

# 台风灾害下考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化调度

张志<sup>1,2</sup>, 郝俊聪<sup>3</sup>, 产雪振<sup>4</sup>, 杨楠<sup>3</sup>

(1. 新型电力系统运行与控制全国重点实验室(清华大学电机系), 北京 100084; 2. 国家电网有限公司, 北京 100031;  
3. 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室(三峡大学), 湖北 宜昌 443002; 4. 国网安徽省电力  
有限公司安庆供电公司, 安徽 安庆 246000)

**摘要:** 为了应对台风等极端天气给电力系统安全稳定运行带来的严峻挑战, 提出一种考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化机组组合模型。首先, 构建了面向台风灾害的新能源机组出力模型和电网设备故障概率模型; 然后, 建立了台风灾害下的 min-max-min 三层分布式鲁棒优化调度模型。在此基础上, 考虑多元随机变量的影响, 构建计及最恶劣故障和最可能故障的分布式鲁棒优化故障概率分布模糊集。最后, 采用列与约束生成(column and constraint generation, C&CG)算法对模型进行求解, 并基于改进 IEEE118 节点系统开展算例分析。结果表明, 相比于传统经典鲁棒优化模型, 所提方法能够最大程度上平衡电力系统的鲁棒性与经济性。

**关键词:** 台风灾害; 机组组合; 优化调度; 分布式鲁棒优化

## Distributed robust optimal scheduling considering multivariate random variables under typhoon disasters

ZHANG Zhi<sup>1,2</sup>, HAO Juncong<sup>3</sup>, CHAN Xuezhen<sup>4</sup>, YANG Nan<sup>3</sup>

(1. State Key Laboratory of Power System Operation and Control (Department of Electrical Engineering, Tsinghua University), Beijing 100084, China; 2. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China; 3. Hubei Provincial Key Laboratory for Operation and Control of Cascaded Hydropower Station (China Three Gorges University), Yichang 443002, China;  
4. Anqing Power Supply Company of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Anqing 246000, China)

**Abstract:** To address the severe challenges posed by extreme weather events such as typhoons to the safe and stable operation of power systems, a distributed robust unit commitment model considering multivariate random variables is proposed in this paper. First, the output model of new energy units and the fault probability model of power grid equipment under typhoon disasters are constructed. Then, a three-layer min-max-min distributed robust optimal scheduling model under typhoon disasters is established. Based on this, considering the influence of multivariate random variables, a fuzzy set of fault probability distributions is developed, incorporating both the worst-case failures and the most probable failures. Finally, the model is solved using the column-and-constraint generation algorithm, and case studies are conducted on the improved IEEE118-bus system. Results show that, compared with traditional robust optimization models, the proposed method achieves a better balance between robustness and economic performance of the power system.

This work is supported by the Smart Grid-National Major Science and Technology Project of China (No. 2025ZD0807300).

**Key words:** typhoon disaster; unit commitment; optimal scheduling; distributed robust optimization

## 0 引言

全球变暖加剧了气候系统的不稳定性, 以台风

为代表的极端气候事件呈现出趋频、趋强的态势<sup>[1-3]</sup>。台风灾害不仅会引发负荷短期激增、发电出力骤降, 还可能造成发电燃料供应受阻、电力设施损毁, 进而加剧电力供需严重失衡, 严重威胁电力系统的安全稳定运行<sup>[4-6]</sup>。面向能源保供这一重大需求, 研究一种兼顾鲁棒性和适应性的安全约束机组组合

(security-constrained unit commitment, SCUC)决策方法,提升电力系统面对极端灾害事件的韧性水平,对于保障电力系统安全稳定运行具有重要的理论意义和实际应用价值。

国内外已有不少学者关注面向自然灾害场景的 SCUC 问题,并取得了初步的成果。文献[7]从 SCUC 的角度出发,构建了一种考虑气象灾害严重程度、线路负载水平对线路强迫停运影响的随机优化模型。文献[8]考虑了台风路径的不确定性,但假设沿台风可能运动路径的输电线路均处于停电状态,导致决策方案较为保守。文献[9]在模拟获取输电线路故障概率后,通过蒙特卡罗抽样生成灾时断线故障场景集,并采用置信集法进行场景削减获得典型故障场景。文献[10]基于马尔可夫决策过程来模拟台风路径不确定性引起的输电线路失效,描述引起系统状态序贯转移的不确定性,但计算复杂度高。尽管上述研究对台风灾害下以架空线为主的输电网故障不确定性进行了详尽分析,但均忽略了台风灾害对电源出力的影响。

文献[11]研究了台风入侵时海上风电场群的风速变化机理和出力情况;文献[12]提出了一种基于安全约束的风电与常规发电机组协调调度方法,以充分挖掘风力发电在增强电网弹性方面的潜力;文献[13]提出了台风侵袭期间系统元件实时故障概率模型;在此基础上,文献[14]考虑台风影响下源网荷多主体的联动响应机制,提出了一种考虑源-网-荷协同优化的 SCUC 复合决策模型。上述文献初步探讨了源-网侧不确定性特征,但对各类不确定性因素均采用独立建模,据此形成的调度决策常简单叠加各类因素的最坏场景。然而,在台风灾害下,电网侧设备故障和电源侧新能源出力波动都是由同一随机气象事件诱发,二者存在概率相关性,其最坏场景也未必会同时发生。

为了处理多元随机变量引入的不确定性,当前研究大多采用随机优化(stochastic optimization, SO)或鲁棒优化(robust optimization, RO)<sup>[15]</sup>。SO 通过对假设的随机变量概率分布抽样出大量的误差场景来描述不确定性,但需要联合所有场景进行求解,计算复杂度较高,难以满足实际应用需求。而 RO 方法则通过构建不确定性集来考虑随机变量的波动范围,旨在优化最恶劣极端场景下的目标函数值,确保调度策略在最坏情况下仍能保证系统的稳定性和安全性,具有较强的实际可操作性。文献[16]提出了一种双层 RO 方法来解决含  $N-k$  安全约束和发电机组停机的偶然性约束的 SCUC 问题。文献[17]提出了一种两阶段 RO 方法,以最小化最坏情况下总

应急成本为目标,为独立系统运营商提供鲁棒最优的机组投入调度方案。尽管这种策略在理论上能够增强系统的鲁棒性,但是其决策基本都是基于最恶劣的受灾情况。对台风侵袭期间的电网调度决策而言,除概率极小的最恶劣场景外,系统仍面临许多发生概率更高的不确定受灾场景。因此,传统 RO 方法由于缺乏对可能受灾场景的全面考量,其决策结果往往会过于保守,从而导致系统运行成本更高。

近年来,分布式鲁棒优化(distributionally robust optimization, DRO)作为一种处理不确定性问题的有效方法,迅速成为电力系统经济调度领域研究热点<sup>[18]</sup>。文献[19]针对综合能源系统中风电出力的不确定性,构建了基于数据驱动的两阶段 DRO 调度模型。文献[20]建立了刻画风电出力与线路额定值相关性的不确定性集,以增强动态线路额定值下最优潮流问题的鲁棒性。文献[21]提出了一种线路故障概率分布不确定性条件下计及  $N-k$  安全准则的 DRO 机组调度策略,增强电力系统应对偶发线路故障扰动的能力。从现有研究来看,DRO 能够在缺乏精确概率分布信息的情况下,通过模糊集或分布集合刻画电力系统的不确定性特征,实现风险可控的决策优化。这一特性与极端天气事件中扰动范围不确定、影响过程突发、概率分布难以准确获取等特征高度契合<sup>[22]</sup>。因此,DRO 为应对台风灾害的 SCUC 决策提供了一种新的解决思路。

