

计及惯量和风电双重不确定性的 两阶段分布鲁棒机组组合

张磊^{1,2}, 宋坤泽^{1,2}, 叶婧^{1,2}, 林宇琦³, 高任飞^{1,2}

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北省宜昌市 443002; 2. 新能源微电网湖北省协同创新中心(三峡大学), 湖北省宜昌市 443002; 3. 国网湖北省电力有限公司鄂州供电公司, 湖北省鄂州市 436000)

摘要:【目的】针对高比例新能源渗透率下电网惯量来源多元化和不确定性所导致的系统频率响应能力不足, 提出一种在机组组合中考虑惯量来源多元化以及惯量和风电不确定性的方法。【方法】首先, 综合调度部门所掌控的同步发电机组惯量、不被调度部门掌控的小型同步发电机组惯量、虚拟惯量和负荷侧惯量, 建立惯量不确定性模型。其次, 采用基于数据驱动的两阶段分布鲁棒优化模型刻画惯量和风电的双重不确定性, 并用1-范数及 ∞ -范数约束不确定性概率分布置信集合, 同时在第二阶段模型中考虑动态频率约束。最后, 将模型中含有绝对值的部分线性化, 采用列与约束生成算法对两阶段模型求解。【结果】相较于仅考虑大型同步发电机惯量的机组组合模型, 所提模型具有更充足的频率响应能力, 且发电总成本降低了3.3%。【结论】与其他不确定性方法相比, 所构建的模型有更好的经济性, 相较于随机优化模型有更强的鲁棒性, 有效平衡了电力系统经济性与鲁棒性之间的关系, 从而确保系统在可再生能源高渗透场景下具备动态适应能力。

关键词: 系统惯量; 不确定性; 动态频率约束; 机组组合; 分布鲁棒优化

中图分类号: TM72

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)02-0147-14

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2026.02.012

Two-Stage Distributionally Robust Unit Commitment Considering Dual Uncertainties of Inertia and Wind Power

ZHANG Lei^{1,2}, SONG Kunze^{1,2}, YE Jing^{1,2}, LIN Yuqi³, GAO Renfei^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei Province, China; 2. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid (China Three Gorges University), Yichang 443002, Hubei Province, China; 3. Ezhou Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Ezhou 436000, Hubei Province, China)

ABSTRACT: [Objective] To address the insufficient system frequency response capability caused by the diversification and uncertainty of grid inertia under high renewable energy penetration, this paper proposes a method for unit commitment that considers diverse inertia sources as well as the uncertainties associated with inertia and wind power. [Methods] First, an inertia uncertainty model is established by integrating various inertia sources, including synchronous generator inertia controlled by the dispatch center, inertia from small-scale synchronous generators not directly controlled by the dispatch center, virtual inertia, and demand-side inertia. Second, a data-driven two-stage distributionally robust optimization (DRO) model is formulated to characterize the dual uncertainties of inertia and wind power. The 1-norm and ∞ -norm are utilized to constrain the confidence set of uncertain probability distributions. Meanwhile, dynamic frequency constraints are incorporated into the second-stage model. Finally, the absolute value terms within the model are linearized, and the Column-and-Constraint Generation (C&CG) algorithm is employed to solve the two-stage model. [Results] Compared with the unit commitment model considering only the inertia of large synchronous generators, the proposed two-stage DRO model, which accounts for the dual uncertainties of inertia and wind power, demonstrates superior frequency response capability and reduces the total generation cost by 3.3%. [Conclusions] Compared with other uncertainty-handling methods, the

constructed model achieves better economic efficiency than robust optimization models and enhanced robustness compared to stochastic optimization models. It effectively balances the relationship between economic efficiency and robustness, thereby ensuring the power system's dynamic adaptability under high renewable energy penetration scenarios.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China Key Project (No. 62233006).

KEYWORDS: system inertia; uncertainty; dynamic frequency constraint; unit combination; distributionally robust optimization

0 引言

随着“双碳”目标的推进,我国正加速构建以新能源为主体的新型电力系统,风电、光伏等新能源逐步取代传统同步发电机的主导地位^[1]。然而,由于风电、光伏出力随机且间歇,并且由于通过逆变器并网,无法提供同步惯量和一、二次调频,导致系统频率响应能力下降^[2]。这一问题在实际运行中已引发严重后果。

近年来,由高比例新能源的电力系统频率响应能力弱、出力不确定性强,导致的大停电事故时有发生^[3]。例如:澳大利亚“9·28”大停电事故、英国“8·9”大停电事故以及美国得州 2021 年大停电事故^[4-6]。针对系统频率响应能力不足的问题,文献[7-8]提出在机组组合(unit commitment, UC)模型中考虑动态频率约束,使得调度部门制定的发电计划有充足的频率响应资源。但上述文献仅考虑了为调度部门所掌控的同步发电机组惯量,系统内电力电子器件的虚拟惯量、不被调度部门掌控的小型同步发电机组惯量和负荷侧惯量均未计及。

已有学者基于上述研究的不足,探索将新能源发电设备的惯量支撑能力纳入 UC 模型。文献[9-10]将虚拟惯量控制嵌入系统频率响应模型中,实现新能源虚拟惯量调控与常规机组启停的协同优化。另外,小型同步发电机和负荷侧同样蕴含可观的惯量资源。文献[11]指出配电网侧小型同步发电机组的惯量对系统频率的影响不可忽视,并利用同步相量测量单元,估计其整体等效惯量。文献[12]对我国北方区域电网负荷侧惯量进行仿真分析,研究表明负荷侧不同负荷类型的占比会影响负荷侧惯量大小,当负荷侧异步电动机和恒阻抗各占 50% 时,负荷侧提供的惯量约为发电侧惯量的 27.45%。文献[13]对英国电力系统负荷侧惯量贡献进行评估,研究得出负荷侧所提供的惯量占英国电力系统总惯量的 20% 左右。从以上文献分析可知,系统惯量若只计及为调度部门所掌控的同步发电机组惯量与虚拟惯量,会导致系统制定的发电计划具有较强的保守性。

