

数据驱动的新型电力系统安全风险预警综述

闫炯程, 李常刚, 刘玉田

(电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东省 济南市 250061)

Review of Data-driven Security Risk Early Warning Research of the New-type Power System

YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian

(Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control (Shandong University), Ministry of Education, Jinan 250061, Shandong Province, China)

ABSTRACT: Constructing the new-type power system integrated with an increasing proportion of renewable generation is an important measure to achieve the goals of “carbon emission peak and carbon neutrality.” The high uncertainty of renewable power and the weak immunity of power electronic equipment bring a bigger security risk to the operation of the new-type power system. Security risk early warning performs security analysis for future power system operating conditions (OCs), identifying the security risk and guiding control decision-making. It is an effective technique to safeguard the secure and stable operation of the new-type power system. To improve the computing speed of security risk early warning, data-driven security risk early warning methods draw more attention. First, the new features of the source side, network side, load side, and energy storage of the new-type power system are elaborated, which include the integration of large-scale renewable generation, the interaction of ultra-high-voltage AC and DC systems, the integration of distributed renewable generation and new-type loads, and the application of energy storage for power regulation and control. Then, the main dynamic security risk of the new-type power system is introduced, and the security risk early warning framework is formulated. Next, the domestic and foreign research work of four main parts is reviewed, which include the generation and reduction of OCs, contingency screening, security risk assessment, and insecure severity grading. Finally, with the characteristics of the new-type power system considered, the problems in existing data-driven security risk early warning research work are analyzed, and future research directions are prospected.

KEY WORDS: new-type power system; security risk early warning; data-driven; artificial intelligence; renewable generation

摘要: 构建新能源占比逐渐提高的新型电力系统是落实“双碳”目标的重要举措, 新能源发电的强不确定性和电力电子设备的弱抗扰性使得新型电力系统运行面临更大的安全风险。安全风险预警提前对电网未来的运行场景进行安全性分析, 辨识不安全风险并为防控决策提供指导信息, 是保障新型电力系统安全稳定运行的有效手段。为了提高安全风险预警的计算速度, 数据驱动的安全风险预警方法得到了愈加关注。首先, 梳理了新型电力系统的源-网-荷-储新特征, 包括源侧大规模新能源发电接入、网侧特高压交直流紧密耦合、荷侧分布式新能源与新型负荷接入以及储能应用于系统的功率调节控制等。然后, 阐述了新型电力系统存在的主要动态安全风险, 并建立了新型电力系统的安全风险预警框架。接着, 分别针对运行场景生成与缩减、预想事故筛选、安全风险评估和严重程度分级这4个安全风险预警的主要环节, 综述了国内外的相关工作。最后, 结合新型电力系统的突出特点, 分析了现有数据驱动的安全风险预警研究中存在的问题, 并展望了未来的研究方向。

关键词: 新型电力系统; 安全风险预警; 数据驱动; 人工智能; 新能源发电

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0720

0 引言

2020年9月, 我国在第75届联合国大会上提出2030年前实现碳达峰和2060年前实现碳中和的“双碳”目标。大力发展新能源发电, 构建新能源占比逐渐提高的新型电力系统, 推动清洁电力能源大范围优化配置, 是我国落实“双碳”目标的重要举措^[1]。由于大量新能源发电通过电力电子换流器接入电网, 以及大容量、远距离直流输电的广泛应用, 新型电力系统呈现出高比例新能源和高比例电力电子化的显著特点^[2-3]。新能源发电出力的强不确定性和电力电子设备的弱抗扰性使得新型电力系

基金项目: 国家重点研发计划项目“无常规电源支撑的大规模新能源发电基地稳定运行及直流送出关键技术”(2022YFB2402700); 国家电网有限公司科技项目(52272222001J)。

Project Supported by National Key R&D Program of China “Key Technologies for System Stability and HVDC Transmission of Large-scale Renewable Energy Generation Base Without Conventional Power Support” (2022YFB2402700); Science and Technology Project of SGCC (52272222001J).

统安全稳定运行面临更大风险。

电力系统安全风险预警针对特定的预想事故集对未来可能出现的运行场景进行安全性分析,辨识不安全运行场景,然后对不安全场景的不安全程度进行量化评估并且划分严重度等级,最后通过安全风险预警结果指导后续的安全风险防控决策,是保障新型电力系统安全稳定运行的关键技术^[4]。由于新能源发电的强不确定性和复杂时空相关性^[5],新型电力系统实际运行中可能出现的运行场景数目呈海量增长。另外,由于电力电子设备控制呈现多时间尺度级联和序贯切换的特点^[6],新型电力系统动态模型的复杂度显著增加。实现快速准确的新型电力系统动态安全风险预警面临更大困难。

由于新能源发电的不确定性和新型电力系统动态模型的高维、强非线性,基于物理模型和时域仿真的安全风险预警方法难以满足在线计算的速度要求。随着以深度学习为代表的新一代人工智能技术的快速发展,数据驱动的安全风险预警方法得到了国内外学者的愈加关注^[7-8]。数据驱动的安全风险预警方法利用机器学习模型建立电网运行特征与功角、电压和频率等不同动态安全风险指标之间的非线性映射关系。这类方法离线阶段使用大量样本训练机器学习模型,在线阶段利用训练好的模型评估安全风险。数据驱动的安全风险预警方法直接从训练样本中挖掘运行特征与安全风险指标之间的关联关系,不要求解表征电力系统动态行为的高维非线性微分-代数方程组,能够在保证一定精度的前提下实现动态安全风险的快速评估。

首先,梳理新型电力系统的源-网-荷-储新特征以及存在的主要动态安全风险。然后,介绍安全风险预警的概念并建立安全风险预警的框架。接着,分别针对运行场景生成与缩减、预想事故筛选、安全风险评估和严重度分级等主要环节对国内外研究工作进行综述。最后,针对新型电力系统的突出特征深入分析目前数据驱动安全风险预警方法存在的问题,并对未来重要的研究方向进行展望。

1 新型电力系统的源-网-荷-储新特征

1.1 电源侧大规模新能源发电集中式接入

大规模新能源发电集中式接入是新型电力系统电源侧的突出特征。新能源发电集中式接入的形式包括规模化风电场或者光伏电站直接接入交流输电网,也包括在沙漠、戈壁和荒漠等风光资源富集地区建立大规模新能源发电基地并通过直流输电远距离输送至负荷中心^[9]。对于远距离大容量海

上风电场,主要采用交流汇集后经柔性直流输电集中送出的并网方式,随着海上风电场装机容量增长和分布范围不断扩大,建立多端直流送出系统是比较理想的解决方案^[10]。新能源发电与同步发电机的发电特性、并网方式和控制策略存在根本性不同。发电特性方面,新能源发电输出功率严重依赖风、光等天气因素,其出力具有显著的不确定性。并网方式方面,新能源发电通过电力电子换流器接入电网,具有低惯性、弱抗扰性的特点。控制策略方面,新能源发电的功率控制由多个不同带宽的控制环路级联构成,具有多时间尺度响应特性,在发生严重故障后其控制模式还会发生非连续切换^[11-12]。

1.2 电网侧特高压交直流、送受端耦合紧密

为了满足远距离、大容量输送清洁电力的需求,特高压交、直流输电技术得到了广泛应用,在我国已形成了大规模交直流混联电网,电网内交直流、送受端耦合紧密,存在局部故障影响全局安全运行的风险^[13]。直流输电受端系统换流站附近区域发生短路故障后可能引发直流换相失败,如果故障没有被及时清除,可能进一步导致直流因连续换相失败而闭锁。直流发生换相失败后会对送受端交流系统造成严重的有功和无功功率冲击,可能导致系统功角和电压失稳,对于含高比例新能源发电的送端系统还可能会因暂态过电压导致新能源大规模脱网^[14]。如果直流发生闭锁,则会对送受端交流系统的暂态频率安全造成严重威胁。

1.3 负荷侧分布式新能源发电和新型负荷接入

以分布式光伏为代表的海量分布式新能源发电接入负荷侧^[15],以及电动汽车等新型负荷的出现^[16],是新型电力系统负荷侧的突出特征。每一个分布式新能源发电都是一个独立的随机功率源,这些分布式新能源发电出力的不确定性与负荷原本的不确定性进行叠加,进一步增加了从输电网侧看去的净负荷不确定性。电动汽车的充、放电行为使其同时兼具储能与负荷的双重属性,其移动行为具有时间和空间上的不确定性,显著增加了负荷侧的不确定性。另外,当分布式新能源的瞬时出力大于负荷功率时,负荷侧可能会向输电网倒送功率,新型电力系统电网的功率流向具有了双向特性^[17]。

