

电力系统稳定分析技术的智能化演进: 从模型驱动、数据驱动到混合智能

张俊勃¹, 肖祥辉², 马煜¹, 彭颖¹, 周青媛², 李瑞¹, 何康杰¹

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510641; 2. 中国电建集团贵州电力设计研究院有限公司, 贵阳 550000)

摘要: 面对“双高”运行态势, 传统模型驱动的电力系统稳定分析方法逐渐暴露出效率与适应性不足的局限。人工智能技术凭借其在速度与精度方面的优势, 正成为该领域的重要研究方向。因此, 聚焦电力系统稳定分析技术从模型驱动到数据驱动, 再到知识-数据融合驱动形成混合智能的发展路径。首先梳理了典型稳定分析任务的技术需求, 并回顾了传统模型驱动方法; 随后总结了人工智能方法在不同场景中的应用成果, 分析其优势与不足; 进一步探讨了融合电力系统知识与机理的信息驱动方法及其研究进展; 最后, 结合“双高”背景下的电力系统特征, 分析了当前面临的挑战, 并展望未来研究方向。

关键词: 电力系统稳定性; 人工智能; 机器学习; 数据驱动; 知识数据融合

Intelligent Evolution of Power System Stability Analysis Techniques: From Model-Driven, Data-Driven to Hybrid Intelligence

ZHANG Junbo¹, XIAO Xianghui², MA Yu¹, PENG Ying¹, ZHOU Qingyuan², LI Rui¹, HE Kangjie¹

(1. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. Power China Guizhou Electric Power Engineering Co., Ltd., Guiyang 550000, China)

Abstract: With the increasing complexity of "high-proportion renewable and high-electrification" power systems, traditional model-driven stability analysis methods face growing limitations. Artificial intelligence (AI) techniques, offering advantages in both speed and accuracy, have emerged as a key research focus. This paper focuses on the development path of power system stability analysis technology from model driven to data-driven, and further to hybrid intelligence integrating domain knowledge and data. Firstly, the technical requirements of typical stability analysis tasks are outlined, and traditional model driven methods are reviewed. Subsequently, the application results of artificial intelligence methods in different scenarios are summarized, and their advantages and disadvantages are analyzed. Further the information driven methods and research progress of integrating power system knowledge and mechanisms are explored. Finally, based on the power system characteristics under the background of "double high", the current challenges faced are analyzed, and future research directions are discussed.

Key words: power system stability; artificial intelligence; machine learning; data-driven; knowledge-data-combined method

0 引言

在“碳达峰”和“碳中和”战略目标强力驱动下,

伴随着“十四五”规划的深入实施, 我国电力系统正加速向以高比例可再生能源和高比例电力电子设备接入(后文简称“双高”)为主要特征的新型电力系统转变^[1-2], 电力系统的网络架构、动态特性和稳定机理正经历着深刻的变化, 稳定性分析业务也面临着前所未有的挑战^[3-4]。

在稳定分析领域, 业界普遍认可的技术路线主要基于详尽准确的数学-物理模型, 依托电网特定运行条件进行数值计算, 并对结果进行深入分析以得出结论, 潮流计算、短路计算、时域仿真等是典

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52277101); 中国电力建设股份有限公司科技核心攻关项目(DJ-HXGG-2024-01); 华南理工大学中央高校基本科研业务费成果转化项目(2024ZYGXZR109)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52277101); the Key Technology and Research Project of Power Construction Corporation of China, Co., Ltd. (DJ-HXGG-2024-01); the Central University Basic Research Funds for South China University of Technology (2024ZYGXZR109).

型方法。然而在“双高”背景下,随着新能源接入比例的持续提升及新型电力电子设备的大规模应用,电力系统运行特性日益复杂,传统依赖仿真计算的稳定性分析方法因模型复杂度高、计算效率低等问题,逐渐难以兼顾分析的时效性与准确性。因此,亟需对电力系统稳定性分析方法进行范式革新,以适应新型电力系统的发展需求。

随着人工智能(artificial intelligence, AI)理论和算力设备的快速发展与进步,依靠AI技术开展稳定分析的技术路线正逐步崭露头角。我国电力系统中广泛部署的数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)和广域量测系统(wide area measurements systems, WAMS)积累了海量量测数据^[5],与稳定扫描获得的历史仿真样本共同构成了“仿真计算+AI”稳定分析框架的数据基础,使其中的AI模型能够从海量数据样本中学习到由输入数据到稳定指标的直接映射,进而协助专业人员进行稳定分析和控制决策。因此,将数据驱动AI技术应用至稳定分析领域的技术路线日益受到学术界和工业界的关注^[6]。

十余年来,AI技术在电力系统稳定分析领域的应用研究不断涌现。从浅层机器学习到复杂的深度神经网络,模型的结构日趋精细;从稳定、失稳的二元判别到提供稳定裕度和辅助安稳决策,模型的功能不断升级。然而,将现有数据驱动AI方案推行至大规模业界应用仍然面临诸多难题。

1)数据样本质量低。数据样本作为训练AI模型的生产资料是决定模型性能表现的关键因素之一。然而,实际工程往往面临数据样本低质问题,例如失稳场景不足导致样本失衡,部分高质量关键样本识别、存储、回放存在问题,样本管理缺乏有效手段等。

2)AI模型缺乏对实际电力系统知识和稳定机理的表征。大多数基于AI的稳定分析方法强调“记忆”式学习能力,注重提高模型在模拟数据集上的性能表现,与实际情况相差甚远,难以获得电力系统专业人员的信赖和认可,导致实际应用受阻。

3)AI驱动的电力系统稳定性分析机制尚不完善。学术界尚未建立系统化的AI稳定分析机制,专家知识或人工干预的介入时机与介入方式不明确,难以实现有效的人机协同和优势互补。

为解决上述难题,研究者们努力探索全新的人

工智能应用范式,在构建数据与模型之间映射能力基础上将电力系统领域知识深度融合于稳定分析的全流程环节中,实现知识-数据联合驱动的电力系统稳定分析AI,本文将其称为“混合智能”。

近年来,大量综述论文关注AI方法在电力系统稳定分析各个环节中的应用情况,但观察视角侧重不同的AI技术方法和模型本身^[7-13],在混合智能的实现路径方面缺乏总结与展望。本文将视角转向电力系统稳定分析技术从模型驱动、数据驱动到混合智能的演化过程。首先,阐述电力系统稳定分析业务的主要任务需求及其依赖模型驱动的传统路径。其次,回顾AI方法在数据驱动框架之下于各个稳定分析场景中的研究成果。然后,阐述近年来在混合智能范式下,攻关上述难题的最新研究进展,分析AI学习到真正领域知识、实现混合智能的可行路径。最后,结合研究现状和“双高”电力系统的运行特点,提出当前AI技术应用在电力系统稳定分析领域所面临的挑战,并对未来的研究方向进行展望。

1 稳定分析的业务需求与传统路径

1.1 业务需求

电力系统稳定分析是保障电网安全的核心技术,旨在评估和预测电力系统在各种扰动条件下是否能够维持稳定运行状态,并为调度、控制和优化提供决策参考,其核心的业务流程如图1所示。具体需求包括以下三点。

1)判断电力系统在当前运行方式、各种 $N-1$ 工况和预想故障下的稳定状态,校核是否有不满足安全约束的运行方式、是否有在预想故障下发生失稳的工况等。

2)给出各分析样本的详细稳定指标,以表征系统的稳定水平和失稳程度。

3)针对存在安全稳定风险的样本进行溯因分析,推理关键因素和薄弱环节从而协助后续的安稳决策。

1.2 传统技术路径

传统电力系统稳定分析方法依靠详细的稳定机理和各元件的动态特性建立准确的数学模型,通过潮流计算和时域仿真的方式分析电力系统的静态、暂态稳定情况。

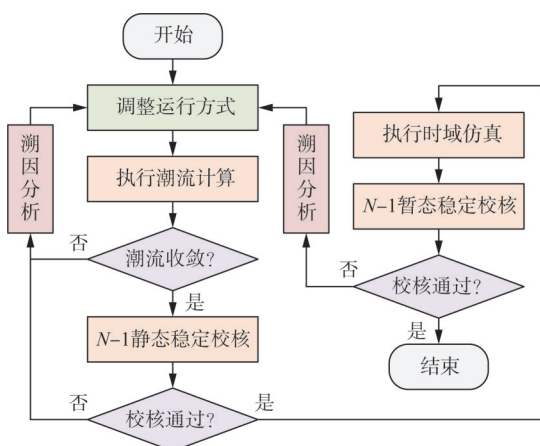


图1 传统稳定分析方法的核心流程

Fig. 1 Core process of traditional stability analysis methods

1.2.1 稳定状态判别

通过潮流计算和时域仿真获得系统在某运行方式和各种 $N-1$ 工况下的静态和暂态状态数据,进一步根据规则判定静态和暂态稳定性^[14-15]。在静态稳定性判别方面,主要依据潮流结果,通过计算机程序自动检测是否有不满足安全约束的设备元件。在暂态稳定性判别方面,通过一定时间段的时域仿真计算系统各变量的状态轨迹,根据稳定分类不同,选取不同关键物理量和失稳判据,依据预设规则判断稳定性。

例如,在判别暂态功角稳定性时,首先构建微分代数方程组,求解由式(1)描述的各发电机暂态行为:

$$M_i \frac{d^2 \delta_i}{dt^2} = P_{m,i} - P_{e,i} \quad (1)$$

式中: M_i 为发电机 i 的惯性常数; δ_i 为发电机 i 的功角; $P_{m,i}$ 和 $P_{e,i}$ 则分别为发电机 i 的机械功率和电磁功率。然后,选取系统中各发电机的功角作为暂态功角稳定关键物理量,采用式(2)所示的暂态稳定指数(transient stability index, TSI)进行稳定判别。

$$I_{TSI} = \frac{180^\circ - |\Delta\delta_{\max}|}{180^\circ + |\Delta\delta_{\max}|} \quad (2)$$

式中: I_{TSI} 为暂态稳定指数; $\Delta\delta_{\max}$ 为任意两台同步发电机之间的最大功角差,当 $I_{TSI} < 0$ 时,系统失稳,否则系统稳定。

1.2.2 稳定指标预测

潮流计算和时域仿真提供了完备的静态、暂态数据,通过在这些数据的基础上进行统计与计算的方式能够获得稳定裕度和失稳程度等量化指标。例

如,对于暂态功角稳定问题,可以根据暂态数据计算 TSI 或求解极限切除时间(critical clearing time, CCT),并以此进行稳定裕度评估^[16-17];对于暂态电压问题,可以计算电压稳定裕度和过电压幅值等描述暂态电压偏差的指标^[18-20];对于暂态频率问题,需要统计或计算最大频率偏差和频率变化率等指标^[21]。此外,对于小扰动稳定问题,更关注振荡模式的振荡频率、阻尼比、特征值和衰减系数,需通过特征分析法等完成^[22-23]。

1.2.3 失稳溯因分析

静态稳定性的溯因分析相对较为简单和直观,主要是给出电压越限的节点集合和功率过载的支路集合等,用于指导决策层优化无功补偿方案、调整变压器分接头、执行机组调度和启停备用线路等。

暂态稳定性的溯因分析内容因稳定分析目标而异,对于传统暂态功角稳定性而言,分析聚焦于各台发电机的功角摇摆曲线,从而定位主导失稳集群。而在送受端耦合更为紧密的“双高”电力系统中,电压失稳的风险进一步上升^[24-25],各节点的电压水平需要纳入分析范畴。同时,新能源通过电力电子变流器并网,具有明显的弱抗扰性和非线性控制特性,甚至在严重故障期间,变流器会因控制策略的切换而发生响应特性的突变^[26-27],可见电力电子装备的控制策略和参数亦成为影响电力系统动态特性的重要因素,也需要在溯因分析中展开重点排查。

1.2.4 传统技术路径在新型电力系统背景下的挑战

传统方法可以通过详尽的数学模型和经验规则实现对电力系统精细而全面的稳定性分析。然而,由于依赖复杂的数学模型和机理分析,传统方法在新型电力系统建设背景下存在如下挑战。

