

数据驱动的电力系统暂态稳定评估方法综述

范士雄, 赵泽宁, 郭剑波, 马士聪, 王铁柱, 李东琦

(中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192)

Review on Data-driven Power System Transient Stability Assessment Technology

FAN Shixiong, ZHAO Zening, GUO Jianbo, MA Shicong, WANG Tiezhu, LI Dongqi

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: The rapid and accurate identification of the transient stability status of power systems is a crucial prerequisite for ensuring the safe and stable operation of large power grids. Compared with traditional physical analysis methods, data-driven transient stability assessment technology for power systems has significant advantages in solving complex nonlinear mapping and rapid evaluation, and has become an important direction in current research on transient stability assessment of power systems. This paper establishes the basic architecture of data-driven transient stability assessment technology based on the demand scenarios of power system transient stability assessment and the general intelligent application framework, and analyzes the functions of each process link in a data-driven context from the aspects of offline training, online application and feedback update. Furthermore, focusing on data enhancement, machine learning algorithms, and learning mechanisms, this paper reviews the progress of application research work and key technologies of data-driven technology in power grid transient stability assessment, and analyzes the advantages and disadvantages of different models and methods in solving the fitting and generalization capabilities of power system transient stability assessment models. Lastly, in light of the new characteristics of transient stability assessment for high proportion renewable power systems and the ongoing advancements in artificial intelligence technology, this paper anticipates the future research direction of power system transient stability assessment technology from three perspectives: data, model, and application, aiming to provide technical reference for the digitization and intelligent of power grid transient stability assessment.

KEY WORDS: power system; transient stability assessment; artificial intelligence; data-driven; active learning; transfer learning

摘要: 快速、准确地识别电力系统暂态稳定态势, 是保证大

基金项目: 中国电科院青年科学家项目(52420023000Z)。

Project Supported by Youth Scientist Project of China Electric Power Research Institute (52420023000Z).

电网安全稳定运行的重要前提。相较于传统物理解析方法, 基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估技术在解决复杂非线性映射和快速评估方面具有较大的优势, 已成为目前电力系统暂态稳定评估技术研究的重要方向。该文首先结合电力系统暂态稳定评估场景需求和通用智能应用框架建立基于数据驱动的暂态稳定评估技术的基本架构, 从离线训练、在线应用和反馈更新的维度分析数据驱动下各个流程环节的功能; 其次, 围绕着数据增强、机器学习算法和学习机制 3 个方面针对数据驱动技术在电网暂态稳定评估中的应用研究工作进展以及关键技术进行综述, 分析不同模型和方法在解决电力系统暂态稳定评估的数据拟合和泛化能力的优势和不足。最后, 结合高比例新能源电力系统暂态稳定评估新特点和当前人工智能技术的发展, 从数据、模型和应用 3 个方面对电力系统暂态稳定评估技术的研究方向进行展望, 为电网暂态稳定评估数字化和智能化提供技术参考。

关键词: 电力系统; 暂态稳定评估; 人工智能; 数据驱动; 主动学习; 迁移学习

0 引言

电网高比例电力电子设备接入和新能源渗透率增加, 以及负荷行为的随机多样性, 导致电网规模不断扩大以及运行方式复杂多变, 电力系统暂态稳定边界不断发生变化, 现代电力系统的安全稳定机理愈发复杂, 基于传统的物理模型驱动方法在解决电力系统暂态稳定评估问题上面临计算量和复杂度方面的巨大挑战。电力系统暂态稳定问题是威胁大规模电网安全运行的关键因素, 严重时会导致电力系统的崩溃^[1]。针对上述电力系统暂态稳定面临的挑战和问题, 迫切需要在不同的电网运行场景下能够快速准确判断系统暂态稳定态势以实现在线安全稳定分析与控制, 提升应对大电网事故风险的分析和处置能力。

目前来看, 电力系统暂态稳定方法分为时域仿真法、直接法以及基于数据驱动的方法, 上述方法具有各自技术特点。时域仿真法作为电力系统暂态

稳定评估的主流方法，一般常用于离线计算，其建模精度与计算精度和耗费时间成正比，在线实际应用过程中面临着精度和速度问题。为解决上述问题，广大的电力科研专家学者通过采用并行分布式仿真技术来加速系统仿真求解过程，使其具有良好的实时性^[2-3]。直接法是通过建立能量函数后比较故障切除时的能量值和临界能量值来判断系统是否失稳的方法，但是其难以针对具体电网建立合适的能量函数，并且在应用过程中采用简化物理模型得到结果较为保守^[4-6]。时域仿真法和直接法都是通过基于物理解析的方法实现电网暂态稳定判别，对系统建模准确性以及计算资源存在依赖性，不能同时满足在线暂态稳定评估对于时间和准确性的需求。为解决以上传统方法计算效率低和适应性差的缺点，以数据驱动为基础的人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术为电力系统暂态稳定分析和决策提供了一种新的解决思路和方法。人工智能技术经历了从单项技术向集成技术、浅层学习到深度学习发展^[7]，其已经在视觉、语言、医疗、交通等诸多领域取得了技术突破，有效提高了不同应用领域的准确性和智能化水平。20 世纪 80 年代末开始已有专家学者将人工智能技术应用于电力系统暂态稳定评估中，然而由于硬件性能和算法效率的局限，未能实现大规模工程应用^[8]。随着基于相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)的广域测量系统(wide area measurement system, WAMS)日益成熟以及人工智能技术的快速发展，为数据驱动技术

在电力系统中应用提供坚实的数据基础和算法支撑^[9]。基于数据驱动的技术可以通过构建数据驱动模型从海量、多型和低价值密度的电力数据特征中深度挖掘内在映射规律，刻画出电力系统的稳定边界。相较于传统方法，该数据驱动模型投入在线实际应用时具有效率高、速度快的特点，能够在毫秒内实现预测，有效满足在线安全评估对于快速性和准确性的需求。因此，电力科研人员不断尝试将先进的模型和算法等应用于电力系统暂态稳定研究来不断提升评估模型的性能。相关的研究以及综述更多的是关注不同的先进模型算法与场景的适配性^[10-11]，缺乏从系统和实际应用角度针对数据-模型-数据闭环回路中各个环节的分析和论述。

本文首先给出数据驱动模式下的电力系统暂态稳定评估的基本技术架构，从离线训练、在线应用和反馈更新 3 个方面分析应用流程所涉及的关键技术。然后围绕着数据增强、机器学习以及模型学习机制 3 个方面聚焦于各类基于数据驱动的暂态稳定评估技术和方法进行综述。最后，对数据驱动技术在暂态稳定评估中应用进行总结和展望。

1 数据驱动的电力系统暂态稳定评估技术架构

基于数据驱动技术实现电力系统暂态稳定评估应用的主要思想是“离线训练，在线应用，反馈更新”，本节基于上述思想给出了数据驱动下暂态稳定评估的基本技术架构，如图 1 所示。上述技术

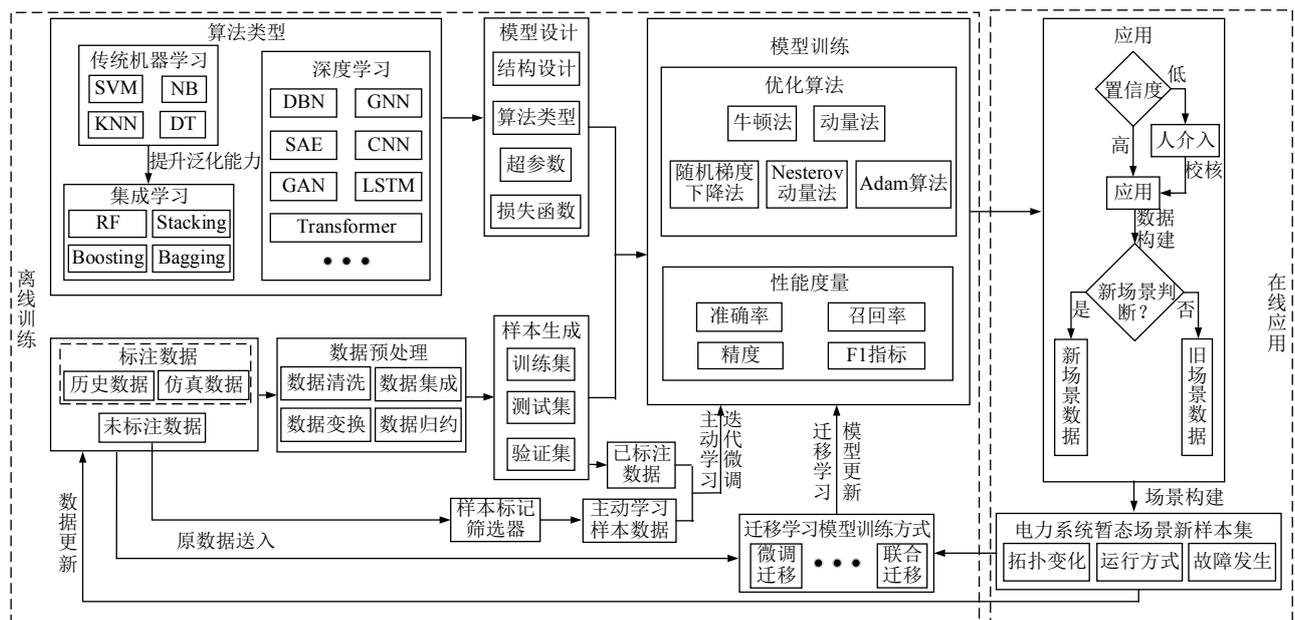


图 1 数据驱动的电力系统暂态稳定评估架构

Fig. 1 Data-driven architecture for transient stability assessment of power systems

架构中离线训练和在线应用通过反馈更新环节构成了从数据-模型-数据的闭环回路,通过反馈校正的机制保证模型应用的准确性以及泛化能力。

1.1 离线训练

离线训练主要涉及到数据处理、模型设计和模型训练等环节,在上述应用技术框架中占有较大的比重。训练完所获模型可用于预测电网暂态稳定态势,协助运行调度人员及时调整电网运行方式,避免电网运行失稳甚至解列等事故发生。

离线训练中样本生成是数据驱动下电力系统暂态稳定评估模型构建的重要的起始环节,样本生成过程中输入数据特征的选择和数据样本均衡性采样等处理方式将会极大影响训练模型的准确率。电力领域专家学者通常采用系统受扰前稳态信息、系统受扰后的动态信息以及系统稳态和动态混合信息作为电力系统暂态稳定评估模型输入数据特征的选择^[12]。目前,电力系统数据信息来源于基于同步相量测量单元的广域测量系统与数据采集和监控系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)。电网实际运行中发生暂态失稳故障的概率极低,导致历史运行数据中不稳定样本缺乏,加之电力系统经常运行在典型运行方式的邻域内,使得历史运行数据中不稳定样本不足,无法保证基于数据驱动的暂态稳定评估算法所采用数据集的均衡性和多样性。然而电力系统分析和控制离不开仿真计算,现有大部分文献所采用的样本研究数据主要来源于仿真软件模拟计算数据,通过人为设置电源出力、负荷水平、故障类型以及拓扑信息来生成不同场景下的样本数据,如文献[13-14]分别利用 PSD Power Tools 和 MATLAB 工具箱 Power System Toolbox 3.0 设置多种系统负荷水平波动于 80%~120%,并相应调整发电机出力,通过设置不同的故障类型计算得到稳定和失稳样本数据集。除上述通过仿真方式增加样本的均衡性外,一些学者通过改变损失函数的方式使暂稳模型对较少的不稳定数据更加敏感,或利用深度不平衡学习框架通过自适应合成采样来平衡不同类别的比例^[15]。为保证训练模型的准确率及泛化能力,需要对初始数据集进行数据清洗、数据集成、数据变换和数据归约等预处理操作,生成满足训练需求的规范化样本数据集,并按一定比例分成训练集、测试集和验证集。

