

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

杨 博¹, 陈义军¹, 姚 伟², 石重托², 束洪春¹

(1. 昆明理工大学电力工程学院, 云南省昆明市 650500;

2. 强电磁工程与新技术国家重点实验室(华中科技大学), 湖北省武汉市 430074)

摘要: 以深度学习、强化学习和迁移学习等高级机器学习为代表的新一代人工智能技术在处理海量数据、挖掘复杂非线性映射等方面具有更强的优势,使其在电力系统稳定评估与决策中的应用逐渐受到青睐。首先,梳理了基于人工智能技术实现电力系统稳定评估与决策的基本框架;其次,针对稳定评估与稳定决策问题,分别从功角、频率、电压、宽频振荡这4个电力系统稳定性问题和预防控制、紧急控制、恢复控制这3种控制类型出发,进行了国内外学者的相关研究工作及关键技术评述;最后,依据新一代人工智能技术在电力系统稳定评估与决策中的应用现状,从数据、模型和应用3个层面对存在的一些问题提出了可能的应对措施和展望。

关键词: 人工智能; 电力系统稳定性; 稳定评估; 稳定决策; 数据驱动; 知识驱动

0 引言

随着电力从二次能源转变为其他行业的基础能源,电网负荷需求日趋增长^[1]。同时,由于风电、光伏等新能源的大规模并网以及高比例电力电子设备的投运^[2-4],电力系统惯性降低^[5],运行状态不确定性增加、可预估性降低、稳定内在机理发生深刻变化,电网功角、电压、频率等稳定问题日渐突出^[6-8]。在此环境下,需要准确评估电力系统稳定性,针对电网薄弱环节或区域提出应对措施,以便辅助运维人员快速做出正确决策,提高和改善电网的稳定水平。

暂态稳定和电压稳定问题^[9]是电力系统稳定的2个重要层面,通常分别采用故障时域仿真技术与连续潮流算法^[9-11]进行评估。此外,频率稳定评估同样基于时域仿真法或等值模型法^[12]。上述方法虽然结果准确,但是存在高度依赖系统模型可用性,需花费昂贵计算资源等缺陷^[13]。此外,在电网发展初期,主要是由调度或运行人员依靠经验对各种电力信息进行分析而做出决策、处理故障,需要人工对繁多的数据进行分析处理,效率低下、准确性和灵敏度不足^[14];经典数学方法,如用于解决多阶段决策问题的动态规划法,也难以求解高度复杂的NP困难问题。因此,传统方法难以满足当今结构快速变

化的大规模电网对在线安全评估与决策响应高效性的要求,稳定评估和辅助调度决策时间长,可能会危及电网安全。

近年来,人工智能(AI)开启了新一轮高速发展,其正逐渐从单项技术向集成技术发展,从单体智能向群体智能、自主协同智能发展,从浅层学习到深度学习发展。新一代AI是一种通过对新一代信息技术的发展和人类智能活动规律的研究,用于模拟、延伸和扩展人类智能,实现从用计算机模拟人类智能演进到协助引导提升人类智能的交叉技术科学^[15]。中国于2017年发布的《新一代人工智能发展规划》^[16]中列出了最具代表性的新一代AI的8个基础理论:大数据智能、跨媒体感知计算、混合增强智能、群体智能、自主协同控制与优化决策、高级机器学习、类脑智能计算及量子智能计算。依据现有研究,前6个基础理论在电力系统稳定评估与决策中的应用较多,其中又以深度学习、强化学习和迁移学习等高级机器学习为主。因其强大的数据处理和复杂非线性关系挖掘能力,以高级机器学习为代表的新一代AI技术^[17-18]为解决以多因素强耦合、随机性和不确定性强、机理复杂等为特点的电力系统稳定评估与决策问题提供了良好的契机,弥补了传统方法难以对当前复杂电网进行物理建模的不足。同时,随着广域测量系统(WAMS)^[19]在电网中的逐步应用,各级调度中心积累的海量电力数据更是为新一代AI技术在电网中的应用发展提供了基础保障。

通过对海量样本的学习建立电力系统稳定评估

收稿日期: 2022-01-14; 修回日期: 2022-04-27。

上网日期: 2022-10-09。

国家自然科学基金资助项目(U1866602); 云南省重大科技专项计划资助项目(202002AF080001)。

模型,依据电力系统中部署的各种测量装置提供的实时运行数据以及网络的拓扑信息等特征,进行电力系统稳定评估,并提供稳定裕度等定量参考信息,是现有研究常见的思路;相似地,利用大量的历史决策数据,构建输入决策变量与决策结果间的智能决策模型,与依靠调度运行人员进行决策或基于物理模型驱动的决策方法相比,可满足在线决策的需求。

然而,在基于AI技术的电力系统稳定评估问题上,现有研究工作在输入特征与输出指标的选取、算法模型的构建等方面千差万别。在智能辅助决策问题上,相关研究工作者在十几年前提出的智能决策基本功能^[20],即在电网正常状态下给出安全经济的运行决策方案、在故障状态下给出故障恢复方案和故障操作指导、根据运行态势给出维持大区域电力系统稳定运行的控制策略、给出各种操作任务的操作票,也未完全实现。因此,研究基于新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策中的应用具有重要的现实意义。

首先,本文梳理了实现电力系统稳定评估与决策的基本框架;其次,分别针对以深度学习、强化学习和迁移学习等高级机器学习为代表的新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策中的问题,综合分析和评述了国内外学者的相关研究工作;最后,针对当前所存在的问题给出了建议与展望。

1 新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策应用中的基本框架

从在电网中应用的角度,对新一代AI技术进行总结,其总体架构如图1所示。基于AI实现电力系统稳定评估与决策的基本思路是“离线训练,在线应用,实时修正”,基本框架如图2所示。首先,对在线数据、仿真数据以及历史数据所组成的海量数据样本进行学习,挖掘数据中潜在的有效信息;然后,将通过检验的离线预训练模型部署于实际应用场景,利用采集到的实时电网数据进行系统运行稳定性评估与决策;同时,根据实际的评估与决策结果实时反馈,修正电力系统稳定评估或决策模型。其中,离线预训练模型的构建过程^[9,11,21]可概括为:训练数据采集、预处理训练数据、选取输入特征与输出评估后果以形成特征库与指标库、特征提取或选择及特征优化、算法的选取与模型的训练、模型评价。

基于AI技术实现电网的稳定决策除了依赖于从WAMS、能量管理系统(EMS)等数据源中收集到的常规电网运行数据^[22-23]以外,保护信息等多维电网状态信息^[24]、电力系统稳定评估结果^[25]、存在于调度规程和技术导则中的文本文件及专家经验等决策知识^[23]、气象资料等环境数据^[17,26-27]对于提高

决策系统的可靠性和容错性也是至关重要的。

需要指出的是,对于电力系统稳定评估问题,模型离线预训练过程基本遵循图2中的各环节^[11]。而电力系统稳定决策更多的是借助语音识别、计算机视觉、自然语言处理等新一代AI技术对非结构化数据分析处理,决策模型的建立过程并不一定完全需要图2中的所有步骤。例如,强化学习在学习过程中是通过与环境交互所获得的回报奖励来判断当前决策的优劣,不需要选取输出标签^[18,28]。数据分析模型挖掘电网各种数据间的关联信息^[29],结合各类专家库、推理机等部分^[30]才能形成完备的电力系统稳定决策系统^[31]。

大数据是新一代AI技术的基础。如图2所示,随着各种监测、采集系统的应用^[32],当前的电力数据呈现出海量(volume)、多型(variety)、低价值密度(value)、快速性(velocity)的典型“4V”特性^[33]。海量是指庞大的数据体量;多型是指多源异构的数据;低价值密度是指有效信息占比小;快速性是指对在线处理状态数据的实时性要求高。实际上,所采集到的训练数据中不可避免地包含噪声或错误标记的样本,为提高电力系统稳定评估模型或稳定决策系统中数据分析模型的准确度,首先必须对原始数据进行数据清洗^[34]、样本平衡^[35]等预处理操作。文献[33]指出无法通过数据清洗的方式消除某些数据具有的不可预测性,并提出可引入“数据真实性”属性来提高对电网数据的处理质量。此外,文献[36]采用多层模板特征匹配法对不良数据进行模糊聚类融合处理,依据特征提取结果检测不良数据。文献[37]提出了改进的轻梯度提升机解决样本不平衡与重叠问题,有效提升了电网暂态稳定评估结果的准确性。

在实际应用时,为保证信息的充分性,人们只能依靠经验选择尽可能多的影响因素作为特征,采集到的通常也是多特征的数据集。因此,为避免发生高维空间样本稀疏的维数灾问题,降低数据的冗余度,需要从初始特征集中选出最具代表性、最有效的特征,裁剪原始特征空间,使电力系统稳定评估模型或稳定决策系统中数据分析模型的注意力集中于最为关键的特征,降低算法设计和模型训练难度,有利于数据可视化。目前,特征降维方式主要为特征选择^[38]和特征提取两种^[11]。前者是从原始特征集中选出某个子集,并不改变原始特征空间,进而可分为过滤法(filter)、包装法(wrapper)、嵌入法(embedded)和组合式方法^[39-40]。文献[41]分两阶段进行电力系统稳定评估关键特征选择,首先采用分段方式集成改进法初步筛选特征,然后结合包装法

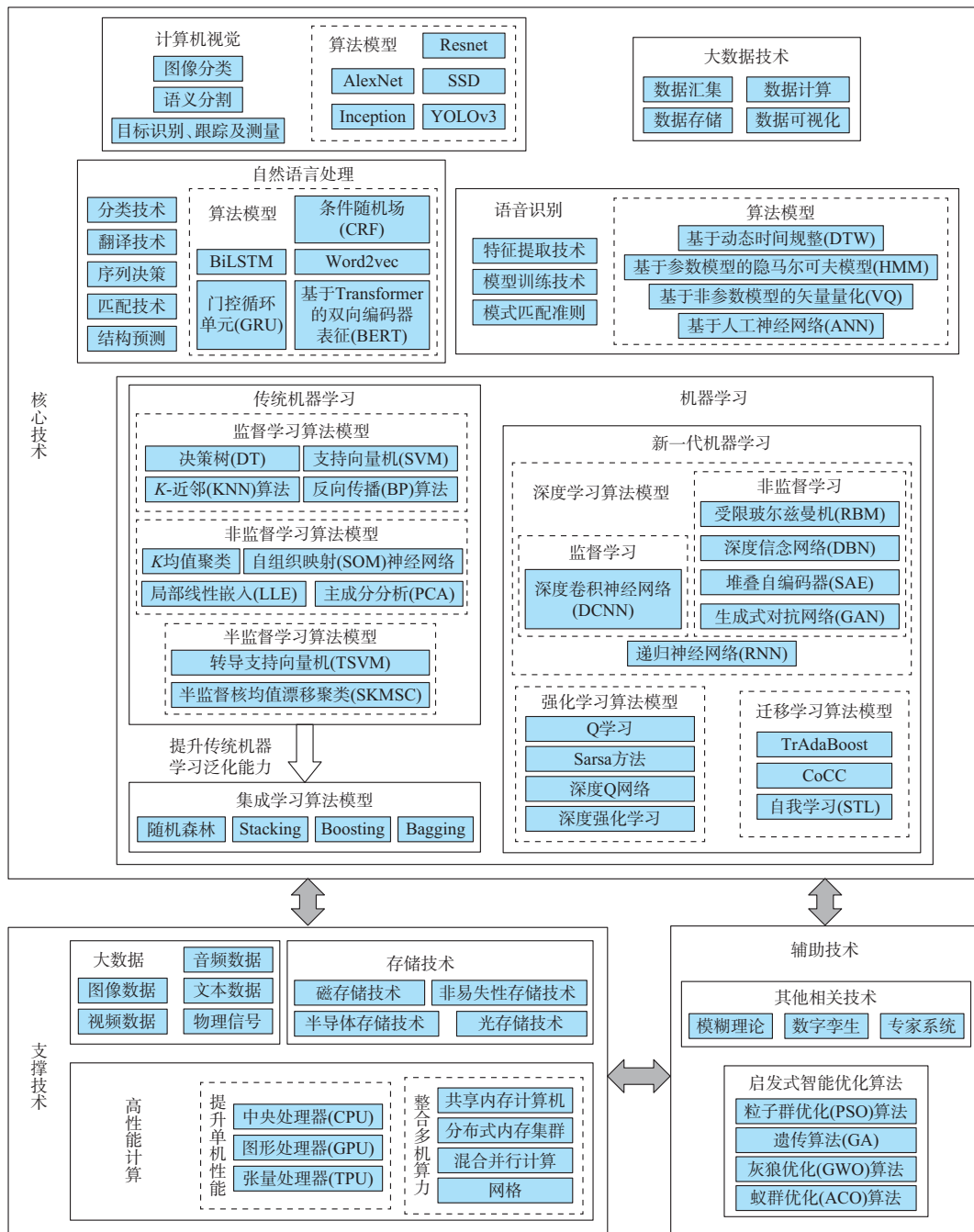


图1 应用于电力系统的新一代AI技术总体架构
Fig. 1 Overall architecture of new-generation AI technology applied to power system

利用后向搜索策略选择最重要的特征。后者是通过特征间的关系,将原始特征空间中的多个特征映射到由少数关键特征所组成的新特征空间,PCA^[42]就是其中的一个典型代表。此外,某些深度学习模型本身就包含具有降维功能的结构,能够自动为每个特征学习相应的权重,实现特征自学习,减少人为因素的干扰。例如,文献[43]采用自编码器(auto-encoder)深度学习网络中的编码器(encoder)来降低数据维数,其中的每层受限玻尔兹曼机就是一个特

