

引用格式:卢明,郭志明,孟高军,等.输电线路气象风险精细化建模及气象灾害的在线预警防御策略[J].电力科学与技术学报,2024,39(1):208-217.
Citation: LU Ming, GUO Zhiming, MENG Gaojun, et al. Refined meteorological risk modeling of transmission lines and online warning and defense strategies of meteorological disasters[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 208-217.

输电线路气象风险精细化建模及气象灾害的 在线预警防御策略

卢明¹, 郭志明¹, 孟高军², 苑司坤¹, 梁允¹

(1. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052; 2. 南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167)

摘要: 气象因素在输电线路稳定运行中起着重要作用, 在评估风险时应予以考虑。为此, 提出一种输电线路气象风险预警及防护方法。该方法考虑时空发电预测、设备健康和可靠性评估以及概率负荷预测等方面对气象风险进行精细化建模, 并基于气象危害、电网脆弱性和灾后恢复成本提出一种新的风险度量标准。此外, 针对负荷中断恢复以及缓解用电拥堵, 提出一种气象灾害的在线预警防御策略。最后, 在案例中对所提出的方法和策略进行测试分析, 其结果可以验证方法和策略的有效性。

关键词: 极端天气; 风险建模; 灾害预警; 输电线路; 负荷预测

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.01.021 中图分类号: TM863 文章编号: 1673-9140(2024)01-0208-10

Refined meteorological risk modeling of transmission lines and online warning and defense strategies of meteorological disasters

LU Ming¹, GUO Zhiming¹, MENG Gaojun¹, YUAN Sikun², LIANG Yun¹

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China; 2. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: Meteorological factors play an important role in the stable operation of transmission lines, which should be considered in risk assessment. This paper presents a method of transmission line meteorological risk early warning and protection. Considering the temporal and spatial power generation forecasting, equipment health and reliability assessment, probabilistic load forecasting and other aspects, a refined meteorological risk model is established, and a new risk measurement standard is proposed based on Meteorological hazards, grid vulnerability and post disaster recovery cost. In addition, aiming at the restoration of load interruption and the alleviation of power congestion, the online warning and defense strategy of meteorological disasters is proposed. Finally, the proposed method is tested and analyzed in the simulation to verify the effectiveness of the method.

Key words: extreme weather; risk modeling; disaster early warning; transmission lines; load forecasting

电网容易受到设备老化、气象突变等各种威胁。随着高质量供电需求的不断增长, 迫切需要增强电力输送设施的抗风险能力^[1-3]。20世纪80年代至2014年美国发生了178起气象灾害, 其中8起发

生在2014年, 造成电网损失超过5 000亿美元^[4-6]。

考虑气象条件的电网风险评估需要: 准确预测所研究电力系统的天气条件; 与天气相关的设备状态模型。文献[7]中提出了一种模拟电网故障的方

收稿日期: 2021-08-28; 修回日期: 2022-06-22

基金项目: 国家自然科学基金(51877101); 国网河南省电力公司科技项目(52170223000Y)

通信作者: 卢明(1975—), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 主要从事输电运行、电网防灾减灾以及电力气象的研究; E-mail: 308215343@qq.com

法,该方法考虑了5种气象条件:正常天气、雷雨、雨雪、大风以及雾,并使用蒙特卡罗模拟方法来评估不确定性风险。在考虑两态或三态气象环境的电力系统可靠性评估中,气象风险得到了更广泛的研究。然而这些方法主要用于长期可靠性评估,而不是用于在线预警^[8]。文献[9]模拟了在炎热天气下树木和线路之间接触情况,忽略了停电事件中的不确定性;文献[10]使用采样时间序列模拟级联停电,采用蒙特卡罗方法从考虑环境因素的统计模型中采样,该方法不使用实际天气数据,更适合规划研究,而不适合在线灾害防御;文献[11]基于真实数据研究与气象相关的停电风险,未考虑电网运行过程细节;文献[12]根据真实历史数据,研究了风暴导致线路中断的风险,将线路中断率表示为风速的函数,基于序贯蒙特卡罗方法对遭受风暴威胁的电网进行风险评估;文献[13]考虑了强风和雷电天气条件,并推导出因强风和雷电造成的估计停电率;文献[14]利用受强风影响的线路脆弱性模型来评估线路中断的概率,风险评估通过顺序蒙特卡罗方法实现。

气象风险预警模型可与数值天气预报并用。文献[15-16]中提出了基于天气的风力和太阳能发电预测的技术,之前的研究大多在时间尺度下对可再生能源进行预测,未充分结合空间尺度进行分析;文献[17-18]考虑天气不确定性提出了电力市场模型;文献[19-21]考虑风险和运营问题研究了电力市场决策,但未考虑传统电力来源受天气的影响情况。

本文提出一种综合性气象风险分析方法,考虑传统和可再生发电以及需求预测的时空关系。首先提出用于评估气象变化对设备健康和可靠性的神经网络;其次对天气变化下电网脆弱性进行概率建模,然后,提出新的风险度量 and 预测风险图;最后提出基于线路切换的风险防御策略,以缓解极端天气风险扩大。

1 基于气象的电网分析模型

1.1 考虑气象的电力供给预测

1) 传统发电预测。

提出一种新方法,用于预测燃煤火力发电机组发电能力和效率。所提出的方法旨在提供某个参数的条件概率分布 $P(y|X)$,其中 y 为预测输出,表示热单元的容量或效率, $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为可能影响输出 y 的因素。 X 包括从天气预报中获取的一

组天气输入,包括排水量、温度、湿度、降水、风速和仪表高度等。采用统计方法和抽样估计得到概率分布。输出 y 不仅对应于特定的 X ,而且输出也会在 $X \pm \Delta x$ 内被估计。这是因为天气输入中存在误差,仅用特定的输入 X 对输出进行估计是不准确的;特定的输入 X 可能不存在于历史数据集中,因此可用特定点周围的采样数据来近似拟合。

采样过程如图1所示,目标是得到一组基于测量的输入 (P_1, Q_1, R_1) 预测输出的概率分布。输入的历史数据范围分别为 $[P_1 - \sigma_1 P_1, P_1 + \sigma_1 P_1]$, $[Q_1 - \sigma_2 Q_1, Q_1 + \sigma_2 Q_1]$, $[R_1 - \sigma_3 R_1, R_1 + \sigma_3 R_1]$,其中 σ_1, σ_2 和 σ_3 是相对较小的值。在输入量较多的情况下,采样立方体将变成超立方体, σ 越大,采样空间就越大,从而以更高的计算负担为代价获得更准确的预测。当有足够的历史数据可用时,即使很小的 σ 值也会产生很多样本点。为了折中计算负担和输出精度,必须确保立方体内存在至少100个样本。