机器学习模型设计是数据驱动下电力系统暂态稳定评估模型构建中的核心环节,整个设计过程

中的机器学习模型选择、模型结构设计、损失函数选择以及超参数设计会很大程度上影响模型训练过程中对数据的拟合性能,其中机器学习模型的选择作为模型设计的关键一环,对数据的拟合效果起着重要作用。机器学习模型主要包含传统机器学习、集成学习(ensemble learning, EL)和深度学习(deep learning, DL),不同学习模型具有不同的特点,适用范围不尽相同。决策树(decision tree, DT)、支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)及朴素贝叶斯(naive bayes, NB)等传统机器学习模型对计算机硬件算力要求低、训练耗费时间少以及对小数据集适用性较好,但是在面临大规模系统和高维数据时性能会有所下降^[7]。一些电力领域专家学者通过集成学习修正或改进传统机器学习模型的学习策略,使传统机器学习模型可以兼容集成学习的策略方法,实现二者的双向融合,能够显著提高模型准确率和容错能力。集成学习作为一种“模型独立的学习方式”,主要包括随机森林(random forest, RF)、Stacking、Boosting 和 Bagging。深度学习模型作为新一代人工智能技术的代表,适用于具有高维数据的大规模系统,通过学习输入样本数据的特征,可以深入挖掘影响电网暂态稳定多维变量之间的关联关系,但是对预处理后的数据质量和计算机硬件要求较高、训练耗费时间长以及可解释性差,其主要包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)和图神经网络(graph neural networks, GNN)等。根据没有免费午餐定理(no free lunch, NFL),机器学习模型的选择需要针对暂态稳定评估问题的实际应用需求以及样本数据来选择合适模型。模型结构的深度和宽度分别代表模型的非线性表达能力和逐层特征提取能力。在海量、多型、低价值密度的电力数据中寻找电力参数与暂态稳定的映射关系,需要具有合适深度和宽度的模型与这种数据相互匹配,进而发挥模型性能^[16]。基于数据驱动的暂态稳定评估本质上视作稳/失稳的二值逻辑分类问题或连续稳定裕度指标的回归问题。根据上述问题,选择适合二分类问题或回归问题的损失函数,如交叉熵损失函数和均方差损失函数,同时对应设置学习率、正则化系数和批量大小等超参数。

模型训练是数据驱动下电力系统暂态稳定评估模型构建的最后环节，训练所获模型作为桥梁将离线训练和在线应用连接起来。模型训练目的是使模型可以深度挖掘样本数据集中潜在的暂态稳定有效信息，更好地学习数据中潜在的稳定映射关系，训练过程主要包括优化算法和性能度量两部分。其中，优化算法是模型学习中寻找最优权重参数的方法，常采用一阶优化方法，如随机梯度下降法、动量法、Nesterov 动量法和 Adam 算法等；二阶优化方法如牛顿法和共轭梯度法。性能度量是将最优模型通过验证集以及混淆矩阵指标来度量所训练模型的性能，其中，性能评估指标包括准确率、召回率、精度和 F1 指标^[17]。当模型评估满足应用标准之后才可在实际场景中进行部署应用，如果达不到标准要求则返回上述训练过程直到满足要求为止。

1.2 在线应用及反馈更新

在线应用通过将实时电网数据输入到训练好的模型中进行电网稳定状态的快速识别，识别计算时间可在几十 ms 内结束。AI 模型在训练和应用的过程是基于数据独立同分布假设，然而大部分情况下模型训练和测试过程应用的数据与实际应用过程下的数据不满足上述前提条件。电力系统实际开放式环境下也会面临一些新的非典型场景，导致基于数据拟合下的暂态稳定评估模型在应用过程中存在泛化能力不足的问题。

为保证 AI 模型能够在电网多运行场景下拥有较高性能和正确率，需要采用置信度水平评估环节以及反馈更新环节，如图 1 中架构所示。置信度水平的高低决定模型预测结果的可信性，当置信度水平较高并超过某一预定的阈值时，则采用模型输出结果，反之由人介入对模型输出结果进行有效校核，确保准确评估电力系统的暂态稳定态势，并选择模型更新的方式来提升模型泛化能力。文献[18]把置信度添加到模型应用中，当置信度较低时寻求人类干预，使模型具备主动风险提示能力。反馈更新环节是针对模型性能降低的情况下，通过构建多样化的数据集来进行模型的重新训练并更新。多样化的场景运行数据是模型反馈更新的数据基础，数据包括历史的运行方式数据以及考虑拓扑变化、运行方式变化和故障发生等因素下的新场景仿真数据。另外，在暂态稳定评估模型训练过程中引入迁移学习(transfer learning, TL)和主动学习(active learning, AL)等学习机制加速模型更新过程。迁移

学习模型训练方法包括微调迁移、联合迁移等，其中，微调迁移是在原有旧模型的基础上使用新数据集训练，通过微调模型参数来实现模型更新，具有更新较快的特点；联合迁移是基于历史数据集和新数据集来共同训练更新模型。主动学习可以通过样本标记筛选器获取数据集中价值高的样本并进行标注，可以保证以更少的标注样本达到模型的预期性能。样本标记筛选器通过不确定性采样或多样性采样等采样策略筛选出具有较高价值的样本后进行标记，并将上述形成的主动学习数据集和原已标注数据集共同送入模型中迭代微调，学习电网更深层次的暂态稳定映射关系，实现模型更新及性能提升。相比于人工智能模型“训练-部署”的开环应用模式，本框架将在线应用模型性能评估结果作为判断条件，并通过场景数据构建以及迁移学习和主动学习等学习机制将离线训练和在线应用两环节反向相连，形成“数据-模型-数据”的完整的闭环回路。基于上述场景数据的构建和学习机制可以实现模型全生命周期的管理，弥补了基于物理分析方式在电网暂态稳定中存在的不足，使模型可以快速准确地实现在线预测和更新，其涉及的具体技术方法在下文进行分析和论述。

2 基于数据驱动的暂态稳定评估分析

电力系统规模不断扩大导致数据空间的特征维数快速增长，基于数值积分的时域仿真和考虑系统能量转化的直接法无法满足当前电网暂态稳定分析的快速性和准确性。然而，数据驱动方法可以通过海量电力数据来拟合暂态稳定评估数据模型输入和输出间的映射关系，在线应用时可以在几十 ms 内快速得到准确的评估结果，从而取代基于复杂的电力系统数学模型或能量函数的解析计算方法。纵览数据驱动技术的发展历史，AI 模型和算法的创新是一个由表及里的缓慢过程，每次技术应用取得重大进展都伴随着新一代模型和算法的发展和演进。考虑电力系统具有不确定性、开放性和脆弱性等特点，基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估在应用过程中具有一定局限性，如模型的准确性和泛化能力。为解决上述面临的难题，电力领域人工智能专家学者尝试在数据、模型和学习机制 3 个方面开展研究来提高模型性能。本文根据基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估技术的发展和研究脉络，分别从上述 3 个维度来进行研究评述。

2.1 面向暂态稳定评估的数据增强技术

数据集的完整性和平衡性以及样本特征的选择是数据驱动下模型训练的重要基础，其决定着模型能否在海量高维数据中挖掘出全面有效的信息后实现精准拟合。实际电网运行中失稳事故发生概率极小以及 PMU 量测数据存在有效信息占比小和一定的数据缺失问题，失衡和低价值密度的数据以及相关变量属性缺失会对模型训练产生极大的影响：1) 直接导致数据分布发生偏倚，使模型输出结果具有较大偏向性，可信度较低；2) 平衡和插

值填充数据时，会增加数据计算处理的时间和成本；3) 数据样本集中冗余无关的信息会大大干扰 AI 模型对数据的高效拟合。

因此，亟需在离线训练环节对数据样本进行平衡和修补，并选择关键的样本输入特征，从而得到完整平衡和高价值密度的样本数据集。用于电力系统暂态稳定评估的数据增强技术框架如图 2 所示，主要涉及数据补全、数据样本平衡以及多维输入数据特征选择 3 个方面。很多学者尝试通过上述 3 种方式来增强数据样本质量进一步提升 AI 模型性能。

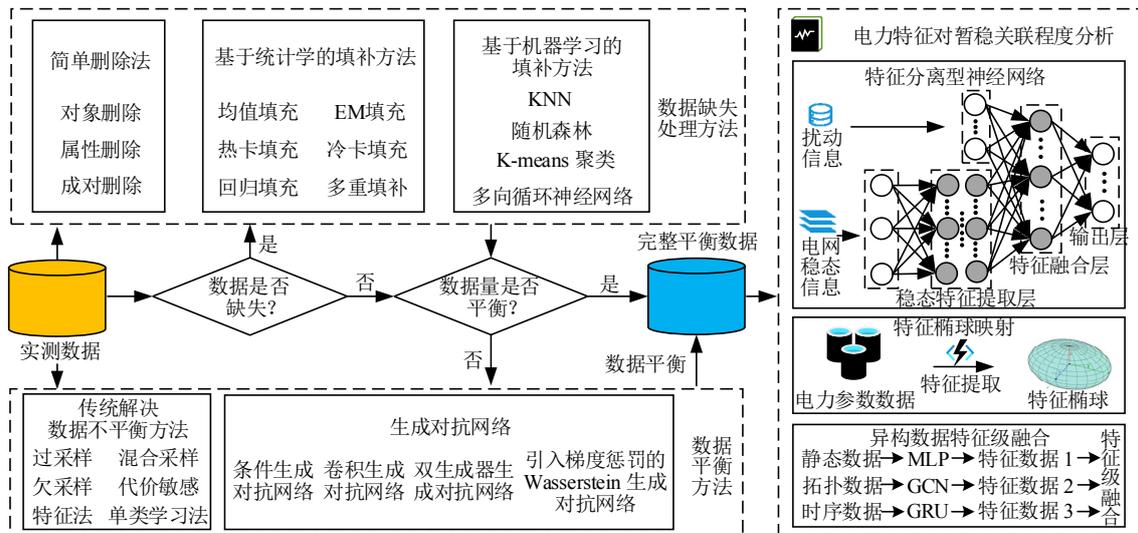


图 2 用于暂态稳定评估的数据增强技术框架

Fig. 2 Data augmentation technique framework using for transient stability assessment

数据缺失作为数据质量问题的重要因素之一，容易导致所训练的模型评估性能的极度恶化，其主要由数据采集设备和通信传输设备故障、存储介质损坏以及人工操作不当等造成。解决此类问题并提高数据可用性的主要方法包括简单删除法、基于统计学的填补方法和基于机器学习的填补方法。简单删除法是对数据集中缺失的属性或对象进行直接删除，具有操作简单以及速度快的优点，适用于缺失比例小的数据集^[19]。基于统计学的填补方法通过数据集本身的假设计算来相应填补缺失数据，方法主要包括均值填充^[20]、EM 填充^[21]、热卡填充^[22]、冷卡填充^[23]、回归填充^[24]以及多重填补^[25]等。此类方法一般未考虑数据属性本身的类别，填充值易受到其他数据的影响。基于机器学习的填补方法通过分类填补、聚类填补和对数据流相关特性的学习来填补缺失值，方法主要包括 K 近邻(k-nearest neighbor, KNN)、K 均值(K-means)、随机森林以及多向循环神经网络(multi-directional recurrent neural

networks, M-RNN)等，其适用范围广泛。文献[26]指出基于 KNN 算法填补缺失数据的性能优于 C4.5 决策树和均值填充等方法。文献[27]基于布谷鸟算法对 K-means 聚类算法进行优化，并通过结合条件均值填充算法填充缺失数据，与传统填充方法相比可以更好度量缺失数据间的相似性。文献[28]通过线性内插、矩阵组合转置与随机森林算法结合来填充缺失数据，其填充效果优于拉格朗日插值、线性回归插值和样条插值等方法。文献[29]使用基于插值和插补模块的多向循环神经网络可以在保持原始特征的前提下实现缺失数据的补全，与 MissForest 方法和马尔可夫链蒙特卡罗 MCMC 方法相比，M-RNN 所补全的数据集在采用极限梯度提升算法(extreme gradient boosting, XGBoost)进行评估时精度最高。

