

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240055

计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识

邹世豪¹, 曹永吉², 刘志文¹, 李常刚¹

(1. 山东大学电气工程学院, 山东 济南 250061; 2. 山东大学智能创新研究院, 山东 济南 250101)

摘要: 针对电网静态和暂态电压失稳特性差异化明显、安全稳定分析难以兼顾的问题, 提出一种计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识方法。建立面向静态和暂态电压稳定评估的输入特征, 采用主成分分析方法降低静态电压特征的维度, 并利用改进 k-means++方法对电网进行分区, 筛选各分区的表征节点作为暂态电网稳定的待评估节点。量化表征电网静态和暂态电压失稳的风险等级, 构建基于深度置信网络(deep belief networks, DBN)的多时间尺度电压稳定一体化评估模型, 以提取失稳模式。分析不同电压失稳模式与电网线路间的耦合关系, 建立量化指标以辨识电网薄弱环节。最后, 通过算例分析验证了所提方法的有效性。

关键词: 静态电压稳定; 暂态电压稳定; 风险等级量化; 深度学习; 薄弱环节辨识

Identification of grid weak link considering voltage instability patterns at multiple time scales

ZOU Shihao¹, CAO Yongji², LIU Zhiwen¹, LI Changgang¹

(1. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

2. Academy of Intelligent Innovation, Shandong University, Jinan 250101, China)

Abstract: The significant differences in the instability mechanism and process of static and transient voltage makes united analysis a challenging problem. An approach is proposed to identify weak grid links considering the voltage instability patterns at multiple time scales. The input features for static and transient voltage stability assessment are established. Principal component analysis is used for dimensionality reduction, and the improved k-means++ method is used to partition the power grid and select representative buses for transient voltage analysis. The risk levels of power system static and transient voltage instability are quantified, and a united multi-time-scale voltage stability assessment model is constructed based on deep belief networks (DBN) to extract voltage instability patterns. The coupling between voltage instability patterns and power grid links is analyzed. Quantitative indices are built to identify the power grid weak links. Finally, the effectiveness of the proposed method is validated through case studies.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177096).

Key words: static voltage stability; transient voltage stability; risk level quantification; deep learning; weak link identification

0 引言

新能源机组的动态无功支撑能力较弱, 高比例接入下将导致电网的无功储备不足, 增加静态和暂态电压失稳的风险^[1-3]。电力系统的失稳过程往往由薄弱环节开始, 安全稳定控制方案的制定也一般以薄弱环节为主要的控制对象^[4-6]。因此, 准确辨识不同电压失稳模式下的电网薄弱环节, 对于新型电力系统的电压稳定分析与控制具有重要意义。

静态电压稳定是电力系统受到小扰动后, 系统保持稳定电压的能力; 相较之下, 暂态电压稳定是电力系统受到大扰动后保持稳定电压的能力^[7-8]。静态电压稳定分析的实质是通过迭代求解潮流, 获取系统当前运行点到电压崩溃点之间的量化距离, 其输入特征主要是与电网运行状态相关的变量^[9-12]。静态电压稳定分析反映在某个时间断面下节点电压随着负荷的增加而持续降低至崩溃, 是一个长时间尺度的过程, 而暂态电压稳定分析是在该时间断面的基础上设置扰动事故, 进而分析短时间窗口下的暂态过程, 二者在时间尺度上具有差异。但是, 长时间尺度的静态电压稳定和短时间尺度的暂态电压

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52177096); 山东省自然科学基金项目资助(ZR2021QE133)

稳定所对应的潜在薄弱环节都需要被辨识出来, 以通过预防控制来消除相应的薄弱环节。暂态电压稳定分析相当于在静态电压稳定分析输入特征的基础上进一步考虑扰动事故的影响, 其训练样本数据主要是在静态电压稳定分析的样本数据的基础上叠加不同的扰动事故, 二者之间具有一定的耦合性。因此, 对多时间尺度的静态电压和暂态电压稳定进行一体化的分析, 能够充分利用二者间输入特征和样本数据的耦合性, 以较好地辨识电网薄弱环节。

现阶段电压稳定评估方法主要包括: 时域仿真法、直接法和深度学习法^[13]。时域仿真法通过数值仿真轨迹来判断系统的电压稳定性, 精度较高, 但难以满足评估时效性的要求^[14]。直接法一般利用能量函数进行稳定性分析, 存在能量函数构造困难、适用性难以保证的问题^[15]。深度学习强大的数据挖掘能力在电力系统分析与控制中具有较大的优势, 能够基于数据驱动实现电压稳定的快速评估^[16-17]。

基于深度学习的电压稳定评估方法的场景适用性较强, 现阶段分别针对静态和暂态电压稳定评估开展了一系列研究。文献[18]构建利用少量标签即可准确评估静态电压稳定的深度神经网络模型, 有效解决信息丢失问题。文献[19]提出可主动交互在线预测和离线训练的静态电压评估方法, 克服训练数据准备困难的问题。文献[20]对系统节点进行策略分组, 设计自适应结构集成学习模型, 提高数据缺失容忍性。文献[21]基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)实现暂态电压评估, 考虑非周期不稳定与振荡不稳定间的差异, 细化失稳场景。文献[22]为解决数据驱动而缺失动态时空特性的问题, 采用新型时空图卷积网络评估暂态电压稳定。

基于电压稳定评估结果, 对电网的薄弱环节进行辨识能够有效降低失稳风险, 现阶段的辨识方法主要包括: 网络拓扑分析法和运行状态分析法^[23-25]。文献[26]基于改进负载潮流熵和支路开断熵构建 2 阶段支路脆弱辨识熵指标, 实现支路脆弱性区分和严重性辨识。文献[27]兼顾计及传输裕度率的有功输电介数指标和基于改进潮流转移熵的冲击性指标, 建立支路综合重要度指标, 实现薄弱支路辨识, 量化支路开断对系统的潮流冲击。文献[28]基于局部集中度和潮流变化熵, 分别从拓扑结构脆弱性和运行特性脆弱性进行电-气互联系统脆弱环节辨识。文献[29]利用不平衡量初值构建高维状态矩阵, 计算平均谱半径和状态矩阵最大特征值以进行薄弱点辨识。

上述关于电网静态和暂态电压稳定评估的研究大多聚焦于数据缺失时深度学习模型的训练以及模型预测效果的改进, 较少关注多时间尺度下电压稳

定性的分析。电网薄弱环节辨识主要基于拓扑结构和潮流信息展开, 缺少能够综合暂态和稳态信息的辨识方法。

本文提出计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识方法, 实现静态和暂态电压稳定一体化评估以及静态和暂态电压失稳模式的薄弱环节辨识。构建静态和暂态电压稳定评估输入特征, 基于主成分分析(principal component analysis, PCA)实现静态电压稳定评估输入特征降维; 建立暂态电压响应特性矩阵, 利用改进 k-means++ 算法对系统节点的暂态电压响应特性向量进行聚类并构建代表节点筛选指标, 实现电网分区, 降低暂态电压稳定评估输入特征中的冗余信息。基于深度置信网络(deep belief network, DBN)构建多时间尺度电压稳定一体化评估模型, 得到静态和暂态电压失稳模式集合。构建静态和暂态电压失稳模式的线路薄弱程度量化指标, 静态电压失稳模式的薄弱环节聚焦至最快到达电网潮流极限的线路, 暂态电压失稳模式综合考虑网络拓扑和潮流状态辨识得到失稳薄弱环节, 最终得到全网多时间尺度电压失稳模式的薄弱环节集合。

1 计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识框架

本文基于 DBN 构建多时间尺度电压稳定一体化评估模型, 进而在评估结果的基础上对电网薄弱环节进行辨识。所提框架包含多时间尺度电压稳定评估输入特征构建、基于 DBN 的多时间尺度电压稳定一体化评估模型构建、多时间尺度电压稳定在线评估和电压稳定薄弱环节辨识 4 部分, 如图 1 所示。本文构建的电网薄弱环节辨识框架综合考虑了长时间尺度的静态电压失稳模式和短时间尺度的暂态电压失稳模式, 以充分利用二者间输入特征和样本数据的耦合性。在输入特征的构建方面, 首先建立静态电压稳定分析输入特征, 在此基础上, 考虑扰动事故的特征, 建立暂态电压稳定分析输入特征。在样本数据的生成方面, 首先生成用于静态电压稳定分析的电网稳态运行场景数据, 在此基础上, 考虑扰动事故, 建立用于暂态电压稳定分析的样本场景。在电压稳定一体化在线评估时, 首先基于电网当前的运行场景, 评估长时间尺度的静态电压稳定性, 然后考虑预想事故集合, 评估对应潜在预想事故下的电网短时间尺度的暂态电压稳定性, 进而较好地辨识出计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节, 为预防控制提供有效支撑, 以保障电网的安全稳定。

