

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.09.007

高压断路器数字化样机技术

黄 镭, 耿英三, 王建华, 张国钢, 刘志远

(西安交通大学电工材料电气绝缘全国重点实验室, 西安 710049)

摘要: 高压断路器是电力系统控制与保护的关键装备, 具有高电压、大电流、结构封闭、动作过程瞬态性强以及内部状态难以直接测量等特点, 给状态评估与智能运维带来挑战。文中围绕高压断路器数字化样机的关键技术进行综述, 分析数字孪生关键技术及数字化样机的功能定位; 从开断、绝缘、温升和机械动作等物理域归纳高压断路器的数字化需求, 阐述低侵入感知条件下内部不可测状态的重构需求, 并从实时性、物理可解释性、模型一致性3个方面总结数字化样机面临的技术挑战; 进一步梳理面向在线应用的实时推演/反演建模、模型校正与一致性评估以及物理—数据融合建模方法。最后, 对高压断路器数字化样机在多源数据融合、快速模型构建、可信评估和标准化方面的发展趋势进行展望。

关键词: 高压断路器; 数字化样机; 推演; 反演; 物理—数据融合

Review for Digital Prototype Technology of High-voltage Circuit Breakers

HUANG Lei, GENG Yingsan, WANG Jianhua, ZHANG Guogang, LIU Zhiyuan

(State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: High-voltage circuit breakers are critical devices for control and protection in power systems. They are characterized by high voltage, large current, enclosed structures, highly transient operating processes, and difficulty in directly measuring internal states, which pose challenges to condition assessment and intelligent operation as well as maintenance. In this paper, the key technologies of digital prototype for high-voltage circuit breakers is reviewed. The key technologies of digital twins and the functional positioning of the digital prototype is firstly analyzed. Then, the digitalization requirements of high-voltage circuit breakers are summarized from such multiple physical domains as interruption, insulation, temperature rise and mechanical operation. The reconstruction requirements of internal unmeasurable states under low-intrusion sensing conditions are discussed, and the main technical challenges faced by the digital prototype are summarized in terms of real-time performance, physical interpretability and model consistency. Furthermore, real-time forward/inverse modeling, model calibration and consistency evaluation, as well as physics-data fusion modeling methods for online applications are reviewed. Finally, the development trends of the digital prototype for high-voltage circuit breakers are discussed from the perspectives of multi-source data fusion, rapid model construction, trustworthy evaluation and standardization.

Key words: high-voltage circuit breaker; digital prototype; state forward prediction; parameter inverse estimation; physics-data fusion

0 引言

高压断路器在现代电力系统中扮演着重要的角色, 其稳定运行直接影响电力供应的可靠性与安

全性^[1]。传统运维策略主要依赖定期检修、故障后处理和经验判断, 缺乏对设备内部状态的连续感知与定量评估, 容易导致状态识别滞后、故障预判困难以及维护资源配置不合理等问题^[2]。随着电力系

收稿日期: 2026-03-08; 修回日期: 2026-05-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB2403700)。

Project Supported by National Key Research and Development Program of China(2022YFB2403700).

统日益复杂,设备运行工况更加多变,其设计、研发、测试、运行和维护之间的信息割裂进一步限制了全寿命周期状态管理能力^[3]。因此,面对设备状态可视化 and 可预测的迫切需求,高压断路器的数字化转型成为提升设备效率和降低运维成本的关键手段^[4]。

新型传感器技术和物联网(IoT)的快速发展,使得高压断路器的多源状态数据(如电流、电压、温度、振动等)得以全面感知和采集,为其智能运维提供了信息基础^[5-8]。大数据与云计算平台技术的发展,进一步提供了强大的计算和存储能力,使传感器数据、SCADA数据、历史运行记录和检修数据能够在统一平台上进行融合处理^[9]。人工智能(AI)和机器学习(ML)技术扩展了传统的故障诊断方法,使其能够支持剩余寿命预测(remaining useful life, RUL)等更复杂的应用场景^[10-11]。

数字孪生是多种数字化技术的集大成成果,被视为实现电力装备数字化转型的前沿方向。数字孪生(digital twin, DT)通过构建物理实体的虚拟模型,在信息空间中实时映射物理设备的状态,实现虚实交互^[12-14]。已有研究指出,装备数字孪生面临“算不了、算不准、算不快、测不了、测不全、测不准”等典型问题,仅依赖物理机理模型或数据驱动模型无法满足高精度、实时性、可解释性的需求,两者的有机融合是解决上述矛盾的关键^[15]。

1 数字孪生技术支持与数字化样机定位

电力装备数字孪生通过实时的虚实双向映射,能够提升电力装备的可靠性、维护性和管理效率,从而应对资产管理复杂度增加和运行可靠性要求提升等挑战^[16]。从技术支持角度看,数字孪生涉及数据采集、模型构建、模型求解、平台服务和决策应用等环节^[17-18],其关键技术可归纳为5方面见图1。多源感知与数据底座为数字孪生提供实时输入,能够获取电流、电压、温度、振动、局部放电等多类状态信息^[19-20];多物理场建模用于描述设备内部电、磁、热、力等耦合过程,是揭示高压断路器内部状态演化机理和构建数字化样机物理基础的重要手段^[21],在此基础上,结合降阶建模^[22]、代理模型^[23]和参数化计算等方法,可实现模型的在线计算;状态推演与反演重构则面向难以直接测量的内部状态,通过外部可测信号推断温度、绝缘、机械或退化状态^[24];知识图谱与智能诊断有助于建立故障现象、状态特征和运维策略之间的关联关系,提高决策解释性^[25-26];标准化框架和成熟度评价则为数字孪生系统的能力划分、接口规范和工程应用提供支撑^[27-29]。