征检测器;卷积神经网络(CNN)^[44]中的卷积层同样能进行特征学习,提取输入数据的特征。

对于原始特征和指标、算法模型等部分,电网的稳定评估和稳定决策在技术细节上存在一定差异。例如,在稳定评估时常选取可测量(可通过同步相量测量单元(PMU)等装置测量)作为模型输入特征,而在建立稳定决策模型时往往将可控量(可控发电机及其出力等)作为决策变量。此外,模型或系统在最终部署到实际应用之前必须通过大量的、不同于

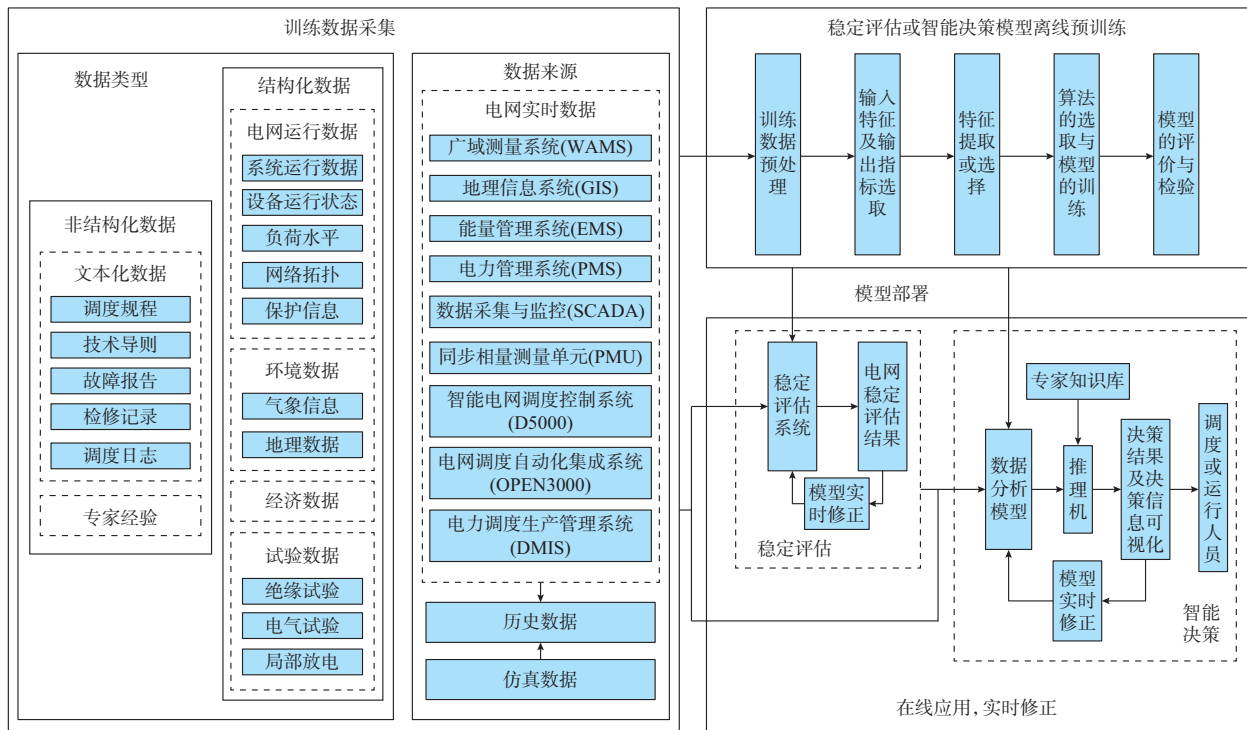


图2 基于AI技术的电力系统稳定评估与决策基本框架
Fig. 2 Basic framework of power system stability assessment and decision-making based on AI technology

训练集的测试样本检验其准确性和泛化能力。

2 新一代AI技术在电力系统稳定评估中的应用

对于电力系统稳定性,电气与电子工程师协会(IEEE)/国际大电网会议(CIGRE)工作组将其定义为电力系统在给定的初始运行条件下受到物理扰动后能够重新获得一个大部分系统状态量都未越限的运行平衡点,从而使整个系统不变的能力^[45];中国DL755—2001《电力系统安全稳定导则》则将其定义为电力系统受到事故扰动后保持稳定运行的能力^[46]。

IEEE/CIGRE工作组与中国《电力系统安全稳定导则》依据时间尺度、扰动程度和主导因素的不同,均只将电力系统稳定分为功角、频率和电压稳定三大类^[45-46]。然而,随着电力系统互联程度不断提高、规模逐渐扩大,可再生能源和电力电子设备高比例并网,内在稳定机理和动态特性愈加复杂^[47-48],电网新型振荡稳定问题^[3,49-51]应时而生。因此,IEEE于2020年对电力系统稳定的分类进行了扩充^[3,52],如图3所示。

稳定问题是威胁大规模电网安全运行的关键因素,尤其是近年来发生的多起大停电事故都和电网暂态失稳有关^[53-55]。因此,快速、准确、综合地感知电网运行稳定水平有利于提高对复杂电网的掌控能

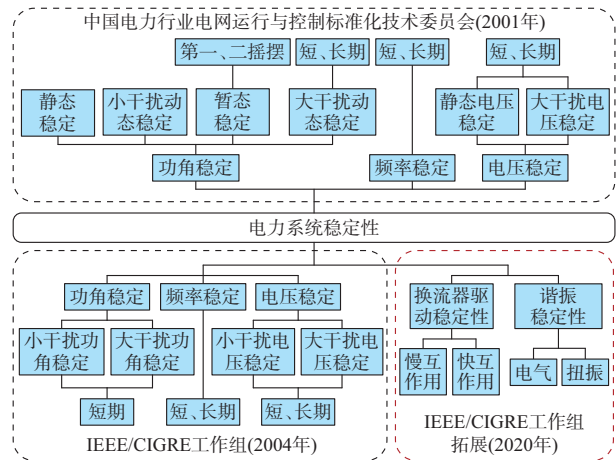


图3 电力系统稳定性分类
Fig. 3 Classification of power system stability

力,降低电力系统稳定破坏事故发生的概率。时域仿真法计算量大、耗时长^[54],直接法中的能量函数构建难度大,均无法满足当前电网在线应用的需求。AI类方法直接从大量数据中挖掘输入特征与电力系统稳定性指标之间的关系,离线训练好的评估模型在线应用时计算速度快,无须建立复杂电网的物理模型,为实现电力系统稳定状态的快速、实时、准确评估提供了新视野。

2.1 原始输入特征及输出指标的选取

初始输入特征及输出指标的选取是电力系统稳

定评估模型构建过程中最为关键的一步^[18],输入特征要能够全面表征电网的运行状况,输出指标要能够准确直观地反映电力系统稳定水平。

2.1.1 功角稳定评估问题

功角稳定是指同步发电机受扰后系统保持同步运行的能力,依据扰动程度的大小,可分为小干扰功角稳定^[56-58]和暂态功角稳定^[59-64]。小干扰功角稳定主要取决于系统初始运行状态,而暂态功角稳定除与系统初始运行状态有关,还取决于故障位置及故障严重程度等。

总体而言,根据特征是属于电网受扰前还是受扰后的物理量,可将底层量测电气特征分为2类,即稳态特征和故障特征^[9,11]。其中,对稳态电网求解潮流即可获得稳态特征,例如支路潮流(有功和无功)、节点电压(幅值和相角)、发电机出力(有功和无功)、负荷水平(有功和无功)等^[11,65];故障特征是指受扰后电网的暂态电气特征量,其描述了系统的动态行为,例如故障后发电机转子加速度、发电机转子动能、相对转角、转子角速度、各电气量响应轨迹(如动态电压轨迹)等^[65]。

由于电网在某种稳定运行方式下,某地发生故障时的电力系统稳定后果是确定的^[11]。因此,若使用稳态特征作为模型输入,其与故障后电网暂态稳定后果之间的映射关系是可以被挖掘出来的。模型建立好之后进行在线评估时应答速度快^[66],能够实时根据电网的运行状态监控系统的稳定水平,为系统预防性控制的实现提供了可能。例如,文献[6]提出的智能评估系统仅利用发电负荷水平、电网拓扑结构这两个稳态潮流信息以及故障位置进行大电网的功角、电压、频率稳定评估。文献[67]则将发电机、负荷、关键线路三者的有功功率作为电网暂态稳定评估模型的输入特征,并依据在线评估结果进行预防控制。然而,稳态特征依赖于电网的拓扑结构,特征数量会随着电网拓扑的拓展而急剧增加,且需要针对不同位置故障训练多个模型,多方式适应能力较差。

故障特征与电网暂态稳定后果间的关联性更强^[11],所获得的稳定评估模型往往具有较好的精确度。例如,文献[44]和文献[68]均采用故障后的母线电压相量作为评估模型的输入特征进行电网暂态稳定评估。但是,离线模型的训练数据基本上是通过预设系统故障集进行仿真获得,其不可能包含电网可能发生的所有扰动,因此该模型无法学习整个输入特征空间。此外,实际应用时,故障特征只能在电网发生故障后检测到,其暂态过程变化迅速,根据模型的评估结果进行决策的可用时间很短,往往需要

采取紧急控制,若运行人员或控制系统没有足够的时间做出相应调整,可能会造成不可估量的后果。

此外,对于监督或半监督学习来说,输出指标或标签也是必需的。在电力系统稳定评估中,大部分研究将其考虑为稳定与非稳定的二值标签分类问题^[13,67,69-70],还有研究将稳定边界视为第三类标签^[71],如此硬分类问题虽然简洁,但仅能获知电力系统稳定与否,未能从评估结果中得到稳定裕度等后续决策所需的关键信息。因此,也有学者将电网功角稳定评估指标精细化,将其视为回归问题。对于暂态稳定评估问题,精细化输出指标主要包括极限切除时间^[63]、暂态稳定裕度^[72]、失稳程度^[73]、暂态稳定系数^[74-75](该指标也常用于分类问题中训练样本的标定,大于0时暂态稳定,小于0时暂态失稳)等;对于小干扰功角稳定评估问题,精细化输出指标主要包括关键振荡模式下的特征值^[76]、衰减系数^[77]、阻尼比^[58,77-78]、关键振荡模式的振荡频率^[58,78]、静态功角稳定裕度等。考虑到极限切除时间指标需花费时间进行时域仿真才能获得,文献[79]将基于转子角轨迹簇包络线积分的受扰程度归一化,作为暂态稳定裕度指标,提高了电力系统稳定评估的效率。

2.1.2 频率稳定评估问题

当电力系统出现严重扰动导致供需不平衡时可能引发频率稳定问题。基于机器学习的电力系统频率稳定评估模型常选择可通过PMU或SCADA量测的母线上发电和负荷的时序数据以及由此得到的不平衡功率^[80-82]作为输入特征。此外,频率记录数据^[80]、系统各节点电压幅值和相角^[81-82]等均可作为评估模型的输入。同时,由于各发电机承担的不平衡功率大小与其到故障位置的电气距离有关^[81],系统的拓扑依然是影响频率稳定性评估准确性的不可忽略的因素。

准确预测系统功率平衡受扰后的动态特征对于评估当前运行点的频率稳定水平以及制定相应的紧急控制措施至关重要。而仅进行稳定与失稳评估^[9]的不足类似于功角稳定评估问题中所述。因此,所选择的频率稳定评估模型的输出指标应能全面反映受扰后系统的频率动态趋势。其中,最大频率偏差、最大频率偏差时刻、频率变化率和受扰后的稳态频率偏差这4个定量参数^[48,80,83-84]常被作为衡量频率稳定性的关键指标。此外,一些研究还构建了一些其他指标,如受扰后系统频率与额定频率相比的均方差与积分^[80]、静态频率稳定性评估指标^[85]、暂态频率稳定裕度指标^[86]等。文献[80]基于欧洲3个同步地区分析了影响上述某些指标的主要特征:频

率最低点(最大频率偏差)与受扰后系统频率的均方差类似,受发电和负荷及其预测误差(电力不匹配)的影响较大;频率变化率主要与发电和负荷有关;受扰后系统频率偏差的积分受发电和负荷的预测误差主导。评估模型的输出甚至可以是受扰后动态频率响应曲线的预测^[81,87]。

2.1.3 电压稳定评估问题

电压稳定是指电力系统受扰后维持各节点电压在可接受范围内的能力^[13]。依据扰动大小,同样可分为小扰动(负荷的缓慢增长等)电压稳定和大扰动(系统故障、突然失负荷或电源等)电压稳定。

对于电压稳定性评估模型的输入指标,依然可分为稳态特征和故障特征两类^[88]。反映系统当前运行状况的稳态特征有发电机出力(有功、无功)^[89-91]、负荷水平(有功、无功)^[89-92]、支路潮流(有功、无功和电流)^[89,91]、节点电压(幅值和相角)^[89-91,93-94]、换流阀触发角和灭弧角^[89]、故障前全网损耗(有功、无功)^[95]等;故障特征则有故障位置和故障持续时间^[89,96]、故障发生后支路电流变化率和节点电压变化率、发电机无功加速度、支路电流、节点电压相角变化量、发电机转子加速度、发电机转子动能^[95]、各电气量响应轨迹(如节点电压轨迹^[97]、注入有功和无功轨迹^[92,98])和负荷变化率^[99]等。此外,电网拓扑信息^[92,100-101]及负荷的不确定性^[99,102]是影响电网电压稳定性的关键,也是提高评估模型对当今快速变化的电力系统的适应性所需考虑的因素。

