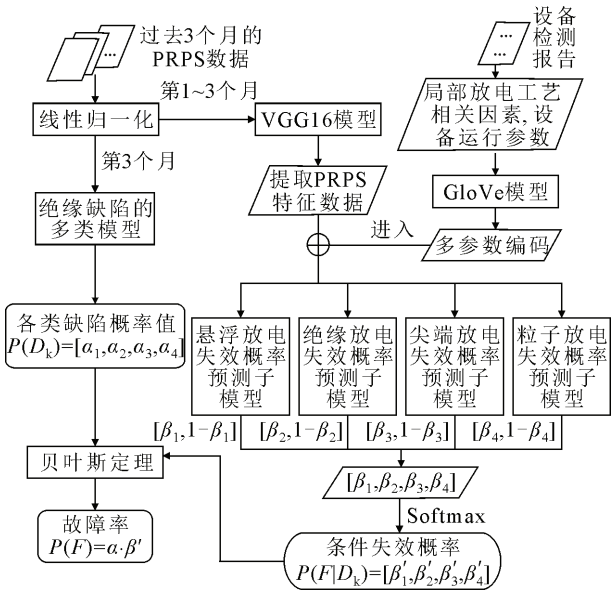


图 7　知识-数据融合驱动的局部放电严重程度评估方法

Fig.7　Evaluation of partial discharge severity driven by knowledge-data fusion

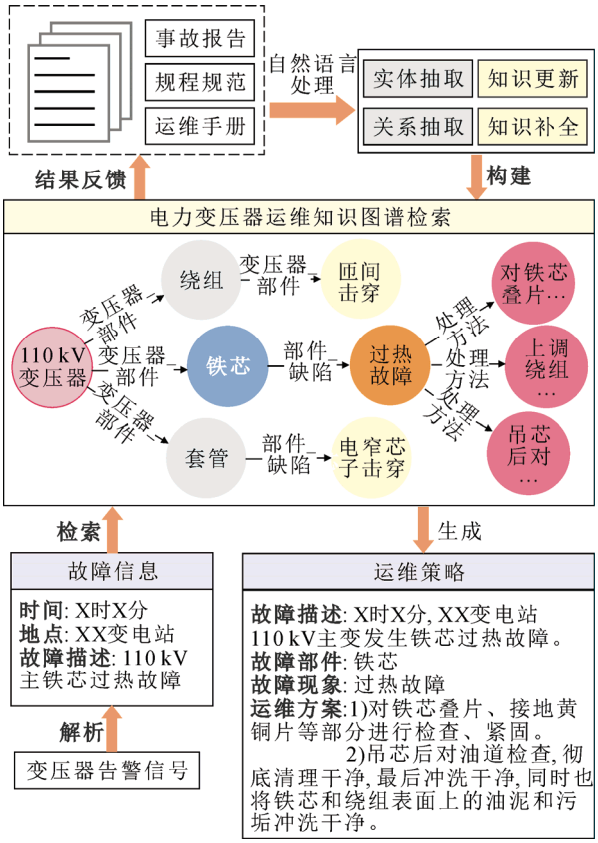


图 8　电力变压器运维知识图谱应用实例

Fig.8　Example of power transformer O&M knowledge mapping application

设备状态、处理设备故障、对设备进行记录和统计等。其主要研究工作集中于设备相关信息管理及设备检修决策两个方面。

早期电力设备相关信息管理的研究工作[111-114]主要集中于故障案例的文本挖掘，对故障相关实体及因果关系等知识进行提取。文献[25]首次将知识图谱应用于电力设备健康管理领域，而后文献[24]对知识图谱在电力设备健康管理中的应用进行了系统性梳理，此后知识图谱技术在电力设备信息管理中得到了大量应用(见图 8)[26,115]。

在检修决策方面，早在 2007 年就已经出现以知识、数据融合驱动的方式实现故障推理的研究[116]，该研究以改进广义径向基人工神经网络得到故障类型编码，并构建先验知识库，通过正向推理技术从知识库中得到断路器故障类型及故障解决方案。文献[27]与文献[117]分别通过基于数据驱动与知识驱动的方式，实现了断路器的运行维护策略构建与光伏电站的智能运维。

3　主要技术难点及展望

3.1　主要技术难点

知识驱动和数据驱动技术在电力一次设备健康管理中应用效果显著，但也存在以下问题。

1）边缘侧硬件条件差

随着对电力一次设备健康管理技术水准要求的提升，对电力一次设备的各类信息采集及处理量呈几何倍数增加。受企业招标计划安排、硬件部署经济性、现场安装条件等诸多因素限制，目前电力系统的部分边缘端未部署监测系统或监测系统硬件水平不足，原边缘侧的数据采集、传输、处理硬件系统很难支撑新开发的知识及数据驱动技术。

2）信息获取难度大

电力一次设备健康管理中，知识驱动技术信息获取难度大的主要原因在于专业知识获取困难。由于现场运行工况复杂，缺陷及故障情况多样，对现场各类情况的专业知识提取需要多领域知识及丰富的现场经验，相对于庞大的健康管理事件数量，相关专业人士数量稀少，专业知识获取效率不高。

数据驱动技术信息获取难度高的原因有两方面。一方面，由于新投运设备故障率低，数据采集困难或不完整，环境干扰及数据缺失或异常等原因，可采集的电力设备健康管理数据较少；另一方面，训练样本标注工作量大且技术含量高，不同模式间类间分布不平衡等问题也导致数据驱动技术需求的训练样本集质量不佳。