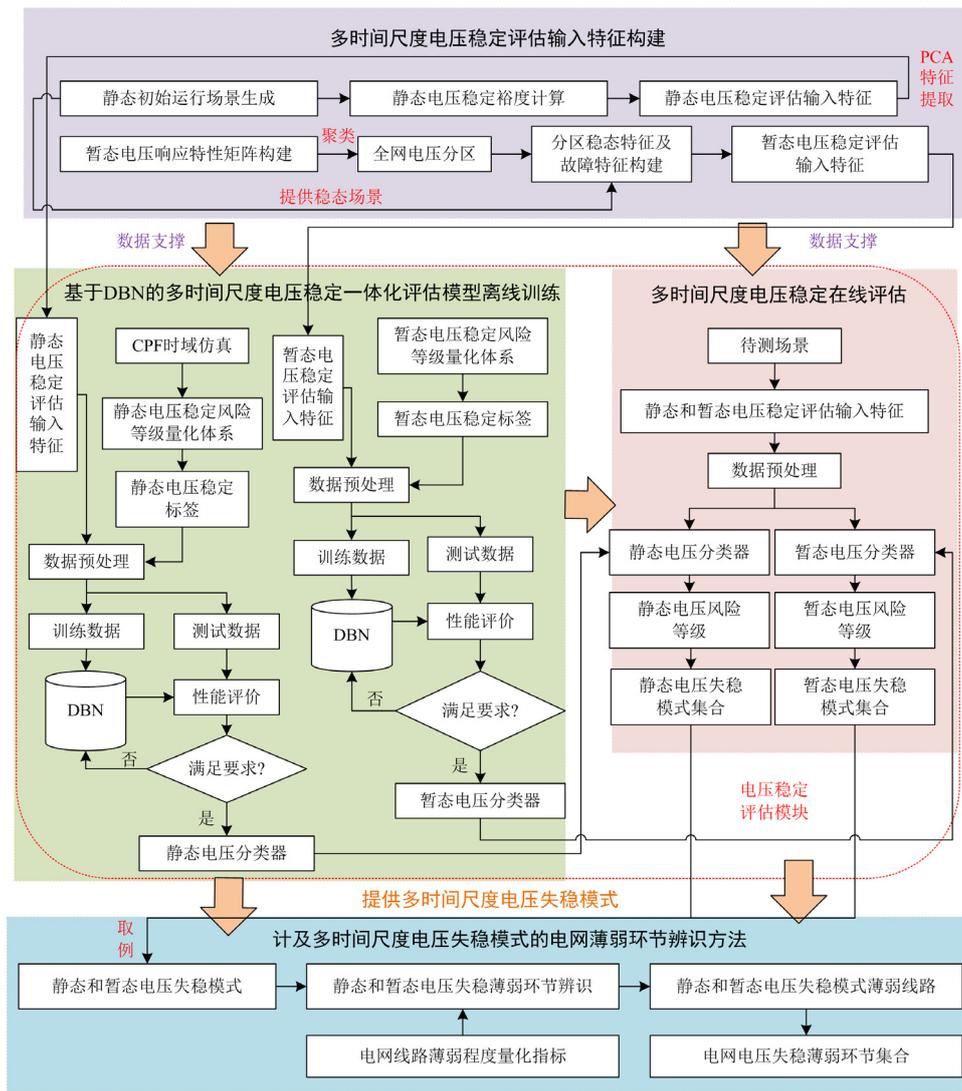


图 1 计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识框架

Fig. 1 Framework for identifying grid weak link considering voltage instability modes with multiple time scales

由图 1 可得, 计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识方法的步骤如下。

1) 多时间尺度电压稳定评估输入特征构建。从系统级和节点级构建稳态特征, 并采用 PCA 降低特征集合的维度, 以作为静态电压稳定评估输入特征。另一方面, 暂态电压稳定的特征除上述系统级和节点级的稳态特征外, 还要考虑扰动事故的特征。为了降低不同区域内暂态电压稳定评估输入特征信息冗余对暂态电压稳定评估准确性的影响, 综合考虑节点电压波动性和暂态电压裕度指标, 构建暂态电压响应特性矩阵, 用于描述系统节点的暂态电压响应特性。然后, 基于改进 k-means++ 和分区代表节点筛选指标进行电网分区和代表节点筛选。最后, 将上述系统级和节点级稳态特征映射到各分区, 以

生成各分区的稳态特征, 并结合故障特征构建各分区的暂态电压稳定评估输入特征。

2) 基于 DBN 的多时间尺度电压稳定一体化评估模型构建。根据当前电网故障状态进行静态和暂态电压稳定性一体化评估训练。根据步骤 1) 构建静态和暂态电压稳定性一体化评估输入特征集合。针对电网未发生故障的场景集, 根据步骤 1) 构建静态电压稳定评估输入特征集, 进行静态电压稳定评估模型训练。针对电网发生故障的场景, 首先, 根据步骤 1) 中电网分区结果得到暂态电压稳定评估模型训练需要的不同分区的稳态特征, 然后, 根据电网故障状态生成故障特征, 最后, 将稳态特征与故障特征结合构建暂态电压稳定评估输入特征集, 进行暂态电压稳定评估模型训练。在此过程中建立了静

态和暂态电压稳定风险等级量化体系,以划分失稳场景,制定训练标签,并构建了模型性能评价指标。

3) 多时间尺度电压稳定在线评估。首先,按照步骤1)构建面向静态和暂态电压稳定评估的输入特征。然后,采用步骤2)中训练完成的多时间尺度电压稳定一体化评估模型,基于电网当前运行场景评估长时间尺度的静态电压稳定性,进而考虑预想事故集合,评估对应预想事故下的电网短时间尺度的暂态电压稳定性。最后,基于上述评估结果,得到多时间尺度下的电网电压失稳模式集合。

4) 计及多时间尺度电压失稳模式的薄弱环节辨识。分析不同电压失稳模式与电网线路间的耦合关系,建立衡量线路薄弱程度的量化指标,提出多时间尺度下电网电压薄弱环节辨识方法。对步骤3)中得到的静态和暂态电压失稳模式进行分析,辨识出不同电压失稳模式下的电网薄弱线路。

2 多时间尺度电压稳定评估输入特征构建

2.1 静态电压稳定评估输入特征

在电网运行过程中,不同节点的负荷需求和发电机出力以不同的速率增长,可表示为

$$\begin{cases} P_{i,L} = P_{i,L0}(1 + \gamma k_{PL}) \\ Q_{i,L} = Q_{i,L0}(1 + \gamma k_{QL}) \\ P_{i,G} = P_{i,G0}(1 + \gamma k_G) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{i,L}$ 和 $Q_{i,L}$ 分别为节点 i 的负荷有功需求和负荷无功需求; $P_{i,G}$ 为节点 i 的发电机有功出力; $P_{i,L0}$ 和 $Q_{i,L0}$ 分别为初始状态下节点 i 的负荷有功需求和负荷无功需求; $P_{i,G0}$ 为初始状态下节点 i 的发电机有功出力; k_{PL} 和 k_{QL} 分别为负荷有功需求和无功需求的增长率乘法因子; k_G 为发电机有功出力的增长率乘法因子; γ 为某一方向上负荷需求和发电机出力的临界负荷参数。

静态电压稳定分析的实质是通过迭代求解潮流,获取系统当前运行点到电压崩溃点之间的量化距离。因此,静态电压稳定分析是基于当前运行场景的分析^[9-10]。常用于静态电压稳定分析的电网 $P-V$ 曲线如图2所示。图2中: P_0 为初始运行点时对应的负荷值; P_{max} 为达到电压崩溃点时对应的负荷值。从初始运行点出发,按照一定负荷增长形式运行,随着负荷需求增加,电压幅值下降,直至下降到电压崩溃点(voltage collapse point, VCP), P_{VCP} 作为稳定域和失稳域的分界点,可定义为

$$P_{VCP} = (\lambda_{max}, V_{\lambda_{m,i}}) \quad (2)$$

式中: λ_{max} 为最大负荷水平系数,表示该系统电压

稳定裕度; $V_{\lambda_{m,i}}$ 为最大负荷水平系数下节点 i 的电压幅值。

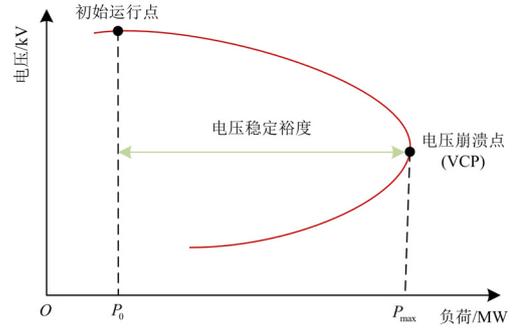


图2 静态电压稳定分析 $P-V$ 曲线

Fig. 2 $P-V$ curve of static voltage stability analysis

稳态特征可以分为系统级特征和节点级特征,旨在反映系统的整体运行状况。静态电压稳定分析是基于电网当前稳态运行场景的分析^[9-10],而发电机出力、新能源机组出力、负荷需求、节点电压和相角能够较好地描述系统的运行状态,是静态电压稳定分析中常选取的变量^[18,30]。因此,本文选取发电机出力、新能源机组出力、负荷需求、节点电压以及节点相角构成静态电压稳定评估输入特征集合,如表1所示。此外,由于静态电压稳定分析是基于电网当前稳态运行点开展的,上述系统级特征和节点级特征均为当前时间断面的电气量^[18,30]。