1)大量电力电子设备的接入以及各类并网控制策略的广泛应用使系统多时间尺度控制特性愈发显著,稳定计算的时间步长趋于减小。

2)新能源接入比例的快速上升加剧了发电侧工况的不确定性,日益复杂的电力市场交易和负荷行为也进一步推动了系统运行方式的指数级增长。

3)柔性直流输电等技术的应用使得电网网架愈发庞大且高度互联,针对小型或局部电网的稳定分析已难以满足当前电力系统调控运行的安稳需求,而针对大规模互联电网开展稳定分析则会大幅增加

计算负担。

由此可见,仿真计算耗时的显著增加与频繁变化的运行方式同更短校核周期需求之间的矛盾愈发凸显,传统方法在当前以及未来的电力系统场景中面临着分析效率低和人力资源需求大的瓶颈。

2 数据驱动的AI稳定分析技术

由数据驱动的AI稳定分析模型可直接从海量样本中学习由输入数据到稳定结论的映射,无需依赖复杂的数学物理模型。如图2所示,大量的电力系统数据在经过可选的特征工程处理后被输入至AI模型,模型将按照预设的优化规则不断调整自身参数,实现对系统稳定状态的准确分类或识别,以及对系统稳定指标的精准预测。

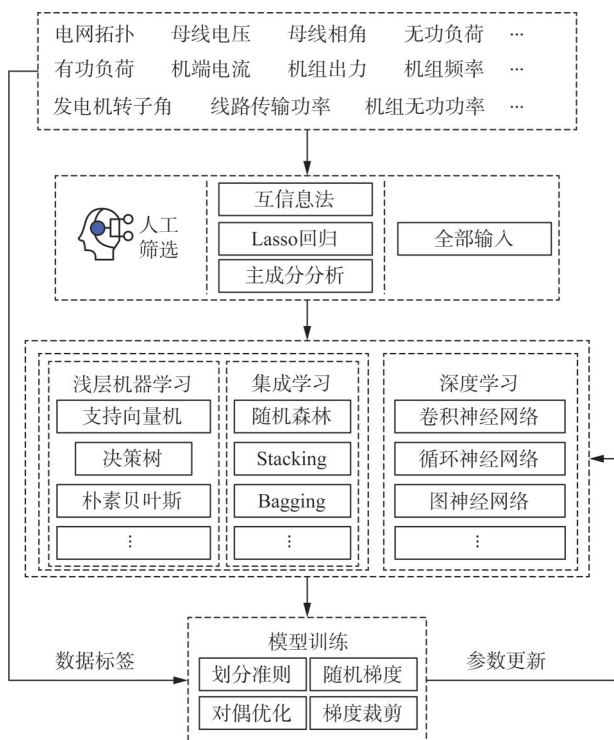


图2 基于数据驱动的AI稳定分析技术示意图

Fig. 2 Data-driven-AI-based stability analysis technology

接下来,针对稳定状态判别、稳定指标预测和失稳溯因3类分析场景,对数据驱动AI稳定分析技术的研究成果进行阐述,并介绍实际的工程实践。

2.1 AI在稳定状态判别场景的应用研究

2.1.1 基于浅层机器学习模型的稳定判别

以决策树(decision tree, DT)和支持向量机(support vector machine, SVM)为代表的浅层机器

学习模型具有原理简单和可解释性良好等优势,首先被用于判别电力系统的稳定状态。例如,文献[28-29]采用DT算法评估电力系统的暂态稳定性,并根据树的分裂情况给出了暂态稳定的判别规则。SVM在引入核函数后获得了处理非线性特征的能力,能够在样本空间中寻找超平面作为决策边界,以解决分类问题,在电力系统稳定判别场景也得到了广泛应用^[30-31]。此外,人工神经网络(artificial neural network, ANN)也被用于评估系统的静态安全性^[32]。

浅层机器学习模型的劣势在于难以适用大规模数据集、输入特征需要经过筛选且模型精度有所欠缺。在输入特征筛选方面,主要依靠专家知识进行人工筛选和依靠如互信息法、Lasso回归等数据分析算法进行筛选。而在模型精度方面,可以引入集成学习的思想以减少单个学习器的输出误差为稳定分析业务带来的负面影响,如文献[33-34]分别采用多棵决策树构成的随机森林判别电力系统的振荡模式和暂态稳定状态,文献[35]则构建由多个SVM组成的组合模型减少模型判别误差。

2.1.2 基于传统深度学习模型的稳定判别

深度学习模型因能自动从大量数据中提取复杂特征,且在处理高维非线性问题时表现出强大的适应性和精度而受到电力领域专家的关注。许多研究将电力系统的暂态数据处理成和图像数据类似的矩阵结构,以适应卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的特征提取模块。例如,文献[36-39]均基于CNN判断电力系统的静态安全情况、暂态功角稳定状态和暂态电压稳定状态。文献[40-41]还引入残差模块至模型中,克服了经典深度学习模型的梯度消失问题^[42],提高了暂态稳定的判别精度。除此之外,堆叠自编码器(stacked autoencoders, SAEs)和深度置信网络(deep belief network, DBN)也被用于判别电力系统的振荡模式和暂态稳定状态^[43-46]。

循环神经网络(recurrent neural network, RNN)通过其独特的反馈连接结构,适用于捕捉电力系统暂态数据中的时间依赖性。长短期记忆(long-short term memory, LSTM)和门控循环单元(gated recurrent network, GRU)网络是RNN的经典变体,在一定程度上解决了RNN的梯度爆炸/消失问题。许多学者均基于LSTM和GRU构建以电力系统暂态序

列数据为输入的稳态分析模型^[47-50], 还有研究在经典 LSTM 的基础上进行改进, 包括引入样本空间距离^[51]、注意力机制^[52]和母线之间的电气距离^[53]等等。此外, Transformer 模型得益于其强大的自注意力机制, 能够直接建立序列中任意两个位置之间的依赖关系, 显著提升了对全局信息的提取能力, 在暂态稳定判别领域也表现出了良好的性能^[54-55]。

2.1.3 基于图深度学习模型的稳定判别

图深度学习(graph deep learning, GDL)和图神经网络(graph neural network, GNN)的出现突破了电力系统拓扑信息挖掘不足的瓶颈, 同时解决了系统数据空间分布特征的提取问题。

在 GDL 的模型构建框架下, 电力系统母线间的连接关系和线路上的传输功率得到了更符合现实物理意义的表征。文献[56-57]和文献[58-59]分别基于图卷积网络(graph convolutional network, GCN)和图注意力网络(graph attention network, GAT)判别电力系统的暂态稳定状态。文献[60]还对电力系统图拓扑进行等值降维, 提高了 GNN 在大规模复杂电网中的适用性。

为同时提取数据的空间分布规律和时间依赖性, 有学者将时间卷积 TCN 和 RNN 与 GNN 进行级联, 实现对电力系统暂态数据时间特性和空间拓扑信息的综合提取^[61-63]。另一方面, 时空图卷积网络(spatio-temporal graph convolutional network, STGCN)由于其能够直接处理具有时序依赖的动态图结构数据, 也被应用于电力系统稳定性判别等相关场景中, 展现出良好的建模潜力与适应性^[64-65]。

2.2 AI在稳定指标预测场景的应用研究

2.2.1 基于浅层机器学习模型的稳定指标预测

浅层机器学习模型在高维特征空间中的非线性关系捕捉能力有限, 因此其预测复杂稳定指标较为困难。相关研究包括使用极限梯度提升回归树预测极限切除时间(CCT)^[66]、基于 ANN 预测电压稳定裕度^[67]、基于随机森林预测电压稳定裕度和基于 CCT 计算的暂态稳定裕度等^[68-70]。

2.2.2 基于传统深度学习模型的稳定指标预测

得益于深度学习强大的数据挖掘能力, 越来越多的稳定指标预测任务采用“端到端”深度学习模型完成。输入端为电力系统的实际运行或仿真暂态数据, 输出端为人工预设的稳定指标。常见的输出为表征电力系统的静态、暂态稳定裕度的相关指标以

及小扰动的振荡频率和阻尼比等, 所用模型包括 SAEs^[71]、CNN^[72-74]、DBN^[75]和 RNN^[76-78]等。除此之外, 也有一些其他的反映稳定信息的指标通过深度学习模型预测得到, 如小扰动场景下关键振荡模式对应的特征值以及故障后的频率极值和稳态值等^[79-80]。

2.2.3 基于图深度学习模型的稳定指标预测

目前, 基于图深度学习模型的主要预测指标仍以电力系统的稳定裕度为主^[81-82]。然而, 得益于图神经网络(GNN)对电力系统信息的更精细化建模能力, 以及其与循环神经网络(RNN)融合后所具备的时空特征提取能力, 模型的输出信息变得愈发丰富和细致。除稳定裕度外, 该类模型还可用于预测系统在小扰动条件下的多模式振荡频率与阻尼比^[83-84], 甚至能够实现对扰动后系统频率响应曲线及发电机转子角动态曲线的预测^[85-87], 进一步提升了对系统动态行为的刻画能力。

综合 2.1 节和 2.2 节的研究成果, 将数据驱动的 AI 模型在电力系统稳定判别和稳定指标预测场景下的研究成果总结如表 1 所示。

2.3 AI在失稳溯因分析场景的应用研究

相比稳定状态判别和稳定指标预测两个场景而言, 失稳溯因分析是最为复杂困难和最有挑战性的环节。大部分数据驱动 AI 模型的溯因能力尚有待挖掘, 将其应用于失稳溯因领域的研究相对欠缺。

在这一任务需求的驱动之下, 学术界开展的相关研究可大致分为两条路径, 分别是基于模型可解释性的关联性挖掘研究和基于输出指标的溯因研究。

2.3.1 基于模型可解释性的特征关联性挖掘研究

部分学者致力于将数据驱动模型以人类可以理解的方式传递其所挖掘的数据特征和领域知识^[89]。这种方法虽不能直接挖掘因果关系, 但是可以给出与稳定评估结果关联性较大的若干因素, 具备一定的参考意义。

考虑到大多先进的 AI 模型具有明显的“黑箱”特质, 因此引入单独的代理方法实现对 AI 模型决策分析逻辑的解释。沙普利加和解释(Shapley additive explanation, SHAP)方法是当前最受关注的代理解释方法^[90], 其基于博弈论中的沙普利值(shapley value)定量评估每个特征在一个预测结果中所起的贡献。

在SHAP的线性可加解释框架下,每个预测值都可以表示为如式(3)所示。

$$f(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^n \phi_i \quad (3)$$

式中: ϕ_0 为训练数据中所有样本的平均预测值; ϕ_i 为特征 i 的SHAP值,其正负性代表该特征对预测值的提升或降低效果; n 为特征数量。特征 i 的SHAP值可以通过式(4)计算获得。

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!} F \quad (4)$$

$$F = [f_{S \cup \{i\}}(x_{S \cup \{i\}}) - f_S(x_S)]$$

式中: N 为特征集合; $f_S(x_S)$ 表示模型在仅适用特征子集 S 情况下的预测值; $f_{S \cup \{i\}}(x_{S \cup \{i\}})$ 为模型在加入特征 i 后的新预测值; F 为特征 i 的边际贡献。

在电力系统稳定分析领域中,许多学者已经结

合SHAP方法挖掘输入特征中与系统稳定状态及相关指标关联性最强的变量。综合当前学术界典型的研究成果来看^[91-94],SHAP能够用于AI稳定分析的全局和局部归因解释。全局归因解释可以统计出平均SHAP值最大的若干个特征,形成对稳定性有较强影响的关键特征集,并可借助关键特征集定义系统和设备的稳定性状态,局部归因解释则针对具体的运行场景,依据各个特征SHAP值的正负和大小分析其稳定/失稳的具体因素,并为调度人员的调控措施提供参考依据。

除了SHAP外,其他的解释模型在稳定溯因分析中也有一定应用,包括模型无关的局部可解释性方法(local interpretable model-agnostic explanations, LIME)^[95-96]、局部线性解释器^[97]和互信息优化提取法^[98]等等。

表1 数据驱动AI在电力系统稳定判别和稳定指标预测场景下的研究成果总结

Tab. 1 Summary of research results of data-driven AI in power system stability discrimination and stability index prediction scenarios