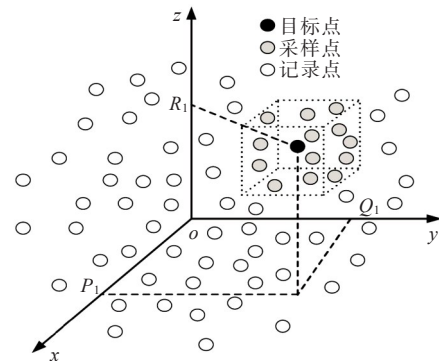


图1 采样过程示意

Figure 1 Schematic diagram of sampling process

采用分布拟合方法,利用采样数据估计概率分布,假设输出服从正态分布。采用矩量法通过样本均值 μ' 和标准差 σ' 逼近正态分布参数,得到近似概率分布 $P'(y|X) \sim N(\mu', \sigma')$ 。由于样本的均值 μ' 可以用来预测某一输入 X 对应的输出值,因此,通过固定其他输入变量并改变 x ,进行单值预测,可以得到输出与 x_i 之间的灵敏度关系,假设输出和输入关系由 $y=R(X)$ 表示。对应于某一输入向量 $Z=[z_1, z_2, \dots, z_n]$ 的灵敏度指数可以定义为点 Z 处 $R(X)$ 的总微分,即

$$dy = \frac{\partial y}{\partial x_1} \Big|_{x=z} \cdot \Delta x_1 + \frac{\partial y}{\partial x_2} \Big|_{x=z} \cdot \Delta x_2 + \dots + \frac{\partial y}{\partial x_n} \Big|_{x=z} \cdot \Delta x_n \quad (1)$$

2) 太阳能发电预测。

提出一种基于高斯条件随机场(Gauss conditinal random field, GCRF)预测太阳能发电量的方法。该模型只需稍加调整即可应用于其他类型可再生能源(如风能)的预测。GCRF模型为分析输出变量之间的相关性提供了一个框架,有助于研究不同太阳能发电站之间的空间和时间相关性。模型的主要目标是通过大量的历史数据确定条件分布 $P(Y|X)$,利用其预测输出变量,其中 $Y=[y_1^t, y_2^t, \dots, y_N^t]^T$ 是在下一时间间隔 t 的 $1\sim N$ 号太阳能发电站的预测输出, X 代表不同站点的历史太阳测量值:

$$X=[x_1^{t-1}, x_1^{t-2}, \dots, x_1^{t-m_1}, \dots, x_N^{t-m_N}] \quad (2)$$

条件分布为

$$P(Y|X)=\frac{1}{Z(X, \alpha, \beta)} \exp\left(\sum_{i=1}^N \Phi(\alpha, y_i, X) + \sum_{j \neq i} \Psi(\beta, y_i, y_j, X)\right) \quad (3)$$

式中, $\Phi(\alpha, y_i, X)$ 为输出变量 y_i 与输入向量 X 的关联度; $\Psi(\beta, y_i, y_j, X)$ 为2个输出变量 y_i, y_j 的相关度^[17]; Φ, Ψ 由具有相应参数的预定特征函数的线性组合来近似:

$$\Phi(\alpha, y_i, X)=\sum_{k \in K} \alpha_k f_k(y_i, X) \quad (4)$$

$$\Psi(\beta, y_i, y_j, X)=\sum_{l \in L} \beta_l g_l(y_i, y_j, X) \quad (5)$$

其中, α, β 为通过训练历史数据确定的参数。如果特征函数 f_k 和 g_l 以二次形式定义,则 Φ 和 Ψ 也将是 Y 的二次函数,即

$$f_k(y_i, X)=-\left(y_i - R_k(X)\right)^2, k=1, 2, \dots, K \quad (6)$$

$$g_l(y_i, y_j, X)=-e_{ij}^{(l)} S_{ij}^{(l)}(X)(y_i - y_j)^2 \quad (7)$$

$$e_{ij}^{(l)}=\begin{cases} 1, & (i, j) \in G_l \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式(6)~(8)中, $R_k(X)$ 为 y_i 基于输入变量 X 的预测值; $S_{ij}^{(l)}(X)$ 为输出 y_i, y_j 之间相似性的函数; G_l 为输出变量 y_i, y_j 之间的关系图。

在上述情况下,条件概率分布 $P(Y|X)$ 转变为多元高斯分布 $P(Y|X) \sim N(\mu, \gamma)$,其中 μ 为平均向量, γ 为协方差矩阵。 $P(Y|X)$ 可以重写为

$$P(Y|X)=\frac{1}{Z(X, \alpha, \beta)} \cdot \exp\left(-\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{K_i} \alpha_k (y_i - R_k(X))^2 - \sum_{i,j} \sum_{l \in L} \beta_l e_{ij}^{(l)}(X) (y_i - y_j)^2\right) \quad (9)$$

$$P(Y|X)=\frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\gamma|^{1/2}} \cdot$$

$$\exp\left(-\frac{1}{2} (Y - \mu)^T \gamma^{-1} (Y - \mu)\right) \quad (10)$$

其中, $\gamma^{-1}=2(Q_1 + Q_2)$, Q_1, Q_2 中元素为

$$Q_{1ij}=\begin{cases} \sum_{k \in K_i} \alpha_k, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (11)$$

$$Q_{2ij}=\begin{cases} \sum_k \sum_{l \in L_i} \beta_l e_{ik}^{(l)} S_{ik}^{(l)}(X), & i=j \\ -\sum_{l \in L_i} \beta_l e_{ij}^{(l)} S_{ij}^{(l)}(X), & i \neq j \end{cases} \quad (12)$$

同时 $\mu = \gamma b$, b 中元素为

$$b_i=2 \sum_{k \in K} \alpha_k R_k(X) \quad (13)$$

为了获得条件概率分布,需要确定参数 α_k, β_l ,即 $L(\alpha, \beta)=\sum \log P(Y|X)$, $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})=\operatorname{argmax}_{\alpha, \beta} (L(\alpha, \beta))$,可以通过最大化训练集的条件对数得到这些参数,应用梯度下降算法来实现。

时间相关性由自回归模型确定,空间特征与不同太阳能发电站之间的距离相关,分别表示为

$$\Phi(\alpha, y_i, X)=-\alpha_i \left[y_i - \left(c_i + \sum_{m=1}^{p_i} \varphi_{i,m} y_i^{t-m} \right) \right]^2 \quad (14)$$

$$\Psi(\beta, y_i, y_j, X)=-\beta_{ij} \left[\frac{1}{D_{ij}^2} (y_i - y_j)^2 \right] \quad (15)$$