除了稳定和失稳二值指标外,可直观度量当前系统的电压稳定性的电压稳定裕度(又称为负荷能力裕度)^[91,94,103]是应用最广泛的精细化指标。此外,文献^[104]提出一种线路电压稳定指标来衡量线路的电压稳定和应力状态。针对短期电压稳定,文献^[102,105]分别通过电压偏差量、电压偏差指数和系统故障严重度指数来量化系统的电压稳定程度。

2.1.4 宽频振荡稳定评估问题

含高比例新能源及电力电子设备(强非线性)的电力系统中各电气设备间相互作用导致新型振荡问题的产生^[3,49-50]。有别于从工频(对于交流系统为50 Hz/60 Hz,对于直流系统为0 Hz)角度出发的功角、频率、电压三大经典稳定问题,新型振荡主要是由电力电子控制引起的电磁振荡,因为其具有宽频特性(0.1 Hz到数千赫兹的频率范围)而被称为宽频振荡^[106],表现为电压、电流、功率等电气量随时间周期性变化(时变特性),会严重威胁电网稳定。本文将振荡检测(振荡与否)、振荡模式识别(参数辨识)及振荡稳定判别(稳定与否)定义为宽频振荡稳定评估问题。

在基于AI的建模方法中,振荡检测与振荡稳定判别属于分类问题,振荡模式识别则属于回归问题。母线电压^[106-107]、线路电流^[106-107]、有功功率^[106-108]、无功功率^[106-107]、转子角度^[106,109]是最常见的宽频振荡稳定评估问题的输入特征。振荡检测与振荡稳定判别的输出指标就是二值标签,振荡模式识别回归问题的输出为振荡频率^[107-113]、初始振荡幅值^[110-114]、衰减因子^[107-108,110-112]、阻尼比^[108-109]、振荡初始相位^[110-111,114]。此外,振荡阶数也是振荡模式识别的一项重要参数,而传统的Prony算法需要提前定义阶数,可能会出现精度不够或者产生伪模态。因此,文献^[115]采用DBN实现了对低频振荡信号阶数的高准确率识别。

目前,新一代AI技术在宽频振荡稳定评估领域的研究尚少,且主要针对低频振荡。同时,当前PMU不能涵盖宽频振荡所涉及的所有频率、宽频振荡可能会存在多种振荡模式^[116]是基于AI的宽频振荡稳定评估需要考虑的2个关键问题,也是后续研究所需考虑的。

可以看出,由于电力系统不同稳定性问题间的强耦合性,不同稳定评估问题的输入特征有较大的交集。虽然目前还没有构建初始特征的统一方法,但在选取特征时有以下3点值得注意:1)尽量利用现有电力系统可观测的状态量(能够直接反映系统暂态稳定性的发电机转子角速度与角度轨迹却无法直接从PMU获取);2)将故障后或故障切除后的电气量作为特征时,需要合理截取特征时长(足够的特征时长包含更多的稳定信息,能够提高评估精度,但是暂态过程变化迅速,过长的电气量轨迹反而不利于预防控制或紧急控制);3)现有研究大多通过仿真获取样本,是否科学考虑仿真与实际的差异性(包括采样率、数据的传输延时等)也是理论能否应用于实践的关键所在。因此,特征工程将依然是今后基于AI技术的评估方法的研究重点。

此外,为了降低稳定分析的复杂度,往往将强耦合的电力系统稳定性问题划分为上述几个问题(甚至更细),必然会导致对系统整体稳定性把握的不足。因此,考虑不同类型问题的本质特点和主导因素差异(例如:暂态失稳的根本原因是电网中发电机机械功率与电磁功率失衡;电压稳定与否的核心问题就是系统能否实现功率平衡)以及所关注的时间尺度差异(例如:小干扰功角稳定研究的时间范围是扰动后10~20 s,而大干扰电压稳定的时间范围可达数秒到数十分钟),深入探索更能清晰解释电网整体稳定性且数量不随电网规模变化的特征,并将不同评估问题的指标精细化处理,对于电网实际运行

更具指导意义。

2.2 基于新一代AI的评估技术

评估可视为寻求所选输入特征与输出指标间映射的分类或回归(包括对上述评估指标的拟合或对功角等受扰轨迹的响应预测2类)问题,机器学习作为一种通用技术,常用于构建各类稳定评估模型。然而,通过电力系统中各种量测装置采集到的往往是高维时间序列数据,传统的单一机器学习模型能力略显不足。目前,不同稳定问题评估模型的构建可概括为基于集成学习技术和基于深度学习技术两种主要思路。

2.2.1 基于集成学习技术

并行、串行和嵌入是3种常见的集成思想,如图4所示。

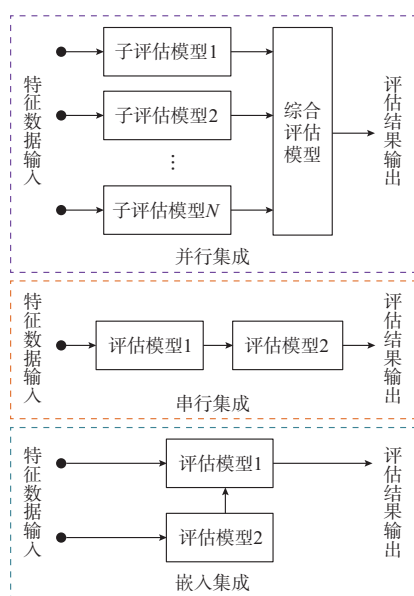


图4 基于集成思想的电力系统稳定评估模型示意图
Fig. 4 Schematic diagram of power system stability assessment model based on integration

并行集成是指设法构造多组输入特征集(可完全相同,也可部分相同,甚至完全不同),分别训练对应的子评估模型,然后对所有子评估模型的输出信息进行综合分析作为评估结果。该方法往往是基于数据驱动方法的集成,在评估中也是应用最多的。而串行和嵌入可以是模型驱动(物理驱动)和数据驱动两种方法的集成^[117-119],也可以是两种基于数据驱动方法的集成^[13]。对于分类问题,并行集成输出结果由保守性原则(若某个子评估模型输出为不稳定,最终结果就判定为不稳定)或各子评估模型输出中概率最大的类别确定;对于回归问题,并行集成输出结果常取各子评估模型输出的均值。

基于并行集成的评估方法,一方面,对多组特征

并行处理,能够应对多输入特征的场景,计算效率高;另一方面,通过对单一传统机器学习算法模型的集成,使其在评估问题上具有较高的精确性和容错能力。例如,文献[69]将故障切除时刻发电机的功角、转速、加速功率等特征分为4组,4个子评估模型与综合评估模型都选为SVM,并用于电网暂态稳定评估,相比于单一SVM,其结果的准确度更高。文献[70]同样选择SVM作为子评估模型,以各自线路上的传输功率、发电机出力、负荷以及整个系统的发电、负荷水平作为对应子评估模型的输入特征集,最后采用保守性原则进行结果综合,有效提高了判别准确率。为充分利用模型驱动方法反映因果关系的优势和数据驱动方法的拟合能力,文献[117]则将系统频率响应模型和基于极限学习机(ELM)的学习模型串行集成处理,利用ELM对系统频率响应学习和修正,实现了系统频率稳定性预测。

随机森林同样可作为以决策树为子评估模型和综合评估模型的基于集成思想的评估模型。文献[120]在离线训练阶段利用随机森林回归模型挖掘发电机功角、出力等特征量与暂态稳定裕度间的联系,然后应用于电网暂态稳定评估,能有效减小预测误差,避免过拟合。异于单一网络集成,文献[121]基于随机向量功能链接(RVFL)网络与ELM提出一种混合集成模型,用于解决电网电压稳定评估问题。文献[122]采用一种分布式决策树的方法进行小干扰稳定性分析,输入信息的冗余性使得在几个决策树失效情况下仍能够分析小扰动的动态安全性,但是需要为系统中的每台发电机都加装PMU,经济性不高。此外,集成神经网络^[90,123-126]、基于Stacking的元学习策略^[127]、基于Boosting的学习算法^[61,128-130]、并行马尔可夫模型(PHMM)^[131]等方法都可归纳为基于集成思想的模型方法。

浅层机器学习的特征提取主要是依靠人工经验,且其所能处理的特征量和数据量也是有局限的,基于传统机器学习的集成方法能否应对海量的多源异构数据以及其在大规模电网上的稳定评估性能有待于进一步验证。而基于深度学习等高级机器学习的集成模型虽然精度高,但是对数据质量、样本数量及超参数敏感,训练时间成本高。因此,如何合理权衡精度与模型成本是一个挑战。

2.2.2 基于深度学习技术

深度学习^[132-133]作为新一代机器学习的典型代表,相比于浅层神经网络具有很强的数据关联度挖掘能力,并且大部分深度学习模型本身就带有对输入数据实现降维的功能^[134],为处理高维量测数据提供了新的契机,非常适合构建电力系统稳定评估模

型。但是其需要海量的高质量、均衡的数据作为训练样本,同时深度学习模型本质上是黑箱模型,输入输出的映射关系缺乏可解释性^[135],其基本结构见图5。

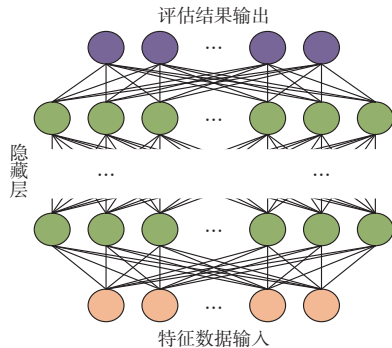


图5 深度神经网络基本结构图

Fig. 5 Basic structural diagram of deep neural network

CNN是一种前馈式深度学习模型,已经被成功应用于研究电力系统稳定评估问题^[67,136-137]。文献[88]首先采用t-分布随机近邻嵌入(t-SNE)算法对受端电网分区,然后选择各分区内某评估节点的稳态特征作为输入,同时考虑故障特征,最后基于CNN实现电网各区域或整体的暂态电压稳定评估,能够适应多种预想事故情景,但是其训练数据集是以系统发生最严重的情况(三相金属性接地短路永久跳闸故障)作为预想事故集,通过时域仿真获得的,并未考虑事故发生概率的时空差异。为应对电力系统大规模运行变动所带来的挑战,文献[138]将基于正交权重修正算法改进的CNN选作电网暂态稳定预测器,具有对电网新运行场景持续学习的能力,同时不会遗忘从旧场景中学习到的知识,在新/旧场景下均能保持良好的暂态稳定评估性能。文献[139-140]在保证精度的同时,使用级联CNN从不同的时域仿真时间间隔中提取特征,提前终止时域仿真,实现快速暂态稳定评估。文献[58]采用深度边图CNN来考虑输电线路潮流分布的影响,以系统稳态运行电气量作为输入实现小干扰稳定评估。

长短期记忆(LSTM)网络是为解决循环神经网络(RNN)中梯度消失问题而提出的,对时间序列数据敏感,通过LSTM处理电网时序信号进行稳定评估被实践验证是可行的^[141-146]。由于实际应用中需要权衡评估准确性和响应时间,文献[68]提出了一种时间自适应方案,通过集成多个LSTM网络构建电力系统稳定评估模型,结构简单、易于训练。文献[125]考虑到同步相量数据的传输延迟,同样通过集成多个LSTM网络来实现电网暂态稳定评估,精度高、耗时少,评估系统对噪声具有较高的鲁棒性。

文献[81]利用CNN处理高维输入(故障发生后不同时刻量测的每台发电机和负荷节点的有功功率、每台发电机的不平衡功率、各节点的电压幅值与相角,由电气距离描述的拓扑信息所组成),由LSTM挖掘系统频率时序特性,完成了对受扰后系统频率响应曲线的预测。文献[107]利用图卷积网络对电网进行建模,并由LSTM挖掘同步相量数据中的时序特性,实现了低频振荡模式的准确估计。

此外,深层自编码器(DAE)^[71,147-149]、基于CNN改进的深度残差收缩网络(DRSN)^[150-151]、LSTM的变体,如GRU^[152]、图深度学习模型^[58,153-154]、DBN^[73,79,87]、GAN^[155]、迁移学习^[81]等新一代AI技术在电力系统稳定评估领域中被不断地探索,在理论研究层面神经网络也在逐渐往集成化^[79,156-158]、自主学习^[159]和持续学习^[138]等方向发展。同时,深度学习在不同稳定问题同步评估的多任务处理上也开始被探索^[58]。例如,文献[154]和[160]除考虑底层电气量特征外,还计及系统拓扑特征,两者首先分别通过“Node2vec算法+CNN”和图CNN将空间拓扑向量和底层电气量聚合,再由LSTM提取时序特性,前者实现了暂态功角和暂态电压的同步评估,后者实现了暂态功角和关键发电机群识别。文献[161]在传统图神经网络中引入注意力机制来学习电网拓扑信息,以故障后母线电压幅值和相角轨迹作为输入,通过标签平滑的方法实现暂态转子角不稳定和短期电压不稳定的准确评估。