表1 静态电压稳定评估输入特征集

Table 1 Input feature set for static voltage stability assessment

稳态特征变量	特征类型
系统有功、无功负荷总量	系统级稳态特征
系统新能源机组出力总量	
系统有功、无功出力总量	
系统电压平均值	节点级稳态特征
各母线电压、相角	
各发电机有功出力	
各新能源机组出力	
各负荷有功需求	
各负荷无功需求	

随着电网规模不断扩大,节点级特征数量不断增加,极易造成维数灾,降低评估的准确率。基于PCA对静态电压稳定评估输入特征集进行降维,具体步骤如下。

1) 对原始特征集 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times n}$ 进行标准化处理,其中 m 为样本个数, n 为特征个数。

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - E(x_i)}{\sqrt{D(x_i)}} \quad (3)$$

式中: $E(x_i)$ 为矩阵 \mathbf{X} 第 i 列均值; $D(x_i)$ 为矩阵 \mathbf{X}

第 i 列方差; z_{ij} 为标准化后矩阵元素; x_{ij} 为第 i 行和第 j 列的元素。

2) 建立标准化数据的相关性系数矩阵 $\mathbf{R} = (r_{ij})_{n \times n}$, 其中 r_{ij} 反映特征 Z_i 和 Z_j 之间的相关联程度。

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(Z_i, Z_j)}{\sqrt{D(Z_i)}\sqrt{D(Z_j)}} \quad (4)$$

式中: $\text{cov}(Z_i, Z_j)$ 为特征 Z_i 和 Z_j 的协方差; $D(Z_i)$ 、 $D(Z_j)$ 分别为特征 Z_i 和 Z_j 的方差。

3) 采用奇异值分解计算相关性系数矩阵 \mathbf{R} 的特征值与特征向量。

4) 将特征值由大到小排序, 利用式(5)和式(6)计算累计贡献率。当累计贡献率达到 95% 时, 保留前 s 个主成分。

$$\omega_i = \frac{\phi_i}{\sum_{j=1}^n \phi_j} \quad (5)$$

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^s \phi_i}{\sum_{j=1}^n \phi_j} \quad (6)$$

式中: ω_i 为第 i 个主成分的方差贡献率; ϕ_i 和 ϕ_j 分别为相关性系数矩阵 \mathbf{R} 的第 i 个和第 j 个特征值; ρ 为累计贡献率。

5) 计算主成分值, 形成新的静态电压稳定评估输入特征集。

2.2 暂态电压稳定评估输入特征

2.2.1 考虑暂态电压响应特性的电网分区方法

电网遭受故障后, 同一区域内的暂态电压响应具有相似性^[13]。为构建合理有效的输入特征集, 将电网进行分区并选取分区代表节点用于评估, 以避免训练重复造成信息冗余。

考虑电压波动性、电压峰谷值以及故障允许的持续时间等因素, 利用节点电压波动性和暂态电压稳定裕度指标来表征节点的暂态电压响应特性^[31-32]。

$$V_{F,i} = \int_{t_0}^{t_0+\Delta t} \frac{|V_{i,t} - V_0|}{V_0} dt \quad (7)$$

$$\eta_i = \begin{cases} k_v(V_{\min} - V_{\text{th}}) + k_t \left(T_{\text{th}} - \frac{TV_{\text{th}}}{V_s} \right), & T < T_{\text{th}}, k_v + k_t = 1 \\ -1, & T \geq T_{\text{th}} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $V_{F,i}$ 为节点 i 的电压波动指标; $V_{i,t}$ 为故障中节点 i 在 t 时刻的暂态电压; V_0 为故障消失后稳态电压幅值; t_0 为故障发生时刻; Δt 为故障持续时间;

η_i 为节点 i 暂态电压稳定裕度; V_{th} 为暂态电压阈值; T_{th} 为暂态电压低于电压阈值允许持续时间; T 为母线暂态电压低于电压阈值实际持续时间; V_s 为故障消失后稳态电压幅值; V_{\min} 为故障消失后暂态电压最低幅值; k_v 为电压权重系数; k_t 为时间权重系数。

电网运行时, 电网运行状态和方式不同, 且故障形式也存在较大的差异。因此构造暂态电压响应特性矩阵 \mathbf{I} 用于描述系统各节点的暂态电压响应特性。

$$I_i = \mu_F V_{F,i} + \mu_U \eta_i \quad (9)$$

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} & \cdots & I_{1N} \\ I_{21} & I_{22} & \cdots & I_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ I_{M1} & I_{M2} & \cdots & I_{MN} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: I_i 为节点 i 暂态电压响应特性指标; μ_F 为节点电压波动指标权重, μ_U 为暂态电压稳定裕度指标权重, 为均衡考虑两种指标, 权重均设定为 0.5; M 为全网节点数; N 为故障场景数。

通过式(10)可得到节点 a 和节点 b 的不同故障场景下暂态电压响应特性向量 $[I_{a1} I_{a2} \cdots I_{aN}]$ 和 $[I_{b1} I_{b2} \cdots I_{bN}]$ 。为了将暂态电压响应特性相关性高的节点划分至同一分区, 基于改进 k-means++ 算法进行聚类分析, 并利用 Calinski-Harabasz(CHI)指标、误差平方和(sum of squared error, SSE)指标和 Davies-Bouldin(DBI)指标综合确定最优聚类数^[33]。因此, 基于改进 k-means++ 聚类的电网分析的步骤具体如下。

1) 设置聚类数范围, 即电网分区个数的范围;

2) 在当前聚类数下进行 k-means++ 聚类, 首先随机选择一个中心向量作为初始聚类中心, 其次计算每个暂态电压响应特性向量与当前已有聚类中心间的最短距离, 然后计算每个样本被选为下一个聚类中心的概率并选择出下一个聚类中心, 直到选择出当前聚类下的所有聚类中心;

3) 完成类别划分, 并计算当前 CHI、SSE 和 DBI 指标;

4) 在聚类数范围内重复执行步骤 2) 和 3), 进行指标对比以获得最优聚类数和聚类结果, 并将其作为电网分区的数量和结果。

电网分区后, 筛选出每个分区的代表节点, 作为待评估节点。节点相关系数可以衡量每个分区内暂态电压响应特性的相关性, 采用 Spearman 相关性系数构建分区节点相关性系数 ρ_s 。

$$\rho_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^{N_{\text{th}}} d_i^2}{N_{\text{VL}}(N_{\text{VL}}^2 - 1)} \quad (11)$$

式中： d_i 为两个暂态电压响应特性向量间排行差分集； N_{vL} 为暂态电压响应特性向量中元素个数。

基于分区节点相关性系数，计算分区内每个节点暂态电压响应特性向量与其余节点的响应特性向量之间的 ρ_s 的和，选择最大数值对应的节点作为分区代表节点，定义代表节点筛选指标 I_R 为

$$I_R = \max \left\{ \sum_{i=1}^j \rho_{i,1}, \sum_{i=1}^j \rho_{i,2}, \dots, \sum_{i=1}^j \rho_{i,j} \right\} \quad (12)$$

式中， $\rho_{i,j}$ 为节点 i 与节点 j 的暂态电压响应特性向量相关性系数。

2.2.2 暂态电压稳定评估输入特征构建

故障发生前系统稳定运行状态与故障后节点暂态电压跌落水平密切相关^[15]。电力系统暂态电压稳定性由系统运行状态和故障特征共同决定，可从稳态特征和故障特征两方面构建暂态电压评估输入特征。静态电压评估所需输入特征为稳态下电网运行特征，因此，暂态电压稳定评估输入特征集与静态电压稳定评估输入特征集之间存在着交集。

暂态电压稳定与初始运行方式、故障点条件、故障切除时间和故障后状态有关。电网分区后，根据各分区代表节点及其附近节点确定稳态特征。稳态特征构建原则为：1) 尽量靠近评估节点；2) 所选稳态特征使评估精度尽可能高；3) 预测误差相差很小下尽可能使用较少节点数。故障特征需进行故障扫描，并考虑故障线路状态、故障电气距离和故障持续时间等因素确定，稳态特征结合故障特征构成暂态电压稳定评估输入特征，暂态电压稳定评估输入特征集如表2所示。

表2 暂态电压稳定评估输入特征集

Table 2 Input feature set for transient voltage stability assessment

特征变量	特征类型
系统发电机有功和无功出力	系统级稳态特征
系统新能源机组有功和无功出力	
系统有功和无功负荷之和	
线路传输有功和无功功率之和	
系统电压平均值	节点级稳态特征
分区发电机有功、无功出力	
分区新能源有功、无功出力	
分区有功负荷、无功负荷	
分区母线电压和相角	故障特征
故障线路状态	
故障点与评估点间电气距离	
故障持续时间	
故障发生时节点电压变化率方差	

