

含大规模分布式新能源电网的运行风险定量评估方法

赵帅¹, 郑骁麟², 陆涛³, 杨晓静¹, 姜宁¹, 刘海鹏¹

(1. 国网天津市电力公司, 天津 300010; 2. 国网天津市电力公司电力科学研究院, 天津 300384;
3. 国网天津市电力公司滨海供电分公司, 天津 300450)

摘要:海量异构的分布式新能源大规模并网对电力系统安全稳定运行提出巨大的挑战,开展计及分布式新能源不确定性的运行风险评估研究具有重要的意义。首先,通过分析分布式新能源等值模型动态响应特性的关键影响因素,提出分布式新能源在线动态等值建模方法,以确定满足在线风险评估要求的综合负荷模型及分布式新能源的状态。然后,根据分布式新能源出力特征及多类安全稳定影响因子划分集群,通过降低不确定性变量维数减少参与安全稳定分析的确定性场景数。在此基础上,针对不同的置信区间分别计算满足安全稳定运行要求的控制措施和风险指标,定量评估高概率低损失和低概率高损失场景对电力系统造成的不同后果。最后,实际电网的应用案例结果表明,文中所提的风险评估方法不仅提高含分布式新能源电网的风险评估准确性和计算效率,而且能够更加全面地反映系统的实时运行风险特性。

关键词:分布式新能源;不确定性;等值建模;集群划分;离散化场景;风险评估

中图分类号: TM732

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2025)04-0147-12

0 引言

近年来,随着新型电力系统建设进程加快,海量异构的分布式新能源大规模并网,给电力系统安全稳定运行带来巨大的挑战^[1-6]。分布式新能源抗扰能力不足,挤占常规电源的发电空间,导致电网转动惯量、调频能力和电压支撑能力下降,电力系统安全稳定问题日趋复杂^[7-9]。新能源并网带来的波动性等问题使得电力系统运行方式呈强不确定性,基于电网实时运行方式的安全稳定分析结论难以反映新能源出力快速变化的影响。因此,开展计及分布式新能源不确定性的运行风险评估研究具有重要的意义^[10-12]。

在分布式新能源发展初期,主网安全稳定分析通常沿用经典负荷模型,无法准确模拟主网设备故障下分布式新能源的动态响应特性^[13]。综合负荷模型能够考虑配电网阻抗和无功补偿对负荷及感应电动机设备的影响,同时具备扩展支持配电网有源设备的能力^[14-15]。综合负荷模型参数可以通过统计综合法、总体测辨法和故障仿真法确定,其中后两种方法主要基于辨识优化算法实现参数确定。文献^[16]采用传递函数代替实际的电气模型,以表征含分布式新能源的配电网聚合响应特性,并通过无监督学习方法确定传递函数参数。然而,上述研究虽能够给出新能源设备的控制系统参数,却

未考虑分布式新能源的随机性、波动性与间歇性对综合负荷模型的影响,尤其是不同类型等值设备的实际出力以及风电、光伏开机台数等因素。基于在线数据的综合统计法虽可提供数分钟前的综合负荷模型参数,但其实时性不足,难以满足在线风险评估的需求^[17]。

风险评估是通过设备状态、分布式新能源出力以及电力负荷等概率特性,生成电力系统可能的运行状态,并对所有潜在事件的可能性和事件后果进行综合评价,从而确定运行风险指标的过程^[18]。分布式新能源的不确定性通常通过预测出力偏差的概率分布进行表征^[19]。与集中式新能源不同,分布式新能源具有容量小、数量多、接入电压等级低的特点,若在场景生成时对所有分布式新能源进行抽样,则难以满足在线计算效率的要求。文献^[20]以新能源机组的暂态功角稳定参与因子为集群划分指标,但该方法未能充分反映新能源接入对暂态频率、设备过载等安全稳定问题的影响。

考虑电力系统暂态稳定的风险评估通常基于传统的序贯蒙特卡洛法和非序贯蒙特卡洛法。但上述方法因需要大量抽样,在精度要求较高时计算效率低^[21]。由此得到的风险指标仅能反映长期概率统计下的平均数字特征,且对高概率低损失事件和低概率高损失事件未作区分评估,难以全面反映电力系统实时运行风险特性^[22]。此外,如果调度运行控制对不同风险等级采用相同的控制策略,则难以保证电网输电能力等经济性指标。

收稿日期: 2024-09-15; 修回日期: 2024-12-02

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFB2403900)

针对上述问题,文中提出计及分布式新能源不确定性的电网运行风险评估方法。首先,分析分布式新能源等值模型动态响应特性的关键影响因素,构建基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的分布式新能源出力预测模型,并通过新能源预测出力和单台等值机预测出力确定等值机台数;然后,选取分式新能源与暂态电压关键母线的相对距离、对静态电压安全关键母线的无功灵敏度,以及对关键过载设备的有功灵敏度进行集群划分指标,采用 K -means 聚类方法实现分布式新能源集群的划分;最后,对分布式新能源集群出力的置信区间进行分档评估,得到不同置信区间下的电网运行风险及其应对措施,从而为实时调度运行提供决策依据。

1 分布式新能源在线等值建模

分布式新能源具有容量小、数量多、电压等级低的特点,若在线采集多台新能源机组动态等值所需的光照强度、风速等信息,其成本太高。因此,工程上通常使用单机倍乘方法表征多个同类型设备的聚合特性。在单机倍乘方法中,需要确定的关键参数包括各类型分布式新能源的出力、台数以及单机模型参数。其中,单机模型参数可以通过离线辨识或解析法得到,而出力和台数则需要从用采系统中采集。然而,配电网的数据采集周期一般为小时级,远大于在线风险评估所需的计算周期^[23-24]。此外,受天气、环境等因素的影响,分布式新能源出力具有强不确定性和波动性,其出力和开机台数可能在短时间内出现较大的变化^[25-26]。因此,若直接采用数分钟前采集的出力和台数作为当前风险评估的综合负荷模型参数,显然不合理。针对这一问题,文中采用 RBF 神经网络构建分布式新能源出力预测模型,以实时获取采集间隔内的分布式新能源出力和等值机台数。

1.1 新能源在线等值建模影响因素分析

为兼容现有综合负荷模型并考虑分布式新能源并网逆变器的动态特性差异,采用含分布式新能源的综合负荷模型,其等值电路如图 1 所示^[17]。

图 1 中, A 类 VSC 为具备穿越功能的全功率电压源换流器,包括光伏和直驱风机; B 类 VSC 为不具备穿越功能但具有封波特性的全功率电压源换流器,一般为光伏; M 为等值马达负荷; G 为等值发电机。