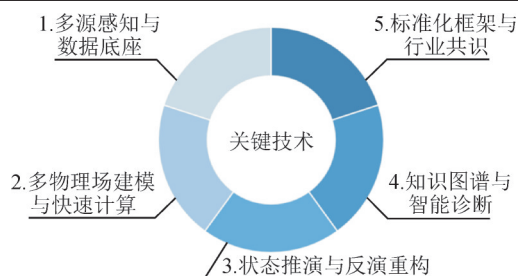


图1 数字孪生的关键技术示意图

Fig. 1 Key technologies for digital twins

随着数字孪生技术从研究验证走向实际应用,建立量化评价体系成为支撑平台能力建设与应用成熟度评估的重要需求^[30]。GB/T 46237—2025《信息技术 数字孪生能力成熟度模型》^[27]描述了数字孪生从“具备数字模型”到“自主学习与迭代优化”的发展过程。基于该分级思想,文中所讨论的数字化样机可定位为以第3级能力(以虚预实)为主体、部分功能向第4级决策支持延伸的设备级数字孪生^[27,31]。如图2所示,数字化样机与传统在线监测系统、数字映射模型及全生命周期数字孪生平台在功能边界上存在明显差异。在线监测系统主要完成外部信号采集和阈值告警,通常不具备内部状态重构和模型动态更新能力;数字映射模型主要用于描述设备结构或离线运行特征,数据传递多为单向或非连续,难以支持在线推演。高压断路器数字化样机则以单台设备为对象,不仅接收实体设备运行数据,还融合物理机理模型与数据驱动模型,对设备整体或关键部位的内部状态进行虚实同步、辅助决策和可视化表达。相比之下,全生命周期数字孪生平台覆盖设计、制造、试验、运行和维护阶段,是数字化样机的最终发展方向。基于上述定位,文中所称的“数字化样机”特指面向运行阶段、具备“内部状态重构、实时推演/反演、一致性评估与模型更新”闭环能力的设备级数字孪生,而非泛指一般的三维模型、离线仿真模型或在线监测系统。

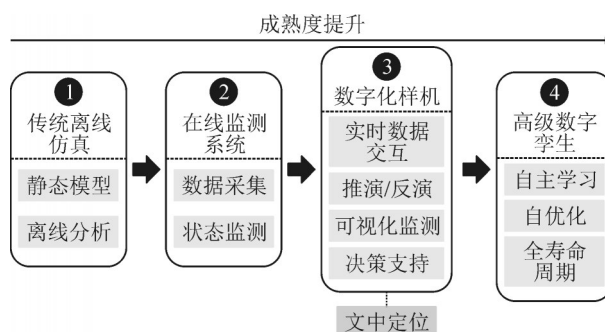


图2 高压断路器数字化样机在数字孪生成熟度中的定位

Fig. 2 Positioning of the digital prototype for high-voltage circuit breakers in digital twin maturity levels

对于高压断路器而言,数字化样机应集成状态感知、模型计算、参数反演、故障诊断、趋势预测和可视化展示等功能,形成面向开断、绝缘、温升和机械动作等多物理域的统一建模与分析平台。其功能与技术体系需要由设备本体特点和运行任务共同决定。如图3所示,高电压、大电流、封闭结构、瞬态动作、多物理域耦合及样本稀缺等特点,决定了数字化样机需要重点实现状态推演、参数反演、风险评估和模型校正,并通过低侵入多源感知、降阶与代理建模、物理—数据融合及一致性评估等技术加以支撑。由此形成“本体特点→数字化任务→关键技术路径”的对应关系,为高压断路器内部状态重构、模型动态更新和智能运维提供系统化技术基础。

2 高压断路器数字化样机的需求分析与技术挑战

2.1 多物理域数字化需求分析

数字化样机的核心任务是利用低侵入可测信号,对难以直接获取的内部状态进行在线推演、参数反演和风险评估,从而支撑状态监测与运维决策。高压断路器运行过程涉及开断、绝缘、温升和机械动作等多个物理域。不同物理域的主导机理、

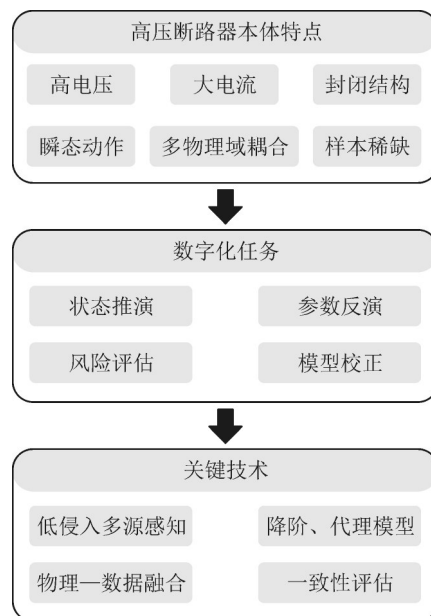


图3 高压断路器本体特点、数字化任务与关键技术路径的对应关系

Fig. 3 Correspondence among intrinsic characteristics, digitalization tasks, and key technical approaches of high-voltage circuit breakers

可测信号和难以直接感知的内部状态存在明显差异,因此需要面向不同任务构建具有针对性的状态推演、参数反演和风险评估模型。高压断路器数字化样机的关键需求归纳见表1。

表1 高压断路器数字化样机的关键需求归纳

Table 1 Summary of key requirements for digital prototypes of high-voltage circuit breakers

物理域	关注问题	低侵入可测信号	难以直接感知状态	在线建模任务输出
开断	能否可靠灭弧并恢复介质强度、重燃风险、电寿命	开断电流、电压、燃弧时间、开断次数等	触头烧蚀状态、弧后介质恢复能力、真空状态、剩余电寿命	开断可靠性评估、重燃风险判断、烧蚀状态与电寿命评估
绝缘	绝缘裕度、局部放电、沿面放电与击穿风险	过电压、局部放电信号、湿度、污秽信息	局部电场畸变、绝缘薄弱点、缺陷演化状态	绝缘裕度评估、局放诊断、绝缘风险预警
温升	关键部位过热、接触电阻异常与散热退化	外部温度、环境温度、负载电流	内部温度、接触电阻、散热能力	温度场推演、节点温升反演、热风险评估
机械	分合闸动作性能、弹跳特征与机构退化	位移、速度、线圈电流、振动、动作时序	碰撞力、弹跳状态、弹簧刚度、阻尼特性、退化状态	动作过程推演、关键参数反演、机械健康评估

表1归纳的是高压断路器的共性数字化任务,其具体监测对象和模型参数还受到灭弧介质及设备布置形式的影响。对于真空断路器,开断域重点关注真空电弧、触头烧蚀、截流与重燃以及弧后触头间隙介质恢复,数字化建模需要结合开断电流、电压、燃弧时间和触头运动等信号,重构触头状态、真空状态及介质恢复能力。对于SF₆或其他气体断路器,电弧冷却和介质恢复受到气体压力、密度、流动过程、喷口烧蚀及气体组分的影响,因此还需监测气体密度、压力、温度和泄漏状态,并在模型中描述气流—电弧—机构之间的耦合关系。对于GIS,