其中,本文基于10次历史测量数据,选择 p_i 为10。 $\varphi_{i,m}$ 为自回归模型的系数, D_{ij} 为太阳能发电站 i, j 之间的物理距离。关于模型训练过程的详细信息参考文献[22]。

1.2 考虑气象的电力负荷预测

电力需求还取决于一天中的时间、季节、温度、云、降水以及风等气象因素。本文采用图1所示方法进行负荷预测。预测负荷考虑的天气因素包括采暖天数(heating degree day, HDD)、制冷天数(cooling degree days, CDD)、温度、露点、风速以及随时间变化的负荷切换措施。

1.3 考虑气象的设备健康度评估

大多数电网设施已投运很长时间,并且有大量老化设备(如变压器、断路器、架空线等)。有些设备位于正常气候条件下,有些暴露在特殊的天气条件下(如灰尘、沙子、盐沉积物、潮湿、频繁的风暴等)。温度和其他主要气象条件的突然变化也会影响设备的应力和负荷,会对电网的安全可靠运行带来更高的风险。因此,有必要考虑气象条件对设备

健康度和可靠性进行预测分析。

1) 变压器健康度评估。

变压器状态评估的目的是检测和量化其退化程度和剩余寿命。基于人工神经网络 (artificial neural networks, ANN), 利用来自设备在线监控数据、变压器负荷的历史数据以及老化数据和天气信息 (雷电、风暴等), 研究气象因素如何影响变压器的可靠性和健康度。所提出的前馈神经网络 (feedforward neural network, FNN) 可以量化变压器与时间相关的健康状况, 如图 2 所示。

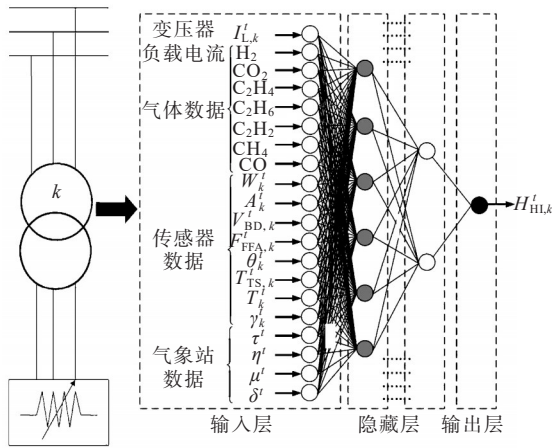


图 2 变压器状态评估前馈神经网络

Figure 2 Feedforward neural network for transformer condition evaluation

FNN 由神经元组成, 神经元并行工作并通过权重连接, 通过学习过程调整权重对网络知识进行编码。输入单元表示输入网络的原始信息, 并通过隐藏层连接到输出层, 可以通过反复试验选择隐藏层数, 以提高预测精度。提出的网络输入层由 20 个神经元组成, 其中, $I_{L,k}^t$ 为负载电流, W_k^t 为纸张含水量, A_k^t 为酸度水平, $V_{BD,k}^t$ 为击穿电压, $F_{FFA,k}^t$ 为绝缘油中呋喃含量, θ_k^t 为损耗角因子, $T_{TS,k}^t$ 为绝缘油中总固体, T_k^t 为最高油温, γ_k^t 为年龄, τ 为环境温度, η^t 为大气压力, μ^t 为湿度水平, δ^t 为变压器 k 在时间 t 的灰尘水平因子。输出层由一个神经元组成, 范围为 $[0, 1]$, 代表变压器的健康指数, 1 表示全新的变压器, 0 表示可靠性较差的变压器。健康指数是一种动态可靠性指标, 可以随着新数据输入而不断更新。本文基于变压器厂家数据手册, 按照文献 [20] 中所述方法生成包括绝缘油中呋喃含量、固体含量等 20 种参数的样本数据集, 数据集分为训练集和测试集, 各包含 5 000 个样本。

2) 线路健康度评估。

杆塔和绝缘系统比架空线更容易随着时间的

推移而发生故障。绝缘老化和杆塔腐蚀主要由天气和环境因素引起。剧烈的温度升降直接影响线路的负载, 可能导致导体额外发热, 雷击等现象还可能会导致线路断线与周围环境接触, 如树木和其他设施, 从而危及电气安全。本文采用输电线路的在线健康指数, 通过对一些线路组件 (如绝缘子、导体等) 的状态监测数据、对其他元素 (如地基、塔架结构、辅助设备等) 的检测与人为判断相结合定量获得 [23]。

天气的影响不仅仅局限于线路组件的故障, 温度变化会导致线路的电阻值不同, 这会线路的最大功率容量、潮流精度以及状态估计等方面造成影响。本文假设线路在不同运行时间有不同的电阻值, 线路电阻是预测温度的直接函数:

$$R_{T_1} = R_{T_0} [1 + \alpha(T_1 - T_0)] \quad (16)$$

式中, $\alpha = 0.0039$ 为铝的温度系数; R_{T_1} 、 R_{T_0} 分别为温度 T_1 、 T_0 时的线路电阻。

1.4 考虑气象的电力市场分析

将气象因素对负荷、线路及设备的影响评估模型结果用于电力市场分析, 以了解气象因素如何影响电力市场运转性能。在给定的运行时间范围内, 机组组合模型用于优化调度发电机组, 即

$$\min f = \sum_{i \in \Omega_G} \sum_{t=t_0}^T (C_{Gi} p_{Gi}^t + C_{RSi} p_{RSi}^t + C_{Ui} s_{Ui}^t + C_{Di} s_{Di}^t) \quad (17)$$

式中, C_{Gi} 、 C_{RSi} 分别为第 i 个发电机组的发电、储能成本; C_{Ui} 、 C_{Di} 分别为第 i 个发电机组的启动、停机成本; P_{Gi}^t 、 P_{RSi}^t 分别为 t 时间售电、储能市场第 i 个发电机组的输出功率; s_{Ui}^t 、 s_{Di}^t 分别为 t 时间第 i 个发电机组的启动、停机状态变量。

机组组合模型的系统和安全约束为

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i \in \Omega_G} p_{Gi}^t = P_L^t, \quad t = 1, 2, \dots, T \\ \sum_{i \in \Omega_G} p_{RSi}^t \geq D_{RS}^t, \quad t = 1, 2, \dots, T \\ P_{Gi}^t + P_{RSi}^t \leq x_{Gi}^t P_{Gi}^{\max}, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ x_{Gi}^t P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi}^t \leq x_{Gi}^t P_{Gi}^{\max}, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ 0 \leq P_{RSi}^t \leq P_{Gi}^{\max}, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ x_{Gi}^t - x_{Gi}^{t-1} \leq s_{Ui}^t, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ x_{Gi}^{t-1} - x_{Gi}^t \leq s_{Di}^t, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ x_{Gi}^t s_{Ui}^t, s_{Di}^t \in \{0, 1\}, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ P_{Gi}^t - P_{Gi}^{t-1} \leq R_i \Delta t, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ P_{Gi}^{t-1} - P_{Gi}^t \leq R_i \Delta t, \quad i \in \Omega_G, t = 1, 2, \dots, T \\ -F \leq H \cdot P_G^t \leq F, \quad t = 1, 2, \dots, T \end{array} \right. \quad (18)$$