3）知识模型构建难

电力一次设备健康管理的场景多样，在部分诸如局部放电模式识别，变压器油中溶解气体分析，变压器渗漏油图像识别等场景中，由于故障或潜在缺陷不确定性强，故障产生机理难以明确，产生图像无规则，故障场景知识难以提取等原因，导致很难在该场景下建立知识模型。然而基于数据驱动的巡检或故障识别手段在泛化性与可解释性上存在一定弊端，此类场景知识模型构建工作难度较大。

4）数据分布域不匹配

基于数据驱动的深度学习技术对数据的分布域极为敏感，深度学习模型的性能受训练库数据与现场样本分布域一致度影响很大。在电力一次设备健康管理的实际应用中，由于现场设备状态复杂多变性，数据收集难度大，现场采集的数据往往与训练库数据的分布域存在差异，导致训练得到的模型实际应用时性能下降，这是基于数据驱动的人工智能技术在现场应用时泛化性差的主要原因。为了提升人工智能模型的现场应用效果，往往需要更多的现场样本对模型进行调整和修正。

5）数据整合壁垒高

人工智能技术对训练库数据多样性依赖度较高，训练库数据的多样性决定着人工智能模型泛化能力的上限。然而，电力系统中健康管理数据往往分散储存于各边缘端，受数据安全限制，边缘侧多样的数据无法汇聚形成有效的训练数据集。同时，不同的厂商、部门、系统数据储存的格式及结构不同，部门间数据协同操作难度大等原因，也拔高了电力一次设备健康管理数据的整合壁垒。

3.2 电力一次设备健康管理应用展望

本文针对电力一次设备健康管理中的主要技术难点，提出知识、数据融合驱动的电力一次设备云边协同健康管理体系如图 9 所示，并给出以下几点发展建议：

1）升级边缘侧监测系统

硬件系统是电力一次设备健康管理各类技术应用的必要支撑，边缘侧监测系统升级是应用高质量健康管理技术的必要条件。对于部分不完善的边缘侧监测系统，需要开发无源感知装置，部署智化工控机，升级数据传输硬件，对监测系统进行升级。对于经济条件受限的情况，可采用监测系统多设备分时段共用，信息分析任务云边协同处理，模型轻量化等方式，在尽可能保证技术应用效果的同时，降低对边缘侧硬件数量及质量的需求。

针对电力一次设备健康管理信息获取难度大的问题，可在升级的硬件条件基础上构建电力一次设备健康管理云平台，实现信息在有限的终端汇集。利用知识、数据融合的方式在云平台实现信息自动标注，专业知识自动问答，标记失误信息自动检测等功能，并集中有限专家在云平台进行信息审核、

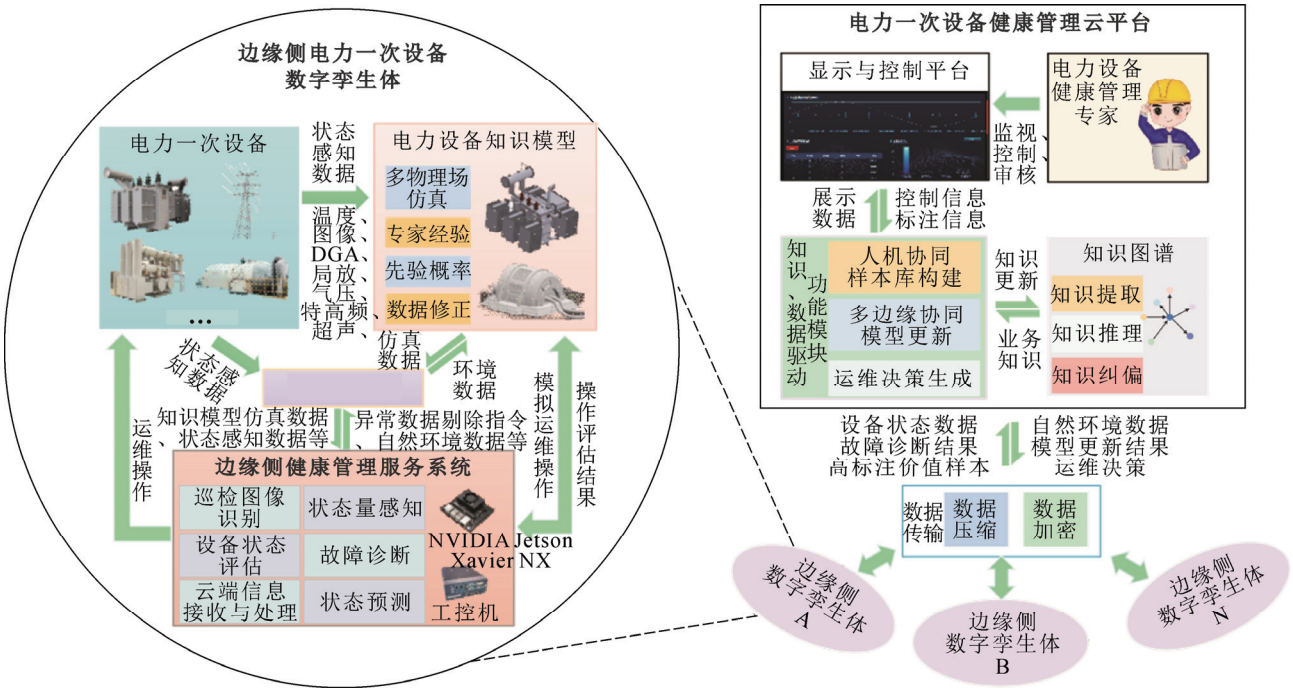


图 9 知识、数据融合驱动的电力一次设备云边协同健康管理体系

Fig.9 Cloud edge collaborative health management system of power primary equipment driven by knowledge and data fusion