在构建电力系统稳定评估模型时需要考虑具体电网发生各类扰动或故障的时空差异性,保证对各类故障的正确感知能力。例如,文献[162]在电力数据的基础上考虑气象数据,利用带有回归层的DAE,提出一种深度时空数据驱动模型,预测高占比新能源并网系统的薄弱环节,实现了动态安全评估。此外,对于某一确定电网,实际故障样本通常远远少于正常运行数据,且可能会被噪声污染,给深度学习模型的训练带来极大挑战,除通过时域仿真等方法补充故障样本外,各电力部门应注重对该类稀缺样本的管理,研究人员应积极探索解决不平衡样本及小样本且抗噪能力强的新技术。这对于研究无法通过仿真模拟的某些运行工况尤其具有现实意义。

智能化方法的通用性较强,相同的算法模型在不同的稳定评估问题上均有研究,不同稳定问题的差异主要是在输入特征上。因此,需要选取与所研究问题高度相关的特征量来实现高精度的电力系统稳定评估。基于新一代机器学习技术的电力系统稳定评估方法总结如表1和表2所示。

表1 基于新一代机器学习技术的电力系统稳定评估方法总结(基于集成学习技术)
 Table 1 Summary of stability assessment methods for power system based on new-generation machine learning technologies (based on integrated learning technology)

算法模型	所解决稳定评估问题及相关文献				测试系统	优势	局限
	功角稳定	频率稳定	电压稳定	宽频振荡			
传统机器学习 的集成	文献[69-70, 122, 126]		文献[121, 131]		IEEE 39节点 ^[69, 121] IEEE 68节点 ^[122] IEEE 145节点 ^[69] 美国西部电网WSCC 9节点 ^[70] 中国某省级500 kV实际电网 ^[70] 北欧测试系统 ^[121] 7机24节点 ^[126] 中国电力科学研究院36节点 ^[131]	1)对小数据集适用性好 2)对硬件要求及训练模型所需时间成本低 3)容错能力较强	1)主要依靠人工经验提取特征,特征提取能力有限 2)面对大规模系统和高维数据时性能会有所下降
系统响应模型 与传统机器学习 的集成		文献[117]			美国西部电网WSCC 9节点 ^[117] IEEE 39节点 ^[117] NPCC 140节点 ^[117]	1)准确率较高 2)可保留基本的物理因果关系	难以对复杂系统物理建模,对不确定性强的大规模电网适用性差
高级机器学习 的集成	文献[123, 137]		文献[107]		IEEE 39节点 ^[107, 123] IEEE 118节点 ^[107] 美国西部电网WSCC 9节点 ^[137] 中国某省级500 kV实际电网 ^[137]	1)对复杂关系的挖掘能力强 2)准确率高 3)可实现特征自学习,减少了人为因素的影响 4)容错能力强	1)需要大数据集,且对数据质量有一定的要求,虽然可通过仿真获取大量数据,但是与实际数据间的差异不可忽视 2)可解释性低 3)超参数的确定是一个挑战 4)训练时间成本高
Bagging	文献[120]		文献[108]		IEEE 68节点 ^[120] 中国三峡水电站功率振荡PMU录波 ^[108] 4机2区 ^[108]	1)准确性较高 2)实现简单,训练快 3)抗噪能力较强 4)容错能力较强	1)主要依靠人工经验提取特征,特征提取能力有限 2)容易过拟合 3)可解释性低
Stacking	文献[127]				IEEE 39节点 ^[127] IEEE 145节点 ^[127]	1)准确性较高 2)实现简单,训练快 3)容错能力较强	1)主要依靠人工经验提取特征,特征提取能力有限 2)面对大规模系统和高维数据时性能会有所下降
Boosting	文献[9, 61, 130]		文献[9]		IEEE 39节点 ^[9, 61] 美国南卡罗来纳州500节点 ^[61] 北欧测试系统 ^[130]	1)准确性较高 2)泛化能力较强,较灵活	1)子分类器数目较难确定 2)对数据的平衡性要求高 3)训练时间成本较高 4)抗噪能力较弱

3 新一代AI技术在电力系统稳定决策中的应用

3.1 新一代AI技术在电力系统稳定决策中的应用简述

除了对特定电力系统进行稳定评估,更为重要的是需要针对稳定评估结果给出应对方案。电力系统稳定智能决策的实现对于减轻调度或运行人员工作量、优化电网运行方式、提高电网运行安全水平、改善电网的风险规避能力具有重要意义。稳定智能决策就是根据电网的实时状态(正常或故障,更为精细的划分可由电力系统稳定评估系统实现、电网运行的拓扑状态),结合实际工程经验、运行数据等信息,提供对应的调整策略支持,增强调度或运行人员处理事故的决策能力,弥补传统调度方式存在的决策时间长等缺陷。

当前,电力系统运行稳定智能决策的研究主要集中在两个方面,即当电网处于故障状态时,为防止故障进一步扩大,保证系统稳定,故障后首先需要决策相应策略进行紧急控制;故障平息后对电网故障元件进行恢复决策,给出恢复策略^[14]。而当电网处于正常运行状态时,对电网运行方式中存在的稳定裕度不足的情况,针对电网薄弱环节,进行电网调度优化决策,给出对策方案^[25],或者结合预想故障,提前采取对应的防控策略,预防该类故障的发生。上述稳定决策对应于电力系统安全防御中的预防控制、紧急控制和恢复控制,三者具有时间互补性^[163]。

3.2 基于新一代AI的电力系统稳定决策技术

如果说应用于电力系统稳定评估的新一代AI技术是基于数据驱动的,那么应用于电力系统稳定决策的新一代AI技术可以说是基于知识驱动的。

表2 基于新一代机器学习技术的电力系统稳定评估方法总结(基于深度学习技术)
 Table 2 Summary of stability assessment methods for power system based on new-generation machine learning technologies (based on deep learning technology)

方法框架/ 算法模型	所解决稳定评估问题及相关文献				测试系统	优势	局限
	功角 稳定	频率 稳定	电压 稳定	宽频 振荡			
CNN	文献 [58,67, 138, 140]		文献[88, 136]	文献 [107]	中国某省级 500 kV 实际电网 ^[67] 美国西部电网 WSCC 9 节点 ^[67] IEEE 39 节点 ^[58,107,138,140] IEEE 118 节点 ^[107] 中国南方电网等值系统 ^[136] 中国山东电网 500 kV 及以上系统 ^[88] 美国伊利诺伊州 200 节点 ^[138] 波兰 2383 节点 ^[140]		
RNN	文献 [68]	文献 [81]	文献 [143]		IEEE 39 节点 ^[68,81,143] IEEE 68 节点 ^[143] IEEE 118 节点 ^[81] IEEE 145 节点 ^[68] IEEE 162 节点 ^[68] 美国南卡罗来纳州 500 节点 ^[81]	1)对复杂关系的挖掘能力强 2)准确率高 3)可实现特征自学习,减少了人为因素的影响 4)适用于大规模系统和高维数据	1)需要大数据集,且对数据质量有一定的要求,虽然可通过仿真获取大量数据,但是与实际数据间的差异不可忽视 2)可解释性低 3)超参数的确定是一个挑战 4)训练时间成本高
自动编码器 (AE)	文献 [149, 162]				IEEE 39 节点 ^[149] 中国华东某区域电网 ^[149] 中国广东电网 ^[162]		
图深度学习 模型	文献 [153]		文献 [161]	文献 [107]	IEEE 39 节点 ^[153] IEEE 118 节点 ^[107] IEEE 300 节点 ^[153] 8 机 36 节点 ^[161] 中国东北电力系统 ^[161]		
DRSN	文献 [150]		文献 [151]		IEEE 39 节点 ^[150] 中国电力科学研究院 36 节点 ^[151]		
DBN	文献 [73]	文献 [87]		文献 [115]	IEEE 39 节点 ^[73,87,115] 美国南卡罗来纳州 500 节点 ^[87]		
GAN	文献 [155]				IEEE 39 节点 ^[155]		

电力系统正常运行时,汇集到电网运行调度中心的多源异构信息激增,相比于电网工作人员以及传统数据分析系统,AI技术在处理海量数据上具有独特优势。实际上,某一特定电网往往会累积有大量的调度决策方案,且这些历史决策具有一定的重复性,利用新一代 AI 技术强大的学习和逻辑推理能力可挖掘特定电网特定决策的潜在规律性,给该电网未来的调度决策提供更具指导意义的支持。与基于物理模型驱动的决策方法相比,基于新一代 AI 技术的电力系统稳定智能决策方法重视对历史决策方案的利用,为快速进行电网的智能调度与决策控制提供了更多可能性。从现有研究来看,在电力系统稳定智能决策系统中所涉及的或具有潜力的新一代 AI 技术主要包括深度学习、迁移学习、随机森林、强化学习、知识图谱等。

3.2.1 预防控制

预防控制就是在电力系统正常运行状态下对预

想故障进行稳定评估,若当前的运行方式在预想故障下可能失稳,则在没发生扰动的时候就提前采取相应措施,以提高系统稳定裕度,保证电网安全稳定运行^[164]。预防控制策略有调整电网拓扑、开机方式、发电机出力、直流功率和负荷等^[67,165]。目前,基于新一代 AI 技术的电力系统预防控制研究主要集中在基于深度学习方法的暂态稳定问题上,但相关研究较少。

调整发电机出力是暂态功角稳定预防控制中最常见的一种策略。文献[67]利用 CNN 进行灵敏度计算,选择控制发电机并确定其功率调整量(必要时叠加减负荷策略),实现了暂态稳定的预防控制。文献[163,166]将 ELM 用于电力系统暂态稳定预测及其预防控制,其中预防控制模型建立了发电机有功出力与暂态稳定间的映射,按照灵敏度和可调范围确定各发电机的出力,可进行多预想故障下预防控制决策。文献[75]采用 DBN 同样先建立发电机出

力与暂态稳定系数间的关系,将其嵌入启发式智能优化算法,并以最小化控制代价为目标,进行暂态稳定预防控制决策。然而,上述工作均需要通过时域仿真反复校核,才能输出最终暂态稳定预防控制决策。因此,文献[167]采用GAN建立暂态失稳子空间到暂态稳定子空间的关系,可直接给出调整发电机有功出力的暂态稳定预防控制决策。

此外,机组组合是电力系统经济调度中的一个重要问题。文献[168-169]分别利用深度学习中的Seq2Seq技术和LSTM网络,遵循“离线训练,在线应用”的思路,提出机组组合智能决策机制,但是深度学习实质是黑箱模型,无法直接研究机组组合的内在机理。

3.2.2 紧急控制

紧急控制是在电网遭受严重扰动时,为使其继续稳定运行和供电而采取的措施^[10,170]。电网紧急控制手段主要包括^[28,55,120,170-173]:切除发电机、切除负荷、低频减载、低压减载。文献[120,170]分别采用随机森林和改进的AlexNet来拟合发电机功角特性与紧急控制灵敏度,从而确定紧急控制动作母线,并以所切除的发电机和负荷容量最小为目标进行暂态功角失稳紧急控制最优决策。文献[174]采用平滑伪Wigner-Ville分布图像和深度迁移学习解决强迫振荡扰动源的定位问题。由于强迫振荡存在确定的扰动源^[106],当电网出现强迫振荡时通过精确定位就可指导运行人员及时切除扰动源,实现强迫振荡的快速抑制。

强化学习基本框架主要由环境和智能体两部分构成,智能体可理解为具有特定功能的、既能独立自主又能交互协作的实体,可模拟人类的智能行为^[175-176]。强化学习任务通常由马尔可夫决策过程(MDP)描述,不断与环境交互试错获取未知领域的知识,MDP可用元组 (S, A, P, π, R) 表示,其中 S 为状态空间, A 为动作空间, P 为状态转移概率, π 代表策略, R 为奖励函数。强化学习不需要为复杂电力系统建立数学模型,在新环境下能够自动更新知识并根据电网运行目标实时给出最优决策,具有更高的适应性和鲁棒性,非常适用于难以精确建模的电力系统稳控优化问题。实际应用时,由于需要较长的时间进行学习,通常采用“离线训练,在线应用”的流程,并且在离线训练时可由运行经验引导来加快学习。电网中强化学习的2种应用模式见图6^[177]。

多智能体系统(MAS)是分布式强化学习算法中的一种^[177-178],其由多个功能不同、结构相异的智能体通过通信等方式联结而成,具有自主学习、积累

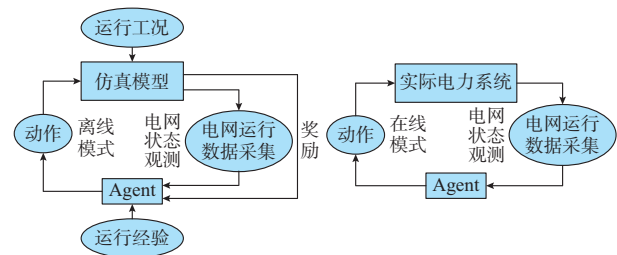


图6 强化学习的2种应用模式
Fig. 6 Two application modes of reinforcement learning

经验、感知环境能力的复杂网络称为MAS^[179]。相较于个体决断,MAS中的各智能体并行工作,能快速地、公正合理地完成最终决策目标。文献[180]基于在多端直流每个端子设置一个智能体(每个智能体均能实现全局信息获取和自主决策两个功能)所构成的MAS,提出一种交直流混合电网自律分散控制策略,相比于传统集中控制,该策略兼具灵活性和鲁棒性。文献[181]将发电机和柔性负荷视为智能体,进行电网的MAS建模,基于一致性算法提出一种分布式经济调度方案。从电力系统稳定智能决策的现有研究来看,MAS中的各智能体通常是按照职能进行划分,例如经济运行决策智能体、紧急控制决策智能体等,并通过决策主智能体统一管理各个功能智能体,体现出利用群体智能进行决策的特点。该模式类似于机器学习中的增量学习思想,可方便地添加具备新职能的智能体,无须对系统做大的改变。MAS中决策主智能体的管理协调能力通常决定整个系统的性能。