金属封闭壳体和气室结构进一步限制了传感器布置,局部放电、气体状态、壳体温升及内部故障定位成为重要关注对象。

高压断路器数字化样机的建模对象涵盖开断可靠性、绝缘裕度、温升状态和机械动作性能等多类运行状态。不同物理域虽然关注对象不同,但其数字化需求具有共性:一是位于设备内部的关键状态量难以通过传感器直接获取;二是外部可测信号与内部状态之间存在非线性映射关系;三是设备状态评估不仅需要判断当前运行状态,还需要进一步识别潜在故障风险和退化趋势。因此,数字化样机需要在

有限可测数据的基础上,建立从外部状态感知到内部状态推演、参数反演关系,并完成风险评估。

2.2 高压断路器数字化建模约束

与一般连续运行装备不同,高压断路器的核心功能主要通过分合闸和开断等短时事件实现,同时其运行可靠性还受到温升、绝缘退化和机械磨损等长期状态演化的影响。高压断路器数字化建模同时受到高电压、大电流、结构封闭和内部空间紧凑、动作瞬态性强及多物理域耦合等因素制约。灭弧室、主回路导电系统、绝缘支撑、操动机构和传动系统等关键部件,或处于高电压、强电磁干扰环境中,或处于复杂机械运动过程中,直接内置传感器可能影响绝缘裕度、结构可靠性和设备长期运行安全;且过多传感器的布置会增加设备结构复杂度和运

维成本,并可能引入新的故障点。因此,高压断路器数字化样机不能简单依赖“多布置传感器”来获取内部状态,而需要基于少量低侵入可测信号进行状态推演和参数反演。

此外,不同物理域的状态演化规律存在显著差异。分合闸、触头碰撞、电弧演化和弧后介质恢复通常发生在毫秒级时间尺度,而温升积累、绝缘老化和机械磨损则具有较慢的累积演化特征;机械、电气、热和绝缘状态之间还可能通过接触状态、烧蚀程度和材料退化等过程相互影响。同时,高压断路器实际动作次数有限,异常与故障样本难以充分获取,且设备个体差异和长期老化会引起模型参数持续变化。这些特点共同构成了高压断路器数字化建模的主要约束,见表2。

表2 高压断路器的特点及其数字化建模约束

Table 2 Characteristics of high-voltage circuit breakers and their constraints on digital modeling

高压断路器的特点	建模约束	对数字化样机的模型设计要求
高电压、大电流、结构封闭且内部空间紧凑	内部传感器布置受到绝缘安全、结构可靠性和安装空间限制	采用低侵入感知,并由外部响应推演或反演内部状态
分合闸与开断过程瞬态性强	过程持续时间短,信号快速变化,多源数据同步和关键事件捕捉困难	采用多源数据同步采集、事件触发分析和瞬态过程建模
温升、机械动作、绝缘与开断过程时间尺度差异显著	统一的采样频率、时间步长和求解策略难以兼顾不同状态演化过程	建立多时间尺度,并采用分层建模与独立求解策略
机械、电气、热和绝缘状态相互关联	单一物理域模型难以完整描述故障形成及跨物理域传播过程	加强多源信息关联、多物理域模型协同和跨物理域分析
有效动作数据有限,异常及故障样本稀缺	纯数据驱动模型训练不足,易受样本分布和质量限制,跨工况泛化能力弱	结合仿真样本、物理约束和物理—数据融合方法
设备个体差异、磨损和老化引起参数缓慢漂移	离线模型难以长期保持与实际设备的一致性	采用参数化建模、在线校正和模型一致性评估

例如,在长期运行场景下,数字化样机可综合负载电流、外部测温等连续慢变信息,以及历次分合闸过程中的位移、线圈电流和振动等瞬态信息,重构内部温升、接触状态及机构性能的变化过程,识别其缓慢退化趋势,为过热和机械故障风险评估提供依据。

2.3 数字化样机的关键技术问题

在上述建模约束下,高压断路器数字化样机需要重点解决3个相互关联的技术问题:一是如何利用有限且不同时间尺度的外部信号,建立面向内部不可测状态的推演与反演关系;二是如何在保留主要物理规律的同时降低多物理场模型的计算代价,使其满足在线计算需求;三是如何利用现场数据识别模型失配并更新关键参数,使数字模型在设备个

体差异、工况变化和状态退化条件下保持可信性。上述问题分别对应实时推演/反演、物理—数据融合以及模型校正与一致性评估等关键技术。

3 高压断路器数字化样机的关键建模技术

3.1 数字化样机的实时状态同步与模型更新闭环

在前述需求分析的基础上,数字化样机的关键在于构建面向实时性与在线应用的模型体系。该体系不仅需要实现关键状态的快速推演和参数反演,还应能够结合现场监测数据进行一致性评估与模型校正,从而维持虚拟模型与物理设备之间的动态一致性。

数字化样机的实时性并不仅仅强调仿真求解速度,而是指在“物理实体—通信数据—孪生模型

—服务输出”构成的系统级闭环中,虚拟模型能够随现场数据持续更新与状态同步。对于高压断路器而言,实时性主要体现在两个方面:一是现场监测数据和运行工况能够及时接入数字化样机;二是模型能够基于输入数据快速完成状态推演、参数反演、模型校正和服务输出。其中,实时推演/反演主要解决模型能否快速计算和识别关键状态的问题,一致性评估用于判断虚拟模型是否仍能准确表征真实设备,模型校正则在出现模型失配时对模型参数或状态变量进行更新。

由此可见,实时推演/反演、模型校正和一致性评估并不是相互独立的环节,而是共同构成数字化样机的动态更新闭环。数字化样机的实时推演/反演与模型更新流程见图4。当整个流程的时延小于目标任务允许的服务周期时,模型才具备相应在线应用能力。

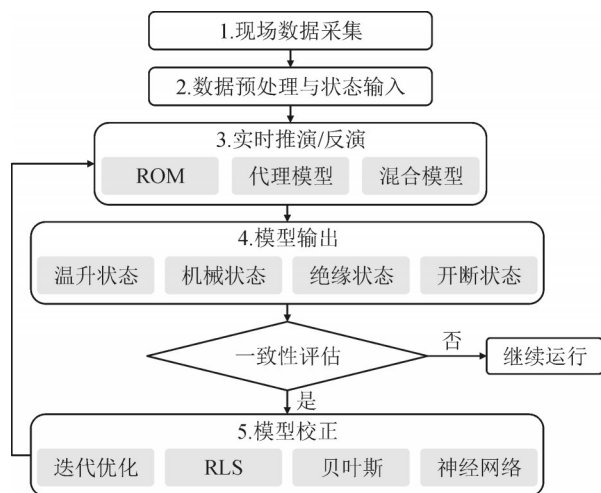


图4 高压断路器数字化样机的实时推演/反演与模型更新流程

Fig. 4 Workflow of real-time forward prediction/inverse estimation and model updating for the digital prototype of high-voltage circuit breakers

