

基于知识图谱与预训练模型的 HVDC 故障诊断及运维决策技术

张世洪¹, 李强¹, 曹生辉¹, 李应飞¹, 马越¹, 高雨杰¹, 杨博²

(1. 中国南方电网有限责任公司超高压输电公司大理局, 云南省大理市 671000;

2. 昆明理工大学电力工程学院, 昆明市 650500)

摘要:【目的】高压直流输电 (high voltage direct current, HVDC) 智能运维面临状态评估精度不足、风险预测前瞻性差及故障诊断实时性低等关键问题, 传统方法在多源数据融合、小样本泛化与决策可解释性方面存在局限。本文旨在系统梳理知识图谱与预训练模型融合的技术路径, 为构建新一代 HVDC 智能运维体系提供理论参考。【方法】首先剖析了 HVDC 智能运维在状态评估、风险预测与故障诊断三大场景中的技术瓶颈; 其次阐述了知识图谱与预训练模型的融合基础及协同机制; 最后归纳了融合技术在三大场景中的关键进展与解决方案。【结果】知识图谱与预训练模型的深度融合有效解决了数据孤岛、小样本泛化弱及决策黑箱等痛点, 在多模态特征对齐、时序因果推理及云边协同诊断等方面取得了显著突破。【结论】当前该领域仍面临知识自动更新、物理机理融合及实时性保障等挑战, 未来应重点发展自动化知识工程、物理信息嵌入预训练模型及可信评估体系。

关键词: 直流输电; 知识图谱; 预训练模型; 故障诊断; 运维决策; 云边协同

中图分类号: TM732

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)07-0113-16

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2026.07.009

Knowledge Graph and Pre-Trained Model-Based HVDC Fault Diagnosis and Operation and Maintenance Decision-Making Technology

ZHANG Shihong¹, LI Qiang¹, CAO Shenghui¹, LI Yingfei¹, MA Yue¹,
GAO Yujie¹, YANG Bo²

(1. Dali Bureau, EHV Power Transmission Company of China Southern Power Grid Co., Ltd., Dali 671000,

Yunnan Province, China; 2. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of

Science and Technology, Kunming 650500, China)

ABSTRACT: [Objective] Intelligent operation and maintenance (O&M) of high voltage direct current (HVDC) systems face critical challenges, including insufficient accuracy in state assessment, limited predictive foresight in risk assessment, and poor real-time performance in fault diagnosis. Traditional methods are constrained by limitations in multi-source data fusion, small-sample generalization, and decision interpretability. This paper systematically reviews the integration pathways of knowledge graphs and pre-trained models, aiming to provide theoretical references for building a new generation of HVDC intelligent O&M systems. [Methods] First, the technical bottlenecks in three core scenarios—state assessment, risk prediction, and fault diagnosis—are analyzed. Subsequently, the integration fundamentals and synergistic mechanisms of knowledge graphs and pre-trained models are elaborated. Finally, key advancements and solutions applied to these three scenarios are summarized. [Results] The deep integration of knowledge graphs and pre-trained models effectively addresses pain points such as data silos, weak generalization with small samples, and the “black-box” nature of decision-making. Notable breakthroughs have been achieved in multi-modal feature alignment, temporal causal reasoning, and cloud-edge collaborative diagnosis. [Conclusions] However, challenges remain regarding automatic knowledge updating, the integration of physical mechanisms, and real-time assurance. Future research should focus on automated knowledge engineering,

physics-informed pre-trained models, and trustworthy evaluation systems.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 62263014) and Science and Technology Project of China Southern Power Grid Company Limited (No. CGYKJXM20240120).

KEYWORDS: DC transmission; knowledge graph; pre-trained model; fault diagnosis; operation and maintenance (O&M) decision-making; cloud-edge collaboration

0 引言

高压直流输电 (high voltage direct current, HVDC) 技术作为构建新型电力系统、实现能源跨区域高效利用的国之重器,其安全稳定运行直接关系到国家能源战略安全。随着“西电东送”等重大工程的持续推进,HVDC 系统规模与复杂度日益攀升,其智能运维管理(operation and maintenance, O&M)正面临前所未有的挑战。系统故障不仅可能导致巨大的经济损失,更易引发连锁反应,对大电网的安全稳定构成严重威胁。

HVDC 系统的智能运维发展正面临“数据-知识-决策”链条三重脱节的严峻挑战。在数据层面,系统产生的监控与数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统时序数据、红外图像、振动信号及非结构化运维文本等强异构数据^[1-4],导致传统分析方法难以实现有效的多模态融合与特征提取,造成信息价值挖掘不充分^[5]。在知识层面,领域内积累的专家经验与故障案例多以非结构化文本或孤立数据形式存在^[6],缺乏系统性的组织与表征,形成了难以被计算模型直接利用的“知识孤岛”^[7]。在决策层面,尽管深度学习等数据驱动方法已得到应用,但其在小样本故障场景下泛化能力弱^[8],且决策过程为黑箱问题,缺乏可解释性,使运维人员难以完全信任并采纳其结论^[9]。

针对系统性地破解上述困境,知识图谱与预训练模型的融合技术展现了巨大的应用潜力^[10]。知识图谱能够将分散的设备、故障与运维知识转化为结构化的语义网络,为智能运维构建可解释、可推理的知识基座^[11];而预训练模型则凭借其从海量数据中习得的强大通用语义理解能力,在经过参数高效微调后,能迅速适配电力领域的小样本任务,实现对复杂故障文本的精准解析与信息抽取^[12]。二者的协同正从“认知”与“感知”两个维度重塑 HVDC 智能运维的技术方式:知识图谱为预训练模型注入领域知识,提升其认知的专业性与准确性;预训练模型则赋能知识图谱实现自动化构建与动态演化,增强其感知现实世界的能力^[7]。然而,现有研究在知识的自动化更新、物理机理与数据模型的深度融合等方面仍存在明显不足^[13-16]。因此,本文旨在梳理知识图谱与预

训练模型融合的技术路径,综述其在关键运维场景中的突破,并针对现有挑战展望未来应用方向,为构建新一代智能运维体系提供清晰的参考。

尽管知识图谱与预训练模型的融合技术为解决 HVDC 智能运维的痛点提供了富有前景的解决方案,但该领域的研究仍处于探索阶段,尚未形成统一的技术框架与发展共识。为此,本文期望对现有研究进行系统性地整合与梳理,尝试勾勒出该技术方式在 HVDC 故障诊断与运维决策中的整体轮廓,以期为后续研究提供一份清晰的技术路径参考。本文的主要工作围绕以下几个方面展开:

1) 重点剖析 HVDC 智能运维在状态评估、风险预测与故障诊断三大核心场景中面临的关键问题与技术瓶颈,明确技术创新的需求与方向;

2) 详细阐述知识图谱与预训练模型的技术融合基础,包括预训练模型面向电力领域的适配性路径,以及二者在感知与认知层面的协同作用机制;

3) 系统梳理知识图谱与预训练模型融合技术在三大核心场景中催生的创新解决方案与性能突破,展现其技术有效性与应用潜力;

4) 总结分析当前研究在知识自动化、物理机理融合等方面面临的挑战,并对未来的重点发展方向进行展望,为该技术的成熟与落地提供思路。

1 HVDC 智能运维关键问题分析

1.1 HVDC 技术概述

HVDC 是构建新型电力系统、实现能源跨区域优化配置的关键基础设施^[17]。其核心功能在于通过“交流—直流—交流”的转换,实现电能的远距离、大容量传输^[18]。在如图 1 所示的典型 HVDC 系统结构中,电能从交流电力系统 1 送出,经由整流站将交流电转换为高压直流电,通过直流输电线路进行高效传输。电能抵达受端后,由逆变站将直流电恢复为交流电,并送入交流系统 2。该系统中的换流变压器与由大功率电力电子器件构成的换流器是完成这一能量形态转换的核心设备。

HVDC 技术特别适用于水电、风电、光伏等清洁能源基地的电能外送,以及异步电网的互联^[19]。然而,其系统结构复杂、运行工况多变,核心设备易受电气应力与热应力影响,使得故障诊断与运维决策

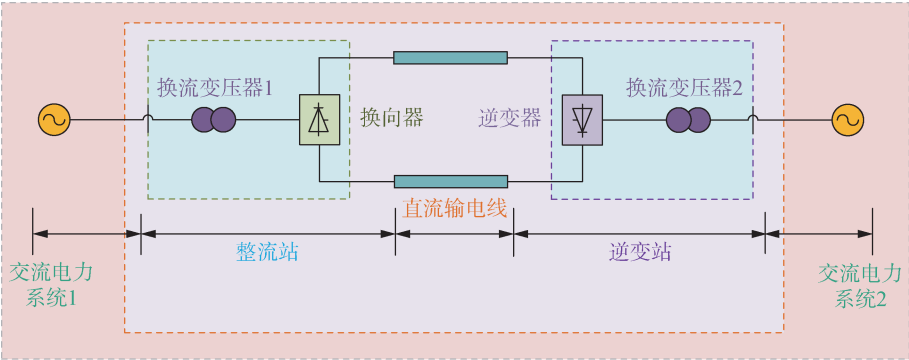


图 1 HVDC 系统结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of HVDC system

面临实时性、准确性与可解释性的严峻挑战^[20],这也正是推动其运维体系向智能化、知识化方向发展的根本原因。

1.2 核心痛点

HVDC 系统智能运维的发展,正面临一系列由数据、模型、系统及人力因素共同导致的深层瓶颈^[21]。HVDC 智能运维核心痛点总结如表 1 所示,这些痛点并非孤立存在,而是相互关联、彼此加剧,共同构成了制约运维效能提升的核心挑战。

表 1 HVDC 智能运维核心痛点		
Table 1 Critical challenges for HVDC intelligent operation and maintenance		
痛点维度	核心问题	直接后果
数据层	多源异构,孤岛林立 ^[22]	特征提取困难,信息融合失效
模型层	泛化不足,黑箱决策 ^[23]	小样本性能差,决策可信度低
系统层	实时与精度难以兼顾 ^[24]	云端延迟高,边缘算力弱
人力层	知识传承难,技能要求高 ^[25]	专家经验流失,人才梯队断层