1.4 储能在系统不同时间尺度功率调节控制的作用日益凸显

由于常规发电机比重不断降低,新型电力系统对电压和频率的调节能力逐渐下降,储能具有快速的功率控制响应速度,能够对电压和频率提供有效支撑^[18]。储能在系统不同时间尺度功率调节控制的

作用日益凸显,是新型电力系统的突出特征。在短时间尺度有功调节方面,储能可以通过快速有功调节平抑新能源波动和应对新能源爬坡事件。构网型新能源发电为系统提供虚拟惯量支撑时,需要配置储能来维持直流侧电压恒定^[19],储能自身也可以通过构网型控制为系统提供虚拟惯量支撑。当系统出现大功率缺额事故时,储能还可以提供紧急有功支撑。在短时间尺度无功调节方面,当发生短路故障导致并网点电压严重跌落时,储能也会切换至低电压穿越模式向系统中增发无功电流,提供动态无功支撑,保障系统暂态电压稳定^[20]。在长时间尺度有功调节方面,储能可降低日内峰谷差、保障系统功率-能量平衡方面具有重要作用。新能源发电的反调峰特性使系统净负荷曲线的峰谷差显著增大,调峰难度增加。储能可以在新能源发电过剩时吸收有功,在新能源发电不足时发出有功,发挥削峰填谷、降低峰谷差的作用,并为系统提供备用容量。

2 新型电力系统存在的主要动态安全风险

2.1 新能源发电切换控制作用下的暂态过电压

大规模新能源发电接入新型电力系统后,系统短路容量下降,暂态电压支撑能力显著降低,在新能源发电切换控制和交直流强耦合的作用下存在暂态过电压安全风险。以含高比例新能源发电的直流送端系统为例,发生短路故障或者直流换相失败后,近区新能源发电首先由正常运行控制切换至低电压穿越控制,向系统内注入大量无功。在短路故障清除或直流换相失败过程电压骤升后(直流换相失败过程中整流站附近地区电压呈现“先低后高”的特性^[21]),由于低电压穿越控制的采样反馈环节存在一定时间延迟(10~20ms)^[14],新能源发电无法及时跟随电压变化将控制模式切换至正常运行控制,会继续向系统内注入大量无功,进而造成短路故障清除(或换相失败过程电压骤升)后的数十甚至百毫秒内出现暂态过电压^[22-23]。对于直流换相失败,除了新能源发电切换控制引发的暂态无功盈余外,送端系统换流站的无功补偿也会因输送有功的中断将大量无功反送至送端系统内引起暂态过电压。对于通过换流器与电网保持同步的储能装置,在近区发生短路故障后也会执行与新能源发电类似的控制模式切换过程^[24],由于采样反馈环节的时间延迟效应,储能装置也可能在控制模式切换过程中向系统注入过量无功,加剧系统的暂态过电压现象。系统出现暂态过电压后,可能导致新能源发电因高电压穿越失败而脱网。

2.2 非同步机电源的同步稳定性失稳

新能源发电的同步机制与同步发电机有本质区别,其同步稳定性的失稳机理和表现形式也与同步发电机的功角失稳不同^[25]。根据与电网保持同步的机制,新能源发电可以分为跟网型和构网型。跟网型新能源发电通过锁相环与电网保持同步,其失去同步稳定性的表现是锁相环发生动态失稳,无法完成锁相^[26]。构网型新能源发电通过功率同步控制或虚拟同步发电机控制等方式与电网保持同步,其失去同步稳定性的表现是功率同步控制或虚拟同步发电机控制输出的虚拟发电机转子电角度振荡发散^[27]。新型电力系统发生故障后,暂态过电压是首先可能导致新能源脱网的风险因素,当电压恢复正常水平后,新能源发电的同步失稳现象仍然可能持续^[28]。同步失稳会造成新能源发电功率大幅振荡,功率振荡会传递到变流器直流侧造成直流电容电压上升,如果注入直流侧的功率超过最大卸荷功率,会造成直流电容过电压并导致新能源脱网。除新能源发电外,对于通过跟网型/构网型换流器与电网保持同步的储能装置,在故障后的暂态过程中也可能出现与新能源发电类似的同步失稳现象,因此在进行同步失稳风险评估时也需要将储能装置考虑在内。

2.3 低惯量系统大功率扰动下的暂态频率安全

大规模新能源发电和大容量特高压直流接入新型电力系统后替代系统中的同步发电机,导致系统总转动惯量显著降低^[29]。新能源发电自身的频率支撑和调节能力明显弱于同步发电机,也难以提供充足的调频备用容量^[30]。系统惯量水平与频率调节能力的显著降低对功率扰动后系统的频率变化率和暂态频率安全造成不利影响。由于新型电力系统中交直流、送受端耦合紧密的特点,换流站附近区域中的局部交流短路故障可能引发直流输电发生连续换相失败甚至闭锁,进而在系统中引发巨大的有功扰动,对送受端系统的暂态频率安全造成严重威胁,在暂态频率安全风险预警分析中也需要重点考虑这种交直流强耦合作用引起的直流闭锁事故场景。在惯量水平与频率调节能力显著降低的情况下,如果系统无法通过自身调节快速使频率恢复至正常水平,引发低频减载等第三道防线动作并进而导致一系列连锁反应,则可能发生大停电事故^[31]。

2.4 小概率、高风险极端事件引起的停电事故风险

新型电力系统运行过程中会受到多类小概率、高风险极端事件的影响,包括极端天气、自然灾害甚至网络攻击等^[32]。当这类极端事件出现时,电力

系统的源荷特性和拓扑结构可能会出现复杂的大范围非正常改变,极易导致连锁故障甚至大停电事故的发生。电力系统在面临小概率、高风险极端事件时维持并恢复自身正常功能的能力称之为电力系统的韧性^[33-34]。电力系统的韧性和可靠性在概念上各有侧重、互为补充,可靠性表示电力系统按照可接受的质量标准和所需数量不间断地向电力用户供电的能力,侧重于考虑常规扰动事件,而韧性侧重于评价小概率、高风险事件对电力系统造成的影响^[35]。新型电力系统主要从灾前、灾中和灾后3个方面提高对极端事件的应对和防御能力,灾前通过多源信息对极端事件发生后可能出现的高风险连锁故障进行预警,并提前制定应急预案;灾中通过协调源、网、储、直、荷等多类型可控资源将极端事件对电网的影响范围降到最低;灾后通过应急恢复决策对受损的物理和信息设备进行快速抢修恢复,加快恢复进程。安全风险预警是新型电力系统抵御小概率、高风险极端事件的关键技术之一,其通过电网、气象等多源信息在灾前分析预测极端事件的演化过程以及可能发生的连锁故障,提前预警高风险运行场景和连锁故障,为风险防控和应急预案制定提供决策信息,并预留决策时间。

3 新型电力系统安全风险预警研究框架

3.1 安全风险预警的概念

电力系统安全风险是对不安全严重度和发生概率的综合度量,主要包括以下4个要素^[36-37]

$$R = \{< s, c, p, x >\} \quad (1)$$

式中: R 为电力系统安全风险; s 为未来典型运行场景集合; c 为预想事故集; p 为不同运行场景出现以及不同预想事故发生的概率信息集合; x 为运行场景发生预想事故后的不安全严重度信息集合。

未来典型运行场景集合是根据源荷双侧不确定性的概率预测信息,通过场景生成和缩减技术获得。预想事故集合既包括常规 $N-1$ 事故,也包括少量 $N-2$ 和 $N-k(k>2)$ 事故。除此之外,通过对国内外多次大停电事故发生过程的总结,高风险连锁故障也逐渐得到了更多重视^[38]。在概率信息考虑方面,安全风险评估可以同时考虑运行场景出现概率和预想事故发生概率,也可以采用保守方式只考虑运行场景出现概率。不安全严重度代表了运行场景发生预想事故后的不安全程度,可以通过负荷损失量、严重度函数或者控制代价等方式进行度量。

安全风险预警的主要思路为:首先,根据源荷双侧不确定性预测信息生成未来代表性运行场景

集合;然后,分别计算每个代表性运行场景在给定预想事故下针对不同安全风险属性的不安全严重度;接着,根据一定的严重度分级策略将运行场景的严重度划分为不同预警等级;最后,构建不同预警等级对应的不安全运行场景集合,并连同对应的发生概率和高危预想事故信息共同作为预警结果进行输出,指导后续的安全风险防控决策。