在明确系统惯量多元构成的基础上,如何准确表征系统等效惯量并将其有效纳入 UC 优化模型,已成为提升高比例新能源电力系统频率安全的关键研究热点。系统的惯量与人们的生产生活、天气数据

等影响因素有关,具有周期性的变化规律,且存在着由未知因素导致的随机波动性。文献[14-16]利用系统等效惯量与频率波动的历史关联性,借助机器学习算法对系统等效惯量进行预测。基于惯量预测结果,文献[17]采用高斯分布表征电源侧惯量和负荷侧惯量的不确定性,并利用随机优化方法进行 UC 建模。但模型中忽略了虚拟惯量和不被调度部门所掌控的小型同步发电机组的惯量,对系统等效惯量模型的建立和分析不全面,且随机优化方法通过假定不确定变量的概率分布,会导致求解可靠性不足,进而无法准确反映实际规律^[18]。文献[19]在聚合发电侧与负荷侧惯量的基础上,提出了一种考虑风电、负荷功率及负荷侧惯量不确定性的 UC 模型,并用模糊变量对上述不确定性进行统一表征。然而,该研究未纳入可再生能源的虚拟惯量以及小型同步机组的惯量,无法完整表征新型电力系统的等效惯量;此外,模型所采用的鲁棒优化方法依赖最坏场景进行优化,决策结果偏于保守,应对多不确定性的灵活性和经济性较差。

综上所述,针对现有研究的不足,本文提出一种计及惯量和风电出力双重不确定性的两阶段分布鲁棒 UC 模型。首先,建立涵盖同步机组、分布式电源、虚拟惯量及负荷响应的多元惯量不确定性模型。其次,构建计及惯量和风电双重不确定性的两阶段分布鲁棒 UC 模型,在第二阶段目标函数中采用基于数据驱动的分布鲁棒优化模型刻画惯量和风电的双重不确定性,并综合 1-范数以及 ∞ -范数约束不确定性的概率分布,与此同时,在第二阶段约束条件中考虑含系统惯量不确定性的动态频率约束方程。最后,采用辅助变量进行线性化,对模型采用列与约束生成(column and constraint generation, C&CG)算法分阶段迭代求解,并通过改进的 IEEE 118 节点算例验证方法的经济性和鲁棒性。

1 系统惯量与风电不确定性模型

1.1 系统惯量不确定性模型

未来电力系统将逐步呈现“源-网-荷-储”多种惯量资源共存的新形态^[20],仅考虑大型同步机组的转动惯量已不足以准确反映多种惯量资源共同作用下系统的实际惯量水平及其变化趋势。因此本文综合考虑调度部门所掌控的同步发电机组惯量、不被调

度部门管控的小型同步发电机组惯量、虚拟惯量和负荷侧惯量,对系统等效惯量 H_{SYS} 进行不确定性建模:

$$H_{\text{SYS}} = H_{\text{G}} + H_{\text{S}} + H_{\text{W}} + H_{\text{LD}} \quad (1)$$

式中: H_{G} 为调度部门所掌控的同步发电机组惯量; H_{S} 为不被调度部门管控的小型同步发电机组惯量; H_{W} 为虚拟惯量; H_{LD} 为负荷侧惯量。

高比例新能源电力系统等效惯量来源如图1所示。

图1中,调度部门掌控的同步发电机惯量是指由电网调度中心直接控制和管理的同步发电机提供的惯量,这些机组包括大型火电、水电、核电机组等^[21]。不被调度部门掌控的小型同步发电机组包括小型水电站、分布式柴油发电机组、小型生物质发电机组和分布式热电联产机组等。因为这些小型同步发电

机组容量较小、分布区域广泛,且通常位于配电网层级或更低电压等级网络中,难以像集中式大型机组那样统一调度。但在高比例新能源系统中,大型同步发电机比例下降,其惯量支撑作用减弱^[22],而小型同步发电机具备固有的机械惯量,能够提供即时的惯量响应,在电网频率快速变化时起到缓冲作用。尽管单一机组的惯量较小,但其整体惯量大小不容忽视。与此同时,由于其不被调度部门所掌控,小型同步发电机整体呈现的惯量具有一定的不确定性。

在风电、光伏、储能等通过电力电子器件并网的系统中,其提供的虚拟惯量响应,会受到换流器类型、控制方式以及系统实时运行工况的影响^[23]。风电依赖风速,光伏依赖太阳辐射,这些自然条件波动大且难以预测,导致发电功率和虚拟惯量输出不稳