3 基于深度置信网络的多时间尺度电压稳定一体化评估模型

3.1 静态和暂态电压稳定风险等级量化

电压稳定评估由失稳与否的二分类问题转化为划分多个稳定状态的多分类问题，通过将不同风险场景进行细化，可明确不同场景风险等级，便于针对不同级别风险采取相应措施。

分析静态电压稳定需考虑负荷水平系数，基于全部运行场景负荷水平系数可将电压状态分为稳定、临界和警戒3种情况，静态电压稳定指标定义如式(13)所示。

$$V_{sv} = \begin{cases} 1, \lambda > \lambda_m \\ 2, \lambda_q \leq \lambda \leq \lambda_m \\ 3, \lambda < \lambda_q \end{cases} \quad (13)$$

式中： V_{sv} 为静态电压稳定指标， V_{sv} 为1表示此时系统静态电压稳定， V_{sv} 为2表示此时系统静态电压处于临界稳定状态， V_{sv} 为3表示系统静态电压处于失稳状态，需要采取措施防止电压崩溃； λ 为待判断场景负荷水平系数； λ_m 为全部场景负荷水平系数平均值； λ_q 为全部场景负荷水平系数第一四分位数。

文献[34]中提出了暂态电压稳定实用判据：故障后母线电压持续低于0.75 p.u.的时间不超过1 s。基于2.2.1节暂态电压稳定裕度建立暂态电压稳定分级函数 D ，如式(14)所示，将暂态电压稳定等级标准化至0到2之间。

当 $T > T_{th}$ 时，认为暂态电压失稳，稳定等级为2；当 $T \leq T_{th}$ 时，认为暂态电压稳定。此时将暂态电压稳定状态进一步划分，设置暂态电压稳定裕度阈值 η_{th} 。当 $\eta > \eta_{th}$ 时，为超稳定，稳定等级为0；当 $0 < \eta \leq \eta_{th}$ 时建立暂态电压稳定分级函数为：

$$D = a_1 e^{-\eta} + a_2。$$

$$D = \begin{cases} 0, \eta > \eta_{th}, T \leq T_{th} \\ a_1 e^{-\eta} + a_2, 0 < \eta \leq \eta_{th}, T \leq T_{th} \\ 2, T > T_{th} \end{cases} \quad (14)$$

式中： a_1 和 a_2 为系数，根据超稳定和失稳边界条件获得； η 为暂态裕度； η_{th} 为暂态裕度阈值。

为将稳定情况下风险进行划分，提供调度人员精准的临界稳定风险等级，建立风险分级函数为

$$D_r = \begin{cases} 0, D = 0 \\ 1, 0 < D \leq D_{th} \\ 2, D_{th} < D < 2 \\ 3, D = 2 \end{cases} \quad (15)$$

式中: D_r 为风险分级函数; D_{th} 为风险分级阈值。 D_r 为 0 时表示超稳定; D_r 为 1 时表示稳定, 存在较小失稳风险; D_r 为 2 时表示临界稳定, 存在较大失稳风险; D_r 为 3 时表示失稳, 需要紧急采取措施。

3.2 电压稳定一体化评估模型构建

3.2.1 DBN 模型架构

DBN 是由多层潜变量组成的贝叶斯概率生成模型, 由多个受限玻尔兹曼机(restricted boltzmann machines, RBM)堆栈组成。任意两个相连的神经元之间有权值 W 表示强度, 对显层和隐层神经元有偏置系数表示自身权重, 则一个 RBM 能量为

$$E(v, h) = -\sum_{i=1}^{N_v} b_i v_i - \sum_{j=1}^{N_h} c_j h_j - \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1}^{N_h} W_{ij} v_i h_j \quad (16)$$

式中: b_i 为显层神经元偏置系数; c_j 为隐层神经元偏置系数; W_{ij} 为神经元间连接权重; N_v 为显层神经元个数; N_h 为隐层神经元个数; v_i 为第 i 个可见单元状态; h_j 为第 j 个隐藏单元状态。

隐、显层神经元激活概率为

$$\begin{cases} P(h_j | v) = \sigma \left(b_j + \sum_i W_{ij} v_i \right) \\ P(v_i | h) = \sigma \left(c_i + \sum_j W_{ij} h_j \right) \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\sigma(\cdot)$ 为激活函数, 如 softmax 函数和 sigmoid 函数。

本文多时间尺度电压稳定评估为多分类问题, 输出层激活函数选择 softmax 函数, 表达式为

$$f_{\text{softmax}}(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{k=1}^K \exp(x_k)} \quad (18)$$

式中: x_i 、 x_k 分别为第 i 个和第 k 个神经元输出值; K 为神经元个数。

3.2.2 数据预处理

为消除不同特征量纲造成数据训练困难的问题, 需对数据进行规范化处理。对训练集和测试集进行归一化, 将数据映射到[0,1]之间。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (19)$$

式中: x 为归一化前的数据; x^* 为归一化后的数据; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为数据最大值和最小值。

3.2.3 DBN 模型训练

DBN 训练流程包括预训练、微调以及评估测试, 训练流程如图 3 所示, 具体步骤如下。

1) 预训练: DBN 的预训练过程使用贪婪逐层训

练策略, 对每一层的参数进行训练, 从而得到初始化的权重和偏置。在预训练中, 每一层都是一个 RBM, 用于对输入数据进行编码和解码。

2) 微调: 在预训练完成后, 需要进行微调, 即对整个网络进行端到端的训练, 以进一步提高模型性能。微调过程中, 使用反向传播算法来计算梯度, 并根据梯度更新网络参数。采用 Dropout 防止过拟合。微调的目标是最小化损失函数。在多分类模型中采用交叉熵损失函数 L_{CE} 。

$$L_{CE} = -\sum_{i=1}^{N_y} y_i \log(p_i) \quad (20)$$

式中: y_i 为标签, 如果样本属于类别 i , 则 y_i 为 1; p_i 为样本属于类别 i 的概率; N_y 为样本数。

3) 评估测试: 评估可以使用交叉验证等技术来进行, 以获得模型的性能指标, 例如准确率、精度、召回率和 F1 值等。

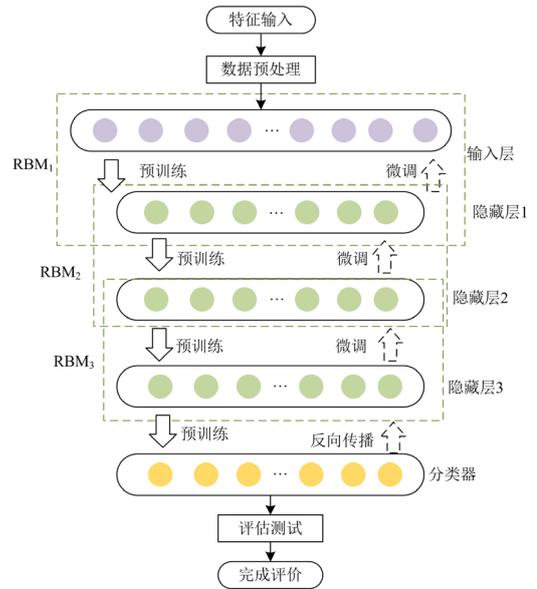


图 3 DBN 训练流程

Fig. 3 DBN training process

3.3 评估模型性能量化指标

DBN 模型采用准确率、马修斯相关系数(matthews correlation coefficient, MCC)、F1-score、漏报率和误警率进行评价。

准确率衡量评估结果与真实结果同样本的比例; MCC 是评价不同方法稳定和失稳样本分类性能的重要指标, 其值介于[-1,1], 值为 1 时表示预测完美, 为-1 时表示预测结果与真实值完全不符; F1-score 兼顾分类模型精确率和召回率, 其值介于[0,1]。DBN 模型评价指标准确率 I_{ACC} 、MCC 指标 I_{MCC} 、F1-score 指标 I_{F1} 、漏警率指标 I_{LA} 和误警率

指标 I_{FA} 分别为

$$I_{ACC} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN} + N_{TN}} \quad (21)$$

$$I_{MCC} = \frac{N_{TP} \times N_{TN} - N_{FP} \times N_{FN}}{\sqrt{(N_{TP} + N_{FP})(N_{TP} + N_{FN})(N_{TN} + N_{FP})(N_{TN} + N_{FN})}} \quad (22)$$

$$\begin{cases} I_{PRE} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \\ I_{REC} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \\ I_{FI} = 2 \times \frac{I_{PRE} \cdot I_{REC}}{I_{PRE} + I_{REC}} \end{cases} \quad (23)$$

$$\begin{cases} I_{LA} = \frac{N_{FP}}{N_{TN} + N_{FP}} \\ I_{FA} = \frac{N_{FN}}{N_{FN} + N_{TP}} \end{cases} \quad (24)$$

式中: N_{TP} 为实际为正例且判断也为正例的次数; N_{TN} 为实际为负例且判定也为负例的次数; N_{FP} 为实际为负例但判断为正例的次数; N_{FN} 为实际为正例但判断为负例的次数; I_{PRE} 为精确率; I_{REC} 为召回率。

4 基于多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识

4.1 静态电压失稳模式下的薄弱环节

由于大规模有功、无功转移会导致静态电压失稳^[35], 构建综合有功、无功传输特性的电网线路薄弱程度量化指标。其中, 500~1000 kV 区域线路薄弱程度量化指标 I_{SVH} 为^[35]

$$I_{SVH} = \frac{4(1 - BX + B^2Z^2/4)S_b^2Z^2}{[2(P_bR + Q_bX) - U_a^2 - Q_bBZ^2]^2} \quad (25)$$