分布式新能源的动态特性主要由低穿控制策略决定,通常包含两种控制策略:指定电流和指定

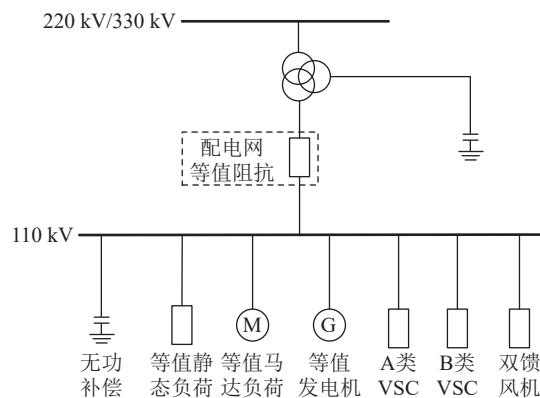


图 1 含分布式新能源的综合负荷模型

Fig.1 The comprehensive load model considering distributed new energy

功率控制^[27]。

指定电流控制时,其电流指令为:

$$I_p = SK_{p1}V_t + K_{p2}I_{p0} + SI_{pset} \quad (1)$$

$$I_Q = SK_{Q1}(V_1 - V_t) + K_{Q2}I_{Q0} + SI_{Qset} \quad (2)$$

式中: I_p 为低穿期间的有功电流; S 为分布式新能源的额定容量; K_{p1} 、 K_{p2} 、 I_{pset} 为有功电流计算系数; V_t 为分布式新能源机端电压; I_{p0} 为初始有功电流; I_Q 为低穿期间的无功电流; K_{Q1} 、 K_{Q2} 、 I_{Qset} 为无功电流计算系数; V_t 为进入低穿的门槛值; I_{Q0} 为初始无功电流。

指定功率控制时,其功率指令为:

$$P_{LVRT} = K_{P_{LV}}P_0 + P_{set_{LV}} \quad (3)$$

$$Q_{LVRT} = SK_{Q_{LV}}Q_0 + Q_{set_{LV}} \quad (4)$$

式中: P_{LVRT} 为低穿期间的有功功率; $K_{P_{LV}}$ 、 $P_{set_{LV}}$ 为有功功率计算系数; P_0 为初始有功功率; Q_{LVRT} 为低穿期间的无功功率; $K_{Q_{LV}}$ 、 $Q_{set_{LV}}$ 为无功功率计算系数; Q_0 为初始无功功率。

由式(1)—式(4)可以看出,无论是指定电流控制还是指定功率控制,其控制指令均与初始状态有关。采用单机倍乘的方法建模时,机电暂态仿真通过对单台分布式新能源进行数值计算,先求出单台分布式新能源注入电流,再根据倍乘台数得到总注入电流^[28]。由此可见,分布式新能源的动态特性与单机的初始状态紧密相关,而分布式新能源的出力水平和等值机台数是影响单机初始状态的两个关键因素。

以某 220 kV 分布式新能源上网变电站近区 220 kV 交流线路三永 N-1 故障为例,图 2 给出了在分布式新能源总有功出力不变的情况下,不同等值机台数对应的故障后无功出力对比;图 3 给出了在新能源等值机台数不变的情况下,不同有功出力对应的故障后无功出力对比。结果进一步表明,分布

式新能源的有功出力和等值机台数是影响其暂态特性的两个关键因素。

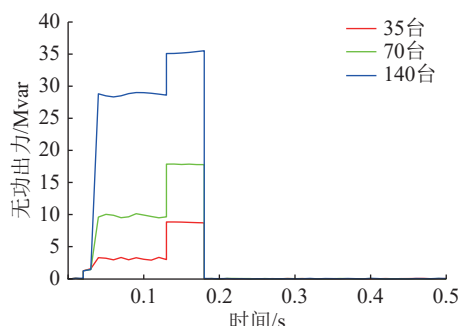


图2 不同等值机台数下分布式新能源无功出力对比
Fig.2 Reactive power comparison of distributed new energy under different equivalent numbers

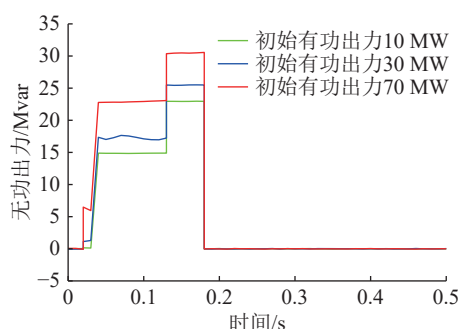


图3 不同初始有功功率下分布式新能源无功出力对比
Fig.3 Reactive power comparison of distributed new energy under different initial active power

1.2 分布式新能源出力预测

针对配电网数据采集周期长的问题,可在采集间隔内通过大数据挖掘技术对分布式新能源出力进行预测。分布式新能源出力预测方法主要分为模型驱动和数据驱动两类。其中,基于数值天气预报的模型驱动方法存在建模过程复杂、难以模拟极端天气环境及新能源组件参数随时间缓慢变化等问题^[29-30],通常只能采用简化模型和经验参数,导致预测精度相对较低^[31]。相比之下,数据驱动方法无须考虑内部复杂的建模过程且预测精度高,主要包括基于时序建模的方法和基于机器学习的人工智能方法两种类型。基于时序建模的方法如自回归滑动平均模型算法和外源自回归算法等,适用于对预测精度要求不高、天气变化不明显的情况^[29],但其对分布式新能源出力的非线性波动拟合能力较差。而人工智能方法因其更强的非线性表达能力及容错性而备受关注^[32],常用的方法包括支持向量机和神经网络。支持向量机虽然适用于小样本场景,但对原始数据的精确度要求太高,在实际数据精度较低的情况下表现受限^[33];相比之下,反向传播(back propagation, BP)神经网络和RBF神经网络

在新能源出力预测领域应用更为广泛,其中,RBF神经网络因其结构简单、无局部最小点、收敛速度快以及良好的泛化能力^[34],成为构建新能源出力预测模型的更优选择。以历史气象数据为输入,以A类光伏、A类直驱风机、B类光伏、双馈风机的出力为输出,分别构建各类分布式新能源总出力的RBF预测模型,如式(5)所示。

$$P_{\text{out}} = w_0 + \sum_{j=1}^N w_j e^{-\frac{X(t)-G(t)}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中: P_{out} 为预测模型的输出; w_0 为隐含层常数项与输出层的权重(文中构建含一层隐含层的RBF网络,其中常数项取1); $X(t)$ 为 t 时刻输入的训练样本; $G(t)$ 为 t 时刻高斯函数的中心; N 为网络中隐含层神经元个数; w_j 为隐含层第 j 个神经元和输出层之间的权重,其中 $j = 1, 2, \dots, N$; σ 为高斯函数方差。第 k 次训练过程误差最小的目标函数 $J(k)$ 如式(6)所示。

$$J(k) = (T - P_{\text{out}}(k))^2 \quad (6)$$

式中: T 为新能源出力的实际值; $P_{\text{out}}(k)$ 为第 k 次训练模型输出值。

1.3 等值机台数确定

为确保所构建的模型能够客观反映电网实际的运行状态,在线风险评估应以A类、B类和双馈风机的实时开机台数为等值机台数进行动态等值。然而,在用电采集系统的采集间隔内,无法获取各类分布式新能源的实际开机台数。因此,需要基于历史气象数据和分布式新能源出力、开机台数等信息,构建单台直驱、双馈风机和光伏等值机的出力预测模型。然后,根据1.2节得到的新能源预测总出力和单台等值机预测出力,确定等值机台数。光伏发电和风力发电的影响因素不同,且在日时间尺度上,新能源出力具有明显的时间特性。例如,在中午和正午时段,太阳光照强度大,光伏发电效率高,而在傍晚时刻,光照强度减弱,光伏发电效率也相应下降。因此,可将光伏和风电的历史发电数据和气象数据按照时间划分为不同时段,并建立各时段的单台等值机出力预测模型,从而提供更加准确的出力预测值。具体步骤如下。