算法模型	应用场景		优势	局限
	稳定判别	指标预测		
浅层机器学习	决策树	文献[28-29]	1)模型离线训练和在线计算的速度快 2)适用于小样本数据集 3)具有一定的可解释性	1)在面对复杂问题和高维数据时表现较差 2)过度依赖人工特征工程 3)泛化能力有限
	SVM	文献[30-31]		
	极限梯度提升回归树	文献[66]		
	ANN	文献[32]		
集成学习	随机森林	文献[33-34]	1)平滑异常输出,模型的稳定性较好 2)灵活性强	1)削弱可解释性 2)模型调参困难 3)训练和预测的时间成本较大 4)过度依赖基模型的选择
	多SVM	文献[35]		
常规深度神经网络	CNN	文献[36-39]	1)能够处理复杂非线性关系,数据挖掘能力强,模型精度高 2)自动学习有效特征,不依赖人工特征工程 3)适用于大规模系统和数据场景 4)残差结构能够缓解梯度消失	
	DBN	文献[43,45]		
	SAEs	文献[44,46]		
	深度残差网络	文献[40-41]		
RNN	LSTM	文献[47-49,53]	1)对具有时间依赖性数据的挖掘能力强,适用于处理时序动态数据 2)缓解传统循环神经网络存在的梯度消失问题,能够处理较长事件序列	1)模型离线训练和在线计算的时间成本较大 2)可解释性较差 3)模型调参困难 4)算力资源需求大 5)存在明显的过拟合风险 6)时空级联模型对网络结构的设计要求较高
	GRU	文献[51-52]		
	Transformer	文献[55]		
GNN	GCN	文献[45-46]	1)具备提取电网拓扑结构信息的能力 2)具备对大规模系统的拓展性与迁移性 3)通过对节点和区域的表征有助于缓解深度学习模型的“黑箱特性” ^[73]	
	GAT	文献[47-50]		
时空级联	TCN+GCN/GAT	文献[62]	1)兼具RNN和GNN的优势	
	GCN+LSTM/GRU	文献[63]		
	STGCN	文献[64-65]		

综上所述,基于模型可解释性的特征关联性挖掘研究能够揭示“黑箱”模型的内部决策逻辑并有助于其透明化,可增强电力系统专业人员对AI模型的信赖,为调度人员提供一定的调控参考依据。

2.3.2 基于模型输出指标的失稳要素定位研究

基于模型输出指标的失稳要素定位旨在样本集中标注需要追溯的失稳要素,然后训练AI模型能准确地识别和输出这些要素,从而实现溯因稳定分析,为稳控决策提供参考。

在该研究框架中,最具挑战性的工作是数据集构建阶段的预测标签标注。与常规的稳定性判别和稳定裕度评估不同,诸如关键断面、主导失稳集群等要素的标注需要通过相对复杂的分析和计算才能确定^[99-100]。此外,也有研究借鉴灵敏度分析思路,在样本生成过程中,通过逐一测试切除发电机对系统稳定性的影响,以实现对各发电机对系统稳定性贡献程度的预测,从而为紧急决策提供切机顺序的参考^[101]。

AI在电力系统失稳溯因场景下的研究成果总结如表2所示。

2.4 AI在稳定分析领域的工程实践

由于电力系统稳定性分析对分析结果的准确性和可靠性要求极为严格,因此将AI稳定性分析技术应用于实际工程中面临诸多挑战。尽管如此,一些企业和研究机构已开展了初步尝试,其中最为突出的案例是南方电网公司开发的“驭电”大模型。

“驭电”在底层算子和训练机制中嵌入了电力系

统的基本规律,已在300节点级和云南电网3500节点的电网拓扑下实现了电网运行方式的智能生成,并在300节点级电网拓扑下实现了潮流安全分析功能。据统计,得益于AI技术的应用,“驭电”的潮流计算和稳定分析速度比传统的经典仿真方法提高了1000倍,能够应用于电力规划优化、系统安全分析、运行方式安排及电力市场运作等场景,并为新型电力系统规律的研究提供有力支持^[102]。

综合学术界的研究成果与工业界的实践应用来看,尽管学术界在模型结构优化、评估精度提升及输出指标的丰富性等方面取得了一定进展,但由于训练数据覆盖范围有限、模型泛化能力不足以及模型内部推理与决策过程缺乏可解释性,导致其难以为专业人员所理解。因此,工业界在将数据驱动AI应用于稳定性分析方面仍处于初步探索阶段,且在开放电网环境中的可用性和安全性面临挑战^[7]。

3 基于混合智能的电力系统稳定分析技术

传统稳定分析方法在机理模型框架下能够完备地表征电力系统的特征结构、机理要素和动态过程,并且实现精准、可靠的稳定分析;数据驱动的AI模型则能够于在线应用阶段实现快速地“端到端”映射。

为将海量数据和机理知识二者的优势结合,使AI在训练集上学习数据映射的过程中能够获得真正的领域知识,许多深耕于电力系统和AI交叉领域的学者将研究转向实现知识和数据有机融合的“混

表2 AI在电力系统失稳溯因场景下的研究成果总结

Tab. 2 Summary of research results of AI in power system instability tracing scenarios

参考文献	分析思路	输出指标/解释方法	算法模型	优势	局限
文献[76]	基于模型可解释性	SHAP	自然梯度提升	1)方法简便,仅需设置解释代理模型,无需额外设置输出标签 2)增强模型的可解释性,从而有助于提高模型的可靠性和可信性	1)依赖解释器,解释器的性能直接决定溯因结果的可靠程度 2)对输入特征集的要求高
文献[77]			加权条件互信息		
文献[78]			变权重随机森林		
文献[79]		LIME	CNN		
文献[80]			CNN		
文献[82]		局部线性解释器	DBN		
文献[83]	基于模型输出指标	互信息优化提取	边图卷积	1)设计思路简单,与稳定状态判别和稳定指标预测场景下的模型无本质区别 2)灵活性强,可按需设计输出指标	1)人工成本高,需要人工为训练数据集设置输出标签 2)可溯因目标有限,依赖设置的输出表情
文献[8]		电压越限节点和功率过载线路	AdaBoost		
文献[84]		主导失稳集群	GAT		
文献[86]		发电机对系统稳定性的影响程度排序	STGCN		
文献[85]		系统关键断面	LSTM		

合智能”,将电力领域的专家知识和稳定信息嵌入AI稳定分析框架下的样本数据处理、AI模型设计和AI分析机制设计3个方面,从而借助知识引导AI模型发挥其强大的数据挖掘能力,增强AI模型的可解释性和可信度,并推动AI向真正的“智能”迈进。

3.1 领域知识引导的样本数据处理方法

3.1.1 高价值样本数据的生成

训练AI模型通常需要大量的数据样本。然而,实际电力系统往往运行在典型运行方式的邻域内^[7],其历史数据样本中失稳样本或具有较大安全风险的样本相对匮乏,这不利于AI模型的有效训练。因此,需要围绕电力系统稳定性分析的目标构建典型的运行场景,以满足AI模型训练的数据需求。

目前,生成式AI已广泛用于多个领域的场景生成任务,典型模型包括变分自动编码器(variational autoencoder, VAE)和生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)。VAE通常假设数据的潜在分布符合某一特性形式,使其在实际应用中受到一定制约,故当前大多数前沿研究采用能够直接逼近真实数据分布的GAN作为场景生成的主要模型框架^[103]。

GAN的核心思想是通过一个生成器 G 和一个判别器 D 之间的对抗训练,引导生成器生成足以“以假乱真”的数据,其训练目标如式(5)所示。

$$\min_G \max_D V(D, G) \quad (5)$$

其中 $V(D, G)$ 可表示为:

$$E_{p(x)}[\log D(x)] + E_{p(G_x)}[\log(1 - D(G_x))] \quad (6)$$

式中: $p(x)$ 和 $p(G_x)$ 分别为真实数据分布和生成器 G 生成的虚假数据分布; G_x 为由 G 生成的虚假数据; $D(\cdot)$ 为判别器 D 输出输入样本为真实数据的概率; $E(\cdot)$ 表示数学期望。

在电力系统领域,已有大量工作利用GAN生成满足业务需求的电力系统运行场景,以实现稳定分析样本集的有效扩展^[104-105]。为将专家和领域知识融入至GAN,引导模型生成更合理且更具应用价值的电力系统运行数据^[106],文献[107]将历史运行数据嵌入至GAN当中,使得生成数据更加贴合电力系统的运行实际;文献[108-109]则从稳定/失稳样本类别不平衡的角度出发,将失稳数据和临

界失稳数据作为生成器的学习对象,从而有效扩充少数类样本,缓解类别不平衡带来的影响;文献[110-113]考虑到新能源出力和气象条件的紧密关联性,将极端气象场景映射至新能源出力场景,引导GAN生成具有较高安全风险的关键数据样本,增强了电力系统稳定分析的覆盖性与风险识别能力。

3.1.2 克服“灾难性遗忘”的样本数据管理方法

真实电力系统的运行状态具有明显的时空变化特性,因此随着时间的推移,基于特定数据集训练得到的AI模型将不可避免地在全新场景中出现性能恶化现象。尽管许多学者致力于通过迁移学习(transfer learning)技术解决这一问题^[114-118],但模型在利用新场景的样本数据完成更新时,几乎一定会遗忘先前已经熟悉的场景和学习到的知识,这种“灾难性遗忘”特性则成为了AI模型的应用痛点^[119]。

假设AI在实际应用中面对一个待更新/学习的场景序列 $[s_1, s_2, \dots, s_T]$,每个场景所对应的训练数据集序列为 $[D_1, D_2, \dots, D_T]$,在第 t 个场景下为实现更新模型的同时避免对旧知识的遗忘,可将模型的整体训练目标表示如式(7)所示。

$$\sum_{i=1}^t \left(\arg \min_{\theta^i} \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \text{Loss}(f(x_j^i), y_j^i) \right) \quad (7)$$

式中: θ^i 为第 i 个场景的模型可学习参数; t 为当前场景在场景序列中的位置; N_i 为第 i 个训练数据集包含的样本数量; $\text{Loss}(\cdot)$ 为训练模型需要的损失函数; x_j^i 和 y_j^i 分别为第 i 个训练数据集 D_i 中第 j 个样本的输入和标签; $f(\cdot)$ 为AI模型在第 i 个学习到的由输入到输出的映射。

随着应用场景的演变,累计的数据规模日益庞大。然而,在每次更新模型时使用全部的历史数据进行训练并不可行。首先,大规模数据集将显著降低模型的训练效率,使模型的更新出现严重的迟滞;其次,模型容量有限,庞大的训练数据输入可能导致训练效果不佳;此外,历史样本随着电网建设本身就存在着一定的局限性。因此,需配合迁移学习技术实现高效率、高性能的模型更新,并尽可能缓解“灾难性遗忘”现象带来的负面影响。

目前,关于样本数据管理的研究已经成为重要课题。计算机科学领域早先提出了基于“回放”机制

的数据样本管理方法,即按照某种策略在模型学习新知识的过程中,根据一定的策略引入部分历史样本进行“回放”训练,从而在适应新场景的同时避免遗忘旧知识,这一过程可由式(8)描述。式(8)表示模型在第*i*个场景下的更新训练目标。

$$\arg \min_{\theta} \frac{1}{N_i + N_i^*} \left(\sum_{j=1}^{N_i} \text{Loss}(f(x_j^i), y_j^i) + \sum_{k=1}^{N_i^*} \text{Loss}(f(x_k^{i*}), y_k^{i*}) \right) \quad (8)$$

式中: x_k^{i*} 和 y_k^{i*} 为在第*i*个场景下依据式(9)筛选得到的回放样本的输入和标签; N_i^* 为这些回放样本的数量。

$$(x^{i*}, y^{i*}) = \psi([D_1, D_2, \dots, D_i]) \quad (9)$$

式中: $\psi(\cdot)$ 为预设的回放样本筛选策略; $[D_1, D_2, \dots, D_i]$ 为前*i*个场景的训练数据集序列。

学术界的现有研究集中于回放样本的筛选策略上,文献[120]选择与当前场景输入差异最大的历史数据作为回放样本;文献[121]则先对样本进行聚类,然后选择靠近聚类中心的样本进行存储和回放;文献[122]首先定义原型距离、类内聚类变化和分类器损失等多个指标,然后依据上述指标挑选具有代表性、多样性和可区分性的回放样本。