式中: B 为线路电纳; R 、 X 分别为线路电阻和电抗; Z 为线路阻抗; P_b 、 Q_b 和 S_b 分别为线路末端节点 b 的有功、无功和视在功率; U_a 线路首端节点 a 的电压幅值。

220 kV 及以下区域线路薄弱程度量化指标 I_{SVL} 如式(26)所示。

$$I_{SVL} = \frac{4S_b^2Z^2}{(-U_a^2 + 2P_bR + 2Q_bX)^2} \quad (26)$$

220 kV 及以下等级电网进行计算可不考虑线路电纳的影响, 而 500~1000 kV 等级网架线路长, 充电功率大, 应考虑线路电纳影响, 因此两种电压等级区域下指标存在差异。线路越薄弱, 指标 I_{SVH} 和 I_{SVL} 则越大, 可寻找指标最大值对应线路作为静态

电压失稳重点关注对象。

4.2 暂态电压失稳模式下的薄弱环节

电网网架决定系统的电气耦合属性, 主导节点间功率流向, 暂态故障发生时, 发电机对各节点的电压支撑程度也会受到网架结构与参数的影响。识别暂态过程薄弱网架可在一定程度上反映失稳原因。

为了衡量网架中每条线路在发电机对节点进行电压支撑过程的参与程度, 定义电压支撑贡献指标。

$$\begin{cases} I_{VS,l} = \sum_{i \in \Omega_g, j \in \Omega_{bus}} \frac{D_{ij,l} - D_{ij}^0}{D_{ij}^0} \\ D_{ij} = z_{ii} + z_{jj} - z_{ij} - z_{ji} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $I_{VS,l}$ 为线路 l 电压支撑贡献指标, 指标越大, 表明线路 l 在电压支撑过程中越关键, 线路故障时, 电压容易失稳; D_{ij} 为节点 i 和 j 之间的电气距离; $D_{ij,l}$ 为线路 l 切除后节点 i 和 j 之间的电气距离; D_{ij}^0 为未发生故障时节点 i 和 j 之间的电气距离; Ω_g 为发电机节点集合; Ω_{bus} 为剩余母线集合; z_{ii} 、 z_{jj} 、 z_{ij} 和 z_{ji} 分别为节点阻抗矩阵中第 i 行第 i 列、第 j 行第 j 列、第 i 行第 j 列和第 j 行第 i 列元素。

在不同运行状态下, 节点附近线路流通功率不同, 导致得到不同的暂态电压失稳模式薄弱环节, 从线路传输功率角度建立指标可以衡量每条线路对母线电压的影响程度。

$$\begin{cases} I_{B,l} = \sum_{j \in \Omega_{bus}} \frac{S_l}{D_{lj}} \\ D_{lj} = \max_{a,b \in l, j \in \Omega_{bus}} \{D_{aj}, D_{bj}\} \end{cases} \quad (28)$$

式中: $I_{B,l}$ 为线路 l 的线路传输功率指标; S_l 为线路 l 的视在功率; D_{lj} 为线路 l 和节点 j 间的电气距离; D_{aj} 为节点 j 到线路 l 首端节点 a 的电气距离; D_{bj} 为节点 j 到线路 l 末端节点 b 的电气距离。

将上述两种指标分别归一化后并综合考虑, 建立暂态电压失稳模式的线路薄弱程度量化指标 $I_{TV,l}$ 。

$$I_{TV,l} = \mu_{VS} I_{VS,l}^* + \mu_B I_{B,l}^* \quad (29)$$

式中: μ_{VS} 和 μ_B 分别为电压支撑指标和功率传输指标的权重, 需根据实际工程需求确定; $I_{VS,l}^*$ 和 $I_{B,l}^*$ 分别为归一化后的电压支撑贡献指标和线路传输功率指标。

5 算例分析

5.1 算例设置

算例采用改进的 IEEE-39 节点系统, 节点 25

和 36 接入风电机组, 算例拓扑如图 4 所示, 静态数据采用 Matpower 生成, 暂态数据利用 Python 调用 STEPS^[36]生成。

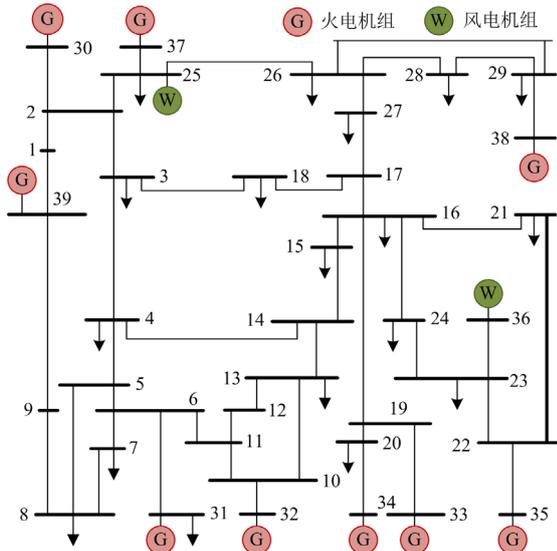


图 4 改进 IEEE-39 系统拓扑图

Fig. 4 Modified IEEE-39 system topology

为了考虑静态运行场景的随机性, 在负荷和发电机的基准有功和无功功率中加入随机扰动。此外, 在发电机基准电压幅值中加入小的随机扰动。负荷需求和发电机出力最大扰动率设置为 $\pm 30\%$, 电压最大扰动率设置为 $\pm 3\%$, 共生成 15 000 个静态初始运行场景, 通过 CPF 法求得负荷裕度并标记稳定情况标签, 以 9:1 的比例随机划分训练集和测试集。

暂态时域仿真中, 发电机模型采用六阶模型; 负荷模型采用感应电动机与恒阻抗负荷组成的综合负荷模型, 考虑感应电动机占比为 50%和 60%两种情况。首先, 确定静态初始运行场景集中潮流收敛场景, 然后, 将静态场景进行均匀筛选, 得到 100 个潮流收敛的初始分析场景。故障类型分为线路故障和母线故障, 其中线路故障设置在线路 10%~90% 区间内, 以 10%为步长选取 9 个故障点, 母线故障发生于系统节点, 共 39 个, 故障类型为三相短路故障。故障发生时刻在 0.5 s, 故障持续时间设置为 0.1~0.5 s, 时间间隔为 0.1 s, 共 5 个故障持续时间。仿真总时长为 5 s, 仿真步长为 0.01 s。

5.2 电网分区结果

对 IEEE-39 节点系统进行时域仿真, 随机选择 50 种场景构建暂态电压响应特性矩阵, 基于指标 CHI、SSE 和 DBI 确定最优聚类数, 指标变化趋势如图 5 所示。

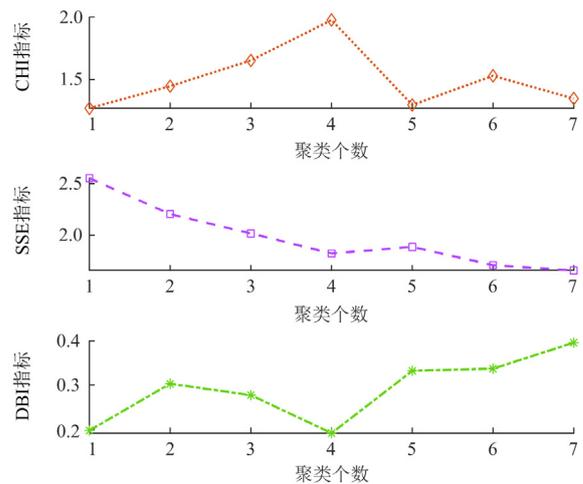


图 5 最优聚类数确定指标变化趋势

Fig. 5 Trend of indicators about determining optimal clustering number

将聚类数选择范围设置为 1~7, 由图 5 可得, 聚类数为 4 时, CHI 指标达到最大, SSE 指标减小幅度变小, DBI 指标达到最小, 因此聚类数为 4 时, 聚类效果最好, 可将电网分成 4 个区域。电网分区方案如表 3 所示。

表 3 IEEE-39 节点系统分区方案

Table 3 IEEE-39 system partitioning scheme

	分区 1	分区 2	分区 3	分区 4
节点	1、2、9、19、20、 21、22、25、28、 29、30、31、32、 33、34、35、36、 37、38、39	3、4、5、6、 7、8、10、 11、12、13	17、18、 27	10、14、 15、16、 23、24、 26

为体现分区代表节点与分区内其余节点的相关性, 以分区 1 为例, 通过热力图表示节点间的相关性, 如图 6 所示。

由图 6 可得, 分区 1 内相关性较强节点集中在节点 28 至节点 39, 经分析, 分区 1 的代表节点为节点 33, 与热力图分析结果吻合。其中, 节点暂态电压响应特性间的相关性出现相关性为 0 甚至负相关的现象, 表明受系统拓扑影响, 部分节点间耦合并不密切。因此, 基于节点暂态电压响应特性相关性进行电网分区, 分析各自区域内暂态电压稳定具备合理性。