3.2 实时推演/反演建模方法

模型实时推演/反演建模侧重于仿真设备状态的演化过程和关键物理参数的识别,是数字化样机实现在线分析的重要基础。高保真多物理场仿真模型通常包含大量状态变量和复杂耦合关系,虽然能够较准确地描述设备内部物理过程,但其求解过程计算量大、耗时长,难以直接满足在线状态推演、参数反演和实时服务输出的需求。因此,在不显著降低物理精度的前提下减少计算量,是实现数字化样机实时推演与反演的关键。

面向实时推演/反演,常用方法包括降阶模型(reduced-order model, ROM)^[32-34]、代理模型(surrogate

model)^[35-36]和降阶—代理混合模型^[37]。降阶模型通过保留高保真模型的主要动态特征降低求解维度,适用于温度场、电场等高维场量快速近似;代理模型通过机器学习或统计模型建立输入与输出之间的映射关系,适合多工况快速预测和参数估计;降阶—代理混合模型则结合两者优势,在复杂多物理场系统中兼顾物理基础与推理效率。

对于高压断路器在线推演与反演模型,仅比较预测精度不足以判断其适用性,还应同时报告模型计算时间和状态更新周期。模型计算精度可通过与数值仿真或试验结果进行比较加以评价,连续状态量通常采用MAE、MSE、 R^2 等指标,对于动作、碰撞和开断等瞬态过程,还需评价峰值幅值误差、峰值发生时刻误差和波形相关性。只有当模型端到端时延小于目标任务允许的服务周期,且误差处于工程可接受范围内时,才能认为其满足相应的在线应用要求。

实时推演与反演还需要明确低侵入输入、物理模型与内部状态输出之间的具体关系。以126 kV真空断路器节点温升反演为例,以负载电流、环境温度和上、下端子可测温度为输入,以热网络拓扑和能量守恒方程为物理骨架,并利用神经网络表征非线性时变热阻;通过求解离散热平衡方程,输出触头、导杆和灭弧室等内部难测节点温度,实现面向实时应用的低侵入温升反演。该过程构成了由低侵入可测信号推演/反演内部不可测状态的典型实现链条。类似地,机械、绝缘和开断状态的反演,也需要分别以相应的物理约束作为外部信号与内部状态之间的物理纽带。

3.3 模型校正与一致性评估

模型校正是指根据现场监测数据对数字化样机中的模型状态或模型参数进行动态更新,使虚拟模型与物理设备保持一致,见图5。对于高压断路器而言,模型失配可能来源于模型初始参数的不准确、外部环境变化、设备老化等多种因素。若未及时校正,误差将通过模型的不同层级传播,导致整个系统的计算结果失真。因此,实时校正的关键不是频繁更新所有模型,而是在一致性评估基础上判断是否需要更新。

一致性评估用于验证所构建的数字化样机是否准确反映了建模对象的特征,其核心作用是为模型是否需要更新提供依据^[38-40]。通常可根据模型输出与实测数据之间的偏差构建评价指标,并通过阈值判断是否存在模型失配。当一致性评估表明虚拟模型与物理设备存在偏差时,可采用迭代优化

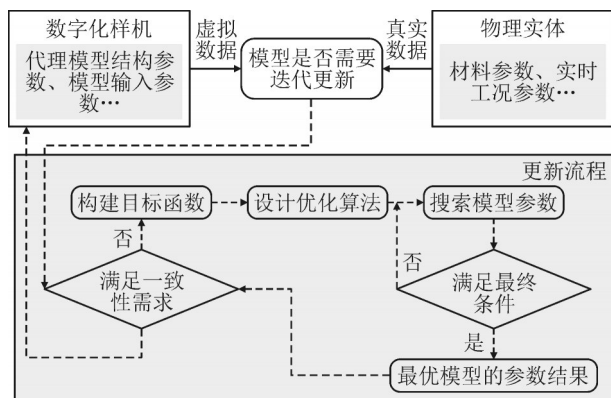


图 5 实时校正技术流程示意图

Fig. 5 Workflow of real-time model calibration

(iterative optimization methods)^[41]、递推最小二乘 (recursive least square method, RLS)^[42]、贝叶斯推理 (Bayesian inference)^[43]或神经网络 (neural network method)^[44]误差补偿等方法进行模型校正。其中,迭代优化适合具有明确物理意义的参数校正,递推最小二乘适合实时在线更新,贝叶斯方法适合不确定性较强的状态估计,神经网络方法可用于复杂非线性误差补偿。

模型校正的工程性除了取决于校正后的预测精度外,还与一致性检测周期、参数更新时间和校正稳定性有关。对于温升等缓慢演化过程,可根据运行工况和模型残差进行周期性一致性评估;对于分合闸和开断等事件过程,可在每次动作结束后开展事件级一致性判断。当模型输出与实测信号之间的残差超过预设阈值时,再触发参数更新,以避免无必要的频繁校正。校正效果可通过校正前后 MAE、MSE、参数偏差等指标的变化进行评价,同时应记录单次参数更新所需时间和连续更新过程的收敛性,防止模型在噪声或异常数据作用下发生不稳定漂移。

3.4 物理—数据融合建模方法

数字化样机不仅要求模型具有较高的计算效率,还要求其输出结果能够反映设备内部物理过程。传统物理模型具有较强的机理可解释性,但在复杂多物理场、强非线性和实时计算场景下往往计算代价较高;纯数据驱动模型虽然推理速度快,但容易依赖样本分布,且缺乏对物理规律和关键状态演化机制的约束。因此,基于物理—数据融合思路的实时推演/反演模型成为提升数字化样机可信度和泛化能力的重要方向^[45-47]。

按照物理模型与数据模型在融合体系中的主导关系,物理—数据融合方法可大体分为两类:一类是物理信息增强数据驱动模型,即以数据驱动模型为主体,通过引入物理约束、物理特征或物理模块提高模型预测结果的物理一致性;另一类是数据驱动增强物理模型,即以物理模型为主体,在保留拓扑关系、守恒方程的基础上,引入可学习参数或数据驱动子模型,对复杂未知项进行修正、补偿或加速求解。其基本框架见图6,主要融合路径见表3。