步骤1: 将光伏发电历史数据划分为I段(06:00—09:00)、II段(09:00—12:00)、III段(12:00—15:00)、IV段(15:00—19:00)4类;将风机发电历史数据划分为V段(10:00—14:00)、VI段(14:00—18:00)、VII段(18:00—22:00)、VIII段(22:00—10:00)4类。

步骤2: 基于各时段内的历史直驱、双馈风机和

光伏实际出力及其开机台数,计算单台等值直驱、双馈风机和光伏的出力。

步骤 3: 以历史气象数据为输入,以步骤 2 得到的单台等值机出力为输出,构建各时段内的单台直驱、双馈风机和光伏出力预测模型。

步骤 4: 以实时气象数据为输入,采用步骤 3 中预测模型计算单台等值机实时出力。

步骤 5: 根据 1.2 节中直驱、双馈风机和光伏预测总出力,结合步骤 4 得到的单台等值机出力,计算直驱、双馈风机和光伏台数。

步骤 6: 将步骤 5 计算得到的开机台数按 A 类、B 类和双馈风机进行归类合并,最终得到等值机台数。

2 分布式新能源集群划分

为有效减少参与抽样的不确定性变量维数,提高分布式新能源风险评估的计算效率,须对分布式新能源进行集群划分,将出力特征和对风险评估结果影响基本一致的分布式新能源划分为同一集群,进而减少参与抽样的分布式新能源场站数。分布式新能源的出力主要受天气和环境因素的影响,而同一区域的天气和环境在同一时间内基本一致。由于电网分区划分通常基于地理区域进行,因此可以近似认为同一分区的分布式新能源具有相同的出力特征。基于此,须对不同分区的分布式新能源分别进行集群划分。

2.1 集群划分指标

系统的风险评估结果主要取决于故障后电力系统的暂态稳定和静态安全分析结果。分布式新能源因其强不确定性、波动性以及弱抗扰能力,主要影响系统的暂态频率、电压稳定、静态电压安全以及设备过载。因此,可将对关键母线的暂态电压稳定、静态电压安全以及关键设备过载影响程度基本一致的分布式新能源进行聚类。由于同一分区内所有母线的频率具有同调性,暂态频率影响可不纳入考虑。

关键母线的暂态电压稳定与分布式新能源在低电压穿越期间的无功功率响应特性及分布式新能源并网点与关键母线的电气距离密切相关。因此,可以将分布式新能源与关键母线的相对距离作为集群划分指标^[35],其计算如式(7)所示。

$$D_i = \frac{\lambda_i}{d_i} \quad (7)$$

式中: D_i 为第 i 个分布式新能源与暂态电压关键母线的相对距离; λ_i 为第 i 个分布式新能源低电压穿

越期间无功电流调整系数,若分布式新能源无低电压穿越功能,则为 0; d_i 为第 i 个分布式新能源与暂态电压关键母线的电气距离。

对关键母线静态电压安全的影响程度可采用分布式新能源对关键母线的无功灵敏度来表征。对关键设备过载的影响程度可通过分布式新能源对关键设备的有功灵敏度来量化。因此,将有功、无功灵敏度纳入到分布式新能源集群划分指标中,最终形成分布式新能源集群划分指标参数集 Q 为:

$$Q = \{D, \alpha, \delta\} \quad (8)$$

式中: D 为分布式新能源与暂态电压关键母线的相对距离; α 为分布式新能源对静态电压安全关键母线的无功灵敏度; δ 为分布式新能源对关键设备过载的有功灵敏度。

2.2 集群划分方法

首先,基于在线安全分析历史计算结果,识别各分区中影响暂态电压稳定、静态电压安全的关键母线以及存在过载的关键设备。随后,采用无功-电压灵敏度计算方法,确定分布式新能源并网点与暂态电压关键母线的电气距离,并根据式(7)计算其相对距离。接着,应用 K -means 聚类算法对各分区的分布式新能源进行聚类分析,将风险评估影响结果基本一致的分布式新能源划分至同一集群^[36]。

假设系统包含 n 个分布式新能源场站,须划分为 L 个集群,各集群的分布式新能源场站集合记为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_L\}$ 。基于手肘法思想,通过计算各样本点与样本平均值的误差平方和确定最佳聚类数 k_1 ,误差平方和 S_{SE} ^[37] 为:

$$S_{SE} = \sum_{i=1}^L \sum_{m_i \in c_i} \left\| m_i - \sum_{m_i \in c_i} m_i / M \right\|_2^2 \quad (9)$$

式中: c_i 为第 i 个分布式新能源场站集群; m_i 为 c_i 中的样本点; M 为 c_i 中的分布式新能源场站数。

在确定分布式新能源集群最佳划分数量后,采用 K -means 算法选取 k_1 个聚类数作为初始聚类中心点,最后完成分布式新能源集群划分。

由于分布式新能源场站的出力大小不一致,其功率预测误差的相对大小亦存在较大差异,出力较大的场站通常具有较大的相对预测误差,而出力较小的场站则相对误差较小。因此,为准确建立各分布式新能源集群的功率预测误差概率密度函数,须对各分布式新能源的功率预测误差进行归一化处理,如式(10)所示。

$$\Delta P_{i,l}^* = \frac{\Delta P_{i,l}}{\Delta P_{i,\text{MAX}}} \quad (10)$$

式中: $\Delta P_{i,l}^*$ 为第 i 个分布式新能源第 l 个功率预测误差归一化值; $\Delta P_{i,l}$ 为第 i 个分布式新能源第 l 个功率预测误差值; $\Delta P_{i,\text{MAX}}$ 为第 i 个分布式新能源最大功率预测误差值。

基于集群内各分布式新能源场站的归一化功率预测误差样本, 进行概率统计分析, 并采用高斯分布或 Weibull 分布进行拟合, 最终获得集群的概率密度函数。

3 电网运行风险评估方法

传统运行风险评估通常基于风险评价指标体系计算系统综合风险, 主要适用于系统规划和运行状态监视等应用场景^[38]。对于高比例分布式新能源电网, 不仅需要实时了解电网当前运行状态, 还需要准确预判未来可能出现的高概率运行场景, 以及不同置信水平下的电网运行风险与相应控制措施。因此, 在确定参与风险评估的离散关键场景及其发生概率的基础上, 应对分布式新能源出力置信区间进行分档评估, 从而获得不同置信区间对应的电网运行风险及优化调度策略。

3.1 基于置信区间的运行场景风险评估

分布式新能源的概率特性可能导致系统出现各类安全风险, 须及时调整运行方式, 通过降低系统运行经济性提高系统安全性。现有风险评估方法对高概率低风险和低概率高风险运行场景进行评估决策时通常不作区分, 导致风险评估结果无法真实反映系统实际面临的风险特性。实际上, 对于不同分布式新能源出力置信区间, 风险评估的场景覆盖范围、系统风险和决策代价差异较大, 如图 4 所示。置信区间越大, 场景覆盖范围、系统风险和决策代价越大; 置信区间越小, 场景覆盖范围、系统风险和决策代价越小。因此, 为提高电网调度运行决策水平, 在运行风险评估中应对分布式新能源出力置信区间进行适当分档, 并分别计算不同置信区间下的系统风险及其应对策略。