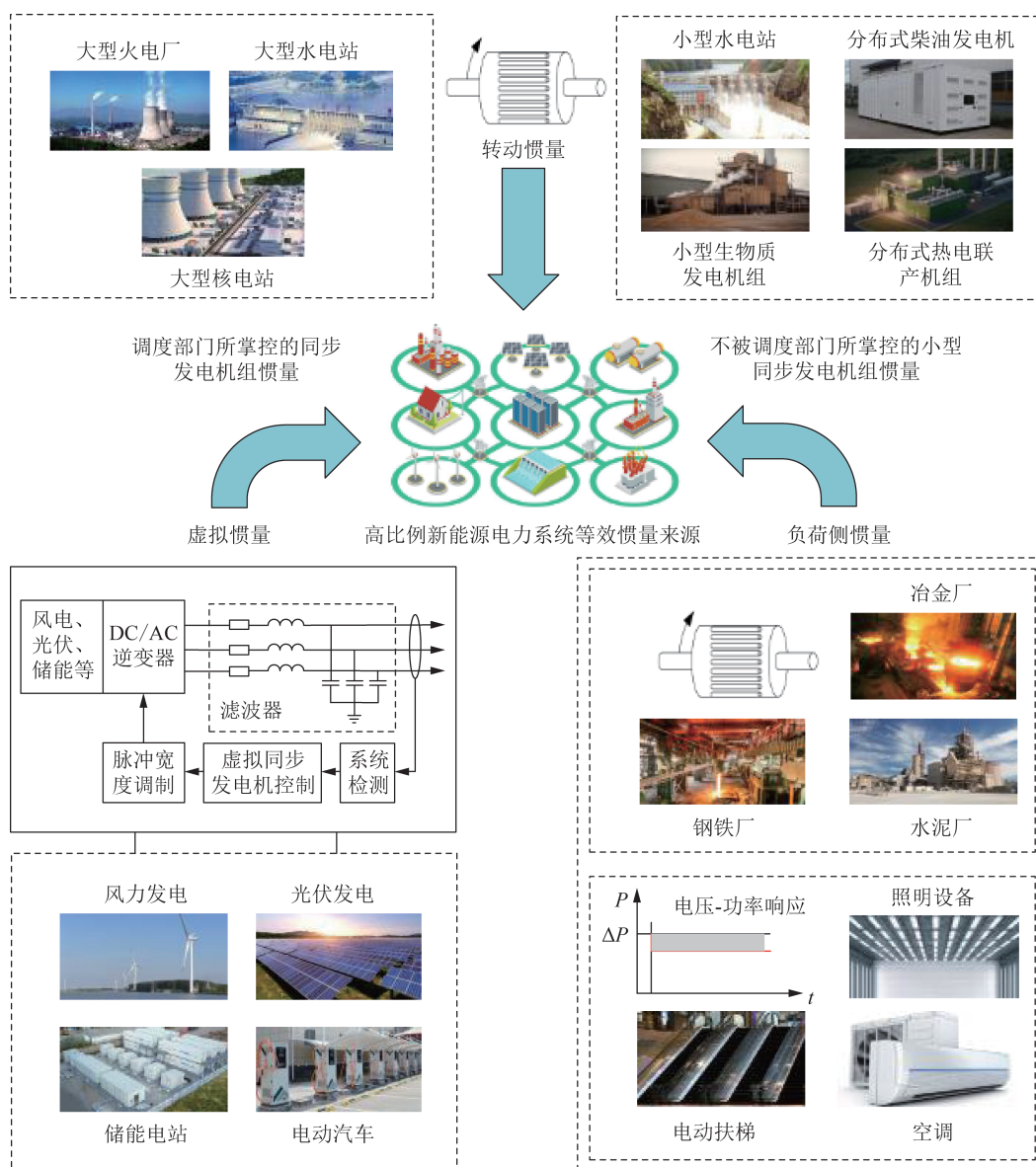


图1 高比例新能源电力系统等效惯量来源

Fig. 1 Equivalent inertia sources in renewable-dominated power systems

定。同时,虚拟惯量通过电力电子变换器实现,依赖虚拟同步发电机控制等复杂算法,需实时监测电网频率和电压^[24]。然而,实际操作中存在测量噪声、通信延迟及算法参数不确定性,导致调节效果波动。储能设备常与风电、光伏结合以增强系统稳定性^[25],但其充放电状态受设备健康和效率变化影响,进一步增加虚拟惯量的不确定性。

负荷侧惯量是由负荷的动态响应特性产生的惯性效应,在电网频率波动时,负荷可以缓解频率变化^[26]。而负荷中同步电动机、异步电动机以及静态负荷对频率波动的响应各有不同。同步电动机通过转子惯性提供惯量;异步电动机提供惯量的方式主要有两种:一种是当电机受扰动导致转速变化时,其转子内存储的能量释放出来,从而为系统提供惯量;另一种是在受扰动时,电机所拖动的负载功率发生变化,其通过补偿功率缺额,产生与惯量类似的效果^[27];静态负荷通过对电压变化的响应,影响其从系统中吸取的功率,进而在一定程度上等价于向系统提供惯量。随着可再生能源比例的增加,负荷侧惯量在电力系统中的占比逐渐上升,尽管它通常比传统发电机提供的惯量要小,但在频率调节和电网稳定性方面的作用已不可忽视。同时由于负荷本身的随机性,其惯量表现出一定的不确定性。

对系统而言, H_G 是一个确定的数值,而 H_S 、 H_W 、 H_{LD} 均具有一定的不确定性,本文用 H_R 表示三者之和,并将其定义为系统非确定性惯量,式(1)可简化为:

$$H_{SYS} = H_G + H_R \quad (2)$$

随着系统惯量评估和预测技术的不断发展,可以预测出次日各时刻惯量的大小。定义 H_R 由两部分构成,一部分是基于点预测模型的惯量预测值 H_R^f ,另一部分是惯量预测误差 ΔH_R :

$$H_R = H_R^f + \Delta H_R \quad (3)$$

本文用正态分布作为惯量预测误差概率密度函数来表征 H_R 的不确定性:

$$\Delta H_R \sim N\left(0, \frac{1}{5} H_R^f\right) \quad (4)$$

式中: H_R^f 为惯量预测值; $N\left(0, \frac{1}{5} H_R^f\right)$ 为惯量预测误差的正态分布。

1.2 系统风电不确定性模型

风能是间歇性能源,风电出力具有波动性和随机性^[28],本文用随机变量表征风电功率预测误差的不确定性。设风电功率实际值为 P_w^e ,风电功率预测值为 P_w^f ,风电预测误差为 ΔP_w ^[29],表达式为:

$$\Delta P_w = P_w^f - P_w^e \quad (5)$$

本节采用正态分布来描述风电功率预测误差的不确定性^[30]:

$$\Delta P_w \sim N\left(0, \frac{1}{5} P_w^f\right) \quad (6)$$

式中: $N\left(0, \frac{1}{5} P_w^f\right)$ 为风电预测误差的正态分布。

2 考虑双重不确定性及动态频率约束的机组组合模型

本文所提数据驱动的两阶段分布鲁棒UC模型,第一阶段为日前机组启停优化,第二阶段为日内机组功率调度优化。

2.1 第一阶段模型

2.1.1 第一阶段目标函数

第一阶段目标函数为常规机组启动成本 F_1 最小:

$$F_1 = \min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N U_{it} (1 - U_{i(t-1)}) S_{it}(\tau_{it}) \quad (7)$$