在数据层,SCADA 时序数据、图像、文本等多模态数据标准不一、格式各异,导致有效的特征提取与信息融合异常困难,形成了严重的“数据孤岛”现象。在模型层,基于深度学习的诊断模型严重依赖大量标注数据,在面对实际工程场景中稀缺的小样本和未知故障类型时,其泛化能力显著下降。在系统层,HVDC 对故障处理的毫秒级实时性要求,与高精度大模型固有的巨大计算成本相互冲突,使得在云端处理会引入延迟,在边缘部署又受限于算力,影响故障处理时效。在人力层,宝贵的专家经验和故障知识难以被结构化记录,而智能系统本身又对运维人员提出了更高的技能要求,导致知识流失与人才断层风险并存。

这四大痛点共同构成 HVDC 智能运维发展的深层瓶颈。这一复杂挑战标志着现有技术方案在数据处理、知识运用与决策可信度方面已难以满足要求,

急需开启以知识图谱与预训练模型为代表的系统性技术革新。

1.3 现有技术局限性

当前,HVDC 智能运维技术在状态评估、风险预测与故障诊断这三个核心场景中,其技术手段均存在明显的局限性。现有技术核心局限性总结如表 2 所示,这些局限性不仅制约了运维效能的提升,也凸显了知识图谱与预训练模型等技术融合的必要性。

表 2 现有技术核心局限性		
Table 2 Table of core limitations in existing technology		
场景	方法局限	性能瓶颈
状态评估	特征浅、自适应差 ^[26]	评估不准、泛化弱
风险预测	推理弱、预警迟 ^[27]	预测滞后、洞察浅
故障诊断	融合差、解释难 ^[28]	响应慢、决策黑箱

结合表 2 可得,在状态评估方面,现有方法难以突破多模态数据的语义壁垒,导致特征利用停留在浅层。同时,模型严重依赖于特定场景的标注数据,在面对新设备或新工况时,其自适应与泛化能力显著下降。在风险预测层面,传统时序模型无法有效建模设备状态演化的长程依赖与复杂非线性关系^[29],且预测过程缺乏对故障因果链的知识引导,致使预警往往在故障特征非常明显时才触发,丧失了前瞻性。在故障诊断环节,现有系统难以在短时间内融合并解读跨节点的多源故障信息^[30],集中式处理架构无法满足快速隔离故障的实时需求^[31]。此外,诊断结果通常缺乏清晰的推理依据,运维人员难以验证其正确性,从而限制了系统的实际应用价值。

为直观展示不同技术方式在 HVDC 运维场景下的核心能力差异,表 3 对比了传统数据驱动方法、基于专家系统的方法以及本文提出的基于知识图谱与预训练模型的融合方法。可以看出,融合方法在关键维度上综合性能更优。表 3 中的“强”“中”“弱”“高”“低”等定性描述,是基于各方法在典型应用场

表 3 基于知识图谱与预训练模型方法与现有典型方法的优缺点对比

Table 3 Comparison of advantages and disadvantages between knowledge graph and pre-trained model approaches and existing conventional method

对比维度	传统数据驱动方法 ^[32]	基于专家系统的方法 ^[33]	知识图谱与预训练模型融合方法 ^[34]
数据融合能力	中	弱	强
小样本泛化	弱	中	强
决策可解释性	弱	强	强
知识维护效率	低	低	高

景下的相对性能评估。为提供更直观的参考,可将其量化为“强”或“高”表示该能力可解决或覆盖 80% 以上的典型相关需求,性能表现卓越;“中”表示能力可应对 50%~80% 的场景,具备基本实用性但存在局限;“弱”或“低”则表示能力仅能处理不足 50% 的情况,是该方法的显著短板。

2 知识图谱与预训练模型的技术融合基础

2.1 知识图谱技术框架

知识图谱技术框架为 HVDC 智能运维提供了结构化的知识底座^[35],其核心在于将设备、故障、运维

经验等异构信息转化为统一的“实体-关系-属性”语义网络,从而支撑起可解释的智能推理与决策^[36]。完整的电力领域知识图谱构建遵循清晰的分层框架如图 2 所示。该体系自上而下贯穿了从原始数据到智能应用的全流程技术链路,具体包含以下核心环节:

1) 知识构建。

为构建蕴含丰富逻辑关联的完备多模态知识体系,知识图谱的构建过程系统性整合了 SCADA 时序数据、红外图像、声纹与运检日志等多源数据,并对数据进行清洗与关联分析以完成预处理。在此基础上,通过知识抽取技术从数据中提炼关键知识单元,再经过融合与加工,形成初步的结构化图谱。最终,依托链接预测等推理技术补全潜在缺失,确保知识体系的完整性与逻辑性。

2) 知识存储与计算。

构建完成的知识图谱通常需依托于图数据库进行存储与管理,其原生支持图结构数据的特性,可实现实体间复杂关联关系的快速查询与遍历。在知识计算层,系统提供了属性推理、事件推理、路径计算等一系列算法模型。这些模型支撑上层的解析推理层,该层综合运用逻辑、规则、案例等多种推理机制,

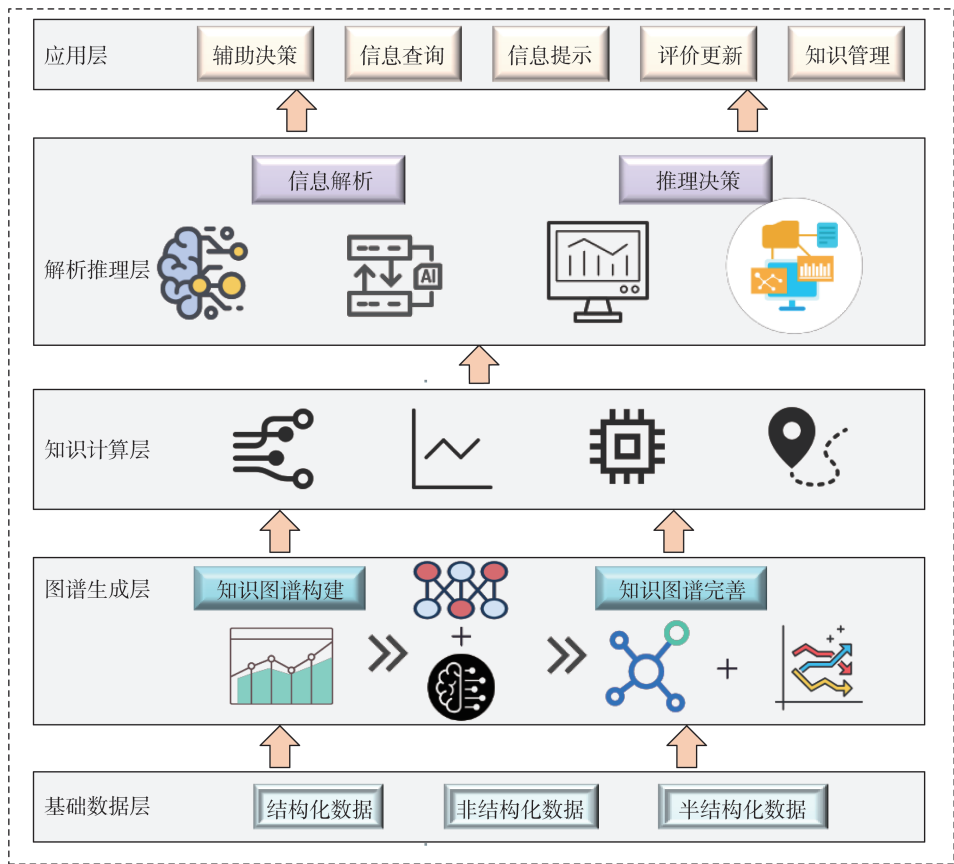


图 2 知识图谱构建总框架

Fig. 2 Overall framework for knowledge graph construction

在知识网络中进行深度逻辑推理,从而实现故障传播路径发现、潜在风险研判等深层认知任务。

3)知识更新与维护。

HVDC 系统的知识处于持续演化中。因此,必须建立动态更新机制,这一能力体现在框架的持续运行中。通过数据监控与自动化流水线,新的故障案例、运维记录等被实时或准实时地融入知识图谱,并在应用层完成知识的评价与更新,同时辅以定期的专家校验,共同确保图谱的时效性与准确性。最终,应用层面面向状态评估、故障诊断等具体运维场景,提供辅助决策、智能问答等精准服务。

2.2 预训练模型适配电力场景

将通用的预训练模型高效适配于电力领域,是构建 HVDC 智能运维系统的关键环节^[37]。其核心目标是弥合通用大模型与电力专业领域之间的语义鸿沟,核心路径在于精准的模型选型与高效的参数微调,适配电力领域的小样本任务。文献[38]采用具备多尺度注意力机制的卷积神经网络对质子交换膜燃料电池进行故障诊断,显著提升了对复杂故障模式的解析精度,这为预训练模型在电力设备精细感知方面的应用提供了有力借鉴。预训练模型适配电力场景的核心策略如表 4 所示,模型选型需在专业性、性能与成本之间取得平衡,而微调策略则需根据任务复杂度与数据量选择最适宜的方法。

表 4 预训练模型适配电力场景的核心策略
Table 4 Core strategies for adapting pre-trained model to power scenarios

适配环节	核心策略	说明与依据
模型选型	双语能力、中文性能、参数规模、指令遵循	优选 ChatGLM2-6B 等模型,其在专业性、性能与部署成本间取得良好平衡,能直接处理中英混合的运维文本 ^[39] 。
微调策略	P-tuning v2 ^[40] 、LoRA ^[41] 、Adapter ^[42] 、Prefix-Tuning ^[43]	P-tuning v2 通过将提示令牌注入模型每一层,能最有效地激发模型对“故障症状-原因”等复杂语义的理解,是小样本场景下的最优解。

针对 HVDC 智能运维场景中专业术语密集、标注稀缺及文本中英混合的数据特性,模型选型需在专业性、效率与实用性间取得平衡。以 ChatGLM2-6B 为代表的模型具备优异的中文领域语义理解与双语处理能力^[44],其适中规模参数支持高效微调,能显著降低对小样本标注的依赖与计算开销。该选型是实现通用模型向电力领域高效适配、满足工业场景约束的务实路径。在微调策略方面,参数高效微调技术通过仅优化少量参数即可逼近全参数微调的性能,成为资源受限场景下的必然选择。其中,P-tuning v2 方法通过