在电力系统稳定分析领域,相关的研究较为欠缺,但已有学者进行了初步尝试和探索。文献[123]创新性地提出了“遗忘记忆回溯”样本管理策略,该方法在模型训练过程中持续记录基于 GNN 的暂稳评估模型对各训练样本稳定情况的判断正确性,并综合考虑训练周期与判别错误次数,计算样本的重要性分数;随后将这些具有代表性的关键样本于模型更新阶段进行回放,从而缓解遗忘现象。除此之外,该方法还借鉴了文献[124]提出的参数正则学习机制,在更新模型时将参数约束在新场景和旧场景的低损失空间当中,进而保持模型性能在各任务场景中的一致性和鲁棒性。

文献[125]进一步提出一种“聚类记忆回放”机制。该机制首先比较数据集之间的类条件分布差异来评估电力系统运行场景之间的相异性,并在多个相似场景中选择—个代表性场景以筛选回放样本,从而有效降低模型更新过程中的计算开销。随后,该机制基于损失函数对模型输出向量所计算得到的梯度信息,从中选取梯度幅值较大的若干样本,构

建关键样本池,实现对具有代表性知识的有针对性回放,进而提升了样本回放的效率。

3.2 基于稳定机理嵌入的数据-知识混合驱动模型

将稳定机理嵌入数据驱动模型的研究按照嵌入位置可以分为3类,分别是输入特征、模型结构和计算过程。

3.2.1 稳定机理嵌入输入特征

输入特征直接决定 AI 模型的输出精度,是构建电力系统稳定分析模型最为关键的一步^[126]。将电力系统稳定知识和机理的表征信息纳入输入特征子集,是一种最为直观的做法。如图3所示,专业人员依据稳定机理构建新的输入特征并将其添加到特征集中,使用新的特征集训练 AI 模型并评估性能,根据反馈决定是否采用或舍弃新特征。

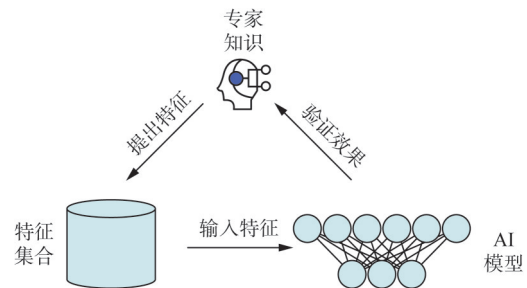


图3 知识嵌入输入特征示意图

Fig. 3 Schematic diagram of knowledge embedding input features

具体来讲,一种思路是通过分析数学物理模型,推论出与预测目标有重要关联的数据特征,再将其引入至 AI 模型中进行验证。例如文献[127]分析得到新能源场站短路比和暂态过电压的负相关关系,故将短路比引入至输入特征集,从而提高评估精度;文献[128]基于 Kuramoto 模型分析了二阶电力系统的同步特性,并定义了电力系统两个节点之间的耦合强度,将其引入输入特征集当中。

另一种思路是直接推导输出特征的解析表达式,并将理论计算值作为模型的附加输入,从而提高分析精度。例如文献[129]直接推导了直流换流母线的暂态过电压计算表达式,并将过电压的理论计算值与其他特征一同输入到过电压预测模型当中,从而提高了预测精度。

此外,在新型电力系统中分析系统的暂态稳定性必须考虑新能源机组和其他电力电子装备的动态响应特性,已有研究选取新能源机组的机端电压电

流等物理量构建新能源特征集,以此表征新能源接入对电网暂态稳定性的影响^[130]。另一方面,考虑到电力电子装备的控制策略是描述其动态特性的关键因素之一,许多研究也在输入特征中引入了变流器的控制参数,实现新能源要素的特征表征^[131-132]。

3.2.2 稳定机理嵌入模型结构

图神经网络GNN作为典型案例实现了对电力系统拓扑关系和故障位置的表示,深刻改变了AI技术在电力系统稳定分析领域的应用范式^[88, 10]。然而,传统基于同质图网络的GNN权值共享机制使得图中所有节点的特征聚合过程都依赖于同一权重矩阵计算。这一做法在降低参数规模和提高计算效率的同时,也造成了模型性能的瓶颈:即模型没有分类捕捉,而是泛化拟合了所有设备的响应特性。考虑到新型电力系统中存在响应特性各异的各种设备,不得不在现有GNN的结构框架下研究新的信息表征方式,以赋予模型差异化提取不同设备的数据特征的能力。

异质信息网络(heterogeneous information network, HIN)是一种包含多种节点类型和边类型的图结构^[133]。以HIN为基础的图深度神经网络考虑了不同关系类型的影响,为每一种关系类型设置了单独的权重矩阵以实现特征聚合过程中的差异化计算,相关技术已经在生物医药、推荐系统和关系识别领域得到了实践验证^[134-136]。异质图的特征聚合过程及其与同质图的差异可如图4所示。

在电力系统领域,母线所连接的设备类型(同

步发电机、负荷、新能源机组等)以及母线之间的支路类型(变压器支路、交流输电线路、直流输电线路等)可直接作为电力系统稳定领域知识嵌入到图拓扑的构建过程当中对异质图存在天然的适配性。文献[132]提出了“异质”概念,为图4中不同类型的母线节点采用不同的输入特征集,但仍通过同一个参数矩阵进行特征聚合。文献[137-138]则引入异质图注意力网络实现了参数矩阵的分类更新和计算,相比传统同质GNN算法有了一定的精度提升,为后续研究提供了可行思路。

此外,随着新能源机组的大量并网,电力系统的拓扑图中增加了大量的变流器并网节点。文献[139]则针对这一特性建立了“双高”电力系统的异质图模型,并构建异质图注意力和GRU网络级联的异质时空神经网络实现对暂态稳定指标的精准预测。

3.2.3 稳定机理嵌入计算过程

深度学习模型的计算过程可以分为前向传播计算和反向传播更新参数,由于前向传播直接由模型的结构决定,难以进行额外修改,因此学者们在反向传播阶段尝试将稳定知识与机理嵌入至损失函数中,引导模型按预想模式进行梯度计算和参数更新。

得益于在化学、材料和地球科学等领域的成功应用^[140-142],一种内嵌物理知识神经网络(physics-informed neural network, PINN)逐渐进入电力领域专家们的视野^[143]。基于PINN的电力系统稳定分析流程如图5所示,其核心是将物理规律(如转子运动方程和潮流方程等^[144-145])以式(10)的形式嵌入训练神经网络的损失函数中^[146]。

$$\mathcal{L} = \lambda_1 L_1(\hat{y}, y) + \lambda_2 L_2(W) + \lambda_3 L_3(X, \hat{y}) \quad (10)$$

式中: L_1 为基于模型预测值和真实值计算的常规损失项,如交叉熵损失函数和MSE损失函数等; L_2 为针对模型可训练参数 W 的正则损失项; L_3 为嵌入的物理约束损失项,为PINN的核心特征; λ_1 、 λ_2 和 λ_3 指常规损失项、正则损失项和物理约束损失项对应的权重系数; $\hat{y}$ 、 y 分别为样本的真实标签和模型预测标签。

式(10)中的损失项 L_3 能够实现神经网络对物理方程求解结果的拟合,进而提高模型预测的精度和泛化能力。研究人员可以根据不同的任务需求对该损失项进行针对性设计,以转子角轨迹的预测为

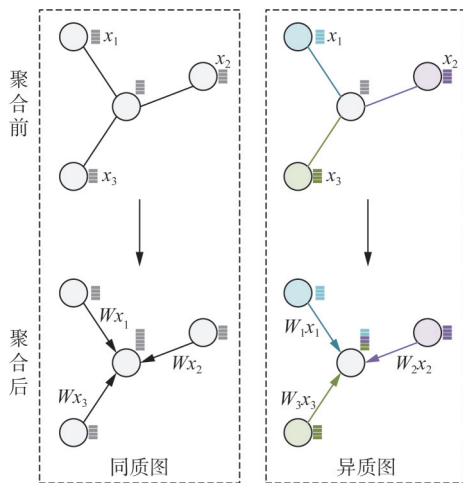


图4 同质图和异质图的特征聚合过程

Fig. 4 Feature aggregation process of homogeneous and heterogeneous graphs

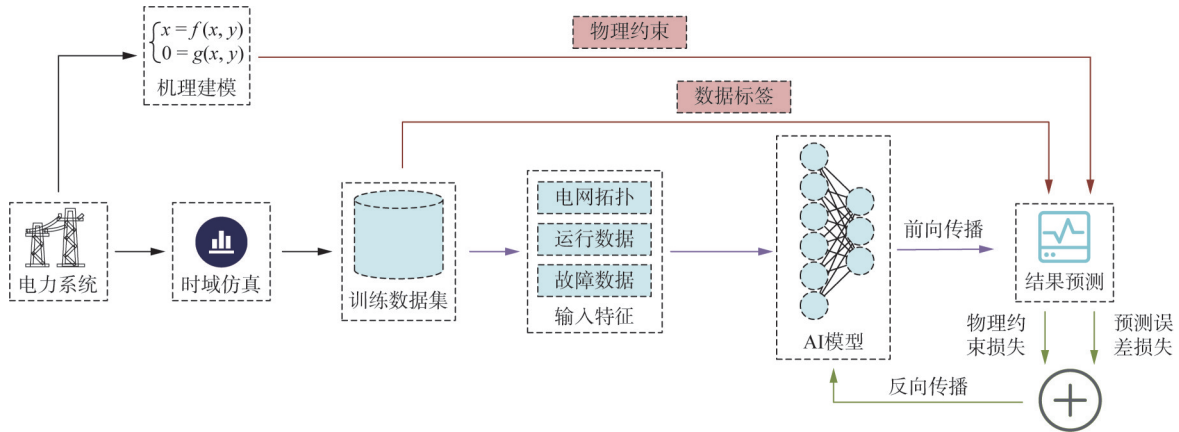


图5 基于PINN的电力系统稳定分析流程示意图

Fig. 5 Schematic diagram of power system stability analysis process based on PINN

例，典型的 L_3 损失项即发电机转子角的2阶微分方程，如式(11)所示。

$$L_3 = \frac{2H}{\omega_s} \cdot \frac{d^2\delta}{dt^2} + \frac{2HD}{\omega_s} \cdot \frac{d\delta}{dt} + \frac{E'}{X_d'} \sin(\delta - \theta) - P_m \quad (11)$$

式中： H 、 D 和 ω_s 分别为发电机的惯性常数、阻尼系数和稳态运行角速度； δ 为神经网络预测的发电机转子角； E' 和 X_d' 分别为发电机内电势大小和发电机电抗； θ 为节点电压相角； P_m 为发电机机械功率。

根据现有的研究成果，PINN不仅能够预测暂态稳定指数TSI等常规指标^[144]，还可以预测同步发电机故障后的功角曲线、电压动态曲线等^[143, 146-147]，在电力系统稳定分析领域具有非常广阔的应用前景。

综合3.2节所述，稳定机理在输入特征、模型结构和计算过程中的嵌入研究成果整理如表3所示。

3.3 业务知识赋能的稳定分析机制设计

3.3.1 考虑保守性的AI稳定分析方法

对于电力系统稳定性分析而言，结论的保守性至关重要。将本应失稳的运行场景误判为稳定，其后果远比将本应稳定的运行场景误判为失稳更为严重和危险，并且实际电力系统中失稳样本的缺失进一步加剧了这一问题。

一些研究引入焦点损失函数(focal loss)使分类器更加注重分类错误率高的类别，从而引导模型在学习过程中更加注重失稳样本，减少因类别不平衡导致的高漏判率^[148-149]。此外，还有学者通过在损失函数中提高失稳样本的学习权重，迫使模型在评