式中: T 为时段数; N 为常规机组总数; U_{it} 为机组启停状态(0表示停机,1表示开机); $U_{i(t-1)}$ 为常规机组 i 在时段 $t-1$ 的启停机状态; $S_{it}(\tau_{it})$ 为机组 i 在时段 t 的启动成本。

2.1.2 第一阶段约束条件

第一阶段约束条件为常规机组最小启停时间约束:

$$\begin{cases} (X_{i(t-1)}^{\text{on}} - T_i^{\text{on}}) \cdot (U_{i(t-1)} - U_{it}) \geq 0 \\ (X_{i(t-1)}^{\text{down}} - T_i^{\text{down}}) \cdot (U_{it} - U_{i(t-1)}) \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $X_{i(t-1)}^{\text{on}}$ 、 $X_{i(t-1)}^{\text{down}}$ 分别为第 i 台发电机在前 $t-1$ 个时段的连续开机时间和停机时间; T_i^{on} 、 T_i^{down} 分别为第 i 台发电机的最小连续启动和停机时间。

2.2 多离散场景不确定集

鉴于风电机组出力与惯量点预测存在不确定性,以及历史预测误差数据的局限性,通过场景聚类获得的概率分布仍存在偏差,因此本文采用分布鲁棒优化方法对场景概率分布进行约束。首先,利用拉丁超立方采样^[31]对预测数据以及预测误差概率密度函数进行抽样得到 Z 个原始场景。随后,运用K-Means聚类算法^[32]对场景进行聚类,提取 Z_s 个典型离散场景并计算出其初始概率分布为 $p^0 = (p_1^0, p_2^0, \dots, p_{Z_s}^0)$ 。最终,引入1-范数控制典型场景概率分布 $p = (p_1, p_2, \dots, p_{Z_s})$ 的期望偏差以及 ∞ -范数限制典型场景中极端场景最大偏差,使概率分布在历史数据足够大时能收敛到真实的概率分布^[33]。

典型场景的概率分布 $p = (p_1, p_2, \dots, p_{Z_s})$ 的置信集合可表示为^[34]:

$$\begin{cases} P_r(\|p - p^0\|_1 \leq \theta_1) = P_r\left(\sum_{s=1}^{Z_s} |p_s - p_s^0| \leq \theta_1\right) \geq \\ 1 - 2Z_s \exp\left(\frac{-2Z\theta_1}{Z_s}\right) \\ P_r(\|p - p^0\|_\infty \leq \theta_\infty) = P_r\left(\max_{1 \leq s \leq Z_s} |p_s - p_s^0| \leq \theta_\infty\right) \geq \\ 1 - 2Z_s \exp(-2Z\theta_\infty) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_r(\cdot)$ 为所求概率函数; θ_1 和 θ_∞ 为概率分布允许偏差值; p_s^0 为场景聚类筛选后第 s 个离散场景对应的初始概率; p_s 为场景聚类筛选后第 s 个离散场景对应的发生概率; Z_s 为典型离散场景个数; Z 为原始场景个数。

将式(9)中 $1 - 2Z_s \exp(-2Z\theta_1/Z_s)$ 设为 α_1 , 表示概率分布 p 基于 1-范数所满足的置信度; $1 - 2Z_s \exp(-2Z\theta_\infty)$ 设为 α_∞ , 表示概率分布 p 基于 ∞ -范数所满足的置信度。 θ_1 和 θ_∞ 表示为^[35]:

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{Z_s}{2Z} \ln \frac{2Z_s}{1 - \alpha_1} \\ \theta_\infty = \frac{1}{2Z} \ln \frac{2Z_s}{1 - \alpha_\infty} \end{cases} \quad (10)$$

根据文献[34]中的方法框架,在确定置信度参数并整合样本容量信息的前提下,可构建出概率分布的置信集合:

$$\psi = \left\{ p_s \left| \begin{array}{l} p_s \geq 0, s = 1, 2, \dots, Z_s \\ \sum_{s=1}^{Z_s} p_s = 1 \\ \sum_{s=1}^{Z_s} |p_s - p_s^0| \leq \theta_1 \\ \max_{1 \leq s \leq Z_s} |p_s - p_s^0| \leq \theta_\infty \end{array} \right. \right\} \quad (11)$$

式中: ψ 为场景的概率分布集合区间。

2.3 第二阶段模型

2.3.1 第二阶段目标函数

第二阶段目标函数为在最恶劣场景概率分布下,常规机组运行成本和风电机组的弃风成本之和 F_2 最小:

$$F_2 = \max \min p_s \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{it,s} + c_i P_{it,s}^2) U_{it} + w \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^M (P_{Wjt,s}^f - P_{Wjt,s}^{re}) \right\} \quad (12)$$

式中: M 为风力发电机组总数; $P_{it,s}$ 为第 s 个离散场景下常规机组 i 在时段 t 的输出有功功率; a_i 、 b_i 和 c_i 均为机组运行参数; w 为弃风的惩罚参数; $P_{Wjt,s}^f$ 、 $P_{Wjt,s}^{re}$ 分别为第 s 个离散场景下风机 j 在时段 t 的预测出力与实际出力值。

2.3.2 第二阶段约束条件

1) 功率平衡约束:

$$\sum_{i=1}^N P_{it,s} + \sum_{j=1}^M P_{Wjt,s} = P_{Lt} \quad (13)$$

式中: P_{Lt} 为系统第 t 时段的负荷预测值。

2) 发电机出力约束:

$$U_{it} P_{i,\min} \leq P_{it,s} \leq U_{it} P_{i,\max} \quad (14)$$

式中: $P_{i,\max}$ 、 $P_{i,\min}$ 分别为第 i 台发电机的出力上、下限。

3) 发电机爬坡约束:

$$D_i \leq P_{it,s} - P_{i(t-1),s} \leq L_i \quad (15)$$

式中: L_i 、 D_i 分别为机组 i 的爬坡上、下限。

4) 风机出力约束:

$$0 \leq P_{Wjt,s}^{re} \leq P_{Wjt,s}^f \quad (16)$$

5) 频率最大变化率约束:

$$|\Delta f_{\max}| = \frac{\Delta P_L f_n}{2 \left(\sum_{i=1}^N H_i S_{Ni} U_{it} + H_{R,s} \right)} \leq |\Delta f_{\text{set},\max}| \quad (17)$$