3.2 安全风险预警框架

新型电力系统安全风险预警框架如图1所示,主要包括运行场景生成与缩减、预想事故筛选、安全风险评估和严重度分级4个环节。运行场景生成与缩减提供未来代表性运行场景及其概率信息,预想事故筛选提供高风险的常规预想事故和连锁故障集。在代表性运行场景和预想事故集的基础上,安全风险评估对新型电力系统的暂态电压稳定、同步稳定性和暂态频率安全进行评估,输出不同安全风险属性的量化评估结果。严重度分级根据一定的分级策略将运行场景的不安全性划分为不同预警等级,并将安全风险分级预警结果输出用以指导后续的预防控制决策和紧急控制策略制定。

运行场景生成基于滚动更新的新能源发电和负荷预测信息,结合发电调度计划生成大量符合新能源出力时空相关性的未来运行场景。运行场景缩减从这些运行场景中筛选出少量的代表性运行场景进行详细安全风险预警计算,利用代表性运行场景的计算结果作为整体安全风险预警结果,从而减少需要计算的运行场景数目。预想事故筛选从原始预想事故集中筛选出少量的高风险事故进行详细分析,既包括 $N-1$ 、 $N-2$ 等常规预想事故筛选,也包括连锁故障筛选。安全风险评估通过时域仿真方法或者数据驱动方法评估得到每个运行场景在给定预想事故下针对不同安全风险属性的量化评估结果。在安全风险评估的基础上,严重度分级通过预先设定的分级策略得到运行场景的严重度等级。

在进行运行场景生成时,除了源荷不确定性外,网络拓扑结构的不确定性也会对安全风险预警产生影响。网络拓扑结构的不确定性是指电网未来时刻的拓扑结构可能发生不确定性改变,这种改变主要是由电网元件因故障退出运行造成的。为了考虑网络拓扑结构不确定性的影响,可以首先分析从当前时刻到未来预警时刻间电网关键元件因故障而退出运行的概率,然后基于故障概率信息生成预警时刻下可能出现的典型网络拓扑结构,最后在典型网络拓扑结构的基础上叠加源荷功率注入量的不确定性,生成未来运行场景集合。

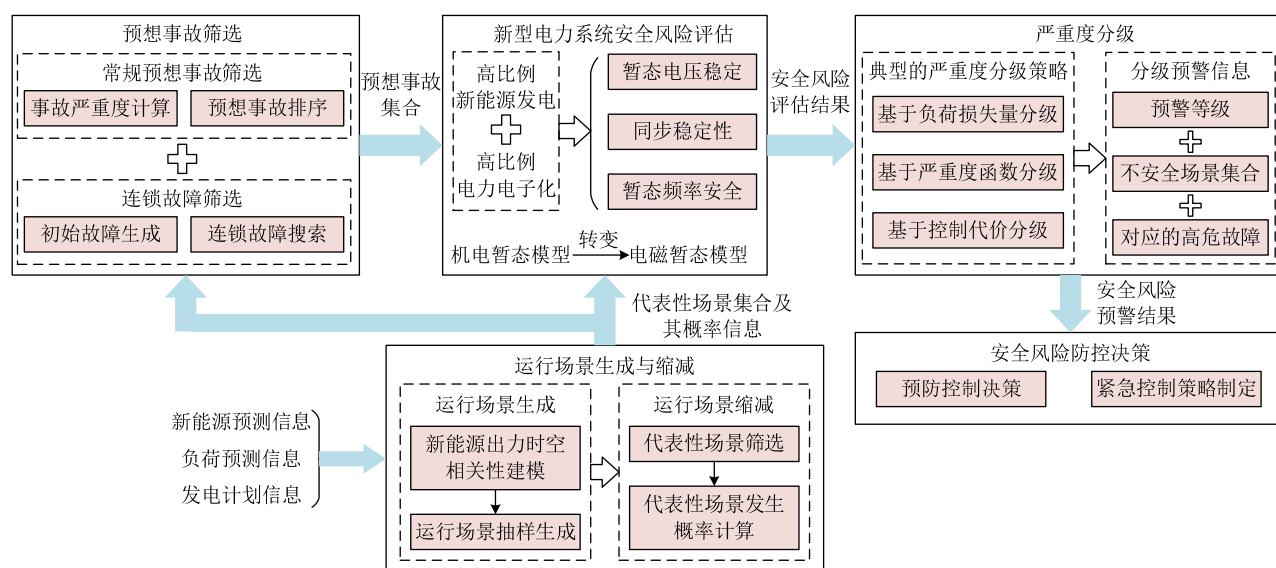


图1 新型电力系统安全风险预警框架

Fig. 1 Security risk early warning framework of the new-type power system

电力系统安全风险预警可以分为静态安全风险预警和动态安全风险预警,静态安全风险预警主要是基于潮流计算,动态安全风险预警主要是基于时域仿真计算。由于动态安全风险预警的计算量显著高于静态安全风险预警,所以其使用数据驱动方法的需求和必要性更大。因此,本文在安全风险叙述和数据驱动方法应用介绍时主要以动态安全风险预警为主。但是,所提出的安全风险预警框架和研究思路亦可用于静态安全风险预警。

对于同步发电机主导的传统电力系统,主要基于机电暂态仿真评估功角、电压和频率等动态安全风险。对于新能源发电高占比的新型电力系统,新能源并网电力电子设备的控制策略和动态响应特性对系统动态安全性有重要影响。由于电力电子设备的控制是基于三相电压电流瞬时值,并且动态响应过程迅速,而机电暂态仿真是基于三相电压电流的正序基频相量值,并且仿真步长大,所以机电暂态仿真难以对新型电力系统的动态安全风险尤其是暂态电压稳定和同步稳定性进行有效分析^[27,39]。因此,新型电力系统动态安全风险评估需要从基于机电暂态模型转变到基于电磁暂态模型。对于数据驱动的新型电力系统动态安全风险评估,可以在典型运行特征的基础上结合新能源电磁暂态模型的关键控制特征构建输入特征集,并基于电磁暂态仿真进行训练样本生成和评估结果仿真校核。

4 基于数据驱动方法的安全风险预警主要环节研究现状

4.1 运行场景生成与缩减

生成符合实际的运行场景是准确安全风险预

警的基础。新型电力系统包含大量集中式/分布式接入的新能源发电,其出力具有强不确定性,并且地理位置接近的新能源发电具有显著的时空相关性。通常情况下,系统中新能源发电功率联合概率分布的显式表达式难以准确获取^[40]。数据驱动的运行场景生成方法利用生成式机器学习模型,基于大量历史新能源出力样本自动学习其中包含的新能源发电功率联合概率分布信息。训练完成后的生成式模型可以被看作能够描述新能源发电功率联合概率分布的隐式表达模型,基于该模型可以生成大量符合新能源发电功率时空相关性的运行场景。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)是被用于新能源出力场景生成的主要生成式机器学习模型,其示意图如图2所示。其中,改进的基于 Wasserstein 距离的深度卷积生成对抗网络在场景生成中应用较为广泛,其利用 Wasserstein 距离衡量生成样本与真实样本分布之间的距离,并在训练代价函数中加入梯度惩罚项使判别器网络满足利普希茨约束条件。文献[41]将风电预测误差类别标签作为条件信息,使用深度卷积生成对抗网络生成风电预测误差序列,与风电点预测结果结合后获得风电出力场景。文献[42]将风电预测功率和基于运行数据获得的预测误差分布信息作为条件信息,使用深度卷积生成对抗网络直接生成多区域的时序风电出力场景。文献[43]将新能源发电的日前预测数据作为条件信息,使用深度卷积生成对抗网络生成第二天可能的新能源发电出力场景。深度卷积生成对抗网络的训练过程往往难以快速收敛,为进一步提高网络训练的稳定性,文献[44]将编码器引入深度卷积生成对抗网络中,利用编码器对新能

源发电样本数据进行特征提取,然后作为生成对抗网络的输入,可以提高生成对抗网络对复杂分布的建模和表征能力,加快网络训练的收敛速度。除了生成对抗网络外,条件变分自动编码器也是一种典型的生成式机器学习模型,其结构包含编码器和解码器两部分。文献[45]建立条件变分自动编码器模型生成新能源发电出力场景,将待生成场景的特点标签进行 one-hot 编码并作为条件信息。变分自动编码器的训练收敛过程相比于生成对抗网络更加稳定,但是变分自动编码器在训练过程中是优化对数似然的下界,会引入决定性偏置(deterministic bias)^[46],从而对场景生成的效果产生影响。