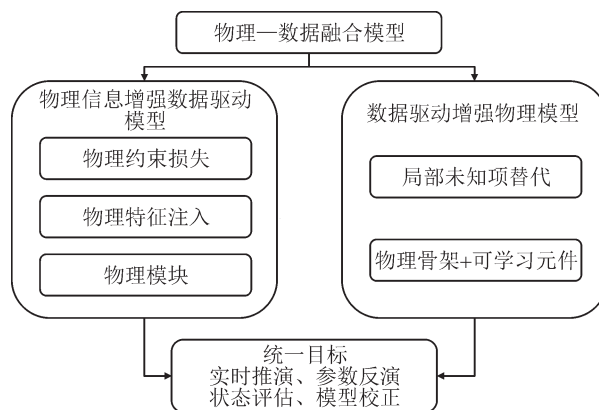


图 6 数字化样机中的物理—数据融合建模框架

Fig. 6 Physics-data fusion modeling framework in digital prototype

表 3 物理—数据融合模型的主要融合策略

Table 3 Main fusion strategies for physics-data fusion models

融合路径	分类	基本思想	典型实现方式	在数字化样机中的作用
物理信息增强数据驱动模型	物理约束损失、物理特征注入、物理模块	以数据驱动模型为主体,引入物理约束、物理特征或物理模块,使模型预测满足基本物理规律	物理残差损失 ^[48] 、边界/初始条件约束 ^[49] 、守恒关系约束 ^[50] 、物理特征注入 ^[51] 、可微物理模块 ^[52] 等	提高代理模型或神经网络预测结果的物理可解释性,适用于温度场预测、机械响应预测、绝缘状态识别等在线推演任务
数据驱动增强物理模型	局部未知项替代 ^[53] 、物理骨架与可学习元件结合 ^[54]	以物理模型为主体,保留拓扑关系、守恒方程或系统结构,将难以精确建模的局部环节设为可学习项	神经网络未知项建模、局部代理模型替代、误差补偿模型、可学习热阻/边界参数等	在保持模型可解释性的同时提升适应性和计算效率,适用于内部状态反演、模型校正和跨工况更新

两类方法的侧重点不同。物理信息增强数据驱动模型强调“用物理规律约束数据模型”,适合在样本数量有限或工况变化较大的情况下提升模型

预测结果的物理一致性。例如,在温升预测中,可将热传导方程、能量守恒关系和运行工况信息引入模型^[55];在机械动作预测中,可通过动力学方程、接

触约束或能量关系限制模型输出^[56]。数据驱动增强物理模型则强调“用数据方法增强物理模型”,适合在保留网络拓扑、动力学方程或能量守恒关系等物理骨架的基础上,对难以精确表达的局部参数或复杂边界进行学习与修正,从而提高模型对设备个体差异和工况变化的适应能力。

近年来,物理信息神经网络(physics-informed neural networks, PINNs)和神经算子(neural operators)为物理—数据融合提供了新的实现方式。PINNs通过将控制方程、初始与边界条件或守恒关系引入训练目标,可在实测样本有限的条件下开展物理场推演和参数反演。相关方法已应用于电力变压器温度场重构^[55]以及GIS振动系统等效阻尼参数反演与故障诊断^[56-59]。神经算子则通过学习输入函数与物理场解之间的映射,实现不同工况和边界条件下物理场的快速预测;目前已逐步应用于复杂几何、多输入和多尺度偏微分方程求解^[60],并用于加速电机电磁场有限元计算^[61]。

在高压断路器数字化样机中,物理—数据融合方法可分别应用于不同状态重构与风险评估任务。对于温升问题,其过程相对慢且具有明显热惯性,可结合热传导方程、热网络模型和有限测温数据,对复杂边界换热和时变热参数进行学习与修正,实现内部温度场重构和热风险预警;对于机械问题,分合闸过程具有强瞬态、冲击和弹跳等特征,可融合位移、振动、线圈电流等信号与动力学约束等,实现动作过程推演、碰撞力重构和触头弹跳识别;对于绝缘问题,可结合电场分布、局部放电信号和退化规律,建立外部响应与局部电场畸变、绝缘薄弱状态之间的关联,实现绝缘裕度评估和击穿风险预警;对于开断问题,其过程涉及电弧、传热和介质恢复等强瞬态多物理场耦合,可结合开断电流、电压、燃弧时间和触头烧蚀信息,利用机理模型提供物理先验,并通过建立模型实现开断可靠性和电寿命的快速评估。由此可见,不同物理域应根据其时间尺度、主导机理和可测信息,选择相应的物理模型、数据介入位置和融合方式;同时,模型有效性仍取决于边界条件、参数标定、样本质量及跨工况验证。物理—数据融合方法能够在低侵入可测信号与内部关键状态之间建立映射关系,是支撑高压断路器数字化样机在线分析、状态评估和智能运维的重要技术路径。

综上所述,物理—数据融合建模的关键在于根据设备机理和应用任务合理划分物理模型与数据模型的作用边界。对于机理明确、结构稳定的部分,应尽量保留物理模型的拓扑关系和守恒约束;

对于机理复杂、参数不确定或计算代价较高的部分,则可引入数据驱动模型进行补偿和加速。通过这种方式,数字化样机能够在保证计算效率的同时提升模型的物理可信度和跨工况泛化能力,为高压断路器内部状态推演、关键参数反演、模型在线校正和风险评估提供统一的建模思路。

4 结论与展望

文中围绕高压断路器数字化样机的关键技术进行了综述,首先分析了数字孪生技术支撑与数字化样机的功能定位,进而从多物理域数字化需求、内部状态重构需求和技术挑战等方面梳理了高压断路器数字化样机的应用需求,并进一步总结了实时推演/反演、模型校正与一致性评估以及物理—数据融合建模等关键技术路径。未来物理—数据融合建模的具体实现策略将作为后续研究重点进一步展开,以形成面向高压断路器的统一方法体系支撑。

高压断路器的关键功能状态主要体现在分合闸动作、电弧演化及弧后介质恢复等毫秒级瞬态过程中,相关信号具有变化快、非平稳和多物理域耦合等特征。受设备结构封闭、高电位、强电磁干扰及传感器布置受限等因素影响,其内部瞬态状态难以直接、完整获取。因此,高压断路器数字化样机的核心在于利用有限的低侵入可测信号,实现对内部关键状态的在线推演、参数反演和风险评估。与传统离线仿真模型或单一在线监测系统相比,数字化样机不仅需要具备较高的计算效率,还需要保证模型结果的物理可信度和动态一致性。其中,实时推演/反演模型可支撑关键状态的快速识别,模型校正与一致性评估可维持虚拟模型与物理设备之间的同步关系,物理—数据融合方法则为提高模型的可解释性、泛化能力和工程可信度提供支撑。