估系统稳定性时尽可能保守，以确保系统安全评估的可靠性^[58, 150]。

3.3.2 面向AI分析结果的“兜底”机制

考虑到AI模型的稳定分析结果具有一定的不确定性和不可靠性，对于暂态稳定分析而言，时域仿真法仍然是在AI模型背后的“兜底”分析手段。

以人工智能为核心的电力系统稳定性分析方法在全流程中仍需设计时域仿真介入机制。

综合现有成果，多数研究通过对输出结果进行额外处理的方式来判断是否需要执行时域仿真，以获得可靠的分析结果。对于稳定状态判别任务，最为简单和常见的做法是在softmax激活函数前对输出结果进行概率化，从而筛选出具有不确定性的评估结果^[128, 151]。还有部分研究提出了多输出结果的相互校核机制，通过模型的回归输出与分类输出的一致性来判断是否需要介入时域仿真^[152]。此外，还可以结合多个模型的输出来校核评估结果的可信度，其基本方法是通过比较基于同一数据集训练的多个模型在同一样本上的预测结果是否存在较大偏差，从而判断是否需要通过时域仿真来完成稳定性分析^[49, 153]。另一种思路是将时域仿真与数据驱动模型的计算过程并行化进行。例如，可以将部分计算较为复杂且速度较慢的电力电子设备微分方程组替换为数据驱动模型，从而实现稳定性分析过程的加速^[154]。

4 AI技术在电力系统稳定分析领域应用的挑战与展望

数据、知识联合驱动的混合智能技术在电力系

表 3 基于稳定知识和机理嵌入的 AI 技术的研究成果总结

Tab. 3 Summary of research results on AI technology based on stable knowledge and mechanism embedding

参考文献	稳定问题	知识的嵌入形式	知识/机理内容	算法模型	优势	局限
文献[127]	过电压	嵌入至输入特征集	新能源多场站短路比	CNN	1)工程实践简单, 仅需向输入特征集中添加特征 2)知识来源于数学/物理模型推导, 可信性强	1)人工成本高, 需要人工基于物理/数学模型进行机理推导 2)存在一定的主观性和不完全性
文献[129]			换流站母线暂态过电压幅值的解析值	决策树		
文献[128]	功角稳定		基于 Kuramoto 耦合振子模型的节点耦合强度	GCN+RNN		
文献[130]			新能源机组的机端电压电流等物理量	SVM		
文献[131]	频率稳定		构网源的虚拟惯性系数)有功下垂系数和阻尼系数	ANN		
文献[132]	电压稳定		储能变流器的低压穿越系数	GNN		
文献[137-138]	小干扰稳定 电压稳定	嵌入至模型结构	电力系统的设备类型)拓扑连接关系	异质图注意力网络	1)以 GNN 为基本研究范式, 灵活性和扩展性强	1)显著增加了模型的计算负担 2)存在一定的主观性和不完全性
文献[148]	功角稳定	嵌入至计算过程	焦点损失函数	CNN	1)可解释性强, 符合客观事实和物理方程的约束 2)工程实践简单, 仅需在损失函数中增加对应的项	1)针对新能源装备的物理约束有待实践
文献[149]			失稳样本代价	GCN+TCN		
文献[150]			转子运动方程	SAEs		
文献[144]				PINN		
文献[147]						
文献[145]	级联故障后的稳定问题		潮流方程			

统稳定分析领域已具雏形, 并将引领未来的研究发展。本节在知识表征、AI 可信校核与研究落地 3 个方面阐述 AI 在稳定分析领域应用的挑战和研究展望。

4.1 新能源控制特性的知识表征

新能源发电和并网设备控制模式转换将导致电力系统的动态响应呈现非连续的切换特性^[155-156], 电力系统由连续动力学系统转向切换动力学系统, 如何恰当地将新能源并网变流器的控制状态以及切换控制序列表征于 AI 模型的输入和结构中, 成为一项关键挑战。

为应对这一挑战, 可以考虑引入变流器端口测量信号和对应的二次侧控制参数, 并将二者作差来表示变流器当前运行工况到某一特定控制状态之间的距离, 据此构建模型的输入特征, 以体现变流器潜在的切换控制行为, 但相关研究仍待突破。另一方面, 可以借鉴将转子运动方程嵌入 PINN 的研究思路, 针对变流器设备, 研究适合嵌入模型中的微分代数方程组, 并恰当地表达变流器的切换行为, 从而实现新能源切换控制特性在 AI 模型中的知识

表征。

4.2 AI 模型的可信度校核

“双高”电力系统中源荷的高度不确定性将导致系统的运行方式发生比以往更为剧烈的变化, 这为 AI 模型的泛化性能提出了更高的要求。尽管已有很多研究成果致力于提高 AI 泛化性能, 并利用迁移学习 (transfer learning) 技术更新模型以适应新的运行场景^[114-116], 但仍然无法确保或评估 AI 模型在面临全新运行场景时所预测结果的可信程度。

一种可行的路线是借鉴图像识别领域的概念漂移检测机制, 自动化地监测 AI 模型在当前运行场景的可靠性^[157]。首先, 估计或计算电力系统运行数据的概率密度, 以表征运行数据的分布情况; 随后, 通过 Kullback-Leibler 散度或 Wasserstein 距离等方式量化训练集数据与新运行场景数据之间概率密度的差异程度; 然后, 根据量化结果, 建立 AI 的工作中止规则, 及时识别并淘汰不再可靠的模型; 最后, 与迁移学习技术配合, 将淘汰的 AI 模型经过离线优化更新后再重新投入在线使用, 从而实现 AI 的持续性可靠性能。

4.3 支撑AI分析系统落地的技术集成与融合

当前,电力系统高度的源荷不确定性要求稳定分析业务在给出分析结果的同时,也需要考虑到运行方式的潜在变化,不局限于当前固定运行方式的稳定结论。因此,在构建和应用稳定分析AI模型时,所需业务除了稳定分析之外,还需融合新能源出力预测和负荷预测等功能模块,计及电力系统的随机性和不确定性,在输出稳定分析结果的同时附上概率分布和置信区间,以增强评估结果的可靠性。

然而,这种不同分析技术和功能模块的集成与融合,将显著提高稳定分析系统落地的复杂度,其技术挑战不仅涉及传统电力系统的建模与运行,还依赖于人工智能算法的有效嵌入、软件架构的模块化设计以及用户界面的可用性优化。因此,系统开发所需的知识体系已远超电力工程本体,涵盖人工智能、软件工程、人机交互等多个领域。在未来,亟需构建一个高度协同的跨学科研究框架。电力系统工程、AI技术专家、软件架构师与人机交互设计师需形成紧密合作机制,共同参与系统需求分析、功能模块定义、技术路径设计与交互逻辑优化等全过程。唯有在多学科深度融合的基础上,才能推动这一复杂系统在实际电网场景中的部署与应用。

5 结论

稳定分析技术在经历了机理模型驱动和数据驱动后,正逐步向知识与数据融合驱动方式演化。本文回顾了AI在稳定性分析领域各阶段的研究成果和进展,得到以下结论。

1)AI技术在各类稳定问题的分析业务中已经涌现了非常多的研究成果,由浅层机器学习模型到深度学习模型再到图神经网络,模型的评估精度越来越高,能够输出的指标也越来越丰富,可以适用的分析场景已经越来越多,已经成为电力系统稳定分析重要的技术分支。但是,目前研究成果集中于针对稳定状态的判别和一些简单指标的回归预测,在溯因分析方面的应用有所欠缺。

2)在电力系统稳定分析过程中实现知识-数据联合驱动的混合人工智能是当前最为火热的研究方向之一。在数据驱动AI应用于稳定分析业务的全过程当中,可将稳定信息、知识和机理融合于样本

数据处理、AI模型构建与计算,以及稳定分析机制设计当中,从而推动基于AI的稳定分析方法走向真正的“智能化”,逐渐趋于成熟与可靠。

3)AI模型由理论研究到投入至实际工程仍然有一段需要填补的空隙。“双高”电力系统的稳定知识机理,尤其是变流器的切换控制特性如何表征,如何实时校核AI模型的输出可信度,如何解决技术融合带来的落地工程复杂度上升,以满足不确定性条件下的AI稳定分析,都是实现AI稳定分析工程实用化必须直面的问题。

参考文献

- [1] 中华人民共和国国务院新闻办公室. 新时代的中国能源发展[N]. 人民日报, 2020-12-22(010).
- [2] 国家发展改革委, 国家能源局. “十四五”可再生能源发展规划[R]. 北京: 国家发展改革委, 国家能源局, 2022.
- [3] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2819.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [4] 胡博, 谢开贵, 邵常政, 等. 双碳目标下新型电力系统风险评估: 特征、指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(5): 1-15.
HU Bo, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality: characteristics, indices and assessment methods [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 1-15.
- [5] 张沛, 杨华飞, 许元斌, 等. 电力大数据及其在电网公司的应用[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(S1): 85-92.
ZHANG Pei, YANG Huafei, XU Yuanbin, et al. Power big data and its application scenarios in power grid [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(S1): 85-92.
- [6] CREMER J L, KONSTANTELOS I, TINDEMANS S H, et al. Data-driven power system operation: exploring the balance between cost and risk [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(1): 791-801.
- [7] 范士雄, 赵泽宁, 郭剑波, 等. 数据驱动的电力系统暂态稳定评估方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(9): 3408-3429.
FAN Shixiong, ZHAO Zening, GUO Jianbo, et al. Review on data-driven power system transient stability assessment technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(9): 3408-3429.
- [8] 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.
- [9] 汤涌, 姚伟, 王宏志, 等. 电网仿真分析与决策的人工智能方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5384-5405.
TANG Yong, YAO Wei, WANG Hongzhi, et al. Artificial

