

基于 AI 的柔直换流阀数字孪生应用关键技术探索

高征宇

安世亚太科技股份有限公司上海第三分公司

DOI:10.32629/acair.v4i2.20393

[摘要] 本文围绕柔直换流阀的应用场景,探索构建高置信度数字孪生系统,首先通过构建等效模型作为标准数值,随后采用参数敏感度分析确定输入输出,依托神经网络模型实现模型降阶,构建了反映子模块平均运行状态、可实现快速推演的数字孪生系统,支撑了换流阀子模块的孪生分析、故障诊断等智能运维应用,实现了人工智能在电力能源装备状态推演与智能运维中的新型应用,相关成果可供业内人士参考借鉴。

[关键词] 柔直换流阀; 深度神经网络; 孪生系统

中图分类号: G250.72 **文献标识码:** A

Exploration on Key Technologies of AI-Based Digital Twin Application for VSC-HVDC Converter Valves

Zhengyu Gao

PERA Global Technology Co., Ltd. Shanghai Third Branch

[Abstract] Focusing on the application scenarios of VSC-HVDC converter valves, this paper explores the construction of a high-confidence digital twin system. Firstly, an equivalent model is established as the standard reference value, and then parameter sensitivity analysis is adopted to determine inputs and outputs. On this basis, model order reduction is realized via neural network models, and a digital twin system is constructed that reflects the average operating state of submodules and enables rapid deduction. The system supports intelligent operation and maintenance applications such as twin analysis and fault diagnosis for converter valve submodules, and realizes a novel application of artificial intelligence in state deduction and intelligent operation and maintenance for power and energy equipment. Relevant results can provide references for professionals in the field.

[Key words] VSC-HVDC converter valves; deep neural networks; digital twin systems

引言

在数字经济深度渗透、产业数字化转型加速推进的当下,物理世界与数字空间的深度融合已成为推动各行业高质量发展的核心趋势,数字孪生(Digital Twin, DT)作为实现这一融合的关键技术载体,凭借其“虚实映射、实时交互、动态优化”的核心特性,逐步从概念验证阶段迈入规模化应用期,成为破解传统产业瓶颈、赋能新兴领域创新的重要引擎。数字孪生技术通过整合物联网(IoT)、人工智能(AI)、云计算、高精度建模等前沿技术,构建物理实体的动态虚拟镜像,实现“数据采集-建模仿真-决策反馈-物理优化”的闭环链路,打破了物理世界与数字空间的信息壁垒,为各领域提供了全生命周期的智能化解决方案,其应用价值已在工业制造、智慧城市、能源电力、医疗健康等多个领域得到充分印证。

尽管数字孪生技术的应用已取得显著成效,但在规模化落地过程中仍面临诸多核心技术瓶颈,其中建模的准确性与计算

的复杂性尤为突出,成为制约其向高阶应用升级的关键因素:在建模准确性方面,当前数字孪生建模多依赖单一数据源或简化模型假设,难以精准复刻物理实体的复杂特性、动态行为及多场耦合效应,尤其是在复杂工业设备、大型基础设施等场景中,几何误差、物理参数偏差等问题频发,导致虚拟镜像与物理实体的一致性不足,直接影响仿真分析、故障预判的可靠性;在计算复杂性方面,随着数字孪生应用场景的拓展,虚拟镜像需整合海量实时监测数据、多尺度模型信息,且需实现虚实双向实时交互,导致计算量呈指数级增长,不仅对算力资源提出极高要求,还易出现数据延迟、仿真卡顿等问题,难以满足实时决策、动态优化的实际需求。

本文结合柔直换流阀子模块的智能数字孪生运维系统的实践案例,阐释了基于AI的数字孪生系统的构建过程,并围绕基于AI的高置信度建模、模型降阶设计等关键问题进行了描述。

1 数字孪生系统建设方案

该系统围绕柔直换流阀子模块的性能测试,将人工智能技术应用于数字孪生建模过程中。首先利用Maxwell方程组与热传递方程构建电场、磁场与温度场精细化仿真模型的基础上,基于POD降阶的神经网络深度学习方式,通过对多物理场仿真生成的大量物理结果数据进行训练,实现了对阀子模块运行状态的高精度孪生建模。驱动神经网络模型对百万级网格数据点进行实时数据重构与特征提取,达成了从全量机理计算到三维动态渲染的秒级响应,使虚拟传感输出与物理传感保持同步,极大增强了仿真交互的实时性。关键环节包括。

1.1 阀塔的热特性分析

根据换流阀的结构特征,工况特性对换流阀核心部件以及整体的换热进行研究,分析不同尺度部件之间的共轭换热原理、换热管路的流动与散热,作为三维仿真建模与多尺度耦合的理论支撑。