未来,高压断路器数字化样机需要围绕感知、数据、模型、校正、评估和平台接入等诸多环节形成完整的工程技术链。首先,应面向开断、绝缘、温升和分合闸动作等不同时间尺度的物理过程,优化低侵入传感器配置,提升电流、电压、温度、位移、振动和局部放电等多源信号的同步采集与事件触发能力。其次,应建立覆盖数据采集、时间对齐、质量评价、异常处理和样本标注的数据管理体系,并结合高保真数值仿真、型式试验和现场运行数据,逐步构建面向不同设备类型、运行工况和退化状态的标准化样本库。针对数字化样机的计算模型,应形成由多种模型组成的模型库,明确模型输入、输出、适用范围和

调用接口,实现内部温度、绝缘薄弱状态及介质恢复能力等关键状态的在线推演与反演。针对设备个体差异、工况变化和长期老化引起的模型失配,还需建立基于现场数据和数值仿真模型的模型校正与一致性评估机制,并通过误差指标、不确定性量化、跨工况验证和现场试验校核开展可信度评价。最后,应统一数据格式、模型接口、服务调用和评价指标,推动数字化样机形成“传感器采集→数据处理→推演/反演模型构建→模型校正与一致性评估→平台服役”的闭环,推动高压断路器数字化样机成为连接设备设计、运行监测和智能运维的重要技术载体,为电力装备全寿命周期管理提供支撑。

参考文献:

- [1] Nuruzzaman M, Limon G Q, Chowdhury A R, et al. Predictive maintenance in power transformers: a systematic review of AI and IoT applications[J]. ASRC Procedia: Global Perspectives in Science and Scholarship, 2025, 1(1): 34-47.
- [2] Mamillapalli S R P K, Nrusimhadevara S R V. Optimizing transmission system performance through predictive maintenance strategies [C]//2024 4th International Conference on Emerging Frontiers in Electrical and Electronic Technologies (ICEFEET), 2024: 1-6.
- [3] Wang Hai, Lin Peng, Hou Zonghou, et al. Research on intelligent monitoring and maintenance technology of substation based on digital twin[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2136(1): 012029.
- [4] Pan Huaming, Dou Zhenlan, Cai Yanxing, et al. Digital twin and its application in power system[C]//2020 5th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), 2020: 21-26.
- [5] 盛戈皞, 钱 勇, 罗林根, 等. 面向新型电力系统的数字化电力设备关键技术及其发展趋势[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1765-1778.
- [6] Sheng Gehao, Qian Yong, Luo Ling, et al. Key technologies and development trends of digital power equipment for new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1765-1778.
- [7] 张知先, 雷嘉丽, 陈伟根, 等. 基于多参量光纤F-P传感的变压器局部放电与油温传感方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 58-65.
- [8] Zhang Zhixian, Lei Jiali, Chen Weigen, et al. Transformer's partial discharge and oil temperature sensing method based on multi-parameter fiber optic F-P sensing[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 58-65.
- [9] 宋雨轩, 陈伟根, 张知先, 等. 基于光纤迈克尔逊干涉仪的GIS内置局部放电超声传感技术[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 3088-3097.
- [10] Song Yuxuan, Chen Weigen, Zhang Zhixian, et al. Ultrasonic sensing technology of partial discharge built into GIS based on fiber optic Michelson interferometry[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3088-3097.
- [11] 王 霞, 樊卓杨, 吴 超, 等. 外置光纤光栅传感器测量电缆附件界面压力的方法研究[J]. 高电压技术, 2022, 48(1): 38-46.
- [12] Wang Xia, Fan Zhuoyang, Wu Chao, et al. External fiber grating sensor used for measurement of interface pressure between cable and accessory[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 38-46.
- [13] Al-jumaili A H A, Muniyandi R C, Hasan M K, et al. Big data analytics using cloud computing based frameworks for power management systems: status, constraints, and future recommendations[J]. Sensors, 2023, 23(6): 2952.
- [14] He L, Li L, Li M, et al. A deep learning approach to the transformer life prediction considering diverse aging factors[J]. Frontiers in Energy Research, 2022(10): 930093.
- [15] Rokani V, Kaminaris S D, Karaisas P, et al. Power transformer fault diagnosis using neural network optimization techniques[J]. Mathematics, 2023(11): 4693.
- [16] Wright L, Davidson S. How to tell the difference between a model and a digital twin[J]. Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences, 2020, 7(1): 13.
- [17] Tao Fei, Xiao Bin, Qi Qinglin, et al. Digital twin modeling[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022(64): 372-389.
- [18] Botín-sanabria D M, Mihaita A S, Peimbert-garcía R E, et al. Digital twin technology challenges and applications: a comprehensive review[J]. Remote Sensing, 2022(14): 1335.
- [19] 宋学官, 来孝楠, 何西旺, 等. 重大装备形性一体化数字孪生关键技术[J]. 机械工程学报, 2022, 58(10): 298-325.
- [20] Song Xueguan, Lai Xiaonan, He Xiwang, et al. Key technologies of shape-performance integrated digital twin for major equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(10): 298-325.
- [21] Darian L, Kontorovich L. Electrical power equipment digital twins basic principles and technical requirements[J]. E3S Web of Conferences, 2021(288): 01029.
- [22] 杨 帆, 吴 涛, 廖瑞金, 等. 数字孪生在电力装备领域中的应用与实现方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(5): 1505-1521.
- [23] Yang Fan, Wu Tao, Liao Ruijin, et al. Application and implementation method of digital twin in electric equipment[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(5): 1505-1521.
- [24] 刘亚东, 陈 思, 丛子涵, 等. 电力装备行业数字孪生关键技术与应用展望[J]. 高电压技术, 2021, 47(5): 1539-1554.
- [25] Liu Yadong, Chen Si, Cong Zihan, et al. Key technology and application prospect of digital twin in power equipment industry[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(5): 1539-1554.
- [26] 江俊杰, 胡 军, 马国明, 等. 数字化电力装备专用传感应用需求与发展趋势[J]. 高电压技术, 2024, 50(8): 3271-3302.
- [27] Jiang Junjie, Hu Jun, Ma Guoming, et al. Application requirements and development trend of special sensors in digital electrical equipment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3271-3302.
- [28] 廖瑞金, 罗 豪, 成 立, 等. 面向数字孪生变压器的计算机辅助运维(CAM+)构架与关键技术[J]. 高电压技术, 2024, 50(3): 924-940.
- [29] Liao Ruijin, Luo Hao, Cheng Li, et al. Computer aided maintenance (CAM+) framework and key technologies towards digital twin transformers[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 924-940.
- [30] 杨 帆, 郝翰学, 王鹏博, 等. 电力装备多物理场数值计算发展现状[J]. 高电压技术, 2023, 49(6): 2348-2364.
- [31] Yang Fan, Hao Hanxue, Wang Pengbo, et al. State of the art of multiphysics simulation technology for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(6): 2348-2364.