综上所述,为了更有效应对台风灾害下电力系统的不确定性,本文提出了一种考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化 SCUC 模型。首先,基于台风风场模型,构建了新能源机组出力模型和电网设备故障模型,以描述台风灾害对电力系统的影响。然后,刻画了同时考虑最严重  $N-k$  故障和最可能  $N-k$  故障不确定性的多类型故障概率分布模糊集,并提出针对台风灾害的多元随机变量分布式鲁棒优化调度模型。最后,采用改进 IEEE118 节点系统和实际输电网进行算例分析,验证了本文所提方法的准确性和有效性。与传统方法相比,本文方法涵盖了对台风灾害下不同概率故障场景的全面分析,能有效应对台风灾害持续过程中可能出现的随机性事件,兼顾了决策结果的鲁棒性和经济性。

## 1 台风灾害下系统源荷侧故障特性建模

台风灾害具有显著的时空连续特征,在其移动和演变过程中,常伴随着强度大、变化迅速且影响范围广的强对流天气,容易导致架空输电线路故障跳闸、风电机组出力剧烈波动等问题,从而给电力系统造成长时间、多频次的扰动冲击<sup>[23]</sup>。

### 1.1 台风灾害模型

本文选取 Batts 模型来建立台风风场模型<sup>[24]</sup>, 在气象学中, 通常将台风风场近似为轴对称的圆形气旋, 圆周上任一点的风速与该点到台风中心的径向距离相关, 其计算表达式为

$$v(r) = \begin{cases} \frac{r}{R_{\max}} v_{R_{\max}} & r \leq R_{\max} \\ \left(\frac{R_{\max}}{r}\right)^x v_{R_{\max}} & r > R_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $v(r)$  为与台风中心距离为  $r$  处的风速;  $R_{\max}$  为台风最大风速半径;  $v_{R_{\max}}$  为台风最大风速半径处的风速;  $x$  为描述台风径向强度衰减的随机参数, 其取值范围为 0.5~0.7, 受地理位置和气象条件的影响其服从高斯分布。

考虑到台风登陆区域的地形地貌差异, 需要将计算结果用幂率公式修正。台风登陆后, 地面高度  $h$  位置的轴对称风速可通过式(2)进行计算。

$$v_h = v_H \left(\frac{h}{H}\right)^\alpha \quad (2)$$

式中:  $v_h$  为台风登陆后地面高度  $h$  处的轴对称风速;  $v_H$  为地面高度  $H$  处的台风中心风速;  $\alpha$  为地面粗糙度系数, 通常取值为 0.12~0.30。

### 1.2 台风灾害下架空输电线路故障模型

#### 1.2.1 架空输电线路故障概率模型

架空输电线路由于塔体高、跨距大的特点, 容易受环境因素的影响。架空输电线路故障率与台风风速的关系可由脆弱性曲线表示<sup>[25]</sup>。

$$p_{l,v} = \begin{cases} 0 & 0 < v \leq v_{l_{\max}} \\ e^{-\left[\frac{\beta(v-v_{l_{\max}})}{v_{l_{\max}}}\right]} - 1 & v_{l_{\max}} < v \leq 2v_{l_{\max}} \\ 1 & v > 2v_{l_{\max}} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $p_{l,v}$  为强风作用下架空输电线路的故障概率;  $v$  为架空输电线路所处位置的实际风速;  $v_{l_{\max}}$  为架空输电线路的最大设计风速, 通常取 25~30 m/s;  $\beta$  为脆弱性曲线系数, 通常取值为 0.6931。

#### 1.2.2 架空输电线路故障状态分析

为了评估输电线路的故障概率, 首先需要判断线路与台风中风圈的相对位置, 然后再结合式(1)~式(3)进行计算。

对于任意一条架空输电线路  $l_{MN}$ , 其两个端点坐标分别为  $M(x_1, y_1)$  和  $N(x_2, y_2)$ , 它与台风风圈的位置关系存在以下 3 种情况: 1) 线路  $l_{MN}$  的两个端点都在台风风圈内; 2) 线路  $l_{MN}$  的一个端点在台风风圈内、一个端点在台风风圈外; 3) 线路  $l_{MN}$  的两

个端点都在台风风圈外。

对于情况 1) 和情况 2), 当线路  $l_{MN}$  在台风风圈内或与台风风圈相交时, 台风将直接作用于输电线路并施加风荷载, 当风荷载超过线路及杆塔结构的设计承载能力极限时, 导致输电线路受到严重损害, 甚至断线。

架空输电线路  $l_{MN}$  可以表示为直线的一般式方程, 如式(4)所示。

$$A_l x + B_l y + C_l = 0 \quad (4)$$

已知直线上的两点  $M(x_1, y_1)$  和  $N(x_2, y_2)$  不重合, 可以求出一般式方程的 3 个系数  $A_l$ 、 $B_l$  和  $C_l$  ( $A_l$  和  $B_l$  不同时为 0), 如式(5)所示。

$$\begin{cases} A_l = y_2 - y_1 \\ B_l = x_1 - x_2 \\ C_l = x_2 y_1 - x_1 y_2 \end{cases} \quad (5)$$

设台风风圈中心坐标  $O(x_o, y_o)$ , 则架空输电线路  $l_{MN}$  或其延长线上必有一个坐标点  $L(x_l, y_l)$ , 即台风风圈中心  $O$  到线路  $l_{MN}$  的垂足。台风风圈中心  $O$  到垂足  $L$  的距离为

$$|d_{OL}| = \frac{|A_l x_o + B_l y_o + C_l|}{\sqrt{A_l^2 + B_l^2}} \quad (6)$$

式中:  $|d_{OL}|$  为台风风圈中心  $O$  到垂足  $L$  的距离。

此时, 判断距离  $|d_{OL}|$  与台风最大风速半径  $R_{\max}$  的大小关系, 利用式(1)和式(2)折算线路  $l_{MN}$  所处位置的实际风速; 再判断线路  $l_{MN}$  所处位置的实际风速与架空输电线路最大设计风速的大小关系, 即可利用式(3)确定线路的故障状态以及概率信息。

对于情况 3), 线路  $l_{MN}$  两个端点都在台风风圈外, 则需要进一步分析处理, 先根据台风风圈中心  $O$  到线路  $l_{MN}$  所在直线的垂线距离  $|d_{OL}|$  是否小于台风最大风速半径  $R_{\max}$ , 且垂足  $L$  是否在线段上判断线路  $l_{MN}$  是否与台风风圈相交, 再进一步利用情况 1)、2) 判断线路的风速关系来确定线路的故障状态和概率信息。

当  $|d_{OL}| \leq R_{\max}$  时, 可利用式(7)所示余弦定理判断线路  $l_{MN}$  是否与台风风圈相交。

$$\begin{cases} \cos \angle OMN = \frac{|MO|^2 + |MN|^2 - |NO|^2}{2|MO||MN|} \\ \cos \angle ONM = \frac{|NO|^2 + |MN|^2 - |MO|^2}{2|NO||MN|} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\cos \angle OMN$ 、 $\cos \angle ONM$  分别为架空输电线路  $l_{MN}$  的两个端点  $M$  和  $N$  与台风风圈中心  $O$  夹角的余弦值。

当且仅当  $\cos \angle OMN$  和  $\cos \angle ONM$  均为正, 此时,  $\cos \angle OMN$  和  $\cos \angle ONM$  均为锐角, 则线路  $l_{MN}$  与台风风圈相交。

### 1.3 台风灾害下风电机组出力模型

#### 1.3.1 风电机组出力概率模型

风速受地域、季节、天气等多种因素的影响, 具有明显的随机波动性。本文采用 Weibull 分布描述风场风速的不确定性。

$$f(v; \lambda, k) = \frac{k}{\lambda} \left( \frac{v}{\lambda} \right)^{k-1} e^{-(v/\lambda)^k} \quad (8)$$

