

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241043

数据-物理混合驱动的配电网运行韧性评估方法与提升策略

陈逸飞¹, 郑子萱¹, 肖先勇¹, 胡文曦¹, 陈韵竹¹, 王玉财²

(1. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065; 2. 国网宁夏电力有限公司宁东供电公司, 宁夏 灵武 750411)

摘要: 配电网多元敏感用户生产信息的不透明, 使得电压暂降对敏感负荷的影响难以通过构建显性函数来准确量化, 进一步限制了配电网运行韧性提升策略的有效性。为解决上述问题, 提出了基于数据-物理混合驱动的配电网运行韧性评估与提升方法。类比传统韧性指标及其定义构建了计及电压暂降对敏感用户影响的运行韧性指标。考虑到不同敏感用户对电压暂降的耐受特性不同, 构建电压暂降轨迹特征体系以表征电压暂降下不同敏感负荷的响应特性, 提出了数据驱动的配电网运行韧性评估模型。在此基础上, 将数据驱动的韧性评估流程嵌入多目标储能优化配置的物理模型中。最后以 IEEE33 节点配电网为例进行算例分析。结果表明, 所提数据-物理混合驱动的储能优化配置模型能够解决电压暂降特征与运行韧性指标之间函数关系式难以显性表征的问题, 能够在保障配电网运行经济性的同时改善运行韧性评估结果。

关键词: 配电网运行韧性; 电压暂降; 随机森林回归算法; 储能优化配置; 数据-物理混合模型

A data-physical hybrid-driven method for evaluating and enhancing the operational resilience of distribution networks

CHEN Yifei¹, ZHENG Zixuan¹, XIAO Xianyong¹, HU Wenxi¹, CHEN Yunzhu¹, WANG Yucan²

(1. School of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Ningdong Electric Power Supply Company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Lingwu 750411, China)

Abstract: The opacity of production information from various sensitive users in distribution networks makes it difficult to construct explicit functions to accurately quantify the impact of voltage sags on sensitive loads, thereby limiting the effectiveness of resilience enhancement strategies for distribution network operations. To address this issue, a data-physical hybrid-driven method is proposed for evaluating and enhancing distribution network operational resilience. By drawing analogies with traditional resilience indices and their definitions, a new operational resilience index that accounts for the impact of voltage sags on sensitive users is constructed. Considering the different tolerance characteristics of various sensitive users to voltage sags, a voltage sag trajectory characteristic system is established to represent the response characteristics of different sensitive loads. A data-driven model is then proposed to evaluate distribution network operational resilience. On this basis, the data-driven resilience evaluation process is embedded into a physical model for multi-objective energy storage optimization. Finally, a case study based on the IEEE33-bus distribution network is conducted. The results demonstrate that the proposed data-physical hybrid-driven model for energy storage optimization can address the challenge of explicitly modelling the functional relationship between voltage sag characteristics and resilience indices, and can enhance resilience evaluation results while ensuring economic operation of the distribution network.

This work is supported by the Young Scientists Fund of National Natural Science Foundation of China (No. 52307128).

Key words: distribution network operational resilience; voltage sag; random forest regression (RFR) algorithm; energy storage optimization configuration; data-physical hybrid model

0 引言

配电网韧性主要包括恢复韧性和运行韧性两方面

基金项目: 国家自然科学基金青年项目资助(52307128); 四川省科技计划资助(2023YFG0245)

面, 恢复韧性衡量极端事件下配电网对重要负荷的支撑和恢复能力, 而运行韧性衡量暂态电力扰动下配电网保障敏感负荷持续供电的能力, 现有研究多集中于前者^[1-3]。在国家产业转型升级的大背景下, 电压暂降对高端制造业的影响逐渐加剧^[4], 近年来多次发生高韧性配电网敏感用户生产中断、产品报

废等问题,产生的经济损失巨大,传统的韧性指标评估结果与敏感用户实际感知的配电网韧性水平存在较大差异。因此针对含有高端制造业集群的区域配电网,亟需改进配电网运行韧性评估方法与提升策略以适应多类型的敏感用户接入。

目前传统韧性评估方法主要分为静态韧性评估以及动态韧性评估两类^[5]。静态韧性评估从网络拓扑结构、电气设备抗扰能力等方面量化配电网韧性^[6-7];动态韧性评估从电网承受扰动后的响应过程出发对配电网的运行状态进行评估,通常将韧性梯形图中系统性能曲线与时间的积分作为韧性评估的指标^[8]。在韧性梯形图的基础上,文献[9-10]根据技术、组织、经济和社会等方面建立多维度的韧性评估矩阵,以表征配电系统不同方面的韧性特征;文献[11-13]根据扰动的不同阶段定义扰动前、中、后韧性评估指标,分别表征配电网系统对于故障扰动的抵抗、适应以及恢复能力。上述方法针对配电网遭受极端事件下的韧性水平进行了评估,然而诸如电压暂降等暂态电力扰动事件引起的敏感负荷中断也是韧性不足的重要体现。为了解决传统韧性研究无法计及电压暂降对敏感负荷可靠供电影响的问题,文献[2,14]提出了运行韧性的概念来表征配电网在电压暂降下保障敏感负荷持续供电的能力,在确定了电压暂降影响因数、网络负荷水平以及系统经济性等指标后,类比弹性系数的定义提出了运行韧性的综合评价指标,并对比了优化网架规划、提升设备性能等方法对运行韧性的提升效果。但并未考虑到各类敏感负荷的电压耐受曲线往往难以直接获得,敏感负荷在不同电压暂降下如何响应往往无法提前预估的问题,因此完全基于物理驱动模型的评估方法难以保障其准确性。

关于面向配电网韧性提升策略方面的研究有采用新型电气设备^[15]、线路加固^[16]以及储能系统(energy storage system, ESS)优化配置^[17-18]等方式,其中 ESS 凭借其灵活的调节能力在近些年得到广泛关注。文献[19]提出了一种基于前景理论的储能优化配置方法,以提高配置储能的综合效用和电网韧性;文献[20]提出了一种在灾前与灾后通过多源协同的方式保障供电的两阶段配电网韧性提升策略;文献[21-22]分别以配电网供电可靠性及配电网综合运行成本最优为目标函数进行储能优化配置,以提高配电网的韧性与经济性。然而上述研究并未考虑电压暂降扰动的影响,而电压暂降特征与敏感负荷损失之间的数学关系难以用物理模型准确刻画,使得以传统韧性最优为目标的提升策略仍然难以有效保障敏感用户的正常生产。