数据平衡是对数据集中的样本数量和类别进行适当的调整，以保持数据的均衡性，避免 AI 模型输出具有偏向性，其解决方法主要包括传统方法和

基于生成对抗网络的数据平衡方法。传统解决数据不平衡方法主要包含过采样^[30]、欠采样^[31]、混合采样^[32]、特征法^[33]、单类学习法^[34]以及代价敏感法^[35]等,其中过采样、欠采样通过对数据集内少数样本重复采样或对多数样本少采样来实现数据平衡,但是上述方法易造成模型过拟合以及多数类样本信息丢失的问题。混合采样是过采样和欠采样方法的融合,可以有效缓解二者单独使用的缺陷。特征法、单类学习法以及代价敏感法是通过修改分类模型的学习过程或加大少数类样本的误分代价来提高模型对少数类样本的重视识别程度以解决数据不平衡的问题。生成对抗网络作为基于机器学习的数据平衡方法是通过内部生成器与判别器的博弈对抗训练,二者间的参数优化相互同步,直至达到纳什平衡状态,使得生成器学习并生成的样本符合实测样本的概率分布。生成对抗网络的衍生模型主要包括条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)、双生成器生成对抗网络(double generator LSTM-generative adversarial network, DGL-GAN)、引入梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty, WGAN-GP)和卷积生成对抗网络(deep convolutional generative adversarial network, DCGAN)。文献[36]通过在生成器和判别器中加入类别 one-hot 向量来改进 CGAN,之后利用其学习样本中的分布特性,并通过极限学习机筛选 G-mean 值最高的生成样本,将其中失稳样本增强原数据集,比其他数据合成方法在抗噪声干扰和处理高维数据能力具有较强优势。文献[37]提出基于双生成器生成对抗网络的暂态稳定评估方法,利用批量样本生成器与修复生成器分别生成近似实际的样本以及消除数据中的噪声,可以有效提高评估模型性能和抗干扰能力。文献[38]通过将引入梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络与迁移学习结合来学习临界稳定样本分布规律,并用最小奇异值衡量生成样本质量,与未结合迁移学习方法对比发现此生成模型产生的数据质量更高。文献[39]将 Wasserstein 距离替代 JS 散度来改进 DCGAN,可以有效避免训练过程中梯度消失和模式崩溃问题,使生成样本更加近似实际样本,对比发现数据增强效果优于随机过采样以及自适应合成抽样等方法。

上述的样本数据构建方法的目的是使其构造

的样本数据能够覆盖住电网运行场景的范围,包括典型和极端运行方式下的样本。随着样本数据的规模和质量增加,AI模型的准确率和泛化能力将会进一步提升。考虑到电网开放环境,样本数据集的完备性和有效性是通过其训练机器学习模型的性能评估指标(混淆矩阵等)来评价^[36],并在线应用反馈环节来不断完善数据集。数据集的初始构建主要是在人工经验原则下的“冬大冬小,夏大夏小,丰水枯水”等典型的电网运行方式的基础上,根据上述方法派生出海量的样本对电网的运行场景进行有效覆盖^[40]。目前大部分文献在样本构建中对于稳定和不安定的样本比例并没有明确的标准,一般将稳定和失稳样本比例控制在 2:1 左右来保持样本数据集的平衡性,并将其按照 8:1:1 比例划分为训练集、验证集和测试集来防止模型的过拟合,较大程度上保证了所构造样本的有效性^[14,41-42]。

输入特征选择和提取是基于数据驱动的暂态稳定评估方法的基础,所选特征与系统稳定状态的相关度决定了 AI 模型评估效果,其本质是通过数据增强的方式来提高模型性能。模型输入特征选择应主要遵循关键性和易获取性两个原则。关键性原则主要选择与暂态稳定具有较强关联的特征变量。易获取性原则是采用电网现有量测数据,如 WAMS 和 SCADA 等数据,在不增加额外的量测装置和系统的条件下仍能保证较高的训练模型性能。

与电力系统暂态稳定相关的因素主要包括系统的运行方式以及扰动方式等。目前,大多数算例中所选择的输入特征主要针对同步发电机主导的电网,如电力系统受扰前的稳态特征和受扰后动态信息,其中稳态特征主要包括支路潮流、负荷水平、发电机出力以及节点电压幅值和相角等,受扰后动态信息主要是故障瞬间机组和电网的变化量等。高比例新能源背景下,输入特征选择方面应在上述样本特征集构造的基础上,充分考虑新能源机组出力响应特性,如选取新能源机组的机端电压电流以及发出的有功和无功等物理量构建新能源特征集,来表征新能源接入对电网暂态稳定性的影响^[43]。

考虑到不同的电网场景以及模型算法,在基于数据驱动的暂态稳定评估应用中,需要根据系统变量特征与暂稳的关联程度来选择满足评估要求的关键相关参数特征,特征选择方式如下。

1) 基于先验知识对所选关键特征进行处理,如特征分离、受扰严重机组识别等。文献[14]基于

稳态特征和动态信息对暂稳影响程度不同的特点,将两类特征分开输入神经网络中来实现特征分离的效果。文献[44]从发电机相对动能、初始加速功率和相对加速度3个方面识别严重受扰临界机组,并将严重受扰临界机组的变量作为特征选择重点对象。然而,基于先验知识的特征选择存在主观性和不完全性,较大概率会影响对电力系统暂稳的识别。

2) 通过数据分析方法来获得最优特征集,主要包括过滤式选择、包裹式选择以及嵌入式选择。过滤式特征选择基于 Fisher 或 Relief 等原则量化选择与暂稳最相关的特征,此过程与训练模型无关,其具有通用性强和复杂性低的特点,但难以分析特征间的相关性。文献[45]提出适用于暂稳评估二分类问题的样本特征 Fisher Score 值方法,通过基于 Fisher Score 值排序来区分重要特征与冗余特征、噪声特征和非噪声特征,经仿真验证可以有效辨别剔除随机噪声的干扰。包裹式特征选择基于模型性能通过添加或删除某个特征来评价特征子集的优劣,可以有效考虑特征间的联系,准确率较高,但计算资源消耗较大。文献[46]将支持向量机和包裹式特征选择结合,通过最佳优先搜索算法寻找近似的最佳特征子集,仿真表明所提方法适用于其它暂稳评估模型。嵌入式选择将特征选择过程融入模型训练中,针对模型内部特征选择和提取部分精细化建模,自动处理输入特征,利用权值共享技术实现输入特征的聚合,具有过滤式和包裹式选择的优点,并且可以有效防止过拟合,但对模型复杂度有一定要求。文献[47]利用多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)、图卷积网络(graph convolutional network, GCN)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)分别对静态数据、拓扑数据、时序数据进行特征提取,之后通过张量融合法对提取特征实现特征融合,经验证可以有效提高模型准确性和鲁棒性。

基于上述分析,样本数据质量以及与暂稳稳定相关联特征的选择在离线训练的起始阶段决定着数据驱动模型的泛化能力、应用范围和可信度。充分利用数据填充、样本生成以及特征选择等数据增强技术,使训练数据具有完整性、平衡性和高价值密度的特点,可以保证相同模型在数据层面实现精准拟合并刻画出清晰的暂态稳定边界。

2.2 基于机器学习算法的暂态稳定评估技术

机器学习算法作为人工智能应用核心技术,通过将“经验”或“知识”以数据的形式赋予具有发

掘数据关联能力的信息载体,可以模拟人类感知、学习以及认知能力,并在应用过程中通过数据反馈不断积累经验或学习新的知识来应对场景中的不确定性和时变性。在机器学习的发展过程中,新的模型算法不断涌现将极大推动机器学习在暂态稳定评估应用的研究进展。目前众多电力科研工作者积极将新的算法模型应用到暂态稳定评估研究当中,以期得到更优的模型性能。本节将从传统机器学习和深度学习2个方面论述机器学习算法在暂态稳定评估中的应用研究。

2.2.1 基于传统机器学习的暂态稳定评估

传统机器学习计算参数量小、存储资源低,用于暂态稳定评估的应用研究中可以快速输出模型预测结果,适用于小数据集,但是在高维特征空间中非线性关系的建模能力有限。基于传统机器学习的暂态稳定评估流程如图3所示,主要包括数据特征提取和降维、模型类型、优化评估以及反馈更新4个环节。其中,数据特征提取和降维通常采用主成分分析法、线性判别分析法或奇异值分解等方法。当模型训练性能达到预期目标后,可将其部署到现场中应用。典型的用于暂态稳定评估的传统机器学习分类模型包括决策树、人工神经网络和支持向量机等算法,本节分别针对上述算法在暂态稳定评估问题中的应用展开论述。

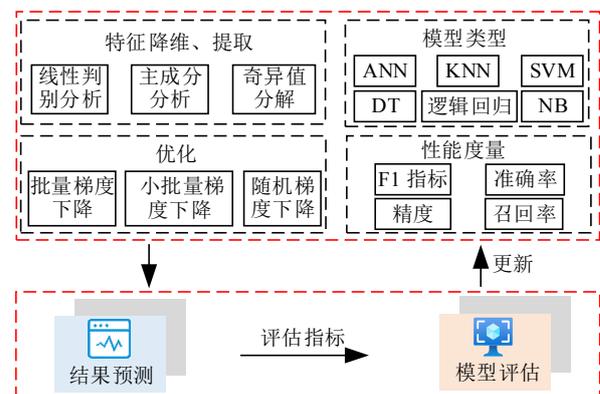


图3 基于传统机器学习的暂态稳定评估流程图

Fig. 3 Flowchart of transient stability assessment based on traditional machine learning

决策树是一种基于树形结构进行分类和回归的机器学习方法,其核心思想是通过一系列的决策规则将数据集分割成不同的子集,直到得到最终分类或预测结果。该算法具有易于理解和可解释性强等优点,但同时也存在着容易过拟合和噪声敏感等问题。文献[48]以基于最小基尼系数的二维组合属性为分裂准则建立了决策树模型,算例分析表

明，比单属性决策树精度更高，泛化能力更强。文献[49]提出基于线性分类器的决策树方法来获得暂态稳定运行规则，仿真验证表明，与单属性决策树相比其拥有较强泛化能力。文献[50]提出一种最大化数据库信息内容和最小化计算需求的采样方法，并利用上述方法采样数据来训练决策树模型，经验证表明通过改进采样方法可以显著提高决策树模型的性能。文献[51]提出一种基于多属性决策树的电网暂态稳定规则提取方法，并对所生成决策树进行回推分析来获得提高系统稳定性的调整策略，与单属性决策树相比可以更全面准确反映电力特征间的耦合特性以及与暂态稳定间的非线性关系。

人工神经网络作为主流的传统机器学习算法，能够模拟人类大脑的神经元结构和学习过程，不断学习和优化节点之间的权重值，进而处理复杂的非线性数据，从而实现各种任务的分类、识别和预测。文献[52]通过神经网络和发电机等值模型相结合实现系统暂态稳定评估，其可以有效减少网络方程求解次数和暂态稳定计算时间。文献[53]将基于概率神经网络和径向基函数的复合神经网络应用于系统暂态稳定评估和故障临界切除时间的预测，比单径向基函数网络应用的预测精度更高。文献[54]针对人工神经网络中数据预处理的离散化环节，提出基于信息熵和粗糙集理论相结合的数据离散化方法，可以有效压缩数据集，提高模型运算效率。