式中:  $\lambda$  为尺度参数;  $k$  为形状参数。

风电场实际风速由于地理位置的差异会略有不同, 此处为了简化出力模型, 假设同一风电场中所有风电机组的风向和风速相同, 并将风电场等效为一个大容量风电机组, 结合台风风场模型建立风电机组出力模型。在台风条件下, 遵循保护设备的原则, 应采取适当的控制策略, 对风电机组进行安全停机, 以避免发生重大设备损坏事故。综上, 风电机组的出力可以表示为

$$P_{w,v} = f(v) = \begin{cases} 0 & 0 < v \leq v_{in} \\ \frac{v - v_{in}}{v_r - v_{in}} P_r & v_{in} < v \leq v_r \\ P_r & v_r < v \leq v_{out} \\ 0 & v > v_{out} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $P_{w,v}$  为风速为  $v$  时风电机组  $w$  的有功出力;  $P_r$  为风电机组的额定功率;  $v_{in}$ 、 $v_r$  和  $v_{out}$  分别为风力发电机的切入风速、额定风速和切出风速。

#### 1.3.2 风电机组出力状态分析

风电机组的出力情况判断与架空输电线路故障情况判断方法类似。对于任意一座风电场坐标  $W(x_w, y_w)$ , 可根据两点间距离公式计算风电机组  $W$  与台风风圈中心  $O$  的距离  $|d_{ow}|$  为

$$|d_{ow}| = \sqrt{(x_o - x_w)^2 + (y_o - y_w)^2} \quad (10)$$

此时, 先判断  $|d_{ow}|$  与台风最大风速半径  $R_{max}$  的大小关系, 依据式(1)和式(2)折算出风电机组所在位置的风速, 再利用式(9)计算风电场的输出功率。前文已对相关计算进行了详细说明, 故在此不再赘述。

## 2 台风灾害下考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化调度策略

为了实现台风天气下的 SCUC 应急调度, 最大程度保障供电充裕性, 本文提出台风灾害下考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化调度模型, 具体调度手段包括: 1) 电源侧考虑在灾中对机组进行再调度

和优化风机启停; 2) 负荷侧考虑采取切负荷方式。其决策目标为协调系统的鲁棒性与经济性目标, 提升系统应对台风袭击的韧性。

### 2.1 目标函数

台风灾害下的分布式鲁棒优化调度模型旨在通过对相关决策变量的优化, 实现总成本最小化, 保障系统运行的鲁棒性与经济性。

$$f(U_{it}, P_{it}, \Delta L_{bt}) = \min_U \left\{ C_U(U_{it}) + \max_{p(Z_n) \in \mathcal{M}} E_p(\min_P (C_P(P_{it}) + C_{\Delta L}(\Delta L_{bt}))) \right\} \quad (11)$$

式中:  $U$  为机组运行状态变量;  $P$  为机组出力;  $C_U(\cdot)$  为机组开停机成本;  $E_p(\cdot)$  为数学期望;  $C_P(\cdot)$  为机组燃料成本;  $C_{\Delta L}(\cdot)$  为系统失负荷成本;  $U_{it}$  为机组  $i$  在  $t$  时刻的开启/关停动作 0-1 离散变量;  $P_{it}$  为机组  $i$  在  $t$  时刻的输出功率连续变量;  $\Delta L_{bt}$  为节点  $b$  的负荷在  $t$  时刻的削减量;  $p(Z_n)$  为不同故障场景的概率分布;  $\mathcal{M}$  为故障概率分布模糊集。

其中, 系统的开停机成本、燃料成本和失负荷成本分别表示为

$$C_U(U_{it}) = \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_G} [C_i^{SU} U_{it} + C_i^{SD} U_{it}] \quad (12)$$

$$C_P(P_{it}) = \sum_{t \in T} \sum_{i \in N_G} (a_i (P_{it})^2 + b_i P_{it} + c_i U_{it}) \quad (13)$$

$$C_{\Delta L}(\Delta L_{bt}) = \sum_{t \in T} \sum_{b \in B} C_i^{Loss} \Delta L_{bt} \quad (14)$$

式中:  $T$  为一天中的时段数目;  $N_G$  为机组数目;  $B$  为节点总数;  $C_i^{SU}$  为机组  $i$  的启动成本;  $C_i^{SD}$  为机组  $i$  的关停成本;  $a_i$ 、 $b_i$  和  $c_i$  为机组  $i$  的煤耗成本系数;  $C_i^{Loss}$  为单位失负荷成本。

### 2.2 约束条件

#### 1) 机组出力约束

$$P_i^{\min} \leq P_{it} \leq P_i^{\max} \quad (15)$$

式中:  $P_i^{\max}$ 、 $P_i^{\min}$  分别为机组  $i$  的最大、最小出力。

#### 2) 机组连续启停时间约束

$$\begin{cases} (X_{i(t-1)}^{\text{on}} - T_i^{\text{on}})(U_{i(t-1)} - U_{it}) \geq 0 \\ (X_{i(t-1)}^{\text{off}} - T_i^{\text{off}})(U_{it} - U_{i(t-1)}) \geq 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $X_{i(t-1)}^{\text{on}}$ 、 $X_{i(t-1)}^{\text{off}}$  分别为机组  $i$  在  $t-1$  时刻的连续开启/关停时间;  $T_i^{\text{on}}$ 、 $T_i^{\text{off}}$  分别为机组  $i$  的最小开启/关停时间。

#### 3) 机组爬/滑坡约束

$$\begin{cases} \Delta P_i^{\text{up}} U_{it} + P_i^{\min} (U_{it} - U_{i(t-1)}) \geq P_{it} - P_{i(t-1)} \\ \Delta P_i^{\text{down}} U_{i(t-1)} + P_i^{\min} (U_{i(t-1)} - U_{it}) \geq P_{i(t-1)} - P_{it} \end{cases} \quad (17)$$

式中： $\Delta P_i^{\text{up}}$ 、 $\Delta P_i^{\text{down}}$  分别为机组  $i$  每小时有功输出的最大爬坡、滑坡能力。

4) 功率平衡约束

$$\sum_{i \in N_G} P_{it} + \sum_{w \in N_W} P_{wt} = \sum_{b \in B} (L_{bt} - \Delta L_{bt}) \quad (18)$$

式中： $N_W$  为风电机组数目； $P_{wt}$  为风电机组  $w$  在  $t$  时刻的有功出力； $L_{bt}$  为节点  $b$  在  $t$  时刻的负荷。

5) 系统旋转备用约束

$$\begin{cases} \sum_{i \in N_G} (U_{it} P_i^{\text{max}}) \geq P_t + S_t^{\text{D,up}} + S_t^{\text{W,up}} \\ \sum_{i \in N_G} (U_{it} P_i^{\text{min}}) \geq P_t - S_t^{\text{D,down}} - S_t^{\text{W,down}} \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \sum_{i \in G} (U_{it} \Delta P_i^{\text{up}}) \geq S_t^{\text{D,up}} + S_t^{\text{W,up}} \\ \sum_{i \in G} (U_{it} \Delta P_i^{\text{down}}) \geq S_t^{\text{D,down}} - S_t^{\text{W,down}} \end{cases} \quad (20)$$

式中： $S_t^{\text{D,up}}$ 、 $S_t^{\text{D,down}}$  分别为负荷预测误差导致的系统正、负旋转备用； $S_t^{\text{W,up}}$ 、 $S_t^{\text{W,down}}$  分别为风机出力预测误差导致的系统正、负旋转备用。

6) 网络安全约束

$$\left| \begin{aligned} &\sum_{i \in N_G} (K_i^{\text{SF}} U_{it} P_{it}) + \sum_{w \in N_W} (K_w^{\text{SF}} P_{wt}) - \\ &\sum_{b \in B} (K_b^{\text{SF}} (L_{bt} - \Delta L_{bt})) \end{aligned} \right| \leq z_{lt} P_l^{\text{max}} \quad (21)$$

式中： $K_i^{\text{SF}}$ 、 $K_w^{\text{SF}}$  和  $K_b^{\text{SF}}$  分别为火电机组、风电机组和负荷的网络转移因子； $z_{lt}$  为线路  $l$  在  $t$  时刻的状态； $P_l^{\text{max}}$  为线路  $l$  的潮流上限。

