

考虑寒潮天气下源-网故障概率信息的两阶段鲁棒 预防调度方法

黄涛¹, 张智¹, 丁玉杰², 陈艳波¹, 卢国强³, 王学斌²

(1. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206; 2. 国网青海省电力公司电力科学研究院, 西宁 810000; 3. 国网青海省电力公司, 西宁 810000)

摘要: 全球气候变化背景下, 寒潮天气事件呈现频发趋势, 其伴随的大范围雨雪天气易引发电网关键元件覆冰故障, 加剧电力系统大停电风险。为提升电力系统应对寒潮极端天气的能力, 提出考虑源-网故障概率信息的两阶段鲁棒预防调度方法。首先, 结合寒潮天气下源-网覆冰特征构建了关键元件故障模型。在源侧, 采用隐马尔科夫模型建立风机停运故障概率模型; 在网侧, 考虑输电线路的热融冰特性, 构建了考虑覆冰-融冰动态过程的故障概率模型。其次, 运用信息熵理论构造了考虑风机停运与输电线路故障信息的不确定集合。在此基础上, 以寒潮天气下系统预防调度成本最低为目标, 建立考虑故障概率信息的两阶段鲁棒预防调度模型, 并利用列和约束生成算法进行求解, 实现对发电计划和事故备用的协同优化。在改进的 IEEE-RTS 79 系统进行算例分析, 结果表明, 所提故障概率建模方法能合理量化新能源和输电线路的故障风险, 降低不确定集合的保守性, 并且有效降低了预防调度的成本。

关键词: 寒潮天气事件; 元件故障; 预防调度; 故障概率建模; 输电线路覆冰动态过程

A Two-stage Robust Preventive Scheduling Method Incorporating Source-grid Failure Probabilities Under Cold Wave Weather

HUANG Tao¹, ZHANG Zhi¹, DING Yujie², CHEN Yanbo¹, LU Guoqiang³, WANG Xuebin²

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Beijing 102206, China; 2. State Grid Qinghai Electric Power Research Institute, Xining 810000, China; 3. State Grid Qinghai Electric Power Company, Xining 810000, China)

Abstract: Under the global climate deterioration scenario, frequent cold wave events and their associated large-scale snow/rain weather conditions increasingly trigger icing failures in critical power grid components, heightening power system outage risks. To enhance power system resilience against cold waves, this paper proposes a two-stage robust preventive scheduling method incorporating source-grid failure probability information. By integrating icing characteristics of generation and grid components under cold wave conditions, critical component failure models are established as follows: a hidden Markov model (HMM) quantifies wind turbine outage probabilities on the generation side, while a dynamic ice accretion-melting process model evaluates transmission line failures on the grid side, considering thermal ice-melting properties. By utilizing information entropy theory, uncertainty sets are constructed to encapsulate wind turbine outages and transmission line faults. A cost-minimizing two-stage robust preventive scheduling model is developed and optimized through the column-and-constraint generation (C&CG) algorithm to coordinate generation scheduling and contingency reserves. Case studies on the modified IEEE-RTS 79 system demonstrate that the proposed probability modeling method can be adopted to effectively quantify renewable energy and transmission line failure risks, reduce the conservatism in uncertainty sets, and lower the preventive scheduling costs compared to conventional approaches.

Key words: cold wave weather event; component failure; preventive scheduling; failure probability modeling; dynamic process of ice coating on transmission lines

0 引言

“双碳”目标下,以风光为代表的新能源发电占比持续攀升,新型电力系统运行对气候条件的依赖性愈发增强。近年来,全球气候的急剧变化导致寒潮、台风等极端天气事件频发,这对以新能源为主体的新型电力系统可靠运行构成了严峻挑战^[1-2]。寒潮作为典型极端天气事件,往往伴随着雨雪天气。在寒潮天气下,新能源和输电线路的故障概率显著提升^[3]。具体而言,源侧风机叶片覆冰会导致风机失效停运,同时暴露在自然环境下的输电线路也会因覆冰过厚出现断线事故,进而引发电网大面积停电^[4-5]。2021年美国德州大规模停电事故中,寒潮导致大量风电机组停机以及众多一次设备故障,造成了严重的功率损失^[6]。因此,亟需进一步研究极端天气事件下新型电力系统的预防调控方法。

目前,面向传统电力系统故障的调度方法有较多研究。传统电力系统调度研究主要关注 $N-1$ 或 $N-2$ 的故障。文献[7]考虑系统 $N-1$ 故障,建立了安全约束的预防调度模型。文献[8]考虑 $N-2$ 故障情况,利用计划性孤岛以及网架调整方法减少了故障发生时的切负荷事件。以上文献研究了传统的 $N-k$ 电力系统调控。然而,极端天气下新型电力系统面临着更为复杂的故障。文献[9-10]构建了 $N-k$ 故障不确定集合,通过故障发生时的最大失负荷程度对故障线路进行判别。文献[11]利用随机规划的方法模拟极端天气下的多故障场景,但忽略了特定极端天气场景下各元件蕴含的不同概率信息,这可能会导致调度计划过于保守,造成不必要的经济性降低。因此,有必要在预防调度计划中合理考虑不同元件的故障概率信息。

目前,已经有文献关注到输电线路的故障概率对预防调度的影响。文献[12-14]利用潮流信息与输电线路故障概率的映射关系对线路进行故障辨识,然而却忽略了极端天气下外部环境因素对线路故障率的影响。文献[15]进一步研究极端天气下输电线路故障建模方法。文献[16-17]针对寒潮天气引发的线路覆冰现象,构建冰风载荷的耦合模型,并通过可靠性曲线得到线路的故障概率信息。然而,线路潮流也会对覆冰状态产生影响,调度过程中,某些线路作为连接重要负荷关键连接通道,其载流量较高,线路产生的热能会使得外部的冰层融化。因此,输电线路的融冰效应对其故障概率的影响较大。

以上面向寒潮天气的预防调度研究主要针对输电线路故障。然而,极端天气对新能源出力也会造成巨大影响。例如,风机覆冰会造成出力不确定性增加,严重情况下会导致失效停运^[18]。故刻画新能源发电在极端天气下的故障特性和不确定性是需要重点关注的问题。目前,已有文献对新能源不确定建模进行了研究。文献[19]利用新能源预测误差构造多面体集来反映极端场景风电出力的不确定性;文献[20]采用基于概率密度函数的场景随机生成方法,通过随机场景生成与聚类典型场景刻画新能源出力不确定性。然而,寒潮天气下风电机组叶片覆冰导致叶片载荷分布不均,这造成风能利用系数降低乃至产生机械故障,进而导致调度过程中风电场功率损失以致故障停运^[21]。故仅考虑新能源出力不确定性使得调度决策过于乐观,难以反映极端寒潮天气对电源侧的影响。当前针对极端天气下新能源的故障建模依旧欠缺,因此需要进一步考虑寒潮天气对风机运行的影响,研究考虑风机覆冰故障的预防调度。

综合来看,极端寒潮天气下新能源电力系统的预防调控仍存在以下不足:(1)在电源侧,目前缺乏极端天气下风电场停运的建模方法,难以充分反应寒潮事件下电力系统故障风险;(2)在输电线路建模层面,现有覆冰模型尚未充分考虑线路热融冰效应的动态影响,使得输电线路故障概率的量化评估缺乏准确性;(3)在调度方法方面,当前研究尚未建立能够综合考虑极端天气下源-网故障概率信息的预防调控方法,无法同时兼顾预防调度方案的安全性与经济性。

针对现有研究不足,本文提出了考虑源-网侧元件故障概率信息的两阶段鲁棒预防调度方法。首先,在源侧,利用隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)建立风机停运故障概率模型;在网侧,结合输电线路覆冰与热融冰效应的耦合作用,建立考虑覆冰-融冰动态过程的线路故障概率模型。然后,利用信息熵理论量化故障程度,构造考虑风机停运与输电线路故障概率的不确定集合。在此基础上,以极端天气下系统预防调度成本最低为目标,建立考虑故障信息的两阶段鲁棒预防调度模型,并利用列和约束生成算法(column and constraint generation, C&CG)进行求解。最后采用改进的 IEEE-RTS79 系统验证所提方法的有效性。

1 寒潮天气下源-荷元件故障概率及不确定性建模

寒潮天气具体表现为低温、大风，以及雨雪天气，这些极端气象易造成风机覆冰停运与输电线路覆冰故障，易导致大规模停电事故。本章结合源荷原件覆冰停运机理，对风机停运及输电线路故障的概率进行建模，并构建了考虑源-荷故障概率信息的不确定集合。

1.1 风机覆冰停机概率建模

寒潮天气下，风机由于低温和雨雪容易形成覆冰。风机覆冰导致叶片表面粗糙度增加，进而提高阻力系数，造成功率损失。在覆冰严重的情况下，风电机组可能停运。不同覆冰程度对风机输出功率的影响如图 1 所示(d 表示覆冰厚度)^[22]。此外，风电出力本身具有随机性和波动性，当前缺少综合考虑覆冰停运和不确定性的风电出力不确定模型。隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)在概率预测方面应用广泛，能够基于历史观测推断未来状态或观测的概率分布。因此，本节利用 HMM 对风机覆冰停运进行建模。

HMM 作为统计学分析模型，具有较强的时序分析能力。状态序列与观测序列是构成 HMM 的重要部分，现将风机状态序列记为 $I=[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]$ ，其中 M 为状态序列的长度， $\alpha_m(1 \leq m \leq M)$ 表示风电机组第 m 个运行状态。关键数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)数据作为观测序列，记为 $O=[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_T]$ ，其中 T 为观测序列长度。

图 2 为 HMM 模型中状态序列与观测序列对应概率映射关系，状态序列对应状态转移概率矩阵 $A=(a_{mn})_{M \times M}$ 反应风机状态(运行、停运)之间的过渡关系，状态序列与观测序列关系映射形成发射概率矩阵 $B=(b_{mn})_{M \times T}$ 用以阐述风机状态与环境因素(风速、温度、降水)之间的概率映射关系，具体如式(1)所示。用 $\lambda=(\gamma, A, B)$ 表征 HMM 模型参数，其中， γ 表示初始状态概率分布。

$$\begin{cases} a_{mn} = P(I_t = \alpha_n | I_{t-1} = \alpha_m) \\ b_{mn} = P(O_t = \beta_n | I_t = \alpha_m) \end{cases} \quad (1)$$

式中： a_{mn} 表示 $t-1$ 时刻从风机状态 α_m 转移至 t 时刻风机状态 α_n 的概率； b_{mn} 为 t 时刻风机状态 α_m 到 t 时刻环境观测 β_n 的概率。