1.2 换流阀阀塔级多尺度耦合温度场模型

建立阀塔整体、阀塔各个主要部件0维热降阶模型、0维阀塔冷却系统降阶模型之间多尺度的耦合关系形成最终的0维阀塔热降阶模型。阀塔级多尺度耦合温度场0维降阶模型用于最终的数据输出,平台部署快速计算与可视化。

1.3 基于AI的阀模组降阶模型开发

根据阀塔主要部件三维仿真模型与阀塔冷却管路系统三维仿真模型,利用神经网络降阶技术进行降阶,形成阀塔主要部件0维热降阶模型。

2 换流阀阀模组主要、次要部件等效模型

换流阀物理场多样复杂,尺度差异大,仿真建模复杂性强。采用单物理场建模、多物理场耦合的策略以应对物理场多样性与尺度差异带来的建模复杂性。这种方法将高维耦合问题分解为多个可管理的子问题,显著降低了整体建模复杂度,并允许针对不同物理场采用专业化的仿真工具与网格策略,在保证精度的前提下实现了复杂系统的可建模性。

2.1 阀模组级详细三维仿真建模

对于重点仿真评估对象的IGBT模组,进行IGBT损耗模型建模用于计算不同电流、电压工况下IGBT损耗(其他次要发热模组内部元件的损耗由理论计算或测试获得)。并通过热测试试验确定仿真分析所需的材料参数。最后利用CFD考虑IGBT模组内部详细结构的固体热传导、气隙间的热辐射换热、IGBT散热模块的水冷换热特性及模组壳体外部对流换热特性建立IGBT电热耦合详细模型。

其中提供热损耗的IGBT电热耦合模型通过IGBT模组产品规格中获取的试验数据结合理论公式进行建模。首先从IGBT模组产品的规格书中提取关键的测试数据,包括在不同工作条件下的电压、电流、温度和开关频率等参数下的IGBT损耗特性曲线。然后,将测试数据与IGBT损耗计算理论公式相结合,构建出一个高精度的热损耗模型,该模型能够准确计算IGBT在特定工作条件下的热损耗行为。最终获得IGBT模组的损耗模型。

2.2 阀塔各部件等效仿真建模

基于阀塔中发热组件的构成对单个阀塔中的各个发热组件如IGBT散热模组、控制机柜、控制板卡、电容器机箱进行结构剖析,材料热特性分析与各种工况下功耗的研究。对主要发热的IGBT模组与次要发热组件进行高度模型简化,利用等效的材料参数与高度简化的模型使用CFD对各个种类的发热组件进行等效热模型建立。

分别对各个IGBT散热模组,IGBT控制机柜模组,控制板卡模组,电容器模组进行详细的结构剖析并建立包含各发热模组内部各元件、结构、材料层级的设备级三维结构建模。利用CFD分别对各模组进行散热仿真分析,进行各模组的热阻网络等效,获得热阻网络模型。

在CFD中对单个阀塔管路冷却系统建立三维建模,并以阀塔冷却系统的典型流量工况条件进行三维仿真分析获得阀塔各IGBT冷却管路的流量分配情况,结合典型工况下的现场红外温度监测评估获得阀塔中冷却水流量最低温升最恶劣的IGBT模组位置作为重点详细仿真评估对象。

使用CFD联合单个阀塔的冷却管路三维系统模型,IGBT电热耦合详细模型,各次要发热模组的热网络模型与阀塔内部的流动等效模型形成一个单阀塔的换热系统。根据阀塔各组件、等效模型之间的换热方式建立各个组件、等效模型面与面之间换热耦合的关系。最后获得能够体现阀塔中各类热量交换因素的详细阀塔级冷却系统与详细IGBT散热模组三维共轭换热仿真模型。

基于详细的单个阀塔冷却系统模型,根据管道的参数特征如直管、弯管、管径、管长,利用Modelica流体系统库进行一维管路模型建模。

3 基于神经网络的模型降阶

换流阀仿真模型网格量多,计算时间长,难以应用于换流阀的运维。因此需要对一维,模型进行降阶。本方案采取基于神经网络的模型降阶技术,其核心思路是将神经网络的强大非线性拟合、自适应学习能力与传统降阶方法的优势相结合,实现高维复杂模型的高效降阶与精准建模。

基于神经网络的模型降阶方法的核心流程主要包括数据预处理、特征提取、降阶映射建模与模型验证四个环节:首先,通过数值仿真或物理实验获取高维物理系统的样本数据,包括系统输入参数、状态变量及输出响应等,经过去噪、归一化等预处理操作,确保数据的有效性与一致性;其次,可结合POD方法先对高维数据进行初步降维,提取主导特征模态作为神经网络的输入,或直接将高维数据输入神经网络,由网络自主学习并提取低维特征表示;随后,构建合适的神经网络结构(如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络RNN、长短时记忆网络LSTM等),训练网络实现高维数据与低维特征之间的双向映射,完成降阶模型的构建;最后,通过未参与训练的测试数据验证降阶模型的精度、实时性与泛化能力,根据验证结果优化网络结构与超参数,确保降阶模型能够满足实际应用需求。各主要步骤关键点如下。