信息纠偏等，可在尽可能降低人工成本条件下，完成信息的大批量、精准提取。

2）加强云边协同技术的开发及技术难点突破

攻克云边协同相关技术难点可解决数据孤岛与数据传输压力问题。解决数据孤岛与数据传输压力问题，需要从数据交互安全、数据资源整合与数据选择性传输 3 个角度出发。

在数据交互安全方面，联邦学习技术是解决数据“孤岛”问题的有效手段。该技术能够在保证数据安全性的前提下，实现边缘侧数据信息在云端的互通。因此，可以通过联邦学习技术实现边缘侧数据的安全交互和共享，有效避免数据孤岛问题。在数据资源整合方面，各部门应建立统一的数据储存格式与结构，并对数据通信的安全接口做好协调。这样可以方便数据的整合和管理，提高数据利用效率；在数据选择性传输方面，大量的健康管理数据不可能全部汇聚云端进行数据处理。因此，需要在边缘侧对数据进行遴选，选择有价值的数据或信息，进行数据压缩加密后与云端进行信息交互[118]。同时充分利用云端与边缘侧的算力实现云边协同的健康管理智能模型更新，这样即可有效降低数据传输压力，提高数据传输效率。

3）完善电力一次设备知识模型构建

目前电力一次设备健康管理领域的知识模型构建尚不完善，很多领域缺乏相关研究。样本不确定性强，机理难以明确，样本无规则等知识模型构建难点，也制约着电力一次设备健康管理的技术升级，需要深化电力一次设备相关知识模型构建的研究，以提高电力一次设备健康管理的水平和效果。

解决上述难点可以从先验概率知识、专家经验知识等角度入手对知识模型进行构建。先验概率知识是指通过理论研究和实践经验得到的关于电力一次设备健康管理的基础知识，通过引入先验概率知识，可以对电力一次设备健康管理的关键指标进行分析和预测，为制定合理的维护策略提供支持。

另外，电力一次设备健康管理知识模型也可通过引入专家经验的手段进行构建。通过引入专家经验，可以对电力一次设备健康管理的关键问题进行深入研究及纠正，提高知识模型的准确性和实用性。

4）深度融合知识图谱技术与数据驱动技术

目前知识图谱技术在电力设备运维管理和故障推理方面已经实现初步应用，但大多应用停留于基本功能阶段。以事件日志及操作手册等电力知识文件的知识自动提取推理，多模态知识图谱构建及应用，融合知识图谱与结构化数据的状态评估或故障诊断等方式开发相关技术，将知识图谱技术与数据驱动技术深度融合，可有效提升电力设备健康管理业务能力。未来，深度融合的知识图谱和数据驱动技术将在信息纠偏、知识推理等方面发挥更大作用，为电力设备健康管理提供更精确和可靠的支持。

5）推进数字孪生技术的开发与应用

数字孪生技术同时包含知识模型与人工智能技术，是天然的知识、数据融合驱动的技术架构。数字孪生中多源数据融合、虚实交互、孪生模型-智能技术融合等功能具备很大技术发展潜力。基于数字孪生体的多信息间交互辅助、虚实结合的知识模型纠偏、模型与数据融合的电力设备综合状态评估与预测等方向，也是数字孪生技术未来在电力一次设备健康管理中应用的重要方向。

4　结论

1）对知识驱动关键技术进行深入研究，并与数据驱动技术进行有机融合，能够有效提升数据驱动技术的性能，为电力一次设备健康管理提供有力的技术支撑。

2）知识、数据驱动及其融合驱动技术在电力一次设备健康管理中的巡检图像识别、状态量感知与故障诊断、状态评估与运行维护各领域中均存在广泛应用。知识驱动技术的引入能够增强智能模型的可解释性，扩充电力业务信息来源，提升数据驱动技术对电力数据的特征提取、语义理解及逻辑推理能力，知识、数据融合驱动技术为电力一次设备健康管理提供了新的可能性和提升空间。

3）边缘侧硬件条件差、信息获取难度大、知识模型提取难、数据分布域不匹配等问题，是制约知识、数据驱动及其融合驱动技术在电力一次设备健康管理中深化应用的主要原因。未来，应当以云边协同及数字孪生技术作为框架，同步加强边缘侧监测系统升级、云边协同技术开发及技术难点突破、电力一次设备知识模型构建、知识图谱技术与数据驱动技术融合方面的工作，进一步推动电力一次设备健康管理的智能化、自动化进程。

参考文献　References

[1] WANG T, HE Y G, SHI T C, et al. Transformer health management based on self-powered RFID sensor and multiple kernel RVM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(3):

818-828.

[2] QIU J, WANG H F, LIN D Y, et al. Nonparametric regression-based failure rate model for electric power equipment using lifecycle data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 955-964.

[3] RONG M Z, YANG F, WU Y, et al. Simulation of arc characteristics in miniature circuit breaker[J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2010, 38(9): 2306-2311.

[4] SAHA T K, PURKAIT P. Investigation of an expert system for the condition assessment of transformer insulation based on dielectric response measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(3): 1127-1134.

[5] 国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知[EB/OL]. 2017. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
The State Council. Notice of the state council municipality on printing and distributing the development plan of a new generation of artificial intelligence[EB/OL]. 2017. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996. htm.

[6] DAVARI N, AKBARIZADEH G, MASHHOUR E. Intelligent diagnosis of incipient fault in power distribution lines based on corona detection in UV-visible videos[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3640-3648.

[7] 吴 飞. 中国人工智能 2.0 发展战略研究项目[R]. 长沙：中国图像图形高峰论坛，2021.
WU Fei. Strategic research on artificial intelligence 2.0 in China[R]. Changsha, China: China Society of Image and Graphics, 2021.

[8] 潘云鹤. 人工智能走向 2.0[J]. 工程(英文)，2016，2(4)：409-413.
PAN Yunhe. Heading toward artificial intelligence 2.0[J]. Engineering, 2016, 2(4): 409-413.