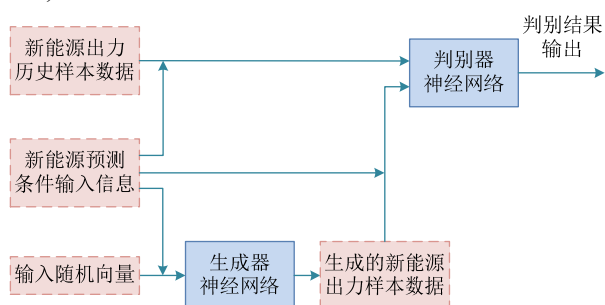


图2 生成对抗网络示意图

Fig. 2 Diagram of generative adversarial network

传统基于统计学的新能源发电场景生成方法通常直接假设不同新能源发电满足的联合概率分布类型(例如多元高斯分布),或者在分析新能源发电边缘分布的基础上假设新能源发电间的相关性服从某种类型的 Copula 函数。由于新能源发电出力的时空相关性非常复杂,传统基于统计学的场景生成方法中假定的概率分布类型或者 Copula 函数类型与新能源发电的实际出力特性可能不相符,从而会显著影响场景生成的效果。与传统基于统计学的显式概率分布建模方法相比,基于生成式机器学习模型的概率分布建模方法不需要假定新能源发电服从的概率分布类型,直接通过机器学习强大的数据挖掘能力对多个新能源发电的联合概率分布进行隐式建模,具有较高的建模准确性。但是,为了保证机器学习模型概率分布建模的效果,需要准备大量全面的新能源出力样本数据;并且生成式机器学习模型(以生成对抗网络为代表)存在训练稳定性较差的问题,训练过程可能难以快速收敛^[44],其在模型结构选择和训练方法优化方面仍存在可以进一步提高的空间。

由于新型电力系统包含大量的集中式/分布式新能源发电,需要生成海量的运行场景才能对新能源发电的强不确定性进行充分描述,如果对所有生成的运行场景都进行详细的安全风险预警分析,会

产生巨大的计算量。数据驱动的运行场景缩减基于聚类技术和一定的相似度度量准则分析运行场景间的相似性,将相似度高的运行场景聚为一类,选择每一类的聚类中心作为代表性运行场景,将所在类中所有场景的概率和作为代表性运行场景的概率。然后,仅对代表性运行场景进行安全风险预警计算,从而显著减少安全风险预警的计算量。

文献[47]在生成新能源发电时序出力场景集后,利用 K-means 算法对场景特征数据进行聚类,获得典型时序出力场景集合。由于 K-means 算法对不正常数据的敏感性较高,为了提高聚类结果的鲁棒性,文献[48]使用 K-medoids 算法对不确定性场景集合进行场景聚类,将聚类中心作为代表性场景。K-means 和 K-medoids 都属于硬聚类算法,每个运行场景只能属于一个类别,当运行场景被大幅度缩减后,缩减后的运行场景集可能会丢失初始运行场景中的一些模式信息。为了克服该问题,文献[49]将自动编码器与模糊 C 均值聚类算法结合对新能源发电时序出力场景进行聚类缩减,模糊 C 均值聚类属于软聚类算法,每个运行场景对每个类别都有一个隶属度,所得的场景缩减结果能更好的保留初始运行场景集中的模式信息。另外, K-means 和模糊 C 均值聚类都属于连续聚类方法,最后得到的代表性运行场景集不一定是初始场景集的子集。

传统场景缩减方法的主要思路是逐个分析初始场景集中的场景并选择保留或者弃用,主要代表有前向场景选择法和后向场景约简法等^[40]。考虑大规模新能源发电的强不确定性后,初始场景集中的场景数目急剧增长,传统逐个分析筛选的场景缩减思路难以高效完成海量初始运行场景的缩减。与传统方法相比,基于聚类技术的场景缩减方法根据相似性分析对场景集进行整体更新迭代,计算效率更高。聚类方法通常使用欧氏距离度量运行场景间的相似性,随着大量集中式和分布式新能源发电接入新型电力系统,运行场景不确定性功率注入向量的维度不断增加,可能会出现欧式距离计算的维度灾问题,也会导致聚类搜索算法容易陷入局部最优解,因此需要使用适当方法对不确定性功率注入向量进行特征降维。另外,场景缩减的目的是筛选出能代表系统安全稳定风险特点的典型场景,如果能在相似性度量准则中融入表征系统安全稳定性的特征量,则可能会进一步提高场景缩减的效果。

4.2 预想事故筛选

新型电力系统安全风险预警不仅要考虑 N-1、N-2 等常规预想事故,也要考虑高风险连锁故障。

预想事故筛选是综合考虑事故发生概率和后果严重程度对所有预想事故进行排序,筛选出高风险预想事故以进行详细分析。在预想事故筛选过程中考虑系统的暂态行为后会显著增大计算量,如果结合数据驱动技术对系统的暂态行为进行快速评估,则可以有效提高预想事故筛选的速度和效率。

在常规预想事故筛选方面,文献[50]对电网历史运行场景进行聚类,对每一类运行场景分别训练一个支持向量机作为暂态稳定评估模型,然后进行针对暂态稳定评估的预想事故筛选,可以通过支持向量机快速评估有效提高预想事故筛选速度。文献[51]首先构建节点的暂态电压安全性指标,然后通过暂态电压安全性指标向量的余弦距离度量预想事故间的相似性,利用层次聚类算法进行预想事故聚类,进而在每一类中筛选严重预想事故。但该方法利用时域仿真计算暂态电压安全性指标向量,会在一定程度上影响预想事故筛选的速度。

在连锁故障筛选方面,文献[52]利用堆叠降噪自动编码器评估连锁故障发生后引起直流换相失败的持续时间,进而实现连锁故障导致直流连续换相失败概率的快速评估。文献[53]使用堆叠降噪自动编码器建立交流故障发生后是否引起直流闭锁的快速判断模型,辅助搜索能够引发直流闭锁的高风险连锁故障。文献[52]和[53]中建立的深度学习评估模型主要将系统的网络结构和故障位置信息作为输入特征,对系统发电负荷功率注入变化后产生的影响考虑不够充分。为了在连锁故障筛选过程中考虑新能源接入后带来的源荷不确定性的影响,文献[54]提出结合分布因子的随机响应面法计算线路连锁开断过程中的随机潮流,并利用深度森林快速判断随机潮流计算结果的误差水平,辅助筛选可能导致负荷损失或者直流闭锁的高风险连锁故障。

运行场景和预想事故集是安全风险预警计算的两大基础。不同运行场景下事故的后果严重程度也不同,生成未来运行场景集后,预想事故筛选是接下来的重要环节。由于时域仿真计算量太大,考虑动态安全风险的在线预想事故筛选一直是难以解决的问题。对于新型电力系统,新能源发电不确定性导致未来场景数目显著增多,电力电子动态模型的复杂性加剧了时域仿真的计算量,在线预想事故筛选速度要求和计算量之间的矛盾更加突出。传统考虑动态安全风险的在线预想事故筛选方法有能量函数法和基于简化模型的快速时域仿真法等,但是大规模电力系统的能量函数难以构建,模型高度简化后时域仿真结果的可信性也难以保证。如果利

用机器学习快速辅助评估事故后系统的动态安全指标,可以避免时域仿真计算,显著提高预想事故筛选的速度。但是对于大规模电力系统,初始预想事故集中的事故数目是巨大的,如果在构建机器学习模型时对每个事故都生成大量运行场景作为训练样本,会导致花费大量的样本生成时间,现有研究中尚缺乏针对此问题的样本生成效率提高方法。

4.3 安全风险评估

安全风险评估的主要内容是计算运行场景发生预想事故后不同安全风险属性对应的量化评估指标。由于新型电力系统可能出现的运行场景数目多,并且自身的动态模型具有高维、强非线性特点,完全利用时域仿真计算安全风险评估指标会耗费大量时间。数据驱动的安全风险评估利用机器学习提高安全风险的评估速度,其示意图如图3所示。近年来深度学习、集成学习、增量学习、迁移学习等新一代机器学习技术在新型电力系统安全风险评估中得到了深入应用,其总结如图4所示。