- intelligence techniques for power grid simulation analysis and decision making[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(15): 5384 – 5405.
- [10] 黄济宇, 管霖, 郭梦轩, 等. 图深度学习技术在智能暂态稳定评估中的应用及展望[J]. *电网技术*, 2023, 47(4): 1500 – 1511.
HUANG Jiyu, GUAN Lin, GUO Mengxuan, et al. Application and prospect of graph deep learning technique in intelligent transient stability assessment[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(4): 1500 – 1511.
- [11] CARO F D, COLLIN J A, GIANNUZZI G M, et al. Review of data-driven techniques for on-line static and dynamic security assessment of modern power systems[J]. *IEEE Access*, 2023(11): 130644 – 130673.
- [12] 王小君, 窦嘉铭, 刘翌, 等. 可解释人工智能在电力系统中的应用综述与展望[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(4): 169 – 191.
WANG Xiaojun, DOU Jiaming, LIU Zhao, et al. Review and prospect of explainable artificial intelligence and its application in power systems[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(4): 169 – 191.
- [13] 蒲天骄, 赵琦, 王新迎. 电力人工智能技术研究框架、应用现状及展望[J/OL]. *电网技术*, 1 – 21 [2025 – 05 – 08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.tm.20241024.1500.002.html>.
PU Tianjiao, ZHAO Qi, WANG Xinying. Technology framework, application status and prospects on electric power artificial intelligence[J/OL]. *Power System Technology*, 1 – 21 [2025 – 05 – 08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.tm.20241024.1500.002.html>.
- [14] KUNDUR P, PASERBA J, AJJARAPU V, et al. Definition and classification of power system stability IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2004, 19(3): 1387 – 1401.
- [15] THIRUGNANASAMBANDAM V, JAIN T. AdaBoost classifiers for phasor measurements-based security assessment of power systems[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2018, 12(8): 1747 – 1755.
- [16] HOBSON E, ALLEN G N. Effectiveness of artificial neural networks for first swing stability determination of practical systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1994, 9(2): 1062 – 1068.
- [17] 史法顺, 吴俊勇, 吴昊衍, 等. 基于深度学习的电力系统暂态功角与暂态电压稳定裕度一体化评估[J]. *电网技术*, 2023, 47(2): 741 – 758.
SHI Fashun, WU Junyong, WU Haoyan, et al. Integrated evaluation of power system transient power angle and transient voltage stability margin based on deep learning[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(2): 741 – 758.
- [18] ADETOKUN B B, MURIITHI C M, OJO J O. Voltage stability assessment and enhancement of power grid with increasing wind energy penetration[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020(120): 105988.1 – 105988.11.
- [19] XU Y, ZHANG R, ZHAO J, et al. Assessing short-term voltage stability of electric power systems by a hierarchical intelligent system[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(8): 1686 – 1696.
- [20] 孙家豪, 王笑雪, 李光辉, 等. 换相失败引起送端电网过电压的定量计算及影响因素[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2020, 32(12): 62 – 68.
SUN Jiahao, WANG Xiaoxue, LI Guanghui, et al. Quantitative calculation and influencing factors of overvoltage of sending-side system caused by commutation failure[J]. *Proceedings of the CSU-EPSSA*, 2020, 32(12): 62 – 68.
- [21] GOLPİRA H. Bulk power system frequency stability assessment in presence of microgrids[J]. *Electric Power Systems Research*, 2019, 174: 105863.1 – 105863.10.
- [22] 王青, 孙华东, 马世英, 等. 电力系统小干扰稳定安全评估的一般原则及其在贵州电网中的应用[J]. *电网技术*, 2009, 33(6): 24 – 28.
WANG Qing, SUN Huadong, MA Shiyang, et al. General principle of power system small signal stability evaluation and its application in Guizhou power grid[J]. *Power Systems Technology*, 2009, 33(6): 24 – 28.
- [23] 马宁宁, 谢小荣, 贺静波, 等. 高比例新能源和电力电子设备电力系统的宽频振荡研究综述[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(15): 4720 – 4731.
MA Ningning, XIE Xiaorong, HE Jingbo, et al. Review of wide-band oscillation in renewable and power electronics highly integrated power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(15): 4720 – 4731.
- [24] 毛安家, 马静, 崩圣宇, 等. 高比例新能源替代常规电源后系统暂态稳定与电压稳定的演化机理[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(9): 2745 – 2756.
MAO Anjia, MA Jing, KUAI Shengyu, et al. Evolution mechanism of transient and voltage stability for power system with high renewable penetration level[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(9): 2745 – 2756.
- [25] 朱泽翔, 李诗旸, 张建新, 等. 南方电网多直流协调稳定控制系统实现与验证[J]. *南方电网技术*, 2020, 14(12): 10 – 16.
ZHU Zexian, LI Shiyang, ZHANG Jianxin, et al. Implementation and verification of multi-DC coordinated stability control system in China Southern Power Grid[J]. *Southern Power System Technology*, 2020, 14(12): 10 – 16.
- [26] HATZIARGYRIOU N, MILANOVIC J, RAHMANN C, et al. Definition and classification of power system stability – revisited & extended[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(4): 3271 – 3281.
- [27] 范越, 李永莱, 舒印彪, 等. 新型电力系统平衡构建与安全稳定关键技术初探[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(1): 14 – 25.
- FAN Yue, LI Yonglai, SHU Yinbiao, et al. Preliminary study on key technologies of balancing and stabilizing of renewable-energy-dominated power system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(1): 14 – 25.
- [28] 王康, 孙宏斌, 张伯明, 等. 基于二维组合属性决策树的暂态稳定评估[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(S1): 17 – 24.
WANG Kang, SUN Hongbin, ZHANG Boming, et al. Transient stability assessment based on 2D combined attribute decision tree[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(S1): 17 – 24.
- [29] KRISHNAN V, MCCALLEY J D, HENRY S, et al. Efficient database generation for decision tree based power system security assessment[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2011, 26(4): 2319 – 2327.
- [30] 马骞, 杨以涵, 刘文颖, 等. 多输入特征融合的组合支持向量机电力系统暂态稳定评估[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(6): 17 – 23.
MA Qian, YANG Yihan, LIU Wenying, et al. Power system transient stability assessment with combined SVM method mixing multiple input features[J]. *Proceedings of the CSEE*,

- 2005, 25(6): 17–23.
- [31] 田芳, 周孝信, 于之虹. 基于支持向量机综合分类模型和关键样本集的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 1–8.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, YU Zhihong. Power system transient stability assessment based on comprehensive SVM classification model and key sample set [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 1–8.
- [32] VENKATESH T, JAIN T. Synchronized measurements-based wide area static security assessment and classification of power systems using case based reasoning classifiers [J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 68, 513–525.
- [33] 赵研, 霍红, 徐晗桐. 二阶段随机森林分类方法在低频振荡监测中的应用[J]. 东北电力大学学报, 2020, 40(2): 60–67.
ZHAO Yan, HUO Hong, XU Hantong. Application of two-stage random forest classification method to low-frequency oscillation monitoring [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2020, 40(2): 60–67.
- [34] 叶圣永, 王晓茹, 刘志刚, 等. 基于受扰严重机组特征及机器学习方法的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(1): 46–51.
YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Power system transient stability assessment based on severely distributed generator attributes and machine learning method [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(1): 46–51.
- [35] 周艳真, 吴俊勇, 于之虹, 等. 用于电力系统暂态稳定预测的支持向量机组合分类器及其可信度评价[J]. 电网技术, 2017, 41(4): 1188–1196.
ZHOU Yanzhen, WU Junyong, YU Zhihong, et al. Support vector machine ensemble classifier and its confidence evaluation for transient stability prediction of power systems [J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1188–1196.
- [36] RAMIREZ G M, SEVILLA F R S, KORBA P. Convolutional neural network based approach for static security assessment of power systems [C]//2021 World Automation Congress (WAC), August 4, 2021, Taipei, China. New York: IEEE, 2021: 106–110.
- [37] YAN R, GENG G, JIANG Q, et al. Fast transient stability batch assessment using cascaded convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4): 2802–2813.
- [38] 田芳, 周孝信, 史东宇, 等. 基于卷积神经网络综合模型和稳态特征量的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4025–4032.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, et al. Power system transient stability assessment based on comprehensive convolutional neural network model and steady-state features [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4025–4032.
- [39] 杨维全, 朱元振, 刘玉田. 基于卷积神经网络的暂态电压稳定快速评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 46–51, 136.
YANG Weiquan, ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast assessment of transient voltage stability based on convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 46–51, 136.
- [40] 卢锦玲, 郭鲁豫. 基于改进深度残差收缩网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电工技术学报, 2021, 36(11): 2233–2244.
LU Jinling, GUO Luyu. Power system transient stability assessment based on improved deep residual shrinkage network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 36(11): 2233–2244.
- [41] 刘颂凯, 党喜, 崔梓琪, 等. 针对样本类不平衡的深度残差网络电力系统暂态稳定评估方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(1): 116–123.
LIU Songkai, DANG Xi, CUI Ziqi, et al. Transient stability evaluation method for power systems with deep residual network considering class imbalance of samples [J]. Smart Power, 2024, 52(1): 116–123.
- [42] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 26–July 1, 2016, Las Vegas, USA. New York: IEEE, 2016: 770–778.
- [43] 王颖凯. 基于深度学习算法的电力系统低频振荡模式识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
- [44] 朱乔木, 陈金富, 李宏毅, 等. 基于堆叠自动编码器的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2937–2946.
ZHU Qiaomu, CHEN Jinfu, LI Hongyi, et al. Transient stability assessment of power system based on stacked autoencoder [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2937–2946.
- [45] 朱乔木, 党杰, 陈金富, 等. 基于深度置信网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 735–743.
ZHU Qiaomu, DANG Jie, CHEN Jinfu, et al. A method for power system transient stability assessment based on deep belief networks [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 735–743.
- [46] 王怀远, 陈启凡. 基于堆叠变分自动编码器的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 134–139.
WANG Huaiyuan, CHEN Qifan. Transient stability assessment method of electric power systems based on stacked variational auto-encoder [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 134–139.
- [47] YU J J Q, HILL D J, LAM A Y S, et al. Intelligent time-adaptive transient stability assessment system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 1049–1058.
- [48] 孙黎霞, 白景涛, 周照宇, 等. 基于双向长短期记忆网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(13): 64–72.
SUN Lixia, BAI Jingtao, ZHOU Zhaoyu, et al. Transient stability assessment of power system based on bi-directional long-short-term memory network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(13): 64–72.
- [49] CHEN Qifan, WANG Huaiyuan. Time-adaptive transient stability assessment based on gated recurrent unit [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 133(12), 107156.1–107156.11.
- [50] 谢培元, 刘永刚, 谭本东, 等. 一种基于堆叠门控循环单元的暂态稳定智能评估系统[J]. 电气自动化, 2020, 42(3): 70–73.
XIE Peiyuan, LIU Yonggang, TAN Bendong, et al. A stacked gated recurrent unit based transient stability intelligent evaluation system [J]. Electrical Automation, 2020, 42(3): 70–73.
- [51] WANG Huaiyuan, WU Sijie. Transient stability assessment with time-adaptive method based on spatial distribution [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 143(12), 108464.1–108464.11.
- [52] SHAO Zonghe, WANG Qichao, CAO Yuzhe, et al. A novel

- data-driven LSTM-SAF model for power systems transient stability assessment [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(7): 9083 – 9097.
- [53] ZHU L P, HILL D J, LU C. Intelligent short-term Voltage Stability Assessment via Spatial Attention Rectified RNN Learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(10): 7005 – 7016.
- [54] VASWANI A, SJAZEER M, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, December 4 – 9, 2017, Long Beach, USA. Cambridge: MIT Press, 2017: 6000 – 6010.
- [55] 房佳姝, 刘崇茹, 苏晨博, 等. 基于自注意力Transformer编码器的多阶段电力系统暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(15): 5745 – 5759.
- FANG Jiashu, LIU Congru, SU Chenbo, et al. Multi-stage transient stability assessment of power system based on self-attention transformer encoder [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5745 – 5759.
- [56] 王铮澄, 周艳真, 郭庆来, 等. 考虑电力系统拓扑变化的消息传递图神经网络暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(7): 2341 – 2350.
- WANG Zhengcheng, ZHOU Yanzhen, GUO Qinglai, et al. Transient stability assessment of power system considering topological change: a message passing neural network-based approach[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(7): 2341 – 2350.
- [57] 汪康康, 梅生伟, 魏巍, 等. 基于图卷积网络的快速暂态安全评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(1): 43 – 51.
- WANG Kangkang, MEI Shengwei, WEI Wei, et al. Fast transient security assessment based on graph neural networks [J]. Power System Protection and Control [J]. 2023, 51(1): 43 – 51.
- [58] 钟智, 管霖, 苏寅生, 等. 基于图注意力深度网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2122 – 2130.
- ZHONG Zhi, GUAN Lin, SU Yinsheng, et al. Power system transient stability assessment based on graph attention deep network[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2122 – 2130.
- [59] 周生存, 罗毅, 易煊承, 等. 考虑数据缺失的图注意力网络暂态稳定评估[J]. 中国电力, 2024, 57(5): 157 – 167.
- ZHOU Shengcun, LUO Yi, YI Xuancheng, et al. Transient stability assessment of graph attention networks [J]. Electric Power, 2024, 57(5): 157 – 167.
- [60] 张建新, 蔡镠涵, 李诗旸, 等. 利用网络等值进行图降维的图注意力暂态功角稳定评估模型[J]. 南方电网技术, 2024, 18(4): 30 – 40.
- ZHANG Jianxin, CAI Zihan, LI Shiyang, et al. Transient power angle stability evaluation model for graph attention using network equivalence for graph dimensionality reduction [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(4): 30 – 40.
- [61] CHEN Liukai, GUAN Lin. Static information K-neighbor, and self-attention aggregated scheme: a transient stability prediction model with enhanced interpretability [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(1): 5 – 15.
- [62] 张亮, 安军, 周毅博. 基于时间卷积和图注意力网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(7): 114 – 122.
- ZHANG Liang, AN Jun, ZHOU Yibo. Transient stability assessment of power system based on temporal convolution and graph attention network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(7): 114 – 122.
- [63] 姜涛, 董雨, 王长江, 等. 基于图卷积和双向长短期记忆网络的受端电力系统暂态电压稳定评估[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 4937 – 4951.
- JIANG Tao, DONG Yu, WANG Changjiang, et al. Transient voltage stability assessment of receiving-end power system based on graph convolution and bidirectional long/short-term memory networks [J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 4937 – 4951.
- [64] 庄颖睿, 肖谭南, 程林, 等. 基于时空图卷积网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(11): 11 – 18.
- ZHUANG Yingrui, XIAO Tannan, CHENG Lin, et al. Transient stability assessment of power system based on spatio-temporal graph convolutional network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 11 – 18.
- [65] LUO Y H, LU C, ZHU L P, et al. Data-driven short-term voltage stability assessment based on spatial-temporal graph convolutional network [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130: 106753.
- [66] 郭春明, 任继红. 基于人工智能的暂态稳定裕度精细化预测[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(12): 108 – 114.
- WU Chunming, REN Jihong. Refined prediction of transient stability margin based on artificial intelligence [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(12): 108 – 114.
- [67] KUMAR S, TYAGI B, KUMAR V, et al. PMU-based voltage stability measurement under contingency using ANN [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022 (71): 9000111.1 – 9000111.11.
- [68] 王彤, 刘九良, 朱劭璇, 等. 基于随机森林的电力系统暂态稳定评估与紧急控制策略[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4694 – 4701.
- WANG Tong, LIU Jiuliang, ZHU Shaoxuan, et al. Transient stability assessment and emergency control strategy based on random forest in power system [J]. Power System Technology, 2020, 44(12): 4694 – 4701.
- [69] LIU S K, SHI R Y, ZHANG T, et al. An integrated scheme for static voltage stability assessment based on correlation detection and random bits forest [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130(9): 106898.1 – 106898.10.
- [70] LIU S K, LIU Lihuang, YANG Nan, et al. A Data-driven approach for online dynamic security assessment with spatial-temporal dynamic visualization using random bits forest [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 124(1): 106316.1 – 106316.10.
- [71] HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, et al. A deep spatial-temporal data-driven approach considering microclimates for power system security assessment [J]. Applied Energy, 2019(237): 36 – 48.
- [72] SHI F, WU J, BU Y, et al. Online assessment of transient power angle & voltage in power systems: realizing fast prediction and fast update in any scenarios [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024(156): 109724.1 – 109724.12.
- [73] DU Y, LI F, HUANG C. Applying deep convolutional neural network for fast security assessment with N-1 contingency [C]// 2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 4 – 8, 2019, Atlanta, USA. New York: IEEE, 2019: 1 – 5.