[9] LI J Q, XU Y Q, NIE K H, et al. PEDNet: a lightweight detection network of power equipment in infrared image based on YOLOv4-tiny[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5004312.

[10] ZHAI Y J, WANG Q M, YANG X, et al. Multi-fitting detection on transmission line based on cascade reasoning graph network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(6): 4858-4868.

[11] SHANG Y W, WU W C, HUAI X, et al. Loss of life estimation of distribution transformers considering corrupted AMI data recovery and field verification[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(1): 180-190.

[12] RUDD S, MCARTHUR S D J, JUDD M D. A generic knowledge-based approach to the analysis of partial discharge data[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2010, 17(1): 149-156.

[13] 聂永杰，王威望，李欣原，等. 基于电流积分电荷技术的神经网络-模糊聚类电缆绝缘热老化状态评估模型[J]. 高电压技术，2022，48(12)：4760-4769.
NIE Yongjie, WANG Weiwang, LI Xinyuan, et al. Evaluation model for thermal aging state of cable insulation using the current integral charge measurement technique with the neural network-fuzzy clustering method[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(12): 4760-4769.

[14] 谭风雷，陈 昊，何嘉弘. 基于最佳分段和改进半物理模型的特高压并联电抗器顶层油温预测[J]. 电网技术，2021，45(8)：3314-3324.
TAN Fenglei, CHEN Hao, HE Jiahong. Prediction of UHV shunt reactor top oil temperature based on optimal segmentation and improved semi-physical model[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 3314-3324.

[15] 谭风雷，朱 超，徐 刚，等. 基于解耦分析和欧式距离的特高压变压器顶层油温预测方法[J]. 高电压技术，2022，48(1)：298-306.
TAN Fenglei, ZHU Chao, XU Gang, et al. Method of UHV transformer top oil temperature forecasting based on decoupling analysis and Euclidean distance[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 298-306.

[16] 莫文雄，白剑锋，朱 文，等. 基于风速风向联合概率的输电线路漂浮物故障风险评估[J]. 高电压技术，2018，44(4)：1085-1092.
MO Wenxiong, BAI Jianfeng, ZHU Wen, et al. Risk assessment of transmission lines trip-out caused by floaters based on joint probability density function of extreme wind speed and direction[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1085-1092.

[17] 马润泽，王龙响，余佳文，等. 考虑历史缺陷文本信息的断路器状态评价研究[J]. 机电工程，2015，32(10)：1375-1379.
MA Runze, WANG Longxiang, YU Jiawen, et al. Circuit breakers' condition evaluation considering the information in historical defect texts[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2015, 32(10): 1375-1379.

[18] 高湛军，陈 青，程婷婷，等. 应用于电网故障诊断的统一信息模型[J]. 电力系统自动化，2010，34(9)：49-52.
GAO Zhanjun, CHEN Qing, CHENG Tingting, et al. A uniform information model for power grid fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(9): 49-52.

[19] 苑津莎，王玉鑫，刘 锟，等. 基于知识推理的变压器局部放电故障检测技术[J]. 电测与仪表，2020，57(13)：1-5.
YUAN Jinsha, WANG Yuxin, LIU Yin, et al. Partial discharge fault detection technology for transformer based on knowledge reasoning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(13): 1-5.

[20] TIAN J P, SONG H, SHENG G H, et al. Knowledge-driven recognition methodology of partial discharge patterns in GIS[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 3335-3344.

[21] ZHAO Z B, LIU N, WANG L. Localization of multiple insulators by orientation angle detection and binary shape prior knowledge[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(6): 3421-3428.

[22] 王晓东，杨 苹，龙霞飞，等. 基于 DRSA 和 BP 神经网络风电机组检修决策[J]. 电力系统及其自动化学报，2019，31(11)：81-85，102.
WANG Xiaodong, YANG Ping, LONG Xiafei, et al. Maintenance decision-making for wind turbines based on dominance-based rough set approach and BP neural network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(11): 81-85, 102.

[23] PURKAIT P, CHAKRAVORTI S. Time and frequency domain analyses based expert system for impulse fault diagnosis in transformers[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2002, 9(3): 433-445.

[24] 李 刚，李银强，王洪涛，等. 电力设备健康管理知识图谱：基本概念、关键技术及研究进展[J]. 电力系统自动化，2022，46(3)：1-13.
LI Gang, LI Yinqiang, WANG Hongtao, et al. Knowledge graph of power equipment health management: basic concepts, key technologies and research progress[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 1-13.

[25] 刘梓权，王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化，2018，42(14)：158-164.
LIU Ziquan, WANG Huifang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.

[26] 谢 庆，蔡 扬，谢 军，等. 基于 ALBERT 的电力变压器运维知识图谱构建方法与应用研究[J]. 电工技术学报，2023，38(1)：95-106.
XIE Qing, CAI Yang, XIE Jun, et al. Research on construction method and application of knowledge graph for power transformer operation and maintenance based on ALBERT[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 95-106.

[27] 王景丹，刘桂莲，孔 波，等. 基于光伏电站的智能运维知识库的

研究[J]. 电源技术，2016，40(8)：1669-1672.
WANG Jingdan, LIU Guilian, KONG Bo, et al. Research on KB of intelligence operation based on PV power station[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(8): 1669-1672.

[28] TENG Y, TAN T Y, LEI C, et al. A novel method to recognize the state of high-voltage isolating switch[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1350-1356.

[29] 刘宝稳，汤容川，马钰洲，等. 基于 S 变换 D-SVM AlexNet 模型的 GIS 机械故障诊断与试验分析[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2526-2535.
LIU Baowen, TANG Rongchuan, MA Zhengzhou, et al. GIS mechanical fault diagnosis and test analysis based on S transform D-SVM AlexNet model[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2526-2535.