7) 切负荷约束

$$0 \leq \Delta L_{bt} \leq L_{bt} \quad (22)$$

### 2.3 分布式鲁棒优化故障概率分布模糊集

#### 2.3.1 分布式鲁棒优化的故障场景集合

##### 1) 最恶劣 $N-k$ 故障

采用基于 RO 的防御者-攻击者-防御者 (defender-attacker-defender, DAD) 模型搜索最恶劣  $N-k$  故障<sup>[26]</sup>，其核心思想是在给定攻击规模约束下，识别在系统最优防御响应条件下仍会导致最大负荷损失的线路故障组合。基于 RO 的防御者-攻击者-防御者模型如式(23)所示。

$$\min_{v \in V} \max_{z \in Z} \min_{\{P_i, P_l, L_b, \delta_b\}} \sum_{b \in B} \Delta L_b \quad (23)$$

式中： $V = \left\{ \sum_{l \in N_L} (1 - v_l) \leq S, v_l \in \{0, 1\} \right\}$  为防御者的保护线路决策集， $v_l$  为线路的二元保护决策变量， $S$  为攻击者最多可以开断的输电线路条数； $Z =$

$\left\{ \sum_{l \in L} z_l \leq R, z_l \in \{0, 1\} \right\}$  为攻击者的攻击线路决策集， $z_l$  为线路的二元攻击决策变量， $R$  为防御者最多可以保护的输电线路条数； $P_i$  为发电机  $i$  的输出功率； $P_l$  为线路  $l$  的潮流； $L_b$  为节点  $b$  的负荷； $\delta_b$  为节点  $b$  处的相位角； $\Delta L_b$  为节点  $b$  处的切负荷。

将故障场景按切负荷量由大到小排序，可组合成  $N_1$  个最恶劣  $N-k$  故障场景集合。

##### 2) 最可能 $N-k$ 故障

在实际运行中，由于极端天气的随机性和复杂性，电力系统的日内调度往往难以完全匹配预设的最恶劣故障场景，可能会出现多个与最恶劣场景存在一定程度偏差的不确定故障场景。

若把  $K_{\text{max}}$  条线路的故障情况均设为潜在状态故障(即可能故障/可能不故障)，则存在一定的随机性导致线路不发生确切状态故障。可在式(24)的约束下，构造一个描述线路状态约束集合  $\Omega_z$ ，包含  $K_{\text{max}}$  条线路的潜在状态故障信息。

$$\Omega_z = \left\{ \sum_{l \in N_L} z_l \geq N_L - K_{\text{max}} \right\} \quad (24)$$

式中： $\Omega_z$  为包含所有可能组合的线路故障状态约束集合； $N_L$  为线路总数目； $K_{\text{max}}$  为系统允许或考虑的最大故障线路数目。

将不确定故障场景按场景概率由大到小排序，组合成  $N_2$  个最可能  $N-k$  故障场景集合。

#### 2.3.2 分布式鲁棒优化的故障概率分布模糊集

然而，台风灾害下电网元件故障和风电出力波动均受其时空演变过程影响，呈现出强随机性。由于台风路径异常与强度突变，且电气设备老化难以精确量化评估，线路理论故障率与实际故障率之间可能存在偏差。因而前述每种故障场景的实际概率存在不确定性，采取式(25)对其故障概率分布进行刻画<sup>[27]</sup>。

$$\mathcal{M} = \left\{ p_s(Z_n) \begin{cases} \sum_{n=1}^N |p_s(Z_n) - p_0(Z_n)| \leq \psi \\ \partial_1 p_0(Z_n) \leq p_s(Z_n) \leq \partial_2 p_0(Z_n) \\ \sum_{n=1}^N p_s(Z_n) = 1 \\ p_s(Z_n) \geq 0 \quad n = 1, 2, \dots, N \end{cases} \right\} \quad (25)$$

式中： $p_s(Z_n)$  为第  $n$  种故障场景  $Z_n$  的实际故障概率； $p_0(Z_n)$  为将  $N$  个故障场景概率归一化后第  $n$  种故障场景的理论概率； $N$  为前述故障场景的总数； $\psi$  为实际和理论故障场景概率分布的总偏差； $\partial_1$ 、 $\partial_2$

为场景故障概率波动的限制系数。

### 3 模型转化及求解

本文采用列约束生成 (column-and-constraint generation, C&CG) 算法对 min-max-min 分布式鲁棒优化模型进行求解, 可将模型目标函数抽象成式(26)所示紧凑形式<sup>[28]</sup>。

$$\min_U \left\{ C_U^T U + \max_{p(Z)} \left[ \sum_{p(Z_n) \in \mathcal{M}} \min_P (C_P^T P + C_{\Delta L}^T \Delta L) p_s(Z_n) \right] \right\} \quad (26)$$

式中:  $U$  为机组启停  $U_{ii}$  组成的上层问题决策向量;  $C_U$  为  $U$  对应的机组启停成本向量;  $p(Z)$  为故障场景的概率;  $P$ 、 $\Delta L$  分别为机组输出功率  $P_{ii}$  和切负荷  $\Delta L_{bi}$  组成的下层问题决策向量;  $C_P$ 、 $C_{\Delta L}$  分别为  $P$  和  $\Delta L$  对应的机组运行燃料成本向量和切负荷成本向量。

上层机组启停决策问题的可行域由式(16)、式(19)和式(20)构成, 矩阵形式为

$$AU \leq b \quad (27)$$

中层故障场景概率分布问题的可行域即模糊集  $\mathcal{M}$ , 矩阵形式为

$$Ep \leq f \quad (28)$$

式中:  $p$  为故障场景概率向量。

下层安全经济调度问题的可行域由式(15)、式(17)、式(18)和式(21)构成, 针对每个故障场景  $Z_n$ , 矩阵形式为

$$\begin{cases} BP + B\Delta L + D(U) \geq e \\ FP = g \end{cases} \quad (29)$$

式中:  $b$ 、 $e$ 、 $f$ 、 $g$  分别为对应约束的常数向量;  $A$ 、 $B$ 、 $D$ 、 $E$ 、 $F$  分别为对应约束的系数矩阵。

具体而言, 上层机组启停决策主问题通过获取子问题求解的最恶劣故障场景概率分布  $p(Z)$ , 求解最优的  $U$ 、 $P$ 、 $\Delta L$  及问题的下界(lower bound, LB); 子问题1以上层机组启停决策主问题最优解  $U$  和各个故障场景  $Z_n$  为输入, 求解下层安全经济调度问题最优解  $V_{SP_n}$ ; 子问题2以  $V_{SP_n}$  为输入,  $\mathcal{M}$  为约束, 求解中层故障场景概率分布问题  $P(Z)$  及问题的上界(upper bound, UB), 生成对偶割和原始割, 并添加回上层机组启停决策主问题; 主、子问题间迭代循环计算, 直至收敛<sup>[29]</sup>。具体求解流程如下。

步骤 1: 初始化, 设定上界  $U_B = +\infty$ , 下界  $L_B = -\infty$ , 收敛阈值  $\varepsilon$ , 迭代次数  $k = 0$ , Benders 割集  $\phi^b = \emptyset$ , 原始割集  $\phi^a = \emptyset$ ;

步骤 2: 求解主问题

$$\begin{cases} \min_U C_U^T U + \alpha \\ \text{s.t. } AU \leq b \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $\alpha$  为机组运行成本和系统失负荷成本之和的期望值。

得到最优解  $U^{(k)}$  和  $\alpha^{(k)}$ , 最优目标函数值为  $V_{MP}^{(k)}$ , 更新下界  $L_B = V_{MP}^{(k)}$ ;