电力系统运行风险是对所有潜在事件的可能性和事件后果的综合量度, 通常采用风险指标 R 来表征^[39]。潜在事件的可能性一般通过设备概率或者场景概率描述, 而事件后果则可采用安全风险指标或者经济代价指标衡量。对于电网调度运行决策而言, 采用降低运行风险所需的决策代价来量化事件后果更具指导意义。因此, 文中基于运行场景的发生概率和降低系统安全风险的措施代价, 构建

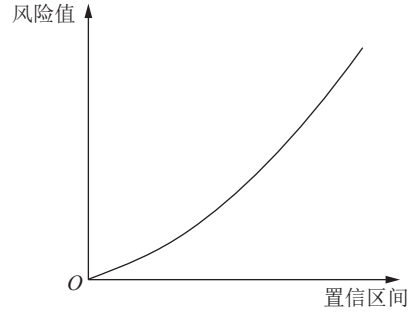


图 4 置信区间与运行风险的关系

Fig.4 The relationship between confidence intervals and operational risk

系统运行风险模型, 如式(11)所示。

$$R = \sum_{e=1}^E p_e U_e \quad (11)$$

式中: R 为系统运行风险; p_e 为运行场景 e 的概率; U_e 为运行场景 e 的措施代价; E 为运行场景个数。其中, 运行场景 e 的措施代价计算如式(12)所示。

$$U_e = \sum_{v=1}^V F_{e,v} \Delta A_v \quad (12)$$

式中: $F_{e,v}$ 为运行场景 e 第 v 个控制措施的单位控制代价; ΔA_v 为第 v 个控制措施的控制量; V 为运行场景 e 的控制措施总数。

运行风险评估方法具体步骤如下: 首先, 将分布式新能源场站集群出力的置信区间按照指定步长划分成 W 个档位。置信区间的选取须综合考虑分布式新能源接入对电网安全稳定特性的影响、所评估的运行场景以及在线风险评估计算效率要求。对于非重大保电期间, 通常将分布式新能源场站集群出力的置信区间按 50%、60%、70%、80%、90% 划分成 5 个档位。然后, 针对每个置信区间档位, 采用基于 Copula 函数离散化的场景生成方法, 得到离散关键运行方式及其对应概率, 并据此进行安全风险评估。最后, 根据式(11)计算系统运行风险, 得到式(13)所示不同置信区间下的系统运行风险及其应对措施的三元表 H 。

$$H = (\lambda_h, R_h, A_h) \quad h = 1, 2, \dots, W \quad (13)$$

式中: λ_h 为置信区间 h 的置信水平; R_h 为置信区间 h 的系统风险值; A_h 为置信区间 h 的应对措施集。

3.2 基于 Copula 函数离散化的运行场景生成

为准确描述多个分布式新能源场站集群之间的出力规律, 采用兼具建模简便性与拟合精度的加权高斯混合模型对各集群出力进行概率建模, 以近似表征其概率密度分布。基于式(14)所示的高斯 Copula 函数, 通过连接各个分布式新能源场站集群的边缘分布函数, 可得到分布式新能源场站集群之

间的联合概率分布^[40] $f(\cdot)$ 。

$$f(\mathbf{x}) = C(\mu_1, \cdots, \mu_{c_i}, \cdots, \mu_L) \prod_{i=1}^L f_{c_i}(x_{c_i}) =$$
$$\frac{e^{-0.5\Phi^T(\rho^{-1} - \mathbf{I})\Phi}}{\sqrt{\det \rho}} \prod_{i=1}^L f_{c_i}(x_{c_i}) \tag{14}$$

式中： $\mathbf{x}$ 为分布式新能源场站集群的功率向量； $C(\cdot)$ 为高斯 Copula 函数； μ_{c_i} 为分布式新能源场站集群 c_i 的累积分布函数； x_{c_i} 为分布式新能源场站集群 c_i 的功率； $f_{c_i}(x_{c_i})$ 为分布式新能源场站集群 c_i 的概率密度函数； ρ 为高斯 Copula 函数中描述相关性的系数矩阵； $\mathbf{I}$ 为单位矩阵； $\det(\cdot)$ 为相应方阵对应行列式的值； Φ 为标准正态分布概率密度函数向量。

分布式新能源出力在一定区间范围内波动时，其任意出力组合均可视为一个运行场景^[41-42]。研究表明，随着聚类个数的增加，风险评估计算精度会先提高后趋于平稳，但计算效率整体呈下降趋势。若对所有运行场景均进行风险评估，其计算量和耗时将极为可观，难以满足在线应用要求。通过场景法将分布式新能源不确定性问题转换为确定性问题，使风险评估聚焦于代表性强、差异性大的少数场景，而非数量庞大的场景集合，有助于提高决策质量。

因此，文中采用离散化场景近似代替概率模型，通过场景抽样和缩减方法将概率模型离散化为有限的离散关键场景，以减少需要进行风险评估的运行场景数量，提高风险评估的计算效率。具体步骤如下。

- (1) 采用场景覆盖率和计算效率较好的拉丁超立方抽样方法，生成满足高斯 Copula 函数分布的 $L \times Z$ 维数据样本， Z 为抽样分层数。
- (2) 为进一步提高场景覆盖率，可结合历史风险评估结果和专家经验，将部分低概率高风险的极端场景纳入数据样本集。
- (3) 随机抽取部分预测数据或者选取相似时段的历史数据，采用手肘法确定最佳聚类个数。
- (4) 采用 K-means 聚类方法将场景样本聚类为 K 类，将各类场景中距离其样本均值最近的场景作为类中心，并将各类样本数与样本总数的比例作为该类概率值。
- (5) 通过式(15)对各类中心进行累积概率分布逆变换 $F^{-1}(\cdot)$ ，得到分布式新能源场站集群出力，从而生成 K 组离散关键场景及其概率。

$$x_{c_i,t} = F_{c_i}^{-1}(\mu_{c_i,t}) \tag{15}$$

式中： $x_{c_i,t}$ 为离散关键场景 t 中的分布式新能源场站

集群 c_i 的功率； $\mu_{c_i,t}$ 为离散关键场景 t 中的分布式新能源场站集群 c_i 的累积分布函数。

4 算例分析

文中所提的风险评估方法已应用于某省级电网在线安全分析系统，并针对该电网某断面时刻进行风险评估。以该电网某分区为例来说明分布式新能源等值建模及集群划分方法(其他分区采用相同的方法，不再赘述)。该分区地理接线及分布式新能源接入情况如图 5 所示，其中 WZ、SW、SD、SC、YQ、HZ、FY、DX、RG、TH、CQ、KJ、TZ、HS、JH、LW 为变电站名称；A 类为 A 类 VSC；B 类为 B 类 VSC；双馈为双馈风机。

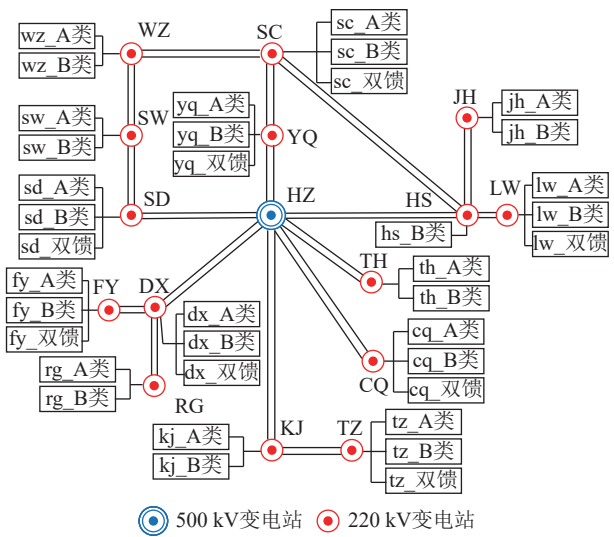


图 5 实际电网某分区地理接线及分布式新能源接入情况
Fig.5 Geographic connection and distributed new energy access in a certain partition of the actual power grid