将可训练的提示令牌深度注入至模型的每一层,能够更有效地引导模型理解“故障症状”“根本原因”等复杂的领域语义关系,被证明是处理电力领域小样本信息抽取与文本理解任务的最有效策略之一。

通过上述适配策略,预训练模型得以从“通用通才”转变为“电力专家”,为后续与知识图谱的协同推理提供了强大的感知与认知基础。

2.3 知识图谱与预训练模型协同机制

知识图谱与预训练模型的协同融合为 HVDC 智能运维构建了一个双向闭环的认知系统^[45]。该系统的核心在于连接符号化的结构化知识与数据驱动的语义理解,从而在感知与推理两个层面实现互补与增强。知识图谱作为领域知识的载体,为预训练模型提供了可解释的逻辑框架和背景知识;而预训练模型则凭借其强大的自然语言处理能力,从非结构化文本中自动抽取和发现新知识,再反向驱动知识图谱的动态演化与持续完善。这种双向互动构成了二者协同的基础。

在具体实现上,知识图谱通过知识注入与提示构建等方式增强预训练模型在电力领域的适应性。通过将实体嵌入、关系路径等结构化信息融入模型的输入或提示模板中,预训练模型能够更精准地理解电力设备、故障现象与因果逻辑等专业概念,从而在文本解析和信息抽取任务中表现出更高的准确性与电力领域适应性。与此同时,预训练模型也赋能于知识图谱的构建与更新环节。利用经过指令微调的预训练模型,系统能够从运维报告、技术文档等海量非结构化数据中自动抽取出实体、关系及事件,显著提升知识获取的效率和覆盖范围,并能够进一步通过语义分析发现潜在的知识关联,辅助完成知识图谱的补全与纠错。

在决策推理层面,二者形成了“感知-认知”一体化的协作流程。预训练模型充当系统的感知前端,负责从多源数据中提取关键特征和初步证据。知识图谱则扮演认知中枢的角色,基于其内嵌的领域逻辑与拓扑关系,对这些证据进行验证、关联与因果推理。这一过程将数据驱动的感知结果与知识引导的符号推理紧密结合,不仅生成了更具鲁棒性的运维决策,还通过提供清晰的知识路径与逻辑依据,显著提升了决策过程的透明度和可信度,有效应对了智能运维中普遍存在的“黑箱”难题。因此,知识图谱与预训练模型的深度融合能够为构建高可靠、可解释的 HVDC 智能运维系统提供关键的技术支持。

3 三大核心场景的技术突破

3.1 状态评估

HVDC 系统的状态评估是智能运维的关键,旨在

全面、精准地感知设备的运行健康状况^[46]。传统方法受限于多模态数据的特征提取不足与模型泛化能力差两大挑战。为此,基于知识图谱与预训练模型的融合技术构建了全新的状态评估方式,其技术框架如图3所示。

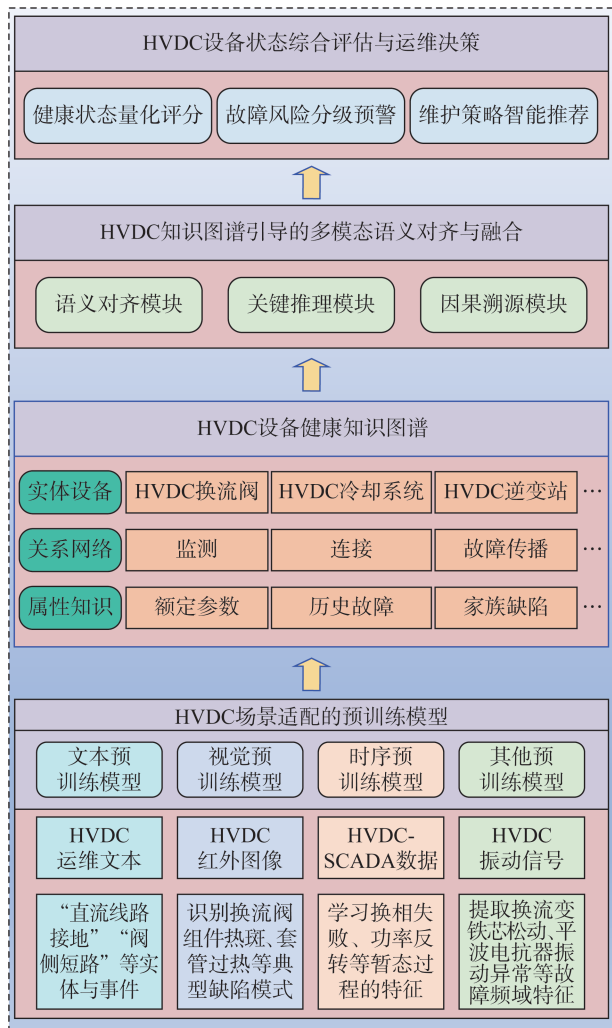


图3 面向HVDC设备的多模态状态评估框架

Fig. 3 Multimodal state assessment framework for HVDC equipment

图3中HVDC-SCADA时序数据通常以秒级或毫秒级频率采集,单站年数据量可达TB级,其“状态标签”常通过关联保护动作、报警日志的事件时间戳自动生成,构成监督信号^[47]。设备红外图像通常来自定期(如每周)巡检或固定点在线监测,一个大型换流站可积累数千甚至数万张历史热像图,其“异常”标注多采用自动温度阈值预警结合专家复核的方式。运维文本(如缺陷记录、检修报告)是非结构化核心资产,但其高质量的结构化(实体、关系标注)依赖于领域专家主导的标注流程或基于预训练模型的高成本小样本微调。

预训练模型驱动细粒度特征提取是HVDC专属评估框架的感知起点。针对HVDC场景高度专业化的

多源数据,不同类型的预训练模型扮演着高度专业化的“感官系统”。语言预训练模型从非结构化的HVDC故障录波报告与巡检记录中精准抽取“直流线路接地”“阀侧短路”等关键事件实体。视觉预训练模型自动解析HVDC换流阀红外图像,识别阀塔组件热斑与细微温度梯度异常。时序预训练模型则从HVDC-SCADA数据中捕捉换流阀性能退化或换相失败前的微弱暂态趋势。这些领域适配的模型将强异构的HVDC原生数据转化为蕴含语义的深度特征向量。

HVDC知识图谱引导的多模态语义对齐与融合是构建统一认知的关键环节。作为“领域融合中枢”,HVDC设备健康知识图谱以其结构化的实体、关系与属性,为不同模型提取的异构特征提供了统一的语义背景与关联框架。利用图神经网络等技术,HVDC-SCADA特征、HVDC红外视觉特征与HVDC文本描述特征在知识图谱的拓扑空间中进行信息传播与语义对齐,从而融合形成对设备健康状态的一致、深层次语义表示^[48]。最终,知识引导的HVDC设备状态综合评估与决策完成了从感知到认知的闭环。评估过程升级为在HVDC知识图谱之上的深度推理。例如,当预训练模型从HVDC-SCADA数据中检测到异常谐波时,系统会在知识图谱中激活相关的HVDC换流阀实体及其关联路径,查询HVDC历史故障案例库,并依据内嵌的领域专家规则进行因果推理。这种机制使得状态评估结论从回答“设备异常”进阶到解释“因阀组件老化导致散热不良”,并可预测“可能引发换相失败”,从而显著提升了HVDC运维决策的深度、可靠性与可解释性。

多源异构数据的语义对齐是融合关键,不同数据类型的特征与知识图谱的映射规则如表5所示,其核心是将不同模态数据经预训练模型提取的低层特征,统一转化为知识图谱模式层中定义的、可计算的标准化语义符号。所有特征最终均锚定于具体的设备实体,并转化为其状态属性或关系。知识图谱由此充当了统一的语义对齐中枢;异构数据在实体节点上汇聚,并通过图结构进行关联。

3.2 风险预测

HVDC系统的风险预测是实现预测性维护的核心环节,其目标在于从海量历史运行数据中识别出表征设备状态退化的微弱早期信号,并准确预测其演化趋势,从而实现故障的早期预警与主动干预^[52]。传统风险预测方法多基于统计分析或浅层机器学习模型,虽能识别部分显性风险,但存在时序逻辑推理能力弱、早期预警滞后性高等明显瓶颈^[53]。这主要源于传统模型难以有效捕捉多变量长时间序列中的复杂非线性依赖关系,且缺乏对故障演化物理过程的知识引导。

表 5 面向 HVDC 的多源异构数据-知识图谱映射规则
Table 5 Mapping rules from multi-source heterogeneous data to the HVDC knowledge graph

数据源	关键特征提取	映射目标与规则
HVDC 红外图像 ^[49]	热斑温度、温度梯度分布	映射为实体属性: 将热斑坐标与温度值量化为 HVDC 换流阀实体的实时温度与热状态属性
HVDC-SCADA 时序数据 ^[50]	谐波畸变率、功率/电压暂态特征	映射为实体属性: 将特征量化为 HVDC 换流阀或直流线路等实体的电气性能与暂态状态属性
HVDC 运维文本 ^[51]	故障事件、设备状态、因果描述	映射为实体关系与事件节点: 1) 关系映射: 如“A 导致 B”映射为实体间的导致关系; 2) 事件映射: 创建故障事件实体, 并与相关设备实体关联

知识图谱与预训练模型的深度融合,为解决上述问题提供了新的技术方式。该方式通过时序知识图谱与时序预训练模型的协同,构建了一套具备因果推理能力的早期预警体系。

1) 时序知识图谱。

传统静态知识图谱虽能表示设备间的拓扑关联,却无法有效刻画设备状态随时间的动态演变过程^[54]。时序知识图谱通过在知识三元组上附加时间戳,将 HVDC-SCADA 监测的连续性能退化趋势、HVDC 红外图像捕获的热状态变化等多源时序数据,与离散的故障事件在统一的语义空间内进行关联与对齐,其典型的换流阀故障演化过程如图 4 所示。

构建能够刻画故障演化的时序知识图谱,依赖于两类核心数据源的深度融合^[55]。其一是用于捕捉长期慢变过程的设备全生命周期 SCADA 历史数据库,该数据库通常存储数年至数十年的分钟/秒级运行参数,数据规模达数十至数百 TB,其“趋势性异常”的标注常基于统计过程控制方法或与检修记录关联实现。其二是用于记录瞬态突变事件的故障录波与