3.1 高置信度多尺度耦合温度场建模

基于详细IGBT热模型,详细冷却管路系统模型,各IGBT模组热阻等效模型,各次要发热模组热阻等效模型,阀塔级散热模型以及环境温度与流动的互相关系进行各个部件模型的多尺度耦合,形成阀塔整体的耦合仿真建模,用于神经网络训练数据的输出模型。

3.2 参数确定及取样方法

在进行降阶用数据的批量计算输出前需要确定输入输出的参数/工况范围以及在此范围内的取样数量与取样方法。工况范围采取阀模组、阀塔运行时各类参数的最高最低值作为取值样本的整体空间,对于样本空间内的取样方法利用采用参数敏感性分析算法进行。本方案中,降阶前的数据准备通过使用拉丁超立方的算法对数据样本进行高效的描述,进行合理取样密度的分布。

拉丁超立方方法(Latin Hypercube Sampling, LHS)是一种用于参数敏感性分析和参数选取的统计方法。它可以帮助确定模型中各个参数对输出结果的影响程度,以及选择合适的参数组合,具体流程与方法如下:

(1)确定参数范围和数量:首先需要确定要进行敏感性分析的参数以及它们的取值范围。这些参数可能是模型输入的常数、变量或假设。

(2)划分参数空间:将每个参数的取值范围均匀地划分为若干个区间。例如,如果一个参数的取值范围是0到10,可以将其等分为10个区间,每个区间的长度为1。

(3)生成参数组合:对于每个参数,从相应的区间中随机选择一个值,确保每个参数的不同取值都被充分考虑。这样生成的参数组合构成了拉丁超立方抽样。

(4)运行模型:使用每组参数取值来运行模型,并记录输出结果。可以多次重复此步骤以获取更多数据点,以增加统计可靠性。

(5)敏感性分析:通过统计分析得出各参数对输出结果的敏感程度。通常使用相关性分析、回归分析或其它统计方法来评估参数与输出之间的关系,以确定哪些参数对输出结果具有显著影响。

对于参数选取,拉丁超立方方法可以帮助在给定的参数空间内生成一组均匀分布的参数组合。这有助于避免对参数空间的重复采样,并确保参数组合的多样性,可在参数空间内寻找全局最优解而不仅仅是局部最优解。



图1 拉丁超立方参数敏感性分析

3.3 基于POD方法的初步降维

模型降阶方法主要是基于POD方法的数据降维。目前,POD降维方法是对多维度的物理过程使用最佳正交级数展开进行低维描述,进而减少描述物理过程所需存储的数据量的最高效的方法。

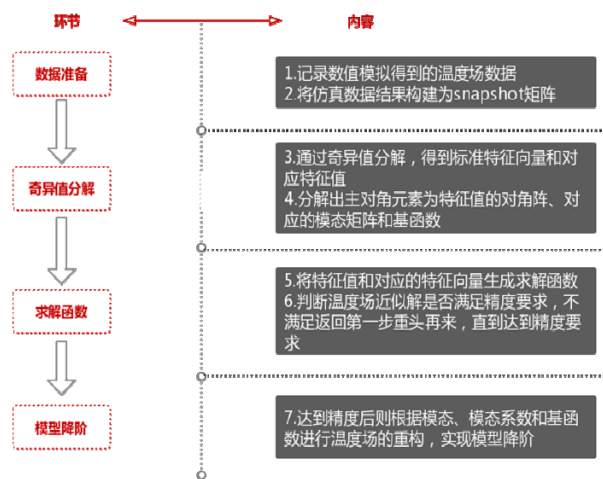


图2 POD模型降阶方法

稳态、暂态POD降阶的过程如图2所示:

(1)基于4.2节确定影响因子较高的参数,例如:阀塔模型可选择水冷流量、水温、电压、电流等作为模型的特征值,以IGBT损耗、整体温度作为目标值构建snapshot(瞬像),建立原始数据矩阵;

(2)对已有的原始矩阵展开特征值分解,捕捉每个工况下阀厅温度场的模态系数和对应基函数的模态集合;

(3)进一步分析模态、模态能量以及模态能量对流场的贡献度的关联度,确定重构流场所需的模态数,做到重构流场和数值模拟流场的高度吻合;

(4)基于4.1节高精度建模结果作为标准值,建立相应的误差评估体系来判断降阶模型的精度是否能够匹配实际标准,若不达标则返回第一步重新构建全阶矩阵,重复前三步操作;若达到标准,则可判断该降阶模型具备较高的结果可信度。