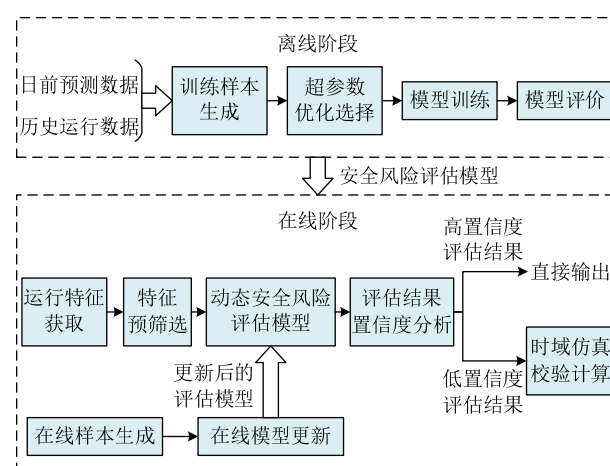


图3 数据驱动的安全风险评估示意图

Fig. 3 Diagram of data-driven security risk assessment

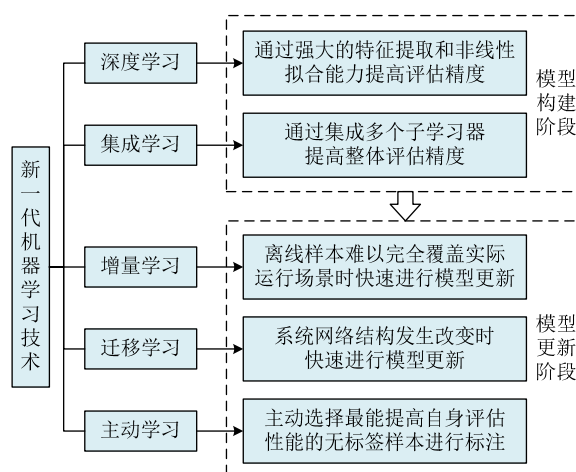


图4 应用于安全风险评估的新一代机器学习技术

Fig. 4 New-generation machine learning techniques that are applied to security risk assessment

深度学习具有强大的特征提取和非线性拟合能力，能够提高安全风险评估的准确度。在暂态稳定评估方面，文献[55]将电压和功率信息作为特征量，基于堆叠降噪自动编码器构建深度学习模型快速评估系统的暂态稳定裕度指标。在暂态电压稳定评估方面，文献[56]利用 t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) 算法对电网分区，然后将电压和功率信息作为运行方式特征，将编码后的故障线路号作为故障特征，基于深度卷积神经网络快速评估各区域的暂态电压稳定性。文献[57]根据拓扑结构关系和节点暂态电压相似性对电网分区，将节点电压和功率注入量作为运行方式特征，将线路状态编码和故障点与评估节点的电气距离作为故障特征，基于深度卷积神经网络快速评估暂态电压稳定性。文献[56]和[57]都使用离散的编码特征表征故障位置，可能会影响模型评估效果，并且不具备明确的电气意义^[58]。在暂态频率安全评估方面，文献[59]将与频率安全密切相关的有功扰动、惯性时间常数、备用水平等作为特征量，基于多层极限学习机计算事故后的暂态频率极值、暂态频率变化率和准稳态频率，能够实现暂态频率安全性的快速准确评估。

集成学习将多个子学习器进行组合集成，以提高整体评估结果的精度。在暂态稳定评估方面，文献[60]将电压幅值、电压相角和功率信息作为输入特征，使用堆叠降噪自动编码器进行特征提取，综合利用不同隐藏层提取的抽象特征建立集成支持向量机模型进行暂态稳定评估，能够有效利用不同隐藏层提取的特征提高评估精度。文献[61]将电压和功率信息作为输入特征，构建集成极限学习机模型进行暂态稳定评估，并且利用优化模型计算集成极限学习机模型的超参数。在暂态电压稳定评估方面，文献[62]将电压幅值、电压相角和功率信息作为输入特征，建立集成神经网络模型快速评估暂态电压稳定性和暂态电压跌落程度。在暂态频率安全评估方面，文献[63]将该问题分解为低频减载响应判断和最大频率偏移估计两个子问题以考虑低频减载动作的影响，将发电机与负荷功率、惯性时间常数、备用容量等信息作为输入特征，基于 Bagging 方法构建集成支持向量机模型对低频减载动作轮数和最大暂态频率偏移进行快速准确评估。

由于新能源出力的强不确定性，离线生成的训练样本难以完全覆盖新型电力系统可能出现的实际运行场景，当实际运行场景与训练样本差别较大时，安全风险评估结果的准确度可能会显著降低。

针对该问题，文献[64]将增量学习应用到暂态稳定评估问题中，在不需要重新训练模型的前提下利用新训练样本对评估模型进行快速增量更新，从而不断提高模型对实际运行场景的泛化能力。

安全风险评估模型训练时往往基于特定的系统网络结构，当网络结构发生变化时会显著影响模型评估精度。针对该问题，文献[65]和[66]将迁移学习应用到暂态稳定评估中，当网络结构发生变化后利用迁移学习在已有模型的基础上进行快速模型更新，保证网络结构变化后评估结果的准确性。

安全风险评估模型进行在线更新时需要基于一定数量的新训练样本，不同训练样本对提高模型评估性能的效果也不同。为了高效生成模型更新所需的新训练样本集，减小样本标注代价，文献[67]提出了基于主动学习的暂态稳定评估样本生成方法，能够利用当前的评估模型主动选择最能提高自身评估性能 of 无标签样本进行标注。

完成场景生成缩减与预想故障筛选后，就需要详细评估每个典型运行场景在每个预想事故下的动态安全风险。如果有 L 个典型运行场景、 M 个预想事故，则需要进行 $L \times M$ 次动态安全分析。由于新能源发电的不确定性和预想事故类型考虑的多样性，需要进行动态安全分析的次数显著增加。另外，随着大量电力电子设备的接入，动态安全风险评估需要由基于机电暂态模型转变到基于电磁暂态模型，模型复杂度增加，仿真步长减小，基于时域仿真的动态安全风险评估耗时显著增加。与传统基于时域仿真的动态安全风险评估方法相比，数据驱动的安全风险评估方法直接建立电网运行特征与动态安全风险指标之间的关联关系，避免了求解大规模微分-代数方程组，从而可以极大提高新型电力系统动态安全风险的评估速度，并且在评估机理尚不明确的安全风险问题时具有一定优势。但是，机器学习本质上属于“黑箱”模型，输入特征和安全风险指标之间的映射关系缺乏可解释性。如果通过合理方式将机理模型与机器学习相结合，实现模型-数据综合驱动的动态安全风险智能评估，则可以综合二者的双重优势进一步提高评估准确度，并有助于揭示系统失稳现象背后的物理机理。

4.4 严重度分级

安全风险评估结果包含大量的运行场景及其安全风险指标信息，如果将这些信息直接展示给调度员，调度员难以对这些海量安全风险评估信息进行快速掌握。根据一定的严重度分级策略对运行场景的不安全程度进行分级，有助于调度人员快速对

安全风险评估结果有整体的把握。如果严重度分级策略具有明确的工程和物理意义,还可以有效指导后续的安全风险防控决策。目前主要的严重度分级方法包括基于负荷损失量的分级方法、基于严重度函数的分级方法和基于控制代价的分级方法等。

基于负荷损失量的分级方法首先计算预想事故发生后系统需要损失的负荷量,然后根据负荷损失量大小对运行场景的不安全程度进行排序与分级^[68]。例如,文献[69]根据系统的负荷损失量按照2%~5%、5%~10%和10%以上这3个标准将运行场景的不安全程度分为3级。该类分级方法将事故后系统的负荷损失量作为安全风险综合评价指标,在计算负荷损失量时根据实际需要考虑不同的电网静态和动态安全约束。

基于严重度函数的分级方法一般针对特定的安全风险属性,首先获取安全风险属性的量化指标评估结果,在此基础上建立严重度函数并计算严重度数值,最后设定分级阈值将不安全程度划分为不同严重度等级。文献[70]使用基于临界故障清除时间定义的暂态稳定裕度指标作为风险评价指标,在此基础上基于效应理论使用指数函数建立严重度函数,并设定分级阈值将暂态稳定严重度划分为5个等级。文献[71]使用基于电压偏移值和偏移持续时间定义的暂态电压稳定裕度指标作为风险评价指标,在此基础上基于效应理论使用指数函数建立严重度函数,然后设定分级阈值将暂态电压稳定严重度划分为5个等级。这种通过效应理论建立严重度函数的方法可以体现随着安全风险增大,严重度增加速度变快的特性,但是严重度函数的形式和分级阈值都是由人为主观设定,容易受主观因素的影响。文献[72]基于潮流计算公式提出安全信息指标(security information index, SII)评估系统的静态安全性,并设定分级阈值根据SII将严重度划分为4个等级。文献[73]直接将负荷裕度作为系统静态电压稳定的严重度函数指标,设定分级阈值将静态电压稳定严重度划分为4个等级。文献[72]和[73]使用的严重度函数指标都具有较为明确的物理意义,但是严重度分级阈值仍然由人为主观设定。