事件顺序记录数据,其采样率在千赫兹级别,单个事件数据量在 MB 级,通过精确到毫秒的变电站时钟同步系统,可与前者进行严格时序对齐,从而将离散的故障“快照”嵌入连续的运行“影片”中。

这种建模方式直击 HVDC 场景的特殊需求。它通过时间戳显式关联电气、热力等多维数据,实现了强电气关联信息的语义融合;图谱节点专为刻画“换相失败”等特有故障的演化路径而设计;并通过揭示从早期异常到瞬时故障的精确时序逻辑,将知识图谱升级为一个能够回放历史、推演未来的动态知识库。这不仅记录了“发生了什么”,更重要的是为在故障发生前实施干预提供了可靠的决策窗口与完整的因果链依据,为 HVDC 系统的前瞻性风险推理奠定了至关重要的时序逻辑基础。

时序知识图谱中时间戳的粒度设定,需与故障演化过程的物理时间尺度及数据采集频率相匹配^[56]。针对 HVDC 系统不同故障类型在演化周期 T 上的显著差异(换流阀老化过程可持续数月,而换相失败等暂态故障仅发生于毫秒级),系统采用多尺度时间戳策略。对缓慢退化过程采用小时或天级时间粒度以捕捉长期趋势,对快速暂态事件则采用毫秒或秒级粒度以记录瞬态序列。时间粒度的预设可依据历史故障统计与领域专家经验,并通过滑动时间窗口与自适应时间聚合算法,在推理阶段动态融合不同尺度的时序证据,从而兼容多种故障演化模式的表征需求,提升风险预测的灵活性与准确性。

2) 时序预训练模型。

时序预训练模型凭借其内置的自注意力机制,在超长序列建模中展现出卓越的能力,成为量化风险的理想工具^[57]。通过对海量正常运行与故障前兆的时序数据进行预训练,预训练模型能够学习到表征设备性能退化的潜在模式。

其核心优势在于能够捕捉序列内的长程依赖关

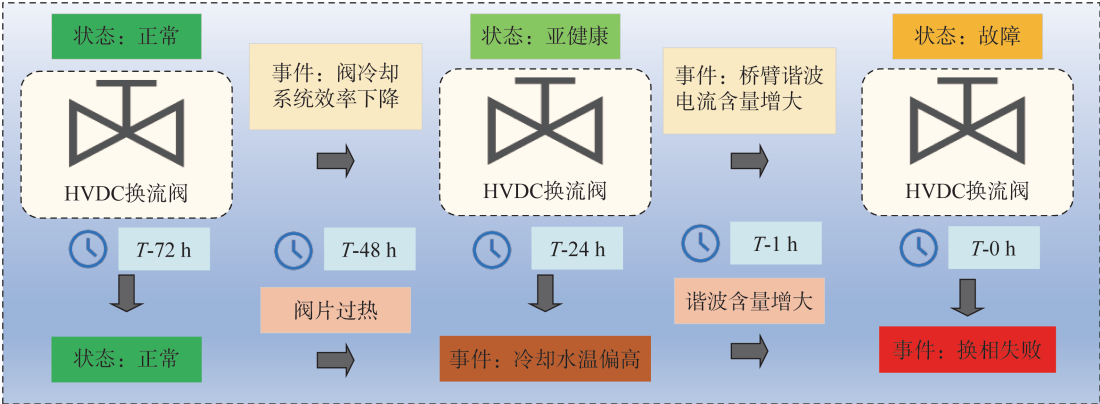


图 4 面向 HVDC 换流阀故障演化的时序知识图谱

Fig. 4 Temporal knowledge graph for HVDC converter valve fault evolution

系。自注意力机制通过计算查询向量与键向量的相似度,为序列中每个时间步分配不同的权重,动态关注与当前设备状态最相关的历史时刻。相较于传统阈值判断方法,时序预训练模型能够更敏锐地识别出那些尚未超过安全阈值、但已偏离正常模式的微弱异常信号。例如,模型可捕捉到“晶闸管结点温度在过去 72 h 内呈现稳定增长趋势”,即使绝对温度值仍在安全范围内,该趋势本身即可被视为风险增加的量化指标,为早期预警创造了可能。

3) 知识增强的风险推理与预警生成。

风险量化的结果需与领域知识结合才能转化为有效的预警信息^[58]。当时序预训练模型识别出风险升高时,系统会在时序知识图谱上进行反向推理。通过分析实体间的关联路径和状态转移的时间顺序,推理引擎能够定位风险升高的关键诱因。文献^[59]提出的基于能量整形的被动控制方法,其核心目标就是提升系统的固有稳定性,这本质上是一种具有前瞻性的风险规避与抑制策略。它不是在故障发生后进行诊断,而是在系统状态发生变化时,通过

控制算法主动塑造其动态特性,从而预防系统失稳、功率振荡等风险的发生。

3.3 故障诊断

HVDC 系统的故障诊断对实时性与准确性均有着近乎苛刻的要求^[60]。传统的集中式诊断方法在面临故障瞬间产生的海量多源异构数据时,存在融合困难、解读效率低下的问题,且将所有数据回传云端处理会引入显著的网络延迟,无法满足故障快速隔离的毫秒级实时需求^[61-62]。知识图谱与预训练模型的融合,通过一种创新的云边协同分级诊断策略,有效地化解了这一矛盾^[63-64]。

该策略的运行建立在如图 5 所示的 HVDC 云边协同诊断架构之上。HVDC 运维智能云中心作为系统的智慧大脑,专注于 HVDC 全域数据湖管理、跨站域故障关联分析和系统级风险动态评估等深度认知任务^[65-66]。部署于换流站的边缘智能节点则作为系统的敏捷反射弧,负责 HVDC-SCADA 实时流处理、保护协议毫秒级解析与常见故障的快速初判隔离。上下行通道实现了轻量化诊断模型、知识片段与协同

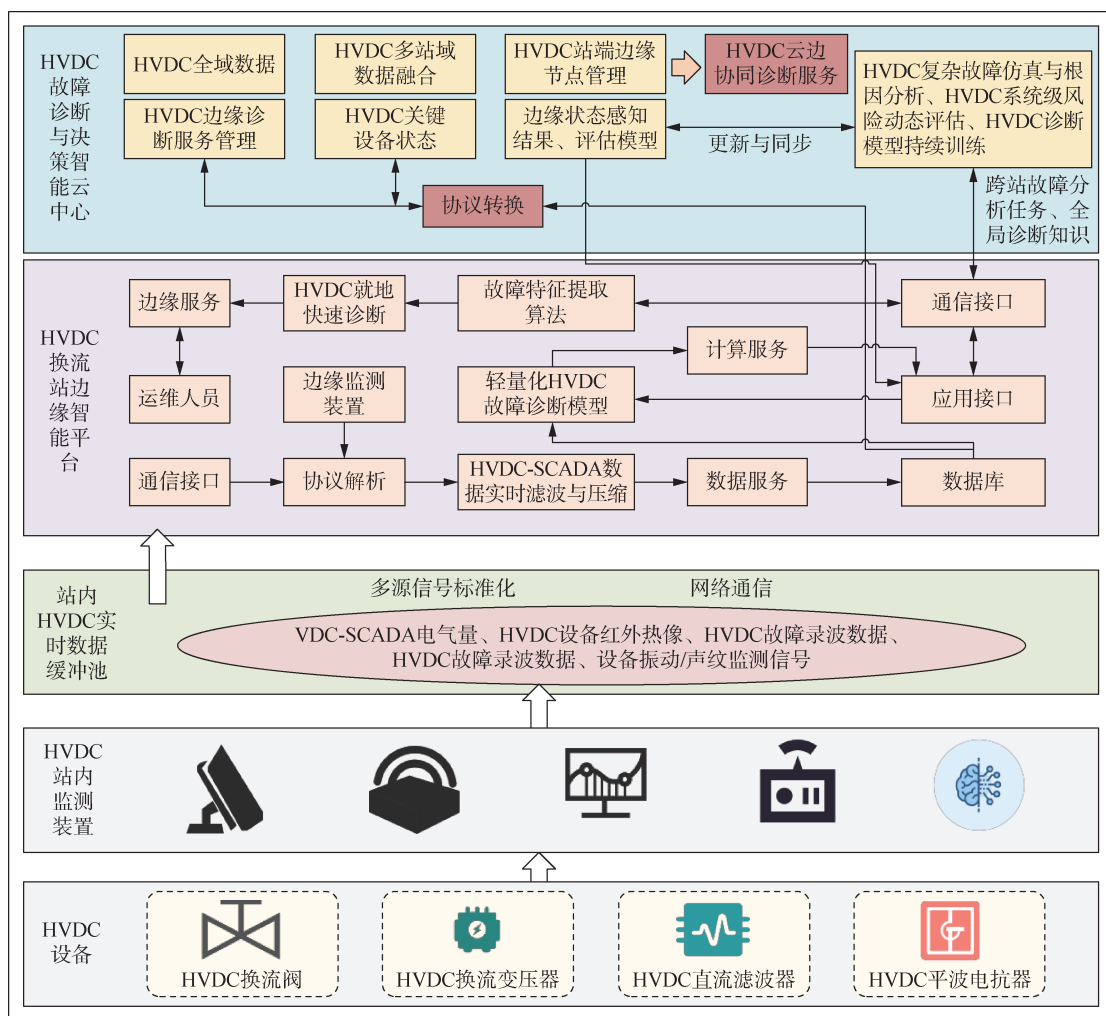


图 5 面向 HVDC 故障分级诊断的云边协同架构

Fig. 5 Cloud-edge collaborative architecture for HVDC hierarchical fault diagnosis

诊断指令的双向交互,构成了“云端统筹、边缘执行”的协同基础。该架构直击HVDC故障诊断的特殊挑战,边缘侧利用领域适配的轻量模型处理本地强关联数据,实现“换相失败”等特有故障的毫秒级识别与隔离,达到极致实时性。云端融合多站域时序数据进行深度推理,保障复杂故障根因分析的准确性。二者通过模型与知识的持续协同,在资源受限条件下共同优化,实现了从快速响应到精准决策的闭环。

云边协同架构将数据分为两个逻辑层^[67]。边缘层处理各站本地的原生数据,其核心是实时SCADA流(延迟<100 ms)与就地保护装置生成的毫秒级事件报文。出于安全与法规要求,这些原始数据严格限定在控制区内,其用于本地模型适配的数据集规模通常为该站数月的历史数据,通过本地事件日志进行标注。云端层并不汇集原始数据,而是接收各边缘节点上传的轻量化模型增量或经差分隐私、特征加密等技术处理后的中间特征。