[30] 于永进，姜雅男，李长云. 基于鲸鱼优化-长短期记忆网络模型的机-热老化绝缘纸剩余寿命预测方法[J]. 电工技术学报，2022，37(12)：3162-3171.
YU Yongjin, JIANG Yanan, LI Changyun. Prediction method of insulation paper remaining life with mechanical-thermal synergy based on whale optimization algorithm-long-short term memory model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(12): 3162-3171.

[31] WANG Y X, YAN J, YE X Y, et al. GIS partial discharge pattern recognition via a novel capsule deep graph convolutional network[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(14): 2903-2912.

[32] 李帷韬，焦　点，张　倩，等. 基于深度迁移学习的玻璃绝缘子自爆状态智能认知方法研究[J]. 中国电机工程学报，2020，40(11)：3710-3720.
LI Weitao, JIAO Dian, ZHANG Qian, et al. Research on intelligent cognition method of self-exploding state of glass insulator based on deep migration learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3710-3720.

[33] 邱志斌，石大寨，况燕军，等. 基于深度迁移学习的输电线路涉鸟故障危害鸟种图像识别[J]. 高电压技术，2021，47(11)：3785-3794.
QIU Zhibin, SHI Dazhai, KUANG Yanjun, et al. Image recognition of harmful bird species related to transmission line outages based on deep transfer learning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3785-3794.

[34] 王有元，李后英，梁玄鸿，等. 基于红外图像的变电设备热缺陷自调整残差网络诊断模型[J]. 高电压技术，2020，46(9)：3000-3007.
WANG Youyuan, LI Houying, LIANG Xuanhong, et al. Self-adjusting residual network diagnosis model for substation equipment thermal defects based on infrared image[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3000-3007.

[35] 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.

[36] 李东东，王　浩，杨　帆，等. 基于无监督特征学习的行星齿轮箱故障特征提取和检测[J]. 电网技术，2018，42(11)：3805-3811.
LI Dongdong, WANG Hao, YANG Fan, et al. Feature extraction and detection of planetary gear box fault using unsupervised feature learning[J]. Power System Technology, 2018, 42(11): 3805-3811.

[37] 李东东，刘宇航，赵　阳，等. 基于改进生成对抗网络的风机行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报，2021，41(21)：7496-7506.
LI Dongdong, LIU Yuhang, ZHAO Yang, et al. Fault diagnosis method of wind turbine planetary gearbox based on improved generative adversarial network[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(21): 7496-7506.

[38] 彭跃辉，武艳蒙，王岩妹，等. 基于半监督学习的断路器弹簧机构机械特性监测及状态评估技术研究[J]. 高压电器，2022，58(5)：95-102，111.
PENG Yuehui, WU Yanmeng, WANG Yanmei, et al. Research on mechanical characteristics monitoring and condition assessment technology of spring mechanism for circuit breaker based on semi supervised learning[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 95-102, 111.

[39] 李东东，赵　阳，赵　耀. 一种变工况下风电机组行星齿轮箱的故障诊断方法[J]. 电机与控制学报，2023，27(1)：33-45.
LI Dongdong, ZHAO Yang, ZHAO Yao. Fault diagnosis method for wind turbine planetary gearbox under variable working conditions[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(1): 33-45.

[40] 王艳芹，徐　宁，董祯，等. 基于半监督学习的输电线路状态预测[J]. 电力系统及其自动化学报，2023，35(7)：129-136.
WANG Yanqin, XU Ning, DONG Zhen, et al. State prediction of transmission lines based on semi-supervised learning[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(7): 129-136.

[41] 陈梅林，王逸舟，戴　彦，等. SaSnet：基于自监督学习的电力线实时分割网络[J]. 中国电机工程学报，2022，42(4)：1365-1374.
CHEN Meilin, WANG Yizhou, DAI Yan, et al. Small and strong: power line segmentation network in real time based on self-supervised learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1365-1374.

[42] 叶远波，黄太贵，谢　民，等. 基于多模型融合集成学习的智能变电站二次设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(12)：148-157.
YE Yuanbo, HUANG Taigui, XIE Min, et al. A state assessment method for intelligent substation secondary equipment based on multi-model ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 148-157.

[43] 张国治，陈　康，方荣行，等. 基于 DGA 与鲸鱼算法优化 Logit Boost-决策树的变压器故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(7)：63-72.
ZHANG Guozhi, CHEN Kang, FANG Rongxing, et al. Transformer fault diagnosis based on DGA and a whale algorithmoptimizing a LogitBoost-decision tree[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 63-72.

[44] 郭方洪，刘师硕，吴　祥，等. 基于联邦学习的含不平衡样本数据电力变压器故障诊断[J]. 电力系统自动化，2023，47(10)：145-152.
GUO Fanghong, LIU Shishuo, WU Xiang, et al. Federated learning based fault diagnosis of power transformer with unbalanced sample data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(10): 145-152.

[45] 李文璞，毛颖科，廖　逍，等. 基于旋转目标检测的变电设备红外图像电压致热型缺陷智能诊断方法[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3246-3253.
LI Wenpu, MAO Yinke, LIAO Xiao, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for substation equipment voltage type thermal defects based on rotating target detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3246-3253.

[46] 肖　懿，罗　丹，蒋沁知，等. 基于温度概率密度的变电站高压设备故障热红外图像识别方法[J]. 高电压技术，2022，48(1)：307-318.
XIAO Yi, LUO Dan, JIANG Qinzhi, et al. Thermal infrared image recognition method for high voltage equipment failure in substation based on temperature probability density[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 307-318.

[47] WU M, JIANG W, SHEN D Y, et al. Multi-source partial discharge pattern recognition algorithm based on DCGAN-Yolov5[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, doi: 10.1109/TPWRD.2022.3222317.