3.4 基于神经网络的模型降阶

3.4.1 神经网络结构选取

结合数字孪生等实际应用场景的核心需求,构建适配性强的神经网络结构,其中卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、长短时记忆网络(LSTM)及各类改进型变体是该领域应用最广泛的结构选型,具体选型需严格结合数据特性与场景需求科学确定。

对于具有明显空间分布特征的高维数据(如数字孪生场景中的设备几何参数、多传感器空间分布数据、结构应力分布数据等),优先选用CNN结构,其通过卷积核的滑动计算提取数据的空间特征,能够有效压缩空间冗余信息,显著提升降阶效率与特征提取精度。

对于具有时序动态演化特性的数据(如数字孪生设备运行状态时序数据、多物理场动态演化数据、传感器实时监测时序数据等),RNN及其改进型LSTM更为适配,其中LSTM通过输入门、遗忘门、输出门的门控机制,有效解决了传统RNN训练过程中的梯度消失与梯度爆炸问题,能够精准捕捉时序数据中的长期依赖关系,完美适配数字孪生虚实实时交互、动态演化的核心需求。

对于兼具空间分布与时序动态双重特征的复杂高维数据(如数字孪生车间多设备协同运行的时空耦合数据),可采用CNN-LSTM混合结构,实现空间特征与时序特征的协同提取,进一步提升降阶模型的适配性。

3.4.2模型构建

网络结构确定后,需结合降阶任务需求选取合适的损失函数与优化器,其中均方误差损失函数(MSE)适用于回归类降阶任务,交叉熵损失函数适用于分类类降阶相关任务,优化器优先选用Adam优化器(收敛速度快、自适应调整学习率),若存在数据不平衡问题可选用SGD优化器并搭配动量项改进,随后以高维数据为输入、低维特征为输出,开展神经网络训练,通过迭代更新网络权重与偏置参数,逐步优化高维数据与低维特征之间的双向映射关系——既要实现高维数据向低维特征空间的高效压缩,也要通过低维特征精准重构高维数据,最终完成降阶模型的构建。

3.4.3模型校验及优化

最后,通过未参与训练的测试数据开展全面的模型验证工作,验证指标需全面覆盖精度、实时性与泛化能力三个核心维度,确保降阶模型满足实际应用要求:精度验证采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)作为核心评价指标,结合相对误差进一步验证,确保降阶模型与全阶模型的输出偏差控制在工程

可接受范围内(通常不超过5%);实时性验证通过对比降阶模型与全阶模型的单次推理时间、批量数据处理效率,评估模型的实时响应能力,满足数字孪生虚实实时交互、快速仿真的需求;泛化能力验证通过输入不同工况、不同参数范围的测试数据,观察模型输出稳定性与精度变化,避免模型出现过拟合现象。

根据验证结果,针对性优化网络结构(如调整网络层数、卷积核大小、隐藏层神经元数量、门控机制参数等)与超参数(如学习率、迭代次数、正则化系数、批量大小等),通过多次迭代优化,直至降阶模型能够完全满足数字孪生等实际应用场景的核心需求,为后续数字孪生建模的准确性与计算效率提升提供支撑。

4 结束语

本文结合数字孪生与AI技术优势,针对柔直换流阀数字孪生构建的核心瓶颈,重点探讨了POD与神经网络融合模型降阶方法的应用价值。柔直换流阀结构精密、运行复杂,其数字孪生构建面临建模精度与计算效率等难题,AI技术的融入为破解这些难题提供了有效路径。本文的探索完善了AI与柔直换流阀数字孪生融合的技术体系,为柔性直流输电核心设备智能化升级提供了理论与实践参考。

参考文献

- [1]张磊,王健.基于PINN-POD混合模型的柔直换流阀数字孪生降阶方法[J].中国电机工程学报,2025,45(12):4123-4132.
- [2]李娜,陈明,赵伟,等.特高压柔直换流阀数字孪生建模及AI故障诊断研究[J].电力系统自动化,2024,48(18):134-142.
- [3]王浩,李娟,张鹏.基于LSTM-POD的柔直换流阀多物理场仿真降阶技术[J].电工技术学报,2024,39(7):1689-1700.
- [4]刘阳,周强,吴敏.数字孪生驱动的柔直换流阀全生命周期运维优化[J].高电压技术,2023,49(11):4012-4021.
- [5]Xia J Y, Huang R Y, Li J P, et al. Digital twin-assisted fault diagnosis of rotating machinery without measured fault data[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2024,73:3531210.
- [6]陈曦,林宇,赵峰.基于AI的柔直换流阀数字孪生虚实映射精度优化研究[J].电力自动化设备,2025,45(3):156-163.

作者简介:

高征宇(1988--),男,汉族,上海人,硕士研究生,研究方向:基于仿真的AI应用技术。