基于控制代价的分级方法首先计算为保证系统安全性所需要采取的控制措施类型,然后根据所需采取控制措施的控制代价划分严重度等级,如果控制措施的控制代价更高,则严重度等级就更高。文献[4]分析了交直流混联电网典型预防控制措施的控制代价差异性,根据所需采取的预防控制措施类型将严重度划分为5个等级。在此基础上,

文献[74]将紧急控制措施也纳入到预警分级体系中,根据所需采取的控制措施类型将严重度划分为6个等级。文献[4]和[74]将同时考虑功角、电压和频率等多属性动态安全约束的关键断面最大输电能力作为安全风险预警的综合评价指标,通过对比关键断面实际传输功率与其最大输电能力的相对大小来判断系统的安全性。在电网实际运行中,关键输电断面反映了电网运行的安全薄弱环节,也是安全监控的重点对象。将计及多属性动态安全约束的关键断面最大输电能力作为安全风险预警的综合评价指标,可以全面反映电网运行状态的安全性,也符合电网调度运行的实际情况。文献[75]针对风电爬坡事件发生后的功率平衡问题,根据所需采取的功率控制措施类型将爬坡事件的严重度划分为5个等级。文献[76]针对静态安全风险预警问题,考虑发电机调整和切负荷等措施,根据所需采取的控制措施类型将严重度划分为4个等级。

在安全风险评估结果的基础上,严重度分级是安全风险预警的最后环节。基于负荷损失量和严重度函数的分级方法的分级阈值往往由电网调度人员根据经验主观设定,虽然能有效反映运行场景的不安全程度,但由于没有对不安全运行场景的可控性进行评估,所以分级结果难以对后续的安全风险防控决策提供更多有价值的决策信息。基于负荷损失量和严重度函数的分级方法是直接从不安全后果的角度进行分级,相比而言,基于控制代价的分级方法是从另一个角度看待不安全严重度问题,其在求解为保证系统安全性所需要花费的控制代价时可以根据需要灵活考虑静态和动态安全约束条件。安全风险预警主要是为安全风险防控决策提供基础信息,安全风险防控决策需要综合考虑可能出现的不安全运行场景和高危事故,对控制措施的控制变量进行优化决策。与其它方法相比,基于控制代价的分级方法为安全风险防控决策指明了需要采用的控制措施类型,分级结果具有明确的物理和工程意义,能够缩小安全风险防控决策的优化搜索空间,进而提高决策效率。

5 存在问题与研究展望

5.1 负荷侧多重不确定性叠加影响的运行场景生成

新型电力系统的负荷侧不确定性同时受到分布式新能源发电、新型负荷和传统负荷等多重不确定性因素的影响。海量分布式新能源发电的不确定性与电动汽车等新型负荷的不确定性以及传统负荷的不确定性进行叠加,导致从输电网侧看去净负

荷的不确定性特性更加复杂,难以对其概率分布特性进行准确描述。因此,如何考虑负荷侧多重不确定性因素叠加的影响,生成符合实际的未来运行场景,是准确进行安全风险预警的前提。针对该问题,可有效结合电网、气象等多源数据,针对负荷侧的多类不确定性因素分别利用深度生成对抗网络等生成式模型学习其内在的概率分布模式信息,然后将多类不确定性因素对应的功率注入场景进行合理融合,进而得到净负荷的功率注入场景。

5.2 考虑新能源连锁脱网的预想事故筛选

由于电力电子设备的电压、电流耐受能力弱、抗扰性差,事故发生后新能源发电容易因暂态过电压、同步失稳等原因造成脱网^[77-78]。新能源脱网后相当于在原有事故的基础上叠加了新的扰动,可能会进一步引发其他线路开断或者新能源脱网,从而造成线路开断与新能源连锁脱网交织的连锁故障过程,这是新型电力系统连锁故障表现出的突出特点。新能源连锁脱网分析时需要考虑电力电子设备在暂态过程中的复杂动态行为,如果完全通过时域仿真进行分析需要耗费大量计算时间。因此,可以借助数据驱动技术对连锁故障过程中的新能源发电脱网风险进行评估,加快预想事故筛选的速度。连锁故障过程中系统网络结构会不断发生变化,网络结构变化可能会导致机器学习模型的评估精度显著下降。针对该问题,可以利用主动学习与迁移学习技术,当网络结构变化后通过主动学习和并行计算高效生成新训练样本集,然后借助迁移学习快速对评估模型进行在线更新,以实现连锁故障筛选过程中对新能源发电脱网风险的准确评估。

5.3 适应新能源发电切换控制特性的安全风险评估

与同步发电机相比,新能源发电具有切换控制特性明显的新特点^[6,79]。例如,含高比例新能源发电的直流送端系统发生短路故障或者直流换相失败后,新能源发电可能会出现“正常运行控制→低电压穿越控制→正常运行控制→高电压穿越控制”的控制模式序贯切换过程^[22]。对于构网型新能源发电,在故障穿越过程中为了限制故障电流过大,会由构网型控制转变为跟网型控制,通过锁相环跟踪并网点电压相位并在此基础上计算电流输出指令^[80-81]。考虑新能源发电切换控制后,新型电力系统成为了大规模切换控制系统,系统的动态响应呈现明显的非连续切换变化特性。现有的数据驱动安全风险评估方法直接应用于切换控制系统时其评估准确性可能会显著下降。针对

该问题,可以根据新能源发电的序贯切换控制规则建立输入特征量的切换选择机制,构建能够适应新能源发电切换控制特性的安全风险评估模型。首先利用稳态运行特征评估事故发生后新能源发电的切换控制状态,然后根据新能源发电的切换控制状态选择不同的新能源发电功率特征量,最后再基于切换选择后的输入特征对动态安全风险指标进行评估。

5.4 多时间尺度协调的滚动预警与防控决策

新型电力系统包含同步发电机、新能源发电、直流输电、储能等多种类型控制手段,这些控制手段所需要的执行准备时间和动作时序存在明显差异。安全风险预警需要提供不同时间尺度的滚动预警结果,为不同动作时序的控制措施预留合理执行准备时间,并指导在线安全风险防控决策保障系统的安全稳定运行。预警的时间尺度越短,源荷不确定性的预测精度越高,需要考虑的预想事故数目越少,安全风险评估结果也需要越准确。考虑电力电子设备的快速可控性后,新型电力系统滚动预警和防控决策的最小时间尺度可以进一步缩短,从而对二者的计算速度提出了更高要求。针对该问题,可以充分利用源荷不确定性预测精度随预测时间尺度减小而提高的特点,在滚动预警过程中通过模型复用和增量学习技术不断提高安全风险评估模型的评估精度,并且通过深度强化学习技术^[82-83]进行快速安全风险防控决策,在决策过程中可以将不同动作时序控制措施的控制代价作为惩罚项融入强化学习的奖励函数中以实现协调优化。

6 结语

由于新能源发电的强不确定性和电力电子设备的弱抗扰性,新型电力系统的安全运行面临更大风险。数据驱动的安全风险预警能够快速辨识未来安全风险并指导防控决策,是保障新型电力系统安全稳定运行的关键技术。本文梳理了新型电力系统的源-网-荷-储新特征,并阐述了在暂态过电压、同步稳定性失稳、暂态频率安全等方面存在的动态安全风险。然后,构建了包含运行场景生成与缩减、预想事故筛选、安全风险评估和严重程度分级4个主要环节的新型电力系统安全风险预警框架,并针对这4个主要环节综述了国内外研究现状。在总结现有研究成果的基础上,针对负荷侧分布式新能源与新型负荷接入、新能源连锁脱网、新能源切换控制等新型电力系统的突出特点,分析了现有研究中存在的问题并对未来重要研究方向进行了展望。