步骤 3: 求解子问题 1, 将求得的主问题解  $U^{(k)}$  代入下层问题中, 引入对偶变量  $\beta$  处理约束式(31), 求解下层问题的对偶问题。

$$\begin{cases} \max_{\beta} \{(e - D(U^{(k)}))^T \beta\} \\ \text{s.t. } B^T \beta \leq (C_P, C_{\Delta L}) \\ \beta \geq 0 \end{cases} \quad (31)$$

得到每种故障场景  $Z_n$  对应的子问题 1 最优值  $V_{SP_1}^{(k)}$  和  $\beta^{(k)}$ ;

步骤 4: 求解子问题 2

$$\begin{cases} \max_P p^T V_{SP_1}^{(k)} \\ \text{s.t. } Ep \leq f \end{cases} \quad (32)$$

得到子问题 2 最优值  $V_{SP_2}^{(k)}$  和  $p^{(k)}$ , 更新原问题上界  $U_B = L_B + V_{SP_2}^{(k)} - \alpha^{(k)}$ ;

步骤 5: 收敛条件判断, 若  $|U_B - L_B|/U_B \leq \varepsilon$ , 则算法收敛; 否则进入下一步。

步骤 6: 由  $p^{(k)}$  生成 Benders 对偶割加入  $\phi^b$ 。

$$\alpha \geq (e - D(U^{(k)}))^T \beta^{(k)} \quad (33)$$

由子问题目标函数及可行域生成原始割加入  $\phi^a$ , 更新迭代次数  $k = k + 1$ , 返回步骤 2。

$$\begin{cases} \alpha \geq \sum_{n=1}^N (C_P^T P^{(k+1)} + C_{\Delta L}^T \Delta L^{(k+1)}) p^{(k)}(Z_n) \\ BP^{(k+1)} + B\Delta L^{(k+1)} + D(U) \geq e \end{cases} \quad (34)$$

## 4 算例分析

### 4.1 算例概述

以改进后的 IEEE118 节点系统为例, 对本文所提 min-max-min 分布式鲁棒优化调度模型进行算例分析。该系统拓扑结构如图 1 所示, 共有 54 台发电机、186 条线路、9 台变压器, 其运行参数见文献[8]。其中, 在节点 47、54 和 74 注入 3 个总装机容量为 200、100、150 MW 的大容量风电场, 风力发电机的切入风速、额定风速和切出风速分别为 3、13 和 25 m/s, 额定工况下的功率因数设定为 0.95, Weibull 分布参数  $k = 10.7$ ,  $\lambda = 3.97$ , 负载节点失负荷惩罚系数为 3.58 美元/kWh。台风过境路线沿蓝色虚线箭头向西偏南方向移动, 数据来源中国气象局热带气

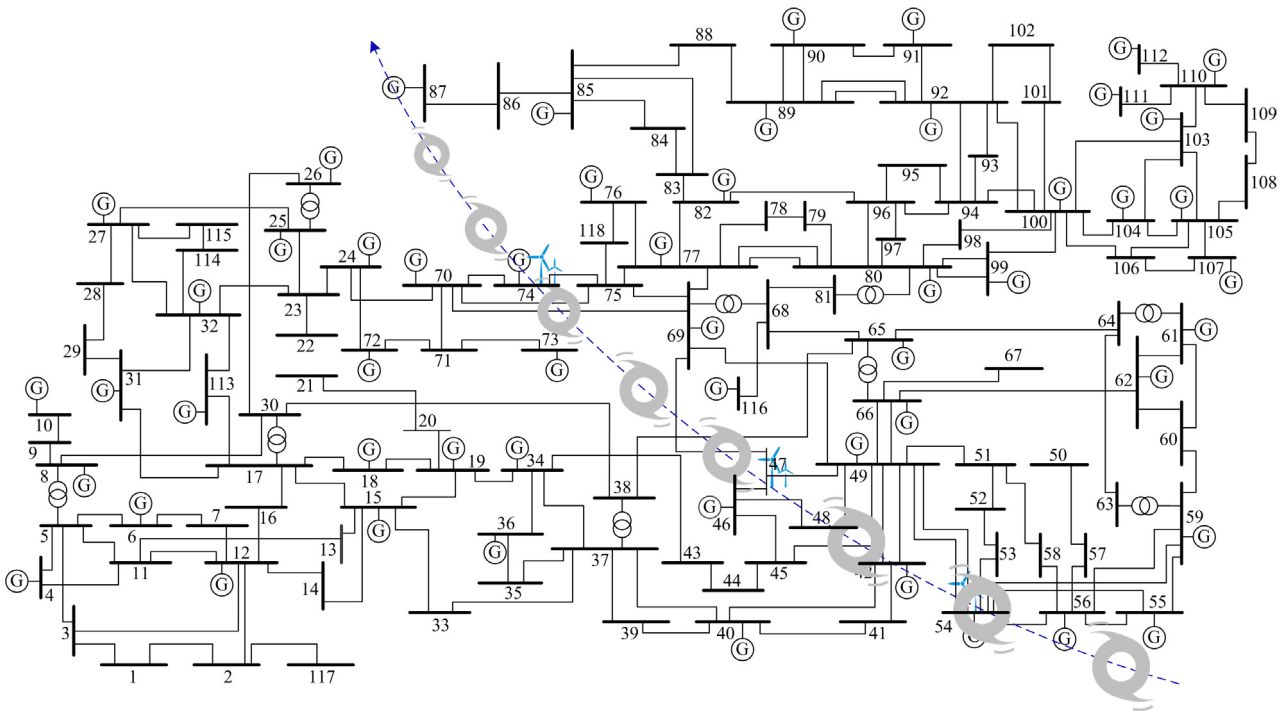


图 1 改进的 IEEE118 节点系统

Fig. 1 Improved IEEE118-bus system

旋资料中心。本文算例在 MATLAB 平台上调用 Cplex 求解器进行求解。

为验证所提方法的准确性和有效性，设置以下 3 种方法进行对比分析。

方法一：基于独立不确定因素的鲁棒优化 SCUC 模型；

方法二：考虑多元随机变量的鲁棒优化 SCUC 模型；

方法三：考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化 SCUC 模型，即本文方法。

#### 4.2 过程性仿真

根据台风路径和 Batts 风场模型得到台风过境期间风电出力波动曲线如图 2 所示，风电出力置信度为 95%。

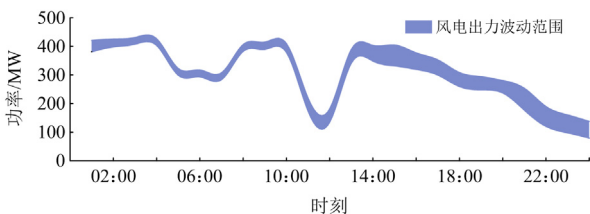


图 2 台风灾害下的风电出力曲线

Fig. 2 Wind power output curve under typhoon disaster

以 1 h 作为一个时间间隔，对台风过境期间电网元件故障概率和系统负荷韧性表现进行分析。台

风过境期间可能新增的故障线路如表 1 所示，其中部分受台风影响较大的架空输电线路时变故障概率如图 3 所示。

由图 3 可知，随着时间推移，台风强度逐渐减弱，架空输电线路的故障概率整体呈现明显先升后降的变化趋势。其中，66、67、72、75-78 和 84 号线路被台风直接横穿，61、62、64、68 和 69 号线路位于台风路径附近，因此这些线路的故障概率较高。自 10:00 起，台风强度显著减弱，63、96、108 和 115 号线路的故障概率随之降低。

本文共构建最恶劣  $N-k$  故障和最可能  $N-k$  故障两类共计 6 个典型故障场景，对应的系统切负荷量、理论概率分布以及实际概率分布如图 4 所示。

表 1 台风过境期间可能新增的故障线路

Table 1 Possible new fault lines during the typhoon

时刻	可能新增的故障线路	时刻	可能新增的故障线路
04:00	77(54-55)	11:00	61(44-45)、62(45-46)、68(45-49)
05:00	84(54-59)	12:00	63(46-47)
06:00	78(54-56)	13:00	96(38-65)
07:00	72(51-52)、75(49-54)、76(49-54)	15:00	108(69-70)
09:00	66(42-49)、67(42-49)	17:00	115(70-75)
10:00	64(46-48)、69(48-49)	18:00	116(69-75)、117(74-75)、120(75-77)、185(75-118)