- [22] Gong Helin, Cheng Sibao, Chen Zhang, et al. Data-enabled physics-informed machine learning for reduced-order modeling digital twin: application to nuclear reactor physics[J]. Nuclear Science and Engineering, 2022, 196(6):668-693.
- [23] Luan Junqi, Li Shuying, Cao Yunpeng, et al. Application of a surrogate model for condition monitoring of a digital twin gas turbine[J]. Applied Mathematical Modelling, 2025(137):115683.
- [24] 刘亚东, 严英杰, 严波, 等. 电力装备内部状态反演重构研究框架与应用展望[J]. 高电压技术, 2022, 48(8):2883-2896.
- Liu Yadong, Yan Yingjie, Yan Bo, et al. Framework and application prospect of internal state inversion and reconstruction of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8):2883-2896.
- [25] Yu Gang, Lin Dinghao, Wang Yi, et al. Digital twin-enabled and knowledge-driven decision support for tunnel electromechanical equipment maintenance[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2023(140):105318.
- [26] Liu Shaoguang, Ma Chi, Wang Jinhe, et al. A construction method for the knowledge graph of power equipment based on ontology modeling[C]//2023 8th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE), 2023:1782-1790.
- [27] GB/T 46237—2025 信息技术 数字孪生能力成熟度模型[S]. GB/T 46237—2025 Information technology - capability maturity model for digital twin[S].
- [28] IEEE 3144: 2025 IEEE standard for digital twin maturity model and assessment methodology in industry[S].
- [29] CIGRE Joint Working Group A2/D2.65. Transformer digital twin-concept and future perspectives[R]. Paris: CIGRE, 2023.
- [30] 崔兆仑, 郭曼婷, 叶泳钦, 等. 电力装备数字孪生运维技术的发展态势、评价体系与前景展望[J]. 高电压技术, 2025, 51(5):2285-2299.
- Cui Zhaolun, Guo Manting, Ye Yongqin, et al. Development trend, evaluation system and prospect outlook of digital twin operation and maintenance technology for electric power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(5):2285-2299.
- [31] 陶飞, 张辰源, 戚庆林, 等. 数字孪生成熟度模型[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(5):1267-1281.
- Tao Fei, Zhang Chenyuan, Qi Qinglin, et al. Digital twin maturity model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(5):1267-1281.
- [32] Ares de parga S, Bravo J R, Sibuet N, et al. Parallel reduced-order modeling for digital twins using high-performance computing workflows[J]. Computers & Structures, 2025(316):107867.
- [33] Wang Liang, Dong Xueqing, Jing Lantao, et al. Research on digital twin modeling method of transformer temperature field based on POD[J]. Energy Reports, 2023(9):299-307.
- [34] Gong Helin, Cheng Sibao, Chen Zhang, et al. An efficient digital twin based on machine learning SVD autoencoder and generalised latent assimilation for nuclear reactor physics[J]. Annals of Nuclear Energy, 2022(179):109431.
- [35] Bárkányi Á, Chován T, Németh S, et al. Modelling for digital twins-potential role of surrogate models[J]. Processes, 2021, 9(3):476.
- [36] Liu Xinyu, Han Xu, Wang Honghui, et al. A modelling and updating approach of digital twin based on surrogate model to rapidly evaluate product performance[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 129(11):5059-5074.
- [37] Kaithal, Ranu R, Pal R. Using reduced-order and data-driven techniques, mathematical modelling and real-time optimization of digital twins for cyber-physical systems[J]. International Journal of Applied and Behavioral Sciences, 2025, 2(2):60-72.
- [38] Liu Shimin, Sun Yicheng, Zheng Pai, et al. Establishing a reliable mechanism model of the digital twin machining system: an adaptive evaluation network approach[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022(62):390-401.
- [39] 陆涵, 张霖, 王昆玉, 等. 装备数字孪生可信评估框架研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(7):1455-1471.
- Lu Han, Zhang Lin, Wang Kunyu, et al. A framework on equipment digital twin credibility assessment[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(7):1455-1471.
- [40] Zhang He, Qi Qinglin, Tao Fei. A consistency evaluation method for digital twin models[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022(65):158-168.
- [41] Hao Caihua, Wang Zhaoyu, Zou Yi, et al. Self-learning time-varying digital twin system for intelligent monitoring of automatic production line[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2456(1):012021.
- [42] Lopez P C, Udugama I A, Thomsen S T, et al. Towards a digital twin: a hybrid data-driven and mechanistic digital shadow to forecast the evolution of lignocellulosic fermentation[J]. Biofuels, Bioproducts and Biorefining, 2020, 14(5):1046-1060.
- [43] Arcones D A, Weiser M, Koutsourelakis F S, et al. Evaluation of model bias identification approaches based on bayesian inference and applications to digital twins[C]//5th ECCOMAS Thematic Conference on Uncertainty Quantification in Computational Sciences and Engineering, 2023:1-15.
- [44] Yoon S, Lee S, Kye S, et al. Seismic fragility analysis of deteriorated bridge structures employing a UAV inspection-based updated digital twin[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2022, 65(12):346.
- [45] Chinesta F, Cueto E, Guevelou S. Material forming digital twins: the alliance between physics-based and data-driven models[J]. Key Engineering Materials, 2022(926):3-14.
- [46] Zhao Z, Ding X, Prakash B A. PINNsFormer: a transformer-based framework for physics-informed neural networks[EB/OL]. [2026-03-08]. <https://arxiv.org/abs/2307.11833>.
- [47] Li Zhenyu. A review of physics-informed neural networks[J]. Applied and Computational Engineering, 2025(133):164-172.
- [48] Kim D, Lee J. A review of physics informed neural networks for multiscale analysis and inverse problems[J]. Multiscale Science and Engineering, 2024, 6(1):1-11.
- [49] Mowlavi S, Nabi S. Optimal control of PDEs using physics-informed neural networks[J]. Journal of Computational Physics, 2023(473):111731.
- [50] Ciampaglia A, Fiumarella D, Boursier Niutta C, et al. Physics based data driven method for the crashworthiness design of origami composite tubes[J]. International Journal of Mechanics and