作为监督学习场景，状态转移矩阵 A 通过频率

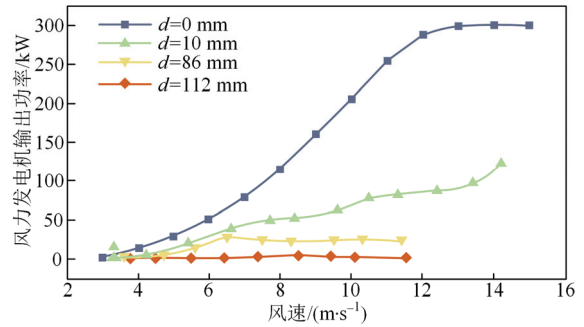


图 1 风机不同覆冰程度对风机输出功率的影响
Fig.1 Impact of different icing severity levels on wind turbine output power

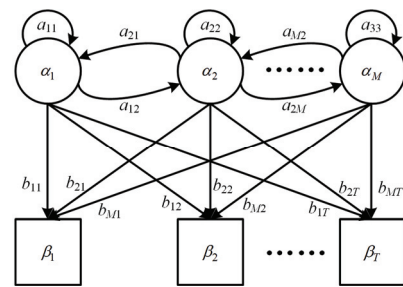


图 2 隐马尔可夫模型状态转移和输出映射示意图
Fig.2 Schematic diagram of state transitions and output mapping in HMM

计数估计，而影响风机覆冰关键 NWP 数据包括温度、风速、降水等多维因素，将多维元素聚合离散化会产生较大数据误差，故将观测矩阵 O 拓展至多维，其中， $\beta_t = [\beta_t(1), \beta_t(2), \dots, \beta_t(\chi)]$ 为 t 时刻 χ 个 NWP 数据组成的列相量。发射概率矩阵 B 则利用核密度估计(Kernel density estimation, KDE)拟合其概率分布，具体如式(2)–(3)所示。

$$a_{mn} = \omega_{mn} / \sum_{n=1}^M \omega_{mn} \quad (2)$$

$$b_{mn} = \frac{1}{Th} \sum_{t=1}^T K \left(\frac{\beta_t - \beta_t^0}{h} \right) \quad (3)$$

式中： ω_{mn} 为当前时刻状态 α_m 转移至状态 α_n 的频数； h 为带宽； K 为核函数，通常选择高斯核函数； β_t^0 为给定的训练数据。

在预测过程中，利用具有动态特性的维比特算法进行风机各状态的概率计算，具体步骤如下：

1) 初始化，通过初始概率计算开始时刻各状态对应概率：

$$\delta_1(m) = \pi_m b_{m1}, m = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

式中： $\delta_1(m)$ 初始时刻状态 α_m 对应的观测 β_1 的概率；

π_m 为初始时刻状态 α_m 的概率。

2) 递推过程, 对于 $t=2,3,\dots,T$, 通过递推得到 t 时刻风机各状态的最大概率:

$$\delta_t(m) = \max_{1 \leq n \leq M} (\delta_{t-1}(n)a_{nm})b_{mt}, m=1,2,\dots,M \quad (5)$$

式中: $\delta_t(m)$ 为 $t-1$ 时刻状态 α_n 对应的观测为 β_{t-1} 并且 t 时刻状态 α_m 对应的观测为 β_t 的最大概率。

3) 归一化, 完成递推过程中每一时刻 t 各个状态对应观测 β_t 的最大概率后, 将概率归一化, 求得整个观测序列对应状态的相应概率:

$$p_t(m) = \delta_t(m) / \sum_{m=1}^M \delta_t(m) \quad (6)$$

式中: $p_t(m)$ 为时刻 t 状态 m 对应的归一化概率。

1.2 计及覆冰-融冰动态过程的输电线路故障概率建模

考虑到长输电线路横跨区域广, 单一气象站点难以对长距离线路的环境因素形成完整监测, 故本文对输电线路进行网格化处理, 将长度为 q 的线路分解成 r 段, 每一段线路长度为 q_1, q_2, \dots, q_r 。利用微气象因素构建输电线路极端气象场景, 具体建模过程如附录 A1 所示。

参考文献[16], 利用 Jones 模型对区域内单位长度输电线路的覆冰状态进行描述, 如式(7)–(8)所示:

$$\Delta D_{ice}(t) = \frac{1}{\pi \rho_{ice}} \sqrt{(\varphi(t)\rho_w)^2 + (3.6v_{wind}(t)E(t))^2} \quad (7)$$

$$D_{ice}(t+1) = D_{ice}(t) + \Delta D_{ice}(t) \quad (8)$$

式中: $\Delta D_{ice}(t)$ 为 t 时刻单位长度输电线路的覆冰厚度变化; $D_{ice}(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻覆冰预测值; ρ_{ice} 、 ρ_w 分别为冰、水的密度; $\varphi(t)$ 为 t 时刻的冻雨量, $v_{wind}(t)$ 为 t 时刻的风速; $E(t)=0.067\varphi^{0.864}(t)$ 为空气绝对湿度。

通过 Jones 模型可得到各时段导线覆冰厚度预测值。然而, 在实际电网中, 同区域内的线路由于载流量不同, 其覆冰情况也不尽相同。一些线路作为关键输电通道, 其载流量较高, 线路产生的更高焦耳热会促使冰层融化, 从而达到融冰效果。故本文考虑电流焦耳热对覆冰模型的影响, 同时忽略冰层表面温度与环境温度的差异, 对线路融冰过程做近似建模, 得到输电线路的覆冰-融冰动态模型, 如图 3 所示。

图 3(a) 为导线融冰过程示意图, R_c 为导线半径, 导线融冰时冰层在重力作用下移动直至脱冰。图 3(b) 为覆冰内部融冰时冰层外继续覆冰过程, 其中经过 Δt 后导线融冰厚度为 $\psi_{ice}(t)$, 线路融冰过程为准热平衡方程, 导线产生的热量等于融冰所需热量

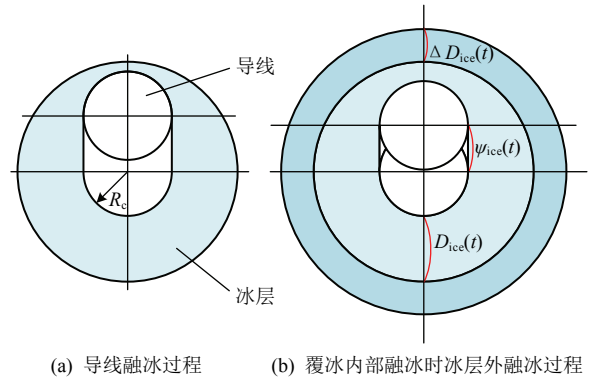


图 3 覆冰-融冰状态示意图

Fig.3 Schematic diagram of ice-coated and de-icing states

与冰层表面空气对流换热量之和, 具体方程如下:

$$Q_1 \Delta t - Q_c \Delta t = Q_{melt} = \rho_{ice}(l + c_p(t_0 - t_a))V_{melt} \quad (9)$$

式中: $Q_1=I^2 r_{eq}$ 为单位长度线路产生的电流焦耳热; I 为导线流过的融冰电流, 本文利用有功功率近似代替电流, 具体推导过程如附录 A2 所示; r_{eq} 为线路单位长度等效电阻; Q_c 为空气换热量; Q_{melt} 为融冰所需热量; t_0 为融冰温度; t_a 为环境温度; l 为冰的融化潜热; c_p 为冰的定压比热容; V_{melt} 为融冰体积。

根据文献[23], 可得 Q_c 的具体表达式:

$$Q_c = \frac{t_0 - t_a}{\frac{\ln(1 + D_{ice} / R_c)}{2k_{ice}\pi} + \frac{1000}{2\pi h_{ac}(R_c + D_{ice})}} \quad (10)$$

式中: h_{ac} 为空气中换流系数; k_{ice} 为冰的导热系数; 将 Q_1 , Q_c 分别代入到式(9)中, 可得:

$$\left(I^2 r_{eq} - \frac{2\pi(t_0 - t_a)}{\frac{\ln(1 + D_{ice} / R_c)}{k_{ice}} + \frac{1000}{h_{ac}(R_c + D_{ice})}} \right) \Delta t = \rho_{ice}(l + c_p(t_0 - t_a))V_{melt} \quad (11)$$

为确保方程(11)中融冰体积 V_{melt} 存在物理意义上的可行解, 等式左边应大于 0, 故可得式(11)成立的一般条件为:

$$\begin{cases} I > I_c \\ I_c = \sqrt{r_{eq} \left(\frac{2\pi(t_0 - t_a)}{\frac{\ln(1 + D_{ice} / R_c)}{k_{ice}} + \frac{1000}{h_{ac}(R_c + D_{ice})}} \right)} \end{cases} \quad (12)$$

式中: I_c 为融冰临界电流, 当 I 小于 I_c 时, 导线产生的热量耗散在空气中, 无法使冰层融化。 I 大于 I_c 时, 冰层开始融化, 当 t 时刻开始 Δt 时间段内融冰体积大于该时间段内脱冰所需体积 $V_N = \sqrt{D_{ice} R_c} (\times 10^{-3})$ 时, 则认为 $t+\Delta t$ 时刻冰层脱落, 此

时 $D_{ice}=0$ 。据此模拟导线覆冰-融冰动态过程。

得到覆冰厚度 D_{ice} 与融冰体积 V_{melt} 后, 可以计算 t 时刻覆冰给线路带来的荷载为:

$$L_{ice}(t) = \begin{cases} \tau p_{ice} V_{ice}, & I \leq I_c \\ \tau p_{ice} (V_{ice} + V_{melt} \times 10^6), & I > I_c, V_{melt} < V_N \\ 0, & I > I_c, V_{melt} \geq V_N \end{cases} \quad (13)$$

式中: $V_{ice} = \pi(2R_c + D_{ice}(t)) D_{ice}(t)$, 为单位长度线路覆冰体积; τ 为常数, 值为 9.8×10^{-3} 。

单位长度线路的风荷载为:

$$L_{wind}(t) = 2CSv_{wind}^2(t)(R_c + D_{ice}(t)) \quad (14)$$

式中: C 为常数, 取值为 6.694×10^{-3} ; S 为跨度因子, 计算方法如附录 A3 所示。

通过力的合成得到线路承受的冰风荷载为:

$$L_{iw}(t) = \sqrt{L_{ice}^2(t) + L_{wind}^2(t)} \quad (15)$$

用天气强度-元件脆弱性曲线^[24]描述输电线路在不同冰风荷载下的输电线路故障率:

$$P_{LINE}(t) = \begin{cases} 0, & L_{iw}(t) \leq a_{iw} \\ \exp\left(\frac{0.6931(L_{iw}(t) - a_{iw})}{b_{iw} - a_{iw}}\right), & a_{iw} < L_{iw}(t) < b_{iw} \\ 1, & L_{iw}(t) \geq b_{iw} \end{cases} \quad (16)$$