式中, Ω_G 为发电机组集合; H 为配电因子矩阵; F 为线路潮流限制矢量; P_L^t 为 t 时间的负载需求; D_{RS}^t 为 t 时间的储能需求; x_{Gi}^t 为 t 时间发电机组的开关状态, 发电机组的开/关状态实施阻尼约束; R_i 为第 i 个发电机组的爬坡率。

由于所提出的电力市场模型的输入是概率分布的形式, 因此, 采用点估计法 (point estimation model, PEM) 近似价格、系统成本等输出的概率分布。与随机选择输入并需要大量数据的蒙特卡罗方法不同, PEM 系统地选择一些特定的输入数据估计输出, 计算负担大大减轻。电力市场输入和输出之间的关系为 $F = g(Y)$, 对于电力市场模型的每个输入, 分配一个正态概率分布, 其平均值、标准差分别表示为 α', δ' 。基于 2-PEM 为每个随机输入变量选择 2 个点, 即

$$y_{i,k} = \alpha'_i + \zeta_{i,k} \cdot \delta'_i, k = 1, 2 \quad (19)$$

$$\zeta_{i,k} = \frac{\lambda_{i,3}}{2} + (-1)^{3-k} \sqrt{m + \left(\frac{\lambda_{i,3}}{2}\right)^2}, k = 1, 2 \quad (20)$$

$$\lambda_{i,3} = \frac{E[(y_i - \alpha'_i)^3]}{\delta_i^2}$$

其中, m 为随机输入变量的总数。

计算输出参数 F_j 的平均值:

$$E(F_j) \approx \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^2 \omega_{i,k} g_j(\alpha'_1, \alpha'_2, \dots, \alpha'_i, \dots, \alpha'_m) \quad (21)$$

其中,

$$\omega_{i,k} = \frac{1}{m} (-1)^k \frac{\zeta_{i,3-k}}{\theta_i}, \theta_i = 2 \sqrt{m + \left(\frac{\lambda_{i,3}}{2}\right)^2}$$

相应地, 输出参数 j 的标准差为

$$\delta_{F_j} = \sqrt{E(F_j^2) - [E(F_j)]^2} \quad (22)$$

其中,

$$E(F_j^2) \approx \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^2 \omega_{i,k} \cdot [g_j(\alpha'_1, \alpha'_2, \dots, \alpha'_i, \dots, \alpha'_m)]^2 \quad (23)$$

当考虑天气因素对输电线路和变压器的影响时, 不仅设备的温度敏感特性可能会发生变化, 而且可能出现设备和线路停电, 系统的拓扑相应地改变, 并且可能出现孤岛状况。在这种情况下, 机组组合 (unit commitment, UC) 模式将在每个孤岛单独进行, 以确保负荷平衡。

2 考虑气象的系统风险度量

所提出的风险度量模型如下:

$$R_{\text{sys}}^t = \sum_{k \in K} \left[P_k^t [T] \cdot \sum_{q \in Q} (P_k^t [E_q | T] \cdot C_k^t E_q) \right] \quad (24)$$

式中, R_{sys}^t 为系统或设备在时间 t 的风险状态; $P_k^t [T]$ 为 t 时间出现威胁强度为 T 的极端天气条件 k 的概率; $P_k^t [E_q | T]$ 为危险条件下系统或设备性能出现非正常情况 E_q 的概率; $C_k^t (E_q)$ 为间接损失的估计值。

将式 (24) 中的风险度量扩展为时间和空间上的随机量:

$$R_{\text{sys}}^t(x, t) = \sum_{k \in \Omega_k} (P_k^t [T(x, t)]) \cdot$$

$$\sum_{q \in \Omega_q} [P_k^t [E_q(x, t) | T(x, t)] \cdot C_k^t (E_q(x, t))] \quad (25)$$

式中, x 为空间参数 (经度和纬度); t 为通过 GPS 获得的时间参数。

风险度量模型中危险性 $P_k^t [T]$ 表示在给定时间出现影响电网运行的危险天气条件的可能性, 其由天气预报直接决定, 并与电网中的各个时间点和位置在时空上相关。脆弱性 $P_k^t [E_q | T]$ 反映了由天气影响的危险条件导致电网中出现不良状态事件的概率。这些不良状态包括可再生能源的发电短缺、电网设备的可靠性降低等。由文献 [12] 中所述的序贯蒙特卡洛方法获取 $P_k^t [T]$ 、 $P_k^t [E_q | T]$ 。

恶劣天气时电网出现不良状态的情况下量化其对电网运行造成的经济损失。 t 时间、第 i 个设备故障相对应的总成本可量化为

$$C_k^t (E_i) = C_{\text{CM},i}^t + \sum_{d \in \Omega_b} (C_{\text{LR},i}^t + C_{\text{CIC},i}^t) \quad (26)$$

式中, $C_{\text{CM},i}^t$ 为纠正性维护成本, 包括设备的更换成本以及人工、维护工具和材料成本; $C_{\text{LR},i}^t$ 、 $C_{\text{CIC},i}^t$ 分别为收入损失、中断成本, 均为可变成本。

式 (26) 中 $C_{\text{LR},i}^t$ 表示由于在维护期间无法出售电力而导致的损失, 量化公式为

$$C_{\text{LR},i}^t = \sum_{d \in \Omega_b} (\lambda_d^t \cdot E_{\text{EENS},d,i}^t) \quad (27)$$

式中, λ_d^t 为负载点 d 的电价; $E_{\text{EENS},d,i}^t$ 为负载点 d 由于第 i 个设备 t 时间发生故障而未提供的预期电能。

通过概率分析状态枚举方法首先求解优化问题:

$$\min_{i \in H} \sum_{d \in \Omega_b} (I_{\text{IL},n,i}^t = P_{d_n}^t - P_{d_n,i}^{\text{sup}}) \quad (28)$$

优化目标是 minimized 每个应急状态 i 的总缩减负荷, 如式 (28) 所示, 每个负荷点的负荷中断是通过实际需求 and 供应负荷的差异来计算。为了减少算法运行时间, 采用基于风险的事故筛选策略, 该策略首先根据事故发生概率和中断负荷的乘积对事故进行优先级排序, 然后忽略低风险事故。