传统强化学习局限于较小且离散的空间,为适应复杂的实际应用场景,谷歌通过深度学习将高维输入与强化学习联系起来,提出深度强化学习。文献[28]利用CNN提取输入特征,结合双重Q学习和竞争Q学习模型,提出一种基于深度强化学习的电网切机控制框架。针对电压失稳问题,文献[172-173]利用深度强化学习实现了低压减载紧急控制决策。深度Q网络和深度确定性策略梯度(DDPG)是两种不同的深度强化学习算法。其中,深度Q网络仅适用于决策空间维度较低的离散系统(例如:配电网无功电压优化控制中的有载调压变压器分接头调节、电网故障恢复路径选择、大停电后机组恢复等),易于实现;而DDPG适合处理高维、连续性决策变量(例如:发电机出力调节、储能系统优化控制等),但算法相对复杂,且其性能对学习率、折扣率等超参数较为敏感,需要针对具体场景选择适配算法。文献[171]考虑到电网中新能源及电力电子设备的影响,采用DDPG算法对深度强化学习网络持续训

练,所得到的减载控制策略能够实现自主电压控制。文献[182]同样采用基于DDPG的强化学习进行电网低频振荡抑制控制策略制定。针对应用于电力系统紧急控制的深度强化学习模型依然难以解释的问题,文献[183]利用Deep-SHAP法为基于深度强化学习的紧急控制应用提供了一个可解释模型,有利于提高决策过程的透明度和电力系统运行人员对决策模型的信任度。

3.2.3 恢复控制

恢复控制是指电力系统不可避免地发生故障,系统局部停电、孤岛运行甚至全网停电后,重新恢复到正常运行状态的过程^[184]。按恢复对象的差别,恢复控制可分为机组恢复、网络重构及负荷恢复^[185-187]。

针对LSTM模型复杂、处理高维训练样本需要大量计算资源且容易出现过拟合的问题,考虑电网大停电故障后线路状况的不确定性,文献[188]结合蒙特卡洛树搜索和深度学习中的稀疏自动编码器,提出机组恢复的在线决策方法。深度学习在模型规模(包括网络层数和每个隐含层节点个数)、学习率等超参数的选择上并无定性理论指导,实际应用时依赖于用户经验,且深度学习模型需要优化的参数多,在离线训练阶段需要花费较大的时间成本。此外,深度学习在电力系统稳定智能决策领域的理论研究尚处于起步阶段,当前相关研究工作很少,主要集中在机组恢复或组合的在线决策,而在变压器检修、网络重构、电网自主控制等其他决策场景上几乎没有涉及。

知识图谱本质上是一种结构化语义网络,可用于表示知识间的相互关系,能处理和存储海量数据^[189]。基于知识图谱的电力系统稳定智能决策过程可概括为4个主要部分:数据准备(采集及预处理等)、构建针对电网特定决策任务的知识图谱、构建基于电网特定决策任务知识图谱的决策模型、决策实现。利用所累积的电网实际运行经验、安全规程等知识构建故障处置、调度操作等的知识图谱,将电网中的非结构化数据结构化管理,有助于实现相应决策,提升调度或运行人员对电网的把控能力。

知识图谱的构建主要有自顶向下、自底向上及两者的组合3种方法,由于组合的方法既能继承特定领域的历史经验,也便于发现新知识,故在实际电力领域通常采用2种方式相结合的方法。文献[190]对电网调控知识图谱的构建方法进行研究,并给出了电网运行规则知识图谱的应用方案,最后通过人工维护、相同字符规则匹配、K均值聚类等方法

进行实体链接,为输电线路故障处置构建了知识图谱,但知识抽取的方式依靠手工和规则模板。文献[191]利用自然语言处理技术抽取故障设备、故障后的电网运行方式与处置要点间关联信息,并构建了电网故障处置预案的知识图谱。此外,为实现电网智能调度决策,文献[192]基于调度运行知识图谱,提出“邻域知识”模型,构建了面向调度决策的智能机器调度员架构。

智能决策模型通常是基于规则或基于关联分析的,基于规则的智能决策模型利用所建立的规则,能够对某单一任务推理决策;考虑到不同实体间的协同,实际决策任务中需要进行实体间的关联分析,减少实体间相关性对决策结果的影响。知识图谱技术擅长处理静态的、显式的实体或概念间的关联规则,而难以解释实际电力系统中动态的、隐性的,甚至带有一定主观性的故障检修、调度决策等知识,面对并发事件等复杂情况更是受到局限。同时,如何利用电网拓扑等原始数据提升知识图谱技术在电力领域的知识推理和决策能力仍需积极探索。

此外,启发式智能优化算法^[193]、区块链技术^[194]、博弈^[195]等方法在电力系统稳定智能决策中也有相关应用研究。总结起来,在电力系统稳定决策领域,上述新一代AI技术主要用于解决从电网大数据到知识,再从知识到决策这两个阶段的任务。

综合来看,电网运行情况日趋复杂,为应对海量、高维的原始量测数据,首先利用深度学习创造低维输入空间,然后结合发电及负荷预测,基于分布式强化学习高效、高精度地实现决策任务是一个较具潜力的思路。然而,目前基于新一代AI技术在电力系统稳定决策中的研究较少,特别是校正控制领域涉及很少。

4 问题、对策及应用前景探讨

新一代AI技术在电网经典稳定评估领域的理论研究发展较快,而在电网宽频振荡和稳定智能决策系统中的研究现处于起步阶段,且新一代AI技术在电力系统稳定智能决策领域的理论研究较少应用于实际工程,但稳定评估与稳定决策两个领域在新方法的探索实践上均呈现出良好势头。针对新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策中的应用问题,有如下几个方面值得探究。

4.1 数据层面

1)新一代AI技术依赖的数据存在多源异构问题。目前,具有典型属性的电力数据来源广泛,不同的数据源信息覆盖程度有所区别。例如:SCADA

系统主要采集电压、电流等电网运行数据;而PMU主要用于功角量测和故障记录。各电力部门都拥有相互独立的数据,各数据源的数据采样频率、上传速度、精确度、数据量和数据结构都不尽相同。为便于数据的集中管理,需要加快相关学者提出的电网统一数据平台构想的推进,不同部门的数据在物理空间上可以独立管理,但是在逻辑上必须赋予相同的数据标准。这样,可为新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策中的应用提供全面的基础数据支撑。

2)存在样本不平衡和数据含噪问题。大部分机器学习假设数据是均匀分布的,但是电网在实际运行中出现某种特定故障的情况往往很少,在海量电力数据中系统稳定运行样本数量远远大于故障样本数量,导致高维特征空间中故障样本稀疏,若直接将不平衡样本用于稳定评估模型的训练,容易导致模型对故障类数据的不完全学习,造成重要信息的缺失,评估结果可信度低。针对该问题,在模型的离线训练阶段,可通过时域仿真等传统方法分别为基于新一代AI技术的稳定评估模型等提供仿真数据集,提高训练数据集中负样本的价值密度,这也是现有研究中最为常用的训练样本构建方法,实现了传统安全稳定分析方法和基于新一代AI技术的稳定评估方法的良好互补。此外,除欠采样、过采样、代价敏感学习等常用方法解决外,需要加强对珍稀样本的管理,提高输入特征空间中故障样本的价值密度、探索适合解决非平衡数据问题的新技术(GAN、迁移学习等)的应用。同时,在量测和数据传输时难免引入噪声,可以在数据处理过程中进行降噪,在模型构建时利用注意力机制等方法,减少模型对噪声的倾向性。

4.2 模型层面

1)电网对不正确稳定评估结果或决策方案的容忍度低。错误的评估结果会影响正确决策的生成,可能导致电网的失稳甚至崩溃,进而可能导致影响国民经济甚至社会稳定的严重后果。因此,必须确保电力系统稳定评估及决策模型的可靠性。一方面,需要选用与数据特征相匹配的算法模型,例如CNN适合处理图像数据,而LSTM网络一般用于分析预测时间序列数据;另一方面,可以在学习任务中引入经济货币指标、后果风险概率等具有实际指导意义的指标,直接量化对应后果,寻求最小化风险的决策方案。此外,还可将AI决策与人工决策综合,二者相互校验,降低判断和决策失误的可能性。

2)基于机器学习的稳定评估方法对网络拓扑变化的考虑比较欠缺。由于运行维护和控制等行

为,电力系统结构频繁发生变化,会影响其稳定性。当前,大部分相关研究的做法是选择常见的故障作为预想故障,采用传统稳定安全分析方法构建离线训练样本,但是对系统多点故障所引起的拓扑或发电机出力变化等罕见复杂故障的情形考虑不全面,训练得到的模型在线应用可靠性低,且在新场景下需要重新从头训练模型来监控该电网。对此,文献[196]首次量化了拓扑变化对基于机器学习的安全评估模型精度的影响,并提出一种拓扑改变后训练数据库的构建方法,以此提高评估模型对拓扑变化的鲁棒性。另一种可行的思路是利用网络嵌入类算法和深度学习将拓扑信息和底层电气量融合,而面对新场景则采用增量学习方式,在更新模型的过程中避免了对大量数据的重复训练,在数据驱动的基础上逐步向场景迁移拓展。目前,关于电力系统稳定评估与决策迁移的研究还比较少,如何充分利用已有AI方法或已有标注数据,通过已有的迁移学习方法实现在差异性电网间的快速迁移是一个重要的研究方向。

3)AI方法可解释性较差,决策者对模型信任度低。新一代AI方法,尤其是深度学习,能达到较好的性能,但其可解释性相对较差。这些方法通常是一种“黑盒子”的运行模式,例如:暂态稳定评估模型做出“失稳”的判断,人们却并不能知道AI模型为何做出这一判断。不可解释同时意味着“危险”,当AI出错时,人们不知道其错在哪里。这使得AI方法很难得到人类的充分信任,制约了其实际应用。对此,文献[197]利用由加权线性回归和正则化构造的局部代理模型对基于机器学习的电力系统稳定评估模型进行解释。然而,目前鲜见对电力系统稳定评估模型可解释性相关研究。因此,如何平衡AI模型的性能和可解释性,如何解释AI做出的判断和决策,当AI出错时如何定位并纠正错误,是未来的重要研究方向。

4.3 应用层面

AI技术在电力系统安全运行中的应用前景仍受到诸多限制。目前,应用AI进行电力系统稳定评估的相关研究大多是事先构建大量的算例进行离线训练,但为降低稳定分析的复杂度,这些算例几乎是针对单一稳定特性的。然而,实际电力系统调度运行中,经典暂态、频率、电压稳定问题和新型宽频振荡问题交织,且其耦合特性更多是未知复杂的,难以区分主导稳定模式,或者存在多个机群稳定模式彼此耦合的复杂情况,目前尚未有研究尝试通过AI技术解决此类实际问题,也未有评估不准确而误触发

电网应急控制措施所可能带来的电网安全责任问题的相关研究。同样,在电力系统稳定智能决策领域,现有研究几乎都是针对电网故障恢复路径选择、发输电设备检修计划安排等单一决策任务,鲜有对不同任务同时决策的研究。因此,若要推动AI技术在电力系统调度运行中的实际应用,不管是稳定评估还是稳定决策,均需注重多任务处理能力,实现从孤立判断到多问题统一分析。

5 结语

随着新一代AI技术的发展,为基于数据驱动的电力系统稳定评估与基于知识驱动的电力系统稳定决策提供了更为高级的模型方法,研究人员也在不断探索各类方法应用于上述两个领域的可行性,呈现出了良好发展势头。本文通过对以深度学习、强化学习、迁移学习等为代表的新一代AI技术在电力系统稳定评估与决策中的研究综述,得出如下结论:

1)新一代AI技术本身作为一种通用技术,在电网经典稳定评估问题上的理论研究成果较多,不少研究考虑了现代电力系统所呈现的含高比例新能源和电力电子设备等特点,更贴合实际应用需求。在功角、频率及电压经典稳定问题上的研究正从稳定性的实时评估向未来态势的在线预测发展,有助于推进电力系统稳定决策中预防控制的发展。新一代AI技术在新型振荡问题上的应用也将是重要的研究方向。

2)新一代AI技术在电力系统稳定决策领域中的研究尚处于起步阶段,目前的相关研究主要是针对紧急控制、预防控制(暂态稳定预防控制居多)和恢复控制(机组恢复决策居多),而在校正控制领域几乎未被涉及。因此,新一代AI技术在电力系统稳定决策领域的应用研究在未来仍需积极探索。

3)基于新一代AI技术的电力系统稳定评估与决策均需要面对:如何解决样本不平衡、量测电气量含噪声问题以提高模型精度;如何考虑网络拓扑、微气候等时空大数据以提高模型泛化能力;如何解释评估和决策过程的内部机理以提高电力系统运行人员对评估结果和控制策略的可信度;在电力系统现有可观测条件下,当前理论研究的可实施性等问题,从而加速基于新一代AI技术的电力系统稳定评估与决策现有理论研究的工程实用化。

本文在修改过程中得到各位审稿专家极具建设性的意见和建议,对此致以衷心的感谢!