支持向量机的基本思想是在两类训练样本的特征空间中寻找使二者间隔最大的最优超平面，以保证受到噪声和扰动的影响下模型具有较强的鲁棒性。文献[55]利用改进 bootstrap 抽样方法提高数据集的均衡性，通过训练多个 SVM 模型后综合其概率化输出，可以明显减少模型对失稳样本的漏判和错判。文献[56]提出基于 SVM 综合分类模型和关键样本集的电力系统暂态稳定评估方法，和传统 SVM 相比具有较强的性能。文献[57]提出两阶段 SVM 应用于暂稳预测及预防控制的方法，通过缩减数据可以很大程度减少模型训练时间，所获模型具有较高的准确率。文献[58]提出基于 SVM 和决策函数的暂态稳定评估方法，利用支持向量决策值划定模糊区域阈值，充分保证了模型评估的保守性。

传统机器学习面对多维变量交织的复杂数据，数据分析和非线性拟合能力较弱，并不能全面描述数据变量间的耦合特性以及各变量对暂态稳定状

态的影响程度。然而，传统机器学习在数据样本匮乏的情况下仍然发挥较好的性能，在其他领域的分类和回归问题方面也发挥着重要作用。因此，传统机器学习通过选择最优的变量特征组合来描述电网暂态稳定输入输出映射关系是提升其模型性能的重要途径。

2.2.2 基于深度学习的暂态稳定评估

随着特征提取和表征学习能力更强的深度学习开始引领人工智能潮流，电力科研人员也相继将深度学习模型应用到暂态稳定评估研究中。与传统机器学习相比，深度学习具有足够的网络深度，可以处理更高维度的信息，高效准确拟合输入输出间复杂的非线性映射，通过深度挖掘海量数据内部机理以提升模型算法的输出精度。基于深度学习的暂态稳定评估示意图如图 4 所示，其主要流程从数据特征选择到模型训练再到模型更新与基于传统机器学习的暂态稳定评估的流程相同。

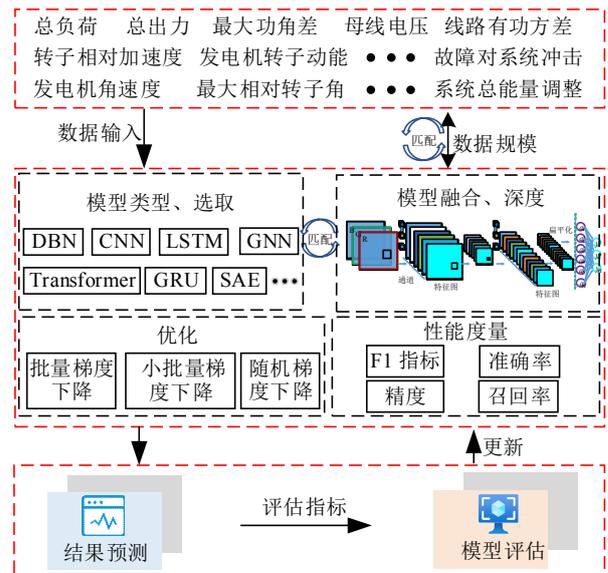


图 4 基于深度学习的暂态稳定评估示意图

Fig. 4 Schematic diagram of transient stability assessment based on deep learning

随着可用样本数据规模的提升以及深度学习模型网络层数的增加，电力领域专家学者将数据特征、规模的选择与模型深度的匹配问题视作深度学习应用于暂态稳定评估研究的关键。深度学习模型因其本身具有强大的特征选择、特征提取以及特征降维功能，因此可以将暂态故障发生前的稳态信息和故障发生后的动态信息等系统暂态稳定全阶段的高维变量作为输入特征来分析其对暂态稳定状态的影响程度。在第 3 次人工智能技术浪潮中，主流的神经网络模型主要包括卷积神经网络、长短期

记忆网络、深度置信网络(deep belief network, DBN)、堆叠自动编码器(stacked autoencoder, SAE)、Transformer 以及图神经网络等等,本节分别对上述模型在电力系统暂态稳定评估中的应用研究展开论述。

卷积神经网络受生物学上感受野机制启发而提出,主要由卷积层、池化层和全连接层交叉堆叠而成。和传统的人工神经网络相比,CNN 采用卷积层和池化层可以大幅减少神经网络超参数的数量以及降低模型复杂度,并有效提取输入数据的特征,具有较强的泛化学习能力和较高的训练效率。文献[59]利用变分自动编码器过滤样本数据中的噪声后抽取其高阶特征,通过训练 CNN 模型寻找电力高阶特征与系统暂态稳定间的非线性映射关系,经仿真分析所训练模型抗噪声干扰及泛化能力较强。文献[41]将故障前到故障后全阶段数据作为模型输入,通过一维卷积神经网络自动提取样本的时序特征,在拓扑变化和 PMU 不完全配置条件下具有较强的泛化能力。文献[60]通过利用多尺寸卷积核提取样本多粒度时序信息,同时结合分组卷积来改进一维卷积神经网络,并引入焦点损失函数缓解样本不平衡问题,在“污染”数据训练中具有较高鲁棒性。文献[61]通过构建多个结构相同、参数不同的 CNN 模型来进行电力系统暂态稳定的综合评价,对模型输出不确定的样本通过时域仿真进行校核,仿真分析表明该模型具有较强的故障筛选性能。文献[62]基于故障清除后的短时受扰轨迹训练 CNN 模型,与其他传统评估模型相比具有较高的准确率。为进一步提高卷积神经网络模型的准确率和泛化能力,一些学者在 CNN 原有模型的基础上进行改进。文献[63]利用前级多通道 CNN 模型预测非边界样本的暂稳状态并确定边界样本,通过生成对抗网络增强边界样本集,再利用边界样本集训练后级多通道 CNN 模型,在含噪情况下模型具有较强鲁棒性。深度残差网络(deep residual network, ResNet)由 CNN 发展变化而来,通过引入恒等路径解决深度网络层数过拟合和梯度消失的问题。文献[64]提出基于深度残差网络的暂态稳定预测方法,通过随机设置信息缺失和增加噪声的方式扩充原始数据,与 C5.0 决策树和相同层数的卷积神经网络相比,深度残差网络的泛化能力和鲁棒性较强。文献[65]将基于底层量测电气量的特征图形作为改进深度残差收缩网络的输入,通过注意力机制

和焦点损失函数分别减少噪声干扰和修正模型偏向性,在 PMU 配置有限和信息冗余时模型具有较强的泛化能力和鲁棒性。

长短期记忆网络通过增加记忆单元对序列样本数据进行记忆和传承,可以学习到时序数据之间的依赖关系,并且通过引入门控机制来控制信息的累积速度,使其有选择性地记忆或遗忘累积信息,可以有效避免基于长序列数据训练时发生长程依赖问题。文献[66]定义基于 SVM 预分类的样本关注度指标,通过 LSTM 进行多阶段分析电力系统暂态稳定状态,可以有效提高模型评估正确率以及降低错判率。文献[67]将检修态电网拓扑结构编码加入训练数据中,基于大量故障样本训练 LSTM 模型,所得模型预测准确率优于 CNN 和 SVM 模型。文献[68]利用基于 SVM 模型评估的失稳样本训练 LSTM 网络来预测发电机功角轨迹,具有较高的准确率。双向长短期记忆网络(bi-directional long-short-term memory, Bi-LSTM)以 LSTM 网络为基础,通过连接同一输入层的前后两向的长短期记忆网络构成。文献[69]建立基于 Bi-LSTM 网络的暂态稳定评估模型,其可以从前向和后向同时提取输入数据的暂态特征,算例分析表明 Bi-LSTM 网络具有较强的特征提取能力和准确性。文献[70]在 Bi-LSTM 网络引入注意力机制来关注失稳样本,加入焦点损失函数调整模型训练的偏向性,经算例分析此模型具有较高的精度和较强的性能。门控循环单元是在 LSTM 门控机制的基础上简化得到的,通过将输入门和遗忘门综合为更新门,可以在保证预测精度的基础上,有效提升收敛速度。文献[71]利用筛选出的可信样本训练基于双向门控循环单元(bi-directional gated recurrent unit, BiGRU)的暂态稳定评估模型,并改进损失函数来减少模型训练的偏向性,有效减少评估模型的漏报率和误报率。文献[72]利用 GRU 子层高效提取数据中的暂态特征,通过门控机制自动调整任务特征表示时的占比,仿真实验表明该模型性能较强、计算速度较快。

除卷积神经网络和长短期记忆神经网络,深度置信网络、堆叠自动编码器和 Transformer 也被用于电力系统暂态稳定评估中。文献[73]先后通过无监督学习和监督学习训练 DBN 模型的深层架构参数,比传统机器学习模型相比具有较强的准确率和鲁棒性。文献[74]基于 SAE 模型通过“预训练-参数微调”的两阶段学习方法进行训练,并引入稀疏化

技术和 Dropout 技术来优化模型参数，和浅层模型相比可以提取到与暂稳相关性更强的高阶特征。文献[42]提出一种基于自注意力 Transformer 编码器的多阶段电力系统暂态稳定评估方法，通过引入注意力机制使模型快速捕捉到电网前后时刻的状态依赖关系，仿真分析表明其在污染数据之下具有较强的鲁棒性以及可解释性。

此外，上述模型无法处理非欧氏空间的数据，图神经网络作为利用图结构来表示数据和模型的机器学习方法，通过提取拓扑结构和几何信息，以全局观念自适应地学习特征来有效处理复杂的关系和依赖，从而提高模型的表达能力和泛化能力。文献[75]采用图深度学习框架将电网的状态特征和拓扑关系相结合，来提升模型特征提取能力，并从图表示、图嵌入、全局聚合和训练方式 4 个方面探讨了图深度学习在暂态稳定评估应用中特征聚合性能的提升方法。文献[76]通过门控图神经网络提取电网拓扑结构信息和相邻节点属性信息，并学习其中空间数据相关特性，仿真表明，模型具有较强性能。文献[77]通过将电网降维图输入到基于图注意力模型中实现电网的暂态稳定评估，经算例分析具有较强的准确性。文献[78]建立了模块化的基于池化集成的多注意力图卷积网络模型，将其应用在电力系统暂态稳定评估，其预测精度远超 SAE 和 CNN 等其他深度学习模型。文献[79]提出基于时空图卷积网络的电力系统暂态稳定预测方法，通过挖掘电网暂态过程中的空间结构特征和时序潮流特征实现对暂态稳定状态的准确预判，与 CNN 和 LSTM 等相比性能更加优越。文献[80]通过基于图卷积聚合网络的暂态稳定评估模型有效学习电网拓扑信息，当拓扑结构发生变化时拥有较高的准确率。文献[81]提出基于图卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估方法，采用知识跳跃层改善过平滑问题，经算例仿真验证表明模型性能优于未输入拓扑信息的模型，并且对拓扑发生变化的系统适应性较强。文献[82]提出基于图注意力深度网络的电力系统暂态稳定评估方法，设计了多头注意力方案来改善评估效果，并以多图并行训练方式减少训练时间，比 DBN、SAE 和 CNN 的准确率更高。文献[83]提出一种基于消息传递图神经网络的暂态稳定评估方法，仿真表明在拓扑变化场景下具有很强的适用性。