再计算EENS可靠性指数,优化问题约束^[20]为

$$\begin{cases} \sum P_g^t - \sum_m V_n V_m (G_{nm} \cos \delta_{nm} + K_{nm} \sin \delta_{nm}) - P_d^n = 0 \\ \sum Q_g^t - \sum_m V_n V_m (G_{nm} \sin \delta_{nm} - K_{nm} \cos \delta_{nm}) - Q_d^n = 0 \\ P_{nm} = V_n V_m (G_{nm} \cos \delta_{nm} + K_{nm} \sin \delta_{nm}) - G_{nm} V_n^2 \\ Q_{nm} = V_n V_m (G_{nm} \sin \delta_{nm} - K_{nm} \cos \delta_{nm}) + V_n^2 (K_{nm} - k_{nm}^{\text{sh}}) \\ P_{nm}^2 + Q_{nm}^2 \leq (S_j^{\text{max}})^2 \\ \delta_n^{\min} \leq \delta_n \leq \delta_n^{\max} \\ V_n^{\min} \leq V_n \leq V_n^{\max} \\ (P_g^t - r_g^{\text{dn},t}) \xi_{g,i}^t \leq P_{g,i}^t \leq (P_g^t + r_g^{\text{up},t}) \xi_{g,i}^t \\ Q_g^{\min} \xi_{g,i}^t \leq Q_{g,i}^t \leq Q_g^{\max} \xi_{g,i}^t \end{cases} \quad (29)$$

其中,第1、2式表示2组 N_b 个非线性节点有功和无功率平衡方程,第3、4式代表节点 n 向节点 m 方向测量的支路有功和无功潮流限制,第5式由2组潮流限制组成,分别对应于每条支路的“起始”和“终止”端,第6、7式反映了所有节点电压相角和幅值的上下限约束,第8、9式中给出了电源约束,若第 g 个发电机组在第 i 个停电事件中中断,则强制其输出为零;若第 g 个发电机组可用,则其有功功率输出的变化被限制在裕量内。第 i 个停电事件中发电机组的停电通过二元变量向量建模, $\xi_{g,i}^t$ 为1表示设备正常运行,否则为0。

通过使用在线部件的可用性(y)和故障部件的不可用性(x)计算第 i 个应急状态的概率 π_i 和持续时间 τ_i^t ,即

$$\pi_i = \prod_{x \in \Omega_x} \frac{\nu_x}{(\gamma_x + \nu_x)} \cdot \prod_{y \in \Omega_y} \frac{\gamma_y}{(\gamma_y + \nu_y)} \quad (30)$$

$$\tau_i^t = \left(\sum_{x \in \Omega_x} \gamma_x + \sum_{y \in \Omega_y} \nu_y \right)^{-1}, \forall i \in \Omega_H \quad (31)$$

其中, π_i 是通过在线部件的可用性和第 i 个应急状态中故障部件的不可用性相乘而获得。 ν, γ 分别为设备的故障率和维修率,使用在线部件的故障率和故障部件的修复率计算 τ_i^t 。

计算EENS可靠性指数:

$$E_{\text{EENS},d,i}^t = \sum_{i \in \Omega_H} \pi_i \cdot \tau_i^t \cdot I_{\text{IL},d,i}^t, \forall d \in \Omega_D \quad (32)$$

成本函数式(26)中的 $C_{\text{CIC},i}^t$ 是 t 时间第 i 个停电事件引起的客户中断成本,计算公式为

$$C_{\text{CIC},i}^t = \sum_{d \in D} E_{\text{EENS},d,i}^t \cdot V_{\text{VOLL},d} \quad (33)$$

其中, V_{VOLL} 代表给定负荷点的各种用户部门的单位

中断成本,其与停电持续时间直接相关,可通过历史数据和客户调查确定^[24]。

3 气象风险防御策略

通常采取快速应急响应、防御性孤岛及微电网等方法提高电网抗风险能力。考虑利用网络拓扑切换减轻整个电网的气象风险,所提出的风险评估及防御策略框架如图3所示。

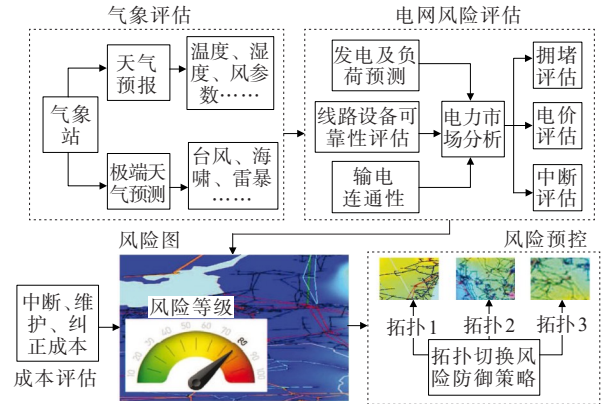


图3 所提出的风险评估及预控方法架构

Figure 3 The proposed framework of risk assessment and precontrol methods

3.1 负荷中断恢复

将负荷中断恢复建模为如下优化问题:

$$\max \left(L_{\text{LS},GUK} - \sum_{\forall n \in \Omega_N} u_n \right) \quad (34)$$

约束为

$$\begin{cases} \theta_n^{\min} \leq \theta_n - \theta_m \leq \theta_n^{\max}, & \forall k(m, n) \in \Omega_K \\ \sum_{\forall k(n, \dots)} P_k - \sum_{\forall k(\dots, n)} P_k + \sum_{\forall g(n)} P_g = d_n - u_n, & \forall n \in \Omega_N \\ P_k^{\min}(1 - s_k) \leq P_k \leq P_k^{\max}(1 - s_k), & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ B_k(\theta_n - \theta_m) - P_k + s_k \cdot M_k \geq 0, & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ B_k(\theta_n - \theta_m) - P_k - s_k \cdot M_k \leq 0, & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ P_k^{\min} \cdot s_k \leq P_k \leq P_k^{\max} \cdot s_k, & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ B_k(\theta_n - \theta_m) - P_k + (1 - s_k) \cdot M_k \geq 0, & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ B_k(\theta_n - \theta_m) - P_k - (1 - s_k) \cdot M_k \leq 0, & \forall k \in \Omega_{\bar{K}} \\ \max \{ P_g^{\min}, P_g^v - \tau r_g \} \leq P_g \leq \min \{ P_g^{\max}, P_g^v + \tau r_g \}, & \forall g \in \Omega_G \\ 0 \leq u_n \leq d_n, & \forall n \in \Omega_N \\ P_k = 0, & k \in \Omega_{\bar{K}} \\ P_g = 0, & g \in \Omega_{\bar{G}} \end{cases} \quad (35)$$