参考文献

- [1] BORIĆIĆ A, TORRES J L R, POPOV M. Fundamental study on the influence of dynamic load and distributed energy resources on power system short-term voltage stability [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 131: 107141.
- [2] 卓振宇,张宁,谢小荣,等.高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J].*电力系统自动化*,2021,45(9):171-191. ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(9): 171-191.
- [3] 曹永吉,张恒旭,施啸寒,等.规模化分布式能源参与大电网安全稳定控制的机制初探[J].*电力系统自动化*,2021,45(18):1-8. CAO Yongji, ZHANG Hengxu, SHI Xiaohan, et al. Preliminary study on participation mechanism of large-scale distributed energy resource in security and stability control of large power grid [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(18): 1-8.
- [4] 张子扬,张宁,杜尔顺,等.双高电力系统频率安全问题评述及其应对措施[J].*中国电机工程学报*,2022,42(1):1-25. ZHANG Ziyang, ZHANG Ning, DU Ershun, et al. Review and countermeasures on frequency security issues of power systems with high shares of renewables and power electronics [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(1): 1-25.
- [5] SKINDER K S, KERDPHOL T, MITANI Y, et al. Frequency stability assessment of multiple virtual synchronous generators for interconnected power system [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022, 58(1): 91-101.
- [6] 李常刚,李华瑞,刘玉田,等.大电网动态安全风险智能评估系统[J].*电力系统自动化*,2019,43(22):67-75. LI Changgang, LI Huarui, LIU Yutian, et al. Intelligent assessment system for dynamic security risk of large-scale power grid [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(22): 67-75.
- [7] SHAIR J, LI H Z, HU J B, et al. Power system stability issues, classifications and research prospects in the context of high-penetration of renewables and power electronics [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 145: 111111.
- [8] ADNAN M, TARIQ M, ZHOU Z Y, et al. Load flow balancing and transient stability analysis in renewable integrated power grids [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 104: 744-771.
- [9] 张晨宇.机器学习和网络嵌入算法在电力系统暂态稳定、电压稳定评估中的应用[D].杭州:浙江大学,2019. ZHANG Chenyu. The application of machine learning and network embedding algorithms in power system transient stability and voltage stability assessment [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [10] XIAO T N, ZOU Y, XIA Y H, et al. Design and tests of a super real-time simulation-based power system real-time decision-making emergency control system [J]. *IET*

- Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14 (9) : 1714-1725.
- [11] 王同文, 管霖, 张尧. 人工智能技术在电网稳定评估中的应用综述[J]. 电网技术, 2009, 33(12): 60-65.
WANG Tongwen, GUAN Lin, ZHANG Yao. A survey on application of artificial intelligence technology in power system stability assessment[J]. Power System Technology, 2009, 33 (12): 60-65.
- [12] 文云峰, 赵荣臻, 肖友强, 等. 基于多层极限学习机的电力系统频率安全评估方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 133-140.
WEN Yunfeng, ZHAO Rongzhen, XIAO Youqiang, et al. Frequency safety assessment of power system based on multi-layer extreme learning machine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 133-140.
- [13] 王海超. 基于深度学习的智能电网电压稳定性评估研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.
WANG Haichao. Smart grid voltage stability evaluation research based on deep learning [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [14] 吴琼, 刘文颖, 杨以涵. 智能型电网调度决策支持系统的开发与实现[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(12): 79-83.
WU Qiong, LIU Wenyong, YANG Yihan. Development and application of intelligent decision support system for power network dispatching [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(12): 79-83.
- [15] 于成龙, 侯俊杰, 蒲洪波, 等. 新一代人工智能在国防科技领域发展探讨[J]. 国防科技, 2020, 41(4): 13-18.
YU Chenglong, HOU Junjie, PU Hongbo, et al. Development of the new generation artificial intelligence in national defense science and technology [J]. National Defense Technology, 2020, 41(4): 13-18.
- [16] 中华人民共和国国务院. 新一代人工智能发展规划[EB/OL]. [2022-03-05]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
State Council of the PRC. Development plan of new generation artificial intelligence [EB/OL]. [2022-03-05]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [17] 唐文虎, 牛哲文, 赵柏宁, 等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 2985-2999.
TANG Wenhui, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.
- [18] 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 Jinquan, 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.
- [19] KAWABE K, MASUDA M, NANAHARA T. Excitation control method based on wide-area measurement system for improvement of transient stability in power systems[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 188: 106568.
- [20] 马骞. 电网调度决策支持系统的研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2005.
MA Qian. Research on grid dispatching decision support system [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2005.
- [21] ZHU L P, HILL D J. Networked time series shapelet learning for power system transient stability assessment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(1): 416-428.
- [22] WANG C Y, LIU Y T. Group intelligent decision support system for power system skeleton restoration[C]// 2008 20th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, November 3-5, 2008, Dayton, USA: 126-129.
- [23] 李刚, 李银强, 王洪涛, 等. 电力设备健康管理知识图谱: 基本概念、关键技术及研究进展[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 1-13.
LI Gang, LI Yinqiang, WANG Hongtao, et al. Knowledge graph of power equipment health management: basic concepts, key technologies and research progress [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 1-13.
- [24] 汪畅, 王春明. 智能调度故障决策系统研究[J]. 湖北电力, 2013, 37(2): 17-19.
WANG Yang, WANG Chunming. The research in intelligent dispatch fault decision system [J]. Hubei Electric Power, 2013, 37(2): 17-19.
- [25] 郑超, 侯俊贤, 严剑峰, 等. 在线动态安全评估与预警系统的功能设计与实现[J]. 电网技术, 2010, 34(3): 55-60.
ZHENG Chao, HOU Junxian, YAN Jianfeng, et al. Functional design and implementation of online dynamic security assessment and early warning system [J]. Power System Technology, 2010, 34(3): 55-60.
- [26] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 2-14.
YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14.
- [27] 蒲天骄, 乔骥, 韩笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 369-383.
PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46 (2): 369-383.
- [28] 刘威, 张东霞, 王新迎, 等. 基于深度强化学习的电网紧急控制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 109-119.
LIU Wei, ZHANG Dongxia, WANG Xinying, et al. A decision making strategy for generating unit tripping under emergency circumstances based on deep reinforcement learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 109-119.
- [30] 蔡新雷, 齐颖. 基于大数据应用和人工智能决策的电网辅助控制体系探讨[J]. 电工技术, 2021(6): 40-42.
CAI Xinlei, QI Ying. Discussion on power grid auxiliary control system based on big data application and artificial intelligence decision [J]. Electric Engineering, 2021(6): 40-42.
- [31] FRAZZON E M, FREITAG M, IVANOV D. Intelligent methods and systems for decision-making support: toward

- digital supply chain twins [J]. *International Journal of Information Management*, 2021, 57: 102281.
- [32] ASNIN L, BACKMUTSKY V. Data acquisition in power systems and its digital processing for measurement and automation[J]. *Computer Standards & Interfaces*, 2005, 28(2): 176-182.
- [33] 宋亚奇,周国亮,朱永利.智能电网大数据处理技术现状与挑战[J].*电网技术*,2013,37(4):927-935.
SONG Yaqi, ZHOU Guoliang, ZHU Yongli. Present status and challenges of big data processing in smart grid [J]. *Power System Technology*, 2013, 37(4): 927-935.
- [34] WANG S, LI B, LI G Z, et al. Short-term wind power prediction based on multidimensional data cleaning and feature reconfiguration[J]. *Applied Energy*, 2021, 292: 116851.
- [35] ZHU L P, LU C, DONG Z Y, et al. Imbalance learning machine-based power system short-term voltage stability assessment[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2533-2543.
- [36] 吴钊,王倩,胡全贵.基于人工智能的电力状态评估系统不良数据高效识别方法[J].*自动化与仪器仪表*,2019(11):189-192.
WU Zhao, WANG Qian, HU Quanguai. High-efficiency identification method of poor data of power state evaluation system based on artificial intelligence [J]. *Automation & Instrumentation*, 2019(11): 189-192.
- [37] 李楠,李保罗,朱建华,等.计及样本不平衡与重叠的暂态稳定评估方法[J].*电力系统自动化*,2020,44(21):64-71.
LI Nan, LI Baoluo, ZHU Jianhua, et al. Transient stability assessment method considering sample imbalance and overlap [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(21): 64-71.
- [38] BELLIZIO F, CREMER J L, SUN M Y, et al. A causality based feature selection approach for data-driven dynamic security assessment [J]. *Electric Power Systems Research*, 2021, 201: 107537.
- [39] SAEYS Y, INZA I, LARRAÑAGA P. A review of feature selection techniques in bioinformatics [J]. *Bioinformatics*, 2007, 23(19): 2507-2517.
- [40] DHANDHIA A, PANDYA V, BHATT P. Multi-class support vector machines for static security assessment of power system [J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2020, 11(1): 57-65.
- [41] 吴双,胡伟,张林,等.基于AI技术的电网关键稳定特征智能选择方法[J].*中国电机工程学报*,2019,39(1):14-21.
WU Shuang, HU Wei, ZHANG Lin, et al. An intelligent key feature selection method of power grid based on artificial intelligence technology[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 14-21.
- [42] ADAR M, NAJIH Y, GOUSKIR M, et al. Three PV plants performance analysis using the principal component analysis method[J]. *Energy*, 2020, 207: 118315.
- [43] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [44] SHI Z T, YAO W, ZENG L K, et al. Convolutional neural network-based power system transient stability assessment and instability mode prediction [J]. *Applied Energy*, 2020, 263: 114586.
- [45] 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.
- [46] 孙华东,汤涌,马世英.电力系统稳定的定义与分类述评[J].*电网技术*,2006,30(17):31-35.
SUN Huadong, TANG Yong, MA Shiyong. A commentary on definition and classification of power system stability [J]. *Power System Technology*, 2006, 30(17): 31-35.
- [47] 汤奕,崔晗,李峰,等.人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J].*中国电机工程学报*,2019,39(1):2-13.
TANG Yi, CUI Han, LI Feng, et al. Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 2-13.
- [48] GOLPIRA H. Bulk power system frequency stability assessment in presence of microgrids [J]. *Electric Power Systems Research*, 2019, 174: 105863.
- [49] 谢小荣,刘华坤,贺静波,等.电力系统新型振荡问题浅析[J].*中国电机工程学报*,2018,38(10):2821-2828.
XIE Xiaorong, LIU Huakun, HE Jingbo, et al. On new oscillation issues of power systems [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(10): 2821-2828.
- [50] 冯双,崔昊,陈佳宁,等.基于自编码器信号压缩与LSTM的宽频振荡扰动源定位方法[J].*电力系统自动化*,2022,46(12):194-201.
FENG Shuang, CUI Hao, CHEN Jianing, et al. Location method of wide-band oscillation disturbance sources based on signal compression of autoencoder and LSTM [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(12): 194-201.
- [51] 刘芳,刘威,汪浩东,等.高比例新能源电力系统振荡机理及其分析方法研究综述[J].*高电压技术*,2022,48(1):95-114.
LIU Fang, LIU Wei, WANG Haodong, et al. Review on oscillation mechanism and analysis methods of high proportion renewable energy power system [J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(1): 95-114.
- [52] HATZIARGYRIOU N, MILANOVIĆ 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.
- [53] MEGHDADI S, TACK G, LIEBMAN A. Data-driven security assessment of the electric power system[C]// 2019 9th International Conference on Power and Energy Systems (ICPES), December 10-12, 2019, Perth, Australia: 1-6.
- [54] LI N, LI B L, GAO L. Transient stability assessment of power system based on XGBoost and factorization machine [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 28403-28414.
- [55] LIU J Z, ZHANG Y C, MENG K, et al. Real-time emergency load shedding for power system transient stability control: a risk-averse deep learning method [J]. *Applied Energy*, 2022, 307: 118221.
- [56] NGUYEN H, TURITSYN K. Robust stability assessment in

- the presence of load dynamics uncertainty [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 1579-1594.
- [57] JÓHANSSON H, NIELSEN A H, ØSTERGAARD J. Wide-area assessment of aperiodic small signal rotor angle stability in real-time [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4545-4557.
- [58] 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.
- [59] 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.
- [60] 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型自适应评估[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 improved deep convolutional generative adversarial network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 73-82.
- [61] 周挺, 杨军, 周强明, 等. 基于改进LightGBM的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1931-1940.
ZHOU Ting, YANG Jun, ZHOU Qiangming, et al. Power system transient stability assessment method based on modified LightGBM [J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1931-1940.
- [62] HUANG T, GAO S C, XIE L. A neural Lyapunov approach to transient stability assessment of power electronics-interfaced networked microgrids [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 106-118.
- [63] LIU X Z, ZHANG X H, CHEN L, et al. Data-driven transient stability assessment model considering network topology changes via mahalanobis kernel regression and ensemble learning [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(6): 1080-1091.
- [64] CHEN Q F, WANG H Y. Time-adaptive transient stability assessment based on gated recurrent unit [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 133: 107156.
- [65] ZHANG R, XU Y, DONG Z Y, et al. Feature selection for intelligent stability assessment of power systems [C]// 2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 22-26, 2012, San Diego, USA: 1-7.
- [66] RAMIREZ-GONZALEZ M, SEGUNDO SEVILLA F R, KORBA P. Convolutional neural network based approach for static security assessment of power systems [C]// 2021 World Automation Congress (WAC), August 1-5, 2021, Taipei, China.
- [67] 田芳, 周孝信, 史东宇, 等. 基于卷积神经网络的电力系统暂态稳定预防控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 1-8.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, et al. A preventive control method of power system transient stability based on a convolutional neural network [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 1-8.
- [68] 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.
- [69] 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.
- [70] 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.
- [71] LIU Y Y, ZHAI M Y, JIN J H, et al. Intelligent online catastrophe assessment and preventive control via a stacked denoising autoencoder [J]. Neurocomputing, 2020, 380: 306-320.
- [72] 邹春明, 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.
- [73] 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.
- [74] 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/OL]. 电网技术 [2022-04-27]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2175.
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 [2022-04-27]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2175.
- [75] 苏童, 刘友波, 沈晓东, 等. 深度学习驱动的电力系统暂态稳定预防控制进化算法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3813-3824.
SU Tong, LIU Youbo, SHEN Xiaodong, et al. Deep learning-driven evolutionary algorithm for preventive control of power system transient stability [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(12): 3813-3824.