5.3 电压稳定评估结果

5.3.1 静态电压稳定评估性能

DBN 设置三层 RBM, 经过寻优后, 神经元个数分别为 70、30 和 65, 训练次数设置为 400 次, 初始学习率为 0.01, 反向微调次数为 1400 次, 学习

率为1.906。采用PCA特征降维,贡献率设置为0.95,静态评估特征由112降维至53。考虑PCA降维和

未考虑PCA降维的静态电压稳定评估测试集对比结果如图7和图8所示。

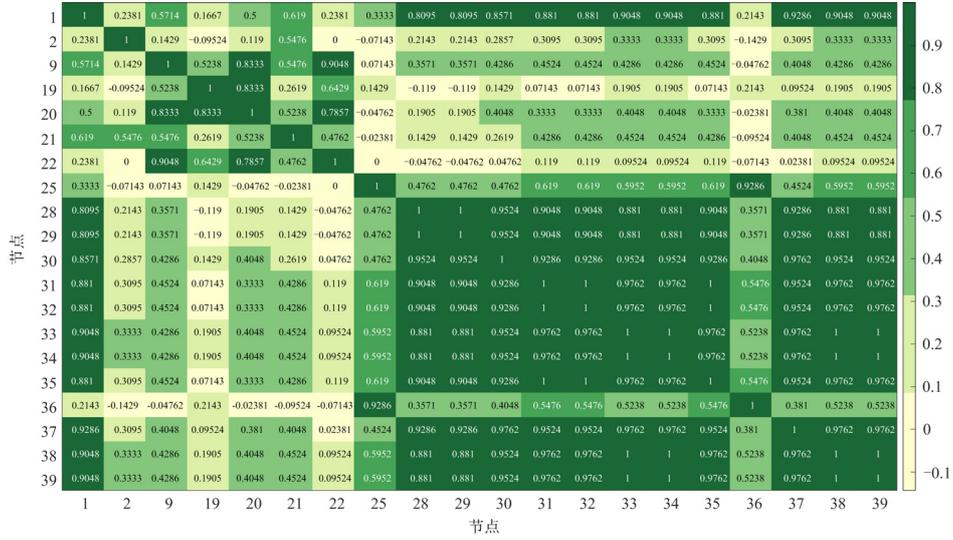


图6 分区1的节点相关性热力图
Fig. 6 Heat map of correlation of buses in area 1

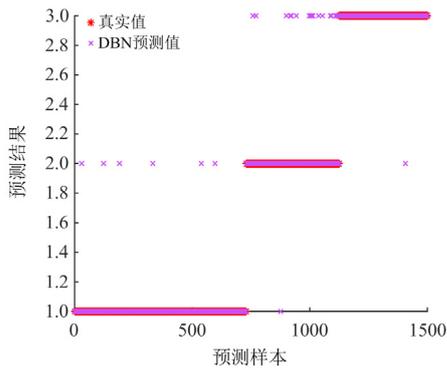


图7 考虑PCA的测试集预测值与真实值对比
Fig. 7 Comparison between the predicted value and real value of test set considering PCA

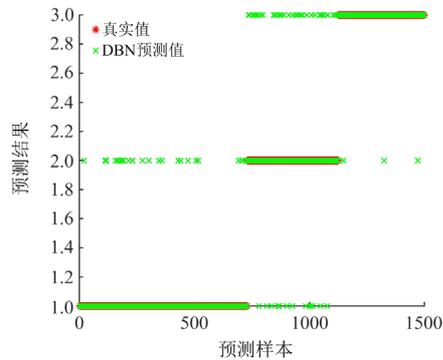


图8 未考虑PCA的测试集预测值与真实值对比
Fig. 8 Comparison between the predicted value and real value of test set without PCA

由图7和图8可得,考虑PCA后预测值与真实值重合程度更优。图9表示考虑PCA后静态电压稳定状态预测混淆矩阵,在训练集和测试集中失稳状态预测准确率最高达99.8%,稳定状态预测准确率次之,临界稳定状态预测准确率最低。临界稳定状态可能被误判到稳定或失稳状态,但临界稳定状态误判对电压稳定监测影响不大,可提前采取措施预防电压崩溃。

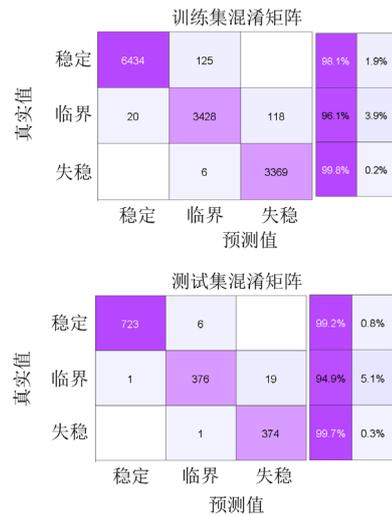


图9 静态电压状态预测混淆矩阵
Fig. 9 Static voltage state prediction confusion matrix

为体现降维后预测提升效果,进行分类器性能对比,其中对比对象包括不考虑PCA的DBN、

CNN、SVM 和 ANN, 依据评价指标进行静态稳定情况下指标对比, 对比结果如表 4 所示。

表 4 不同静态电压稳定评估模型性能对比

Table 4 Performance comparison of different static voltage stability assessment models

模型	I_{ACC}	I_{MCC}	I_{FI}	I_{LA}	I_{FA}
PCA + DBN	99.5	99.1	99.5	0.13	0.82
DBN	97.7	95.5	97.7	1.43	3.16
CNN	97.5	95.2	97.5	4.80	0.00
ANN	97.4	94.8	97.3	1.82	3.43
SVM	96.1	92.5	96.2	7.13	0.41

由表 4 可得, 采用 PCA 降维后数据得到压缩, 减少部分冗余信息, 提高了预测准确度。与其余 3 种模型相比, 本文建立的 DBN 模型在指标 I_{ACC} 、 I_{MCC} 、 I_{FI} 和 I_{LA} 方面优势明显, 但误警率比 CNN 和 SVM 高, 在实际运行中, 漏警造成的危害远大于误警, 误警后可采取一系列措施进行修正, 漏警则会对电网运行产生极其严重的危害, 因此本文评估结果较为合理。

5.3.2 暂态电压稳定评估性能分析

电网分区后, 分区 1~4 代表节点分别为 33、5、17 和 15, 经测试分区 1~4 稳态特征量为 56、28、15 和 29 时预测效果最好, 每个分区设置 DBN 参数如表 5 所示。各分区选择相应特征数量, 并选择 CNN、SVM 与本文 DBN 模型进行对比, 结果如表 6 所示。

由表 6 可得, 本文方法下各分区均具有较高准确率, 不同模型间对比显示, DBN 处理本文数据具备一定优势。不同数量的稳态特征将对模型的评估效果产生不同影响, 以分区 1 为例, 测试不同稳态特征下 I_{ACC} 、 I_{FA} 和 I_{LA} 的变化趋势, 如表 7 所示。

由表 7 可得, 稳态特征数量较少, 导致过多信息缺失, 造成 DBN 预测准确率下降; 当取全部稳态特征时, 模型准确率仅有微小提升, 但误警率也相应提升, 说明信息冗余导致模型出现误判。因此合理的稳态特征数量有利于改善模型的评估效果。

5.4 电压失稳薄弱环节辨识

基于电压稳定一体化评估方法可以得到众多静

表 5 不同分区的 DBN 参数设计

Table 5 DBN parameter design for different partitions

分区	神经元 1	神经元 2	神经元 3	训练次数	初始学习率	微调次数	反向学习率
1	70	30	64	400	0.01	1400	1.906
2	60	30	55	300	0.01	1400	1.906
3	65	30	63	300	0.01	1400	1.906
4	60	30	55	400	0.01	1400	1.906

表 6 不同暂态电压稳定评估模型效果对比

Table 6 Comparison of performance of different transient voltage stability assessment models

分区	模型	I_{ACC}	I_{MCC}	I_{FI}	I_{LA}	I_{FA}
1	DBN	98.4	97.9	98.4	1.16	1.86
	CNN	97.6	96.6	97.6	1.93	2.64
	SVM	96.9	96.4	96.9	4.28	3.32
2	DBN	98.2	97.6	98.3	1.87	2.14
	CNN	97.7	97.4	97.6	1.94	2.73
	SVM	97.3	96.9	97.3	3.33	3.46
3	DBN	98.6	98.1	98.6	1.13	1.72
	CNN	98.1	97.8	98.2	1.64	1.69
	SVM	97.6	97.3	97.7	1.96	2.78
4	DBN	98.3	97.7	98.3	1.61	1.54
	CNN	97.6	97.1	97.6	2.05	3.02
	SVM	97.1	96.6	97.2	3.67	4.26

表 7 不同稳态特征下评估性能对比

Table 7 Comparison of assessment performance with different steady-state characteristics

稳态特征数量	I_{ACC}	I_{LA}	I_{FA}
33	98.9	0.84	1.63
56	99.4	0.16	0.86
68	99.5	0.15	0.88