针对传统物理驱动模型的缺点,目前以大数据和机器学习为代表的人工智能算法已经得到越来越多的研究和关注^[23],如何利用数据驱动算法挖掘电压暂降与系统运行韧性的映射关系,进而提出配电网运行韧性提升策略是亟待解决的关键难题。基于上述思路,本文提出一种数据-物理混合驱动的配电网运行韧性评估与提升方法。首先,基于韧性梯形曲线定义了配电网运行韧性指标,结合电压暂降监测数据建立了数据驱动的配电网运行韧性评估模型。其次,将运行韧性评估结果作为优化目标嵌入到储能优化配置的物理模型中,提出数据-物理混合驱动的配电网运行韧性提升策略。最后通过仿真算例验证了所提方法的有效性与适用性。

1 数据驱动的配电网运行韧性评估方法

1.1 计及电压暂降影响的运行韧性评估指标

本文类比传统韧性评估方法,提出了用于刻画配电网运行韧性的梯形曲线,如图1所示。图中: $F(t)$ 为配电网的总敏感负荷量在各阶段的变化; F_0 表示正常运行时的总敏感负荷量; F_m 表示电压暂降期间能维持正常供电的敏感负荷量; T_0 为配电网受电压暂降事件影响的时间。

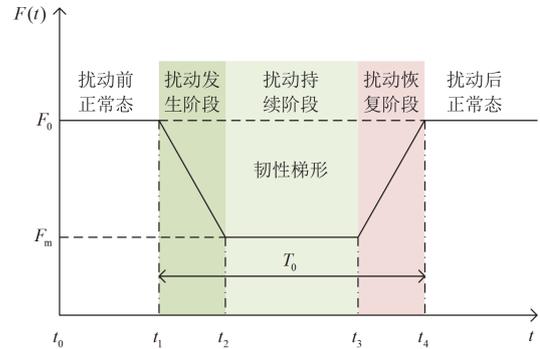


图1 配电网韧性曲线示意图

Fig. 1 Schematic diagram of distribution network resilience curve

通过计算梯形图中系统总敏感负荷量 $F(t)$ 在电压暂降影响下的缺失面积,即可定量计算配电网运行韧性指标 R_{op} , 即

$$\begin{cases} R_{op} = \frac{1}{\int_{t_1}^{t_3} [F_0 - F(t)] dt} \\ F(t) = \frac{P_{L0}(t) - \sum_{i \in \Omega_{Loss}} P_{Li}(t)}{P_{L0}(t)} \end{cases} \quad (1)$$

式中: t_1 与 t_4 分别表示扰动发生时刻以及结束时刻; Ω_{Loss} 表示供电中断的敏感负荷集合; P_{L0} 表示系统

中的初始总敏感负荷; $P_L(t)$ 表示 t 时刻节点 i 处由于电压暂降而导致供电中断的敏感负荷有功功率。

结合图 1 与式(1)可知, 运行韧性指标取决于敏感负荷失电量。当短路故障发生时, 若电压跌落幅值较大或持续时间较长, 超过了部分敏感负荷的耐受能力, 则供电中断的敏感负荷量增大, 韧性梯形曲线缺失面积增大, 运行韧性指标减小; 而当配电网采取储能优化配置等电压暂降治理措施时, 供电中断的敏感负荷量减小, 韧性梯形曲线缺失面积减小, 运行韧性指标增大。

1.2 面向负荷响应特性的电压暂降监测数据特征提取方法

为评估电压暂降对运行韧性指标 R_{op} 的影响, 首先需要提取电压暂降监测数据的特征, 本节采用最大堆叠离散小波变换法(maximum overlap discrete wavelet transformation, MODWT)来识别 U-T 与 P-T 轨迹的突变点。MODWT 算法在离散小波变换的基础上进行了改进, 具有较快的计算速度和较高的准确性^[24], 结果如图 2 所示。

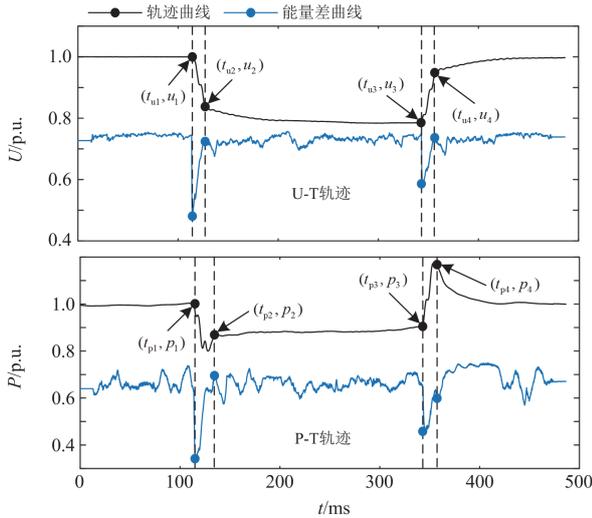


图 2 波形轨迹突变点识别结果

Fig. 2 Identification results of waveform locus mutation points

由图 2 可知, 当能量差显著减小或增大时, 对应的电压有效值和有功功率也会发生瞬时变化, 因此根据 U-T 和 P-T 轨迹所包含的 8 个突变点, 其中横坐标用 $t_{u1} - t_{u4}$ 和 $t_{p1} - t_{p4}$ 表示, 8 个横坐标对应的纵坐标用 $u_1 - u_4$ 和 $p_1 - p_4$ 表示。根据轨迹的物理意义可以提取出如下 6 项特征。

1) 电压平均跌落幅值 U_{drop} 。 U_{drop} 越大, 受电压暂降影响的负荷越多, 计算公式为

$$U_{drop} = 1 - \frac{u_2 + u_3}{2} \quad (2)$$

2) 电压暂降持续时间 T_{dur} 。 T_{dur} 越大, 敏感负荷受电压暂降影响的时间越长。计算公式为

$$T_{dur} = t_{u4} - t_{u1} \quad (3)$$

3) 有功功率变化时长 T_{vary} 。 T_{vary} 表征了敏感负荷受单次电压暂降影响的时长。 T_{vary} 越长, 则负荷受电压暂降影响的时间越长。计算公式为

$$T_{vary} = t_{p4} - t_{p1} \quad (4)$$

4) 事件前后有功功率差 P_{dif} 。 P_{dif} 与敏感负荷损失量有关, 且成正相关。计算公式为

$$P_{dif} = p(t_{p4} + 5t_{cycle}) - p_1 \quad (5)$$

式中: p 为 P-T 轨迹中 t 时刻对应的功率; t_{cycle} 为电压波形中一个周期的时间, 通常为 20 ms。我国监测器记录暂降波形时通常持续到暂降结束时刻之后的 5 个周期, 本文用 5 倍 t_{cycle} 表示。