式中: a_{iw} 为设计荷载; b_{iw} 为极限荷载。

根据不同区域划分为 r 段各段长度为 q_1, q_2, \dots, q_r 的线路, 其综合故障率 $p_{l,t}$ 如式(17)所示:

$$p_{l,t} = 1 - \prod_{o=1}^r (1 - P_{LINE})^{q_o} \quad (17)$$

式中: $p_{l,t}$ 为第 l 条线路在 t 时刻的故障概率。

1.3 寒潮天气下源-网元件故障不确定集合建模

对于电力系统中故障随机场景的描述, 一般采用式(18)所示的不确定集合^[12]。

$$U = \{\|\zeta\|_1 \geq N - k_1, \zeta \in \{0, 1\}\} \quad (18)$$

式中: N 为各电力元件个数; k_1 为可能发生故障个数; ζ 表示不确定故障场景下元件的运行状态, 1 表示正常运行, 0 表示发生故障。式(18)默认所有元件的故障概率一致, 未考虑元件在不同时空下产生的差异化故障概率, 因而式(18)对故障场景的刻画具有强保守性。

信息熵作为信息论中表达数据混乱无序程度的方式, 可以量化系统元件发生故障的程度^[25]。因此, 本文利用信息熵理论建立反映不同元件故障概率的不确定集合, 其中故障熵值由下式表示:

$$H = \sum_{j \in \Omega_L, \Omega_W} (-\log_2 p_{j,t})(1 - z_{j,t}) \quad (19)$$

式中: $z_{j,t}$ 为寒潮场景下第 j 个元件在 t 时刻的不确定故障状态变量, 0 为发生故障, 1 为运行状态; $p_{j,t}$ 为第 j 个元件在 t 时刻的故障概率; Ω_L, Ω_W 分别为线路、风电场集合。

1.3.1 输电线路故障不确定集合

基于不确定集合(18)和故障信息熵约束, 对寒潮天气下输电线路的故障不确定集合进行建模, 如式(20)所示。

$$U_L = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{l \in \Omega_L} (-\log_2 p_{l,t})(1 - X_{l,t}^L) \leq H_{l,t} \\ \sum_l X_{l,t}^L \geq N_L - k_L, X_{l,t}^L \in \{0, 1\} \\ H_{l,t} = -\log_2(L_{cut}) \end{array} \right\} \quad (20)$$

式中: U_L 为线路的故障不确定集合; $X_{l,t}^L$ 表示线路 l 在 t 时刻的状态, 正常为 1, 故障为 0; N_L 表示线路总数; k_L 表示线路故障数; $H_{l,t}$ 表示线路 l 在 t 时刻的故障熵预算; L_{cut} 为线路故障熵预算对应的截断值。

1.3.2 风电场运行出力不确定集合

现有的调度手段通常仅能对风电场进行集中调控, 而难以对单台风机进行控制。故采用风电场集总等值模型, 将风电场内小容量风电机组合并为大容量的等效风力机, 风电场期望出力为风机出力总和, 如式(21)所示。然而, 对于大型风电场, 其不同区域的天气特性也有所差异。因此, 根据天气条件将风电场划分为数个集群, 每个集群可视作新的风电场, 如图 4 所示。同时假设同一集群的风机运行状态一致, 即故障概率相同, 风电集群的出力等于集群内风机出力之和。

$$P_{w,t}^f = N_{wt} P_{wt,t}^f \quad (21)$$

式中: $P_{w,t}^f$ 为第 w 个风电场在 t 时刻的预测出力; $P_{wt,t}^f$ 为 t 时刻单台风机预测出力; N_{wt} 为风机数量。

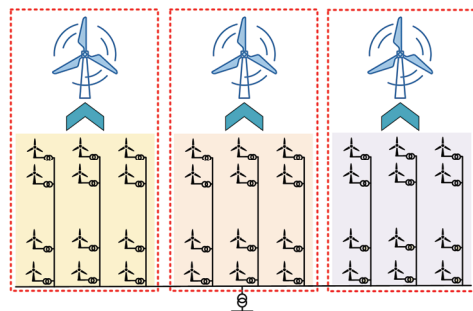


图 4 风电场中风机布局方式

Fig.4 Wind turbine layout in a wind farm

风电场的故障不确定集合建模与 1.3.1 节同理, 如式(22)所示:

$$U_W^F = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{w \in Q_w} (-\log_2 p_{w,t})(1 - X_{w,t}^W) \leq H_{w,t} \\ \sum_w X_{w,t}^W \geq N_W - k_W, X_{w,t}^W \in \{0,1\} \\ H_{w,t} = -\log_2(W_{\text{cut}}) \end{array} \right\} \quad (22)$$

式中: U_W^F 为风电场的故障不确定集合; $X_{w,t}^W$ 表示风电场 w 在 t 时刻的运行状态; N_W 表示风电场总数; k_W 表示风电场故障数; $H_{w,t}$ 表示风电场 w 在 t 时刻的故障熵预算; W_{cut} 为风电场故障熵预算对应的截断值; $p_{w,t}$ 为风电场 w 在 t 时刻的故障概率。

以上讨论了风电覆冰停运的不确定集合建模方法。对于未停运机组, 风速不确定性及覆冰会导致其出力偏离预测值。因此, 构建风电出力的不确定集合 U_W^D , 如式(23)。进一步, 综合考虑覆冰停运及不确定性, 构建极端天气下风电场运行的不确定集合(24)。

$$U_W^D = \left\{ \begin{array}{l} P_{w,t}^{f,u} = P_{w,t}^f + z_{w,t}^+ \cdot \Delta P_{w,t}^f - z_{w,t}^- \cdot \Delta P_{w,t}^f \\ z_{w,t}^+ + z_{w,t}^- \leq 1, \sum_t (z_{w,t}^+ + z_{w,t}^-) \leq \Gamma_T \end{array} \right\} \quad (23)$$

$$U_W = \{U_W^D \cup U_W^F\} \quad (24)$$

式中: $P_{w,t}^{f,u}$ 为第 w 个风电场在 t 时刻的不确定出力, $\Delta P_{w,t}^f$ 为第 w 个风电场在 t 时刻出力误差; Γ_T 为风电出力不确定预算; U_W^D 为风电场在寒潮天气下运行出力不确定集合; U_W 为风电场的运行故障不确定集合。

2 寒潮天气下新能源电力系统两阶段鲁棒预防调度模型

本章建立了考虑寒潮天气下源-网故障的两阶段鲁棒预防调度模型。该模型包括两个阶段: 预防调度阶段制定常规机组的出力和备用计划; 寒潮极端灾害发生时则根据预防调度阶段确定的备用情况和源-网两侧故障不确定情况做出应急调整, 来保证系统可靠运行。

2.1 目标函数

模型以总运行成本最小为目标, 包括: 常规机组的运行成本、开停机成本以及系统备用成本。由于火电运行成本为非线性函数, 本文对其进行分段线性化处理, 模型的目标函数如式(25)所示。

$$\min_{P_{i,t}^b, I_{i,t}^b, R_{i,t}^{\text{up}}, R_{i,t}^{\text{down}}} \sum_t \sum_i \left(\sum_k c_{i,k} P_{i,t,k} + (S_{U_{i,t}}^b + S_{D_{i,t}}^b) + (c_i^{\text{up}} R_{i,t}^{\text{up}} + c_i^{\text{down}} R_{i,t}^{\text{down}}) \right) \quad (25)$$

式中: $c_{i,k}$ 为机组 i 分段线性化后的对应的第 k 段发电成本系数; $P_{i,t,k}$ 为机组 i 在 t 时刻第 k 段的发电量; $S_{U_{i,t}}^b$ 、 $S_{D_{i,t}}^b$ 分别为机组 i 在 t 时刻的开/停机成本; $R_{i,t}^{\text{up}}$ 、 $R_{i,t}^{\text{down}}$ 分别为机组 i 在 t 时刻上/下调降容量; c_i^{up} 、 c_i^{down} 分别为 $R_{i,t}^{\text{up}}$ 、 $R_{i,t}^{\text{down}}$ 对应的成本系数。

2.2 约束条件

2.2.1 第一阶段的预防调度约束

1) 节点功率平衡约束

$$\sum_{i \in G(\phi)} P_{i,t}^b + \sum_{w \in W(\phi)} P_{w,t}^b - \sum_{l \in L(\phi)} P_{l,t}^b = \sum_{d \in D(\phi)} P_{d,t}^b \quad (26)$$

式中: $P_{i,t}^b$ 为 t 时刻机组 i 的发电功率; $P_{w,t}^b$ 为 t 时刻第 w 个风电场发电功率; $P_{l,t}^b$ 为 t 时刻第 l 条线路流过功率; $P_{d,t}^b$ 为 t 时刻节点 d 的负荷; $G(\phi)$ 为代表与母线 ϕ 连接的发电机集合; $W(\phi)$ 为代表母线 ϕ 连接的风电场集合; $L(\phi)$ 代表母线 ϕ 连接的线路集合; $D(\phi)$ 为母线 ϕ 连接的负荷集合。

2) 输电线路容量约束

$$P_{l,t}^b = (\theta_{e,t}^b - \theta_{f,t}^b) / x_{ef} \quad (27)$$

$$-P_l^{\text{max}} \leq P_{l,t}^b \leq P_l^{\text{max}} \quad (28)$$

式中: $\theta_{e,t}^b$ 、 $\theta_{f,t}^b$ 分别为节点 e 与节点 f 的在 t 时刻的相角; x_{ef} 为节点 e, f 所连线路 l 的电抗大小; P_l^{max} 为线路 l 输送容量上限。

3) 常规机组运行约束。机组出力上下限约束(29)–(31), 备用容量约束(32), 最小开停机时间约束(33)–(34), 启停成本约束(35)–(36), 机组爬坡约束(37)–(38)。

$$I_{i,t}^b \cdot P_i^{\text{min}} + R_{i,t}^{\text{down}} \leq P_{i,t}^b \leq I_{i,t}^b \cdot P_i^{\text{max}} - R_{i,t}^{\text{up}} \quad (29)$$

$$0 \leq P_{i,t,k}^b \leq I_{i,t}^b \cdot P_{i,t,k}^{\text{max}} \quad (30)$$

$$P_{i,t}^b = \sum_k P_{i,t,k}^b \quad (31)$$

$$0 \leq R_{i,t}^{\text{down}} \leq \bar{R}_{i,t}^{\text{down}}, 0 \leq R_{i,t}^{\text{up}} \leq \bar{R}_{i,t}^{\text{up}} \quad (32)$$

$$(Z_{\text{on},i,t-1}^b - T_{\text{on},i}) \cdot (I_{i,t-1}^b - I_{i,t}^b) \geq 0 \quad (33)$$

$$(Z_{\text{off},i,t-1}^b - T_{\text{off},i}) \cdot (I_{i,t}^b - I_{i,t-1}^b) \geq 0 \quad (34)$$

$$S_{U_{i,t}}^b \geq c_{U_i} \cdot (I_{i,t}^b - I_{i,t-1}^b), S_{U_{i,t}}^b \geq 0 \quad (35)$$

$$S_{D_{i,t}}^b \geq c_{D_i} \cdot (I_{i,t-1}^b - I_{i,t}^b), S_{D_{i,t}}^b \geq 0 \quad (36)$$

$$P_{i,t}^b - P_{i,t-1}^b \leq U_{R_i} \cdot I_{i,t-1}^b + P_i^{\text{min}} (I_{i,t}^b - I_{i,t-1}^b) + P_i^{\text{max}} (1 - I_{i,t}^b) \quad (37)$$

$$P_{i,t-1}^b - P_{i,t}^b \leq D_{R_i} \cdot I_{i,t}^b + P_i^{\text{min}} (I_{i,t-1}^b - I_{i,t}^b) + P_i^{\text{max}} (1 - I_{i,t-1}^b) \quad (38)$$