参考文献

- [1] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2818.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2818(in Chinese).
- [2] 康重庆, 姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 1-11.
KANG Chongqing, YAO Liangzhong. Key scientific issues and theoretical research framework for power systems with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 1-11(in Chinese).
- [3] 胡博, 谢开贵, 邵常政, 等. 双碳目标下新型电力系统风险评述: 特征、指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(5): 1-15.
HU Bo, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality: characteristics, indices and assessment methods[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 1-15(in Chinese).
- [4] YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Insecurity early warning for large scale hybrid AC/DC grids based on decision tree and semi-supervised deep learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(6): 5020-5031.
- [5] CHEN Yize, WANG Yishen, KIRSCHEN D, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 3265-3275.
- [6] 袁小明, 张美清, 迟永宁, 等. 电力电子化电力系统动态问题的基本挑战和技术路线[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(5): 1904-1916.
YUAN Xiaoming, ZHANG Meiqing, CHI Yongning, et al. Basic challenges of and technical roadmap to power-electronized power system dynamics issues[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1904-1916(in Chinese).
- [7] CREMER J L, KONSTANTELOS I, TINDEMANS S H, et al. Data-driven power system operation: exploring the balance between cost and risk[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(1): 791-801.
- [8] 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(in Chinese).
- [9] 李湃, 王伟胜, 黄越辉, 等. 大规模新能源基地经特高压直流送出系统中长期运行方式优化方法[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 31-40.
LI Pai, WANG Weisheng, HUANG Yuehui, et al. Method on optimization of medium and long term operation modes of large-scale renewable energy power base through UHVDC system[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 31-40(in Chinese).
- [10] 蔡旭, 杨仁炘, 周剑桥, 等. 海上风电直流送出与并网技术综述[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(21): 2-22.
CAI Xu, YANG Renxin, ZHOU Jianqiao, et al. Review on offshore wind power integration via DC transmission[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(21): 2-22(in Chinese).
- [11] HATZIARGYRIOU N, MILANOVIC J, RAHMANN C, et al. Definition and classification of power system stability - revisited & extended[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 3271-3281.
- [12] 胡家兵, 袁小明, 程时杰. 电力电子并网装备多尺度切换控制与电力电子化电力系统多尺度暂态问题[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(18): 5457-5467.
HU Jiabing, YUAN Xiaoming, CHENG Shijie. Multi-time scale transients in power-electronized power systems considering multi-time scale switching control schemes of power electronics apparatus[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(18): 5457-5467(in Chinese).
- [13] 许洪强, 姚建国, 於益军, 等. 支撑一体化大电网的调度控制系统架构及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(6): 1-8.
XU Hongqiang, YAO Jianguo, YU Yijun, et al. Architecture and key technologies of dispatch and control system supporting integrated bulk power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(6): 1-8(in Chinese).
- [14] JIN Xiao, NIAN Heng. Overvoltage suppression strategy for sending AC grid with high penetration of wind power in the LCC-HVDC system under commutation failure[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(9): 10265-10277.
- [15] ZHANG Xinran, HILL D J, LU Chao. Identification of composite demand side model with distributed photovoltaic generation and energy storage[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(1): 326-336.
- [16] PAVIĆ I, PANDŽIĆ H, CAPUDER T. Electric vehicle aggregator as an automatic reserves provider under uncertain balancing energy procurement[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(1): 396-410.
- [17] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8569-8591.
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8569-8591(in Chinese).
- [18] 谢小荣, 马宁嘉, 刘威, 等. 新型电力系统中储能应用功能的综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 158-168.
XIE Xiaorong, MA Ningjia, LIU Wei, et al. Functions of energy storage in renewable energy dominated power systems: review and prospect[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 158-168(in Chinese).
- [19] 闵勇, 陈磊, 刘瑞阔, 等. 电力系统频率动态中惯量与惯量响应特性辨析[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 855-867.
MIN Yong, CHEN Lei, LIU Ruikuo, et al. Analysis on characteristics of inertia and inertial response in power system frequency dynamics[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 855-867(in Chinese).
- [20] 刘运鑫, 姚良忠, 廖思阳, 等. 分布式光储参与的直流受端近区配电网暂态电压控制方法[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1250-1261.
LIU Yunxin, YAO Liangzhong, LIAO Siyang, et al. Transient voltage control of distribution network in near-zone of DC receiving end with distributed photovoltaics and energy storage participated[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1250-1261(in Chinese).
- [21] 孙华东, 徐式蕴, 贺静波, 等. 高比例电力电子电力系统过电压(一): 定义、分类及相关要求[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(1): 22-34.
SUN Huadong, XU Shiyun, HE Jingbo, et al. Overvoltage of the power system integrated with high proportion of power electronics (I): definition, classification and relevant requirements[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(1): 22-34(in Chinese).
- [22] 杜维柱, 罗亚洲, 李蕴红, 等. 风电汇集系统无功盈余导致暂态过电压问题的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9):

- 3224-3238.
DU Weizhu, LUO Yazhou, LI Yunhong, et al. Reviews of transient overvoltage problem cause by extra reactive power in large scale wind power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(9): 3224-3238(in Chinese).
- [23] XING Pengxiang, FU Lijun, WANG Gang, et al. A composite control method of low-voltage ride through for PMSG-based wind turbine generator system[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2018, 12(1): 117-125.
- [24] 张家琪, 刘朋印, 谢小荣, 等. 适用于故障特性分析的锂离子电池储能电磁暂态建模方法[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(7): 166-173.
ZHANG Jiaqi, LIU Pengyin, XIE Xiaorong, et al. Electromagnetic transient modeling method of lithium-ion battery energy storage system for fault characteristic analysis[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(7): 166-173(in Chinese).
- [25] WANG Xiongfei, TAUL M G, WU Heng, et al. Grid-synchronization stability of converter-based resources - an overview[J]. *IEEE Open Journal of Industry Applications*, 2020, 1: 115-134.
- [26] HU Qi, FU Lijun, MA Fan, et al. Large signal synchronizing instability of PLL-based VSC connected to weak AC grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(4): 3220-3229.
- [27] 徐政. 电力系统广义同步稳定性的物理机理与研究途径[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(9): 1-9.
XU Zheng. Physical mechanism and research approach of generalized synchronous stability for power systems[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(9): 1-9(in Chinese).
- [28] 张宇, 蔡旭, 张琛, 等. 并网变换器的暂态同步稳定性研究综述[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(5): 1687-1701.
ZHANG Yu, CAI Xu, ZHANG Chen, et al. Transient synchronization stability analysis of voltage source converters: a review[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(5): 1687-1701(in Chinese).
- [29] BERA A, CHALAMALA B R, BYRNE R H, et al. Sizing of energy storage for grid inertial support in presence of renewable energy[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(5): 3769-3778.
- [30] 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): 1-24.
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): 1-24(in Chinese).
- [31] 孙华东, 许涛, 郭强, 等. 英国“8·9”大停电事故分析及对中国电网的启示[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(21): 6183-6191.
SUN Huadong, XU Tao, GUO Qiang, et al. Analysis on blackout in great Britain power grid on August 9th, 2019 and its enlightenment to power grid in China[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(21): 6183-6191(in Chinese).
- [32] 别朝红, 林超凡, 李更丰, 等. 能源转型下弹性电力系统的发展与展望[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(9): 2735-2744.
BIE Zhaohong, LIN Chaofan, LI Gengfeng, et al. Development and prospect of resilient power system in the context of energy transition[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(9): 2735-2744(in Chinese).
- [33] WANG Yezhou, CHEN Chen, WANG Jianhui, et al. Research on resilience of power systems under natural disasters - a review [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(2): 1604-1613.
- [34] 刘天浩, 朱元振, 孙润稼, 等. 极端自然灾害下电力信息物理系统韧性增强策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(3): 40-48.
LIU Tianhao, ZHU Yuanzhen, SUN Runjia, et al. Resilience-enhanced strategy for cyber-physical power system under extreme natural disasters[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(3): 40-48(in Chinese).
- [35] 阮前途, 谢伟, 许寅, 等. 韧性电网的概念与关键特征[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(21): 6773-6783.
RUAN Qiantu, XIE Wei, XU Yin, et al. Concept and key features of resilient power grids[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(21): 6773-6783(in Chinese).
- [36] NI Ming, MCCALLEY J D, VITTAL V, et al. Online risk-based security assessment[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, 18(1): 258-265.
- [37] 李碧君, 方勇杰, 徐泰山. 关于电网运行安全风险在线评估的评述[J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(18): 171-177.
LI Bijun, FANG Yongjie, XU Taishan. Review on online operational security risk assessment of power systems[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(18): 171-177(in Chinese).
- [38] LIU Lu, WU Hao, LI Linzhi, et al. Cascading failure pattern identification in power systems based on sequential pattern mining[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(3): 1856-1866.
- [39] HOLTINEN H, KIVILUOMA J, FLYNN D, et al. System impact studies for near 100% renewable energy systems dominated by inverter based variable generation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(4): 3249-3258.
- [40] 董晓翀, 张姝, 李烨, 等. 电力系统中时序场景生成和约简方法研究综述[J]. *电网技术*, 2023, 47(2): 709-721.
DONG Xiaochong, ZHANG Shu, LI Ye, et al. Review of power system temporal scenario generation and reduction methods[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(2): 709-721(in Chinese).
- [41] ZHANG Yufan, AI Qian, XIAO Fei, et al. Typical wind power scenario generation for multiple wind farms using conditional improved Wasserstein generative adversarial network[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020, 114: 105388.
- [42] 黄越辉, 孙亚南, 李驰, 等. 基于条件生成对抗网络的多区域风电短期出力场景生成方法[J]. *电网技术*, 2023, 47(1): 63-72.
HUANG Yuehui, SUN Ya'nan, LI Chi, et al. Constructing method of short-term output scenarios for multi-regional wind power based on conditional generative adversarial network[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(1): 63-72(in Chinese).
- [43] 董晓翀, 孙英云, 蒲天骄. 基于条件生成对抗网络的可再生能源日前场景生成方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(17): 5527-5535.
DONG Xiaochong, SUN Yingyun, PU Tianjiao. Day-ahead scenario generation of renewable energy based on conditional GAN[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(17): 5527-5535(in Chinese).
- [44] HU Wei, ZHANG Hongxuan, DONG Yu, et al. Short-term optimal operation of hydro-wind-solar hybrid system with improved generative adversarial networks[J]. *Applied Energy*, 2019, 250: 389-403.
- [45] 王守相, 陈海文, 李小平, 等. 风电和光伏随机场景生成的条件变分自动编码器方法[J]. *电网技术*, 2018, 42(6): 1860-1867.
WANG Shouxiang, CHEN Haiwen, LI Xiaoping, et al. Conditional variational automatic encoder method for stochastic scenario generation of wind power and photovoltaic system[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(6): 1860-1867(in Chinese).
- [46] YANG Ziyi, ZHANG Teng, BOZCHALOOI I S, et al. Memory-augmented generative adversarial networks for anomaly detection[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(6): 2324-2334.
- [47] 张俊涛, 程春田, 申建建, 等. 考虑风光不确定性的比例可再生能源电网短期联合优化调度方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(18): 5921-5931.