4.1 分布式新能源等值建模及集群划分

4.1.1 与现有分布式新能源等值建模方法对比
以该分区 220 kV DX 变电站为例进行对比分析。该 DX 变电站低压侧配电网同时包含 A 类、B 类及双馈风机的分布式新能源。基于上一周期配电网数据采集结果，DX 变电站低压侧配电网各类分布式新能源历史出力及开机台数，如表 1 所示。

表 1 DX 变电站各类分布式新能源历史出力及开机台数
Table 1 Historical output and operating units number of various distributed new energy under DX substation

分布式新能源类型		历史出力/MW	开机台数
A类VSC	光伏	29.1	28
	直驱风机	14.9	10
B类VSC	光伏	11.6	10
	双馈风机	12.2	6

该断面时刻各类分布式新能源实际总出力及开机台数，如表 2 所示。

表 2 DX 变电站各类分布式新能源实际出力及开机台数
Table 2 Actual output and operating units number of various distributed new energy under DX substation

分布式新能源类型		实际出力/MW	开机台数
A类VSC	光伏	33.1	29
	直驱风机	11.8	9
B类VSC	光伏	13.5	12
	双馈风机	9.3	6

根据配电网的历史采集数据, 计算得到各类分布式新能源单台等值机的出力。在此基础上, 采用RBF神经网络构建各类分布式新能源总出力及单台等值机出力预测模型, 最终得到各类分布式新能源出力预测及等值机台数结果, 如表3所示。

表 3 DX 变电站各类分布式新能源出力及等值机台数预测结果
Table 3 The prediction results of various distributed new energy output and the number of equivalents under DX substation

分布式新能源类型		总出力预测/MW	单机出力预测/MW	等值机台数
A类VSC	光伏	32.7	1.12	30
	直驱风机	12.5	1.56	9
B类VSC	光伏	13.2	1.05	13
	双馈风机	9.7	2.03	5

对不同等值建模方法所得的DX变电站低压侧配电网各类分布式新能源总出力及开机台数分别进行暂态仿真, 仿真设置线路HZ-DX三永N-1故障, 故障后不同等值建模方法与实际新能源出力及开机台数对应的无功出力对比结果如图6所示。

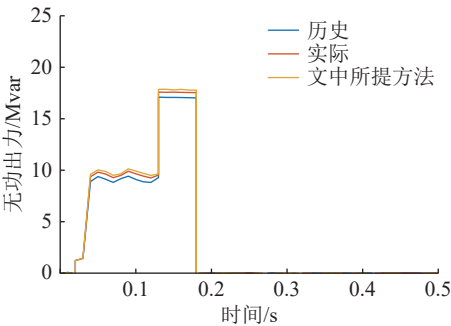


图 6 分布式新能源无功出力对比
Fig.6 Reactive power comparison of distributed new energy

根据图6的对比结果可知, 与采用数分钟前历史参数的建模方法相比, 文中所提的分布式新能源等值建模方法在故障后表现出的新能源暂态特性更接近实际情况, 使暂态仿真精度从95.9%提升至98.1%。

4.1.2 分布式新能源集群划分

采用文中所提建模方法完成该分区各配电网

中分布式新能源的等值建模。基于在线安全分析历史结果, 确定该分区中暂态电压稳定的关键母线、静态电压安全的关键母线以及过载的关键设备分别为母线CQ、母线WZ、线路SC—HS。在此基础上, 计算得到各分布式新能源集群划分指标, 如表4所示。

表 4 新能源集群划分指标
Table 4 New energy cluster division index

分布式新能源	$\{D, \alpha, \delta\}$	分布式新能源	$\{D, \alpha, \delta\}$
wz_A类	{62.5, 0.012, 0.184}	yq_B类	{0, 0.023, 0.192}
wz_B类	{0, 0.013, 0.183}	yq_双馈	{276.1, 0.023, 0.190}
sw_A类	{104.5, 0.017, 0.181}	th_A类	{395.8, 0.025, 0.191}
sw_B类	{0, 0.019, 0.181}	th_B类	{0, 0.025, 0.192}
sd_A类	{171.9, 0.023, 0.187}	cq_A类	{404.2, 0.026, 0.189}
sd_B类	{0, 0.023, 0.186}	cq_B类	{0, 0.026, 0.190}
sd_双馈	{154.7, 0.023, 0.187}	cq_双馈	{446.2, 0.025, 0.189}
fy_A类	{135.7, 0.016, 0.184}	kj_A类	{322.1, 0.022, 0.187}
fy_B类	{0, 0.017, 0.183}	kj_B类	{0, 0.022, 0.187}
fy_双馈	{122.1, 0.016, 0.183}	tz_A类	{131.9, 0.021, 0.184}
rg_A类	{112.3, 0.017, 0.185}	tz_B类	{0, 0.021, 0.183}
rg_B类	{0, 0.017, 0.185}	tz_双馈	{197.8, 0.020, 0.185}
dx_A类	{168.3, 0.021, 0.186}	jh_A类	{77.0, 0.019, 0.178}
dx_B类	{0, 0.021, 0.186}	jh_B类	{0, 0.019, 0.179}
dx_双馈	{155.4, 0.021, 0.185}	lw_A类	{187.2, 0.023, 0.182}
sc_A类	{121.5, 0.018, 0.187}	lw_B类	{0, 0.023, 0.184}
sc_B类	{0, 0.018, 0.187}	lw_双馈	{162.2, 0.022, 0.183}
sc_双馈	{162.0, 0.018, 0.188}	hs_B类	{0, 0.019, 0.187}
yq_A类	{197.2, 0.023, 0.190}		

基于各指标计算结果, 根据3.2节集群划分方法得到该分区的最佳聚类数为3, 集群划分结果如表5所示。

表 5 集群划分结果
Table 5 Cluster division results

集群编号	分布式新能源
1	sd_A类、sd_双馈、fy_A类、dx_A类、sc_A类、yq_A类、yq_双馈、th_A类、cq_A类、cq_双馈、kj_A类
2	sw_A类、sd_B类、fy_双馈、rg_A类、dx_B类、dx_双馈、sc_B类、sc_双馈、yq_B类、th_B类、cq_B类、kj_B类、tz_双馈、lw_A类、lw_双馈
3	wz_A类、wz_B类、sw_B类、fy_B类、rg_B类、tz_A类、tz_B类、jh_A类、jh_B类、lw_B类、hs_B类

4.2 与现有风险评估方法对比

采用文中所提的风险评估方法, 首先将分布式

新能源出力的置信区间划分为 50%、60%、70%、80%、90% 5 个档位。以置信区间 70% 为例,通过式(14)计算得到分布式新能源集群间的联合概率分布。然后,基于 3.2 节的离散化运行场景生成方法,确定该置信区间下共存在 6 个关键运行场景,各场景出现概率如表 6 所示。

表 6 70% 置信区间下各关键方式的概率
Table 6 Probability of key modes under 70% confidence interval