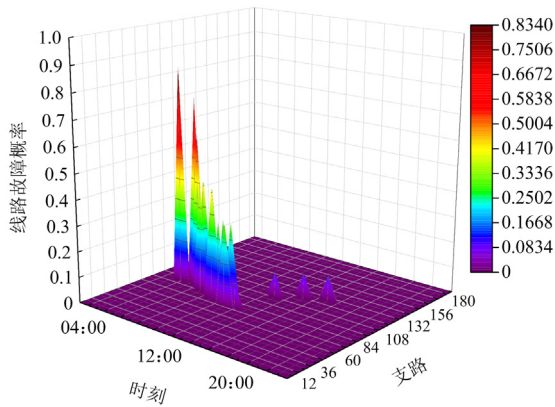


图3 架空输电线路时变故障概率

Fig. 3 Time-varying fault probability of overhead transmission lines

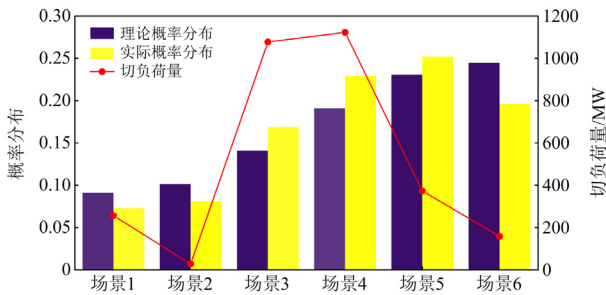


图4 多场景理论概率和实际概率分布归一化对比

Fig. 4 Comparison between normalized theoretical and actual probability distributions under multiple scenarios

由图4可知,多类型  $N-k$  故障概率分布不确定集中的故障场景呈现以下特征:故障场景3和故障场景4的实际最恶劣概率相较于其理论概率上升约20%,而故障场景5增幅较小,仅为0.09%;相比之下,故障场景1、2和6的实际概率均下降了20%。造成上述差异的主要原因是:场景1、2和6对应的系统切负荷较小,因而在实际故障概率分布中概率较低;而场景3、4对应的系统切负荷水平较高,导致其在实际故障概率分布中占比显著增大。相比之下,尽管场景5下系统切负荷明显小于场景3、4,但高于场景1、2和6,因此其概率分布略有增加。

### 4.3 对比分析

#### 4.3.1 考虑多元随机变量的必要性分析

为了研究多元随机因素相关性对系统决策韧性的影响,设置相关对照实验进行模拟分析。首先,设置风电机组出力和架空输电线路故障的最恶劣场景,分别由不同台风风速引发;同时,考虑到最恶劣场景不可能同时发生,并计入台风风速的相关性,对极端场景进行求解。在此基础上,通过鲁棒优化

求解,得到的SCUC决策结果如表2所示。

表2 不同风速参数下鲁棒优化SCUC决策方法的性能比较  
Table 2 Performance comparison of robust optimization SCUC decision-making methods under different wind speed parameters

方法	启停成本/ 美元	运行成本/ 美元	切负荷/ MW	失负荷成本/ 美元	总成本/ 美元
一	1240	1 298 476.88	3059.52	10 953 081.60	12 252 798.48
二	1075	1 201 443.83	3077.97	11 019 132.60	12 221 651.43

由表2可知,方法二的总成本最终比方法一少31 147.05美元。具体来看,虽然方法一的切负荷成本比方法二少了66 051.00美元,但是其启停成本和运行成本分别比方法二高了165、97 033.05美元,切负成本的减少不足以覆盖其运行成本的增加,这就导致了方法二的总成本更低。原因在于,方法一的最坏场景是通过简单叠加两个独立不确定性因素的最恶劣场景生成的:1) 诱发新能源机组出力最小的场景;2) 诱发电网设备故障损毁程度最大的场景。这种源荷两侧恶劣场景的简单叠加,预估了更大的切负荷量,调度策略极为保守。然而,在实际情况下,诱发风电出力最低的低风速和诱发线路故障最坏的高风速在同一时刻内大概率不会同时发生。因此,方法二的最坏场景是基于同一风速下的新能源出力波动和电网设备故障的组合,考虑了源网侧不确定性因素的概率相关性,避免了更为保守的调度决策,有效节约了成本。

以受灾时刻18:00为例,在台风引发的最恶劣场景中,方法一的叠加场景相比方法二的单一场景额外考虑了116(69-75)、117(74-75)、120(75-77)和185(75-118)号线路的断线故障,即其估计的网架受灾程度更为严重。为了应对此情况,方法一为预留更大的供电能力,选择提前开启容量大、启停成本较低但运行成本高的5、10、43、44和45号机组,在故障前后时段开启以19、22和26号为代表的小容量机组进行短期调节,其切负荷量为426.99 MW。相比之下,方法二预估的切负荷量为232.96 MW,因此其在故障前后时段开启容量小、启停成本较低但运行成本较高的7、14、16、22、23、26、42、47和48号机组。由于方法一所预估的那种恶劣场景不会真的出现,因此选取的保守调度策略总成本比方法二高0.26%。

综上所述,方法二采用考虑多元随机变量的鲁棒优化SCUC模型,通过综合分析源网侧不确定性因素之间的相关性,使得所确定的最恶劣场景更加贴近实际运行情况,从而显著提升了系统在应对台风灾害时的调度决策的经济性。

4.3.2 采用分布式鲁棒优化的必要性分析

为了分析采用分布式鲁棒优化方法的必要性，本文基于模拟的 3 个最恶劣  $N-k$  故障场景和 3 个最

可能  $N-k$  故障场景构建多类型故障概率分布模糊集，对两种方法的决策结果进行分析，对比结果如表 3 所示。

表 3 不同优化决策方法的性能比较

Table 3 Performance comparison of different optimization decision-making methods

方法	场景	启停成本/美元	运行成本/美元	切负荷/MW	失负荷成本/美元	总成本/美元
二	0	1075	1 201 443.83	3077.97	11 019 132.60	12 221 651.43
	1	1075	1 243 828.04	1490.71	5 336 741.80	6 581 644.84
	2	1075	1 283 491.01	52.74	188 809.20	1 473 375.21
	3	1075	1 253 844.07	1123.45	4 021 951.00	5 276 870.07
	4	1075	1 252 142.71	1185.63	4 244 555.40	5 497 773.11
	5	1075	1 273 316.04	417.51	1 494 685.80	2 769 076.84
	6	1075	1 276 238.46	312.46	1 118 606.80	2 395 920.26
	数学期望	1075	1 264 420.28	740.94	2652 580.76	3 918 076.05
三	0	295	1 641 246.42	3077.97	11 019 132.60	12 660 674.02
	1	295	1 717 608.28	256.22	917 267.60	2 635 170.88
	2	295	1 723 981.56	28.18	100 884.40	1 825 160.96
	3	295	1 694 903.47	1077.56	3 857 664.80	5 552 863.27
	4	295	1 693 659.44	1122.98	4 020 268.40	5 714 222.84
	5	295	1 714 349.18	373.25	1 336 235.00	3 050 879.18
	6	295	1 720 336.46	158.47	567 322.60	2 287 954.06
	数学期望	295	1 708 513.99	585.47	2 095 978.28	3 804 787.27

由表 3 可知，方法三决策方案的总成本相比方法二节省了 113 288.78 美元。具体来看，虽然方法三的期望运行成本比方法二多 444 093.71 美元，但期望启停成本、期望切负荷和期望切负荷成本分别比方法二少 780.00 美元、155.47 MW、556 602.48 美元。其原因是，为了保证调度方案的鲁棒性，方法二在调度决策时仅考虑了一个概率极小的最恶劣  $N-k$  故障场景进行经济调度。相比之下，方法三则综合考虑了所有的受灾场景，涵盖对台风灾害下不同概率故障场景的全面分析，以实现多个场景下系统启停成本、运行成本和失负荷成本之和的期望最小化。