[48] 翟学明，李　晓，翟羽佳. 基于深度学习的架空输电导线缺陷检测

方法研究[J]. 电网技术，2023，47(3)：1022-1030.
ZHAI Xueming, LI Xiao, ZHAI Yujia. Defect detection of overhead transmission wires based on deep learning[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1022-1030.

[49] 张血琴，张玉翠，郭裕钧，等. 基于高光谱技术的复合绝缘子表面老化程度评估[J]. 电工技术学报，2021，36(2)：388-396.
ZHANG Xueqin, ZHANG Yucui, GUO Yujun, et al. Aging degree evaluation of composite insulator based on hyperspectral technology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(2): 388-396.

[50] HUANG X B, WU Y Q, ZHANG Y, et al. Structural defect detection technology of transmission line damper based on UAV image[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3504314.

[51] SONG Y F, WANG H G, ZHANG J W. A vision-based broken strand detection method for a power-line maintenance robot[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(5): 2154-2161.

[52] CAO Y, XU H, SU C, et al. Accurate glass insulators defect detection in power transmission grids using aerial image augmentation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(2): 956-965.

[53] HUANG S, SHANG B W, SONG Y L, et al. Research on real-time disconnector state evaluation method based on multi-source images[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3505415.

[54] HAN S, YANG F, JIANG H, et al. A smart thermography camera and application in the diagnosis of electrical equipment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-8.

[55] WANG B, DONG M, REN M, et al. Automatic fault diagnosis of infrared insulator images based on image instance segmentation and temperature analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5345-5355.

[56] ZHENG H B, SUN Y H, LIU X H, et al. Infrared image detection of substation insulators using an improved fusion single shot multibox detector[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3351-3359.

[57] ZHOU S J, LIU J F, FAN X H, et al. Thermal fault diagnosis of electrical equipment in substations using lightweight convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5005709.

[58] ZHENG H B, CUI Y H, YANG W Q, et al. An infrared image detection method of substation equipment combining Iresgroup structure and CenterNet[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(6): 4757-4765.

[59] NASSU B T, MARCHESI B, WAGNER R, et al. A computer vision system for monitoring disconnect switches in distribution substations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(2): 833-841.

[60] 刘国特，周锦辉，宋新明，等. 基于超分辨注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测方法[J]. 高电压技术，2021，47(11)：3803-3809.
LIU Guote, ZHOU Jinhui, SONG Xinming, et al. Improved X-DR image detection method for GIS internal defects based on super-resolution attention mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3803-3809.

[61] OU J H, WANG J G, XUE J, et al. Infrared image target detection of substation electrical equipment using an improved faster R-CNN[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(1): 387-396.

[62] 郑含博，李金恒，刘 洋，等. 基于改进 YOLOv3 的电力设备红外目标检测模型[J]. 电工技术学报，2021，36(7)：1389-1398.
ZHENG Hanbo, LI Jinheng, LIU Yang, et al. Infrared object detection model for power equipment based on improved YOLOv3[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(7): 1389-1398.

[63] 李 斌，李亚霖，朱新山，等. 基于注意力机制与特征平衡的变电站多目标检测[J]. 电网技术，2022，46(6)：2122-2131.
LI Bin, LI Yalin, ZHU Xinshan, et al. Multi-target detection in substation scence based on attention mechanism and feature balance[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2122-2131.

[64] 马 鹏，樊艳芳. 基于深度迁移学习的小样本智能变电站电力设备部件检测[J]. 电网技术，2020，44(3)：1148-1159.
MA Peng, FAN Yanfang. Small sample smart substation power equipment component detection based on deep transfer learning[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1148-1159.

[65] ZHAO Z B, QI H Y, QI Y C, et al. Detection method based on automatic visual shape clustering for pin-missing defect in transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6080-6091.

[66] 谢 庆，杨天驰，裴少通，等. 基于多尺度协作模型的电气设备红外图像超分辨率故障辨识方法[J]. 电工技术学报，2021，36(21)：4608-4616.
XIE Qing, YANG Tianchi, PEI Shaotong, et al. Super-resolution identification method of electrical equipment fault based on multi-scale cooperation model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(21): 4608-4616.

[67] SONG Z W, HUANG X B, JI C, et al. Deformable YOLOX: detection and rust warning method of transmission line connection fittings based on image processing technology[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 2504321.

[68] LUO P, WANG B, WANG H X, et al. An ultrasmall bolt defect detection method for transmission line inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5006512.

[69] ZHAO W Q, XU M F, CHENG X F, et al. An insulator in transmission lines recognition and fault detection model based on improved faster RCNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-8.

[70] ZHAI Y J, YANG X, WANG Q M, et al. Hybrid knowledge R-CNN for transmission line multifitting detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5013312.

[71] ZHAI Y J, WANG Q M, GUO C B, et al. CGRM: a context-based graph reasoning model for fitting detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 2518213.

[72] 刘海莹，莫文昊，谈元鹏，等. 基于方向自适应检测器的输电线路设备检测方法[J]. 电网技术，2021，45(12)：4888-4895.
LIU Haiying, MO Wenhao, TAN Yuanpeng, et al. Oriented object detector for transmission line equipment detection[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4888-4895.

[73] SHE L C, FAN Y D, XU M X, et al. Insulator breakage detection utilizing a convolutional neural network ensemble implemented with small sample data augmentation and transfer learning[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 2787-2796.

[74] 龚钢军，张 帅，吴秋新，等. 基于 TensorFlow 的高压输电线路异物识别[J]. 电力自动化设备，2019，39(4)：204-209，216.
GONG Gangjun, ZHANG Shuai, WU Qiuxin, et al. Foreign body identification based on TensorFlow for high voltage transmission line[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4): 204-209, 216.