场景	概率
场景1	0.275
场景2	0.083
场景3	0.497
场景4	0.026
场景5	0.108
场景6	0.011

对 6 个关键运行场景分别进行静态安全分析和暂态稳定评估,结果表明,场景 6 存在线路过载、场景 2 存在暂态电压失稳问题。相应的暂态电压仿真结果如图 7 所示。

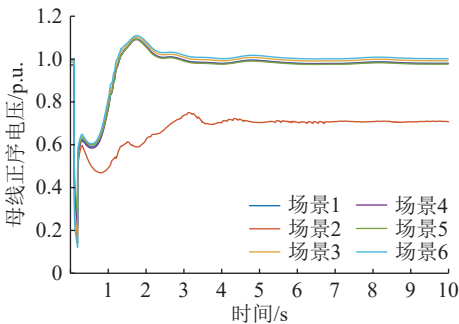


图 7 70% 置信区间下暂态电压仿真结果
Fig.7 Transient voltage simulation results under 70% confidence interval

针对场景 6 的线路过载问题需采取调整发电机及负荷有功功率的措施;针对场景 2 的暂态电压失稳问题需采取调整发电机无功及投退容抗器的措施。在此基础上根据式(11)计算得到 70% 置信区间下系统的风险值为 2.12。采用相同的方法得到不同置信区间下系统的运行风险及应对措施如表 7 所示。

由表 7 可以看出,随着置信区间的增大,系统的运行风险也越大,需采取的措施也越复杂,相应的控制代价也越大。

现有的风险评估方法通常基于分布式新能源出力预测误差的概率分布函数,通过蒙特卡洛抽样得到系统所有可能的运行状态。该方法首先计算各运行状态的出现概率及预想故障下的指标超限

表 7 不同置信区间下系统的运行风险及应对措施
Table 7 Operational risks and countermeasures of the system under different confidence intervals

置信区间/%	系统风险值	应对措施
50	0.29	发电机YH出力减少25.3 MW, 发电机TZ出力增加23.6 MW
60	1.06	发电机LQ出力减少39.4 MW, 母线ZG负荷减少37.9 MW
70	2.12	发电机DS出力增加31.1 MW, 发电机YH出力减少50.6 MW, 母线JX负荷减少18.9 MW, GJ电厂3台发电机机端电压调整为1.03 p.u., 母线OH投入1组电容器
80	3.26	发电机DS出力增加46.3 MW, 母线JX负荷减少26.1 MW, 发电机YH出力减少25.3 MW, 发电机LQ出力减少47.1 MW, GJ电厂3台发电机机端电压调整为1.03 p.u., 母线OH投入1组电容器
90	4.51	发电机DS出力增加53.6 MW, 母线JX负荷减少21.1 MW, 发电机YH出力减少25.3 MW, 发电机LQ出力减少50.6 MW, GJ电厂3台发电机机端电压调整为1.03 p.u., JN电厂2台发电机机端电压调整为1.02 p.u., 母线OH投入1组电容器, 母线WJ投入1组电容器, 母线BL退出1组电抗器

注:表中发电机和母线的名称为该省级电网其他分区中发电机和母线名称的缩写,考虑篇幅和地理接线图的清晰度未画出该省级电网全部的地理接线图。

程度,进而确定各指标的风险值;最后,采用加权求和法得到系统的综合运行风险。以文中算例为例,考虑切负荷、电压越限、线路有功功率越限、暂态功角失稳、暂态电压失稳以及暂态频率失稳的风险评估指标。各指标的权重通过主观赋权法与客观赋权法相结合的综合赋权法得到,设置蒙特卡洛抽样次数为 5 000。参考文献[41]将系统的运行风险由中风险降至低风险需采取的措施为:发电机 DS 出力增加 55.1 MW,母线 JX 负荷减少 22.3 MW,发电机 YH 出力减少 26.3 MW,发电机 LQ 出力减少 51.6 MW,GJ 电厂 3 台发电机机端电压调整为 1.03 p.u.,JN 电厂 2 台发电机机端电压调整为 1.03 p.u.,母线 OH 投入 1 组电容器,母线 WJ 投入 2 组电容器以及母线 BL 退出 2 组电抗器。各指标的控前、控后风险值如表 8 所示。

由计算结果可知,现有的风险评估方法对高概率低损失以及低概率高损失的事件采用无差别的抽样评估方式,导致在系统的运行风险降至低风险时需付出较高的控制代价。然而在实际运行中,低

表 8 现有风险评估方法系统控前、控后运行风险
Table 8 System operational risks of the existing risk assessment method before and after system control

风险指标	控前风险值/ 10^{-6}	控后风险值/ 10^{-6}
切负荷	1.06	1.01
电压越限	2.31	1.22
线路有功越限	21.30	3.86
暂态功角失稳	3.32	1.65
暂态电压失稳	23.50	4.92
暂态频率失稳	10.82	2.03
综合	9.94	2.35

概率高损失事件出现的次数极少。因此,相比于现有的风险评估方法,文中所提的风险评估方法不仅在重大保电期间能够保证系统所有可能出现的场景均可控,而且可以在分布式新能源不同运行方式下灵活选取置信区间,有效提升新能源的消纳能力,从而保障系统运行的经济性。

4.3 计算性能对比分析

实际在线安全分析系统中含大规模分布式新能源电网的运行风险评估功能模块共配置 20 台计算节点,每台节点有 4 个 CPU,共 16 核,主频为 2.27 GHz,内存为 8 GB。该电网共有 13 个供电分区、489 个分布式新能源场站。采用文中所提的分布式新能源集群划分方法,可将这些场站优化划分为 36 个新能源集群,分别基于聚类后的新能源集群(方法 1)与所有分布式新能源场站(方法 2)进行场景抽样、聚类分析以及风险评估测试,具体耗时对比结果如表 9 所示。

表 9 各模块耗时对比
Table 9 Time-consuming comparison of each module 单位: s

方法	场景抽样时间	场景聚类时间	风险评估时间
方法1	159	148	456
方法2	432	375	462

由表 9 的耗时统计结果可知,若对所有分布式新能源场站进行场景抽样、聚类及风险评估,大约需要 1 269 s 左右,而采用新能源集群只需 763 s 左右,计算效率提升了 39.9%,且满足在线安全分析 15 min 的计算周期要求。

5 结论

针对大规模分布式新能源并网给电力系统安全稳定运行带来的挑战,文中提出一种计及分布式新能源不确定性的电网运行风险评估方法。该方法建立了满足在线风险评估要求的综合负荷模型,

通过计算不同置信区间下系统的风险值及控制措施为调度运行人员提供决策依据,得到以下结论:

(1) 分布式新能源的有功出力 and 等值机台数是影响其暂态特性的两个关键因素。实际电网案例结果表明,基于 RBF 神经网络的分布式新能源出力预测及等值机台数确定方法可以将分布式新能源暂态仿真精度提高 2.2%,从而显著提高大规模分布式新能源电网运行风险评估的准确性。

(2) 通过新能源集群划分降低了参与抽样的不确定性变量维数。实际电网案例结果表明,所提的集群划分方法,在满足计算精度要求的前提下,可使在线计算效率提升 39.9%。

(3) 基于不同分布式新能源出力置信区间的系统风险指标可以全面反映系统实时运行风险特性,而不同风险等级下的控制策略不仅可以为调度运行人员提供决策依据,而且保证了系统运行的经济性。

参考文献:

[1] 郝文斌, 孟志高, 张勇, 等. 新型电力系统下多分布式电源接入配电网承载力评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(14): 23-33.
HAO Wenbin, MENG Zhigao, ZHANG Yong, et al. Carrying capacity evaluation of multiple distributed power supply access to the distribution network with the background of a new power system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 23-33.