5) 有功功率平均跌落幅值 ΔP 。 ΔP 与受电压暂降影响的敏感负荷有功功率占总负荷的比例相关, 计算公式为

$$\Delta p = p_1 - \frac{p_2 + p_3}{2} \quad (6)$$

6) 有功功率变化时延 T_{vd} 。 T_{vd} 与跳闸敏感设备的耐受能力呈正相关, 计算公式为

$$T_{vd} = t_{p1} - t_{u1} \quad (7)$$

本文选取实际测量到的 3 组电能质量监测数据, 通过式(1)~式(7)得到不同电压暂降事件下的特征值与运行韧性指标如表 1 所示。由表 1 可知, 本文提取的暂降特征与配电网运行韧性指标之间的数学关系无法通过观察直接获得, 因此需要进一步的数据处理以建立电压暂降特征与运行韧性指标之间的映射关系。

表 1 不同电压暂降事件下的特征指标

Table 1 Characterization metrics under different voltage sag events

特征指标	事件 1	事件 2	事件 3
$U_{drop}/p.u.$	0.435	0.285	0.367
T_{dur}/ms	91.146	81.563	68.334
T_{vary}/ms	37.605	81.575	64.167
$P_{dif}/p.u.$	0.052	0.073	0.042
$\Delta P/p.u.$	0.423	0.705	0.337
T_{vd}/ms	5.729	0	0.729
R_{op}	0.452	0.164	0.362

1.3 基于随机森林算法的配电网运行韧性评估

随机森林回归算法(random forest regression, RFR)是一种基于 Bagging 和决策树的监督机器学习算法, 具有运算精度高、速度快等优点而被广泛应

用于负荷预测^[25]、拓扑辨识^[26]等领域。本文利用RFR算法可以有效地从样本数据中学习电压暂降监测数据特征与配电网运行韧性 R_{op} 之间的关系，其主要算法流程如下。

1) 假设 $D = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, y_i\} (i \in [1, m])$ 为原始电压暂降数据集，特征数量为 n ，有放回地抽样可以生成抽样空间 $(m \times n)^{m \times n}$ 。

2) 构建基学习器(决策树)：对每一个抽样 $d_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jk}, y_j\} (k \in [1, m])$ 生成决策树，并记录每一个决策树的结果 $r_j(x)$ 。

3) 训练 Z 次得到 $R_{op}(x) = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z r_z(x)$ ，即最后的结果为所有决策树输出结果的平均值。

综上，基于RFR算法得到的配电网运行韧性评估模型如式(8)所示。

$$R_{op} = g(U_{drop}, T_{dur}, T_{vary}, P_{dif}, \Delta P, T_{vd}, P_{parameter}) \quad (8)$$

式中： $g(\cdot)$ 为通过RFR算法训练得到的评估模型； $P_{parameter}$ 为模型参数，包含决策树模型数量 n_{tree} 、节点最大特征数 n_f 和树最大深度 l_{tree} 。由于模型参数的选择会影响评估性能，因此本文采用 K 值交叉验证法和网格搜索法进行模型参数率定^[27]，得到运行韧性评估中的最优参数组合 $[n_{tree}, n_f, l_{tree}] = [13, 7, 7]$ 。

本文RFR算法的输入为1.2节建立的电压暂降监测数据特征体系。然而在回归算法中，无论是样本数据过少还是特征数量过多，都可能出现过拟合的现象导致回归算法的准确性下降，因此需要采用特征重要度筛选的方式剔除贡献度较小的特征，从而简化输入数据集的同时提高算法的速度和精度。特征筛选流程如下。

1) 将6项特征作为输入进行运行韧性指标预测，并选取均方根误差(root mean square error, RMSE) R_{RMSE} 作为评估特征重要度的关键参数，计算得到初始 R_{RMSE} ，其表达式为

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} (R_{op}^{true}(i) - R_{op}^{pre}(i))^2} \quad (9)$$

式中： n_c 为计算结果个数； $R_{op}^{true}(i)$ 表示第 i 个运行韧性指标真实值； $R_{op}^{pre}(i)$ 表示第 i 个运行韧性指标的预测结果。

2) 依次剔除6个特征量，形成6个新的特征子集，使用新的特征子集重新训练回归模型，以此得到剔除第 i 个特征后评估结果的均方根误差 $R_{RMSE}(i) (i=1, 2, \dots, 6)$ 。

3) 每个特征的重要度用剔除该特征后评估结果误差的增量 E_i 来表示， E_i 越大，说明该特征对模型的性能影响越大，其重要度就越高，基于此剔除重要度较低的特征，选取重要度较高的特征作为模型的输入，即可实现特征重要度筛选。 E_i 的表达式为

$$E_i = R_{RMSE}(i) - R_{RMSE} \quad (10)$$

综上，结合运行韧性评估指标、电压暂降数据特征体系以及RFR算法，建立了基于电压暂降监测数据的配电网运行韧性评估模型。此时针对未来治理场景，利用配电网拓扑信息以及元件历史故障率并通过蒙特卡洛法生成电压暂降特征^[28]，将其输入已建立好的评估模型中即可得到治理场景下运行韧性指标的评估结果。具体流程如图3所示。

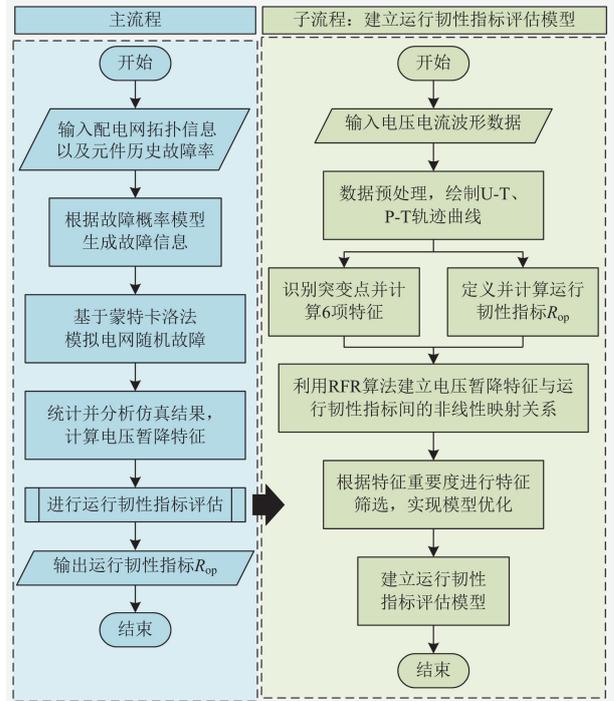


图3 数据驱动的配电网运行韧性评估流程

Fig. 3 Flow chart of the evaluation method

2 混合模型驱动的运行韧性提升策略

2.1 数据-物理混合驱动模型架构

如图4所示，数据-物理混合驱动模型可以将数据驱动模型嵌入到物理模型当中，以替代传统模型中不精确的环节。本文基于第1节提出的数据驱动驱动的配电网运行韧性评估方法，将其作为目标函数嵌入到储能优化配置模型中，以充分考虑电压暂降对配电网运行韧性的影响。