式中: $I_{i,t}^b$ 为正常运行时火力发电机启停变量, 1 为运行, 0 为关闭; P_i^{max} 、 P_i^{min} 分别为发电机 i 出力

的上下限; $\bar{R}_{i,t}^{\text{up}}$ 、 $\bar{R}_{i,t}^{\text{down}}$ 分别为上、下调容量峰值; $Z_{\text{on},i,t}^{\text{b}}$ 、 $Z_{\text{off},i,t}^{\text{b}}$ 分别为机组 i 在 t 时刻连续运行/停运时间; $T_{\text{on},i}$ 、 $T_{\text{off},i}$ 分别为机组 i 最小开、停机时间; $c_{\text{U}i}$ 、 $c_{\text{D}i}$ 分别为机组 i 的开、停机成本; $U_{\text{R}i}$ 、 $D_{\text{R}i}$ 分别为机组 i 上、下坡速率。

4) 风电场出力约束

正常运行情况下, 风电场的出力不应超过其对应时刻所预测的功率上限。

$$0 \leq P_{w,t}^{\text{b}} \leq P_{w,t}^{\text{f}} \quad (39)$$

2.2.2 第二阶段极端事件下紧急调度约束

极端寒潮天气发生时, 风电场出力以及输电线路运行状态具有不确定性。当风机或输电线路发生故障后, 通过调用备用容量调整机组出力以满足系统的负荷保供。极端事件下应满足各种故障不确定场景的功率平衡、常规机组运行、输电线路潮流, 以及风电出力等约束。

1) 节点功率平衡约束

$$\sum_{i \in G(\phi)} P_{i,t}^{\text{u}} + \sum_{w \in W(\phi)} P_{w,t}^{\text{u}} - \sum_{l \in L(\phi)} P_{l,t}^{\text{u}} = \sum_{d \in D(\phi)} P_{d,t}^{\text{u}} \quad (40)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{u}}$ 为不确定场景下机组 i 在 t 时刻的出力; $P_{w,t}^{\text{u}}$ 为不确定场景下的第 w 个风电场在 t 时刻的出力; $P_{l,t}^{\text{u}}$ 为不确定场景下第 l 条线路在 t 时刻流过的功率; $P_{d,t}^{\text{u}}$ 为不确定场景下节点 d 在 t 时刻的负荷。

2) 不确定场景下常规机组运行约束。式(41)为不确定场景下火电机组出力约束, 式(41)–(43)反映火电机组在不确定场景下的出力调整能力, 受机组旋转备用容量和基本场景下出力的限制。

$$I_{i,t}^{\text{u}} \cdot P_i^{\text{min}} \leq P_{i,t}^{\text{u}} \leq I_{i,t}^{\text{u}} \cdot P_i^{\text{max}} \quad (41)$$

$$P_{i,t}^{\text{u}} - P_{i,t}^{\text{b}} \leq I_{i,t}^{\text{u}} \cdot R_{i,t}^{\text{up}} \quad (42)$$

$$P_{i,t}^{\text{b}} - P_{i,t}^{\text{u}} \leq I_{i,t}^{\text{u}} \cdot R_{i,t}^{\text{down}} \quad (43)$$

式中: $I_{i,t}^{\text{u}}$ 表示故障场景下机组 i 在 t 时刻的启停状态, 满足 $I_{i,t}^{\text{u}} = I_{i,t}^{\text{b}}$, 即正常场景与不确定场景下火电机组的启停状态一致。

3) 输电线路容量约束。通过式(44)–(45)描述故障场景下线路容量约束, 并利用线路故障熵控制故障程度。

$$\left| P_{l,t}^{\text{u}} - (\theta_{e,t}^{\text{u}} - \theta_{f,t}^{\text{u}}) / x_{ef} \right| \leq M_{\text{big}} (1 - X_{l,t}^{\text{L}}) \quad (44)$$

$$-P_{l,t}^{\text{max}} \cdot X_{l,t}^{\text{L}} \leq P_{l,t}^{\text{u}} \leq P_{l,t}^{\text{max}} \cdot X_{l,t}^{\text{L}}, X_{l,t}^{\text{L}} \in U_{\text{L}} \quad (45)$$

式中: $\theta_{e,t}^{\text{u}}$ 、 $\theta_{f,t}^{\text{u}}$ 分别为不确定场景下节点 e 、 f 在 t 时刻的相角; M_{big} 是一个较大的正数。

4) 输电线路故障不确定集合。输电线路的故障不确定性采用 1.3 节故障熵约束(20)进行建模。

5) 不确定场景下的风电场出力受不确定集合(24)限制, 如式(46)所示。

$$0 \leq P_{w,t}^{\text{u}} \leq X_{w,t}^{\text{W}} \cdot P_{w,t}^{\text{b}} \quad (46)$$

3 模型求解方法

3.1 矩阵概括形式

为了便于讨论本文所提出模型的求解方法, 利用矩阵形式(47)表示模型(25)–(46)。

$$\begin{aligned} & \min_{I^{\text{b}}, P^{\text{b}}} N^{\text{T}} \cdot I^{\text{b}} + C^{\text{T}} \cdot P^{\text{b}} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} X \cdot I^{\text{b}} + Y \cdot P^{\text{b}} \leq T^{\text{b}} & \text{(a)} \\ D \cdot I^{\text{b}} + E \cdot P^{\text{b}} + R \cdot P^{\text{u}} \leq T^{\text{u}} & \text{(b)} \\ P^{\text{b}} \geq 0, P^{\text{u}} \geq 0, I^{\text{b}} \in \{0, 1\} \end{cases} \end{aligned} \quad (47)$$

式中: I^{b} 、 P^{b} 表示基础场景下的决策变量, 在不确定场景下依然具有可行性, 因而是鲁棒的; I^{b} 表示机组启停相关决策, 包括 $I_{i,t}^{\text{b}}$ 、 $S_{\text{U}i,t}^{\text{b}}$ 、 $S_{\text{D}i,t}^{\text{b}}$; P^{b} 表示机组出力相关决策, 包括 $P_{i,t}^{\text{b}}$ 、 $P_{w,t}^{\text{b}}$ 、 $P_{l,t}^{\text{b}}$ 、 $R_{i,t}^{\text{up}}$ 、 $\theta_{e,t}^{\text{b}}$; P^{u} 表示不确定场景下的机组决策变量, 包括 $P_{i,t}^{\text{u}}$ 、 $P_{w,t}^{\text{u}}$ 、 $P_{l,t}^{\text{u}}$ 、 $\theta_{e,t}^{\text{u}}$; X 、 Y 、 D 、 E 、 R 、 T^{b} 、 T^{u} 为对应的系数矩阵; N^{T} 、 C^{T} 为目标函数对应的系数矩阵。(a)式表示正常调度场景下的约束, (b)式表示不确定场景下的约束。

对于考虑多重不确定性的两阶段鲁棒预防调度模型, 目前主要采用 C&CG 算法进行求解^[26]。通过 C&CG 方法将原问题分解为第一阶段的预防调度主问题和第二阶段的极端场景下的紧急调度子问题。对于第二阶段的安全越限场景, 返回 C&CG 割平面到第一阶段, 实现迭代求解。

3.2 第一阶段预防调度主问题

通过求解主问题(48)得到基准场景下的调度结果 I^{b} 、 P^{b} 。约束场景主要为(26)–(39)第二阶段不确定场景不可行时返回得到的 C&CG 割集。

$$\begin{aligned} & \min_{I^{\text{b}}, P^{\text{b}}} N^{\text{T}} \cdot I^{\text{b}} + C^{\text{T}} \cdot P^{\text{b}} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} X \cdot I^{\text{b}} + Y \cdot P^{\text{b}} \leq T^{\text{b}} \\ \text{C\&CG 约束} \\ P^{\text{b}} \geq 0, P^{\text{u}} \geq 0, I^{\text{b}} \in \{0, 1\} \end{cases} \end{aligned} \quad (48)$$

3.3 第二阶段极端场景下紧急调度子问题

紧急调度子问题是将第一阶段求得的 \hat{I}^{b} 和 \hat{P}^{b} 在极端天气场景下的约束条件进行校验。预防调度子问题探求风机与输电线路故障后产生的最大安全约束违反度。若不通过安全校验, 则生成 C&CG 割平面返回主问题。求解紧急调度子问题具体通过两

个步骤解决。

3.3.1 确定最恶劣故障不确定场景

最恶劣场景的识别如式(49)所示, 为 max-min 问题。为使得不确定场景下约束可行, 引入松弛变量 \mathbf{v} , 此处 \mathbf{v} 为最严重故障产生的约束违反度, 因此应尽可能将 \mathbf{v} 最小化来确保电网安全稳定运行。

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{U}} \min_{\mathbf{P}^u, \mathbf{v}} \mathbf{1}^T \mathbf{v} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{R} \cdot \mathbf{P}^u + \mathbf{v} \leq \mathbf{T}^u - \mathbf{D} \cdot \hat{\mathbf{I}}^b - \mathbf{E} \cdot \hat{\mathbf{P}}^b \\ \mathbf{v} \geq \mathbf{0}, \mathbf{P}^u \geq \mathbf{0}, \mathbf{U} = \{\mathbf{U}_w, \mathbf{U}_L\} \end{cases} \end{aligned} \quad (49)$$

式(49)是一个 max-min 优化问题, 属于双层规划中的一种特殊形式, 内外层优化相同, 具有非线性难解的特点。下层问题为 LP 问题, 具有强对偶性, 因此采用对偶定理将式的内层 min 转化为 max 形式, 第一阶段得到的最优 $\hat{\mathbf{I}}^b$ 、 $\hat{\mathbf{P}}^b$ 以及外层不确定变量均作为已知参数, 可以得到如式(51)所示的 max 型单层优化问题。

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{u}} \mathbf{u}^T (\mathbf{T}^u - \mathbf{D} \cdot \hat{\mathbf{I}}^b - \mathbf{E} \cdot \hat{\mathbf{P}}^b) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{u}^T \mathbf{R} \leq 0 \\ -1 \leq \mathbf{u} \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (50)$$