综上所述，和浅层机器学习相比，深度学习基

于对高维异构的多源信息数据的强大处理能力可以实现快速准确评估系统的暂态稳定状态，具有相对较强的泛化能力和较高的准确率，其设计关键在于数据特征、规模与网络模型深度的相互匹配。然而，深度学习在暂态稳定问题中也具有一定的局限性。一方面，海量高维数据和深层次的网络模型需要耗费大量的算力和时间。另外，本质上基于数据拟合的深度学习算法虽然可以通过一些新的模型和算法来不断提升模型在不同场景下的泛化能力，但是电力系统实际开放式问题下的模式不可穷举，无法涵盖电网所有可能的运行场景^[84]，使得模型依然面临非典型运行方式或系统拓扑变化下泛化能力的问题。

2.3 基于模型学习机制的暂态稳定评估技术

机器学习训练及其应用是基于数据独立同分布假设的，然而电网开放环境以及海量同质数据导致机器学习算法在实际应用过程中面临泛化能力不足以及训练效率较低的问题，无法满足暂态评估模型在线应用的需求。为解决上述问题，亟需改变模型的学习机制来实现模型准确度和收敛更新速度的提升。本节从集成学习、迁移学习和主动学习 3 个方面来论述学习机制在暂态稳定评估中的应用研究。

2.3.1 基于集成学习的暂态稳定评估

集成学习是基于某种策略对多个机器学习模型进行集成，通过群体决策的方式提高稳定评估结果的泛化能力，主要包括串行集成和并行集成 2 种方式。从模型训练角度分析，串行集成的弱学习器间存在依赖关系，而并行集成在最大程度上保证了弱学习器的独立性。集成学习的优势是在样本数据不足够的背景下，有效完善模型的学习搜索过程，以及在单个弱学习器处理伴有问题的数据时，其他弱学习器可以及时帮助纠正，减少各个模型间的输出偏差，达到取长补短的应用效果。目前主流的集成学习算法主要包括随机森林、Bagging、Boosting 以及 Stacking，本节分别针对上述算法在电力系统暂态稳定评估中的应用研究展开论述。

串行集成算法流程图如图 5 所示，串行集成的下一级弱学习器通过在上级弱学习器参数的基础上降低损失值大小来提升本级模型的性能，再利用结合策略集成为强学习器。文献[85]利用 XGBoost 算法串行训练多个决策树模型，新一级决策树基于上级模型参数优化生成，训练所获模型的准确率比

SVM 和 KNN 模型更高,有效降低了错误预测问题的发生。文献[86]基于直方图算法离散化数据,通过改进轻梯度提升机算法(light gradient boosting machine, LightGBM)在损失函数的负梯度方向上基于上棵决策树参数优化下棵决策树,训练所获模型在噪声干扰下具有较强的鲁棒性。文献[87]利用精度最大知识发现算法充分挖掘样本信息,通过设计多重 XGBoost 策略来识别系统失稳状态,相比随机森林和 SVM 等模型其评估精度更高。文献[88]首先通过分箱算法离散化样本数据,其次 CatBoost 模型在已有模型参数基础上通过排序提升算法估计梯度的方式优化新模型,仿真表明,模型在含噪和缺失数据情况下可以保持较高准确率和训练效率。

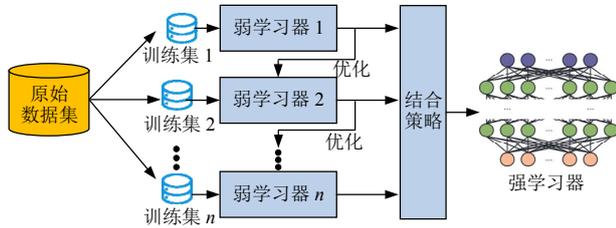


图5 串行集成算法流程图

Fig. 5 Flowchart of serial integration algorithm

并行集成算法流程图如图6所示,其所包含的学习器间没有依赖关系,各弱学习器基于样本训练集独立并行训练,最后通过结合策略集成为强学习器。文献[89]基于 Stacking 算法利用线性回归融合朴素贝叶斯、K 近邻、决策树和支持向量机等模型,及时发现纠正弱学习器的分类偏差,所获模型比集成同种模型的方法性能更优。文献[90]提出基于随机森林的暂态稳定裕度评估方法,可以有效避免模型的过拟合,并提高其准确率。文献[91]基于 Bagging 算法将支持向量机、K 近邻、神经网络、随机森林、梯度提升决策树、Logistic 算法和基于 Adaboost 集成的决策树模型等多种不同模型算法并行集成,并保持各模型独立训练,在噪声状态下所集成的模型准确率较高。此外,通过集成深度学习模型可以使其具备更强大的数据挖掘能力,模型容错性和准确性也获得较大提升。文献[92]对不同结构的 DBN 并行独立训练,基于投票机制对评估结果进行多数表决,所获集成模型在数据缺失或含有噪声的情况下具有较强鲁棒性和准确性。文献[93]利用原始特征、人工经验特征和基于堆叠降噪自动编码器提取的特征分别并行独立训练不同结构的 DBN 模型并对其进行概率化集成,能够准

确可靠地预测电网临界稳定样本。文献[94]并行训练多个 LSTM 模型,基于投票思想提出多阶段阈值分类规则,根据评估时刻自适应调整投票阈值,可以有效评估输出结果的可信度,相较于 KNN 和 SVM 等模型具有较强的模型性能。

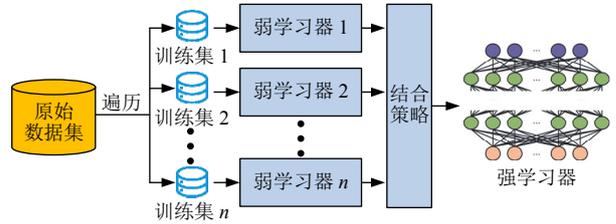


图6 并行集成算法流程图

Fig. 6 Flowchart of parallel integration algorithm

综上所述,基于集成学习算法对多模型有着“取长补短”的效果,其抗噪和容错能力相比单模型具有较大提升。但是上述集成方法更多关注于不同算法的集成来提高模型的性能,在大规模系统上的暂态稳定评估性能有待进一步验证。随着所集成模型数量和复杂度不断增加,模型优化参数数量迅速上升,对训练算力和时间成本以及数据集规模的要求可能也随之提升,特别是基于深度神经网络的集成需要高算力、长时间以及大数据集,并且深度模型的可解释性弱和易过拟合等问题在模型集成过程中也可能会发生。因此,集成学习算法在大规模系统算例应用过程中需要考虑模型性能与成本和效率之间的平衡问题,这也是集成学习在未来发展中将会面临的挑战。

2.3.2 基于迁移学习的暂态稳定评估

新能源的大量并网和电动汽车广泛接入增加了电网源荷的不确定性,加之电网规模不断扩大使输配电网拓扑结构发生变化,因此电力系统无论在短时间尺度还是在长时间尺度中都处于动态变化过程中,电网的不确定性和时变性愈加强烈。上述电网特性导致了基于原有场景数据下的机器学习模型面对新的场景存在着泛化能力不足的问题。迁移学习侧重于在解决目标域问题时利用源域数据或模型快速训练出适合新场景的模型,其核心是当数据特征分布改变时,基于目标域和源域之间的相似性来减少模型训练的开销^[95]。

基于迁移学习的暂态稳定评估示意图如图7所示,当电网拓扑或运行方式等因素发生变化时,基于目标域少量的数据信息可以通过样本迁移、特征迁移或模型迁移等方法实现对场景变化后的源暂

态稳定模型进行更新。样本迁移通过基于某种权重规则处理源域数据来增加目标域样本，特征迁移基于源域特征组合预设模型特征集来减少样本需求，模型迁移基于源域共享的模型利用目标域训练集进行微调。文献[96]提出最小均衡样本集的变步长生成方法和基于 CNN 知识迁移的方案，可以有效减少样本仿真和模型更新时间。文献[14]基于关键故障位置原则和关键故障持续时间原则生成迁移学习样本，提出面向潮流或拓扑变化下的迁移学习方法，该方法经验证可以有效减少模型更新时间以及保证迁移后模型性能。文献[97]在保留基础模型特征提取层的权重参数的基础上，通过微调全连接层来处理电网拓扑变化的场景，验证发现模型性能可以满足电网状态估计鲁棒性和实时性的要求。文献[98]基于样本迁移和特征迁移建立源域与目标域间的迁移通道，可以实现在样本匮乏阶段下快速准确预测系统暂稳态势，有效反映电网暂态稳定特性的动态变化。文献[99]基于梯度翻转层提取源域和目标域的公共特征，将源域模型进行迁移并更新特征提取器参数，保证模型快速准确更新。文献[39,100-101]利用样本迁移和模型迁移微调技术快速跟踪电网的运行状态变化，降低了模型更新的时间成本，具有良好的精度与时效性。文献[102]基于梯度加权距离评价源域和目标域间样本的相似性，利用目标域未标注样本及其伪标签预训练高质量的目标域初始模型，有效加快模型的训练过程。文献[103]通过基于最大值差异指标度量源域和目标域的数据分布差异，从而选择较优的迁移路径，有效提高了暂稳模型的自适应特性。

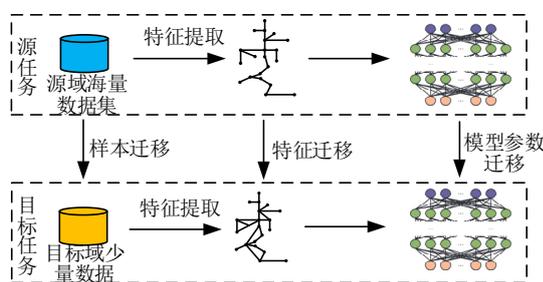


图 7 基于迁移学习的暂态稳定评估示意图

Fig. 7 Schematic diagram of transient stability assessment based on transfer learning

综上所述，迁移学习可以基于电网运行方式或拓扑结构变化等不同场景下的模型输入和输出映射之间的相似性通过样本迁移、特征迁移和模型迁移等方法来更新模型。上述学习过程一方面能够加

速模型的训练效率，另外可以提升 AI 模型的泛化能力进而增强模型在多场景下的通用性。然而，负迁移和迁移界限是迁移学习面临的主要挑战，源域和目标域任务的相关性以及样本特征的相似性是影响迁移学习性能的主要原因。

2.3.3 基于主动学习的暂态稳定评估

主动学习作为一种模型增强的策略算法，其本质是基于某种启发式查询策略计算样本的信息价值进行优先级排序，通过选择信息价值最高的样本交由专家进行标注，并将其加入到标注数据集中对任务模型进行训练。一方面，由于标注是人工进行所以很少引入错误标签，可以有效降低标注错误率。另外，主动学习的关键在于样本的查询策略，数据在不同的任务场景和模型中价值会发生变化，有效的查询策略可以防止所选择数据与已有标签数据集冗余度过高，进一步提升样本的数据质量。因此，主动学习比较适合标注成本高和标注难度大的任务场景。

主动学习在暂态稳定评估中的应用如图 8 所示，利用仿真软件通过人为调整电网运行方式和拓扑结构以及在不同地点设置故障产生大量无标注数据，基于数据信息熵大小对无标注样本进行优先级排序，通过时域仿真法对优先级高的数据进行标注形成标记样本集，之后利用标记样本训练模型，如此循环直到模型准确率不发生变化时再更新在线阶段的模型。文献[104]使用 K-means 聚类算法选择具有代表性的初始样本，基于不确定性和代表性指标的选择策略通过自适应调整的方式引导主动学习过程，有效降低了样本标注代价和时间，加快了模型的学习过程。文献[105]提出基于主动学习和分级策略的深度森林模型更新方法，分别在样本选择和模型训练两方面减少模型更新时间，保证在拓扑结构变化的场景下模型具有较强的鲁棒性。文献[106]利用主动学习算法改进 SVM 的学习方式，在其循环中采用基于信息熵的采样策略选择样本数据来训练 SVM 模型，有效减少了模型的训练时间。文献[102]提出不确定性和多样性的混合主动采样策略来挑选出高价值的稳定和失稳的样本数据，较大程度减少数据标注的成本。文献[107]提出一种基于深度贝叶斯主动学习的电力系统暂态稳定评估方法，较大程度提高贝叶斯分类器的性能以及降低了样本的标注时间成本，具有较高的精度和效率。文献[103]提出一种基于 DBN 模型的主动迁移