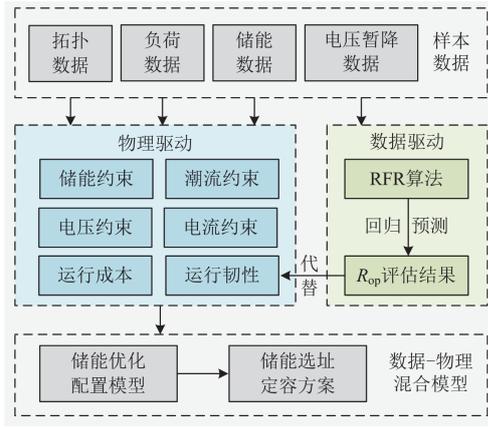


图4 数据-物理混合驱动模型架构图

Fig. 4 Framework of statistical-physical hybrid driven model

2.2 嵌入数据驱动的储能优化配置模型

ESS 凭借其灵活高效的调节能力, 已经成为了电压暂降治理中的主要手段之一^[29-30]。为验证所提运行韧性评估方法应用在储能优化配置场景中的适用性, 本节以储能优化配置为技术手段实现配电网运行韧性的提升。

首先由于配电网的储能优化配置模型是一个非线性规划模型, 因此需要通过式(11)将模型进行二阶锥转化, 使之便于求解。

$$\begin{cases} X_{ij,t} = I_{ij,t}^2 \\ Y_{j,t} = V_{j,t}^2 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $X_{ij,t}$ 和 $Y_{j,t}$ 为通过二阶锥转化引入的新变量; $I_{ij,t}$ 表示 t 时刻支路 ij 流过的电流; $V_{j,t}$ 为 t 时刻节点 j 的电压幅值。

本文进行储能优化配置的目的是提升区域配电网运行韧性, 同时为保证配电网经济性还应以配电网运行总成本最低为目标。在本文的场景中关于运行总成本的目标函数表示为

$$\begin{cases} \min C_{\text{all}} = C_{\text{inv}} + C_{\text{op}} + C_{\text{loss}} + C_{\text{sag}} + C_{\text{others}} \\ C_{\text{inv}} = \frac{T_{\text{op}}}{8760} \sum_{ij \in \Omega_{\text{ess}}} \frac{r_{\text{ess}}}{1 - (1 + r_{\text{ess}})^{-y_{\text{ess}}}} c_{\text{inv}} E_{\text{ess},i} \\ C_{\text{op}} = \frac{T_{\text{op}}}{8760} \sum_{ij \in \Omega_{\text{ess}}} \frac{r_{\text{ess}}}{1 - (1 + r_{\text{ess}})^{-y_{\text{ess}}}} c_{\text{op}} E_{\text{ess},i} \\ C_{\text{loss}} = \sum_{ij \in \Omega_b} \sum_{t=1}^{T_{\text{op}}} c_{\text{loss}} I_{ij,t}^2 r_{ij} \\ C_{\text{sag}} = 0.55 \frac{\sum_{i \in \Omega_{\text{ess}}} E_{\text{ess},i} \sum_{k=1}^K c_{\text{sag}}}{\sum_{i \in \Omega_{\text{SL}}} P_{\text{load},i}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: C_{all} 为配电网运行总成本; C_{inv} 为储能装置投资成本; C_{op} 为储能装置年运维成本; C_{loss} 为网损成本; C_{sag} 为用户电压暂降平均经济损失成本; C_{others} 为配电网运行过程中的其他成本; T_{op} 为运行小时数; Ω_b 、 Ω_{SL} 、 Ω_{ess} 分别为配电网所有支路、敏感负荷所在节点以及储能系统所在节点的集合; c_{inv} 为单位容量投资成本; $E_{\text{ess},i}$ 为系统在节点 i 处配置的 ESS 总容量; r_{ess} 为 ESS 的贴现率; y_{ess} 为 ESS 的使用年限; c_{op} 为单位容量年运维成本; c_{loss} 为单位网损成本; r_{ij} 为支路 ij 的电阻; $P_{\text{load},i}$ 为节点 i 处的负荷需求; c_{sag} 为用户单次电压暂降平均经济损失值; K 为一个运行周期内电压暂降事件发生的次数。

储能的接入主要是在电压暂降事件下提供无功补偿与有功功率支撑, 因此主要从 U_{drop} 与 ΔP 两项特征的变化来评估储能接入对运行韧性的影响^[31]。基于此通过第 1 节建立的运行韧性评估模型可以得到关于运行韧性的目标函数, 如式(13)所示。

$$\begin{cases} \max R_{\text{op}} = g(U_{\text{drop}}, T_{\text{dur}}, T_{\text{vary}}, P_{\text{dif}}, \Delta P, T_{\text{vd}}, P_{\text{parameter}}) \\ \Delta P = \Delta P_0 - \frac{P_{\text{max}}}{P_{\text{load}}} \\ U_{\text{drop}} = U_{\text{drop0}} - \frac{Q_{\text{max}}}{Q(U_{\text{drop}})} \\ P_{\text{max}} = 0.55 E_{\text{ess},i} \\ Q_{\text{max}} = P_{\text{max}} \times \tan(\phi_{\text{max}}) \end{cases} \quad (13)$$

式中: R_{op} 为一个运行周期内配电网在发生最严重电压暂降事件下的韧性评估结果; P_{max} 、 Q_{max} 分别表示 ESS 所能提供的最大有功功率与无功功率; ϕ_{max} 为 ESS 允许的最大功率因数角; ΔP_0 、 U_{drop0} 表示储能配置前的电压暂降特征; $Q(U_{\text{drop}})$ 表示在节点处发生跌落幅值为 U_{drop} 的暂降事件后, 使得节点电压恢复至额定值所需的无功补偿量。

根据文献[32]可知, 基于支路潮流模型的一般模型经过二阶锥转化后包含以下约束。

1) 常规约束

$$\sum_{j \in \{\Omega_G, \Omega_{\text{ess}}\}} P_{j,t} + \sum_{j \in \Omega_b} I_{ij,t}^2 r_{ij} = P_{\text{load},t} \quad (14)$$

$$\begin{cases} p_{j,t} = \sum_{k \in \delta(j)} P_{jk,t} - \sum_{i \in \pi(j)} (P_{ij,t} - X_{ij,t} r_{ij}) + g_j Y_{j,t} \\ q_{j,t} = \sum_{k \in \delta(j)} Q_{jk,t} - \sum_{i \in \pi(j)} (Q_{ij,t} - X_{ij,t} r_{ij}) + b_j Y_{j,t} \end{cases} \quad (15)$$

$$Y_{j,t} = Y_{i,t} - 2(P_{ij,t} r_{ij} + Q_{ij,t} x_{ij}) + X_{ij,t} (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) \quad (16)$$

$$\begin{cases} V_{j,\min}^2 \leq Y_{j,t} \leq V_{j,\max}^2 \\ 0 \leq X_{ij,t} \leq I_{ij,\max}^2 \end{cases} \quad (17)$$

