

人工智能驱动下的电力系统故障预测与诊断方法研究综述

王珊

(吉林工程技术师范学院, 吉林 长春 130052)

摘要: 在能源转型与数字化深度融合的当下, 电力系统作为重要基础设施正遭遇越发繁杂的运行考验。人工智能技术的迅猛发展为故障预测与诊断领域注入了新的理论动力与方法论支撑。本文系统梳理了从传统基于物理模型的诊断机制到数据驱动智能范式的演进脉络, 重点剖析了深度学习、图神经网络、迁移学习等前沿人工智能方法在电力设备状态监测、故障特征提取与因果推断中的融合路径。研究表明, 人工智能技术能很好地提高高维、非平稳电力系统数据的表征能力, 可以实现对潜在故障的早期预警和多源故障的准确识别, 对于新能源接入带来的不确定性具有明显的优势。但是目前的研究还存在模型可解释性不好、小样本场景适应性差、跨域知识迁移机制不完善等问题。未来的研究应该构建物理约束与数据驱动相结合的混合智能诊断框架, 探索面向边缘计算的轻量化模型部署策略, 加强跨学科理论交叉来推动电力系统故障管理向自主化、智能化方向发展。

关键词: 人工智能; 电力系统; 故障预测; 故障诊断; 智能电网

1 引言

电力系统属于支撑现代社会运转的重要能源基础设施, 它的安全稳定运行直接关系到国民经济发展和社会公共安全。近年来, 随着“双碳”目标持续推进以及能源结构的深度转型, 以风电、光伏为代表的新能源大规模接入电网, 使得系统运行工况呈现出高比例电力电子化、多源异构数据激增、动态过程复杂多变等新特点。传统的依靠物理机理和固定阈值的故障诊断方法, 对于非线性、非平稳和高维耦合的故障信号, 已经暴露出适应性差、响应滞后、误判率高等固有的局限性。在此背景下, 人工智能技术依靠强大的数据驱动特征提取能力、非线性建模潜力、自主学习优化机制, 给电力系统故障的智能预测、精准诊断、快速自愈赋予了新的理论工具和方法论支撑。

人工智能在电力系统故障诊断的应用本质, 就是对大量的历史运行数据、故障样本做深度挖掘, 构建起一个从原始监测信号直接映射到故障类型、故障位置、故障严重程度的端到端的映射模型。其技术路径从最初的专家系统、模糊逻辑发展为目前的以机器学习、深度学习、图神经网络、迁移学习为代表的智能算法体系。不仅可以有效识别出传统电气量数据中暂态故障的特征, 还可以把温度、振动、局部放电、油中溶解气体等多模态非电气信息融合起来, 对潜伏性故障进行早期预警, 对复杂的连锁故障进行准确的溯源。

截至到2025年, 在发电、输电、配电、用电各个层面均有发展, 使运维方式也由计划检修转变为预测性维护, 很大程度上提升系统的可靠性和经济性。但是目前仍然存在模型可解释性差、小样本场景下泛化性差、跨域知识迁移机制不完善、实时响应计算开销大等问题。未来需要探索物理机理和数据驱动的深度融合、轻量化边缘智能部署策略、可解释人工智能框架的创建。

作者简介: 王珊(2006-), 女, 本科, 研究方向为电气工程及其自动化。

2 电力系统故障预测与诊断的理论基础与技术演进

2.1 电力系统故障的基本类型与特征分析

电力系统故障的成因是多样的、突发的，主要原因有雷击过电压、设备老化、绝缘劣化、接触不良、人为操作失误、新能源出力波动等^[1]。这些故障若不能及时被识别并隔离，就会造成设备损坏、供电中断乃至大面积停电事故，严重威胁电网的安全稳定运行。根据故障的物理本质，电力系统故障可以分为短路故障、开路故障和复合故障三大类。短路故障又分为单相接地、两相短路、两相接地短路和三相短路等典型模式，其电气特征主要表现为电流突增、电压跌落和相位偏移。开路故障一般由断线、接触不良等引起，表现为电流断开或者明显减小，电压出现异常波动。复合故障指的是多类故障同时出现或者依次出现的情况，其信号特征具有高维耦合性和非线性叠加性，对诊断算法的要求更高。