式(50)中, 决策变量为不确定量 \mathbf{T}^u 和对偶变量 \mathbf{u} , 对偶函数 $\mathbf{u}^T \mathbf{T}^u$ 中存在非线性项。本文采用附加变量法将其化解为线性规划问题。以其中线路故障不确定变量 $u_{l,t} X_{l,t}^L$ 为例。

引入附加变量 $\mu_{l,t} = u_{l,t} X_{l,t}^L$, 具体方法如下:

$$\begin{cases} u_{l,t} \leq \mu_{l,t} \leq 0 \\ -X_{l,t}^L \cdot M_{\text{big}} \leq \mu_{l,t} \leq (1 - X_{l,t}^L) \cdot M_{\text{big}} + u_{l,t} \end{cases} \quad (51)$$

3.3.2 生成 C&CG 割平面

确定了最恶劣场景 U_{worst} 后, 若约束违反度高于设定的阈值, 则产生 C&CG 割平面返回第一阶段主问题重新求解。

$$\mathbf{C}_{\text{CG}} = \begin{cases} \mathbf{R} \cdot \mathbf{P}_\sigma^u + \mathbf{v} \leq \mathbf{T}_\sigma^u - \mathbf{D} \cdot \hat{\mathbf{I}}^b - \mathbf{E} \cdot \hat{\mathbf{P}}^b \\ \varepsilon \geq \min_{\mathbf{P}^u, \mathbf{v}_\sigma} \mathbf{1}^T \mathbf{v}_\sigma, \mathbf{v}_\sigma \geq \mathbf{0}, \mathbf{P}_\sigma^u \geq \mathbf{0} \end{cases} \quad (52)$$

式中: σ 表示迭代次数; ε 为设定阈值, 大小为 10^{-3} 。

所建立模型(47)的求解方法如附图 B1 所示。

4 算例分析

4.1 算例设置

本节采用改进后的 IEEE-RTS79 系统对所提方法进行验证分析, 系统拓扑如附图 B2 所示, 选取中国东北某城市历史寒潮事件的气象数据, 模拟 3 个区域在遭受寒潮天气下系统运行状态。分别位于

节点 1, 2, 7, 15, 16, 22 接入风电场, 并将节点 1 接入的 80 MW 风电场划分为 4 个 20 MW 的风电场集群。各节点接入风电场容量设置如表 1 所示, 设风电场出力预测误差为 10%。

4.2 寒潮天气下源-网元件的故障概率分析

利用 HMM 对某地历史气象数据进行统计学习, 模拟寒潮发生时风电场故障概率, 如附图 B3 所示, 不同环节存在差异化故障概率, 风电场 1-4 为节点 1 划分的 4 风电场集群, 其故障概率在各时段也存在一定差异, 不同方法预测的校验结果见附图 B4。

对寒潮场景下考虑覆冰-融冰动态过程与只考虑覆冰过程的部分线路故障率进行对比, 如图 5 所示, 可以看出考虑覆冰-融冰动态过程的重载线路因融冰作用降低了线路受到的冰风载荷, 从而降低了整体故障率, 使其需要更高的故障熵判别线路故障。此外, 对于不同工况下的覆冰状态分析见附录 C。

4.3 预防调度结果分析

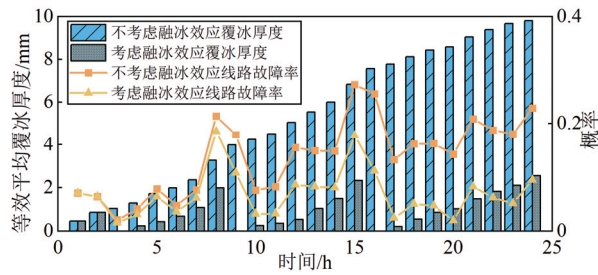
为验证预防调度模型的优势, 本文设置了 6 个算例进行对比分析, 如表 2 所示。算例 1、2、3 为未考虑风电场故障的模型, 算例 1 仅考虑线路故障, 算例 2 考虑线路覆冰故障信息, 算例 3 考虑线路覆冰-融冰动态过程故障信息。算例 4、5 在线路故障基础上进一步考虑风电场故障, 算例 4 考虑风电场故障, 算例 5 进一步考虑风电场故障概率信息。

4.3.1 运行成本分析

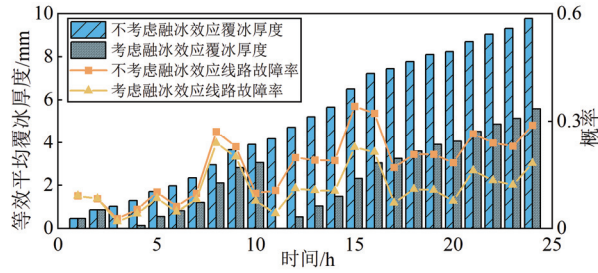
BT1 算例场景进行求解, 得到各场景下运行成本, 如表 3 所示。算例 2 相较于算例 1 考虑了线路故障信息, 在故障熵的约束下使得备用成本降低 9.89%。算例 3 进一步考虑线路覆冰-融冰动态过程的故障信息, 这让考虑融冰特性的重载线路故障概率下降。故在同等故障熵条件下进行故障判别时, 考虑融冰特性的重载线路不再被纳入故障不确定集合中。从而备用成本相较于算例 2 得以进一步降低 8.13%。算例 4 在算例 3 的基础上考虑风电场故障, 源侧供电缺失使得预防策略更加保守, 相较于算例

表 1 风电场接入设置

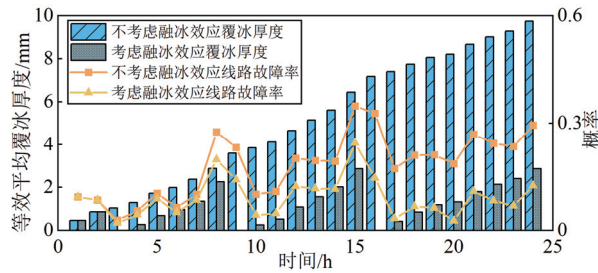
风电场容量/MW	风电场接入节点(接入数量)
20	1(4)
60	2(1),22(3)
100	7(1),15(2),16(2)
120	22(2)



(a) 线路 25 在考虑融冰效果前后覆冰厚度与故障率对比



(b) 线路 30 在考虑融冰效果前后覆冰厚度与故障率对比



(c) 线路 38 在考虑融冰效果前后覆冰厚度与故障率对比

图 5 部分线路等效平均覆冰厚度与故障率对比

Fig.5 Comparison of equivalent average ice thickness and failure rate for selected lines

3 备用成本显著提升。这是因为寒潮天气下风机停运事件概率较高，易引起整个风电场停运。这让系统运行时供电缺口扩大，需要预留更多备用以应对风电场故障停运不确定性。算例 5 考虑风电场故障概率信息，使其相较于算例 4 备用成本降低约为 11.38%。

4.3.2 考虑覆冰-融冰过程的调度结果分析

进一步对算例场景 2 和 3 进行分析，在相同 L_{cut} 约束下，不同 k_L 的运行结果如表 4 所示。 $k_L=1$ 时，场景 2 在仅考虑覆冰故障信息的情况下，线路 38 断开，场景 3 断开线路 19，从图 5 观察到考虑了线路覆冰-融冰动态过程的线路 38 整体故障率得到一定下降，说明同样故障熵预算的情况下，场景 2 在故障判别中会更加倾向于选择故障率满足条件且载流量更高的线路断开，从而使得机组需要设置更多

表 2 算例对比设置

Table 2 Test case comparison settings

算例 场景	故障场景		故障信息		
	风电场	线路	风电场	线路覆冰	线路覆冰-融冰
1	×	√	×	×	×
2	×	√	×	√	×
3	×	√	×	×	√
4	√	√	×	×	√
5	√	√	√	×	√

注：“√”表示考虑该场景或该信息。

表 3 算例 1—5 运行成本

Table 3 Operational costs of test cases 1—5

算例 场景	发电成本/美元	开停机成本/美元	备用成本/美元	总成本/美元
1	352 464.3	1 620	14 333.6	368 417.9
2	353 063.5	1 300	12 915.3	367 278.8
3	353 228.3	1 340	11 861.8	366 430.1
4	353 265.8	1 620	26 708.3	381 594.1
5	354 566.6	1 620	23 668.7	379 855.3

表 4 考虑融冰效应前后运行结果对比

Table 4 Comparison of operational results before and after considering the ice-melting effect

算例场景	k_L	运行成本/美元	故障线路编号
2	$k_L=1$	367 278.8	38
	$k_L=2$	370 123.0	38, 6
	$k_L=3$	—	25, 26, 30
3	$k_L=1$	366 362.8	19
	$k_L=2$	368 443.9	17, 6
	$k_L=3$	—	18, 20, 22

的备用容量来弥补断开线路造成的供电损失。同时，场景 3 考虑了线路电流产生的焦耳热对线路覆冰产生的影响，对于载流量高的线路会减轻线路覆冰载荷带来的影响，从而线路故障率降低，不满足当前故障熵约束，合理降低了运行成本。同样地， $k_L=2$ 时，运行成本由 370 123.0 美元降低至 368 443.9 美元，故障线路也由载流量较高的 38 和 6 变为载流量相对较低的 17 和 6。 $k_L=3$ 时，场景 2 和 3 均无法维持故障场景下的功率守恒，需切负荷运行。综上所述，基于场景 2 考虑线路融冰动态过程的调度运行成本明显低于场景 1 中仅考虑线路覆冰的成本，且场景 2 更加符合实际运行情况，而不是仅考虑最极端情况下的预防调度方案。

4.4 故障概率信息对调度结果影响分析

4.4.1 风电场故障熵对调度结果影响

为研究不同风电场故障熵预算对调度结果的

影响, 本节设置线路故障数 $k_L=0$, 风电场故障数 k_W 为 0~3, 观察不同故障熵截断值 W_{cut} 下成本变化。结果如图 6 所示, 可以看出 k_W 一定时, 随着 W_{cut} 增大, 预防调度成本随之减小, 同 W_{cut} 时, 一般 k_W 越大, 成本相应也会越高。进一步分析, 当 W_{cut} 为 2^{-6} 和 $2^{-5.5}$ 时, 此时风电场故障熵预算较高, 放宽了对故障概率分布的截断约束, 使得更多低概率高风险场景进入不确定集合, 不确定集合的保守性强, $N-k$ 故障场景也更加恶劣, 故 k_W 值较高时预防调度决策需要预留大量备用容量以应对最恶劣场景, 因而运行成本显著上升。而 W_{cut} 增加至 $2^{-3.5}$ 时, $k_W=2$ 与 $k_W=3$ 成本相同, 此时故障熵降低, 低概率的极端恶劣的场景被排除在外, 限定了 $N-k$ 故障停运场景的恶劣程度, 不确定集合的保守性减弱, 因而在 $k_W=3$ 与 $k_W=2$ 的最严重故障场景相同。 W_{cut} 进一步增大至 2^{-2} 时, 故障场景判别主要受故障熵约束, $k_W=1,2,3$ 这 3 者的最恶劣场景与 $k_W=1$ 时最恶劣场景一致, 使得 3 者预防调度成本趋同。