- [76] 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.
- [77] 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 Shiyong, et al. General principle of power system small signal stability evaluation and its application in Guizhou power grid [J]. Power System Technology, 2009, 33(6): 24-28.
- [78] 周书宇,蔡国伟,杨德友,等.随机数据驱动的电力系统小干扰稳定在线评估方法[J].电力系统自动化,2022,46(1):94-100.
ZHOU Shuyu, CAI Guowei, YANG Deyou, et al. Ambient data-driven on-line evaluation method of power system small signal stability [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 94-100.
- [79] 李宝琴,吴俊勇,邵美阳,等.基于集成深度置信网络的精细化电力系统暂态稳定评估[J].电力系统自动化,2020,44(6):17-26.
LI Baoqin, WU Junyong, SHAO Meiyang, et al. Refined transient stability evaluation for power system based on ensemble deep belief network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(6): 17-26.
- [80] KRUSE J, SCHÄFER B, WITTHAUT D. Revealing drivers and risks for power grid frequency stability with explainable AI [J]. Patterns, 2021, 2(11): 100365.
- [81] 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.
- [82] CONTE F, MASSUCCO S, PAOLONE M, et al. Frequency stability assessment of modern power systems: models definition and parameters identification [J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2020, 23: 100384.
- [83] ZHANG Y, SHI X H, ZHANG H X, et al. Review on deep learning applications in frequency analysis and control of modern power system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 136: 107744.
- [84] RAKHSHANI E, GUSAIN D, SEWDIEN V, et al. A key performance indicator to assess the frequency stability of wind generation dominated power system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 130957-130969.
- [85] XIE Y Z, LI C G, ZHANG H X, et al. Long-term frequency stability assessment based on extended frequency response model [J]. IEEE Access, 2020, 8: 122444-122455.
- [86] 李常刚,张恒旭,刘玉田,等.考虑机组低频保护的电力系统暂态频率稳定评估[J].电工技术学报,2013,28(2):271-278.
LI Changgang, ZHANG Hengxu, LIU Yutian, et al. Power system transient frequency stability assessment considering unit underfrequency relay protection [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(2): 271-278.
- [87] 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.
- [88] 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.
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.
- [89] 朱林,张健,陈达,等.面向暂态电压稳定评估的卷积神经网络输入特征构建方法[J].电力系统自动化,2022,46(1):85-93.
ZHU Lin, ZHANG Jian, CHEN Da, et al. Construction method for input features of convolutional neural network for transient voltage stability assessment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 85-93.
- [90] XU Y, ZHANG R, ZHAO J H, 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.
- [91] 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: 106898.
- [92] 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.
- [93] ZHANG Y C, XU Y, ZHANG R, et al. A missing-data tolerant method for data-driven short-term voltage stability assessment of power systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5663-5674.
- [94] 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: 1-11.
- [95] 张凤,李兴源,胥威汀,等.基于交叠概率的暂态电压稳定评估特征选择[J].电网技术,2012,36(6):116-121.
ZHANG Feng, LI Xingyuan, XU Weiting, et al. An overlapping probability based feature selection method for evaluation of transient voltage stability [J]. Power System Technology, 2012, 36(6): 116-121.
- [96] HAGMAR H, TONG L, ERIKSSON R, et al. Voltage instability prediction using a deep recurrent neural network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(1): 17-27.
- [97] REN C, XU Y, ZHAO J H, et al. A super-resolution perception-based incremental learning approach for power system voltage stability assessment with incomplete PMU measurements [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022, 8(1): 76-85.
- [98] ZHU L P, LU C, LUO Y H. Time series data-driven batch assessment of power system short-term voltage security [J].

- IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(12): 7306-7317.
- [99] SHAKERIGHADI B, AMINIFAR F, AFSHARNIA S. Power systems wide-area voltage stability assessment considering dissimilar load variations and credible contingencies [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(1): 78-87.
- [100] ZHU L P, LU C, KAMWA I, et al. Spatial-temporal feature learning in smart grids: a case study on short-term voltage stability assessment [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(3): 1470-1482.
- [101] 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.
- [102] CUI M J, LI F X, CUI H T, et al. Data-driven joint voltage stability assessment considering load uncertainty: a variational Bayes inference integrated with multi-CNNs [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(3): 1904-1915.
- [103] 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.
- [104] RATRA S, TIWARI R, NIAZI K R. Voltage stability assessment in power systems using line voltage stability index [J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 70: 199-211.
- [105] RIZVI S M H, SADANANDAN S K, SRIVASTAVA A K. Data-driven short-term voltage stability assessment using convolutional neural networks considering data anomalies and localization [J]. IEEE Access, 2021, 9: 128345-128358.
- [106] 冯双, 崔昊, 陈佳宁, 等. 人工智能在电力系统宽频振荡中的应用与挑战 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 7889-7905. FENG Shuang, CUI Hao, CHEN Jianing, et al. Applications and challenges of artificial intelligence in power system wide-band oscillations [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 7889-7905.
- [107] ZHANG J H, AN H X, WU N. Low frequency oscillation mode estimation using synchrophasor data [J]. IEEE Access, 2020, 8: 59444-59455.
- [108] 赵妍, 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.
- [109] 姜涛, 刘方正, 陈厚合, 等. 基于多通道快速傅里叶小波变换的电力系统主导振荡模式及模态协同辨识方法研究 [J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 125-132. JIANG Tao, LIU Fangzheng, CHEN Houhe, et al. Cooperated identification method of dominant oscillation modes and mode shapes for power system based on multi-channel fast Fourier transform based continuous wavelet transform [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 125-132.
- [110] CHEN J, JIN T, MOHAMED M A, et al. An adaptive TLS-ESPRIT algorithm based on an S-G filter for analysis of low frequency oscillation in wide area measurement systems [J]. IEEE Access, 2019, 7: 47644-47654.
- [111] PANDE P W, CHAKRABARTI S, SRIVASTAVA S C, et al. A clustering-based approach for estimation of low frequency oscillations in power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4666-4677.
- [112] 竺炜, 马建伟, 曾喆昭, 等. 分段傅里叶神经网络的低频振荡模式识别方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 40-45. ZHU Wei, MA Jianwei, ZENG Zhezhaohao, et al. Low frequency oscillation mode recognition based on segmental Fourier neural network algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 40-45.
- [113] RAY P. Power system low frequency oscillation mode estimation using wide area measurement systems [J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2017, 20(2): 598-615.
- [114] 竺炜, 唐颖杰, 周有庆, 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别 [J]. 电网技术, 2009, 33(5): 44-47. ZHU Wei, TANG Yingjie, ZHOU Youqing, et al. Identification of power system low frequency oscillation mode based on improved Prony algorithm [J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 44-47.
- [115] 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. WANG Yingkai. Analysis of low frequency oscillations based on deep learning [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.
- [116] 马宁宁, 谢小荣, 唐健, 等. “双高”电力系统宽频振荡广域监测与预警系统 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(5): 457-464. MA Ningning, XIE Xiaorong, TANG Jian, et al. Wide-area measurement and early warning system for wide-band oscillations in “double-high” power systems [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2021, 61(5): 457-464.
- [117] WANG Q, LI F, TANG Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4557-4568.
- [118] ZHU L P, 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.
- [119] GE H C, GUO Q L, SUN H B, et al. A model and data hybrid-driven short-term voltage stability real-time monitoring method [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 114: 105373.
- [120] 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.
- [121] REN C, XU Y, ZHANG Y C, et al. A hybrid randomized learning system for temporal-adaptive voltage stability assessment of power systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(6): 3672-3684.
- [122] DA CUNHA G L, FERNANDES R A S, FERNANDES T C C. Small-signal stability analysis in smart grids: an approach based on distributed decision trees [J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 203: 107651.
- [123] ZHANG R, WU J, XU Y, et al. A hierarchical self-adaptive method for post-disturbance transient stability assessment of power systems using an integrated CNN-based ensemble classifier[J]. *Energies*, 2019, 12(17): 3217.
- [124] ZHANG R, WONG K P, XU Y, et al. Post-disturbance transient stability assessment of power systems by a self-adaptive intelligent system [J]. *IET Generation, Transmission and Distribution*, 2015, 9(3): 296-305.
- [125] YU JAMES J Q, LAM ALBERT Y S, HILL DAVID J, et al. Delay aware intelligent transient stability assessment system [J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 17230-17239.
- [126] 黄辉,舒乃秋,李自品,等.基于信息融合技术的电力系统暂态稳定评估[J].*中国电机工程学报*,2007,27(16):19-23.
HUANG Hui, SHU Naiqiu, LI Ziping, et al. Power system transient stability assessment based on information fusion technology [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(16): 19-23.
- [126] 叶圣永,王晓茹,刘志刚,等.基于Stacking元学习策略的电力系统暂态稳定评估[J].*电力系统保护与控制*,2011,39(6):12-16.
YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Power system transient stability assessment based on Stacking meta-learning strategy [J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(6): 12-16.
- [128] 杜一星,胡志坚,陈纬楠,等.基于改进CatBoost的电力系统暂态稳定评估方法[J].*电力自动化设备*,2021,41(12):115-122.
DU Yixing, HU Zhijian, CHEN Weinan, et al. Transient stability assessment method of power system based on improved CatBoost [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(12): 115-122.
- [129] RIZWAN-UL-HASSAN, LI C G, LIU Y T. Online dynamic security assessment of wind integrated power system using SDAE with SVM ensemble boosting learner [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 125: 106429.
- [130] ZHANG N, QIAN H M, HE Y C, et al. A data-driven method for power system transient instability mode identification based on knowledge discovery and XGBoost algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 154172-154182.
- [131] 唐飞,王波,查晓明,等.基于双阶段并行隐马尔科夫模型的电力系统暂态稳定评估[J].*中国电机工程学报*,2013,33(10):90-97.
TANG Fei, WANG Bo, ZHA Xiaoming, et al. Power system transient stability assessment based on two-stage parallel hidden Markov model[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(10): 90-97.
- [132] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [133] IBRAHIM M S, DONG W, YANG Q. Machine learning driven smart electric power systems: current trends and new perspectives[J]. *Applied Energy*, 2020, 272: 115237.
- [133] SUN M Y, KONSTANTELOS I, STRBAC G. A deep learning-based feature extraction framework for system security assessment[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(5): 5007-5020.
- [135] 周念成,廖建权,王强钢,等.深度学习在智能电网中的应用现状分析与展望[J].*电力系统自动化*,2019,43(4):180-191.
ZHOU Niancheng, LIAO Jianquan, WANG Qianggang, et al. Analysis and prospect of deep learning application in smart grid [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(4): 180-191.
- [136] 陈达,朱林,张健,等.基于卷积神经网络的暂态电压稳定评估及风险量化[J].*电力系统自动化*,2021,45(14):65-71.
CHEN Da, ZHU Lin, ZHANG Jian, et al. Transient voltage stability assessment and risk quantification based on convolutional neural network [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(14): 65-71.
- [137] 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.
- [138] 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.
- [139] YAN R, WANG Z, YUAN Y, et al. Information entropy based prioritization strategy for data-driven transient stability batch assessment [J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2021, 7(3): 443-455.
- [140] 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.
- [141] 薛易,闫旭,郭松林,等.轨迹分析方法与长短期记忆网络的电网暂态稳定裕度评估[J].*黑龙江科技大学学报*,2020,30(5):543-550.
XUE Yi, YAN Xu, GUO Songlin, et al. Power grid transient stability margin assessment based on long-short term memory networks[J]. *Journal of Heilongjiang University of Science and Technology*, 2020, 30(5): 543-550.
- [142] 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.
- [143] WANG G T, ZHANG Z R, BIAN Z P, et al. A short-term voltage stability online prediction method based on graph convolutional networks and long short-term memory networks [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 127: 106647.
- [144] SUN Z X, ZHAO M Y, DONG Y, et al. Hybrid model with secondary decomposition, random forest algorithm, clustering analysis and long short memory network principal computing for short-term wind power forecasting on multiple scales [J]. Energy, 2021, 221: 119848.
- [145] LI Y, ZHANG M, CHEN C. A deep-learning intelligent system incorporating data augmentation for short-term voltage stability assessment of power systems [J]. Applied Energy, 2022, 308: 118347.
- [146] 李向伟, 刘思言, 高昆仑. 基于双向长短时记忆网络和卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(7): 2733-2739.
LI Xiangwei, LIU Siyan, GAO Kunlun. Power system transient stability assessment based on bidirectional long short term memory network and convolutional neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(7): 2733-2739.
- [147] 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.
- [148] 赵冬梅, 王闯, 谢家康, 等. 考虑惯量中心频率偏移的自编码器暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 662-670.
ZHAO Dongmei, WANG Chuang, XIE Jiakang, et al. Transient stability assessment of auto encoder considering frequency shift of inertia center [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 662-670.
- [149] 林楠, 王怀远, 陈启凡. 基于后验分布信息的SSAE暂态稳定评估模型倾向性修正方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3): 135-141.
LIN Nan, WANG Huaiyuan, CHEN Qifan. Tendency correction method of SSAE transient stability assessment model based on posterior distribution information [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(3): 135-141.
- [150] 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, 2021, 36(11): 2233-2244.
- [151] 季佳伸, 吴俊勇, 王彦博, 等. 基于深度残差网络的电力系统暂态电压稳定评估[J/OL]. 电网技术 [2022-03-09]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2471.
- JI Jiashen, WU Junyong, WANG Yanbo, et al. Power system transient voltage stability assessment based on deep residual network [J/OL]. Power System Technology [2022-03-09]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2471.
- [152] 杜一星, 胡志坚, 李彝, 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, 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.
- [153] HUANG J Y, GUAN L, SU Y S, 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 and Energy Systems, 2021, 130: 106948.
- [154] HUANG J, GUAN L, SU Y S, et al. Recurrent graph convolutional network-based multi-task transient stability assessment framework in power system [J]. IEEE Access, 2020, 8: 93283-93296.
- [155] 时纯, 刘君, 梁卓航, 等. 基于GAN和多通道CNN的电力系统暂态稳定评估[J/OL]. 电网技术 [2022-04-27]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0010.
SHI Chun, LIU Jun, LIANG Zhuohang, et al. Transient stability assessment of power system based on GAN and multi-channel CNN [J/OL]. Power System Technology [2022-04-27]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0010.
- [156] ZHOU Y Z, GUO Q L, SUN H B, et al. A novel data-driven approach for transient stability prediction of power systems considering the operational variability [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 107: 379-394.
- [157] AN J, YU J C, LI Z H, 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.
- [158] 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.
- [159] 卢东昊, 王莉, 张少凡, 等. 基于聚类自适应主动学习的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(7): 176-181.
LU Donghao, WANG Li, ZHANG Shaofan, et al. Transient stability assessment of power system based on clustering adaptive active learning [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(7): 176-181.
- [160] 孙黎霞, 彭嘉杰, 白景涛, 等. 结合图嵌入算法的电力系统多任务暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(2): 83-91.
SUN Lixia, PENG Jiajie, BAI Jingtao, et al. Multi-task transient stability assessment of power system incorporating graph embedding algorithm [J]. Automation of Electric Power