从时序特性上来说，故障发展过程可以分为暂态、稳态和恢复这三个阶段。暂态阶段持续时间短，但是信号变化剧烈，包含丰富的故障频域特征和波形畸变信息；稳态阶段故障信号比较稳定，利于做频谱分析和模式识别；恢复阶段是系统重构、参数回归到正常范围的过程，该阶段的动态响应特性对故障溯源、自愈控制有重要的指示意义。从空间尺度而言，故障所波及的范围可以从局部设备发展成为全网级联故障，它的流传途径被电网拓扑结构，保护装置以及运行方式等多种要素所左右。

故障特征的提取依靠的是多源异构的监测数据，即电压、电流、频率等电气量时序数据和温度、振动、局部放电、油中溶解气体等非电气物理量。这些数据包含故障发生的基本规律，但是常常因为噪声干扰、数据缺失、量测误差等原因，需要采用信号处理、特征工程的方法来清洗增强。传统的诊断方法采用阈值判断以及固定的逻辑规则，不能很好地捕捉高维特征之间的非线性关联，在新能源高渗透率的背景下，故障电流的特征发生了明显的变化，更加突出了使用智能诊断技术的必要性。

人工智能技术用数据驱动的方式，自动学习故障特征以及类别之间的映射关系，给多模态故障信号的深度融合分析提供了一种新的范式。深度学习模型可以从原始波形数据中端到端地提取暂态特征，避免人工特征设计的主观性限制，图神经网络可以嵌入电网拓扑约束，对故障传播路径进行精确的建模。但是智能诊断模型的水平很大程度上依靠故障样本的好坏和代表性，目前还存在罕见故障样本少、跨工况泛化能力差等问题，需要采用迁移学习、生成对抗网络等技术手段来解决。未来的发展要形成物理机理和数据驱动相结合的混合诊断体系，提升未知故障模式的适应性及解释性。

2.2 传统故障预测与诊断方法及其局限性

传统故障预测与诊断方法主要依赖基于物理机理的分析模型与规则驱动的专家经验体系。在物理模型层面，通常利用电力系统元件的微分方程或代数方程构建其正常运行状态下的数学表征，通过实时监测数据与模型输出之间的残差分析来识别异常。根据线路参数及拓扑关系的阻抗计算法、差分方程法、行波测距法等被广泛应用于输电线路故障定位。规则推理层面，专家系统把领域专家的知识编码成“如果-那么”的产生式规则，对特定的故障模式做逻辑判断，过电流保护、距离保护等传统继电保护装置的核心逻辑就属于这一类。

这些方法在电力系统结构简单、运行工况变化缓慢的传统场合下具有较好的可靠性。但是随着新能源的大规模接入、电力电子设备的大量渗透以及负荷特性的日趋复杂，传统方法的不足越来越明显。其一就是对于复杂非线性动态的建模能力欠缺。物理模型一般基于理想化假设，不能很好地刻画高频开关器件引起的电磁暂态过程、分布式电源反送电流导致的故障特性变异、多时间尺度耦合的动态行为。李衍光认为，传统的诊断方法在面对非平稳、非高斯噪声干扰的信号时，其提取的特征效果明显变差，容易造成误判或者漏判^[2]。

传统的办法使用固定的阈值和预设的逻辑,没有对未知故障模式进行自适应的能力。当系统运行方式发生较大变化或者出现没有记录过的复合故障时,既定的规则不能很好地做出反应。就像郭垚所分析的,在含有较高比例新能源的配电网中,故障电流幅值小,方向难测,传统的过电流保护有可能无法启动或者失去选择性,从而严重影响故障隔离的正确性^[3]。另外专家系统知识库的维护成本高,规则冲突消解机制复杂,性能很大程度上依赖于知识工程师对领域专家经验的完整转化,存在主观性强、更新滞后等固有的缺陷。

传统的方法在信息融合上也有很大的欠缺。大多数方法只对电压、电流等电气量数据进行分析,对温度、振动、局部放电等多模态非电气信息的利用不够,不能实现潜伏性故障的早期预警。张铭的研究中提出,传统的机械故障诊断方法一般是需要人工设计特征的,而特征提取和模式识别环节是分开的,不能实现端到端的联合优化,从而影响诊断精度的提高^[4]。实时性要求非常高的场合下,传统的集中式计算诊断模型由于通信延迟、计算负载问题,不能满足毫秒级故障响应的要求。