- ZHANG Juntao, CHENG Chuntian, SHEN Jianjian, et al. Short-term joint optimal operation method for high proportion renewable energy grid considering wind-solar uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5921-5931(in Chinese).
- [48] KONG Xiangyu, XIAO Jie, LIU Dehong, et al. Robust stochastic optimal dispatching method of multi-energy virtual power plant considering multiple uncertainties[J]. Applied Energy, 2020, 279: 115707.
- [49] LIANG Junkai, TANG Wenyuan. Scenario reduction for stochastic day-ahead scheduling: a mixed autoencoder based time-series clustering approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(3): 2652-2662.
- [50] 鲍颜红, 冯长有, 任先成, 等. 基于支持向量机的在线暂态稳定故障筛选[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 52-58.
- BAO Yanhong, FENG Changyou, REN Xiancheng, et al. Online transient stability fault screening based on support vector machine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 52-58(in Chinese).
- [51] 林银鸿, 王彬, 葛怀畅, 等. 电网在线暂态电压安全分析的降维方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(12): 109-118.
- LIN Yinhong, WANG Bin, GE Huaichang, et al. Dimension reduction method for online transient voltage security analysis of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(12): 109-118(in Chinese).
- [52] ZHU Yuanzhen, LIU Tianhao, LI Changgang, et al. Fast probability estimation of HVDC successive commutation failure caused by AC grid cascading failures[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 135: 107618.
- [53] 朱元振, 刘玉田. 基于深度学习直流闭锁判断的高风险连锁故障快速搜索[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 59-66.
- ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast search for high-risk cascading failures based on deep learning DC blocking judgment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 59-66(in Chinese).
- [54] 朱元振, 刘玉田. 考虑源荷不确定性的低风险连锁故障快速筛选[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(5): 92-103.
- ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast screening of high-risk cascading failure considering uncertainties of source and load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 92-103(in Chinese).
- [55] SU Tong, LIU Youbo, ZHAO Junbo, et al. Probabilistic stacked denoising autoencoder for power system transient stability prediction with wind farms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 3786-3789.
- [56] 杨维全, 朱元振, 刘玉田. 基于卷积神经网络的暂态电压稳定快速评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 46-51, 136.
- YANG Weiquan, ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast assessment of transient voltage stability based on convolutional neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 46-51, 136(in Chinese).
- [57] 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(in Chinese).
- [58] 齐航, 任喆, 李常刚, 等. 故障位置特征表达的盲区识别与电气坐标系扩展[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 77-84.
- QI Hang, REN Zhe, LI Changgang, et al. Identification of blind areas for fault location feature representation and expansion of electrical coordinate system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 77-84(in Chinese).
- [59] 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(in Chinese).
- [60] RIZWAN-UL-HASSAN, LI Changgang, LIU Yutian. 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.
- [61] ZHANG Yuchen, XU Yan, DONG Zhaoyang, et al. Intelligent early warning of power system dynamic insecurity risk: toward optimal accuracy-earliness tradeoff[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(5): 2544-2554.
- [62] XU Yan, ZHANG Rui, ZHAO Junhua, 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.
- [63] 李常刚, 李华瑞, 刘玉田, 等. 计及低频减载动作的最大暂态频率偏移快速估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(12): 27-35.
- LI Changgang, LI Huarui, LIU Yutian, et al. Fast estimation of maximum transient frequency deviation considering under-frequency load shedding[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(12): 27-35(in Chinese).
- [64] REN Chao, XU Yan. Incremental broad learning for real-time updating of data-driven power system dynamic security assessment models[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(19): 4052-4059.
- [65] 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).
- [66] 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).
- [67] 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).
- [68] DATTA S, VITTAL V. Operational risk metric for dynamic security assessment of renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2): 1389-1399.
- [69] 王一枫, 汤伟, 刘路登, 等. 电网运行风险评估与定级体系的构建及应用[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(8): 141-148.
- WANG Yifeng, TANG Wei, LIU Ludeng, et al. Construction and application of power grid operation risk assessment and rating system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(8): 141-148(in Chinese).
- [70] 尹雪燕, 闫炯程, 刘玉田, 等. 基于深度学习的暂态稳定评估与严重程度分级[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 64-69.
- YIN Xueyan, YAN Jiongcheng, LIU Yutian, et al. Deep learning based transient stability assessment and severity grading[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 64-69(in Chinese).
- [71] 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(in Chinese).
- [72] MANICKAVASAGAM K, PRASAD B K S, RAMASANGU H. Assessment of power system security using security information index[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(14): 3040-3047.
- [73] KHOSHKHOO H, SHAHRTASH S M. Fast online dynamic voltage instability prediction and voltage stability classification[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 8(5): 957-965.
- [74] 闫炯程, 李常刚, 刘玉田. 计及源荷不确定性的交直流大电网动态安全分级滚动预警[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(1): 35-43. YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Graded rolling early warning of dynamic security for large-scale AC/DC power grid considering uncertainties on source and load sides[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(1): 35-43(in Chinese).
- [75] 马欢, 李常刚, 刘玉田. 风电爬坡事件多级区间预警方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(11): 39-47. MA Huan, LI Changgang, LIU Yutian. Multi-level early warning method for wind power ramp events[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(11): 39-47(in Chinese).
- [76] DE JONG M, PAPAETHYMIU G, PALENSKY P. A framework for incorporation of infeed uncertainty in power system risk-based security assessment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 613-621.
- [77] NIU Tao, GUO Qinglai, SUN Hongbin, et al. Robust voltage control strategy for hybrid AC/DC sending-side systems to prevent cascading trip failures[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(3): 1319-1329.
- [78] PICO H N V, JOHNSON B B. Transient stability assessment of multi-machine multi-converter power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(5): 3504-3514.
- [79] GUPTA A P, MITRA A, MOHAPATRA A, et al. A multi-machine equivalent model of a wind farm considering LVRT characteristic and wake effect[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(3): 1396-1407.
- [80] WANG Shuo, SHANG Lei. Fault ride through strategy of virtual-synchronous-controlled DFIG-based wind turbines under symmetrical grid faults[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2020, 35(3): 1360-1371.
- [81] 许诒翊, 刘威, 刘树, 等. 电力系统变流器构网控制技术的现状与发展趋势[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3586-3594. XU Jieyi, LIU Wei, LIU Shu, et al. Current state and development trends of power system converter grid-forming control technology[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3586-3594(in Chinese).
- [82] SUN Runjia, LIU Yutian. Hybrid reinforcement learning for power transmission network self-healing considering wind power[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(9): 6405-6415.
- [83] YAN Ziming, XU Yan. A multi-agent deep reinforcement learning method for cooperative load frequency control of a multi-area power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4599-4608.



闫炯程

在线出版日期: 2024-01-29。

收稿日期: 2023-05-04。

作者简介:

闫炯程(1994), 男, 博士, 研究方向为电力系统运行与控制, E-mail: yanjc@mail.sdu.edu.cn;

刘玉田(1964), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统运行与控制, E-mail: liuyt@sdu.edu.cn。

(责任编辑 宋钰龙 王金芝)