[2] 王新宝, 葛景, 韩连山, 等. 构网型储能支撑新型电力系统建设的思考与实践[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(5): 172-179.
WANG Xinbao, GE Jing, HAN Lianshan, et al. Theory and practice of grid-forming BESS supporting the construction of a new type of power system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(5): 172-179.

[3] 辛保安, 李明节, 贺静波, 等. 新型电力系统安全防御体系探究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(15): 5723-5732.
XIN Baoan, LI Mingjie, HE Jingbo, et al. Research on security defense system of new power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5723-5732.

[4] 金梦, 朱鑫要, 周前. 新能源对电网调峰特性影响定量评估及应用[J]. 高压电器, 2023, 59(4): 70-76.
JIN Meng, ZHU Xinyao, ZHOU Qian. Quantitative assessment of influence of renewable energy on peak regulation characteristics of power grid and its application[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(4): 70-76.

[5] 丁坤, 陈博洋, 秦建茹, 等. 大规模新能源集群接入弱电网的消纳能力评估方法[J]. 电力建设, 2023, 44(11): 86-94.
DING Kun, CHEN Boyang, QIN Jianru, et al. Evaluation method of consumption ability of new large scale energy clusters connected to weak grids[J]. Electric Power Construction,

- 2023, 44(11): 86-94.
- [6] 孙靛雨, 林泽源, 李伟. 考虑氢储能的多目标综合能源优化配置方案研究[J]. 高压电器, 2024, 60(7): 88-96.
SUN Jingyu, LIN Zeyuan, LI Wei. Research on multi-objective comprehensive energy optimization configuration scheme considering hydrogen storage[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(7): 88-96.
- [7] 索之闻, 李晖, 张锋, 等. 高比例新能源直流送端系统分布式调相机优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 133-141.
SUO Zhiwen, LI Hui, ZHANG Feng, et al. Optimal configuration of a distributed synchronous condenser for an HVDC sending-end system with a high-proportion of renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 133-141.
- [8] 陈国平, 李明节, 许涛, 等. 我国电网支撑可再生能源发展的实践与挑战[J]. 电网技术, 2017, 41(10): 3095-3103.
CHEN Guoping, LI Mingjie, XU Tao, et al. Practice and challenge of renewable energy development based on interconnected power grids[J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3095-3103.
- [9] 鞠立伟, 吕硕硕, 李鹏. 新型电力系统需求侧灵活性资源时空协同优化与动态均衡机制研究综述[J]. 电力建设, 2024, 45(9): 142-163.
JU Liwei, LÜ Shuoshuo, LI Peng. Review of novel demand-side flexibility resource spatio-temporal co-optimization and dynamic equilibrium mechanism of power systems[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(9): 142-163.
- [10] 陈国平, 李明节, 许涛, 等. 关于新能源发展的技术瓶颈研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 20-27.
CHEN Guoping, LI Mingjie, XU Tao, et al. Study on technical bottleneck of new energy development[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 20-27.
- [11] 马燕峰, 骆泽榕, 赵书强, 等. 基于改进蒙特卡洛混合抽样的含风光电力系统风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 75-83.
MA Yanfeng, LUO Zerong, ZHAO Shuqiang, et al. Risk assessment of a power system containing wind power and photovoltaic based on improved Monte Carlo mixed sampling[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 75-83.
- [12] 付兵彬, 万小花, 熊小伏, 等. 基于风速时间周期特征的风电并网系统风险评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(19): 43-50.
FU Bingbin, WAN Xiaohua, XIONG Xiaofu, et al. Risk assessment of wind power integrated system based on time-periodic characteristics of wind speed[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(19): 43-50.
- [13] 汤涌, 张红斌, 侯俊贤, 等. 考虑配电网的综合负荷模型[J]. 电网技术, 2007, 31(5): 34-38.
TANG Yong, ZHANG Hongbin, HOU Junxian, et al. A synthesis load model with distribution network[J]. Power System Technology, 2007, 31(5): 34-38.
- [14] 徐振华, 李欣然, 宋军英, 等. 考虑双馈风电机的配网广义综合负荷建模[J]. 电工技术学报, 2013, 28(7): 234-242.
XU Zhenhua, LI Xinran, SONG Junying, et al. Load modeling considering doubly-fed induction generator (DFIG) integrated into distribution network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(7): 234-242.
- [15] MITRENTSIS G, LENS H. Data-driven dynamic models of active distribution networks using unsupervised learning techniques on field measurements[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(4): 2952-2965.
- [16] 兰天楷, 孙华东, 王琦, 等. 考虑分布式新能源的有源综合负荷模型[J]. 电工技术学报, 2024, 39(23): 7365-7378.
LAN Tiankai, SUN Huadong, WANG Qi, et al. Active synthesis load model considering distributed renewable energy source[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(23): 7365-7378.
- [17] 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.
- [18] 万灿, 崔文康, 宋永华. 新能源电力系统概率预测: 基本概念与数学原理[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(19): 6493-6509.
WAN Can, CUI Wenkang, SONG Yonghua. Probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources: basic concepts and mathematical principles[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(19): 6493-6509.
- [19] 摆世彬, 张金龙, 鲍颜红, 等. 计及新能源消纳的关联断面极限功率在线计算方法[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3717-3724.
BAI Shibin, ZHANG Jinlong, BAO Yanhong, et al. On-line limit power calculation of correlative transmission section considering new energy consumption[J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3717-3724.
- [20] 董骁骅, 张姝, 李焱, 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.
- [21] SUN Y Y, ZHONG J L, LI Z Y, et al. Stochastic scheduling of battery-based energy storage transportation system with the penetration of wind power[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(1): 135-144.
- [22] 吴峰, 李玮. 含高渗透率分布式光伏发电系统的配电网动态等值分析[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 65-70, 181.
WU Feng, LI Wei. Dynamic equivalence analysis of distribu-