最明显的就是传统方法在小电流接地系统单相接地故障、间歇性电弧故障等复杂情况下,诊断的准确性大大降低。其根本原因就是这些故障的电气特征微弱且瞬变,传统的阈值判据不能有效地区分故障信号和正常波动。许剑桥认为传统的故障恢复策略主要依靠预先设定好的操作步骤,缺少对系统实时状态的感知和智能决策,在面对连锁故障的时候就显得死板且缓慢^[5]。传统故障预测和诊断方法在适应性、智能化程度、综合决策效能等各方面已经不能满足新型电力系统对于高可靠性、高弹性运行的要求,必须采用数据驱动和知识引导相结合的智能诊断新模式。

3 人工智能驱动的故障预测与诊断核心方法

3.1 基于机器学习的故障预测模型

机器学习是人工智能的主要分支,在电力系统故障预测领域中形成从数据预处理、特征工程到模式识别完整的链条。其主要思想就是通过对于历史运行数据以及故障样本的统计学习,得到输入监测信号与输出故障状态之间的映射关系,进而实现对于潜在故障的量化评估和提前预警。相比于传统的基于物理模型的方法,机器学习模型不需要精确的机理方程,而是用数据驱动的方式,自适应地捕捉故障演化过程中非线性的特征和统计规律,具有较好的处理高维、非平稳时序数据的能力。

在监督学习框架下,支持向量机通过寻找最大化分类间隔的超平面,实现对不同故障模式的高效区分,尤其适用于小样本场景下的故障分类任务。核函数技巧,可以将原始的低维特征映射到高维空间中去,能很好处理非线性可分问题,在识别电弧故障、暂态过电压等复杂波形模式时鲁棒性强。决策树以及随机森林、梯度提升机这些集成变体,依靠构造多级判断规则组合,从而完成多源特征重要性评判以及故障概率的计算。可以处理连续和离散混合型特征,并且具有天然的可解释性,运维人员容易理解模型的决策依据。如在变压器油中溶解气体分析时,梯度提升机可以利用特征重要性排序来找到最重要的故障指示气体,从而给状态评价给予数量上的参照^[2]。

无监督学习在没有标注的故障样本的情况下起着重要的作用。聚类算法K均值、DBSCAN可以自动发现监测数据中的异常模式,对未知故障类型做初步的探测。主成分分析等降维技术通过特征空间变换来提取数据主要变异方向,有效地压缩数据维度,去除冗余信息,为后面故障预测模型提供更紧凑的特征表示。张铭认为无监督异常检测和有监督分类模型联合使用,可以大大提高对罕见故障的识别灵敏度。半监督学习利用少量标注样本和大量未标注数据,缓解了电力系统故障样本获取成本高、标注难的现实约束,提高了模型在实际工程中的适用性。

时序预测任务中,隐马尔可夫模型、条件随机场等概率图模型可以建模故障状态转移的时序依赖性,通过对观测序列似然估计来预测故障发生的概率。该方法适合于具有明显状态演变规律的设备退化过程建模,如断路器操作机构磨损、电缆绝缘老化等渐进性故障。机器学习模型的性能很大程度上取决于特征工程的好坏。针对电力系统特有的周期性、季节性的运行特点,需要建立包含时域统计量、频域能量分布、非线性动力学指标等多尺度特征集,来全面地表征设备健康状态的退化轨迹。

但是仍然有机器学习方法对于长程时序依赖和高维原始信号进行处理。浅层模型对于特征工程的依赖程度较高,并且不能自动提取深层次的抽象特征。随着深度学习技术的发展,机器学习模型开始与深度网络结构相结合,形成更加强大的表达能力的混合预测模型。例如用随机森林和自编码器结合,利用无监督预训练来提升特征表示的质量,再通过集成学习优化分类边界,此种混合策略在应对噪声干扰、数据缺失等方面具有更好的适应性。机器学习故障预测模型为电力系统智能运维提供基础方法论支持,具有计算效率高、解释性强等特点,在资源受限的边缘计算环境下依然有重要的应用价值。