式中： Ω_G 为火电机组的集合； $\delta(j)$ 为以 j 为首端节点的支路末端节点集合； $\pi(j)$ 为以 j 为末端节点的支路首端节点集合； $P_{j,t}$ 和 $P_{\text{load},t}$ 分别为 t 时刻第 j 台机组的发电量与系统负荷需求； $p_{j,t}$ 和 $q_{j,t}$ 分别表示 t 时刻节点 j 的注入有功功率、无功功率； g_j 、 b_j 分别为节点 j 的对地电导、电纳； $P_{ij,t}$ 和 $Q_{ij,t}$ 表示 t 时刻支路 ij 的支路潮流； $P_{jk,t}$ 和 $Q_{jk,t}$ 表示 t 时刻支路 jk 的支路潮流； r_{ij} 、 x_{ij} 分别为支路 ij 的电阻、电抗； $V_{i,\max}$ 、 $V_{i,\min}$ 分别为节点 i 处电压上、下限值； $I_{ij,\max}$ 为支路 ij 允许的最大电流限值。

2) 储能运行约束

由于储能运行约束式中存在非线性约束，因此采用极大 M 法可得处理后的约束式为

$$\begin{cases} -A \leq P_{i,t}^{\text{ESS}} \leq A \\ -M(1-k_i) + P_{i,\max}^{\text{ch}} \leq A \leq M(1-k_i) + P_{i,\max}^{\text{dis}} \\ -Mk_i \leq A \leq Mk_i \\ e_{i,t+1} = e_{i,t} - P_{i,t} \Delta t \\ s_{i,\min}^{\text{SOC}} \leq s_{i,t}^{\text{SOC}} \leq s_{i,\max}^{\text{SOC}} \\ s_{i,0}^{\text{SOC}} = s_{i,T}^{\text{SOC}} \end{cases} \quad (18)$$

$$s_{i,t}^{\text{SOC}} = \frac{e_{i,t}}{E_{\text{ess},i}} \quad (19)$$

式中： M 为较大常数； A 为辅助变量； k_i 为 0-1 变量，用来表示节点 i 处是否配置有 ESS； $P_{i,\max}^{\text{ch}}$ 、 $P_{i,\max}^{\text{dis}}$ 分别为节点 i 处 ESS 充、放电功率的最大值； $P_{i,t}^{\text{ESS}}$ 为 t 时刻节点 i 处 ESS 的放电功率； $e_{i,t}$ 、 $e_{i,t+1}$ 分别为 ESS 在 t 和 $t+1$ 时刻节点 i 处的剩余容量； $s_{i,0}^{\text{SOC}}$ 、 $s_{i,t}^{\text{SOC}}$ 、 $s_{i,T}^{\text{SOC}}$ 分别为初始时刻、 t 时刻以及 T 时刻节点 i 处 ESS 的荷电状态； $s_{i,\min}^{\text{SOC}}$ 、 $s_{i,\max}^{\text{SOC}}$ 分别为节点 i 处 ESS 的最小和最大荷电状态。

2.3 数据-物理混合模型求解方法

由于数据-物理混合驱动的储能优化配置模型中，配电网运行韧性最优目标以及运行总成本最优目标具有不同的量纲，不能简单将两者叠加，因此本文采用 ε 约束法将基于数据驱动的运行韧性目标函数转化为约束条件，进而转化为单目标优化模型，并采用内点法进行求解，具体步骤如下。

步骤 1：利用基于传统韧性评估方法的储能优

化配置得到韧性评估结果 R_1 ，为了突出本文所提方法的优越性，设定 R_1 为阈值 ε ，以对比相同韧性评估结果下的运行总成本。

步骤 2：以运行总成本最低为目标函数构建储能优化配置模型，同时将基于数据驱动的运行韧性目标函数转化为约束条件，使其在目标优化过程中大于阈值 ε 。

$$\begin{cases} f_1 = \min_x C_{\text{all}}(x,u) \\ f_2 = R_{\text{op}}(x,u) \geq \varepsilon \\ \text{s.t. } H(x,u) = 0 \\ G(x,u) \leq 0 \end{cases} \quad (20)$$

式中： f_1 为运行总成本的目标函数； f_2 为运行韧性的目标函数； x 为优化变量，主要包括节点储能出力 $P_{i,t}$ 、储能配置节点 k_i 、储能剩余容量 $e_{i,t}$ 、储能总容量 $E_{\text{ess},i}$ ； u 为控制变量，主要包括 ESS 功率因数角 ϕ 等； $H(x,u)$ 和 $G(x,u)$ 分别为 2.2 节中的等式与不等式约束条件。