[75] WANG B, MA F Q, GE L J, et al. Icing-EdgeNet: a pruning lightweight edge intelligent method of discriminative driving channel for ice thickness of transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2501412.

[76] RONG S A, HE L N, DU L, et al. Intelligent detection of vegetation encroachment of power lines with advanced stereovision[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3477-3485.

[77] 邱志斌，朱 轩，廖才波，等. 基于目标检测的电网涉鸟故障相关

鸟种智能识别[J]. 电网技术，2022，46(1)：369-377.
QIU Zhibin, ZHU Xuan, LIAO Caibo, et al. Intelligent recognition of bird species related to power grid faults based on object detection[J]. Power System Technology, 2022, 46(1): 369-377.

[78] DUAN L, HU J, ZHAO G, et al. Identification of partial discharge defects based on deep learning method[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1557-1568.

[79] WANG M H, LU S D, LIAO R M. Fault diagnosis for power cables based on convolutional neural network with chaotic system and discrete wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(1): 582-590.

[80] WANG Y X, YAN J, YANG Z, et al. A domain adaptive deep transfer learning method for gas-insulated switchgear partial discharge diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4): 2514-2523.

[81] LI X, WANG X H, YANG A J, et al. Partial discharge source localization in GIS based on image edge detection and support vector machine[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1795-1802.

[82] YEO J, JIN H F, MOR A R, et al. Localisation of partial discharge in power cables through multi-output convolutional recurrent neural network and feature extraction[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(1): 177-188.

[83] WANG Z Y, LIU Y L, GRIFFIN P J. A combined ANN and expert system tool for transformer fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1998, 13(4): 1224-1229.

[84] 贾　嵘，徐其惠，李　辉，等. 最小二乘支持向量机多分类法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术，2007，33(6)：110-113，132.
JIA Rong, XU Qihui, LI Hui, et al. Fault diagnosis of transformer using multi-class least squares support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(6): 110-113, 132.

[85] 李　赢，舒乃秋. 基于模糊聚类和完全二叉树支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电工技术学报，2016，31(4)：64-70.
LI Ying, SHU Naiqiu. Transformer fault diagnosis based on fuzzy clustering and complete binary tree support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4): 64-70.

[86] DAI J J, SONG H, SHENG G H, 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.

[87] 刘云鹏，许自强，和家慧，等. 基于条件式 Wasserstein 生成对抗网络的电力变压器故障样本增强技术[J]. 电网技术，2020，44(4)：1505-1513.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, HE Jiahui, et al. Data augmentation method for power transformer fault diagnosis based on conditional Wasserstein generative adversarial network[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1505-1513.

[88] 王荣昊，李　喆，孙　正，等. 基于 FISVDD 与 GRU 的变压器声纹识别技术[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4546-4556.
WANG Ronghao, LI Zhe, SUN Zheng, et al. Transformer voiceprint recognition technology based on FISVDD and GRU[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4546-4556.

[89] HONG K X, JIN M, HUANG H. Transformer winding fault diagnosis using vibration image and deep learning[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(2): 676-685.

[90] MA H Z, LIU B W, XU H H, et al. GIS mechanical state identification and defect diagnosis technology based on self-excited vibration of assembled circuit breaker[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2020, 14(1): 56-63.

[91] LIU Z Y, ZHANG J F, HE X, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with limited expert interaction: a multicriteria active learning approach based on broad learning system[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2023, 31(2): 953-960.

[92] SADOUGHI M, HU C. Physics-based convolutional neural network for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(11): 4181-4192.

[93] GUO S, ZHANG B, YANG T, et al. Multitask convolutional neural network with information fusion for bearing fault diagnosis and localization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(9): 8005-8015.

[94] RUDSARI F N, RAZI-KAZEMI A A, SHOOREHDELI M A. Fault analysis of high-voltage circuit breakers based on coil current and contact travel waveforms through modified SVM classifier[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1608-1618.

[95] 刘新锋，张旖旎，徐惠三，等. 基于随机森林和专家系统的分布式光伏电站阴影遮挡诊断[J]. 山东大学学报(工学版)，2021，51(2)：98-104，114.
LIU Xinfeng, ZHANG Yini, XU Huisan, et al. Shadow occlusion diagnosis of distributed photovoltaic power station based on random forest and expert system[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2021, 51(2): 98-104, 114.

[96] 张镱议，李杭东，郑明胜，等. 聚酰亚胺复合电介质材料绝缘击穿特性研究进展[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4264-4274.
ZHANG Yiyi, LI Hangdong, ZHENG Mingsheng, et al. Research progress in insulation breakdown characteristics of polyimide composite dielectrics[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4264-4274.

[97] 谢　军，肖朝轩，张思刚，等. 基于迁移学习和特征融合的复合绝缘子憎水性等级判别方法[J]. 电网技术，2021，45(10)：3964-3971.
XIE Jun, XIAO Chaoxuan, ZHANG Sigang, et al. A determination method for hydrophobicity class of composite insulator based on transfer learning and feature fusion[J]. Power System Technology, 2021, 45(10): 3964-3971.

[98] 范贤浩，刘捷丰，张镱议，等. 融合频域介电谱及支持向量机的变压器油浸纸绝缘老化状态评估[J]. 电工技术学报，2021，36(10)：2161-2168.
FAN Xianhao, LIU Jiefeng, ZHANG Yiyi, et al. Aging evaluation of transformer oil-immersed insulation combining frequency domain spectroscopy and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(10): 2161-2168.

[99] 崔家齐，董海鹰，李帅兵，等. 基于图像特征识别的绝缘纸老化状态评估[J]. 高电压技术，2022，48(2)：636-643.
CUI Jiaqi, DONG Haiying, LI Shuaibing, et al. Aging state evaluation of insulating paper based on image feature recognition[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 636-643.