学习方法,采用基于信息熵采样的主动学习样本筛选策略,并通过时域仿真法进行标注,有效降低了在线样本生成时间。文献[108]提出基于半监督主动学习的电力系统暂态稳定评估方法,和传统主动学习相比,可以显著减小样本标记数量,加快模型的学习效率。

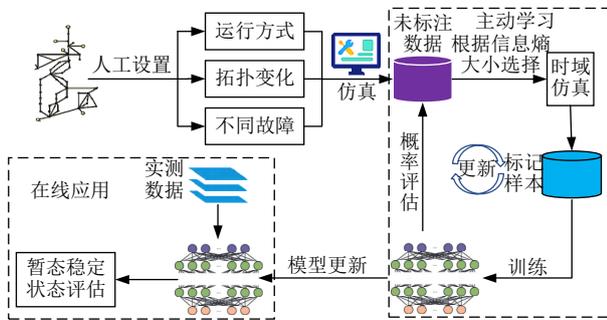


图8 基于主动学习的暂态稳定评估示意图

Fig. 8 Schematic diagram of transient stability assessment based on active learning

综上所述,基于主动学习的暂态稳定评估方法通过主动选择有价值的样本实现以更少的标注样本达到模型的瓶颈性能,可以有效平衡注释庞大数据的人员预算和时间成本与模型准确率之间的关系。然而,主动学习机制在暂态稳定评估应用中存在一定的局限性。主动学习算法面对不同的数据集其发挥的性能存在着不稳定的问题,如基于不确定性的主动学习采样策略所选择的离群值大的数据,可能会降低模型拟合性能。其次,主动学习属于一种串行的学习过程,只能在对样本标注结束后才能进行模型训练等其它操作。

3 基于数据驱动暂态稳定评估的应用展望

随着高比例新能源的广泛接入,电力系统不确定性、开放性和脆弱性显著增强,人工智能技术基于自身对数据的增强、处理和学习优势可以较大程度上提升模型在多场景下的泛化能力和学习效率。然而,人工智能技术在解决新能源电力系统暂态稳定评估中仍面临较大挑战。本节分析了高比例新能源下电力系统暂态稳定评估新特点并对基于数据驱动下的暂态评估应用技术进行了展望。

3.1 高比例新能源电力系统暂态稳定问题分析

高比例新能源电力系统元件设备种类和数量众多,能源出力间歇,动态特性全新复杂,其运行方式以及运行特性将会影响系统暂态稳定特性。

传统电力系统以及可再生能源接入比例较低的电力系统中,运行方式由负荷和同步发电机主

导,具有明显的季节性变化。不同系统模式下的运行方式差别明显,相同模式下的运行方式聚集性强,“冬大冬小,夏大夏小,丰水枯水”的典型运行方式选取规则具有较强的适用性。高比例新能源电力系统由可再生能源主导,其随季节一致变化的联系减弱,系统各模式下的运行方式相互重叠,相同模式下运行方式具有离散稀疏的特点。此外,由于可再生能源和电动汽车等负荷的不确定性因素,也会改变电网的潮流分布,系统运行方式数量及变化频率显著上升。

与以同步发电机和机电暂态分析为主导的传统电力系统相比,高比例新能源电力系统由于大量电力电子装置接入,系统拓扑结构发生变化,另外其电力电子化特征凸显,系统惯性降低,上述导致了系统平衡点发生偏移,电网稳定域范围以及系统故障轨迹的走向也将发生改变。作为功率注入源,可再生新能源受到系统大干扰后可能会发生功率闭锁和穿越故障后成功恢复稳态运行或失败脱网的状况,整个暂态过渡过程通过功率与传统同步发电机在不同时间尺度下的电磁与机电特性相互交织耦合,导致系统稳定特性更加复杂。

3.2 电力系统暂态稳定评估技术展望

基于上述分析,本节从数据层面、模型层面和应用层面对数据驱动下暂态稳定评估技术的应用研究进行展望。

1) 数据层面。

基于WAMS和SCADA系统所采集到的电力特征数据多源异构,在数据类型和结构方面存在较大的差异。为提升机器学习模型获取数据及处理的便利性,需要建立电网统一数据平台和标准对数据进行集中管理来为电网稳定评估应用提供有效的基础数据支撑。其次,关键特征维度的选择与模型的训练效率和性能直接相关。目前,电力领域专家学者将故障前、故障中的特征变量以分别结合的方式作为机器学习模型的输入,具有不同的模型学习效率和性能,因此需要通过筛选算法在寻找各特征相互关系的基础上,有效识别数据集冗余特征,提高模型的训练效率。

电网实际运行过程中受到扰动后发生暂态失稳的事故较少,基于PMU所收集到的电网实际运行数据中的失稳样本比例远远低于稳定样本,导致了实际运行数据样本具有较大的不平衡性。若基于上述失衡样本训练机器学习模型,将使得模型输出具

有较大偏向性。这就需要通过以 GAN 网络为代表的深度学习生成模型或基于仿真软件设置不同故障的方式,在满足电网实际运行数据分布的前提下生成失稳数据,提升样本数据集中失稳样本的比例。基于仿真软件所生成的标注数据会耗费大量的人力和时间,可以通过主动学习机制或人的先验知识筛选出一些关键的数据种子样本进行仿真并标注。此外,随着电力系统新能源渗透率的不断上升,运行方式的变化频率和数量会显著增加,基于“冬大冬小,夏大夏小,丰水枯水”的经验规则选择电网的典型运行方式的适用性降低,需要通过考虑新能源等新要素下灵活的方式方法生成更多组合的典型/极端运行方式数据来涵盖电网的实际运行状态。

2) 模型层面。

从人工智能技术的发展角度分析,其每一次的重大突破都伴随着新的模型和算法的出现,但是模型和算法的创新是一个缓慢而循序渐进的过程。就基于机器学习的电网暂态稳定评估而言,从决策树和 SVM 到 CNN 和 LSTM 再到 SAE、DBN、GNN 以及 Transformer 等,逐步体现着人工智能技术在电网暂态稳定评估应用研究的不断发展。未来,新兴的扩散模型以及多源数据和模型的融合在电网暂态稳定评估中的应用研究将进一步提升模型应用的准确率和泛化能力等性能。

此外,物理和数据的融合建模为电力系统暂态稳定评估带来新的发展机遇。基于电网暂态稳定知识发现的物理驱动模型和基于信息挖掘拟合的数据驱动模型分别依据自身特有属性应用于融合建模的不同环节,通过二者不同联合模式进行紧密地衔接关联。如物理信息神经网络,作为一种物理内嵌式神经网络,利用物理规律引导神经网络的优化训练和架构设计,将基于数据驱动的暂态稳定评估的“黑盒子”模型转化为了“灰盒子”模型,较大程度上可提升模型整体的可解释性和可信性。

3) 应用层面。

目前,人工智能技术在电力系统暂态稳定评估中应用决策模型的准确率难以达到 100%,模型决策鲁棒性以及解释性不足,同时具有高安全可靠要求的电力系统面对决策失误的代价较大,从而造成了基于数据驱动的方法在电网暂态稳定评估分析应用中存在着“不敢用”和“不好用”的现状。因此,完全基于数据驱动模型的暂态稳定评估在开放电网环境下存在泛化能力以及模型可信度的技术

瓶颈,在实际应用中面临着可用性和安全性问题。

为克服上述基于机器智能应用面临的局限性,一方面可以利用机器学习模型可解释技术,让人更好的理解模型决策的过程,进而提升模型结果的可信度。另外,需要将人的作用或人的认知模型引入基于数据驱动的暂态稳定评估系统中,根据 AI 决策的多维度在线量化评估结果,在通用人工智能应用框架下从数据生成、模型训练以及算法应用方面构建人机混合反馈回路,利用人机混合增强智能技术,实现人机协同下的模型的快速更新以及避免机器智能在线决策所带来的系统安全稳定风险,提升电力系统在线稳定评估的应用水平。

4 结论

随着电力系统的不确定性、开放性以及脆弱性不断增加,电网的运行方式复杂多变,传统的物理分析方法难以满足大规模电网对于在线安全评估和决策响应快速性要求,大数据和人工智能作为新兴的技术成为解决新型电力系统在线稳定评估的重要手段和趋势,能够实现快速、准确地识别电力系统暂态稳定态势。

本文结合离线训练、在线应用和反馈更新等环节给出了基于数据驱动的电力系统暂态稳定评估的技术架构,并从数据增强、机器学习算法以及模型学习机制等方面对电网暂态稳定评估方法进行了综述。目前,基于数据驱动的暂态稳定评估的方法研究较多,先进的机器学习算法决定暂态评估模型应用效果的下限,数据增强方法使得机器学习模型逼近其上限,而学习机制是保证了模型的性能以及迁移能力。如何将上述 3 个方面综合运用并结合物理驱动模型,是人工智能技术在电力系统暂态稳定评估工程实用化的重要方式和手段。由于电力系统的安全要求及其不确定性、开放性以及脆弱性等客观因素限制,基于数据驱动的在线安全稳定评估的工程应用还是处于不断发展的阶段。随着人工智能技术发展,人机混合增强智能作为人工智能在电力系统暂态稳定评估应用的一种可行、重要的成长模式,可以通过人机混合增强的方式实现模型自动趋优进化,有效避免因机器智能决策失误而导致系统失稳,进一步推动电力系统暂态稳定评估应用的数字化和智能化发展。

参考文献

[1] 闵勇,陈磊,姜齐荣. 电力系统稳定分析[M]. 北京:

- 清华大学出版社, 2016.
- MIN Yong, CHEN Lei, JIANG Qirong. Power system stability[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016(in Chinese).
- [2] 薛巍, 舒继武, 严剑峰, 等. 基于集群机的大规模电力系统暂态过程并行仿真[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(8): 38-43.
- XUE Wei, SHU Jiwu, YAN Jianfeng, et al. Cluster-based parallel simulation for power system transient stability analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(8): 38-43(in Chinese).
- [3] CHEN Ying, SHEN Chen, WANG Jian. Distributed transient stability simulation of power systems based on a Jacobian-Free Newton-GMRES method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 146-156.
- [4] 倪以信, 陈寿孙, 张宝霖. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- NI Yixin, CHEN Shousun, ZHANG Baolin. Theory and analysis of dynamic power system[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002(in Chinese).
- [5] 薛禹胜. DEEAC 的理论证明——四论暂态能量函数直接法[J]. 电力系统自动化, 1993, 17(7): 7-19.
- XUE Yusheng. A theoretical proof of DEEAC[J]. Automation of Electric Power Systems, 1993, 17(7): 7-19(in Chinese).
- [6] 杨松浩, 王怀远, 苏福, 等. 基于相轨迹凹凸性的暂态不稳定性判别方法的分析比较[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 193-198.
- YANG Songhao, WANG Huaiyuan, SU Fu, et al. Analysis and comparison of transient instability detection methods based on convexity and concavity of phase trajectory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 193-198(in Chinese).
- [7] 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(in Chinese).
- [8] 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(in Chinese).
- [9] 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): 4386-4395.
- 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): 4386-4395(in Chinese).
- [10] ALIMI O A, OUAHADA K, ABU-MAHFOUZ A M. A review of machine learning approaches to power system security and stability[J]. IEEE Access, 2020, 8: 113512-113531.
- [11] DE CARO F, COLLIN A J, 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, 71.
- 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, 71(in Chinese).
- [13] 张翌晖, 张元胜, 文立斌, 等. 基于多RBF-ELM集成模型的电力系统暂态稳定评估[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2021, 54(9): 852-859.
- ZHANG Yihui, ZHANG Yuansheng, WEN Libin, et al. Power system transient stability assessment based on multi-radial basis function-extreme learning machine integrated model[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(9): 852-859(in Chinese).
- [14] 周子涵, 卜广全, 马士聪, 等. 基于特征分离型神经网络的电力系统暂态稳定性评估与优化方法[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3658-3666.
- ZHOU Zihan, BU Guangquan, MA Shicong, et al. Assessment and optimization of power system transient stability based on feature-separated neural networks[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3658-3666(in Chinese).
- [15] TAN Bendong, YANG Jun, TANG Yufei, et al. A deep imbalanced learning framework for transient stability assessment of power system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 81759-81769.
- [16] 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(in Chinese).
- [17] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016(in Chinese).
- [18] 乔骥, 郭剑波, 范士雄, 等. 人在回路的电网调控混合增强智能初探: 基本概念与研究框架[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 1-14.
- QIAO Ji, GUO Jianbo, FAN Shixiong, et al. Human-in-the-loop hybrid-augmented intelligence method for power system dispatching: basic concept and research