为支撑该架构中的智能模型,需设计一套高效的、面向HVDC故障诊断的协同训练与更新机制,如图6所示,面向HVDC的云边协同模型进化框架揭示了其核心流程。各HVDC换流站边缘节点利用本地HVDC-SCADA实时流、故障录波数据等站内多源数据,对面向换相失败等典型故障的轻量化诊断模型进行适配训练,在保障数据隐私与实时性的同时,使模型精准匹配本站设备特性。云端中心则安全聚合各边缘节点的模型参数,并注入HVDC物理规律约束

与历史故障知识进行全局优化与强化,生成更懂“电力物理”的全局模型,再经轻量化后同步下发。该机制确保了诊断模型能够持续从全网HVDC异构数据与领域知识中协同进化,实现了诊断能力在精准性、泛化性与时效性上的闭环提升。

云边协同训练中,协同频率的确定与数据异构问题的处理是保障框架效能的关键^[68]。在实际部署中,协同频率的设定通常遵循“基础周期与动态触发相结合”的混合策略,旨在模型更新及时性、通信成本与边缘计算负载之间取得平衡。基础协同周期可依据系统运行与数据产生的自然节奏设定,而动态触发机制则允许边缘节点在感知到本地数据分布突变或模型性能显著波动时主动请求聚合,从而增强对突发工况的自适应能力。针对多个边缘节点数据分布异构所引发的全局模型性能收敛困难与泛化能力下降问题,当前研究与实践主要从聚合算法优化与训练机制设计两个层面加以应对。在算法层面,通过引入如联邦近端算法等鲁棒性聚合方法,约束本地训练更新方向,并采用基于数据量或更新质量的自适应加权策略,以缓解数据不平衡带来的偏差。在机制层面,则常结合异常更新检测、选择性聚合以及知识蒸馏等技术,在保障各节点数据隐私与特异性的同时,提升全局模型的稳定性和跨站泛化能力。这些策略共同作用,构成了云边协同训练在电力系统等强异构场景下得以有效落地的重要技术基础。

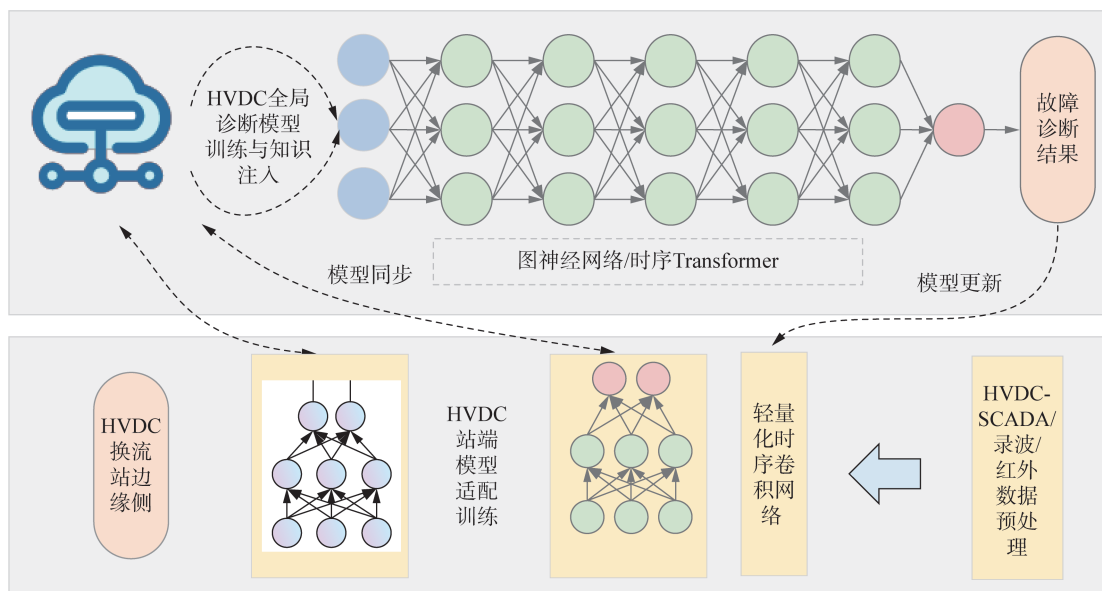


图6 面向HVDC故障诊断的云边协同模型进化框架

Fig. 6 Cloud-edge collaborative model evolution framework for HVDC fault diagnosis

在具体的HVDC故障诊断业务中,知识图谱与预训练模型在上述云边架构下深度融合、各司其职。

在边缘侧,轻量化的预训练模型对HVDC-SCADA流数据进行毫秒级分析,快速识别换相失败、直流接地

等常见故障模式,并结合站内局部知识图谱进行实时逻辑验证与快速隔离,保障系统暂态安全。同时,边缘侧将初步诊断结论与高维特征片段上传至云端。云端依托强大算力,运行深度预训练模型,并驱动覆盖多站设备与复杂因果的全局HVDC知识图谱进行深度关联与溯因推理,专门解决跨换流站保护连锁误动、谐波不稳定等系统级复杂故障的根因分析,最终生成融合了态势评估、风险预测与处置建议的综合性HVDC运维决策^[69-70]。

云边协同分级诊断策略通过架构上的清晰分工、模型上的协同进化以及诊断任务上的分级处理,巧妙地平衡了实时性与准确性的双重挑战。边缘侧作为系统的“反射神经”,保障了极致的快速响应。云端作为系统的“决策大脑”,实现了深度的认知与全局优化。而两者之间持续的知识与模型交互,则共同驱动着整个智能诊断系统向着更高水平的自治与可靠不断演进。

4 挑战与展望

4.1 现存挑战

当前,该技术方式在从理论原型走向大规模工业部署的过程中,主要面临以下四个维度的核心挑战。

1)知识获取与更新的自动化程度低是实现动态智能运维的首要瓶颈^[71]。当前知识图谱的构建仍高度依赖专家经验和手动规则,过程繁复且成本高昂。从非结构化的运维报告、缺陷记录等文本中自动化地抽取、清洗、挖掘和融合知识的技术尚不成熟,特别是对于口语化、非标准的专业表述处理效果不佳。这使得知识图谱的动态实时更新极为困难,难以跟上设备状态与运维策略的快速演变,存在知识滞后甚至过时的风险。

2)复杂物理机理与数据模型的融合难题是提升模型外推性和可靠性的关键。正如在光伏系统^[72]、固体氧化物燃料电池和质子交换膜燃料电池的故障诊断综述中所指出的如何将物理原理深度嵌入数据驱动模型^[73-74],仍是当前研究的共同难点。

3)模型计算效率与实时性的平衡是电力系统严苛运行环境下的现实约束。大型预训练模型虽然性能强大,但其推理过程计算开销大、耗时较长,与电力系统对毫秒级到秒级实时性的要求存在固有矛盾。尽管云边协同架构试图将计算任务分层,但边缘侧设备的计算、存储和能源资源严格受限,极大地制约了部署模型的复杂度。因此,如何在性能损失最小的前提下,通过模型轻量化、知识蒸馏、神经结

构搜索等技术为边缘侧打造“小而精”的模型,是必须解决的技术挑战。

4)领域权威评测基准与可信评估缺失则从生态层面阻碍了技术的迭代与发展。目前,HVDC故障诊断领域缺乏公认的、包含丰富场景和精准标注的基准数据集与统一的性能评测标准。这使得不同研究团队提出的模型难以进行公平、客观的对比,重复“造轮子”和“自说自话”的现象普遍存在。此外,对于模型的可信性,包括其不确定性量化能力、对抗攻击的鲁棒性以及极端工况下的失效模式等方面的研究尚属空白,距离构建运维人员敢用、愿用的“可信AI”仍有差距。

4.2 未来展望

面对前述挑战,未来的研究需在自动化、机理融合、架构创新与可信评估等多个维度寻求突破,以推动该技术方式从先进的“实验室原型”走向可靠的“工程化应用”。基于全文的技术演进脉络,未来研究可聚焦于以下四个关键方向。

1)发展自动化与自演进的知识库。为克服知识获取与更新对人工的依赖,未来应大力发展基于大语言模型的自动化知识工程。利用经过指令微调的大语言模型作为“领域知识专家”,可以自动、持续地从海量的非结构化运维报告、研究文献和设备手册中抽取实体与关系,并对已有知识进行逻辑校验与冲突消解。这将使知识图谱从一个静态的、需要手动维护的数据库,转变为一个具备“自学习、自校验、自演化”能力的活态知识系统,动态跟踪系统变化,为智能运维提供实时、准确的知识支撑。

2)探索深度融合仿真与物理信息的预训练模型。为解决数据驱动模型与物理机理“两张皮”的问题,物理信息嵌入的预训练模型是未来的核心方向。将物理机理与数据驱动模型融合,已被研究证实为提升模型泛化能力和外推性能的有效路径^[75-76]。研究重点在于将描述HVDC系统动态行为的物理定律和数学约束,以可微分的格式作为正则化项或硬约束,嵌入到预训练模型的训练目标和推理过程中。这将催生出新一代既拥有数据驱动模型强大表征能力,又严格遵守物理规律的“懂物理的AI”,显著提升模型在极端工况、小样本场景下的外推泛化能力和决策可靠性,使其分析结果不仅“准确”而且“合理”。

3)研究新型模型架构与高效计算方式。为平衡模型性能与电力系统实时性要求,需从模型本身和计算架构两个层面进行创新。在模型层面,应设计更适配电力时序图数据特性的新型架构,如 Graph Transformer,以高效处理图结构与时序依赖的耦合关

系。在计算方式上,联邦学习等技术允许各站点在数据不出本地的前提下协同训练一个全局模型,这既保障了数据隐私与安全,又充分利用了分散数据的价值,是云边协同架构下实现模型高效进化的重要路径。

4)推动标准建设与可信AI研究。为构建健康的研究生态并赢得运维人员的最终信任,必须着力于标准建设与可信AI研究。当务之急是联合产业与学界,推动建设开放的、涵盖丰富故障场景的HVDC领域基准数据集和统一的评测平台,为技术发展提供公平的“标尺”。同时,必须深入开展模型的不确定性量化、可解释性及对抗鲁棒性研究,使模型不仅输出诊断结果,更能告知决策的置信度、提供清晰的推理路径,并能抵御潜在的数据干扰。这是推动智能运维系统从“可用”向“可信、可靠”迈进,并最终实现全面落地的必经之路。