[100] 金立军，张　达，段绍辉，等. 基于红外与紫外图像信息融合的绝缘子污秽状态识别[J]. 电工技术学报，2014，29(8)：309-318.
JIN Lijun, ZHANG Da, DUAN Shaohui, et al. Recognition of contamination grades of insulators based on IR and UV image information fusion[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 309-318.

[101] 姜　岚，程若恒，唐　波，等. 基于图像边缘识别的输电线路拉线塔拉线张力测试方法[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4469-4477.
JIANG Lan, CHENG Ruoheng, TANG Bo, et al. Tension test method for guy cables of transmission line guyed tower based on image edge recognition[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4469-4477.

[102] 李　轩，梅　飞，沙浩源，等. 考虑样本不平衡的特高压换流阀状态评估及其影响因素分析[J]. 中国电机工程学报，2022，42(4)：1558-1568.
LI Xuan, MEI Fei, SHA Haoyuan, et al. State evaluation of UHVDC converter valve considering sample imbalance and its influencing factors analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1558-1568.

[103] 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.

[104] 姚建刚，关石磊，陆佳政，等. 相对温度分布特征与人工神经网络相结合的零值绝缘子识别方法[J]. 电网技术，2012，36(2)：170-175.
YAO Jiangang, GUAN Shilei, LU Jiazheng, et al. Identification of zero resistance insulators by combining relative temperature distribution characteristics with artificial neural network[J]. Power System Technology, 2012, 36(2): 170-175.

[105] 孙曙光，唐　尧，王景芹，等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4455-4468.
SUN Shuguang, TANG Yao, WANG Jingqin, et al. Life prediction of operating mechanism for circuit breaker based on multiple signal feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4455-4468.

[106] 周远翔，葛佳敏，陈健宁，等. 基于巡视文本挖掘的配电设备运行环境风险预测[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1213-1225.
ZHOU Yuanxiang, GE Jiamin, CHEN Jianning, et al. Risk prediction for operational environments of power distribution equipment based on inspection text mining[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1213-1225.

[107] 吴书煜，汲胜昌，祝令瑜，等. 基于多重信息分解与时变权重组合的换流变压器振动状态参量综合预测方法[J]. 中国电机工程学报，2020，40(23)：7792-7804.
WU Shuyu, JI Shengchang, ZHU Lingyu, et al. Comprehensive prediction method of converter transformer vibration state parameters based on multiple information decomposition and time-varying weight combination[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(23): 7792-7804.

[108] 袁　哲，叶齐政，王玉伟，等. 基于可见光图像的暗环境沿面放电智能诊断方法[J]. 高电压技术，2021，47(2)：434-444.
YUAN Zhe, YE Qizheng, WANG Yuwei, et al. Intelligent diagnoses of surface discharges under dark environment based on visible images[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 434-444.

[109] 陈　曦，骆高超，曹　杰，等. 基于改进 K-近邻算法的 XLPE 电缆气隙放电发展阶段识别[J]. 电工技术学报，2020，35(23)：5015-5024.
CHEN Xi, LUO Gaochao, CAO Jie, et al. Development stage identification of XLPE cable air-gap discharge based on improved K-Nearest neighbor algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(23): 5015-5024.

[110] MENG X L, SONG H, DAI J J, et al. Severity evaluation of UHF signals of partial discharge in GIS based on semantic analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(3): 1456-1464.

[111] 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.

[112] 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.

[113] 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.

[114] 冯　斌，张又文，唐　昕，等. 基于 BiLSTM-attention 神经网络的电力设备缺陷文本挖掘[J]. 中国电机工程学报，2020，40(增刊 1)：1-10.
FENG Bin, ZHANG Youwen, TANG Xin, et al. Power equipment defect record text mining based on BiLSTM-attention neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(Supplement1): 1-10.

[115] 贾　骏，杨　强，付　慧，等. 基于电力设备大数据的预训练语言模型构建和文本语义分析[J]. 中国电机工程学报，2023，43(3)：1027-1036.
JIA Jun, YANG Qiang, FU Hui, et al. Research on pre-training language model construction and text semantic analysis based on power equipment big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 1027-1036.

[116] 王小华，荣命哲，吴　翊，等. 高压断路器故障诊断专家系统中快速诊断及新知识获取方法[J]. 中国电机工程学报，2007，27(3)：95-99.
WANG Xiaohua, RONG Mingzhe, WU Yi, et al. Method of quick fault diagnosis and new knowledge obtainment for high voltage circuit breaker expert system[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(3): 95-99.

[117] 卢　扬，李永丽. 基于实时状态评估与剩余寿命计算的高压断路器预测性维护策略[J]. 高电压技术，2022，48(7)：2716-2726.
LU Yang, LI Yongli. Predictive maintenance policy for high-voltage circuit breakers based on real-time state estimation and Remanent useful life calculation[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2716-2726.

[118] ZHAO H S, MA L B. Power distribution system stream data compression based on incremental tensor decomposition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4): 2469-2476.



谢　庆
1979—，男，博士(后)，教授，博导
主要从事高电压与绝缘技术方面的研究
E-mail: xq_ncepu@126.com

XIE Qing
Post-doctorate
Professor



王春鑫
1994—，男，博士生
主要从事电气设备在线监测与故障诊断方面的研究
E-mail: m13731216508@163.com

WANG Chunxin
Ph.D. candidate



谢　军(通信作者)
1988—，男，博士，副教授，硕导
主要从事电气设备在线监测与故障诊断方面的研究
E-mail: junxie@ncepu.edu.cn

XIE Jun
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2023-05-06　修回日期　2023-10-20　　编辑　曹昭君