态和暂态电压失稳模式, 可分为 3 种场景。场景一: 静态电压失稳而暂态电压稳定; 场景二: 静态电压稳定而暂态电压失稳; 场景三: 静态和暂态电压同时失稳。现于上述 3 种场景中各选择一例, 进行薄弱环节辨识。

对于场景一, 静态电压失稳模式设置为: 初始负荷为 1.053 倍基准负荷, 发电机出力为 0.95 倍基准出力, 电压为 1.0 倍基准电压, 静态电压最大负荷水平系数为 1.827。在此基础上, 继续设置暂态电压稳定模式为: 故障线路为线路 16-21, 故障点位于距离线路首端 40%处, 故障类型为三相短路, 故障持续时间为 0.2 s。

为了分析随着负荷变化线路薄弱程度量化指标的变化趋势, 现对线路 6-31、线路 7-8、线路 23-36 和线路 26-29 进行对比, 结果如表 8 所示。电压临近崩溃时, 随着负荷变化, 线路 6-31 和线路 7-8 两端的电压变化情况如图 10 所示。

由表 8 和图 10 可得, 当负荷预期增长至 1.85 倍时, 电网静态电压稳定达到极限, 电压处于崩溃边缘, 线路 6-31 量化指标为 1.064, 为全网最大。因此, 全网最薄弱线路为 6-31。在负荷增长期间, 线

路 7-8 的 I_{SVL} 指标一直为 0, 节点 7 和节点 8 电压幅值基本相同, 线路 7-8 不参与功率转移, 因此为最为稳固的线路。

表 8 负荷变化下静态电压薄弱环节辨识指标分析

Table 8 Analysis of identification indicators for weak link of static voltage stability with changing load

负荷水平	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	1.85	2.0
6-31	0.125	0.204	0.327	0.533	0.916	1.064	1.769
7-8	0	0	0	0	0	0	0
23-36	0.081	0.129	0.200	0.311	0.497	0.563	0.848
26-29	0.084	0.120	0.165	0.220	0.290	0.310	0.402

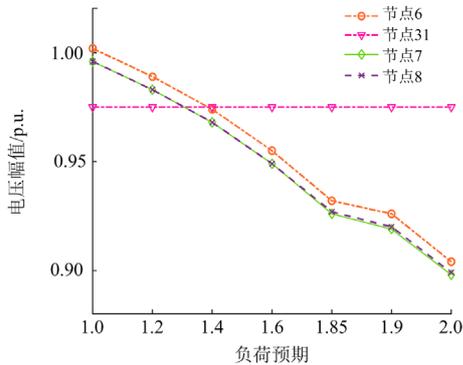


图 10 薄弱线路及稳固线路端点电压变化趋势

Fig. 10 Voltage trend of weak and robust branch buses

随着负荷倍数增大, 全网负荷需求上升, 节点 31 作为平衡节点调控全网功率, 线路 6-31 传输全网最大功率, 极易达到传输极限。线路 23-36 作为较薄弱线路, 承担周围负荷群电能传输任务。因此, 承担功率传输越高的线路越容易成为静态下全网薄弱环节。

对于场景二, 静态电压稳定模式设置为: 初始负荷为 0.954 倍基准负荷, 发电机出力为 1.13 倍基准出力, 电压为 0.98 倍基准电压, 静态电压最大负荷水平系数为 2.312。在此基础上, 继续设置暂态电压失稳模式为: 故障线路为线路 16-21, 故障点位于距离线路首端 10% 处, 故障类型为三相短路, 故障持续时间为 0.4 s。

由于电网结构在规划阶段已确定, 因此电网结构变化程度远小于潮流分布改变程度, 可将电压支撑指标和功率传输指标权重分别设置为 0.4 和 0.6, 提高潮流影响比重。基于指标 I_{TV} 从高到低选取前 8 个线路进行分析, 如表 9 所示。

由表 9 可得, 线路 5-6 指标 I_B^* 最大, 该线路位于节点集群中心, 从潮流角度该线路对母线电压影响最大, 造成暂态电压失稳模式线路薄弱量化指标 I_{TV} 最高; 线路 16-17 指标 I_{VS}^* 最大, 从拓扑中可知,

节点多集中在左下区域, 该线路与节点区域耦合不紧密; 线路 21-22 的两种指标较均衡, 综合指标排名并不突出。暂态电压失稳模式线路薄弱量化指标从电气拓扑和潮流影响角度辨识全网暂态薄弱环节, 为提高全网电压稳定性提供可行性依据。

表 9 场景二暂态电压薄弱环节辨识指标分析

Table 9 Analysis of transient voltage weak link identification index in scenario 2

线路	I_{TV}	I_{VS}^*	I_B^*
5-6	0.6418	0.1046	1.0000
16-17	0.5382	1.0000	0.2304
15-16	0.4537	0.6739	0.3069
21-22	0.4304	0.4147	0.4408
2-3	0.3800	0.5499	0.2668
10-11	0.3662	0.2095	0.4706
2-25	0.3633	0.6229	0.1902
6-7	0.3599	0.0648	0.5566

对于场景三, 静态电压失稳模式设置为: 初始负荷为 1.13 倍基准负荷, 发电机出力为 0.86 倍基准出力, 电压为 1.01 倍基准电压, 静态电压最大负荷水平系数为 1.735。在此基础上, 继续设置暂态电压失稳模式为: 故障线路为线路 16-21, 故障点位于距离线路首端 10% 处, 故障类型为三相短路, 故障持续时间为 0.4 s。

当全网负荷达到极限时, 线路薄弱程度量化指标如表 10 所示。暂态电压失稳模式线路薄弱量化指标如表 11 所示, 其中电压支撑指标和功率传输指标权重分别设置为 0.4 和 0.6。

表 10 负荷极限下静态电压薄弱环节辨识指标分析

Table 10 Analysis of identification indicators for weak link of static voltage stability under load limits

线路	薄弱程度量化指标
6-31	1.014
10-32	0.674
23-36	0.564
16-19	0.325
29-38	0.307

表 11 场景三暂态电压薄弱环节辨识指标分析

Table 11 Analysis of transient voltage weak link identification index in scenario 3

线路	I_{TV}	I_{VS}^*	I_B^*
5-6	0.6418	0.1046	1.0000
16-17	0.5808	1.0000	0.3014
15-16	0.5060	0.6739	0.3941
2-3	0.4194	0.5499	0.3357
2-25	0.4006	0.6299	0.2477

由表 10 和表 11 可得, 静态电压失稳模式下薄弱线路为线路 6-31, 在全网负荷达到极限时, 该线路静态电压薄弱环节辨识指标最高。暂态电压失稳模式下, 薄弱线路为线路 5-6, 由于该线路在潮流角度对节点电压影响最大, 因此其暂态电压失稳模式线路薄弱量化指标最高。而线路 16-17 在发电机对节点进行电压支撑过程的参与程度最高, 因此在场景三的暂态电压失稳模式的薄弱环节中, 影响力居于次位。

在本节构建的待辨识电压失稳模式场景中, 辨识得到的薄弱环节为线路 6-31、线路 5-6 和线路 16-17。其中, 线路 6-31 在负荷增长期间, 最易达到功率传输上限, 在静态电压稳定中极其关键, 而线路 5-6 和线路 16-17 则分别在电压支撑参与度和功率传输角度对暂态电压稳定产生重要影响。

6 结语

本文提出计及多时间尺度电压失稳模式的电网薄弱环节辨识方法。基于 DBN 进行静态和暂态电压稳定一体化评估, 并对评估得到的电压失稳模式进行薄弱环节辨识。首先, 进行静态和暂态电压稳定评估输入特征构建。利用 PCA 实现静态电压稳定评估输入特征集降维, 有效提高预测精度; 对暂态电压响应特性向量聚类实现电网分区, 根据代表节点筛选指标, 获取分区代表节点; 基于电网分区结果实现分区评估, 减少暂态电压稳定评估输入特征的冗余信息。其次, 基于 DBN 构建多时间尺度电压稳定一体化评估模型, 得到多时间尺度电压失稳模式。最后, 构建静态和暂态电压失稳模式下线路薄弱程度量化指标, 辨识失稳模式的薄弱环节。