式中: $|\Delta f_{\max}|$ 为求得的频率最大变化率; $|\Delta f_{\text{set},\max}|$ 为系统允许的频率变化率最大限值; ΔP_L 为扰动产生的有功不平衡量; f_n 为系统额定频率; S_{Ni} 为发电机 i 的额定容量; H_i 为发电机 i 的惯性时间常数; $H_{R,s}$ 为第 s 个离散场景下的系统非确定性惯量大小。

6) 频率最低点约束:

$$f_{\min} = f_0 - \frac{f_n \Delta P_L^2}{4 \left(\sum_{i=1}^N H_i S_{Ni} U_{it} + H_{R,s} \right) \sum_{i=1}^N (R_{ssi} U_{it})} \geq f_{\text{set},\min} \quad (18)$$

式中: $f_{\min}$ 为频率最低点; f_0 为初始频率; $f_{\text{set},\min}$ 为允许的最低频率; R_{ssi} 为每台同步发电机一次调频响应速率。

3 两阶段分布鲁棒优化模型构建与求解

3.1 两阶段分布鲁棒优化模型

将上述目标函数和约束条件写成矩阵表达式,用 x 表示第一阶段变量,第一阶段变量为常规机组启停状态。用 y_s 表示第二阶段变量,第二阶段变量为常规机组和风电场在离散场景 s 下的调度值。数据驱动的两阶段分布鲁棒优化模型可表示为^[36]:

$$\begin{cases} \min_{x \in X} A^T x + \max_{\{p_s\} \in \psi} \min_{y_s \in Y(x, \xi_s)} \sum_{s=1}^{Z_s} p_s (y_s^T \Lambda y_s + B^T y_s + K \xi_s) \\ \text{s.t.} \begin{cases} Cx \geq c \\ Dy_s = d, \quad \forall s \\ Ey_s \leq e, \quad \forall s \\ Fy_s + G\xi_s \leq f, \quad \forall s \\ Hx + I\xi_s \leq h, \quad \forall s \\ x^T Jx + Mx\xi_s \leq j, \quad \forall s \end{cases} \end{cases} \quad (19)$$

式中: A 为第一阶段变量 x 对应的成本系数; Λ 为目标

函数中二次项成本系数; B 为目标函数中一次项成本系数; ξ_s 表示场景聚类筛选后第 s 个离散场景下对应的风电功率和惯量; K 为对应的成本系数; $C-J, M$ 为约束条件中的系数矩阵; $c-f, h, j$ 为约束条件中右端向量。

3.2 模型求解

3.2.1 模型中绝对值约束线性化

前文中风电和惯量不确定集合如式 (11) 所示, 式中 1-范数和 ∞ -范数约束含有绝对值项, 为非线性约束, 所以需要添加辅助变量和辅助约束将其转化为线性约束条件, 其表达式为^[37]:

$$\begin{cases} \sigma_s^+ + \sigma_s^- \leq 1, \forall s \\ m_s^+ + m_s^- \leq 1, \forall s \\ p_s = p_s^0 + p_s^+ - p_s^-, \forall s \end{cases} \quad (20)$$

式中: p_s^+ 为场景 s 的概率分布 p_s 相对于 p_s^0 的正偏移量; p_s^- 为场景 s 的概率分布 p_s 相对于 p_s^0 的负偏移量; σ_s^+ 和 σ_s^- 分别为 1-范数约束中对 p_s 产生正、负偏移的 0~1 标志量; m_s^+ 和 m_s^- 分别为 ∞ -范数约束中对 p_s 产生正、负偏移的 0~1 标志量。

转化后的 1-范数和 ∞ -范数约束分别为:

$$\begin{cases} 0 \leq p_s^+ \leq \sigma_s^+ \theta_1, \forall s \\ \sum_{s=1}^{Z_s} (p_s^+ + p_s^-) \leq \theta_1 \\ 0 \leq p_s^- \leq \sigma_s^- \theta_1, \forall s \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} p_s^+ + p_s^- \leq \theta_\infty, \forall s \\ 0 \leq p_s^+ \leq m_s^+ \theta_\infty, \forall s \\ 0 \leq p_s^- \leq m_s^- \theta_\infty, \forall s \end{cases} \quad (22)$$

3.2.2 模型分解与求解

将模型分解为主问题和子问题, 并运用 C&CG 算法分阶段迭代求解。

1) 主问题。

主问题 (MP) 旨在已知场景概率分布的前提下, 求解经济层面的最优解:

$$\begin{cases} \min_{x \in X, y_s^m \in Y(x, \xi_s)} (A^T x + \eta) \\ \eta \geq \max_{\{p_s\} \in \psi} \min_{y_s^m \in Y(x, \xi_s)} \sum_{s=1}^{Z_s} p_s^m [(y_s^m)^T A y_s^m + B^T y_s^m + K \xi_s], \\ \quad \forall m = 1, 2, \dots, n \\ \text{s.t.} \begin{cases} Cx \geq c \\ Dy_s^m = d, \quad \forall s, \forall m = 1, 2, \dots, n \\ Ey_s^m \leq e, \quad \forall s, \forall m = 1, 2, \dots, n \\ Fy_s^m + G\xi_s \leq f, \quad \forall s, \forall m = 1, 2, \dots, n \\ Hx + I\xi_s \leq h, \quad \forall s \\ x^T Jx + Mx\xi_s \leq j, \quad \forall s \end{cases} \end{cases} \quad (23)$$