以未纳入故障概率分布模糊集的最恶劣场景 0 为例，方法三在最恶劣场景下的切负荷量与方法二相同，但总成本却增加了 439 022.59 美元。其原因是，方法三的启停方案为了适配多个场景需求，未大量安排低成本、基荷型机组；而是选择了更多启停快速、响应灵活但成本较高的机组，最终导致运行成本上升。

以纳入模糊集的故障场景 1 为例，将方法二最恶劣场景下的决策方案应用于该场景，由于机组的启停方案固定，系统仅能通过调节机组的输出功率，在一定程度上控制负荷的削减量，该机组启停方案必然不是故障场景 1 下的最优解，此时系统仍有 1490.71MW 的切负荷量。而方法三由于在决策的时候考虑了包括故障场景 1 在内的所有可能场景，然后以所有可能场景下期望总成本最小为目标确定机组

的启停方案，有效地将切负荷量控制到 256.22 MW，失负荷成本降低了 56 627 美元，覆盖了该场景下运行成本的增加。

综上所述，基于分布式鲁棒优化的 SCUC 决策方法通过考虑所有可能出现的故障场景，并求取能够在这些场景下使得期望总成本最小的调度方案，可以使调度决策能够有效应对台风灾害持续过程中可能出现的各种随机性事件，同时兼顾了决策结果的鲁棒性和经济性。

为了进一步分析不同优化方法在计算效率和经济性方面的差异，对随机优化、鲁棒优化和分布式鲁棒优化 3 种方法的决策结果进行对比分析，其期望总成本和求解时间如表 4 所示。

表 4 不同优化方法的经济性与计算效率对比

Table 4 Comparison of economic and computational efficiency among different optimization methods

方法	期望总成本/美元	求解时间/s
随机优化	3 768 201.64	126.8
鲁棒优化	3 918 076.05	228.4
分布鲁棒优化	3 804 787.27	936.5

由表 4 可知，不同优化方法的 SCUC 决策表现存在显著差异。基于分布式鲁棒优化的 SCUC 决策期望总成本介于两者之间，相较鲁棒优化降低约 2.89%；但其求解时间最长，比鲁棒优化增加约 75.6%。造成上述差异的根本原因在于 3 种方法对不确定性信息的建模与处理方式不同，具体而言，

随机优化预设故障场景服从已知概率分布, 并以期望值为优化目标; 然而在台风灾害下, 气象与设备状态的不确定性叠加, 导致真实的故障概率分布往往难以获取。鲁棒优化则以应对极端情况为目标, 在最坏故障场景下进行决策, 以保证系统的安全性; 但这种保守策略往往导致系统预留过多备用容量、提前启/停大容量机组或采取高成本的负荷削减措施, 造成资源利用率下降并显著增加调度总成本。

#### 4.3.3 分布式鲁棒优化方法的适用性分析

为了验证本文方法在实际条件下的适用性, 选取中国某东南沿海城市的实际输电网为例进行分析。该电网共有 67 个节点、103 条线路、5 个发电站。灾害场景选取 2018 年登陆该省的第 8 号台风玛莉亚, 数据来自中国气象局热带气旋资料中心。台风过境路线如图 5 所示, 蓝色线条表示台风行进方向和路径。

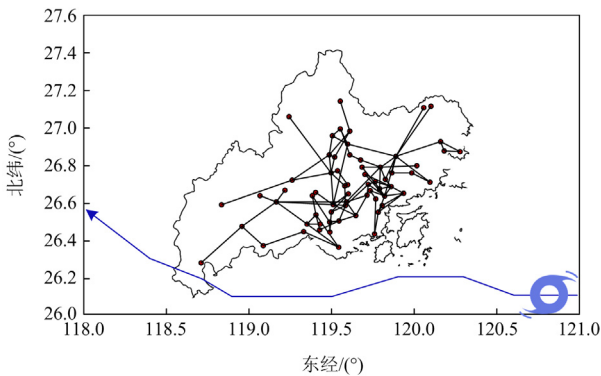


图 5 台风玛莉亚路径与电网地理位置

Fig. 5 Typhoon Maria path and power grid geographic distribution

以 0.5 h 为时间间隔, 对 07:30—09:30 时段内各线路的故障概率进行计算, 筛选每个时间断面故障率最高的线路, 统计结果如表 5 所示。

表 5 部分时段下故障率最高线路

Table 5 Highest failure rate lines during certain periods

时刻	线路名称	故障率
07:30	SJ-YD	0.4341
08:00	SJ-YD	0.5893
08:30	SJ-YD	0.6660
09:00	SJ-YD	0.6235
09:30	CC-JJ	0.5103

由表 5 可知, SJ-YD 线在 08:00—09:00 时段的故障率均超过 50%, 并在 08:30 达到峰值。根据实际灾情记录, 该电网在 08:10—09:25 时段陆续发生停电事故, 与计算结果较为吻合, 说明本文方法能够较准确地反映台风影响下的线路故障特征, 可为台风期间的故障场景辨识提供参考。

为了进一步验证本文方法在实际条件下的应用效果, 采用方法二和方法三进行对比分析, 决策结果的数学期望如表 6 所示。

由表 6 可知, 方法三决策方案的期望总成本比方法二节省了 5 684 073.51 元。具体来看, 虽然方法三的期望运行成本比方法二多 8 989 668.69 元, 但期望启停成本、期望切负荷量和期望切负荷成本分别比方法二少 5734.65 元、614.44 MW、14 668 007.53 元。因此, 方法三在实际电网中的有效性验证结果与 IEEE118 节点系统的测试结论基本一致。

表 6 本文方法在实际条件下的性能表现

Table 6 Performance of the proposed method under practical conditions

方法	期望启停成本/元	期望运行成本/元	期望切负荷/MW	期望失负荷成本/元	期望总成本/元
二	10 335.71	27 579 924.72	2404.12	57 391 527.68	84 981 788.12
三	4601.06	36 569 593.41	1789.68	42 723 520.15	79 297 714.61

#### 4.3.4 分布式鲁棒优化方法的可扩展性分析

为了验证本文所提模型的可扩展性, 以 IEEE300 节点系统为例, 采用方法三进行计算分析, 模型在不同测试系统下的性能表现如表 7 所示。

从表 7 可知, 针对该测试算例, C&CG 算法在第 8 次迭代后收敛, 求解时间仅比 IEEE118 节点系统增加 1063.5 s。结果表明, 随着系统规模的扩大, 所提模型并未出现明显的计算效率衰减, 验证了其在大规模系统中的可扩展性与工程应用潜力。同时, 相比 IEEE118 节点系统, IEEE300 节点系统的期望切负荷更高, 主要是由于其整体负荷需求较大, 当部分发生断线故障后, 机组通过剩余线路供电且受线路传输功率限制, 部分负荷仍无法得到有效满足。

表 7 本文模型在不同测试系统下的性能表现

Table 7 Performance of the proposed model under different test systems

测试系统	期望切负荷/MW	迭代次数	求解时间/s
IEEE118 节点	585.47	5	1672.9
IEEE300 节点	3630.33	8	2736.4

## 5 结论

极端自然灾害日益频发, 对电力系统的韧性提出了更高要求, 为此本文提出了一种考虑多元随机变量的分布式鲁棒优化 SCUC 调度模型。该模型联合考虑最严重  $N-k$  故障与最可能  $N-k$  故障的多类型故障概率分布模糊集, 实现对台风灾害下不确定

性因素的全面刻画。通过算例分析得到以下结论:

1) 与传统经典鲁棒优化方法相比, 本文方法通过综合分析源-网两侧不确定性因素之间的相关性, 使得所确定的最恶劣场景更加贴近实际运行情况, 从而显著提升了系统在应对台风灾害时的调度决策的经济性;

2) 基于分布式鲁棒优化的 SCUC 决策方法考虑了所有可能出现的故障场景, 并求取这些场景下总成本的数学期望值最小的调度方案, 使调度决策能够有效应对台风灾害持续过程中可能出现各种不确定性事件, 协调了决策方案的鲁棒性和经济性;

3) 实际电网与大规模测试系统的仿真验证表明, 所提方法具有良好的适用性和可扩展性, 可为电力系统的风险识别、应急调度和韧性提升提供科学依据, 为防灾减灾提供可操作的调度策略, 有助于提升电网在极端自然灾害下的安全性和可靠性。

参考文献

[1] Typhoon impact and crisis management[M]. Berlin, Germany: Springer, 2014.