步骤 3：利用内点法结合目标函数和约束条件构建拉格朗日函数，通过在可行域内迭代搜索以逐步逼近最优解。

$$L(x,u,\lambda,v) = f_1(x,u) + \lambda^T H'(x,u) + v^T G(x,u) \quad (21)$$

式中： λ^T 和 v^T 分别为不等式和等式约束的拉格朗日算子转置； $H'(x,u)$ 为包含了运行韧性约束条件的不等式约束函数。

综上，基于数据-物理混合驱动的储能优化配置流程如图 5 所示。

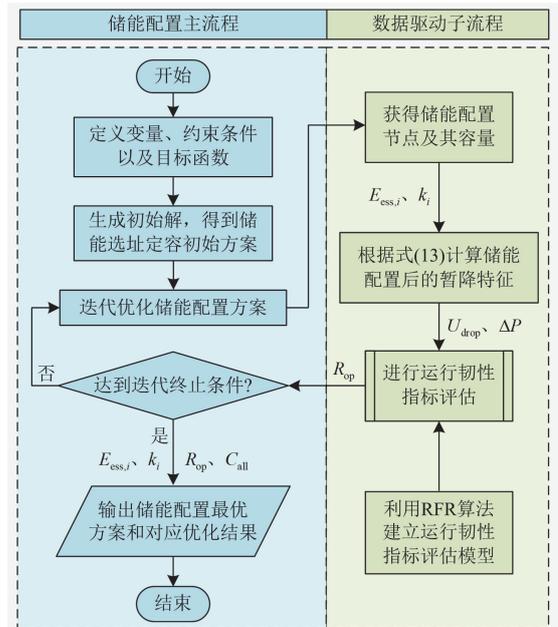


图 5 储能系统优化配置流程

Fig. 5 Flow chart of optimized configuration of ESS

3 算例分析

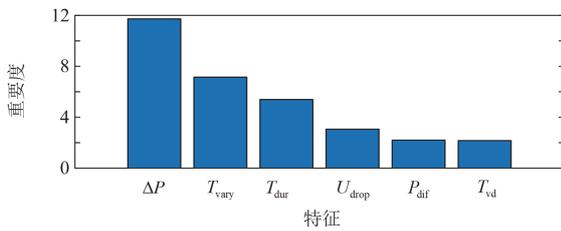
本节以宁夏回族自治区某电源制造商为例进行仿真分析。根据调研可知, 该用户每年遭受 28~31 次电压暂降, 通过安装采样频率为 6.4 kHz 的电压暂降监测装置, 采集到用户近五年共经历的 150 次电压暂降事件波形数据, 基于此进行仿真算例分析。

3.1 运行韧性评估方法仿真分析

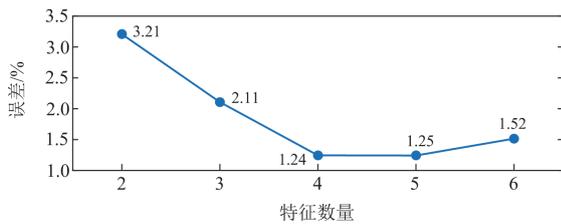
首先为了验证本文所提评估方法的有效性, 进行了电压暂降监测数据特征筛选以及 RFR 模型准确性分析两个部分的仿真。

1) 电压暂降数据特征筛选

为了确定所提取的电压暂降数据特征是否都有利于运行韧性指标 R_{op} 的评估, 本文通过依次排除 6 个特征量的方式来分析每个特征对运行韧性指标评估准确度的影响, 结果如图 6 所示。从图 6(a) 中可以看出, ΔP 的重要度最高, 因为它是表征电压暂降下受影响敏感负荷占比的关键因素; 同时 P_{dif} 与 T_{vd} 的重要程度很低, 对评估结果准确性的影响最小。



(a) 电压暂降数据特征重要度



(b) 不同特征数量下的评估结果误差

图 6 电压暂降数据特征重要度分析

Fig. 6 Analysis of feature importance of voltage sag data

根据特征重要度排序后选择前 n 个特征进行运行韧性指标评估, 特征数量与评估误差之间的关系如图 6(b) 所示。可以看出当特征数量 $n=2$ 时, 误差最大为 3.21%; 当 $n=4$ 时误差最小为 1.24%; 但当 $n \geq 5$ 时, 增加特征数量已不能提升评估准确性反而会增加评估误差。这是因为特征 P_{dif} 与 T_{vd} 的重要度很低, 其参与无法有效提升评估准确性, 反而增

加了评估模型的复杂性, 容易导致过度拟合。因此在进行特征筛选后, 根据特征重要度将特征 ΔP 、 T_{vary} 、 T_{dur} 和 U_{drop} 用于电压暂降下运行韧性指标的评估。

2) RFR 模型准确性分析

为了验证基于 RFR 算法的运行韧性指标评估方法的准确性, 针对评估结果的均方根误差 R_{RMSE} , 将 RFR 算法与分类回归树(classification and regression tree, CART)、支持向量回归(support vector regression, SVR)和人工神经网络回归模型(artificial neural network regression, ANNR)算法进行比较, 仿真结果如表 2 所示。

表 2 4 种算法准确性对比

算法	无特征筛选	有特征筛选
	$R_{RMSE}/\%$	$R_{RMSE}/\%$
RFR	1.5154	1.2419
CART	1.9859	1.7154
SVR	3.9961	3.4165
ANNR	4.7871	2.8238

由表 2 可知, 两种情况下 RFR 算法的均方根误差都较小, 分别为 1.5154% 和 1.2419%; 且在经过特征筛选后, 各个算法的均方根误差分别降低了 0.27%、0.27%、0.58% 和 1.95%, 这表明剔除重要度较低的特征可以有效提升运行韧性评估的准确性。

另外, 数据驱动的方法受训练集规模的影响较大, 因此本节基于 RFR、CART、SVR 和 ANNR 4 种方法, 分别计算训练集为 60%、70%、80% 和 90% 的情况下剩余样本上的误差, 仿真结果如表 3 所示。可以看出随着训练集占比从 60% 提高到 90%, 4 种算法的误差分别降低了 1.87%、5.16%、2.61% 以及 2.95%, 且无论在何种训练集占比情况下, RFR 算法的误差都最小。因此说明 RFR 算法的回归预测效果最好, 且受训练样本数量的影响也较小。

表 3 不同训练集占比下的仿真结果

Table 3 Simulation results with different training set proportion

训练集占比	%			
	RFR	CART	SVR	ANNR
60	3.1179	6.8746	6.0218	5.7771
70	2.7662	4.7304	4.5281	4.8297
80	1.8744	3.8166	4.4087	3.4476
90	1.2419	1.7154	3.4165	2.8238

3.2 储能优化配置策略仿真分析

在验证了本文所提运行韧性评估方法的准确性后, 本节将进一步验证所提评估方法应用在储能优化配置场景中的适用性。在 Matlab 中搭建 IEEE33

节点配电系统进行算例分析^[33]，如图 7 所示。系统中含有 33 个节点，其中敏感用户所在的节点为 10、23 和 31。并采用时间间隔为 1 h、时长为 24 h 的典型日功率数据进行后续仿真分析。

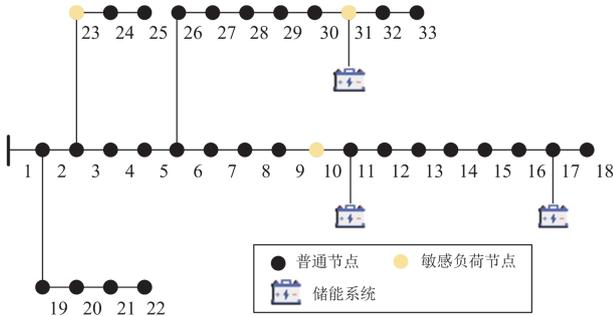


图 7 IEEE33 节点配电系统

Fig. 7 IEEE33-bus distribution system

本文储能装置基本参数如表 4 所示。本文将配电网一个运行周期内最严重的一次电压暂降事件特征作为韧性评估模型的输入，得到储能配置前的运行韧性评估结果。然后通过潮流计算得到各节点在暂降发生前的电压幅值，采用相同的故障边界条件进行短路计算以在敏感负荷所在节点模拟 $U_{\text{drop}} = 0.5 \text{ p.u.}$ 的电压暂降事件，进一步结合不同场景下的储能配置结果计算得到储能接入后的 U_{drop} 与 ΔP ，将接入后的暂降特征数据输入 3.1 节构建的运行韧性评估模型，从而得到储能配置后的运行韧性评估结果。