式(34)、(35)是基于DCOPF公式的混合整数线性规划问题,模型细节参见文献[25]。主要决策变量为 s_k 和 u_n ,其中, s_k 决定线路 k 的开关动作(0表示无切换;1表示切换), u_n 表示意外情况下节点 n 上未满足的电力需求; M_k 表示线路 k 的优化大 M 值, B_k 表示线路导纳。采用二进制切换树(binary sort tree, BST)算法求解优化模型,该算法迭代寻找最佳切换线路和最优发电机调度。约束式第1式设置相邻节点的角度差范围,第2式给出了节点平衡约束,第3、4式设定了运行中线路($k \in \Omega_k$)和停运线路($k \in \Omega_{\bar{k}}$)的容量限制,第5~8式决定了通过线路的潮流,第9式为在线发电机组的功率调度约束,第10式为每个节点上 u_n 设置界限,第11、12式中分别反映了线路和发电机组停运的约束。基于线路切换操作和重新调度可获得优化收益,即负荷中断恢复量。

3.2 拥堵缓解

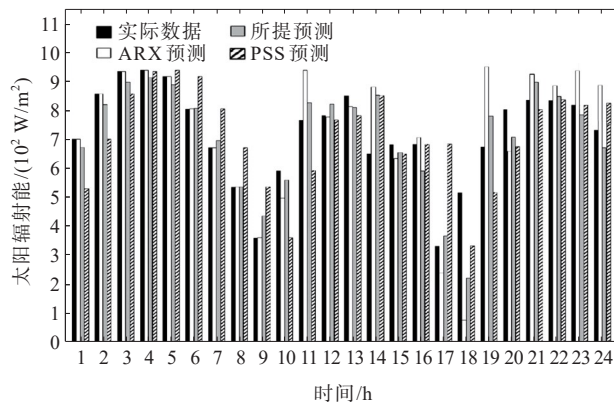
如果传输拥堵而预测到电价攀升,则调用拓扑切换控制策略缓解传输拥堵,其目标式为 $\max \sum c_g P_g$ 。在不损失通用性的情况下,负荷中断恢复优化问题的约束条件大多对拥堵缓解优化问题有效,但也有些小的变化。由于没有负荷中断,故不再需要变量 u_n ,因此,应移除约束式(35)中第2、10式中的 u_n ,还应检查生成的每个新拓扑相对应的分支或节点潮流约束情况。

4 案例分析

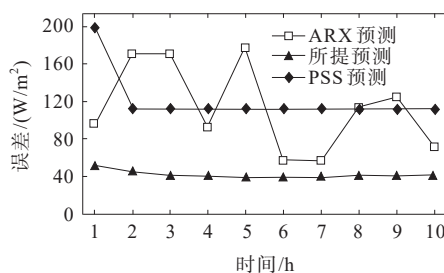
在IEEE 73节点测试系统中研究所提出策略的适用性,各种分析所用的所有数据参照文献[26]。该系统包含24个节点、17个负荷点和33个发电机组,由38条输电线路和5个自耦变压器连接。

系统发电主要来自燃煤火力发电机组,假设10个太阳能发电机组位于20、23号节点上,总渗透率等于系统总发电能力的5%。使用文1.1中提出的模型24 h预测太阳能发电量,所提预测模型性能如图4所示,并与其他现有方法进行误差比较。从图4(b)、(c)可以看出,即使在几个气象站的输入数据丢失的情况下,基于所提出模型的太阳能预测方法也比其他方法更精确。

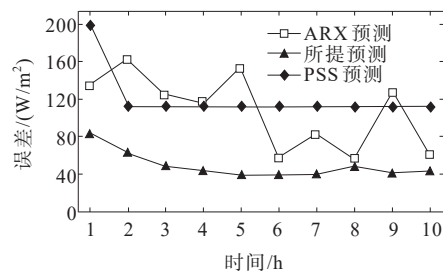
对于燃煤火电机组,14号节点机组概率密度函数估计结果如图5所示。当温度为17~100 °F、湿度为90%、降水量为0、水位高度为3.42 m以及流量为6 990/(f³/s)时,通过式(1)并基于现有历史资料计算发电效率。



(a) 不同方法下太阳辐射预测对比



(b) 缺失1、6、7、10号气象站1 h数据



(c) 缺失1、2、7、8、10号气象站1 h数据

图4 不同太阳辐射预测方法的性能对比

Figure 4 Performance comparison of different solar radiation prediction methods

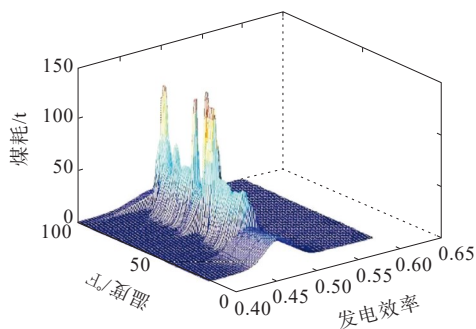


图5 燃煤发电预测结果

Figure 5 Prediction results of coal-fired power generation

4.1 案例1:正常天气预测

利用每小时的预测负荷和发电量进行电力市场仿真。系统总成本如图6(a)所示,并给出研究的

24 h内是否考虑设备健康指数和线路潮流限制的2种情况;天气变化对电价的影响如图6(b)所示,可以观察到节点9处的能源价格对天气变化更加敏感;输电线路受天气影响的拥堵概率如图6(c)所示。

从图6可以得出结论:①天气变化对电力市场的影响不仅是时变的,而且是随空间变化的;②一

些节点和输电线路对天气带来的不确定性特别敏感。测试系统在第10h的预测风险如图7所示,此时处于正常天气条件下,系统运行风险在可容忍范围内,并给出每个负荷点的电价指数和恢复失败概率。随着天气预报和系统气象变化的响应,风险图每小时更新一次。