图 7 给出了 $k_W=3$ 时, 不同 W_{cut} 下风电场在最恶劣场景下的运行以及停运故障情况。当 $W_{cut}=2^{-6}$ 时, 由于截断值 W_{cut} 取值较小, 故障熵预算较高, 这对 $N-k$ 最严重故障判别影响较小, 允许包含概率极低但影响极大的“三风电场同时停运”场景。在这种情况下得到的最坏场景对系统正常运行影响较大, 存在 3 个 100 MW 容量的风电场同时故障, 因此预防调度决策较为保守, 系统以牺牲经济性为代价, 需要更多备用容量来应对不确定性。当 W_{cut} 增加到 $2^{-4.5}$ 时, 此时 3 个风电场同时故障的小概率事件被过滤, 最恶劣场景下的停运风电场数为 2, 此时系统最多存在 60 MW 与 100 MW 容量的风电场同时故障, 使得备用成本相较于前一阶段降低, 总成本降低约 1.86%。当 W_{cut} 增加到 $2^{-1.5}$ 时, 不确定集合的保守性进一步降低, $N-k$ 约束不再是影响不确定集的关键因素。此时, 最坏情景下仅有一个风电场故障, 故不需要保留太多备用容量来应对不确定性。然而, 此时的预防调控决策过于理想化, 不能很好地保护系统免受故障的影响。

4.4.2 线路故障熵对调度结果影响

进一步研究输电线路停运故障不确定集对调度结果的影响, 而不考虑风电场停运故障。表 5 给出了模型的运行成本随 L_{cut} 的变化情况。从中可知, 当 $k_L \geq 1$ 时, 调度成本随着 L_{cut} 的增大而减小。当 $k_L=1$ 时, 输电线路停运故障不确定集合受故障熵的影响

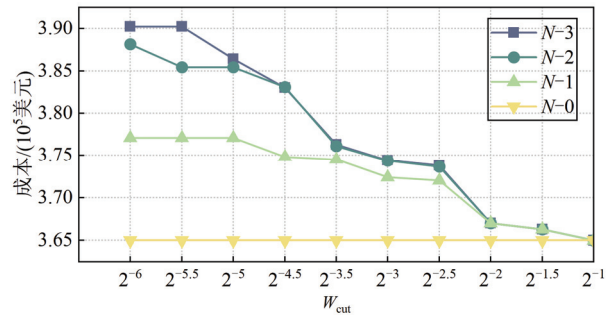
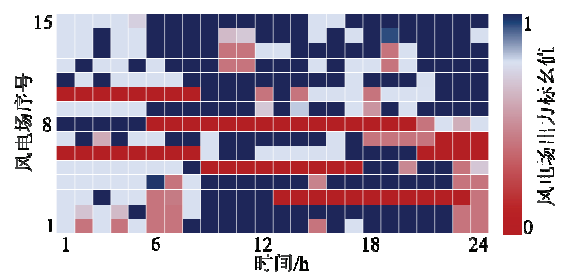
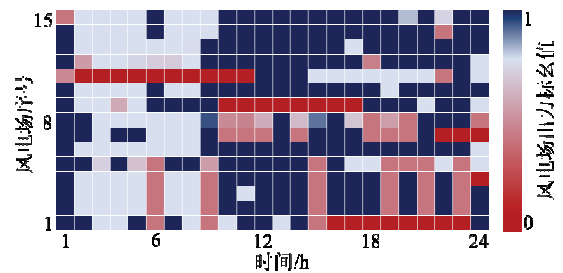


图 6 不同 W_{cut} 下的运行成本对比

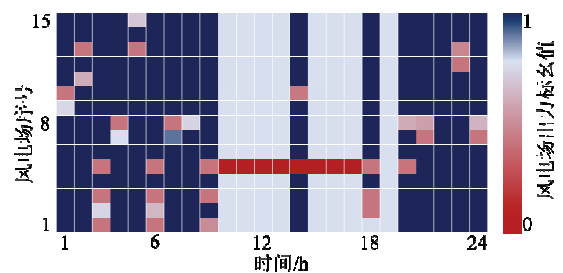
Fig.6 Comparison of operating costs at different W_{cut}



(a) $W_{cut}=2^{-6}$



(b) $W_{cut}=2^{-4.5}$



(c) $W_{cut}=2^{-1.5}$

图 7 风电场运行状态

Fig.7 Operational status of wind farm

较小。在不确定集合中, 当 $k_L=3$ 且 $L_{cut} \leq 2^{-9}$ 时, 模型不存在可行解。对 IEEE-RTS79 系统的网络拓扑结构进行分析, 当 $k_L=3$ 时, 在第 1 次迭代得到的最恶劣场景下, 与 4 号母线相连的 3 条输电线路(4、8、44)中断。此时, 4 号母线成为孤岛, 且 4 号母线无机组进行供电, 必须切负荷。最坏的情况是 6 号母

表 5 不同线路故障熵下运行成本对比

Table 5 Operational cost comparison under different L_{cut} values

	美元							
k_L	$L_{cut}=2^{-2}$	$L_{cut}=2^{-4}$	$L_{cut}=2^{-4.5}$	$L_{cut}=2^{-6}$	$L_{cut}=2^{-7}$	$L_{cut}=2^{-8}$	$L_{cut}=2^{-9}$	$L_{cut}=2^{-10}$
$k_L=3$	365 011.1	365 621.4	366 418.9	386 375.5	386 375.5	416 594.9	—	—
$k_L=2$	365 011.1	365 621.4	366 418.9	386 375.5	386 375.5	416 594.9	416 594.9	416 594.9
$k_L=1$	365 011.1	365 621.4	366 418.9	367 490.4	367 490.4	368 417.9	368 417.9	368 417.9
$k_L=0$	365 011.1	365 011.1	365 011.1	365 011.1	365 011.1	365 011.1	365 011.1	365 011.1

线成为孤岛，6号母线上负荷占比相较于4号较高，故6号母线成为孤岛时产生安全违反程度更高。当 $L_{cut} \geq 2^{-8}$ 时，线路故障熵预算进一步减小，3条线路同时故障的低概率场景被排除在外，最多只有两条线路发生故障。在这种情况下，当 $k_L=3$ 时，考虑线路停运 $N-k$ 故障约束预防调度模型存在鲁棒可行解。

4.5 风电出力不确定性分析

图8反映风电场故障预算以及风电不确定预算对运行成本的影响。在不考虑风电场故障以及出力不确定性时，即 $k_W=0$ 以及 $\Gamma_T=0$ ，风电的预测值即为实际值，在理想状态下，运行方案总成本为350 275.5美元，在风电场故障数 k_W 一定时，随着风电出力不确定预算 Γ_T 增大，调度运行成本也相应增大，风电场在覆冰造成停运的同时，未停运的风电场产生出力波动，故预防调控决策为同时考虑风电场双重不确定性，保留了更多的备用容量，使得运行成本提高。不确定预算 Γ_T 一定时，风电场故障数 k_W 越大，寒潮场景下风电场故障停运数增加，从而导致运行成本越高，当 $k_W=3$ ， $\Gamma_T=8$ 时，调度运行成本相较于理想状态下提高了约11.41%。

附表D1展示在 $\Gamma_T=8$ 时不同风电出力预测误差下运行成本差异，可以看出误差越大，成本也随之上升。故决策者可通过调整风电出力不确定性集合的区间参数，制定适应不同保守度需求的预防调度方案。

附录E进一步讨论了模型的运行时间以及多类型电源接入对调度结果的影响。

5 结论

针对寒潮天气下风电场及线路覆冰导致的极端故障事件，本文对考虑风电场和输电线路故障概率的两阶段预防调控方法进行研究，得出以下结论：

1) 相较于传统预防调度方法，本文提出了考虑极端天气对源-网关键元件的故障影响，主要表现

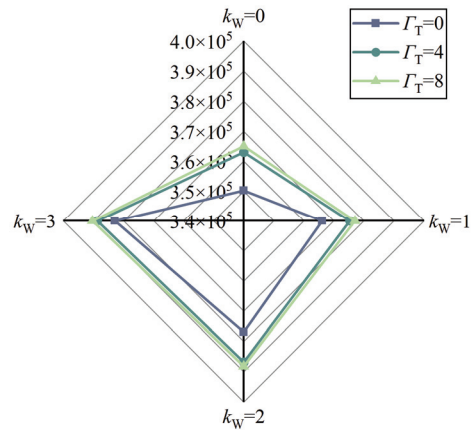


图8 不同风电不确定预算下的运行结果

Fig.8 Operational results under different wind power uncertainty budgets

在：①将风机故障纳入到预防调度模型，并建立了综合考虑风电场覆冰停运和不确定性的不确定集合，更合理的考虑了寒潮天气下的供电不足风险；②在当前覆冰模型基础上进一步考虑了输电线路散热的融冰效果，将预防调度的成本降低了8.13%，提高系统运行的经济性。

2) 通过故障熵量化源-网元件的故障程度，合理控制了故障不确定集合的保守性，同时降低了预防调度方案的保守性，并保证系统的可靠运行。算例表明分别考虑源、网故障概率信息使得备用成本降低9.89%、11.38%，证明所提方法可兼顾系统运行的灵活性与安全性。

附录见本刊网络版(<http://hve.epri.sgcc.com.cn>)。

参考文献 References

[1] 王守相, 黄仁山, 潘志新, 等. 极端冰雪天气下配电网弹性恢复力指标的构建及评估方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 123-132. WANG Shouxiang, HUANG Renshan, PAN Zhixin, et al. Construction and evaluation of resilience restoration capability indices for distribution network under extreme ice and snow weather[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 123-132.