表 4 储能装置基本参数

Table 4 Parameters of ESS

性能指标	数值	性能指标	数值
投资成本/(元/kWh)	1300.57	最大充放电功率/kW	550
每年运行维护成本/(元/kWh)	19.94	剩余电量上限/%	80
使用寿命/a	20	剩余电量下限/%	20
折现率/%	10	初始电量/%	50

场景 1：不进行储能优化配置的传统配电网。

场景 2：以传统韧性评估结果最优为目标的储能优化配置策略^[34]。

场景 3：采用本文所提运行韧性评估方法，即以式(12)、式(13)最优为目标进行储能优化配置。

储能优化配置结果如表 5 所示。ESS 凭借其灵活高效的调节能力将在接入配电网后有效改善其电压暂降特征，但储能设备昂贵的投资与运维成本，也降低了配电网经济性。将不同场景下的电压暂降特征集输入到 3.1 节已经训练好的运行韧性评估模型中，可以得到该场景下配电网运行韧性的评估结

果，如表 6 所示。

表 5 优化配置结果

Table 5 Results of optimization configuration

参数名称	场景 1	场景 2	场景 3
配置节点	—	14/21/32	11/17/31
配置容量/(kWh)	—	410/100/640	100/320/660
每日运行总成本/元	1924.9	2119.4	2102.5
$U_{\text{drop}}/\text{p.u.}$	0.5	0.419	0.357
$\Delta P/\text{p.u.}$	1.0	0.68	0.62

表 6 韧性评估结果

Table 6 Results of resilience assessment

算法	场景 1	场景 2	场景 3
RFR	0.395	0.560	0.620
CART	0.329	0.448	0.468
SVR	0.489	0.642	0.752
ANNR	0.253	0.493	0.680

由表 6 可知，在不同算法评估结果中场景 3 的配电网运行韧性指标都是最优的，因此，本文选取场景 3 中基于 RFR 算法的评估值作为最终运行韧性评估结果。场景 2 相较于没有储能参与的场景 1，其运行韧性评估结果由 0.395 提升至 0.560，但同时运行总成本也进一步提高。场景 3 为基于本文所提运行韧性评估方法的储能优化配置策略，该场景下储能的选址更偏向于敏感用户所在节点，因此在电压暂降下可以有效改善 ΔP 与 U_{drop} 两个关键特征，进而使得配电网的运行韧性评估结果在保证经济性的情况下能达到 0.620。

4 结论

为了解决运行韧性评估过程中，电压暂降造成的敏感负荷损失难以通过显性函数表达式来有效表征的问题，本文提出了一种数据-物理混合驱动的配电网运行韧性提升策略，主要结论如下。

1) 提出了基于电压暂降监测数据驱动的配电网运行韧性评估方法，在训练集规模较大且进行特征筛选后，评估结果的均方根误差为 1.2419%。该方法克服了实际电网中敏感负荷损失难以有效评估的问题。

2) 以运行韧性评估结果最优为目标的储能优化配置，将配电网运行韧性评估结果从 0.395 提升至 0.620。该储能配置方案解决了敏感用户实际感知的配电网韧性水平与传统韧性评估结果不匹配的问题。

3) 建立了电压暂降特征与配电网运行韧性指标之间的非线性映射关系，而针对电压暂升等其他

导致敏感用户供电中断的事件, 也可类比本文方法建立配电网运行韧性评估模型。

本文关注的范畴属于配电网用户侧, 主要研究不同特征的电压暂降对敏感用户的影响。在未来可以将系统强度、配电网拓扑动态演变、大规模分布式光伏接入等因素综合考虑, 进一步提升运行韧性评估方法的准确性。

参考文献

- [1] 梁海平, 石皓岩, 王铁强, 等. 考虑韧性提升的输电网灾前预防检修多目标多阶段优化[J]. 电测与仪表, 2024, 61(2): 130-137.
LIANG Haiping, SHI Haoyan, WANG Tieqiang, et al. Multi-objective and multi-stage optimization of pre-disaster preventive maintenance of transmission network considering resilience improvement[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(2): 130-137.
- [2] 孙建军, 王灿, 陈业伟, 等. 新型配电网运行韧性综述与展望[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(9): 919-929.
SUN Jianjun, WANG Can, CHEN Yewei, et al. Review and prospects of operation resilience in novel distribution network[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2022, 55(9): 919-929.
- [3] 许寅, 吴翔宇, 王颖. 极端事件下基于城市分区电网孤岛运行的韧性提升技术研究及展望[J]. 供用电, 2024, 41(8): 45-53.
XU Yin, WU Xiangyu, WANG Ying. Research and prospect on resilience enhancement technology based on islanded operation of urban partitioned power grids under extreme events[J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(8): 45-53.
- [4] 郭成, 代剑波, 杨灵睿, 等. 基于 ISGMD-DHT 的电压暂降特征提取方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 70-79.
GUO Cheng, DAI Jianbo, YANG Lingrui, et al. A voltage sag feature extraction method based on ISGMD-DHT[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(7): 70-79.
- [5] 陈磊, 邓欣怡, 陈红坤, 等. 电力系统韧性评估与提升研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(13): 11-22.
CHEN Lei, DENG Xinyi, CHEN Hongkun, et al. Review of the assessment and improvement of power system resilience[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(13): 11-22.
- [6] 彭寒梅, 王小豪, 魏宁, 等. 提升配电网弹性的微网差异化恢复运行方法[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2328-2335.
PENG Hanmei, WANG Xiaohao, WEI Ning, et al. Microgrid differentiated recovery operation for enhancing distribution system resilience[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(7): 2328-2335.
- [7] BAJPAI P, CHANDA S, SRIVASTAVA A K. A novel metric to quantify and enable resilient distribution system using graph theory and Choquet integral[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(4): 2918-2929.
- [8] PANTELI M, MANCARELLA P, TRAKAS D N, et al. Metrics and quantification of operational and infrastructure resilience in power systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(6): 4732-4742.
- [9] LIU J, QIN C, YU Y. A comprehensive resilience-oriented FLISR method for distribution systems[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 12(3): 2136-2152.
- [10] POORIA D, SEMIH A, PAYMAN D. Maintaining electric system safety through an enhanced network resilience[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2018, 54(5): 4927-4937.
- [11] 吴疆, 吕林, 黄媛, 等. 灾害全过程配电网弹性评估方法及提升策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(3): 32-42.
WU Jiang, LÜ Lin, HUANG Yuan, et al. Evaluation method and promotion strategy for distribution network resilience during the entire process of disaster[J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2021, 33(3): 32-42.
- [12] ZHANG Huajun, WANG Peng, YAO Shunhan, et al. Resilience assessment of interdependent energy systems under hurricanes[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(5): 3682-3694.
- [13] 陶然, 赵冬梅, 徐辰宇, 等. 考虑电-气-热-交通相互依存的城市能源系统韧性评估与提升方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(22): 6133-6149.
TAO Ran, ZHAO Dongmei, XU Chenyu, et al. Resilience assessment and enhancement methods for urban energy system considering electricity-gas-heat-transport interdependency[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(22): 6133-6149.
- [14] 徐悦, 李博, 孙建军, 等. 基于运行韧性评价的配电网电压暂降治理评估[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 104-110.
XU Yue, LI Bo, SUN Jianjun, et al. Evaluation of voltage sag management in distribution network based on operation resilience assessment[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(5): 104-110.
- [15] ZHU R, ANDRESEN M, LANGWASSER M, et al. Smart transformer/large flexible transformer[J]. *CES Transactions on Electrical Machines and Systems*, 2020, 4(4): 264-274.
- [16] 郭明鑫, 李少岩, 顾雪平. 计及台风灾害全过程模拟的配电网差异化加固规划韧性提升方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 62-73.
GUO Mingxin, LI Shaoyan, GU Xueping. Differentiated reinforcement planning method for a distribution network considering simulation of the whole process of typhoon disasters[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(3): 62-73.
- [17] KIM J, DVORKIN Y. Enhancing distribution system resilience with mobile energy storage and microgrids[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(5): 4996-5006.
- [18] 刘倩, 贾健雄, 靳幸福, 等. 基于改进双层鲁棒的氢-电混合时间尺度联合储能系统规划[J]. 电测与仪表,