式中: η 为给定阈值; m 为模型迭代次数。

2) 子问题。

子问题 (SP) 在给定第一阶段变量 x^* 之后进行求解, 上标 “*” 表示对应变量的最优解; 子问题是一个 max-min 的双层结构, 如下所示:

$$f_{sp}(x^*) = \max_{\{p_s\} \in \psi} \min_{y_s^m \in Y(x, \xi_s)} \sum_{s=1}^{Z_s} p_s^m [(y_s^m)^T A y_s^m + B^T y_s^m + K \xi_s], \quad \forall s, \forall m = 1, 2, \dots, n \quad (24)$$

式 (24) 表示, 在变量 y_s 能够根据场景变化动态调整的条件下, 当主问题的求解结果为 x^* 时, 在置信区间内寻找最恶劣场景概率分布。子问题式 (24) 中存在 max-min 双层优化结构, 无法直接求解, 传统做法是先构建内层 min 结构的对偶问题, 并与外层 max 问题结合转化为单层优化问题, 再引入辅助变量和辅助约束将其转化为直接求解的混合整数线性规划问题。但本文外层 max 问题中的各离散场景的概率值与内层 min 问题的变量彼此独立, 即外层 max 优化的可行域 ψ 与内层 min 问题可行域 Y 之间互不重叠, 对于每一种确定的 p_s 分布, 内层优化的最优解均唯一, 因此不需要采用对偶理论进行转化。直接将 max-min 问题分解为两层独立优化问题, 先求解内层最小值问题, 然后求解外层最大值问题, 其过程如下式所示:

$$h_s = \min_{y_s^m \in Y(x, \xi_s)} [(y_s^m)^T A y_s^m + B^T y_s^m + K \xi_s] \quad (25)$$

$$U = \max_{\{p_s\} \in \psi} \sum_{s=1}^{Z_s} p_s^m h_s \quad (26)$$

式中: h_s 是将主问题求解出的机组启停方案代入式中再优化求解得到的内层优化结果。

3) C&CG 方法求解流程。

对整体模型主子问题采用免对偶化 C&CG 算法分阶段迭代求解的具体流程如下^[38]。

步骤 1: 设定下界 B_L 为 $-\infty$, 上界 B_U 为 $+\infty$, 置迭代次数 $n = 1$, 概率分布为初始概率分布。

步骤 2: 求解 MP, 得到最优解 (x^*, η^*) , 并且更新下界值 $B_L = A^T x^* + \eta^*$ 。

步骤 3: 对 SP 进行求解, 得出最恶劣情况下的概率值 p_s^* 和目标函数值 $f_{sp}(x^*)$, 并更新上界值 $\min\{B_U, A^T x^* + f_{sp}(x^*)\}$ 。

步骤 4: 若上界与下界值相差小于所设定误差值, 则终止迭代并输出最优解 x^* ; 反之, 更新 MP 中最恶劣概率分布 $p_s^{n+1} = p_s^*$, 同时引入新变量 y_s^{n+1} , 并补充式 (23) 中与 y_s^{n+1} 相关的约束条件。

步骤 5: 更新 $n = n + 1$, 返回步骤 2 重新进行上述步骤。

4 算例分析

4.1 算例参数

本文采用改进后的 IEEE 118 节点系统作为测试平台,以验证所提模型及其求解方法的有效性。算例系统中共有 54 台发电机、3 台小型同步发电机、3 个风力发电场和 91 个负荷点,其中火电机组装机容量大小为 7220 MW,小型同步发电机位于节点 33、60、82 上,额定有功出力均为 1 MW,风电场位于节点 14、54、95 上,其额定功率分别为 300 MW、500 MW、1000 MW,系统网络结构接线图见文献[39]。考虑日前调度时间尺度,计划调度周期为 24 h,参考文献[40]并修改得到机组参数和负荷预测数据,常规机组参数如附录 A 表 A1 所示,风电场 24 h 出力以及负荷 24 h 预测曲线如图 2 所示。风电和惯量预测误差概率密度函数服从前文所提正态分布,其均值为 0,标准差为 20% 预测值。利用拉丁超立方采样方法生成 1000 个原始场景,并用 K-means 聚类算法生成四个典型场景,得出每个典型场景对应的概率如表 1 所示,风电场 1 的四个典型场景出力如图 3 所示,风电场 2、3 的四个典型场景出力如附录 A 图 A1、A2 所示。系统等效惯量的四个典型场景如图 4 所示,前文式(11)中的 α_1 和 α_x 设为 0.99。设置算例系统中频率最大变化率保护整定值 $\Delta f_{\text{set,max}}$ 为 0.5 Hz/s,系统额定频率 f_n 为 50 Hz,频率最低点限值 $f_{\text{set,min}}$ 为 49.8 Hz,扰动功率为 15% P_L 。仿真用 MATLAB/YALMIP 搭建 UC 模型,并用求解器 Gurobi 求解。

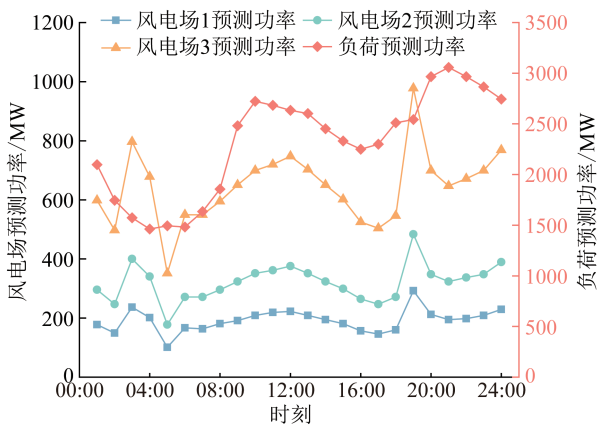


图 2 风功率及负荷预测曲线

Fig. 2 Wind power and load forecasting curve

4.2 模型有效性分析

4.2.1 原始场景个数对优化结果影响

本节分析原始场景数对优化结果的影响,设定 α_1 和 α_x 为 0.99,利用拉丁超立方生成 100~1000 个场景,每一组均聚类生成 4 个典型场景,得到发电总成