通过在上述方向的持续探索,知识图谱与预训练模型融合技术有望彻底打通HVDC智能运维的“数据—知识—决策”闭环,为实现高自治、高可靠的下一代电力系统奠定坚实基础。

5 结论

本文系统性地综述了知识图谱与预训练模型在HVDC系统故障诊断与运维决策中的融合技术与应用实践。面对HVDC系统规模扩大、结构复杂化所带来的智能运维挑战,传统方法在数据融合、模型泛化与决策可解释性等方面存在显著局限。本文围绕“数据—知识—决策”的闭环,深入剖析了知识图谱与预训练模型的技术内核及其协同机制,旨在为构建新一代智能运维体系提供清晰的技术路径与理论参考。通过对该领域的全面梳理,本文得出以下3项核心结论:

1)技术融合的有效性已存在广泛研究。知识图谱与预训练模型的融合,并非技术的简单堆砌,而是在认知与感知层面的深度互补。知识图谱提供的结构化语义网络,为运维决策赋予了强大的可解释性与逻辑推理能力。而预训练模型则凭借其从海量数据中习得的强大表征能力,实现了对多源异构信息的深度感知与特征提取。二者协同,有效解决了HVDC智能运维在数据孤岛、特征提取、时序推理和知识应用等方面的核心痛点,共同构成了实现高精度、高时效、高可信智能运维的坚实基础。

2)三大核心场景的技术突破代表了当前领域的前沿方向。针对状态评估、风险预测与故障诊断这三大运维核心环节,本文所综述的系列技术方案展

现了显著的性能提升。具体而言,基于知识图谱与预训练模型的多模态特征提取,实现了对设备健康状态的深度与全面感知,并结合时序知识图谱与预训练模型的因果推理,构建了具备前瞻性的风险早期预警体系。此外,依托云边协同架构的分级诊断策略,则成功化解了故障处理中实时性与精准性的固有矛盾。这些突破性方案共同证明,知识图谱与预训练模型的融合正从根本重塑HVDC智能运维的技术方式。

3)未来的发展机遇与严峻挑战并存。尽管该技术方向前景广阔,但其全面落地仍面临知识自动化更新、物理机理深度融合、实时性保障及可信评估等关键挑战。未来研究的重点应聚焦于自动化知识工程、物理信息嵌入的预训练模型开发、新型高效计算方式探索以及标准化与可信AI体系的建设。唯有通过这些方向的持续突破,才能共同推动HVDC智能运维技术从先进的“实验室原型”走向可靠的“工程化应用”,最终为实现电力系统的数字化转型与安全稳定运行提供坚实保障。

基于知识图谱与预训练模型的融合技术,为HVDC系统智能运维的深化发展奠定了坚实基础。本文系统梳理了该技术方式在状态评估、风险预测与故障诊断三大核心场景中的创新突破与实践路径,旨在为领域内研究者与工程师提供一份系统的技术参考,共同推进我国电力系统智能化建设迈上新台阶。

利益冲突声明 (Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明 (Authors' Contributions):

张世洪提出综述的核心概念、基本框架与研究方向,设计论文结构;李强设计研究思路与方案,开展文献调研与整理,参与论文撰写;曹生辉确定HVDC智能运维关键问题的范围,归纳多源数据特征与知识图谱技术基础;李应飞承担知识图谱与预训练模型融合技术的分析,绘制技术框架图与架构图;马越梳理状态评估、风险预测与故障诊断三大场景的技术进展,参与归纳分析;高雨杰参与论文修订、图表校对及参考文献整理;杨博指导研究方向,审核并修订论文内容,负责论文最终版本定稿。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6 参考文献

[1] 翟苏巍,刘广一,汤亚宸,等. 新型电力系统惯性系数时空分布

- 在线评估[J]. 供用电, 2025, 42(7): 42-51.
- Zhai Suwei, Liu Guangyi, Tang Yachen, et al. Online evaluation of spatiotemporal distribution of inertia coefficient of new type power systems[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(7): 42-51.
- [2] 王波, 马富齐, 王红霞. 新型并网主体安全风险辨识的数据特征、关键技术及防控挑战[J]. 南方电网技术, 2025, 19(7): 15-29.
- Wang Bo, Ma Fuqi, Wang Hongxia. Data characteristics, key technologies and prevention and control challenges of security risk identification for new grid-connected entities[J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(7): 15-29.
- [3] 潘超, 安景革, 刘闯, 等. 考虑地铁杂散电流干扰的电网变压器振动噪声耦合效应[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(9): 70-81.
- Pan Chao, An Jingge, Liu Chuang, et al. Power grid transformer vibration-noise coupling effect considering subway stray current interference[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(9): 70-81.
- [4] 贾树旺, 黄海, 吕洋, 等. 基于时频交叉注意力机制和多域特征融合的风电机齿轮箱故障诊断研究[J]. 山东电力技术, 2025, 52(4): 11-19.
- Jia Shuwang, Huang Hai, Lyu Yang, et al. Research on fault diagnosis of wind turbine gearbox based on time-frequency cross attention mechanism and multi-domain feature fusion[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(4): 11-19.
- [5] 张惠山. 基于有效数据辨识及多维信息融合的高压CVT故障诊断方法[J]. 中国电力, 2025, 58(5): 158-165.
- Zhang Huishan. High-voltage CVT fault diagnosis based on effective data recognition and multi-dimensional information fusion[J]. Electric Power, 2025, 58(5): 158-165.
- [6] 赵妍, 孙延, 聂永辉. 基于格拉姆角差场和迁移残差网络的HVDC线路故障识别[J]. 电力建设, 2024, 45(8): 118-127.
- Zhao Yan, Sun Yan, Nie Yonghui. HVDC line fault identification based on the gram angle difference field and transfer residual network[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(8): 118-127.
- [7] 李运硕, 盛万兴, 段青, 等. 新型配电网业务资源语义贯通关键技术研究[J]. 电网技术, 2025, 49(8): 3486-3500.
- Li Yunshuo, Sheng Wanxing, Duan Qing, et al. Research on key technologies for semantic connectivity of new distribution network business resources[J]. Power System Technology, 2025, 49(8): 3486-3500.
- [8] 林永君, 张世成, 杨凯, 等. 基于时钟循环神经网络的光伏故障诊断[J]. 山东电力技术, 2024, 51(1): 52-58, 76.
- Lin Yongjun, Zhang Shicheng, Yang Kai, et al. Photovoltaic fault diagnosis based on CW-RNN[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(1): 52-58, 76.
- [9] 陈敏, 郭庆来, 井汤博, 等. 算电协同探索: HVDC侧储备一体化电池灵活性挖掘[J]. 电力建设, 2025, 46(2): 1-12.
- Chen Min, Guo Qinglai, Jing Tangbo, et al. Exploring synergy of computing power and electricity: unearthing flexibility of high-voltage direct current-side integrated backup and energy storage batteries[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(2): 1-12.
- [10] 孙国强, 史学恒, 罗哲清, 等. 基于专家知识与大语言模型混合增强的水电站告警智能诊断[J]. 电力建设, 2025, 46(10): 44-57.
- Sun Guoqiang, Shi Xueheng, Luo Zheqing, et al. Intelligent diagnosis of hydroelectric power station alarm based on hybrid-augmentation of expert knowledge and large language model[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(10): 44-57.
- [11] 李蔚, 李翱, 方兴煜, 等. 基于CiteSpace的核电机组故障诊断发展趋势分析[J]. 山东电力技术, 2025, 52(3): 75-85.
- Li Wei, Li Ao, Fang Xingyu, et al. Analysis of development trends in fault diagnosis of nuclear power units based on CiteSpace[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(3): 75-85.
- [12] 陈冰冰, 刘家腾, 吴浩天, 等. 基于供电能力动态提升的配电网故障抢修与恢复协调优化[J]. 山东电力技术, 2025, 52(8): 25-35, 44.
- Chen Bingbing, Liu Jiateng, Wu Haotian, et al. Optimization of distribution network fault repair and restoration coordination under dynamic improvement of power supply capacity[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(8): 25-35, 44.
- [13] 齐立忠, 荣经国, 张苏, 等. 大语言模型支持的输变电工程BIM三维设计专家系统[J]. 电力建设, 2025, 46(11): 47-57.
- Qi Lizhong, Rong Jingguo, Zhang Su, et al. Expert system for BIM 3D design in power transmission and transformation engineering supported by large language model[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(11): 47-57.
- [14] 蔡瑞天, 姚丽娟, 武昕. 面向分布式光伏群调群控的数字孪生方法[J]. 电网技术, 2025, 49(2): 593-603.
- Cai Ruitian, Yao Lijuan, Wu Xin. A digital twin approach for distributed photovoltaic group regulation and group control[J]. Power System Technology, 2025, 49(2): 593-603.
- [15] 丁俐夫, 陈颖, 肖谭南, 等. 基于大语言模型的新型电力系统生成式智能应用模式初探[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(19): 1-13.
- Ding Lifu, Chen Ying, Xiao Tannan, et al. Exploration of generative intelligent application mode for new power systems based on large language models[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(19): 1-13.
- [16] 牛泽原, 李嘉媚, 艾芊. 大语言模型在电力系统中的应用初探[J]. 电网技术, 2025, 49(4): 1327-1336.
- Niu Zeyuan, Li Jiamei, Ai Qian. Preliminary exploration of the application of large language models in power systems[J]. Power System Technology, 2025, 49(4): 1327-1336.
- [17] 张文博, 邢海军, 聂立君, 等. 考虑高渗透率可再生能源的新型电力系统可靠性评估综述[J]. 电测与仪表, 2025, 62(9): 51-61, 72.
- Zhang Wenbo, Xing Haijun, Nie Lijun, et al. Review of the novel power system reliability assessment with high penetration renewable energy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(9): 51-61, 72.
- [18] 陈浩, 李建华, 黄志光, 等. 可控电网换相流器的电磁暂态简化建模方法[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3467-3475.
- Chen Hao, Li Jianhua, Huang Zhiguang, et al. Simplified modeling method for controllable line-commutated converters in electromagnetic transients simulation[J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3467-3475.
- [19] 李业辉, 黄明宇, 王毅. 云边协同的虚拟电厂轻量化能量管理