- [2] 傅质馨, 李紫嫣, 朱俊澎, 等. “双碳”目标下需求侧管理机制研究综述及展望[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(2): 1-12.
FU Zhixin, LI Ziyang, ZHU Junpeng, et al. Overview and prospect of demand side management mechanism under "dual carbon" goal[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(2): 1-12.
- [3] 牛涛, 黄赛谦, 方斯顿, 等. 基于多光谱卫星遥感的输电网冰灾场景时序建模与韧性提升策略优化[J]. 电工技术学报, 2025, 40(13): 4200-4215, 4305.
NIU Tao, HUANG Qianqian, FANG Sidun, et al. Temporal modeling of ice disaster scenarios and optimization of resilience enhancement strategies in power transmission network based on multispectral satellite remote sensing data[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(13): 4200-4215, 4305.
- [4] 孙少华, 李更丰, 邹文秋, 等. 兼顾常规场景经济性与极端场景弹性的多类型储能设备配置策略[J/OL]. 高电压技术, 2025: 1-14[2025-09-11]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250023>.
SUN Shaohua, LI Gengfeng, ZOU Wenqiu, et al. Multi-type energy storage equipment configuration strategy balancing economy in conventional scenarios and resilience in extreme scenarios[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025: 1-14[2025-09-11]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20250023>.
- [5] 牛奎烺, 刘金波, 汤奕, 等. 计及极端气象事件的年度系统运行场景生成方法[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 3992-4001.
NIU Kuiye, LIU Jinbo, TANG Yi, et al. A method for generating annual system operating scenarios considering extreme meteorological events[J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 3992-4001.
- [6] 钟海旺, 张广伦, 程通, 等. 美国得州2021年极寒天气停电事故分析及启示[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(6): 1-9.
ZHONG Haiwang, ZHANG Guanglun, CHENG Tong, et al. Analysis and enlightenment of extremely cold weather power outage in Texas, U. S. in 2021[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 1-9.
- [7] 王砚平, 鲍威, 李赢, 等. 考虑N-1故障的安全约束机组组合模型及约束削减方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(7): 167-175.
WANG Yanping, BAO Wei, LI Ying, et al. Model and constraint-reduction method for security-constrained unit commitment considering N-1 contingency[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(7): 167-175.
- [8] HUSSAIN T, ISHAQ S, LIAQAT S, et al. Load shed recovery with transmission switching and intentional islanding methods after (N-2) line contingencies[J]. IEEE Access, 2022, 10: 98403-98413.
- [9] QIN Z J, CHEN X W, HOU Y H, et al. Coordination of preventive, emergency and restorative dispatch in extreme weather events[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2624-2638.
- [10] WANG S Y, BO R. A resilience-oriented multi-stage adaptive distribution system planning considering multiple extreme weather events[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2023, 14(2): 1193-1204.
- [11] CHEN H Z, WANG J, ZHU J Z, et al. A two-stage stochastic mixed-integer programming model for resilience enhancement of active distribution networks[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2023, 11(1): 94-106.
- [12] 陈艳波, 方哲, 张宁, 等. 基于大语言模型绿电预测和绿电交易的园区综合能源系统集群多目标协同运行方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 2849-2863.
CHEN Yanbo, FANG Zhe, ZHANG Ning, et al. Multi-objective collaborative operation method for park-level integrated energy system cluster based on large language model for green electricity prediction and trading[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2849-2863.
- [13] 黄思琪, 李长城, 康海鹏. 计及输电线路开断时间的连锁故障快速阻断控制策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(12): 111-120.
HUANG Siqi, LI Changcheng, KANG Haipeng. Fast blocking control strategy against cascading failures considering tripping time of transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(12): 111-120.
- [14] 甘国晓, 耿光超, 高波, 等. 考虑线路停运概率的电力系统连锁故障阻断控制[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 266-272.
GAN Guoxiao, GENG Guangchao, GAO Bo, et al. Blocking control of power system cascading failures considering line outages probability[J]. Power System Technology, 2020, 44(1): 266-272.
- [15] 刘经纬, 康海鹏, 颜文婷, 等. 极端灾害下的电力系统预防-紧急协调调度[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(8): 202-209.
LIU Jingwei, KANG Haipeng, YAN Wenting, et al. Preventive and emergency coordinated dispatching of power system under extreme disaster[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(8): 202-209.
- [16] 郭伟, 安佳坤, 贺春光, 等. 计及冰灾影响的电力系统韧性评估与提升方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(8): 116-122.
GUO Wei, AN Jiakun, HE Chunguang, et al. Resilience assessment and improvement method for power system considering the influences of ice disaster[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2021, 33(8): 116-122.
- [17] 李雪, 张涵帅, 姜涛, 等. 应对极端冰灾的电力系统多阶段韧性提升策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(7): 69-77.
LI Xue, ZHANG Hanshuai, JIANG Tao, et al. Multi-stage resilience enhancement strategy for power system against extreme ice disaster[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(7): 69-77.
- [18] 柴荣繁, 王钊, 王勃, 等. 东北冰灾灾害演变特征及其对风电运行的影响[J/OL]. 电力系统自动化, 2024: 1-11[2025-09-11]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1180.TP.20241125.1018.002>.
CHAI Rongfan, WANG Zhao, WANG Bo, et al. Evolution characteristic of freezing disaster in Northeast China and its impact on wind power operation[J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 2024: 1-11[2025-09-11]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1180.TP.20241125.1018.002>.
- [19] 刘宇翔, 陈艳波, 田昊欣, 等. 基于两阶段鲁棒优化的轨道交通自洽能源系统新能源-储能规划配置[J]. 高电压技术, 2024, 50(10): 4713-4723.
LIU Yuxiang, CHEN Yanbo, TIAN Haoxin, et al. New energy and energy storage planning configuration in rail transportation self-consistent energy systems based on two-stage robust optimization[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4713-4723.
- [20] 杨帆, 王维庆, 何山, 等. 基于多场景运行模拟的风-储-车容量随机规划[J]. 高电压技术, 2023, 49(3): 1161-1171.
YANG Fan, WANG Weiqing, HE Shan, et al. Stochastic planning of wind-storage-vehicle capacity based on multi-scenario operation simulation[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(3): 1161-1171.
- [21] 胡琴, 王欢, 舒立春, 等. 覆冰条件下风力发电机叶片防/除冰方法综述[J]. 电工技术学报, 2024, 39(17): 5482-5496.
HU Qin, WANG Huan, SHU Lichun, et al. Review of anti-/de-icing methods for wind turbine blades under icing conditions[J]. Transac-

- tions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(17): 5482-5496.
- [22] 舒立春, 李瀚涛, 胡 琴, 等. 自然环境叶片覆冰程度对风力机功率损失的影响[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(18): 5599-5605. SHU Lichun, LI Hantao, HU Qin, et al. Effects of ice degree of blades on power losses of wind turbines at natural environments[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(18): 5599-5605.
- [23] 杨世铭, 陶文铨. 传热学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 41-55. YANG Shiming, TAO Wenquan. Heat transfer[M]. Beijing, China: High Education Press, 2006: 41-55.
- [24] 唐文虎, 杨毅豪, 李雅晶, 等. 极端气象灾害下输电系统的弹性评估及其提升措施研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2244-2254. TANG Wenhui, YANG Yihao, LI Yajing, et al. Investigation on resilience assessment and enhancement for power transmission systems under extreme meteorological disasters[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2244-2254.
- [25] 周晓敏, 葛少云, 李 腾, 等. 极端天气条件下的配电网韧性分析方法及提升措施研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(2): 505-513. ZHOU Xiaomin, GE Shaoyun, LI Teng, et al. Assessing and boosting resilience of distribution system under extreme weather[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(2): 505-513.
- [26] 张 智, 陈艳波, 刘 芳, 等. 计及运行风险和需求响应的两阶段鲁棒机组组合模型[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(3): 961-972.

ZHANG Zhi, CHEN Yanbo, LIU Fang, et al. Two-stage robust unit commitment model considering operation risk and demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(3): 961-972.



HUANG Tao

黄 涛

2000—, 男, 硕士生

主要从事电力系统调度与优化运行方面研究工作

E-mail: 3165297149@qq.com



CHEN Yanbo

Ph.D., Professor

Corresponding author

陈艳波(通信作者)

1982—, 男, 博士, 教授, 博导

主要从事电力系统态势感知、新能源电力系统分析、能量管理、能源交通融合和新一代人工智能方面的研究工作

E-mail: chenyanbo@ncepu.edu.cn

收稿日期 2025-03-31 修回日期 2025-09-15 编辑 陈 蔓

附录 A

A1 区域网格化划分

如图 A1, 对区域进行网格划分, 线路 R_1R_2 被网格划分为 3 段, 每段线路气象因素由其所在方形区域 4 个顶点气象因素求和平均求得, 而网格顶点的气象因素则以顶点与各气象站点的距离作为加权因子, 并根据气象站点观测到的实际数据求和而得, 同理求得 B、C、D 点气象因素值, 此处以点 A 为例, 具体如下:

$$E_A = \sum_{y=1}^Y a_y e_y \quad (A1)$$

$$a_y = (1/d_y) / (\sum_{y=1}^Y (1/d_y)) \quad (A2)$$

式中: E_A 为顶点 A 的气象微元素; Y 为气象站点个数; e_y 为气象站点 S_y 所测量得到的 NWP 数据; a_y 为站点 S_y 的影响权重; d_y 为顶点 A 与气象站点 S_y 的距离。

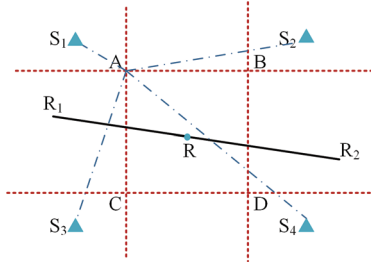


图 A1 输电线路网格化处理

Fig.A1 Grid-based processing of transmission lines

A2 线路功率与电流相关关系推导

直流潮流中有功功率为:

$$P_{ef} = (\theta_e - \theta_f) / x_{ef} \quad (A3)$$

式中: θ_e 为节点 e 电压相位; x_{ef} 为节点 e 与节点 f 之间所连线路电抗, P_{ef} 为节点 e 、 f 所连线路流过的有功功率。

通常高压输电线路中电抗远大于电阻, 并认为节点电压皆为其额定值, 各节点电压相位差近似为 0, 节点 e 与节点 f 所连线路流过电流计算式如下:

$$\begin{aligned} I_{ef} &= (1\angle\theta_e - 1\angle\theta_f) / \sqrt{r_{ef}^2 + x_{ef}^2} \approx \\ & (1\angle\theta_e - 1\angle\theta_f) / x_{ef} = \\ & \sqrt{(\cos(\theta_e) - \cos(\theta_f))^2 + (\sin(\theta_e) - \sin(\theta_f))^2} / x_{ef} = \\ & \sqrt{4\sin(A)^2 \sin(B)^2 + 4\cos(A)^2 \sin(B)^2} / x_{ef} \approx \\ & (\theta_e - \theta_f) / x_{ef} = P_{ef} \end{aligned} \quad (A4)$$

$$\begin{cases} A = (\theta_e + \theta_f) / 2 \\ B = (\theta_e - \theta_f) / 2 \end{cases} \quad (A5)$$

式中: r_{ef} 为节点 e 与节点 f 之间所连线路电阻。

A3 跨度因子计算式

$$S = \begin{cases} 1 - (v_{\text{wind}} - 2.2352) \times 10^{-3} & v_{\text{wind}} > 2.2352 \text{ m/s} \\ 1 & v_{\text{wind}} \leq 2.2352 \text{ m/s} \end{cases} \quad (A6)$$