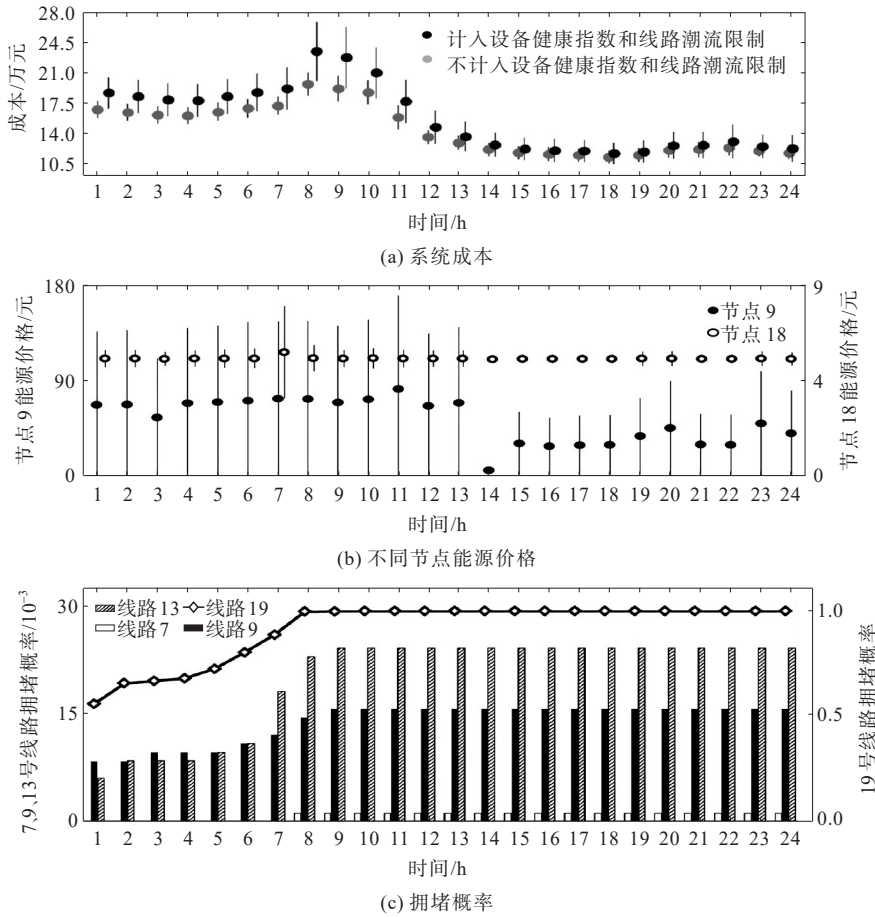


图6 气象对系统成本、能源价格、线路拥堵的影响

Figure 6 The impact of meteorology on system costs, energy prices, and transmission line congestion

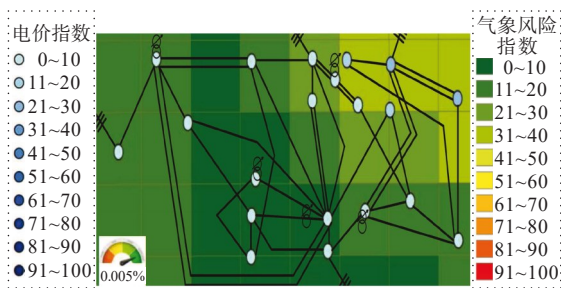


图7 正常天气时系统第10h的预测风险示意

Figure 7 The predicted risk map in the 10th hour of the system under normal weather

4.2 案例2:恶劣天气预测

在本案例中预测10h天气状况,可以预测系统

的一部分将遇到风电事件,此时对提出的风险度量模型进行仿真,对电力市场故障概率、每个负荷点的电价和输电线路拥堵等进行量化,如图8所示,可以看出,由于这种恶劣天气事件,系统中东部的拥堵概率、电价均增加,2条输电线路(连接节点58、59的92号线路和连接节点58、59、60的93号线路)将停止运行,导致61.6 MW的负荷中断。

如图9所示,对提出的拓扑控制优化策略进行仿真,得出3种拓扑切换解决方案(虚线);不同切换方法下线路动作和负荷恢复情况如表1所示。如果只执行重新调度来恢复负荷,而网络拓扑没有变化,则负荷中断恢复将会明显减少。使用本文所提出的方法可获得多种恢复解决方案,然后由系统操

作人员决定最终实施哪种方案。

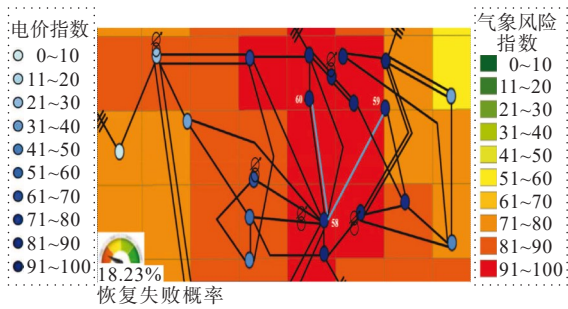
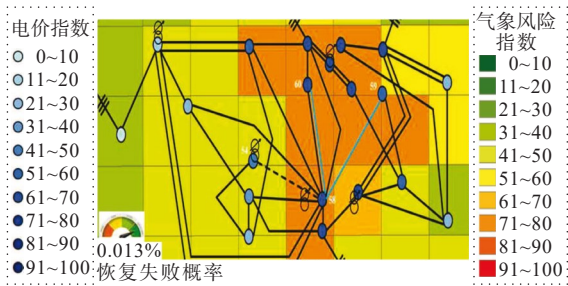
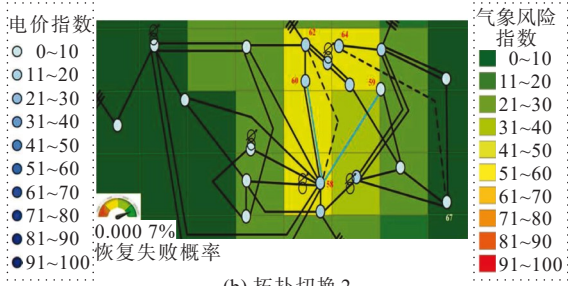


图8 恶劣天气时系统第10h的预测风险

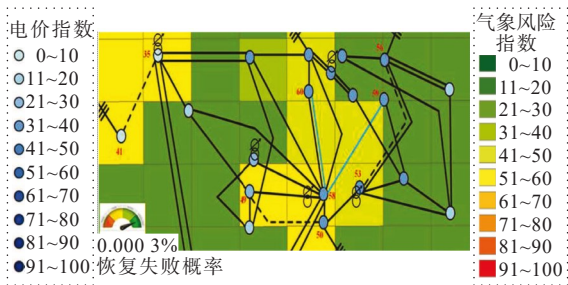
Figure 8 The predicted risk map in the 10th hour of the system under severely bad weather



(a) 拓扑切换1



(b) 拓扑切换2



(c) 拓扑切换3

图9 不同拓扑切换策略的风险示意

Figure 9 Risk map of different topology switching strategies

表1 不同切换策略负荷恢复情况

Table 1 Load recovery conditions of different switching strategies

编号	切换线路	负荷恢复/ MW	负荷恢复百分比/ %
1	86	20.8	33.6
2	105-95	61.6	100.0
3	72-77-99	36.2	57.7

5 结语

本文基于GCRF方法,考虑天气影响对可再生和常规发电的时空发电量预测进行了分析,数值结果表明,所提出的预测方法优于传统方法。利用概率负荷和发电量预测,在考虑天气因素的输电设备随时间的健康和可靠性状态的情况下,进行电力市场仿真。对天气变化时电网的运行风险影响进行了量化,并在测试系统中进行了分析。所提出的风险度量方法被整合到一个综合分析框架中,在该框架中考虑气象带来的不利影响,提出了基于纠正性拓扑切换的系统恢复策略。测试结果表明,仅利用电网的灵活性、最小的额外成本,所提出的策略就能快速、及时地恢复天气因素导致的负荷中断及线路拥堵问题。