- tion network integrated with high-penetration distributed photovoltaic generation system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(9): 65-70,181.
- [23] 陈海东, 潘学萍, 黄桦, 等. 分布式光伏与风电机组 LVRT 及电流限幅环节的等值建模[J]. *电力自动化设备*, 2022, 42(7): 25-32,39.
- CHEN Haidong, PAN Xueping, HUANG Hua, et al. Equivalent modeling of LVRT and current limiting links for distributed photovoltaic and wind turbine generators[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(7): 25-32,39.
- [24] 高亚静, 李瑞环, 梁海峰, 等. 考虑间歇性电源与负荷不确定性情况下基于多场景技术的主动配电系统两步优化调度[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(7): 1657-1665.
- GAO Yajing, LI Ruihuan, LIANG Haifeng, et al. Two step optimal dispatch based on multiple scenarios technique considering uncertainties of intermittent distributed generations and loads in the active distribution system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(7): 1657-1665.
- [25] 汪惟源, 窦飞, 程锦闽, 等. 一种风光联合出力概率模型建模方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(10): 22-29.
- WANG Weiyuan, DOU Fei, CHENG Jinmin, et al. A modeling method for a wind and photovoltaic joint power probability model[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(10): 22-29.
- [26] 钮厚敏, 贾科, 刘鑫, 等. 光伏直流升压场站并网整体协同低电压穿越控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(8): 1-12.
- NIU Houmin, JIA Ke, LIU Xin, et al. Overall coordinated low voltage ride-through control strategy for grid connection of a photovoltaic DC booster station[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(8): 1-12.
- [27] 孙华东, 李佳豪, 李文锋, 等. 大规模电力系统仿真用新能源场站模型结构及建模方法研究(二): 机电暂态模型[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(6): 2190-2202.
- SUN Huadong, LI Jiahao, LI Wenfeng, et al. Research on model structures and modeling methods of renewable energy station for large-scale power system simulation (II): electromechanical transient model[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(6): 2190-2202.
- [28] 龚莺飞, 鲁宗相, 乔颖, 等. 光伏功率预测技术[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(4): 140-151.
- GONG Yingfei, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. An overview of photovoltaic energy system output forecasting technology[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(4): 140-151.
- [29] 孙荣富, 张涛, 和青, 等. 风电功率预测关键技术及应用综述[J]. *高电压技术*, 2021, 47(4): 1129-1143.
- SUN Rongfu, ZHANG Tao, HE Qing, et al. Review on key technologies and applications in wind power forecasting[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(4): 1129-1143.
- [30] 王彪, 吕洋, 陈中, 等. 考虑信息时移的分布式光伏机理-数据混合驱动短期功率预测[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(11): 67-74.
- WANG Biao, LYU Yang, CHEN Zhong, et al. Hybrid mechanism-data-driven short-term power forecasting of distributed photovoltaic considering information time shift[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(11): 67-74.
- [31] 高博, 茆超, 张冲标, 等. 基于时空图网络的分布式光伏发电出力预测[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35(3): 125-133.
- GAO Bo, MAO Chao, ZHANG Chongbiao, et al. Output prediction of distributed photovoltaic power generation based on spatial-temporal graph neural network[J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2023, 35(3): 125-133.
- [32] 尹国龙. 基于分布式光伏发电量预测运行的运行优化策略研究[J]. *电测与仪表*, 2021, 58(10): 118-124.
- YIN Guolong. Research on operation optimization strategy based on predictive analysis of distributed photovoltaic generation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2021, 58(10): 118-124.
- [33] 王育飞, 付玉超, 孙路, 等. 基于混沌-RBF 神经网络的光伏发电功率超短期预测模型[J]. *电网技术*, 2018, 42(4): 1110-1116.
- WANG Yufei, FU Yuchao, SUN Lu, et al. Ultra-short term prediction model of photovoltaic output power based on chaos-RBF neural network[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(4): 1110-1116.
- [34] 韩璐, 尹纯亚, 戴晨, 等. 高比例新能源送端系统暂态电压运行风险分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(1): 23-34.
- HAN Lu, YIN Chunya, DAI Chen, et al. Transient voltage operational risk of a high-proportion new energy sending system[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(1): 23-34.
- [35] 赵晶晶, 贾然, 陈凌汉, 等. 基于深度学习和改进 K-means 聚类算法的电网无功电压快速分区研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(14): 89-95.
- ZHAO Jingjing, JIA Ran, CHEN Linghan, et al. Research on fast partition of reactive power and voltage based on deep learning and an improved K-means clustering algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(14): 89-95.
- [36] 叶林, 施媛媛, 王启亭, 等. 面向暂态分析的分布式光伏集群多步分群与等值建模[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(14): 72-81.
- YE Lin, SHI Yuanyuan, WANG Qiheng, et al. Multi-step grouping and equivalent modeling of distributed photovoltaic clusters for transient analysis[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(14): 72-81.
- [37] 崔建磊, 文云峰, 郭创新, 等. 面向调度运行的电网安全风险管控系统(二)风险指标体系、评估方法与应用策略[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(10): 92-97.
- CUI Jianlei, WEN Yunfeng, GUO Chuangxin, et al. Design of a security risk management system for power system dispatch-

- ing and operation part two risk index, assessment methodologies and application strategies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(10): 92-97.
- [38] 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.
- [39] 韦艳华, 张世英. Copula 理论及其在金融分析上的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 10-23.
- WEI Yanhua, ZHANG Shiying. Copula theory and its application in financial analysis[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 10-23.
- [40] 杨晶显, 刘俊勇, 韩晓言, 等. 基于深度嵌入聚类的水光荷不确定性源场景生成方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(22): 7296-7306.
- YANG Jingxian, LIU Junyong, HAN Xiaoyan, et al. An uncertain hydro/PV/load typical scenarios generation method based on deep embedding for clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(22): 7296-7306.
- [41] 陈颖元, 蒋玮, 韩俊. 考虑输出功率相关性的光伏电站典型场景生成方法研究[J]. 电力工程技术, 2021, 40(2): 11-17, 25.
- CHEN Haoyuan, JIANG Wei, HAN Jun. A typical scene generation method considering output power correlation of photovoltaic power plants[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(2): 11-17, 25.
- [42] 黎静华, 左俊军, 汪赛. 大规模风电并网电力系统运行风险评估与分析[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3503-3513.
- LI Jinghua, ZUO Junjun, WANG Sai. Analysis and assessment of operation risk for power system with large-scale wind power integration[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3503-3513.

作者简介:



赵帅

赵帅(1986), 男, 博士, 高级工程师, 从事电力系统数字仿真、稳定性分析与控制、电力系统规划设计相关工作 (E-mail: zm_darst19860702@126.com);

郑晓麟(1992), 男, 硕士, 高级工程师, 从事电力系统分析计算相关工作;

陆涛(1982), 男, 硕士, 高级工程师, 从事新能源与电力平衡相关工作。

Quantitative operation risk assessment method for power grid with large-scale distributed new energy

ZHAO Shuai¹, ZHENG Xiaolin², LU Tao³, YANG Xiaojing¹, JIANG Ning¹, LIU Haipeng¹

(1. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China; 2. State Grid Tianjin Electric Power Research Institute, Tianjin 300384, China; 3. Binhai Power Supply Branch of State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300450, China)

Abstract: The large-scale integration of massive heterogeneous distributed new energy has brought great challenges to the safe and stable operation of power system. It is of great significance to carry out research on operational risk assessment considering the uncertainty of distributed new energy. Firstly, the key influencing factors of the dynamic response characteristics of the distributed new energy equivalent model are analyzed, and the online dynamic equivalent modeling method of distributed new energy is proposed to determine the comprehensive load model and the state of distributed new energy that meet the requirements of online risk assessment. Then, according to the output characteristics of distributed new energy and multiple types of security and stability impact factors, clusters are divided, and the number of deterministic scenarios participating in safety and stability analysis is reduced by reducing the dimensionality of uncertainty variables. On this basis, the control measures and risk indicators that meet the requirements of safe and stable operation are calculated for different confidence intervals, and the different consequences of high probability low loss and low probability high loss scenarios on the power system are quantitatively evaluated. Finally, the application case results of actual power grid show that the risk assessment method proposed in this paper not only improves the risk assessment accuracy and calculation efficiency of the power grid with distributed new energy, but also can more comprehensively reflect the real-time operation risk characteristics of the system.

Keywords: distributed new energy; uncertainty; equivalent modeling; cluster division; discretized scenario; risk assessment

(编辑 吴昊)