3.2 基于深度学习的故障诊断技术

深度学习技术通过构建多层非线性变换的神经网络模型,实现了电力系统故障信号的端到端特征学习与模式识别。与传统的机器学习方法需要人工特征工程不同,深度学习可以从原始监测数据(电压电流波形、振动信号、局部放电脉冲序列等)中自动提取出具有判别力的高层抽象特征,避免了人工设计特征的主观性限制以及信息丢失。卷积神经网络对于局部相关性强、平移不变性强的数据有着特殊的优势,卷积层利用滑动的滤波器去捕捉输入信号的局部模式,池化层完成特征降维和平移不变性加强的任务。电力设备故障诊断中卷积神经网络常被用作一维卷积分析,或者对故障暂态波形时频图提取特征,如断路器操作振动信号的频谱图识别,判断机械异常情况,变压器局部放电脉冲序列进行模式分类,评估绝缘状态^[6]。

循环神经网络以及长短期记忆网络、门控循环单元,专门用来处理时序数据中的长期依赖关系。电力系统故障信号明显带有明显的时间动态特性,故障前兆特征常常隐藏在长时间跨度的运行数据当中。长短期记忆网络利用输入门、遗忘门、输出门的门控机制,很好地解决了传统循环神经网络在训练中梯度消失或者爆炸的问题,可以捕捉到故障发展过程中远端的因果联系。在输电线缆绝缘老化预测中,长短期记忆网络可以对连续数月的温度、负荷电流、环境湿度数据进行联合建模,对绝缘性能的退化趋势做出准确的预测;在新能源场站集电线路故障预警中,门控循环单元可以将风速、光照强度和输出功率的时序波动结合起来,找出会造成保护误动的异常运行模式。

自编码器是一种无监督的深度学习模型,用编码器把输入数据映射到低维的潜空间,再用解码器重构原始输入,重建误差可以作为异常检测的指标。变分自编码器在概率编码的基础上,用正则化约束来对潜变量分布进行约束,从而提高模型对于正常数据模式的泛化能力。在缺乏充足标注故障样本的场景下,自编码器能够利用大量正常运行数据学习系统正常状态的数据分布,当输入异常故障数据时会产生较高的重建误差,从而实现无需故障标签的异常检测。这种方法对未知故障类型或罕见故障模式的早期发现具有重要价值,例如在发电机轴承监测中,变分自编码器可通过分析振动信号的重构概率变化实现对早期磨损的预警^[7]。

深度信念网络、生成对抗网络给故障诊断带来了新的生成式建模方法。深度信念网络依靠多层受限玻尔兹曼机堆叠并逐层预训练,可以学习监测数据的深层统计分布;生成对抗网络凭借生成器和判别器的对抗训练,产出接近真实故障数据分布的合成样本,较好地解决了故障样本缺乏引发的模型过拟合问题。在配电变压器故障诊断中,使用生成对抗网络来生成

不同故障类型的油中溶解气体数据扩增样本,可以提高小样本条件下诊断模型的鲁棒性。

但深度学习模型在电力系统故障诊断中的应用还存在一些问题。由于模型具有“黑箱”特性,诊断决策过程缺乏透明度,不能满足电力行业对安全性和可解释性的严格要求。深度网络一般需要大量的标注数据进行训练,而电力系统严重故障样本很难获取,造成模型在样本不均衡的情况下泛化能力变差。复杂深度学习模型的计算量比较大,对于实时性要求非常高的故障诊断,很难达到毫秒级的响应速度。另外该模型对于跨设备、跨工况的适应性不高,更换监测设备型号或者运行环境发生改变的时候,诊断性能会明显降低。

为解决这些难题,现阶段的研究趋向于创建混合深度学习架构以及加入物理约束机制。卷积神经网络结合长短期记忆网络,可以同时捕捉故障信号的时空特性,在电弧故障识别等任务上比单独使用一个模型效果更好。图神经网络和深度学习相结合,可以把电网的拓扑结构信息嵌入到特征学习中,从而对故障的传播路径做动态推理。可以解释的人工智能技术,比如注意机制、层间相关性传播算法等被引入到深度学习模型当中,使模型的决策变得透明起来。随着边缘计算技术的发展与轻量化神经网络设计方法的完善,深度学习模型在电力系统故障诊断上的应用将会更加的普遍实际化。

4 研究总结与未来展望

本文系统地对人工智能技术在电力系统故障预测和诊断方面做了研究,从传统的局限性入手,详细地分析了利用机器学习、深度学习等数据驱动的方法进行故障特征提取、状态识别和早期预警的理论优势以及应用前景。研究发现人工智能模型可以很好地捕捉高维非线性故障特征,能够对多源异构监测数据进行有效融合诊断,提高了诊断精度和预警及时性。尤其是面对新能源接入造成的故障特性变异、复合故障并发等复杂情况的时候,智能诊断办法体现出较强的自适应能力以及泛化水准。