参考文献:

- [1] 陆军,朱旺,谢强,等.区域电网变电站震损风险快速评估方法[J].高压电器,2022,58(8):57-64.
LU Jun, ZHU Wang, XIE Qiang, et al. Rapid assessment method for seismic damage risk of substation in regional power grid[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(8): 57-64.
- [2] 李国庆,刘大贵,肖桂莲,等.高占比新能源电网节点停电风险预测[J].电网与清洁能源,2022,38(10):106-115+125.
LI Guoqing, LIU Dagui, XIAO Guilian, et al. Risk prediction of node outage in high proportion new energy grid[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(10): 106-115+125.
- [3] 张海春,陈望达,沈浚,等.计及灵活性资源的配电网韧性研究评述[J].电力建设,2023,44(12):66-84.
ZHANG Haichun, CHEN Wangda, SHEN Jun, et al. Review of power distribution network resilience studies considering flexibility resources[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(12): 66-84.
- [4] 王伟胜,林伟芳,何国庆,等.美国得州2021年大停电事故对我国新能源发展的启示[J].中国电机工程学报,2021,41(12):4033-4043.
WANG Weisheng, LIN Weifang, HE Guoqing, et al. The inspiration of the 2021 major power outage in Texas, United States for the development of new energy in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(12): 4033-4043.
- [5] 李政麒,蔡晔,曹一家,等.美国得州“2·15”停电事故分析及对中国新型电力系统供电充裕度的启示[J].电力科学与技术学报,2022,37(5):17-24.
LI Zhengqi, CAI Ye, CAO Yijia, et al. Analysis of "2·15" blackout in Texas and its enlightenment to China's new power system supply adequacy[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(5): 17-24.
- [6] 李利娟.预防大停电的复杂电网脆弱性评估及差异化

- 规划研究[D].长沙:湖南大学,2018.
- LI Lijuan. Research on vulnerability assessment and differentiated planning of complex power grids for preventing large power outages[D]. Changsha: Hunan University,2018.
- [7] RIOS M A, KIRSCHEN D S, JAYAWEEERA D, et al. Value of security: modeling time-dependent phenomena and weather conditions[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 17(3):543-548.
- [8] HU B, XIE K, TAI H M. Inverse problem of power system reliability evaluation: Analytical model and solution method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6):6569-6578.
- [9] ANGHEL M, WERLEY K A, MOTTER A E. Stochastic model for power grid dynamics[C]//50th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'17), Waikoloa, HI, USA, 2017.
- [10] HENNEAUX P, LABEAU P E, MAUN J C. A level-1 probabilistic risk assessment to blackout hazard in transmission power systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 102:41-52.
- [11] DOBSON I, CARRINGTON N L K, ZHOU K, et al. Exploring cascading outages and weather via processing historic data[J]. arXiv, 2017:09079.
- [12] LI G, ZHANG P, LUH P B, et al. Risk analysis for distribution systems in the northeast US under wind storms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 29(2):889-898.
- [13] ALVEHAG K, SODER L. A reliability model for distribution systems incorporating seasonal variations in severe weather[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 26(2):910-919.
- [14] PANTELI M, PICKERING C, WILKINSON S, et al. Power system resilience to extreme weather: fragility modeling, probabilistic impact assessment, and adaptation measures[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 32(5):3747-3757.
- [15] 张成, 白建波, 兰康, 等. 基于数据挖掘和遗传小波神经网络的光伏电站发电量预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(3):375-382.
- ZHANG Cheng, BAI Jianbo, LAN Kang, et al. Prediction of photovoltaic power generation based on data mining and genetic wavelet neural network[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(3):375-382.
- [16] 魏斌, 王薇, 王加祥. 应用多步模型预测控制提高光伏发电低电压穿越能力研究[J]. 可再生能源, 2020, 38(10):1375-1381.
- WEI Bin, WANG Wei, WANG Jiexiang. Research on improving the low voltage ride-through capability of photovoltaic power generation by using multistep model predictive control[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(10):1375-1381.
- [17] 崔勇, 周晓倩, 刘文, 等. 基于多时空尺度辅助服务的多类能源协同运营优化机制研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(3):305-310.
- CUI Yong, ZHOU Xiaoqian, LIU Wen, et al. Research on the optimization mechanism of multi class energy collaborative operation based on multi temporal and spatial scale auxiliary services[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(3):305-310.
- [18] 钟佳宇, 陈皓勇, 陈武涛, 等. 含灵活性资源交易的电力市场实时出清[J]. 电网技术, 2021, 45(3):1032-1041.
- ZHONG Jiayu, CHEN Haoyong, CHEN Wutao, et al. Real time clearing of electricity market with flexible resource trading[J]. Power System Technology, 2021, 45(3):1032-1041.
- [19] 林晓凡, 曾佳妮, 冯冬涵. 可再生能源消纳责任权重制下电力市场优化决策模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(6):158-168.
- LIN Xiaofan, ZENG Jiani, FENG Donghan. Optimization decision-making model for the electricity market under the responsibility weight system for renewable energy consumption[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(6):158-168.
- [20] 吴界辰, 艾欣. 交互能源机制下的电力生产者优化运行[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19):1-18.
- WU Jiechen, AI Xin. Optimal operation of power producers and consumers under the interactive energy mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19):1-18.
- [21] RADOSAVLJEVIC V. Gaussian conditional random fields for regression in remote sensing[D]. Philadelphia: Temple University, 2011.
- [22] RADOSAVLJEVIC V, VUCETIC S, OBRADOVIC Z. Neural gaussian conditional random fields[C]//European conference on machine learning and knowledge discovery in databases, Heidelberg, Berlin, 2014.
- [23] DOKIC T, DEGHANIAN P, CHEN P C, et al. Risk assessment of a transmission line insulation breakdown due to lightning and severe weather[C]//49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), Koloa, HI, USA, 2016.
- [24] 赵渊, 周家启, 周念成, 等. 大电力系统可靠性评估的解析计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(5):19-25.
- ZHAO Yuan, ZHOU Jiaqi, ZHOU Niancheng, et al. Analytical calculation model for reliability evaluation of large power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(5):19-25.
- [25] DEGHANIAN P, WANG Y, GURRALA G, et al. Flexible implementation of power system corrective topology control[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 128:79-89.
- [26] BARROWS C, BLOOM A, EHLEN A, et al. The IEEE reliability test system: a proposed 2019 update[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 35(1):119-127.