- [74] DU Y, LI F, ZHENG T, et al. Fast cascading outage screening based on deep convolutional neural network and depth-first research[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2704 – 2715.
- [75] 邵美阳, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于两阶段集成深度置信网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1776 – 1787.
- SHAO Meiyang, WU Junyong, LI Baoqin, et al. Transient stability assessment of power system based on two-stage ensemble deep belief network[J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1776 – 1787.
- [76] 杜一星, 胡志坚, 李犇, 等. 基于双向门控循环单元的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(20): 103 – 112.
- DU Yixing, HU Zhijian, LI Ben, et al. Transient stability assessment of power system based on bi-directional gated recurrent unit[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(20): 103 – 112.
- [77] 杜一星, 胡志坚, 王方洲. 基于受扰后量测响应信息的两阶段电力系统暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2230 – 2240.
- DU Yixing, HU Zhijian, WANG Fangzhou. Two-stage power system transient stability assessment based on post-disturbance measurement response information[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2230 – 2240.
- [78] 徐浩, 姜新雄, 刘志成, 等. 基于概率预测的电网静态安全运行风险评估及主动调控策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(1): 182 – 191.
- XU Hao, JIANG Xinxiong, LIU Zhicheng, et al. Probability prediction based risk assessment and proactive regulation and control strategy for static operation safety of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 182 – 191.
- [79] 李洋麟, 江全元, 颜融, 等. 基于卷积神经网络的电力系统小干扰稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 50 – 57.
- LI Yanglin, JIANG Quanyuan, YAN Rong, et al. Small-signal stability assessment of power system based on convolutional neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(2): 50 – 57.
- [80] 赵荣臻, 文云峰, 叶希, 等. 基于改进堆栈降噪自动编码器的预想事故频率指标评估方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4081 – 4092.
- ZHAO Rongzhen, WEN Yunfeng, YE Xi, et al. Research on frequency indicators evaluation of disturbance events based on improved stacked denoising autoencoders[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4081 – 4092.
- [81] HUANG Jiyu, GUAN Lin, SU Yinsheng, et al. A topology adaptive high-speed transient stability assessment scheme based on multi-graph attention network with residual structure[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130(12): 106948.1 – 106948.9.
- [82] 钱倍奇, 陈谦, 张政伟, 等. 基于异构数据特征级融合的多任务暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(9): 118 – 128.
- QIAN Beiqi, CHEN Qian, ZHANG Zhengwei, et al. Multi-task transient stability assessment based on feature-level fusion of heterogeneous data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(9): 118 – 128.
- [83] 郭梦轩, 管霖, 苏寅生, 等. 基于改进边图卷积网络的电力系统小干扰稳定评估模型[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2095 – 2103.
- GUO Mengxuan, GUAN Lin, SU Yinsheng, et al. Small-signal stability assessment model based on improved edge graph convolutional networks of power system[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2095 – 2103.
- [84] ZHANG J, AN H, WU N. Low frequency oscillation mode estimation using synchrophasor data[J]. IEEE Access, 2020(8): 86444 – 86455.
- [85] 仇怡超, 闻达, 王晓茹, 等. 基于深度置信网络的电力系统扰动后频率曲线预测[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(17): 5095 – 5104.
- ZHANG Yichao, WEN Da, WANG Xiaoru, et al. A method of frequency curve prediction based on deep belief network of post-disturbance power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(17): 5095 – 5104.
- [86] XIE J, SUN W. A transfer and deep learning-based method for online frequency stability assessment and control[J]. IEEE Access, 2021(9): 75712 – 75721.
- [87] SUN Peiyuan, HUO Long, CHEN Xin, et al. Rotor angle stability prediction using temporal and topological embedding deep neural network based on grid-informed adjacency matrix[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2024, 12(3): 695 – 706.
- [88] 管霖, 黄济宇, 蔡镭涵, 等. 图深度学习技术在电力系统分析与决策领域中的应用及展望[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3405 – 3422.
- GUAN Lin, HUANG Jiyu, CAI Zihan, et al. Application and prospect of graph deep learning technique in power system analysis and decision[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3405 – 3422.
- [89] 蒲天骄, 乔骥, 赵紫璇, 等. 面向电力系统智能分析的机器学习可解释性方法研究(一): 基本概念与框架[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(18): 7010 – 7030.
- PU Tianjiao, QIAO Ji, ZHAO Zixuan, et al. Research on interpretable methods of machine learning applied in intelligent analysis of power system (part I): basic concept and framework[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(18): 7010 – 7030.
- [90] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, December 4 – 9, 2017, Long Beach, USA. Cambridge: MIT Press, 2017: 4768 – 4777.
- [91] 胡润滋, 马晓忱, 孙博, 等. 基于特征选择的暂态安全评估方法及其可解释性研究[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 755 – 763.
- HU Runzi, MA Xiaochen, SUN Bo, et al. Transient security assessment method based on feature selection and its interpretive approach[J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 755 – 763.
- [92] 王强, 陈浩, 刘炼. 基于自然梯度提升的静态电压稳定裕度预测及其影响因素分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(9): 130 – 137.
- WANG Qiang, CHEN Hao, LIU Lian. Prediction of static voltage stability margin based on natural gradient lifting and analysis of its influencing factors[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(9): 130 – 137.
- [93] 武宇翔, 韩肖清, 牛哲文. 基于变权重随机森林的暂态稳定评估方法及其可解释性分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(14): 93 – 104.
- WU Yuxiang, HAN Xiaoqing, NIU Zhewen, et al. Transient

- stability assessment method based on variable weight random forest and its interpretability analysis [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(14): 93–104.
- [94] 张哲, 秦博宇, 高鑫, 等. 融合注意力机制和卷积神经网络的电网暂态电压稳定评估及可解释性分析[J]. *电网技术*, 2024, 48(11): 4648–4657.
- ZHANG Zhe, QIN Boyu, GAO Xin, et al. Transient voltage stability assessment and interpretability analysis of power grids based on the fusion of attention mechanism and convolutional neural network[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(11): 4648–4657.
- [95] AN J, YU J, LI Z, et al. A data-driven method for transient stability margin prediction based on security region[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2020, 8(6): 1060–1069.
- [96] RIBEIRO M T, SINGH S, GUESTIN C. “Why should I trust you?”: explaining the predictions of any classifier [C]// *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Computer Version (ICCV)*, October 22–29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 618–626.
- [97] WU S, ZHENG L, HU W, et al. Improved deep belief network and model interpretation method for power system transient stability assessment [J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2020, 8(1): 27–37.
- [98] 古思丽, 乔骥, 张东霞, 等. 基于图深度学习的薄弱支路辨识与溯因分析[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(3): 1004–1017.
- GU Sili, QIAO Ji, ZHANG Dongxia, et al. Identification and attribution analysis of weak branches based on graph deep learning[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(3): 1004–1017.
- [99] 虞景行, 黄济宇, 张勇军, 等. 基于稳态特征量输入的大电网主导失稳机组辨识[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(13): 69–78.
- YU Jingxing, HUANG Jiyu, ZHANG Yongjun, et al. Identification of leading instable generators for large-scale power grid based on steady-state characteristic inputs [J]. *Automation of Electric Power System*, 2024, 48(13): 69–78.
- [100] 刁晗, 肖谭南, 黄少伟, 等. 数据驱动的电力系统关键断面筛选[J]. *电网技术*, 2023, 47(10): 4035–4346.
- DIAO Han, XIAO Tannan, HUANG Shaowei, et al. Data-driven searching for power system key transmission sets [J]. *Power System Technology*, 2023, 47(10): 4035–4346.
- [101] ZHU L, WEN W, LI J, et al. Integrated data-driven power system transient stability monitoring and enhancement [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 1797–1809.
- [102] 国务院国有资产监督管理委员会. “驭电”智能大模型将最大限度支撑新能源开发利用[EB/OL]. (2025–03–23)[2024–12–24]. <http://www.sasac.gov.cn/n2588025/n2588124/c32419774/content.html>.
- [103] 胡铭菲, 左信, 刘建伟. 深度生成模型综述[J]. *自动化学报*, 2022, 48(1): 40–74.
- HU Mingfei, ZUO Xin, LIU Jianwei. Survey on deep generative model[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 40–74.
- [104] 谭本东, 杨军, 赖秋频, 等. 基于改进CGAN的电力系统暂态稳定评估样本增强方法[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(1): 149–157.
- TAN Bendong, YANG Jun, LAI Qiupin, et al. Data augment method for power system transient stability assessment based on improved conditional generative adversarial network [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(1): 149–157.
- [105] 李宝琴, 吴俊勇, 强子玥, 等. 基于改进DCGAN的电力系统暂态稳定增强自适应评估[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(2): 73–82.
- LI Baoqin, WU Junyong, QIANG Ziyue, et al. Enhanced adaptive assessment on transient stability of power system based on improve deep convolutional generative adversarial network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(2): 73–82.
- [106] FEI Y, LIAO W, HUANG Y, et al. Knowledge-enhanced generative adversarial networks for schematic design of framed tube structures [J]. *Automation in Construction*, 2022, 144: 104619.
- [107] ZHU L, HILL D J. Data/model jointly driven high-quality case generation for power system dynamic stability assessment [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(8): 5055–5066.
- [108] FANG J, ZHENG L, LIU C, et al. A data-driven case generation model for transient stability assessment using generative adversarial networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(12): 14391–14400.
- [109] 廖一帆, 武志刚. 基于迁移学习与Wasserstein生成对抗网络的静态电压稳定临界样本生成方法[J]. *电网技术*, 2021, 45(9): 3722–3728.
- LIAO Yifan, WU Zhigang. Critical sample generation method for static voltage stability based on transfer learning and Wasserstein generative adversarial network [J]. *Power System Technology*, 2021, 45(9): 3722–3728.
- [110] 陈浩, 张文朝, 黄志光, 等. 考虑极端天气的先验知识引导风/光短期出力场景生成方法研究[J]. *智慧电力*, 2025, 53(3): 44–52.
- CHEN Hao, ZHANG Wenchao, HUANG Zhiguang, et al. Research on prior knowledge-guided short-term wind/photovoltaic output scenario generation method considering extreme weather[J]. *Smart Power*, 2025, 53(3): 44–52.
- [111] CHEN Y, WANG Y, KIRSCHEN D, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(3): 3265–3275.
- [112] 牛奎烨, 刘金波, 汤奕, 等. 计及极端气象事件的年度系统运行场景生成方法[J]. *电网技术*, 2024, 48(10): 3992–4006.
- NIU Kuiye, LIU Jinbo, TANG Yi, et al. A method for generating annual system operating scenarios considering extreme meteorological events [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(10): 3992–4006.
- [113] 米阳, 卢长坤, 申杰, 等. 基于条件生成对抗网络的风电功率极端场景生成[J]. *高电压技术*, 2023, 49(6): 2253–2263.
- MI Yang, LU Changkun, SHEN Jie, et al. Wind power extreme scenario generation based on conditional generative adversarial network [J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(6): 2253–2263.
- [114] LU G, BU S. Adaptive stability contingency screening for operational planning based on domain-adversarial graph neural network [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 1503–1516.
- [115] 解治军, 张东霞, 韩肖清, 等. 基于改进长短期记忆网络的电力系统暂态稳定评估方法研究[J]. *电网技术*, 2024, 48(3): 998–1010.
- XIE Zhijun, ZHANG Dongxia, HAN Xiaoqing, et al.