- framework[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 1-14(in Chinese).
- [19] 熊中敏, 郭怀宇, 吴月欣. 缺失数据处理方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(14): 27-38.
XIONG Zhongmin, GUO Huaiyu, WU Yuexin. Review of missing data processing methods[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(14): 27-38(in Chinese).
- [20] WANG Siwei, LI Miaomiao, HU Ning, et al. K-means clustering with incomplete data[J]. IEEE Access, 2019, 7: 69162-69171.
- [21] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society : Series B(Methodological), 1977, 39(1): 1-22.
- [22] RAO J N K, SHAO J. Jackknife variance estimation with survey data under hot deck imputation[J]. Biometrika, 1992, 79(4): 811-822.
- [23] 金勇进. 缺失数据的插补调整[J]. 数理统计与管理, 2001, 20(6): 47-53.
JIN Yongjin. Imputation adjustment method for missing data[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2001, 20(6): 47-53(in Chinese).
- [24] Bashir F, Wei Hualiang. Handling missing data in multivariate time series using a vector autoregressive model-imputation(VAR-IM)algorithm[J]. Neurocomputing, 2018, 276: 23-30.
- [25] HUGHES R A, HERON J, STERNE J A C, et al. Accounting for missing data in statistical analyses: multiple imputation is not always the answer[J]. International Journal of Epidemiology, 2019, 48(4): 1294-1304.
- [26] BATISTA G E A P A, MONARD M C. An analysis of four missing data treatment methods for supervised learning[J]. Applied Artificial Intelligence, 2003, 17(5-6): 519-533.
- [27] 林枫, 蔡延光, 蔡颢, 等. 基于布谷鸟算法优化 K_means 聚类的缺失数据填充算法[J]. 自动化与信息工程, 2020, 41(6): 13-17, 27.
LIN Feng, CAI Yanguang, CAI Hao, et al. Optimized of K_means clustering based on cuckoo algorithm for missing data filling algorithm[J]. Automation & Information Engineering, 2020, 41(6): 13-17, 27(in Chinese).
- [28] DENG Wei, GUO Yixiu, LIU Jie, et al. A missing power data filling method based on improved random forest algorithm[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2019, 5(4): 33-39.
- [29] 张雅婷, 刘颂凯, 张磊, 等. 针对数据缺失的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(3): 59-68.
ZHANG Yating, LIU Songkai, ZHANG Lei, et al. Assessment method for power system transient stability with missing data[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2023, 35(3): 59-68(in Chinese).
- [30] ABDI L, HASHEMI S. To combat multi-class imbalanced problems by means of over-sampling techniques[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2016, 28(1): 238-251.
- [31] 吴园园, 申立勇. 基于类重叠度欠采样的不平衡模糊多类支持向量机[J]. 中国科学院大学学报, 2018, 35(4): 536-543.
WU Yuanyuan, SHEN Liyong. Imbalanced fuzzy multiclass support vector machine algorithm based on class-overlap degree undersampling[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2018, 35(4): 536-543(in Chinese).
- [32] DÍEZ-PASTOR J F, RODRÍGUEZ J J, GARCÍA-OSORIO C, et al. Random Balance: Ensembles of variable priors classifiers for imbalanced data[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 85: 96-111.
- [33] 肖鹰, 吴哲夫, 张彤, 等. 一种基于特征选择的不平衡数据分类算法[J]. 集成技术, 2016, 5(1): 68-74.
XIAO Ying, WU Zhefu, ZHANG Tong, et al. Feature selection based classification algorithm with imbalanced data[J]. Journal of Integration Technology, 2016, 5(1): 68-74(in Chinese).
- [34] DUFRENOIS F. A one-class kernel fisher criterion for outlier detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(5): 982-994.
- [35] 万建武, 杨明. 代价敏感学习方法综述[J]. 软件学报, 2020, 31(1): 113-136.
WAN Jianwu, YANG Ming. Survey on cost-sensitive learning method[J]. Journal of Software, 2020, 31(1): 113-136(in Chinese).
- [36] 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(in Chinese).
- [37] 杨东升, 吉明佳, 周博文, 等. 基于双生成器生成对抗网络的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2934-2944.
YANG Dongsheng, JI Mingjia, ZHOU Bowen, et al. Transient stability assessment of power system based on DGL-GAN[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2934-2944(in Chinese).
- [38] 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(in Chinese).
- [39] 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(in Chinese).
- [40] 侯庆春, 杜尔顺, 田旭, 等. 数据驱动的电力系统运行方式分析[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(1): 1-12.
HOU Qingchun, DU Ershun, TIAN Xu, et al. Data-driven power system operation mode analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(1): 1-12(in Chinese).
- [41] 高昆仑, 杨帅, 刘思言, 等. 基于一维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*, 2019, 43(12): 18-26.
GAO Kunlun, YANG Shuai, LIU Siyang, et al. Transient stability assessment for power system based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(12): 18-26(in Chinese).
- [42] 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): 5745-5758.
FANG Jiashu, LIU Chongru, 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): 5745-5758(in Chinese).
- [43] 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(in Chinese).
- [44] 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 disturbed generator attributes and machine learning method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(1): 46-51(in Chinese).
- [45] 李鹏, 董鑫剑, 孟庆伟, 等. 基于 Fisher Score 特征选择的电力系统暂态稳定评估方法[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(7): 117-123.
LI Peng, DONG Xinjian, MENG Qingwei, et al. Transient stability assessment method for power system based on Fisher Score feature selection[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(7): 117-123(in Chinese).
- [46] 叶圣永, 王晓茹, 刘志刚, 等. 基于支持向量机的暂态稳定评估双阶段特征选择[J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(31): 28-34.
YE Shengyong, WANG Xiaoru, LIU Zhigang, et al. Dual-stage feature selection for transient stability assessment based on support vector machine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(31): 28-34(in Chinese).
- [47] 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(in Chinese).
- [48] 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(in Chinese).
- [49] 孙宏斌, 王康, 张伯明, 等. 采用线性决策树的暂态稳定规则提取[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(34): 61-67.
SUN Hongbin, WANG Kang, ZHANG Boming, et al. Rule extraction in transient stability study using linear decision trees[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(34): 61-67(in Chinese).
- [50] 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.
- [51] 石访, 张林林, 胡熊伟, 等. 基于多属性决策树的电网暂态稳定规则提取方法[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(11): 2364-2374.
SHI Fang, ZHANG Linlin, HU Xiongwei, et al. Power system transient stability rules extraction based on multi-attribute decision tree[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(11): 2364-2374(in Chinese).
- [52] 黄宇保, 王建全. 基于 ANN 和等值发电机模型的快速暂态稳定计算[J]. *机电工程*, 2010, 27(6): 78-82.
HUANG Yubao, WANG Jianquan. Research on fast transient stability of ANN and equivalent generator model[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2010, 27(6): 78-82(in Chinese).
- [53] 姚德全, 贾宏杰, 赵帅. 基于复合神经网络的电力系统

- 暂态稳定评估和裕度预测[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(20): 41-46.
- YAO Dequan, JIA Hongjie, ZHAO Shuai. Power system transient stability assessment and stability margin prediction based on compound neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(20): 41-46(in Chinese).
- [54] 刘艳, 顾雪平, 李军. 用于暂态稳定评估的人工神经网络输入特征离散化方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15): 56-61.
- LIU Yan, GU Xueping, LI Jun. Discretization in artificial neural networks used for transient stability assessment[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15): 56-61(in Chinese).
- [55] 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(in Chinese).
- [56] 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(in Chinese).
- [57] 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(in Chinese).
- [58] 马翔匀, 鲍颜红, 张金龙, 等. 基于支持向量机和决策函数的暂态稳定评估方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(23): 48-53.
- MA Xiangyun, BAO Yanhong, ZHANG Jinlong, et al. Transient stability assessment based on support vector machine and decision function[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(23): 48-53(in Chinese).
- [59] 周悦, 谭本东, 李淼, 等. 基于深度学习的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力建设, 2018, 39(2): 103-108.
- ZHOU Yue, TAN Bendong, LI Miao, et al. Transient stability assessment of power system based on deep learning technology[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(2): 103-108(in Chinese).
- [60] 赵恺, 石立宝. 基于改进一维卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2945-2954.
- ZHAO Kai, SHI Libao. Transient stability assessment of power system based on improved one-dimensional convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2945-2954(in Chinese).
- [61] 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): 4025-4031.
- 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): 4025-4031(in Chinese).
- [62] 安军, 艾士琪, 刘道伟, 等. 基于短时受扰轨迹的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1690-1697.
- AN Jun, AI Shiqi, LIU Daowei, et al. A power system transient stability assessment method based on short-time disturbed trajectories[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1690-1697(in Chinese).
- [63] 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]. 电网技术, 2022, 46(8): 3191-3202.
- SHI Chun, LIU Jun, LIANG Zhuohang, et al. Transient stability assessment of power system based on GAN and multi-channel CNN[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 3191-3202(in Chinese).
- [64] 周艳真, 查显煜, 兰健, 等. 基于数据增强和深度残差网络的电力系统暂态稳定预测[J]. 中国电力, 2020, 53(1): 22-31.
- ZHOU Yanzhen, ZHA Xianyu, LAN Jian, et al. Transient stability prediction of power systems based on deep residual network and data augmentation[J]. Electric Power, 2020, 53(1): 22-31(in Chinese).
- [65] 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(in Chinese).
- [66] 李福成, 徐箭, 廖思阳, 等. 基于样本关注度和多层次特征的多阶段电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(22): 7596-7607.
- LI Fucheng, XU Jian, LIAO Siyang, et al. Multi-stage power system transient stability assessment based on sample attention and hierarchical features[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(22): 7596-7607(in Chinese).
- [67] 王步华, 朱劭璇, 熊浩清, 等. 基于长短期记忆神经网络的检修态电网暂态稳定评估方法[J]. 电气技术, 2023, 24(1): 29-35, 43.
- WANG Buhua, ZHU Shaoxuan, XIONG Haoqing, et al. Assessment method of transient stability for maintenance