- Systems, 2022, 46(2): 83-91.
- [161] ZHANG R F, YAO W, SHI Z T, et al. A graph attention networks-based model to distinguish the transient rotor angle instability and short-term voltage instability in power systems [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 137: 107783.
- [162] ZHUANG T E, GUO Q L, SUN H B, et al. A deep spatial-temporal data-driven approach considering microclimates for power system security assessment[J]. Applied Energy, 2019, 237: 36-48.
- [163] 周艳真, 吴俊勇, 冀鲁豫, 等. 基于两阶段支持向量机的电力系统暂态稳定预测及预防控制[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1):137-147.
ZHOU Yanzhen, WU Junyong, JI Luyu, et al. Two-stage support vector machines for transient stability prediction and preventive control of power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 137-147.
- [164] 杨跃, 刘友波, 刘俊勇, 等. 基于神经网络预测校核的暂态稳定预防控制[J]. 电网技术, 2018, 42(12):4076-4084.
YANG Yue, LIU Youbo, LIU Junyong, et al. Preventive transient stability control based on neural network security predictor [J]. Power System Technology, 2018, 42 (12) : 4076-4084.
- [165] XU Y, DONG Z Y, GUAN L, et al. Preventive dynamic security control of power systems based on pattern discovery technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(3): 1236-1244.
- [166] TIAN F, ZHOU X X, YU Z H, et al. A preventive transient stability control method based on support vector machine [J]. Electric Power Systems Research, 2019, 170: 286-293.
- [167] 关慧哲, 陈颖, 黄少伟, 等. 基于生成对抗网络的暂态稳定预防控制[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24):36-43.
GUAN Huizhe, CHEN Ying, HUANG Shaowei, et al. Preventive control for transient stability based on generative adversarial network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(24): 36-43.
- [168] 杨楠, 贾俊杰, 邢超, 等. 基于 E-Seq2Seq 技术的数据驱动型机组组合智能决策方法 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(23): 7587-7600.
YANG Nan, JIA Junjie, XING Chao, et al. Data-driven intelligent decision-making method for unit commitment based on E-Seq2Seq technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(23): 7587-7600.
- [169] 杨楠, 叶迪, 林杰, 等. 基于数据驱动具有自我学习能力的机组组合智能决策方法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(10):2934-2946.
YANG Nan, YE Di, LIN Jie, et al. Research on data-driven intelligent security-constrained unit commitment dispatching method with self-learning ability [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(10): 2934-2946.
- [170] 强子玥, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于改进 AlexNet 的电力系统暂态功角失稳紧急控制策略 [J/OL]. 高电压技术 [2022-01-10]. DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.20210114.
QIANG Ziyue, WU Junyong, LI Baoqin, et al. Emergency control strategy for transient angle instability of power system based on improved AlexNet[J/OL]. High Voltage Engineering [2022-01-10]. DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20210114.
- [171] LI J, CHEN S, WANG X Y, et al. Research on load shedding control strategy in power grid emergency state based on deep reinforcement learning [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022, 8(4): 1-9.
- [172] HUANG Q H, HUANG R K, HAO W T, et al. Adaptive power system emergency control using deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1171-1182.
- [173] HUANG R K, CHEN Y J, YIN T, et al. Accelerated derivative-free deep reinforcement learning for large-scale grid emergency voltage control [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(1): 14-25.
- [174] 冯双, 陈佳宁, 汤奕, 等. 基于 SPWVD 图像和深度迁移学习的强迫振荡源定位方法 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 78-87.
FENG Shuang, CHEN Jianing, TANG Yi, et al. Location method of forced oscillation source based on SPWVD image and deep transfer learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 78-87.
- [175] 范宏, 于伟南, 柳璐, 等. 双碳目标下考虑电氢互补的智慧园区多楼宇协调调度方法 [J]. 电力系统自动化, 2022, 46(21): 42-51.
FAN Hong, YU Weinan, LIU Lu, et al. Method of multi-building coordinated dispatch in smart park considering electricity and hydrogen complementary with dual carbon targets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(21): 42-51.
- [176] MAZYAVKINA N, SVIRIDOV S, IVANOV S, et al. Reinforcement learning for combinatorial optimization: a survey [J]. Computers & Operations Research, 2021, 134: 105400.
- [177] 余涛, 周斌, 甄卫国. 强化学习理论在电力系统中的应用及展望 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14):122-128.
YU Tao, ZHOU Bin, ZHEN Weiguo. Application and development of reinforcement learning theory in power systems [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(14) : 122-128.
- [178] ERNST D, GLAVIC M, WEHENKEL L. Power systems stability control: reinforcement learning framework [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(1): 427-435.
- [179] 余志文, 艾芊. 基于多智能体一致性的微电网自适应下垂控制策略 [J]. 电力自动化设备, 2017, 37(12):150-156.
YU Zhiwen, AI Qian. Adaptive droop control strategy for microgrid based on consensus of multi-agent system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37 (12) : 150-156.
- [180] 高扬, 艾芊, 郝然, 等. 交直流混合电网的多智能体自律分散控制 [J]. 电网技术, 2017, 41(4):1158-1166.
GAO Yang, AI Qian, HAO Ran, et al. Autonomous decentralized control of multi-agent system for AC/DC hybrid grid [J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1158-1166.
- [181] 谢俊, 陈凯旋, 岳东, 等. 基于多智能体系统一致性算法的电

- 力系统分布式经济调度策略[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(2): 112-117.
- XIE Jun, CHEN Kaixuan, YUE Dong, et al. Distributed economic dispatch based on consensus algorithm of multi agent system for power system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(2): 112-117.
- [182] HASHMY Y, YU Z, SHI D, et al. Wide-area measurement system-based low frequency oscillation damping control through reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6): 5072-5083.
- [183] ZHANG K, ZHANG J, XU P D, et al. Explainable AI in deep reinforcement learning models for power system emergency control[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2022, 9(2): 419-427.
- [184] 刘强, 石立宝, 周明, 等. 现代电力系统恢复控制研究综述[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(11): 104-110.
- LIU Qiang, SHI Libao, ZHOU Ming, et al. Survey of power system restoration control [J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(11): 104-110.
- [185] 刘强, 石立宝, 倪以信, 等. 电力系统恢复控制的网络重构智能优化策略[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(13): 8-15.
- LIU Qiang, SHI Libao, NI Yixin, et al. Intelligent optimization strategy of the power grid reconfiguration during power system restoration[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(13): 8-15.
- [186] 赵达维, 刘天琪, 李兴源. 电力系统恢复控制在线决策方法[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2762-2770.
- ZHAO Dawei, LIU Tianqi, LI Xingyuan. An on-line decision-making method applicable to power system restoration control [J]. Power System Technology, 2013, 37(10): 2762-2770.
- [187] LI Z, XUE Y S, WANG H H, et al. Decision support system for adaptive restoration control of transmission system [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(4): 870-885.
- [188] 孙润稼, 刘玉田. 基于深度学习和蒙特卡洛树搜索的机组恢复在线决策[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 40-47.
- SUN Runjia, LIU Yutian. Online decision-making for generator start-up based on deep learning and Monte Carlo tree search[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 40-47.
- [189] 刘梓权, 王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 158-164.
- LIU Ziquan, WANG Huiyang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.
- [190] 余建明, 王小海, 张越, 等. 面向智能调控领域的知识图谱构建与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 29-35.
- YU Jianming, WANG Xiaohai, ZHANG Yue, et al. Construction and application of knowledge graph for intelligent dispatching and control [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 29-35.
- [191] 闪鑫, 陆晓, 翟明玉, 等. 人工智能应用于电网调控的关键技
- 术分析[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 49-57.
- SHAN Xin, LU Xiao, ZHAI Mingyu, et al. Analysis of key technologies for artificial intelligence applied to power grid dispatch and control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 49-57.
- [192] 孙宏斌, 黄天恩, 郭庆来, 等. 面向调度决策的智能机器调度员研制与应用[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 1-8.
- SUN Hongbin, HUANG Tianen, GUO Qinglai, et al. Automatic operator for decision-making in dispatch: research and applications [J]. Power System Technology, 2020, 44(1): 1-8.
- [193] 吴昊, 王艳松. 基于智能单粒子算法的微电网经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20): 43-49.
- WU Hao, WANG Yansong. Economic dispatch of microgrid using intelligent single particle optimizer algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20): 43-49.
- [194] 张显, 冯景丽, 常新, 等. 基于区块链技术的绿色电力交易系统设计与应用[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(9): 1-10.
- ZHANG Xian, FENG Jingli, CHANG Xin, et al. Design and application of green power trading system based on blockchain technology [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(9): 1-10.
- [195] 马天祥, 贾伯岩, 卢志刚, 等. 基于主从博弈理论的能源互联配电网多能互补协调故障恢复方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 38-47.
- MA Tianxiang, JIA Boyan, LU Zhigang, et al. Multi-energy complement and coordinated post-contingency recovery method of distribution energy networks based on master-slave game theory [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 38-47.
- [196] BELLIZIO F, CREMER J L, STRBAC G. Machine-learned security assessment for changing system topologies [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107380.
- [197] 韩天森, 陈金富, 李银红, 等. 电力系统稳定评估机器学习可解释代理模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(13): 4122-4131.
- HAN Tiansen, CHEN Jinfu, LI Yinhong, et al. Study on interpretable surrogate model for power system stability evaluation machine learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(13): 4122-4131.

杨 博(1988—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 新能源发电/储能系统优化与控制、人工智能在智能电网中的应用。E-mail: yangbo_ac@outlook.com

陈义军(1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 燃料电池状态识别与故障诊断。E-mail: YijunChen96@outlook.com

姚 伟(1983—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 新能源电力系统的稳定性分析与控制、人工智能及其在电力系统中的应用、交直流电力系统的稳定性分析与控制。E-mail: w.yao@hust.edu.cn

(编辑 代长振)

Review on Stability Assessment and Decision for Power Systems Based on New-generation Artificial Intelligence Technology

YANG Bo¹, CHEN Yijun¹, YAO Wei², SHI Zhongtuo², SHU Hongchun¹

(1. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology
(Huazhong University of Science and Technology), Wuhan 430074, China)

Abstract: The new-generation artificial intelligence (AI) technology, represented by advanced machine learning such as deep learning, reinforcement learning and migration learning, has stronger advantages in processing massive data, mining complex nonlinear mapping, etc., which makes its application in power system stability assessment and decision increasingly favored. First, the basic framework of power system stability assessment and decision based on artificial intelligence technology is summarized. Secondly, for the stability evaluation and stability decision, the relevant research work and key technologies of domestic and foreign scholars are reviewed respectively from the four power system stability problems of power angle, frequency, voltage and broadband oscillation and the three control types of preventive control, emergency control and recovery control. Finally, according to the application status of the new-generation AI technology in power system stability assessment and decision, possible countermeasures and prospects are proposed for some existing problems from three aspects of data, model and application.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. U1866602) and Major Special Project of Yunnan Province of China (No. 202002AF080001).

Key words: artificial intelligence; power system stability; stability assessment; stability decision; data-driven; knowledge-driven