附录 B

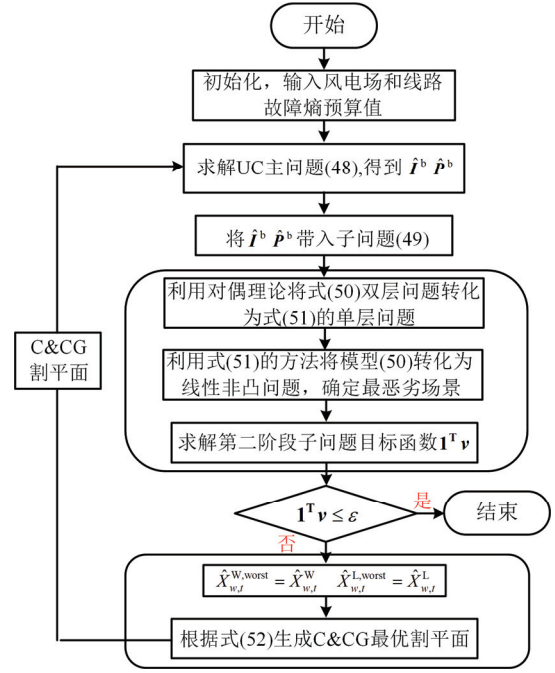


图 B1 算法流程图

Fig.B1 Algorithm Flowchart

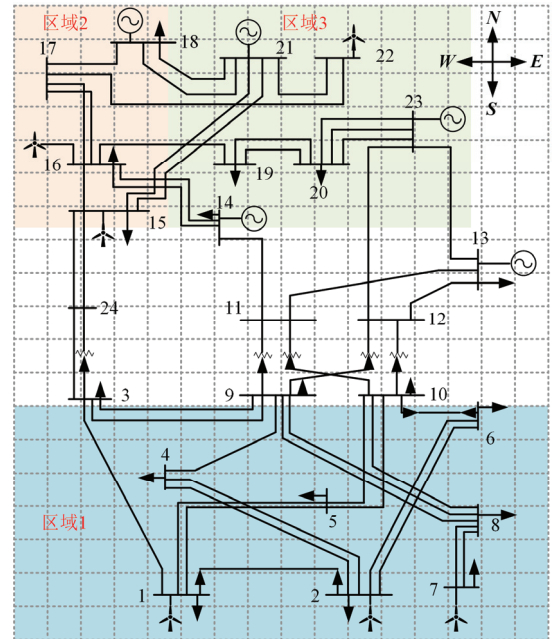


图 B2 IEEE-RTS79 架构图

Fig.B2 IEEE-RTS79 architecture diagram

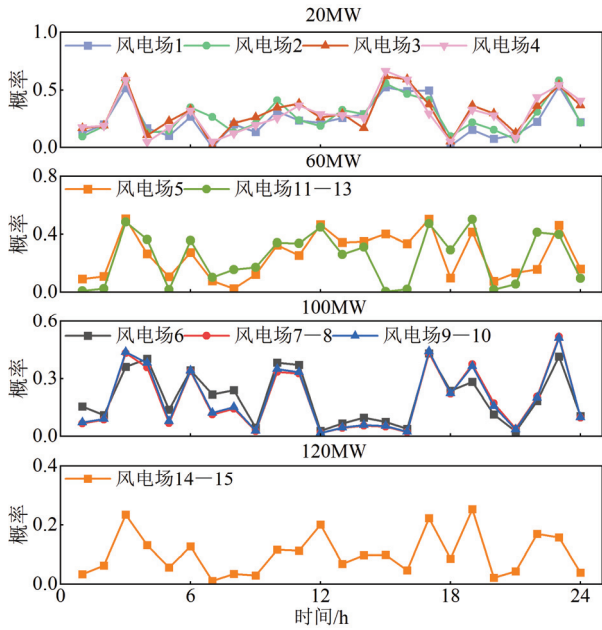


图 B3 不同节点接入对应容量风电场的故障概率

Fig.B3 Failure probability of different nodes with corresponding access capacities

为对比本文方法与其他方法之间的差异，选取 15 个未参与训练的样本进行验证，在对比模型选择方面，除本文提出的基于 KDE 的 HMM 外，同时选取了传统朴素贝叶斯及离散化 HMM 作为基准模型。结果如附图 B4 所示，其中红色区域为故障样本，其余为非故障样本，可见相较于朴素贝叶斯与传统离散化的 HMM，本文方法利用 KDE 拟合发射概率矩阵后预测得到的故障状态准确率更高。传统离散化 HMM 在状态划分过程中产生的区间截断误差，导致发射概率矩阵估计失真；而基于 KDE 的 HMM 方法通过非参数化概率密度估计，降低了特征信息在离散化过程中的损失，提高了预测准确率。

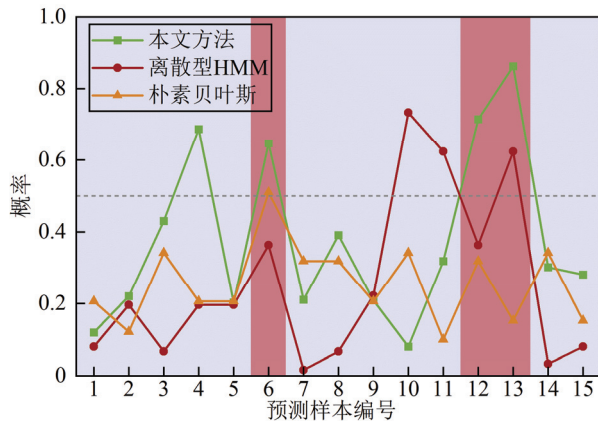


图 B4 不同方法预测样本校验结果对比

Fig.B4 Comparison of sample validation results across different prediction methods

附录 C

附图 C1 展示了在两种工况的负荷下，线路 27 的故障率变化。对比工况 1 和工况 2 负荷曲线可以发现，在 6~11 h 内工况 2 的负荷水平较工况 1 平均高出 19.17%，这种负荷差异使得线路潮流产生变化，进而在 8~10 h 内工况 2 下线路产生融冰现象，故障率明显下降。值得注意的是，16 h 后由于工况 2 中较高的负荷水平使得线路 27 潮流持续融冰，因此在 18~21 h 内潮流较低的情况下工况 2 的覆冰程度仍保持较低水平。以上分析表明，本文提出的线路覆冰-融冰模型在不同工况均能保持敏感性与稳定性。

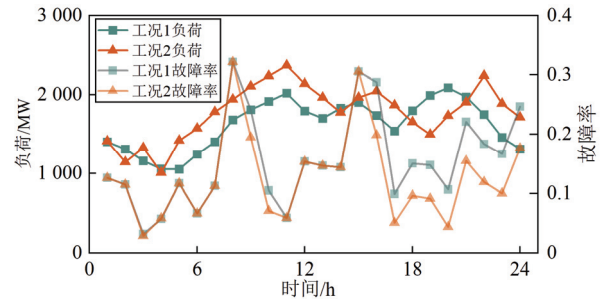


图 C1 不同工况下的线路故障率

Fig.C1 Line failure rate under different operating conditions

附录 D

表 D1 新能源不同预测误差下的运行结果

Table.D1 Operating results under different forecasting errors for renewable energy

预测误差	k_w			
	$k_w=0$	$k_w=1$	$k_w=2$	$k_w=3$
5%	365 011.1	370 713	383 326.8	385 974.6
10%	365 011.1	377 021.9	388 158.1	390 248.8
15%	371 591.3	384 292.7	392 184.2	397 185.0
20%	377 841.7	389 663.7	399 042.5	403 217.9

附录 E

对不同故障场景下的迭代求解时间进行分析，如表 E1 所示，可以看出，虽然随着故障规模的扩大导致求解时间与迭代次数上升，但其计算时间均能满足日前预防调度的时间要求。附图 E1 给出了 $k_w=2, k_L=0$ 时主问题和子问题各次迭代结果。可以看出，随着迭代次数的增加，子问题最恶劣场景下的功率不平衡量不断降低，直至满足安全阈值要求时(小于等于 10^{-3})停止。最终，经过 5 次迭代后完成模型求解。

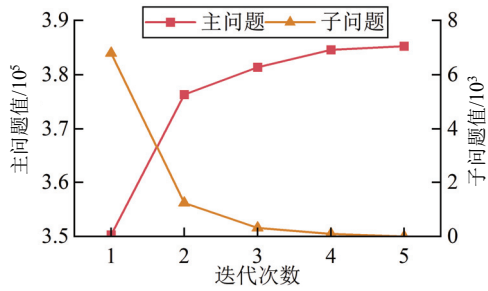


图 E1 $k_w=2, k_L=0$ 时主问题和子问题各迭代结果

Fig.E1 the iteration results of the main problem and subproblem when $k_w=2, k_L=0$

表 E1 不同故障规模下的求解情况

k_w	k_L	迭代次数	计算时间/s
3	0	5	448
2	0	3	210
1	1	3	178
2	1	5	370

在寒潮天气条件下，大气温度骤降与降雪/冻雨共同作用会引发光伏板覆冰现象，造成光伏板接收的净短波辐射通量远低于正常运行的平均值，进而导致光伏出力骤降以致停运。集中式光伏在寒潮天气下的覆冰故障建模同样可以采用基于 HMM 的故障概率建模方法，并通过信息熵约束构造故障不确定集合。此外，光伏出力的不确定性与风电类似，故对于光伏电站与风电场的出力不确定性建模都采用盒式不确定集合。

为进一步讨论寒潮天气对多类型电源的影响，

将改进的 IEEE-RTS79 系统中节点 15, 16 接入的风电场替换为等容量的集中式光伏电站。基于光伏故障模型得到概率如图 E2 所示。由于光伏发电出力在日照时段(08:00—17:00)呈单峰曲线，夜间出力则完全归零，故仅考虑这一时间段内的故障特性。计及光伏电站故障数 k_p 的系统运行各成本如表 E2 所示。从 E2 中可知，将同容量的风电场替换为集中式光伏后，有效发电时长减少了 58%，故光伏接入下的发电成本相较于同容量风电场接入场景下显著提升。此外，伴随故障规模的扩大，备用成本也呈递增趋势，使总成本提高约 4.85%。

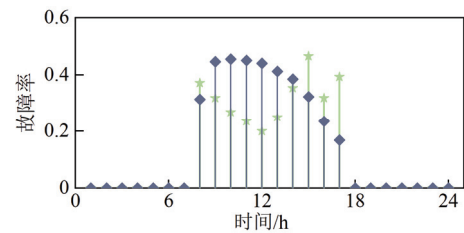


图 E2 集中式光伏电站故障概率

Fig.E2 Failure probability of centralized photovoltaic power stations

表 E2 光伏接入下系统运行成本

k_w	k_L	k_p	成本/美元			
			发电	备用	开停机	合计
0	0	1	395 525.6	25 115.9	1480	422 121.5
1	0	1	396 917.6	36 794.5	1580	435 292.1
1	1	1	399 252.7	42 781.7	1620	443 654.4