- power system based on long short term memory neural network[J]. *Electrical Engineering*, 2023, 24(1): 29-35, 43(in Chinese).
- [68] 刘俐, 李勇, 曹一家, 等. 基于支持向量机和长短期记忆网络的暂态功角稳定预测方法[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(2): 129-136.
LIU Li, LI Yong, CAO Yijia, et al. Transient rotor angle stability prediction method based on SVM and LSTM network[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(2): 129-136(in Chinese).
- [69] 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(in Chinese).
- [70] 李志兵, 肖健梅, 王锡淮. 基于多粒度 NRS 和改进 Bi-LSTM 的电力系统暂态稳定评估[J]. *电气工程学报*, 2023, 18(3): 232-241.
LI Zhibing, XIAO Jianmei, WANG Xihuai. Transient stability assessment of power system based on multi-granularity neighborhood rough set and improved bi-directional long-short-term memory network[J]. *Journal of Electrical Engineering*, 2023, 18(3): 232-241(in Chinese).
- [71] 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(in Chinese).
- [72] 孙黎霞, 彭嘉杰, 田屹昀, 等. 基于混合门控循环单元子层的多任务暂态稳定评估[J]. *电力建设*, 2022, 43(2): 63-69.
SUN Lixia, PENG Jiajie, TIAN Yiyun, et al. Multi-task transient stability assessment based on sub-layer of hybrid gated recurrent unit[J]. *Electric Power Construction*, 2022, 43(2): 63-69(in Chinese).
- [73] 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(in Chinese).
- [74] 朱乔木, 陈金富, 李弘毅, 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 based on stacked autoencoder[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(10): 2937-2946(in Chinese).
- [75] 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(in Chinese).
- [76] 刘建锋, 姚晨曦, 陈乐乐. 基于门控时空神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38(2): 214-223.
LIU Jianfeng, YAO Chenxi, CHEN Lele. Power system transient stability assessment based on gating spatial temporal graph neural network[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(2): 214-223(in Chinese).
- [77] 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/OL]. *南方电网技术*, 2024: 1-11[2024-04-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.TK.20230807.0945.002.html>.
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/OL]. *Southern Power System Technology*, 2024: 1-11[2024-04-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.TK.20230807.0945.002.html>(in Chinese).
- [78] 管霖, 黄济宇, 蔡镠涵, 等. 图深度学习技术在电力系统分析与决策领域的应用与展望[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(in Chinese).
- [79] 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(in Chinese).
- [80] 林晗星. 基于深度学习的交直流混联电网拓扑变化下暂态稳定分析与控制[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.
LIN Hanxing. Transient stability analysis and control of AC-DC hybrid power grid under topology changes based on deep learning[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2022(in Chinese).
- [81] 卢东昊. 基于机器学习的电力系统暂态稳定评估方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
LU Donghao. Research on methods for power system

- transient stability assessment based on machine learning[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021(in Chinese).
- [82] 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(in Chinese).
- [83] 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): 2341-2349.
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): 2341-2349(in Chinese).
- [84] 范士雄, 郭剑波, 马士聪, 等. 混合增强智能在电力系统中的应用研究[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4081-4091.
FAN Shixiong, GUO Jianbo, MA Shicong, et al. Application analysis and exploration of hybrid-augmented intelligence in power systems[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4081-4091(in Chinese).
- [85] 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(in Chinese).
- [86] 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(in Chinese).
- [87] ZHANG Neng, QIAN Huimin, HE Yuchao, 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.
- [88] 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(in Chinese).
- [89] 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, 23.
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, 23(in Chinese).
- [90] 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(in Chinese).
- [91] 赵冬梅, 谢家康, 王闯, 等. 基于 Bagging 集成学习的电力系统暂态稳定在线评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8): 1-10.
ZHAO Dongmei, XIE Jiakang, WANG Chuang, et al. On-line transient stability assessment of a power system based on Bagging ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 1-10(in Chinese).
- [92] 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(in Chinese).
- [93] 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(in Chinese).
- [94] 吴思婕, 王怀远. 基于集成学习的时间自适应电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(24): 112-119.
WU Sijie, WANG Huaiyuan. Transient stability assessment of power system with time-adaptive method based on ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(24): 112-119(in Chinese).
- [95] 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(in Chinese).
- [96] 张若愚, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于迁移学习的电力系统暂态稳定自适应预测[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2196-2203.
ZHANG Ruoyu, WU Junyong, LI Baoqin, et al.

- Self-adaptive power system transient stability prediction based on transfer learning[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2196-2203(in Chinese).
- [97] 臧海祥, 郭镜玮, 黄蔓云, 等. 基于深度迁移学习的时变拓扑下电力系统状态估计[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 49-56.
- ZANG Haixiang, GUO Jingwei, HUANG Manyun, et al. State estimation for power systems with time-varying topology based on deep transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(24): 49-56(in Chinese).
- [98] 汤奕, 崔晗, 党杰. 基于继承思想的时变性电力系统暂态稳定预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(15): 5107-5118.
- TANG Yi, CUI Han, DANG Jie. Transient stability prediction of time-varying power systems based on inheritance[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(15): 5107-5118(in Chinese).
- [99] 申锦鹏, 杨军, 李蕊, 等. 基于改进域对抗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, 2022, 46(23): 67-75.
- SHEN Jinpeng, YANG Jun, LI Rui, et al. Self-adaptive transient stability assessment of power system based on improved domain adversarial transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 67-75(in Chinese).
- [100] 李保罗, 孙华东, 张恒旭, 等. 基于两阶段迁移学习的电力系统暂态稳定评估框架[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(17): 176-185.
- LI Baoluo, SUN Huadong, ZHANG Hengxu, et al. Transient stability assessment framework of power system based on two-stage transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(17): 176-185(in Chinese).
- [101] 李宝琴, 吴俊勇, 张若愚, 等. 融合多类型深度迁移学习的电力系统暂态稳定自适应评估[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(1): 184-192.
- LI Baoqin, WU Junyong, ZHANG Ruoyu, et al. Adaptive assessment of transient stability for power system based on transfer multi-type of deep learning model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(1): 184-192(in Chinese).
- [102] 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): 7409-7422.
- 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): 7409-7422(in Chinese).
- [103] 李宝琴, 吴俊勇, 李栌苏, 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 based on active transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 121-132(in Chinese).
- [104] 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(in Chinese).
- [105] 李欣, 刘晨凯, 郭攀锋, 等. 考虑拓扑变化的电力系统暂态稳定评估[J]. 智慧电力, 2021, 49(12): 59-65.
- LI Xin, LIU Chenkai, GUO Panfeng, et al. Transient stability assessment of power system considering change in network topology[J]. Smart Power, 2021, 49(12): 59-65(in Chinese).
- [106] 谢培元, 袁文, 刘永刚, 等. 基于主动学习的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(5): 86-91.
- XIE Peiyuan, YUAN Wen, LIU Yonggang, et al. Transient stability assessment method in power system based on active learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(5): 86-91(in Chinese).
- [107] WANG Kangkang, CHEN Zhen, WEI Wei, et al. Power system transient stability assessment based on deep Bayesian active learning[C]//2022 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power System Asia(I&CPS Asia). Shanghai: IEEE, 2022: 1692-1696.
- [108] SHENG Yuanzhuo, CAI Defu, WANG Erxi, et al. Transient stability assessment of power systems based on semi-supervised active learning[C]//2023 5th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium(AEEES). Chengdu: IEEE, 2023: 758-763.



范士雄

收稿日期: 2023-10-23。

作者简介:

范士雄(1984), 男, 博士, 教授级高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为电力系统调度运行控制技术、电力人工智能等, fanshixiong@epri.sgcc.com.cn;

赵泽宁(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用, zening_zhao@outlook.com。

(编辑 刘雪莹)

Review on Data-driven Power System Transient Stability Assessment Technology

FAN Shixiong, ZHAO Zening, GUO Jianbo, MA Shicong, WANG Tiezhu, LI Dongqi
(China Electric Power Research Institute)

KEY WORDS: power system; transient stability assessment; artificial intelligence; data-driven; active learning; transfer learning

With the high proportion of power electronic devices connected to the grid and the increasing penetration of new energy, the transient stability boundary of the power system is constantly changing. There is an urgent need to quickly and accurately judge the transient stability situation of the system under different grid operation scenarios. Data-driven technology, when applied online, has the characteristics of high efficiency and fast speed, effectively meeting the requirements for speed and accuracy in online safety assessments.

to achieve transient stability assessment of power systems is “offline training, online application, feedback update”. Based on this idea, this paper presents the basic technical architecture for transient stability assessment under data-driven, as shown in Fig. 1. The offline training and online application in the above technical architecture form a closed-loop circuit of data-model-data through the feedback update link. The purpose is to ensure the accuracy and generalization ability of the model application through the mechanism of feedback correction.

The main idea of applying data-driven technology

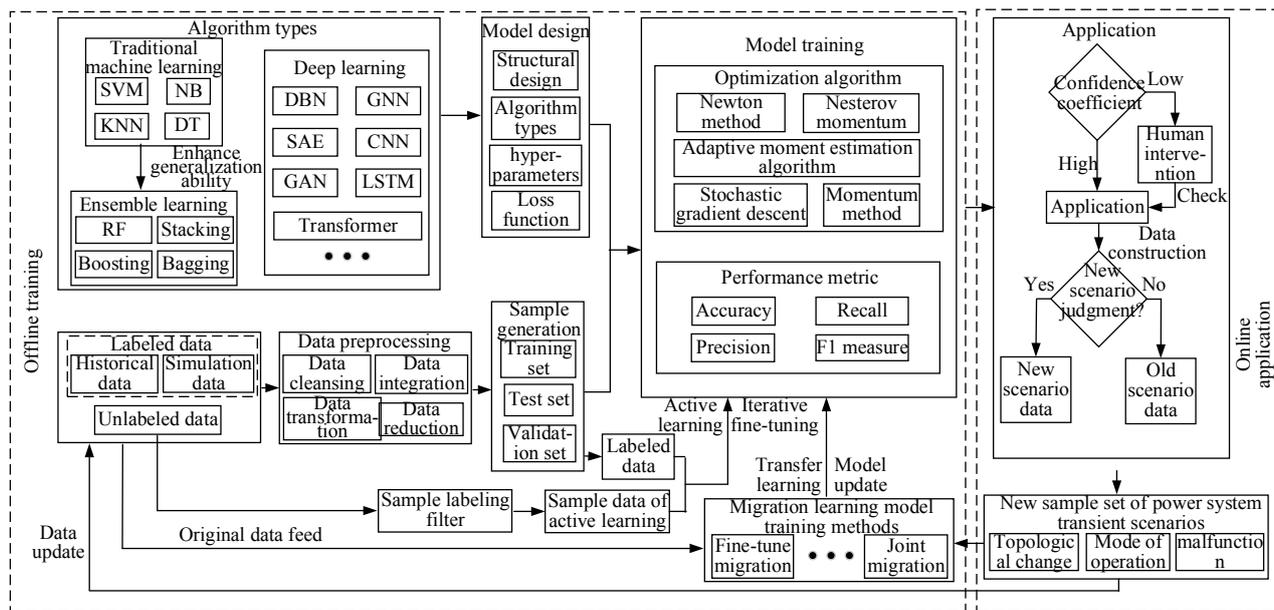


Fig. 1 Data-driven architecture for transient stability assessment of power systems

1) Data augmentation.

During the offline training phase, data samples are repaired and balanced through data completion and data sample balance. Key sample input features are selected, resulting in a complete, balanced, and high-value density sample dataset.

2) Machine learning algorithm.

Machine learning algorithms, as the core technology of artificial intelligence applications, endow information carriers with the ability to discover data associations by giving “experience” or “knowledge” in the form of data. During the application process, they continuously accumulate experience or learn new

knowledge through data feedback to deal with the uncertainty and time variability in the scenario.

3) Model Learning Mechanism.

In an open grid environment, the model is endowed with strong multi-scenario transient stability assessment capabilities for the power grid from three aspects: integrated learning, transfer learning, and active learning.

Finally, under the background of a high proportion of new energy, combined with the development of artificial intelligence technology, this paper anticipates the future research direction of power system transient stability assessment technology from three aspects of data, model, and application.