- 策略[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 125-135.
- Li Yehui, Huang Mingyu, Wang Yi. Lightweight energy management strategy for cloud-edge collaborative virtual power plants[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(20): 125-135.
- [20] 赵恒鑫, 王毅, 何新, 等. 电站引风机故障监测与诊断综述[J]. 热力发电, 2025, 54(10): 63-72.
- Zhao Hengxin, Wang Yi, He Xin, et al. Review of fault monitoring and diagnosis for induced draft fans in power stations[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(10): 63-72.
- [21] 孙文成, 李健, 彭宇辉, 等. 基于样本不均衡和特征优选多源融合的输电线路故障类型辨识[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12): 79-89.
- Sun Wencheng, Li Jian, Peng Yuhui, et al. Transmission line fault type identification based on the sample imbalance and feature preferred multi-source fusion [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(12): 79-89.
- [22] 曹海欧, 胡晓丽, 戴威, 等. 多重降维下综合继电保护在线监测系统的电网故障诊断方法[J]. 中国电力, 2025, 58(7): 128-136.
- Cao Haiou, Hu Xiaoli, Dai Wei, et al. A power grid fault diagnosis method of online monitoring system for relay protection under multiple dimensionality reduction [J]. Electric Power, 2025, 58(7): 128-136.
- [23] 李宏川, 赵宇, 李彬, 等. 配电物联网边缘计算场景下基于改进ANFIS的电缆通道综合评估及智能预警方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 94-103.
- Li Hongchuan, Zhao Yu, Li Bin, et al. Comprehensive assessment and intelligent early warning of cable passages based on improved ANFIS in the edge computing scenario of PDIoT[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 94-103.
- [24] 林苑, 赵晋斌, 孙明琦, 等. 新型电力系统下基于物理信息LSTM网络的电力变压器状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(14): 133-141.
- Lin Yuan, Zhao Jinbin, Sun Mingqi, et al. Power transformer condition assessment method based on physics-informed LSTM network in the context of new power systems[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(14): 133-141.
- [25] 程林, 索克兰, 许鹤麟. 新能源侧电池储能系统运行评价: 现状与展望[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(15): 1-19.
- Cheng Lin, Suo Kelan, Xu Helin. Operation evaluation of battery energy storage systems on renewable energy side: current status and prospects [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(15): 1-19.
- [26] 张帅, 王辉, 李欢, 等. 面向海上风电直流汇聚的四象限DC/DC变换器反向运行策略[J]. 供用电, 2025, 42(1): 52-63.
- Zhang Shuai, Wang Hui, Li Huan, et al. Reverse operation strategy of four-quadrant DC/DC converter for offshore wind power DC aggregation [J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(1): 52-63.
- [27] 梁志宏, 严彬元, 洪超, 等. 基于状态空间分解的电力系统虚假数据注入攻击检测与防御方法[J]. 南方电网技术, 2025, 19(6): 39-50.
- Liang Zhihong, Yan Binyuan, Hong Chao, et al. Detection and defense methods for false data injection attack in power systems based on state-space decomposition [J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(6): 39-50.
- [28] 郭宁明, 李冰, 许勇. 基于非线性系统辨识的长距离直流输电线路色散补偿及故障定位方法[J]. 电网技术, 2025, 49(5): 2147-2155.
- Guo Ningming, Li Bing, Xu Yong. Dispersion compensation and fault location of long distance HVDC transmission lines based on nonlinear system identification [J]. Power System Technology, 2025, 49(5): 2147-2155.
- [29] Yang B, Liu B Q, Zhou H Y, et al. A critical survey of technologies of large offshore wind farm integration: summary, advances, and perspectives [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7: 17.
- [30] 程其云, 李峰, 罗澍忻, 等. 新型电力系统规划方法框架及关键支撑技术[J]. 电网技术, 2025, 49(6): 2219-2231.
- Cheng Qiyun, Li Feng, Luo Shuxin, et al. Research on the planning methodology framework and key supporting technologies for new power systems [J]. Power System Technology, 2025, 49(6): 2219-2231.
- [31] 袁浩, Nuno PINHO DA SILVA, 杨争林, 等. 欧洲统一电力市场解耦事故分析[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(19): 26-38.
- Yuan Hao, Nuno Pinho Da Silva, Yang Zhenglin, et al. Analysis of decoupling incidents in European unified electricity market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(19): 26-38.
- [32] 徐鑫裕, 边晓燕, 张骞, 等. 基于数据驱动的双馈风电场经VSC-HVDC并网次同步振荡影响因素分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 80-87.
- Xu Xinyu, Bian Xiaoyan, Zhang Qian, et al. Analysis of influencing factors of subsynchronous oscillation caused by a DFIG-based wind farm via the VSC-HVDC grid-connected system based on a data driven method [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 80-87.
- [33] 李旭斌, 田付强, 郭亦可. 新型电力系统中电力设备健康管理及智能运维关键技术探究[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3710-3726.
- Li Xubin, Tian Fuqiang, Guo Yike. Key technologies for health management and intelligent operation and maintenance of power equipment in new power systems [J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3710-3726.
- [34] 杨杰, 刘纳, 徐贞顺, 等. 融合知识图谱的预训练模型研究综述[J]. 太原理工大学学报, 2024, 55(1): 142-154.
- Yang Jie, Liu Na, Xu Zhenshun, et al. Survey on pre-trained models fusing knowledge graphs [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2024, 55(1): 142-154.
- [35] 禹晋云, 王玉俊, 乔柱桥, 等. 新型电力系统中数字化换流站人机协同故障处置装置研制及应用[J]. 电测与仪表, 2025, 62(9): 91-99.
- Yu Jinyun, Wang Yujun, Qiao Zhuqiao, et al. Development and application research of human-machine collaborative fault handling device for digital converter station in novel power system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(9): 91-99.
- [36] 王申, 魏兴慎, 朱卫平, 等. 基于大语言模型的配电主站日志异常检测[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(11): 178-188.

- Wang Shen, Wei Xingshen, Zhu Weiping, et al. Log abnormality detection for distribution master station based on large language models[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(11): 178-188.
- [37] 孙孔明, 李宽, 冯忆文, 等. 面向 MMC-HVDC 换流站的构网型和跟网型控制无缝切换技术[J]. 山东电力技术, 2025, 52(7): 44-53.
- Sun Kongming, Li Kuan, Feng Yiwen, et al. Seamless switching method between grid-forming and grid-following control for MMC-HVDC converter stations[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(7): 44-53.
- [38] Jiang Z, Yang B, Zheng R Y, et al. Fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell using multiple convolutional neural networks with multi-scale attention mechanism [J]. Information Sciences, 2025, 720: 122524.
- [39] 王继东, 王泽平, 张迪. 基于递归图和预训练迁移学习的电能质量扰动分类[J]. 南方电网技术, 2025, 19(2): 48-56, 114.
- Wang Jidong, Wang Zeping, Zhang Di. Power quality disturbance classification based on recursive graph and pre-trained transfer learning[J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(2): 48-56, 114.
- [40] 张金营, 王哲峰, 谢华, 等. 基于知识图谱与大语言模型的电力行业知识检索分析系统研发与应用[J]. 中国电力, 2024, 57(12): 198-205.
- Zhang Jinying, Wang Zhefeng, Xie Hua, et al. Development and application of a knowledge retrieval and analysis system for the power industry based on knowledge graph and large language model [J]. Electric Power, 2024, 57(12): 198-205.
- [41] 朱仁庆, 沈小军, 董子航. 虚拟电厂的隐私保护技术研究现状与展望[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 16-33.
- Zhu Renqing, Shen Xiaojun, Dong Zihang. Research status and prospects of privacy preservation technologies for virtual power plants[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(20): 16-33.
- [42] 周柯, 李旭阳, 金庆忍, 等. 基于自适应阻抗适配器的新能源并网系统稳定性提升策略[J]. 电网技术, 2025, 49(4): 1562-1572.
- Zhou Ke, Li Xuyang, Jin Qingren, et al. Stability improvement strategy for new energy grid-connected systems based on adaptive active damper[J]. Power System Technology, 2025, 49(4): 1562-1572.
- [43] 李鹏, 余涛, 李立涅, 等. 电力人工智能的演变与展望: 从专业智能走向通用智能[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(16): 1-17.
- Li Peng, Yu Tao, Li Licheng, et al. Retrospect and prospect of artificial intelligence for electric power system: from domain intelligence to general intelligence [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 1-17.
- [44] 徐月梅, 胡玲, 赵佳艺, 等. 大语言模型与多语言智能的研究进展与启示[J]. 计算机应用, 2023, 43(增刊2): 1-8.
- Xu Yuemei, Hu Ling, Zhao Jiayi, et al. Research progress and enlightenment of large language models on multi-lingual intelligence [J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(S2): 1-8.
- [45] 陶长河, 鲁玲, 张羽, 等. 基于禀赋效应的微电网经济优化运行策略[J]. 电力建设, 2025, 46(7): 82-94.
- Tao Changhe, Lu Ling, Zhang Yu, et al. Economic optimization operation strategy of microgrid based on behavioral economics theory [J]. Electric Power Construction, 2025, 46(7): 82-94.
- [46] 翟常营, 顾秋斌, 马红星, 等. 新型电力系统下核电机组涉网运行风险评估综述[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(12): 173-187.
- Zhai Changying, Gu Qiubin, Ma Hongxing, et al. Review of grid-connected operation risk assessment for nuclear power units in the context of new power systems [J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(12): 173-187.
- [47] 魏大千, 王波, 刘涤尘, 等. 基于时序数据相关性挖掘的 WAMS/SCADA 数据融合方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(1): 315-320.
- Wei Daqian, Wang Bo, Liu Dichen, et al. WAMS/SCADA data fusion method based on time-series data correlation mining [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(1): 315-320.
- [48] 王永利, 刘泽强, 董焕然, 等. 基于 CEEMDAN-CSO-LSTM-MTL 的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电力建设, 2025, 46(1): 72-85.
- Wang Yongli, Liu Zeqiang, Dong Huanran, et al. Multivariate load forecasting of integrated energy system based on CEEMDAN-CSO-LSTM-MTL[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(1): 72-85.
- [49] 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.
- [50] 黄帆, 涂圣勤, 董峰, 等. 自学习知识图谱驱动的水电调度智能化研究[J]. 国外电子测量技术, 2025, 44(4): 95-102.
- Huang Fan, Tu Shengqin, Dong Feng, et al. Research on intelligent hydropower scheduling driven by self-learning knowledge graphs [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2025, 44(4): 95-102.
- [51] 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.
- [52] 俞小勇, 秦丽文, 桂海涛, 等. 新一代人工智能在配电网智能感知与故障诊断中的应用[J]. 南方电网技术, 2022, 16(5): 34-43.
- Yu Xiaoyong, Qin Liwen, Gui Haitao, et al. Application of new generation artificial intelligence technology in intelligent sensing and fault detection of power distribution network [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(5): 34-43.
- [53] 马遵, 李永哲, 何鑫, 等. 基于潮流嵌入和最小割池化的电网静态安全分析图学习模型[J]. 南方电网技术, 2025, 19(1): 63-73, 92.
- Ma Zun, Li Yongzhe, He Xin, et al. Graph learning model of