[2] 麻灿皓, 陈丽娟, 吴志. 考虑多元灵活性资源协同的配电网韧性提升策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(1): 115-125.  
MA Canhao, CHEN Lijuan, WU Zhi. Resilience enhancement strategy for distribution networks considering multiple flexibility resources collaboration[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(1): 115-125.

[3] 侯祖锋, 王超, 徐春华, 等. 考虑负荷重要程度的配电网韧性提升策略及评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(3): 78-85.  
HOU Zufeng, WANG Chao, XU Chunhua, et al. Promotion strategy and evaluation method of distribution network resilience considering load importance[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(3): 78-85.

[4] YANG N, DONG Z, WU L, et al. A comprehensive review of security-constrained unit commitment[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 10(3): 562-576.

[5] YANG N, HAO J, LI Z, et al. Data-driven decision-making for scuc: an improved deep learning approach based on sample coding and Seq2Seq technique[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2025, 10(2): 13-24.

[6] 吴桂联, 朱乃璇, 陈浩, 等. 基于多尺度注意力机制与多资源协同优化的台风灾害下配电网韧性提升方法[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(6): 90-100.  
WU Guilian, ZHU Naixuan, CHEN Hao, et al. Method

for enhancing distribution network resilience under typhoon disasters based on multi-scale attention mechanisms and multi-resource coordinated optimization[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(6): 90-100.

[7] WANG Y, HUANG L, SHAHIDEHPOUR M, et al. Resilience-constrained hourly unit commitment in electricity grids[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5604-5614.

[8] DING T, QU M, WANG Z, et al. Power system resilience enhancement in typhoons using a three-stage day-ahead unit commitment[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 12(3): 2153-2164.

[9] 黄大为, 李子安, 孔令国. 台风灾害下提升电网韧性的实时优化调度策略[J]. 东北电力大学学报, 2024, 44(3): 112-120.  
HUANG Dawei, LI Zi'an, KONG Lingguo. Real-time optimal dispatching strategy for improving power grid resilience under typhoon disaster[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2024, 44(3): 112-120.

[10] ZHANG W, SHAO C, HU B, et al. Proactive security-constrained unit commitment against typhoon disasters: an approximate dynamic programming approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(5): 7076-7087.

[11] 卢睿, 熊小伏, 陈红州. 考虑台风时空特性的海上风电场群协同紧急防御策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 13-24.  
LU Rui, XIONG Xiaofu, CHEN Hongzhou. Collaborative emergency defense strategy for offshore wind farm clusters considering the spatial-temporal characteristics of a typhoon[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 13-24.

[12] ZHANG H, ZHANG S, CHENG H, et al. Boosting the power grid resilience under typhoon disasters by coordinated scheduling of wind energy and conventional generators[J]. Renewable Energy, 2022, 200: 303-319.

[13] 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.

[14] 杨楠, 产雪振, 张志, 等. 台风灾害下考虑源-网-荷协同优化的 SCUC 复合决策方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(10): 33-44.

- YANG Nan, CHAN Xuezheng, ZHANG Zhi, et al. A composite SCUC decision-making method considering source-network-load collaborative optimization in typhoon disasters[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(10): 33-44.
- [15] 宫成, 宋靓云, 王卫, 等. 鲁棒优化在电力系统机组组合中的应用综述[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(12): 4687-4695.
- GONG Cheng, SONG Liangyun, WANG Wei, et al. An overview of robust optimization used for power system unit commitment[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(12): 4687-4695.
- [16] ALGUACIL N, DELGADILLO A, ARROYO J M. A trilevel programming approach for electric grid defense planning[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 41: 282-290.
- [17] WANG Q, WASTON J P, GUAN Y. Two-stage robust optimization for N-k contingency-constrained unit commitment[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 2366-2375.
- [18] BUCHHEIM C, KURTZ J. Min-max-min robust combinatorial optimization[J]. *Mathematical Programming*, 2017, 163(1): 1-23.
- [19] 郭方洪, 冯秀荣, 杨溟, 等. 基于数据模型双驱动的新能源微电网分布式鲁棒优化调度[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(20): 36-47.
- GUO Fanghong, FENG Xiurong, YANG Hao, et al. Dual-data-model-driven distributionally robust optimal scheduling of renewable energy microgrid[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(20): 36-47.
- [20] WANG C, GAO R, QIU F, et al. Risk-based distributionally robust optimal power flow with dynamic line rating[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(6): 6074-6086.
- [21] 吉兴全, 郝晴, 张玉敏, 等. 分布不确定性条件下的N-k 分布鲁棒优化机组组合[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(2): 56-64.
- JI Xingquan, HAO Qing, ZHANG Yumin, et al. Unit commitment based on N-k distributionally robust optimization under uncertain distribution[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(2): 56-64.
- [22] TONN G L, GUIKEMA S D, FERREIRA C M, et al. Hurricane Isaac: a longitudinal analysis of storm characteristics and power outage risk[J]. *Risk Analysis*, 2016, 36(10): 1936-1947.
- [23] 李雨佳, 殷文倩, 龙覃飞, 等. 多元不确定性环境下含海量资源电力系统的弹性提升技术[J]. *高电压技术*, 2022, 48(9): 3484-3496.
- LI Yujia, YIN Wenqian, LONG Qinfei, et al. Review on resilience enhancement strategies for power systems with massive resources under multi-source uncertainties[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(9): 3484-3496.
- [24] BATTIS M E, SIMIU E, RUSSELL L R. Hurricane wind speeds in the United States[J]. *Journal of the Structural Division*, 1980, 106(10): 2001-2016.
- [25] 梅生伟, 薛安成, 张雪敏. 电力系统自组织临界特性与大电网安全[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [26] MA S, CHEN B, WANG Z. Resilience enhancement strategy for distribution systems under extreme weather events[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(2): 1442-1451.
- [27] 袁杨, 张衡, 程浩忠, 等. 台风灾害下考虑多类型故障不确定性的源网荷协同弹性提升模型[J]. *电网技术*, 2024, 48(6): 2541-2549.
- YUAN Yang, ZHANG Heng, CHENG Haozhong, et al. Source-grid-load coordinated resilience enhancement model considering multi-type contingency uncertainty under typhoon disaster[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(6): 2541-2549.
- [28] 周焱桥, 李觉友, 陈果, 等. 计及高比例风电电力系统运行可靠性的分布鲁棒优化建模与评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(11): 116-124.
- ZHOU Yanqiao, LI Jueyou, CHEN Guo, et al. Distributionally robust optimization modeling and evaluation of power system operational reliability with high wind power penetration[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(10): 33-44.
- [29] ZENG B, ZHAO L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. *Operations Research Letters*, 2013, 41(5): 457-461.

收稿日期: 2025-07-01; 修回日期: 2026-02-04

作者简介:

张 志(1992—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统调度运行; E-mail: zhangzhi6881@163.com

郝俊聪(1999—), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化运行; E-mail: haojuncong00@163.com

杨 楠(1987—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统运行与规划、人工智能和电力市场。E-mail: ynyyayy@ctgu.edu.cn

(编辑 张 颖)