但是目前人工智能驱动的故障诊断体系还存在很多问题。模型的解释性差阻碍了它在关键电力设备诊断中深入的应用,黑箱决策机制不能满足安全导向的行业的需要。小样本下模型泛化能力差,严重故障样本少造成诊断模型对于未知故障模式的识别效果不好。跨域知识迁移机制还不完善,在不同的设备、不同的运行环境之下模型的适应性差。复杂深度学习模型计算负载和实时性要求存在矛盾,边缘侧轻量化部署还存在着技术瓶颈。

未来研究要创建物理机理和数据驱动相融合的混合智能诊断架构。把电力系统微分代数方程、能量守恒律这些物理约束融入神经网络的训练流程里,从而加强模型的外推能力以及因果推理水平。可解释的人工智能技术要继续同故障诊断任务融合,发展依靠注意力机制,反事实推理等方法的决策透明化工具,从而加强运维人员对模型输出的信任。可以研究生成对抗网络和强化学习结合的少样本学习范式,对罕见故障模式进行有效建模。

从工程落地角度来说,要加强对边缘计算的轻量化模型的研究,利用神经网络剪枝、量化感知训练等技术来减小模型的规模,满足现场装置的实时诊断需求。联邦学习等隐私保护计算框架有可能会打破跨机构的数据孤岛,从而提高模型的泛化能力。数字孪生技术能够给故障诊断赋予高保真度的仿真环境,有益于对诊断模型展开持续改良并加以验证。未来,以人工智能为驱动的电力系统故障管理将会朝着自主感知、智能决策、快速自愈的方向发展,为新型电力系统高可靠、高韧性的建设提供核心支撑。

参考文献:

- [1] 陈晓红.人工智能赋能电力系统管理的应用综述与展望[J].系统工程学报,2025,(5):670-682.
- [2] 李衍光.电力系统中电线电缆故障诊断技术的研究进展[J].消费电子,2025,(6):95-97.
- [3] 郭垚.人工智能技术在电力系统继电保护中的应用[J].今日自动化,2025,(1):86-88.

-
- [4] 张铭. 基于人工智能的机械故障诊断方法与预测技术研究[J]. 造纸装备及材料, 2024, (3) :107-109.
 - [5] 许剑桥. 人工智能在电力系统智能控制中的应用综述[J]. 科技与创新, 2024, (13) :45-50.
 - [6] 张力. 基于人工智能的电力系统故障诊断与自愈控制[J]. 电工技术, 2024:218-220.
 - [7] 刘正杰. 迁移学习驱动机械装备智能故障诊断方法综述[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2025, (8) :1-13.

Research Review on AI-Driven Fault Prediction and Diagnosis

Methods for Power Systems

WANG Shan

(Jilin Engineering Normal University, Changchun, Jilin 130052, China)

Abstract: In the current era of deep integration between energy transition and digitalization, power systems as critical infrastructure are facing increasingly complex operational challenges. The rapid development of artificial intelligence (AI) technology has injected new theoretical momentum and methodological support into the field of fault prediction and diagnosis. This paper systematically reviews the evolution from traditional physics-based diagnostic mechanisms to data-driven intelligent paradigms, with a focus on analyzing the integration pathways of cutting-edge AI methods such as deep learning, graph neural networks, and transfer learning in power equipment condition monitoring, fault feature extraction, and causal inference. The research demonstrates that AI technology can significantly enhance the representation capabilities of high-dimensional, non-stationary power system data, enabling early warning of potential faults and accurate identification of multi-source faults, while showing distinct advantages in addressing uncertainties brought by renewable energy integration. However, current research still faces challenges including poor model interpretability, inadequate adaptability to small-sample scenarios, and incomplete cross-domain knowledge transfer mechanisms. Future research should focus on constructing hybrid intelligent diagnostic frameworks combining physical constraints with data-driven approaches, exploring lightweight model deployment strategies for edge computing, and strengthening interdisciplinary theoretical integration to promote the autonomous and intelligent development of power system fault management.

Keywords: Artificial intelligence; Power system; Fault prediction; Fault diagnosis; Smart grid