- Research on transient stability assessment method of power system based on improved long short term memory network[J]. Power System Technology, 2024, 48(3): 998 – 1010.
- [116] HIJAZI M, DEHGHANIAN P, WANG S, et al. Transfer learning for transient stability predictions in modern power systems under enduring topological changes[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(3): 3274 – 3288.
- [117] 陈灏颖, 管霖. 基于主动迁移学习的电力系统拓扑自适应暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(19): 7409 – 7423.
- CHEN Haoying, GUAN Lin. An active transfer learning scheme for power system transient stability assessment adaptive to the topological variability[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(19): 7409 – 7423.
- [118] 李宝琴, 吴俊勇, 李枰苏, 等. 基于主动迁移学习的电力系统暂态稳定自适应评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(4): 121 – 132.
- LI Baoqin, WU Junyong, LI Lusu, et al. Adaptive assessment of power system transient stability assessment based on active transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 121 – 132.
- [119] PARISI G I, KEMKER R, PART J L, et al. Continual lifelong learning with neural networks: a review[J]. Neural Networks, 113: 54 – 71.
- [120] LI X, TANG B, LI H. AdaER: an adaptive experience replay approach for continual lifelong learning[J]. Neurocomputing, 2024, 572: 127204.
- [121] YOON J, LIM H. CMCL: clustering-based memory management for continual learning[C]//2022 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC), February 21 – 24 2022, Jeju Island, Korea. New York: IEEE, 2022: 266 – 268.
- [122] ZHUANG C, HUANG S, CHENG G, et al. Multi-criteria selection of rehearsal samples for continual learning[J]. Pattern Recognition, 2022(132): 108907.1 – 108907.11.
- [123] 陈灏颖, 管霖, 陈臻凯, 等. 基于遗忘记忆回溯和参数正则的电力系统事故前暂态稳定评估持续学习框架[J/OL]. 电网技术, 1 – 14[2025 – 05 – 16]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1774>.
- CHEN Haoying, GUAN Lin, CHEN Liukai, et al. A continual learning scheme for pre-contingency transient stability assessment in power systems via forgotten memory replay and parameter regularization[J/OL]. Power System Technology, 1 – 14[2025 – 05 – 16]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1774>.
- [124] LI X, YANG Z, GUO P, et al. An intelligent transient stability assessment framework with continual learning ability[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(12): 8131 – 8141.
- [125] CHEN H, GUAN L, LIN B, et al. A continual learning scheme for data-driven transient stability assessment via clustered memory replay and hierarchical embedding constraint[J]. Electric Power Systems Research, 2025(247): 111704.
- [126] 赵晋泉, 夏雪, 徐春雷, 等. 新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24): 1 – 10.
- ZHAO Jinqun, XIA Xue, XU Chunlei, et al. Review on application of new generation artificial intelligence technology in power system dispatching and operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(24): 1 – 10.
- [127] 付小标, 崔健, 王长江, 等. 考虑新能源多场站短路比的暂态过电压风险评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(10): 79 – 88.
- FU Xiaobiao, CUI Jian, WANG Changjiang, et al. Transient overvoltage risk assessment considering multiple renewable energy stations short circuit ratio[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(10): 79 – 88.
- [128] 刘雨晴, 刘翌, 王小君, 等. 融合同步知识和时空信息的电力系统暂态稳定评估框架[J/OL]. 电网技术, 1 – 13[2025 – 03 – 25]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.1401>.
- LIU Yuqing, LIU Zhao, WANG Xiaojun, et al. Power system transient stability assessment framework based on fusion of synchronization knowledge and spatial-temporal information[J/OL]. Power System Technology, 1 – 13[2025 – 03 – 25]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.1401>.
- [129] 秦博宇, 高鑫, 张哲, 等. 知识-数据融合的直流送端系统暂态过电压幅值预测[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(14): 110 – 118.
- QIN Boyu, GAO Xin, ZHANG Zhe, et al. Transient overvoltage amplitude prediction for DC sending-end system based on knowledge-data fusion model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(14): 110 – 118.
- [130] 刘信彤, 辛业春, 王长江, 等. 基于 Smo-PinSVM 的含新能源电力系统暂态稳定评估[J]. 太阳能学报, 2021, 42(5): 98 – 104.
- LIU Xintong, XIN Yechun, WANG Changjiang, et al. Transient stability assessment in bulk power grid with renewable energy using Smo-PinSVM[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(5): 98 – 104.
- [131] LIU W, KERKES T, DRAGICEVIC T, et al. Review of grid stability assessment based on ai and a new concept of converter-dominated power system state of stability assessment[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2023, 4(3): 928 – 938.
- [132] LÜ Z, WANG B, GUO Q, et al. Short-term voltage stability assessment based on heterogeneous edge-integrated graph attention network[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(1): 421 – 434.
- [133] SHI C, LI Y, ZHANG J, et al. A survey of heterogeneous information network analysis[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(1): 17 – 37.
- [134] FOROUZANDEH S, ROSTAMI M, BERAHMAND K, et al. Health-aware food recommendation system with dual attention in heterogeneous graph[J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 169: 107882.1 – 107882.6.
- [135] WU Z, LIANG Q, ZHAN Z, et al. Course recommendation based on enhancement of meta-path embedding in heterogeneous graph[J]. Applied Science-Basel, 2023, 13(4): 1 – 20.
- [136] WANG N, CHEN T, REN C, et al. Document-level relation extraction with multi-layer heterogeneous graph attention network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123(A): 106212.1 – 106212.16.
- [137] 朱思婷, 管霖, 郭梦轩, 等. 基于异质边图注意力网络的电力系统振荡评估模型[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2581 – 2592.
- ZHU Siting, GUAN Lin, GUO Mengxuan, et al. Power system oscillation evaluation model based on heterogeneous edge graph attention network[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2581 – 2592.

- [138] ZHONG Z, GUAN L, SU Y, et al. A Method of multivariate short-term voltage stability assessment based on heterogeneous graph attention deep network [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022(136): 107648.
- [139] 马煜, 张俊勃, 黄长林, 等. 基于异质时空神经网络的“双高”电力系统暂态功角稳定评估方法[J/OL]. 电网技术, 1 – 14 [2025 – 05 – 19]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1965>.
MA Yu, ZHANG Junbo, HUANG Changlin, et al. Transient angle stability assessment of “dual high” power systems based on heterogeneous spatial-temporal neural network[J/OL]. Power System Technology, 1 – 14 [2025 – 05 – 19]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1965>.
- [140] SCHÜTT K, KINDERMANS P, SAUCEDA H, et al. Schnet: a continuous-filter convolutional neural network for modeling quantum interactions [C]//Proceedings of the 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems, December 4 – 9, 2017, Long Beach, USA. Cambridge: MIT Press, 2017: 992 – 1002.
- [141] SCHLEDER G R, PADILHA A C, ACOSTA CM, et al. From DFT to machine learning: recent approaches to materials science-a review [J]. Journal of Physics-Materials, 2019, 2 (3): 032001.
- [142] STEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science[J]. Nature, 2019, 566(7743): 195 – 204.
- [143] 乔骥, 赵紫璇, 王晓辉, 等. 面向电力系统智能分析的机器学习可解释性方法研究(二): 电网稳定分析的物理内嵌式机器学习[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(23): 9046 – 9059.
QIAO Ji, ZHAO Zixuan, WANG Xiaohui, et al. Research on interpretable methods of machine learning applied in intelligent analysis of power system (part II): physics-embedded machine learning for power system stability analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(23): 9046 – 9059.
- [144] LU G, BU S. Advanced probabilistic transient stability assessment for operational planning: a physics-informed graphical learning approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(1): 740 – 752.
- [145] ZHU Y, ZHOU Y, WEI W, et al. Cascading failure analysis based on a physics-informed graph neural network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(4): 3632 – 3641.
- [146] HUANG B, WANG J. Applications of physics-informed neural networks in power systems-a review[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(1): 572 – 588.
- [147] 陆旭, 张理寅, 李更丰, 等. 基于内嵌物理知识卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2024, 48 (9): 107 – 119.
LU Xu, ZHANG Liyin, LI Gengfeng, et al. Transient stability assessment of power system based on physics informed convolution neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(9): 107 – 119.
- [148] 李嘉敏, 杨红英, 闫莉萍, 等. 样本不平衡情况下的电力系统暂态稳定集成评估方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45 (10): 34 – 41.
LI Jiamin, YANG Hongying, YAN Liping, et al. Integrated assessment method for transient stability of power system under sample imbalance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(10): 34 – 41.
- [149] 肖龙, 张靖, 何宇, 等. 基于时间卷积和自适应图卷积网络的电力系统暂态稳定评估[J/OL]. 电网技术, 1 – 13 [2025 – 03 – 25]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1724>.
XIAO Long, ZHANG Jing, HE Yu, et al. Power system transient stability assessment based on temporal convolution and adaptive graph convolution network[J/OL]. Power System Technology, 1 – 13 [2025 – 03 – 25]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1724>.
- [150] 王怀远, 陈启凡. 基于代价敏感堆叠变分自动编码器的暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2213 – 2220, 2400.
WANG Huaiyuan, CHEN Qifan. A transient stability assessment method based on cost-sensitive stacked variational auto-encoder[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2213 – 2220, 2400.
- [151] 朱思婷, 管霖, 黄济宇, 等. 面向稳控策略校核的并联图注意力网络稳定评估模型[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3836 – 3846.
ZHU Siting, GUAN Lin, HUANG Jiyu, et al. Parallel graph attention network based transient stability assessment model for stability control strategy checking [J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3836 – 3846.
- [152] 朱思婷. 面向稳控策略校核的图深度学习稳定评估模型和算法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2023.
- [153] WANG G, GUO J, MA S, et al. Data-driven transient stability assessment using sparse pmu sampling and online self-check function [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023, 9(3): 910 – 920.
- [154] 李永康, 刘宝柱, 胡俊杰. 基于数据驱动与时域仿真融合的电力系统暂态稳定快速评估[J]. 电网技术, 2023, 47(11): 4386 – 4396.
LI Yongkang, LIU Baozhu, HU Junjie. Rapid evaluation of power system transient stability based on fusion of data-driven and time-domain simulation [J]. Power System Technology, 2023, 47(11): 4386 – 4396.
- [155] 袁小明, 张美清, 迟永宁, 等. 电力电子化电力系统动态问题的基本挑战和基本路线[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (5): 1904 – 1917.
YUAN Xiaoming, ZHANG Meiqing, CHI Yongning, et al. Basic challenges of and technical roadmap to power-electronized power system dynamics issues [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1904 – 1917.
- [156] 闫炯程, 李常刚, 刘玉田. 数据驱动的新型电力系统安全风险预警综述[J]. 电网技术, 2024, 48(12): 4989 – 5002.
YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Review of data-driven security risk early warning research of the new-type power system [J]. Power System Technology, 2024, 48(12): 4989 – 5002.
- [157] LU J, LIU A, DONG F, et al. Learning under concept drift: a review [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2019, 31(12): 2346 – 2363.

收稿日期: 2025-03-31

作者简介:

张俊勃(1986), 男, 教授, 博士, 研究方向为新型电力系统稳定性及其数字智能化, epjbzhang@scut.edu.cn;

肖祥辉(1974), 男, 高级工程师(教授级), 学士, 研究方向为能源工程规划设计、投资建设、工程全生命周期管理及数字化建设, xiaoxiaohui-gzy@powenchina.cn;

马煜(1999), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用, 1213700161@qq.com。