下一步将对评估模型在线快速自适应更新方法开展研究。

参考文献

- [1] 曹永吉, 张恒旭, 施啸寒, 等. 规模化分布式能源参与大电网安全稳定控制的机制初探[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(18): 1-8.
CAO Yongji, ZHANG Hengxu, SHI Xiaohan, et al. Preliminary study on participation mechanism of large-scale distributed energy resource in security and stability control of large power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(18): 1-8.
- [2] 常海军, 霍超, 刘福锁, 等. 提高弱送端电网暂态电压稳定水平的调相机优化配置研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 90-95.
CHANG Haijun, HUO Chao, LIU Fusuo, et al. Research on optimal allocation method of synchronous condensers for improving transient voltage stability level of weak sending-end power grid[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 90-95.
- [3] 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.
- [4] 陈丽娟, 刘丽, 周昶, 等. 计及运行风险与韧性的综合能源系统薄弱环节辨识[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(6): 48-57.
CHEN Lijuan, LIU Li, ZHOU Chang, et al. Weakness identification of integrated energy systems considering operation risk and resilience[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 48-57.
- [5] 孙媛媛, 程凯强, 许庆葵, 等. 考虑光伏出力相关性的主动配电网薄弱环节识别[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(15): 96-103.
SUN Yuanyuan, CHENG Kaiqiang, XU Qingshen, et al. Identification of weak link for active distribution network considering correlation of photovoltaic output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(15): 96-103.
- [6] 李生虎, 周慧敏, 颜云松, 等. 扁平化安全稳定控制系统薄弱环节辨识[J]. 电力工程技术, 2022, 41(3): 32-38.
LI Shenghu, ZHOU Huimin, YAN Yunsong, et al. Vulnerability differentiation to flat security and stability control system[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(3): 32-38.
- [7] 国家能源局. 电力系统安全稳定导则: GB 38755—2019[S].
National Energy Administration. Code on security and stability for power system: GB 38755—2019[S].
- [8] 陈康, 王泽, 郭永吉. 基于 grcForest 模型的风电并网系统暂态电压稳定评估[J]. 智慧电力, 2023, 51(1): 31-37.
CHEN Kang, WANG Ze, GUO Yongji. Transient voltage stability assessment of wind power grid-connected system based on grcForest model[J]. Smart Power, 2023, 51(1): 31-37.
- [9] 李京, 刘道伟, 安军, 等. 基于强化学习理论的静态电压稳定裕度评估[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(16): 5136-5148.
LI Jing, LIU Daowei, AN Jun, et al. Static voltage stability margin assessment based on reinforcement learning

- theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(16): 5136-5148.
- [10] 晏光辉, 刘颂凯, 张磊, 等. 基于迁移学习的智能静态电压稳定评估方案[J]. 电测与仪表, 2022, 59(2): 92-99.
YAN Guanghui, LIU Songkai, ZHANG Lei, et al. Intelligent static voltage stability assessment scheme based on transfer learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(2): 92-99.
- [11] 吴亚宁, 罗毅, 雷成, 等. 基于改进型PEM和L指标的含风电场电力系统静态电压稳定评估[J]. 中国电力, 2022, 55(9): 192-203.
WU Yaning, LUO Yi, LEI Cheng, et al. Steady-state voltage stability evaluation of power system containing wind farm based on improved PEM and L index[J]. Electric Power, 2022, 55(9): 192-203.
- [12] 吴志, 李广焕, 张小平, 等. 基于单端口耦合等值的配电网静态电压稳定指标分析及应用[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(23): 44-54.
WU Zhi, LI Guanghuan, ZHANG Xiaoping, et al. Analysis and application of static voltage stability indices for distribution network based on single-port coupling equivalence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(23): 44-54.
- [13] 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.
- [14] 周子涵, 卜广全, 王国政, 等. 基于数据空间可靠域的多智能体互补电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5471-5484.
ZHOU Zihan, BU Guangquan, WANG Guozheng, et al. Multi-agent complementary power system transient stability assessment based on data space reliability domain[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(15): 5471-5484.
- [15] 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.
- [16] 刘浩宇, 刘挺坚, 刘友波, 等. 基于图卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(23): 71-81.
LIU Haoyu, LIU Tingjian, LIU Youbo, et al. A method for evaluating transient overvoltage of an HVDC sending-end system based on a graph convolutional network[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(23): 71-81.
- [17] 黄冬梅, 陈欢, 王宁, 等. 基于自适应图注意力网络的短期用户负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(20): 140-149.
HUANG Dongmei, CHEN Huan, WANG Ning, et al. Short-term user load prediction based on an adaptive graph attention network[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(20): 140-149.
- [18] WU Tong, ZHANG Yingjun, WEN He. Voltage stability monitoring based on disagreement-based deep learning in a time-varying environment[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 36(1): 28-38.
- [19] MALBASA V, ZHENG Ce, CHEN Po, et al. Voltage stability prediction using active machine learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(6): 3117-3124.
- [20] ZHANG Yuchen, XU Yan, ZHANG Rui, et al. A missing-data tolerant method for data-driven short-term voltage stability assessment of power systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 10(5): 5663-5674.
- [21] SHI Zhongtuo, YAO Wei, ZENG Lingfang, et al. Convolutional neural network-based power system transient stability assessment and instability mode prediction[J]. Applied Energy, 2020, 263: 114586.
- [22] LUO Yonghong, LU Chao, ZHU Lipeng, et al. Data-driven short-term voltage stability assessment based on spatial-temporal graph convolutional network[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130: 106753.
- [23] 胡哲晟, 王蕾, 孙可, 等. 考虑拓扑结构和运行状态的综合能源系统薄弱节点辨识[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3709-3717.
HU Zhesheng, WANG Lei, SUN Ke, et al. Weak node identification of integrated energy systems considering topological structure and operation state[J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3709-3717.
- [24] 王波, 王佳丽, 刘涤尘, 等. 基于高维随机矩阵理论的电网薄弱点评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(6): 1682-1691, 1864.
WANG Bo, WANG Jiali, LIU Dichen, et al. Research on evaluating vulnerability of power network based on high-dimensional random matrix theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1682-1691, 1864.
- [25] 刘承锡, 赖秋频, 姚良忠, 等. 基于全纯嵌入法的电力系统解耦模型: 薄弱节点辨识[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(5): 1736-1748.
LIU Chengxi, LAI Qiupin, YAO Liangzhong, et al.

- Power system decoupling model based on holomorphic embedding method: weak bus identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1736-1748.
- [26] 李美成, 梅文明, 刘永强, 等. 基于改进负载潮流熵指标准确辨识电网脆性支路的方法[J]. 电网技术, 2019, 43(3): 1026-1033.
- LI Meicheng, MEI Wenming, LIU Yongqiang, et al. Accurate identification method of brittle branches in power grid based on improved load flow entropy indexes[J]. Power System Technology, 2019, 43(3): 1026-1033.
- [27] 张才斌, 游昊, 李本瑜, 等. 计及拓扑结构和运行状态的支路重要度评估方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(7): 15-20.
- ZHANG Caibin, YOU Hao, LI Benyu, et al. Assessment method of branch importance considering topological structure and operation state[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(7): 15-20.
- [28] 南璐, 何川, 刘天琪. 考虑风光出力不确定性的电-气互联系统脆弱线路辨识[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 524-537.
- NAN Lu, HE Chuan, LIU Tianqi. Vulnerable lines identification of integrated electricity and natural gas systems considering wind and photovoltaic generation uncertainties[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 524-537.
- [29] 王波, 王红霞, 朱丹蕾, 等. 基于一体化潮流大数据的综合能源系统薄弱点辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 85-93.
- WANG Bo, WANG Hongxia, ZHU Danlei, et al. Identification method for weak nodes of integrated energy system based on big data of unified power flow[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 85-93.
- [30] 齐金山, 姚良忠, 廖思阳, 等. 高比例新能源电力系统静态电压稳定裕度在线概率评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(5): 47-57.
- QI Jinshan, YAO Zhongliang, LIAO Siyang, et al. Online probabilistic assessment of static voltage stability margin for power systems with a high proportion of renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(5): 47-57.
- [31] 管霖, 吴亮, 卓映君, 等. 面向暂态电压控制的大电网区域划分方法[J]. 电网技术, 2018, 42(11): 3753-3759.
- GUAN Lin, WU Liang, ZHUO Yingjun, et al. Large power system partitioning method for transient voltage control[J]. Power System Technology, 2018, 42(11): 3753-3759.
- [32] 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.
- [33] 张斌, 庄池杰, 胡军, 等. 结合降维技术的电力负荷曲线集成聚类算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(15): 3741-3749.
- ZHANG Bin, ZHUANG Chijie, HU Jun, et al. Ensemble clustering algorithm combined with dimension reduction techniques for power load profiles[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(15): 3741-3749.
- [34] 中国南方电网有限责任公司. 南方电网安全稳定计算分析导则: Q/CSG11004—2009[S].
- China Southern Power Grid Co., Ltd. Southern power grid security and stability calculation and analysis guidelines: Q/CSG11004—2009[S].
- [35] 唐晓骏, 程振龙, 张鑫, 等. 交直流混联系统电压稳定在线评估体系[J]. 电网技术, 2014, 38(5): 1175-1180.
- TANG Xiaojun, CHENG Zhenlong, ZHANG Xin, et al. An on-line voltage stability evaluation system for AD/DC hybrid power system[J]. Power System Technology, 2014, 38(5): 1175-1180.
- [36] LI Changgang, WU Yue, ZHANG Hengxu, et al. STEPS: a portable dynamic simulation toolkit for electrical power system studies[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 36(4): 3216-3226.

收稿日期: 2024-01-11; 修回日期: 2024-04-10

作者简介:

邹世豪(1999—), 男, 硕士, 研究方向为发电机参数辨识及电力系统稳定分析与控制; E-mail: zsh990424@126.com

曹永吉(1992—), 男, 通信作者, 博士, 副研究员, 研究方向为电力系统稳定分析与控制、可再生能源并网及储能技术; E-mail: yongji@sdu.edu.cn

刘志文(1999—), 男, 硕士, 研究方向为大规模电力系统安全稳定控制。E-mail: sduliuzw@163.com

(编辑 魏小丽)