- 2023, 60(10): 17-23, 35.
- LIU Qian, JIA Jianxiong, JIN Xingfu, et al. Planning of hydrogen-electric hybrid time scale joint energy storage system based on improved bi-level robustness method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(10): 17-23, 35.
- [19] 刘文霞, 张舒婷, 高雪倩, 等. 考虑综合效用和主观认知的配电网模块化储能优化配置[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2074-2083.
- LIU Wenxia, ZHANG Shuting, GAO Xueqian, et al. Optimal allocation of modular energy storage in distribution network considering comprehensive utility and subjective cognition[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2074-2083.
- [20] NAZEMI M, MOEINI-AGHTAIE M, FOTUHI-FIRUZABAD M, et al. Energy storage planning for enhanced resilience of power distribution networks against earthquakes[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(2): 795-806.
- [21] 张海波, 马仲铜, 程鑫, 等. 保证重要负荷不间断供电的配电网储能规划方法[J]. 电网技术, 2021, 45(1): 259-268.
- ZHANG Haibo, MA Shentong, CHENG Xin, et al. Distribution network energy storage planning ensuring uninterrupted power supply for critical loads[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 259-268.
- [22] 侯美倩, 牛启帆, 邢洁, 等. 计及可靠性的含源配电网储能系统的优化配置[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(2): 504-514.
- HOU Meiqian, NIU Qifan, XING Jie, et al. Optimal configuration of energy storage system in active distribution network with the consideration of reliability[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(2): 504-514.
- [23] 阮广春, 何一臻, 谭振飞, 等. 面向新型电力系统运行的数据-物理融合建模综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(13): 5021-5037.
- RUAN Guangchun, HE Yiliu, TAN Zhenfei, et al. Review of hybrid data-driven and physics-based modeling for the operation of new-generation power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5021-5037.
- [24] ASHOK V, YADAV A, ABDELAZIZ A Y. MODWT-based fault detection and classification scheme for cross-country and evolving faults[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 175: 1-20.
- [25] 李焱, 贾雅君, 李磊, 等. 基于随机森林算法的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 117-124.
- LI Yan, JIA Yajun, LI Lei, et al. Short-term load forecasting based on a stochastic forest algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 117-124.
- [26] 沈赋, 张微, 徐潇源, 等. 基于随机森林和最大互信息系数关键特征选择的配电网拓扑辨识研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(17): 1-11.
- SHEN Fu, ZHANG Wei, XU Xiaoyuan, et al. Topological identification of distribution networks based on key feature selection using RF and MIC[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(17): 1-11.
- [27] DUAN J, QIU X, MA W, et al. Electricity consumption forecasting scheme via improved LSSVM with maximum correntropy criterion[J]. Entropy, 2018, 20(2).
- [28] 代双寅, 韩民晓, 严稳莉. 含分布式电源的配电网电压暂降评估[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 145-149.
- DAI Shuangyin, HAN Minxiao, YAN Wenli. Voltage assessment for distribution network containing distributed generation[J]. Power System Technology, 2011, 35(7): 145-149.
- [29] MODESTO R A, DA SILVA S A O, DE OLIVEIRA A A, et al. A versatile unified power quality conditioner applied to three-phase four-wire distribution systems using a dual control strategy[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(8): 5503-5514.
- [30] 宋旭东, 向铁元. 基于完全电压补偿法的 SMES 用于抑制电压暂降的参数设计[J]. 电工技术学报, 2011, 26(10): 62-67.
- SONG Xudong, XIANG Tieyuan. Parameters design of the SMES for suppressing voltage sag based on complete voltage compensation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(10): 62-67.
- [31] 周金辉, 葛晓慧, 汪科, 等. 微电网储能运行控制关键技术及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2019.
- [32] 高红均, 刘俊勇, 沈晓东, 等. 主动配电网最优潮流研究及其应用实例[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(6): 1634-1645.
- GAO Hongjun, LIU Junyong, SHEN Xiaodong, et al. Optimal power flow research in active distribution network and its application examples[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(6): 1634-1645.
- [33] FANG X, YANG Q, YAN W. Power generation maximization of distributed photovoltaic systems using dynamic topology reconfiguration[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(3): 1-15.
- [34] 楼平, 张磊, 刘莹, 等. 计及配电网综合弹性与经济性的储能优化配置研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(9): 901-909.
- LOU Ping, ZHANG Lei, LIU Ying, et al. Research on optimal configuration of energy storage system considering comprehensive resilience and economy of distribution network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(9): 901-909.

收稿日期: 2024-08-05; 修回日期: 2024-11-08

作者简介:

陈逸飞(2001—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为配电网韧性提升与电压暂降治理。E-mail: 1090802885@qq.com

(编辑 许威)