表 1 四个典型场景对应的概率

Table 1 Probability corresponding to four typical scenarios

典型场景	概率
场景 1	0.271
场景 2	0.238
场景 3	0.242
场景 4	0.249

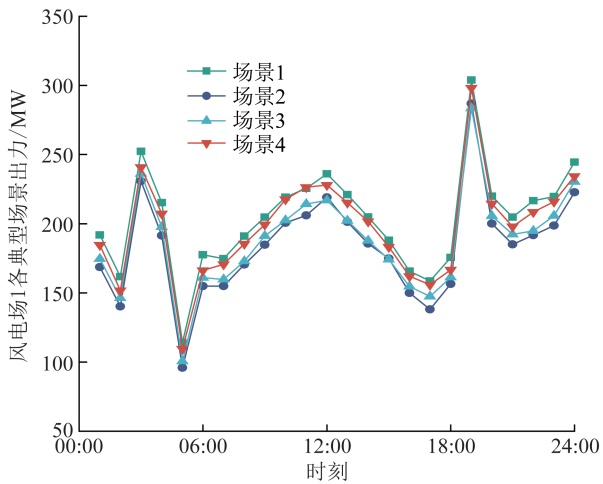


图 3 风电场 1 的四个典型场景出力

Fig. 3 Four typical scenario outputs of wind farm 1

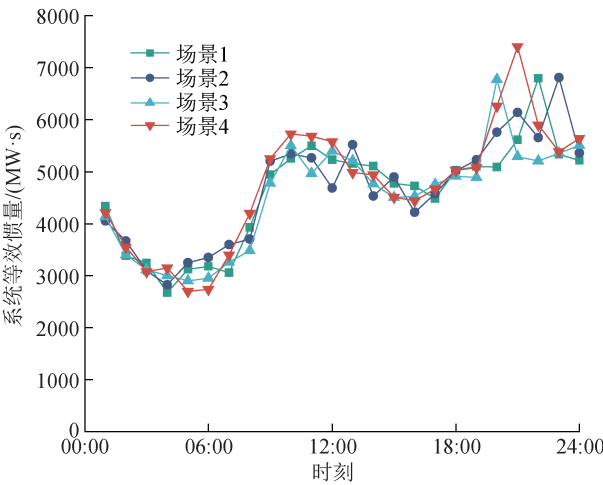


图 4 惯量的四个典型场景

Fig. 4 Four typical scenes of inertia

本如表 2 所示。由表 2 可以看出,随着原始场景数的增加,发电总成本从原始场景数为 100 时的 253.39 万元逐渐下降到最后原始场景数为 1000 时的 252.14 万元。这是由于历史场景数量增加,初始概率分布逐渐逼近真实值,从而缩小概率分布的可行域范围。在模型求解过程中,保守性降低,最终结果的经济性得以提升。

4.2.2 置信水平对优化结果的影响

分析式(10)~(12)可知,系统发电总成本与典型场景的概率分布有关,而范数约束和置信度会影

表 2 不同原始场景数量下的结果对比
Table 2 Comparison of results under different number of original scenes

数据个数	总成本/万元
100	253.39
300	252.97
600	252.39
900	252.16
1000	252.14

响场景的概率分布,进而影响发电总成本。因此本节对比分析综合范数(1-范数和 ∞ -范数)约束在不同置信度下以及综合范数约束与单一范数约束下的发电总成本。

1)综合范数约束下不同置信度对发电总成本的影响。

本节设置 $Z=1000$ 时不同置信度下的优化结果对比方案,其对比结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,当 α_1 或 α_∞ 其中一个置信度保持不变时,随着另一置信度的增大,发电总成本会增大。这是因为随着置信度的增加,意味着置信区间增大,导致风电和惯量典型场景的概率波动增大,随机变量的不确定性增大,为保证鲁棒性,求解模型时需要考虑更不利的情况,进而导致经济成本的上升。

表 3 $Z=1000$ 时不同置信度下的发电总成本
Table 3 Total cost of power generation under different confidence levels when $Z=1000$ 万元

置信度	$\alpha_\infty = 0.50$	$\alpha_\infty = 0.80$	$\alpha_\infty = 0.99$
$\alpha_1 = 0.20$	252.04	252.07	252.09
$\alpha_1 = 0.50$	252.06	252.09	252.11
$\alpha_1 = 0.99$	252.10	252.12	252.14

2)综合范数约束与单一范数约束对发电总成本的影响。

与仅考虑 1-范数约束对比时,设综合范数约束下的 $\alpha_1 = 0.99, 0.50 \leq \alpha_\infty \leq 0.99$, 1-范数约束下的 $\alpha_1 = 0.99$; 与仅考虑 ∞ -范数约束对比时,设综合范数约束下的 $\alpha_\infty = 0.99, 0.20 \leq \alpha_1 \leq 0.99$, ∞ -范数约束下的 $\alpha_\infty = 0.99$ 。得到原始场景 $Z=1000$ 时 3 种情况下的成本如表 4 和表 5 所示。

由表 4 和表 5 可以发现,相同置信度时,较仅考虑 1-范数约束和仅考虑 ∞ -范数约束,综合范数约束下的系统发电总成本更小。其原因是综合范数从典型场景概率波动的平均偏差以及典型场景概率波动中极端场景偏差来约束波动范围,对典型场景的概率波动范围约束更强,而单一范数约束仅从单一方

向限制概率波动,其波动范围更大,因此会得到更恶劣的场景概率分布,进而发电总成本更高。

表 4 $Z=1000$ 时综合范数与 1-范数约束的优化结果
Table 4 Optimization results of comprehensive norm and 1-norm constraints when $Z=1000$

综合范数			1-范数	
置信度	总成本/万元		置信度	总成本/万元
$\alpha_\infty = 0.50$		252.10		
$\alpha_\infty = 0.80$	$\alpha_1 = 0.99$	252.12	$\alpha_1 = 0.99$	252.15
$\alpha_\infty = 0.99$		252.14		