- finger structure based on finite element method and neural network method[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(3): 176-183.
- [20] 任 岩. 人工心脏泵用无刷直流电机的设计研究[D]. 济南: 山东大学, 2024.
- Ren Yan. Study on design of brushless DC motor for artificial heart pump[D]. Jinan: Shandong University, 2024.
- [21] 魏依宁, 邵一兵, 季晓芬. 基于改进非支配排序遗传算法的服装吊挂生产线平衡优化[J]. 浙江理工大学学报(自然科学版), 2025, 53(2): 246-253.
- Wei Yining, Shao Yibing, Ji Xiaofen, et al. Balance optimization of garment hanging assembly line based on improved non-dominated sorting genetic algorithm II[J]. Journal of Zhejiang Sci - tech University(Natural Sciences Edition), 2025, 53(2): 246-253.
- [22] 谢翔宇. 面向高铁转向架设计的Kriging模型优化方法[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2023.
- Xie Xiangyu. Optimization method based on Kriging model for high-speed rail bogie design[D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2023.
- [23] 欧 朝, 梁海龙, 龙垚松, 等. 基于代理模型的高超飞行器头部构型多目标智能优化研究[J]. 兵器装备工程学报, 2025, 46(7): 200-208.
- Ou Chao, Liang Hailong, Long Yaosong, et al. Research on multi-objective intelligent optimization of hypersonic vehicle head configuration based on agent model[J]. Journal of Ordnance
- Equipment Engineering, 2025, 46(7): 200-208.
- [24] 冯龙祥, 汤旭晶, 李 昕, 等. 计及电池全寿命周期的船舶复合储能多目标容量配置研究[J]. 中国航海, 2023, 46(1): 30-38.
- Feng Longxiang, Tang Xuqing, Li Xin, et al. Configuring ship duplex energy storage when capacity life cycle of cell is taken into account[J]. Navigation of China, 2023, 46(1): 30-38.
- [25] 郭来欣, 李 志, 谢 磊, 等. 双极直流微电网单一储能系统的电压平衡方法[J]. 电力科学与技术学报, 2026, 41(1): 218-232.
- Guo Laixin, Li Zhi, Xie Lei, et al. Voltage balancing method for single energy storage system in bipolar DC microgrid[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(1): 218-232.
- [26] 董朋林, 陈久朋, 王 森, 等. 复杂背景下基于YOLO-insulator模型的绝缘子小目标缺陷检测研究[J]. 电力科学与技术学报, 2026, 41(1): 262-276.
- Dong Penglin, Chen Jiupeng, Wang Sen, et al. Small object defect detection of insulators based on YOLO-insulator model in complex background[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(1): 262-276.
- 吴芊娅(2001—), 女, 硕士, 主要研究方向为高电压绝缘技术(E-mail: 3137536179@qq.com).
- 杨 昊(1988—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为高电压绝缘技术(通信作者)(E-mail: yanghao@xpu.edu.cn).

(上接第68页)

- Materials in Design, 2024, 20(3): 445-462.
- [51] Jeong Y, Jo J, Lee T, et al. Combined analysis of thermofluids and electromagnetism using physics - informed neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024(133): 108216.
- [52] Wang Xi, Yin Zhenyu, Wu Wei, et al. Neural network-augmented differentiable finite element method for boundary value problems [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2025(285): 109783.
- [53] Zhou Liang, Sun Hai, Fan Dongyan, et al. Flow prediction of heterogeneous nanoporous media based on physical information neural network[J]. Gas Science and Engineering, 2024(125): 205307.
- [54] Tang Peng, Zhao Zhiguo, Li Haodi. Transient temperature field short-term prediction of electric drive gearbox based on thermal network static and dynamic graph construction[J]. Applied Thermal Engineering, 2024(248): 123323.
- [55] Tang P, Zhang Z, Tong J, et al. Predicting transformer temperature field based on physics-informed neural networks[J]. High Voltage, 2024, 9(4): 839-852.
- [56] Li Yuhang, Lyu Yuhui, Yan Yingjie, et al. Physics-informed neural networks for robust equivalent damping parameter inversion and fault diagnosis in gas-insulated switchgear vibration systems[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 24521.
- [57] 徐方维, 唐佳飞, 郭 凯, 等. 基于机理模型和数据驱动融合的电电压暂降响应特性分析[J]. 电力工程技术, 2026, 45(5): 3-14.
- Xu Fangwei, Tang Jiafei, Guo Kai, et al. Analysis for voltage sag response characteristics based on the fusion of mechanism models and data - driven approaches[J]. Electric Power Engineering Technology, 2026, 45(5): 3-14.
- [58] 毛雅婷, 权 浩, 孙新宇. 机理—数据双驱的变压器改进热路模型和热点温度计算[J]. 电力工程技术, 2026, 45(4): 112-122.
- Mao Yating, Quan Hao, Sun Xinyu. Improved thermal circuit model and hot spot temperature calculation of oil-immersed transformer based on mechanism - data - driven approaches[J]. Electric Power Engineering Technology, 2026, 45(4): 112-122.
- [59] 刘昱轩, 徐志钊, 胡伟涛, 等. 基于多特征量的GIS触头温度预测方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(1): 212-219.
- Liu Yuxuan, Xu Zhiniu, Hu Weitao, et al. GIS contact temperature prediction method based on multiple parameters[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(1): 212-219.
- [60] Hao Z, Wang Z, Su H, et al. GNOT: a general neural operator transformer for operator learning[C]//Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning, 2023: 12556-12569.
- [61] Guo Zhengke, Gu X D, Chen Shikui. Accelerating electric-magnetic machine simulation using the fourier neural operator (FNO)[C]//Proceedings of the ASME 2025 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, 2025: 1-13.
- 黄 镭(1995—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力开关数字化(E-mail: radiumh@foxmail.com).
- 耿英三(1963—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电器智能化理论与技术、真空电弧理论及真空电器等(通信作者)(E-mail: ysgeng@mail.xjtu.edu.cn).