- power system static security analysis based on power flow embedding and Min-cut pooling [J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(1): 63-73, 92.
- [54] 杨一鸣, 张丽玮, 刘韧, 等. 基于改进A*算法的含新能源电网黑启动路径优化策略[J]. 南方电网技术, 2025, 19(9): 162-173.
- Yang Yiming, Zhang Liwei, Liu Ren, et al. Optimization strategy for black start path of new energy power grid based on improved A* algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(9): 162-173.
- [55] 纪鑫, 武同心, 杨智伟, 等. 基于时序知识图谱的电力设备缺陷预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(10): 3131-3138.
- Ji Xin, Wu Tongxin, Yang Zhiwei, et al. Power equipment defect prediction based on temporary knowledge graph [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(10): 3131-3138.
- [56] 曾朝晖, 杨阳, 陈晓方, 等. 时序知识图谱构建关键技术及研究进展[J]. 控制理论与应用, 2025, 42(5): 865-874.
- Zeng Chaohui, Yang Yang, Chen Xiaofang, et al. Key technologies and research progress of temporal knowledge graph construction [J]. Control Theory & Applications, 2025, 42(5): 865-874.
- [57] 潘艳霞, 刘国瑞, 任建婧, 等. 面向跨季度多时段特征双向聚类与时序迁移的多任务短期电网负荷预测[J]. 电网技术, 2025, 49(4): 1479-1490.
- Pan Yanxia, Liu Guorui, Ren Jianjing, et al. Multi-task short-term power load forecasting with multi-seasonal time-slot tiered bi-directional cluster and temporal transfer learning [J]. Power System Technology, 2025, 49(4): 1479-1490.
- [58] 周子程, 郑永威, 刘腾, 等. 架空线路塔上作业VR安全仿真技术与应用[J]. 山东电力技术, 2025, 52(5): 67-78.
- Zhou Zicheng, Zheng Yongwei, Liu Teng, et al. Virtual reality safety simulation technology and application for overhead power line tower operations [J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(5): 67-78.
- [59] Yang B, Jiang L, Yu T, et al. Passive control design for multi-terminal VSC-HVDC systems via energy shaping [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2018, 98: 496-508.
- [60] 阚鹏, 郑华俊, 袁旭峰, 等. 不同模型对MMC-HVDC系统大信号稳定性分析准确性影响的对比研究[J]. 智慧电力, 2024, 52(5): 105-113.
- Kan Peng, Zheng Huajun, Yuan Xufeng, et al. Comparative study on impact of different models on large signal stability analysis accuracy in MMC-HVDC systems [J]. Smart Power, 2024, 52(5): 105-113.
- [61] 郑佳雯, 薛花, 王雅妮. 基于DR-HVDC送出的PMSG海上风电集群无源一致性稳定控制方法[J]. 智慧电力, 2025, 53(9): 81-90.
- Zheng Jiawen, Xue Hua, Wang Yani. Passivity-based consensus stability control method for PMSG offshore wind farm clusters delivered via DR-HVDC [J]. Smart Power, 2025, 53(9): 81-90.
- [62] 韩梓畅, 王彤, 王潇桐, 等. 受端不对称故障引发LCC-HVDC换相失败时送端暂态过电压特性分析[J]. 电网技术, 2025, 49(4): 1532-1540.
- Han Zichang, Wang Tong, Wang Xiaotong, et al. Characterization of transient overvoltage of sending-end AC system when commutation failure caused by asymmetrical fault [J]. Power System Technology, 2025, 49(4): 1532-1540.
- [63] 陈书里, 刘东, 陈建洪, 等. 基于云边协同与区块链融合的变电站智能防误技术研究[J]. 供用电, 2025, 42(4): 69-79.
- Chen Shuli, Liu Dong, Chen Jianhong, et al. Research on intelligent anti-misoperation technology for substations based on cloud-edge collaboration and blockchain integration [J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(4): 69-79.
- [64] 刘东, 翁嘉明, 陈飞. No. 4配电信息物理系统优化分析[J]. 供用电, 2025, 42(12): 52-57.
- Liu Dong, Weng Jiaming, Chen Fei. No. 4 optimization analysis of cyber-physical distribution systems [J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(12): 52-57.
- [65] 孙毅, 彭杰, 武光华, 等. 电动汽车充电网络的软件定义理论、架构及关键技术[J]. 供用电, 2024, 41(12): 33-46.
- Sun Yi, Peng Jie, Wu Guanghua, et al. Software-defined theory, architecture, and key technologies of electric vehicle charging networks [J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(12): 33-46.
- [66] 杨博, 陈义军, 姚伟, 等. 基于新一代人工智能技术的电力系统稳定评估与决策综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 200-223.
- Yang Bo, Chen Yijun, Yao Wei, et al. Review on stability assessment and decision for power systems based on new-generation artificial intelligence technology [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(22): 200-223.
- [67] 汤文俊, 范冰, 张拯民, 等. 基于多模态数据融合的电力系统设备运行状态诊断技术研究[J]. 自动化应用, 2025, 66(4): 19-26.
- Tang Wenjun, Fan Bing, Zhang Zhengmin, et al. Research on diagnosis technology of power system equipment operation status based on multimodal data fusion [J]. Automation Application, 2025, 66(4): 19-26.
- [68] 许鹏, 何霖. 新型电力系统下5G+云边端协同的源网荷储架构及关键技术初探[J]. 四川电力技术, 2021, 44(6): 67-73.
- Xu Peng, He Lin. Preliminary discussion on source-grid-load-storage architecture and key technology based on 5G + cloud-edge-terminal cooperation in new power system [J]. Sichuan Electric Power Technology, 2021, 44(6): 67-73.
- [69] 熊俊, 钟璐, 梁晓斌, 等. 计及直流电流暂态冲击的柔性直流输电系统改进卸荷保护方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(5): 74-81.
- Xiong Jun, Zhong Lu, Liang Xiaobin, et al. Improved unloading protection method for MMC-HVDC considering DC current transient impulses [J]. Smart Power, 2024, 52(5): 74-81.
- [70] 张建坡, 李永赞, 黄勇, 等. 基于构网储能型SVG新能源直流外送系统暂态过电压抑制[J]. 智慧电力, 2025, 53(8): 1-10.
- Zhang Jianpo, Li Yongyun, Huang Yong, et al. Transient overvoltage suppression in grid-forming energy-storage SVG-based renewable energy HVDC outbound systems [J]. Smart Power, 2025, 53(8): 1-10.
- [71] 管迎春, 何君, 牟令, 等. 风电场电能质量监测数据的时频多尺度特征修复方法[J]. 供用电, 2025, 42(8): 20-29, 60.

- Guan Yingchun, He Jun, Mou Ling, et al. Time-frequency multi-scale feature restoration method for wind farm power quality monitoring data[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(8): 20-29, 60.
- [72] Yang B, Zheng R Y, Han Y M, et al. Recent advances in fault diagnosis techniques for photovoltaic systems: a critical review[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(3): 36-59.
- [73] Yang B, Guo Z X, Wang J B, et al. Solid oxide fuel cell systems fault diagnosis: critical summarization, classification, and perspectives[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 34: 102153.
- [74] Wang J B, Yang B, Zeng C Y, et al. Recent advances and summarization of fault diagnosis techniques for proton exchange membrane fuel cell systems: a critical overview [J]. Journal of Power Sources, 2021, 500: 229932.
- [75] 齐波, 朱柯翰, 罗远, 等. 电力变压器健康状态智能感知与评估技术研究现状及未来展望[J]. 高电压技术, 2025, 51(8): 4395-4416.
- Qi Bo, Zhu Kehan, Luo Yuan, et al. Research status and future prospects of intelligent perception and evaluation technology for the health condition of power transformers [J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(8): 4395-4416.
- [76] 战鹏祥, 黄飞虎, 廖思睿, 等. 基于物理机理引导的数据驱动潮流计算方法[J]. 电网技术, 2024, 48(12): 5034-5045.
- Zhan Pengxiang, Huang Feihu, Liao Sirui, et al. Data-driven power flow calculation method guided by physical mechanism [J]. Power System Technology, 2024, 48(12): 5034-5045.



张世洪

收稿日期: 2025-11-17 修回日期: 2025-12-22

作者简介:

张世洪(1992),男,本科,工程师,主要从事高压直流输电系统运维技术、数字化智能化技术工作,E-mail:zhangshihong@ehv.csg.cn;

李强(1992),男,硕士,工程师,主要从事电力人工智能、输变电技术及其数字化智能化研究,E-mail:liqiang.outlook@qq.com;

曹生辉(1983),男,本科,高级工程师,主要从事高压直流输电系统运维技术、数字化智能化工作,E-mail:caoshenghui@ehv.csg.cn;

李应飞(1987),男,本科,工程师,主要从事数字化技术、通信技术、智能化工作,E-mail:liyingfei@ehv.csg.cn;

马越(1992),男,本科,工程师,主要从事高压直流输电系统运维技术、数字化智能化研究,E-mail:mayue@ehv.csg.cn;

高雨杰(1991),男,本科,高级工程师,主要从事高压直流输电系统运维技术、数字化智能化工作,E-mail:gaoyujie@ehv.csg.cn;

杨博(1988),男,博士,教授,通信作者,主要研究方向为基于人工智能的新能源系统优化与控制,E-mail:yangbo_ac@outlook.com。

(编辑 孙静琳)