表 5 $Z=1000$ 时综合范数与 ∞ -范数约束的优化结果
Table 5 Optimization results of synthesis norm and ∞ -norm constraints when $Z=1000$

综合范数			∞ -范数	
置信度	总成本/万元		置信度	总成本/万元
	$\alpha_1 = 0.20$	252.09		
$\alpha_\infty = 0.99$	$\alpha_1 = 0.50$	252.11	$\alpha_\infty = 0.99$	252.16
	$\alpha_1 = 0.99$	252.14		

4.2.3 不同方案下的调度结果

为了证明本文所提模型的有效性和优越性,本节设定三种方案进行对比(均考虑风电的不确定性),各方案下的发电总成本如表 6 所示。

方案一:传统日前日内两阶段 UC 模型,不考虑频率相关约束,其目标函数为发电总成本在各典型场景概率分布为初始概率分布下最小;

方案二:只考虑大型同步发电机惯量的含动态频率约束的日前日内两阶段 UC 模型,其目标函数为发电总成本在各典型场景概率分布为初始概率分布下最小;

方案三:本文所提方法——考虑惯量不确定性的含动态频率约束的日前日内两阶段分布鲁棒 UC 模型,其目标函数为发电总成本在各典型场景概率分布为最恶劣概率分布下最小。

由表 6 可知,方案一发电总成本最低,方案二最高,方案三则介于两者之间。这是因为方案一未计及频率动态约束,导致系统调频灵活性被高估,风电场弃风成本被低估至不合理水平,从而获得理论最优经济性。方案二和三通过引入频率相关约束,更真实地反映了系统惯量支撑需求与风电消纳能力的耦合关系,使弃风成本回归合理区间,故总成本均高于方案一,同时,方案三通过构建多元惯量协同支撑模型并量化不确定性影响,在保证频率安全的前提下优化了系统调节裕度,其弃风成本较方案二降低 52.3%,总成本较方案二减少 3.3%。

表 6 各方案下的发电总成本
Table 6 Unit combination cost under each scheme 万元

方案	日前启动成本	日内各场景运行成本	日内各场景弃风成本	总成本
方案一	2.51	240.84	0.57	244.42
		240.76	0.53	
		241.59	0.74	
		241.62	0.99	
方案二	2.49	240.54	18.11	260.76
		240.27	16.51	
		241.25	18.70	
		241.13	16.52	
方案三	2.51	241.22	8.63	252.14
		241.04	7.88	
		241.87	8.91	
		241.62	7.31	

图 5 和图 6 是三种方案在典型场景 1 下的频率最大变化率和频率最低点。结合表 6 和图 5、6 可知,方案一弃风成本和总成本最低,但频率最大变化率和频率最低点在时段 3 超越限值,有频率安全隐患。考虑了动态频率约束的方案二和方案三的两项频率指标都在安全范围内,但方案三弃风成本和总成本均低于方案二,且两项频率指标在安全范围内的变化幅度优于方案二。这说明本文所提方法在保证频率安全稳定的同时也有着良好的经济性。

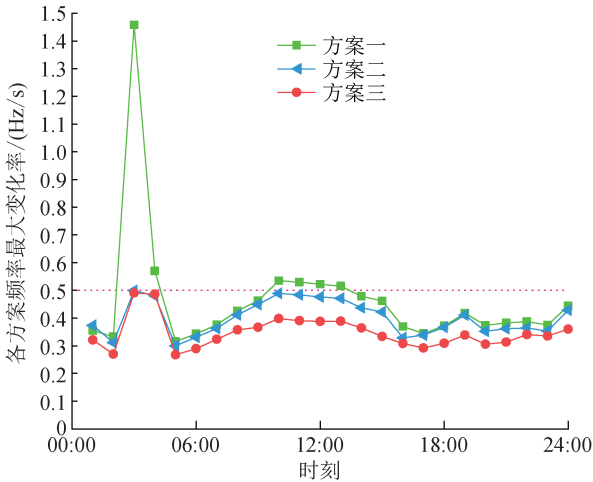


图 5 场景 1 各方案每时段频率最大变化率

Fig. 5 Scene 1 maximum frequency change rate of each scheme in each period

4.2.4 与其他不确定性方法对比分析

为证明本文所提两阶段分布鲁棒优化模型的经济性和鲁棒性,本节将两阶段分布鲁棒优化方法与随机优化方法^[41]、鲁棒优化方法^[42]的优化结果进行对比分析。其中,取随机优化方法的四个典型场景

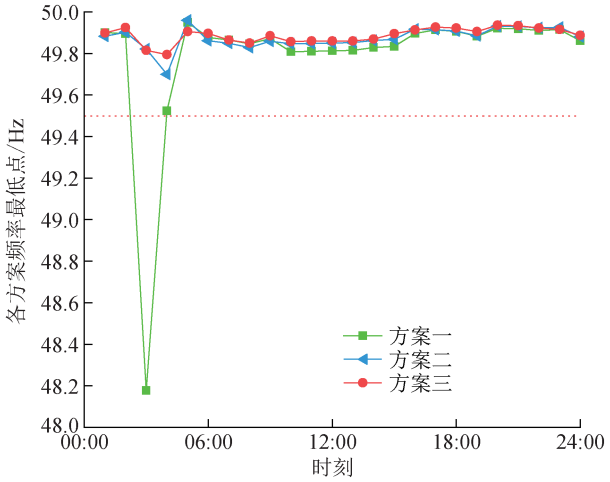


图 6 场景 1 各方案每时段频率最低点

Fig. 6 Scene 1 lowest frequency of each scheme in each period

概率分别为 0.271、0.238、0.242、0.249,鲁棒优化方法中的不确定性因素采用盒式不确定集,波动范围为预测值的 20%。三种优化方法的发电总成本结果如表 7 所示。

表 7 三种优化方法的发电总成本
Table 7 Total cost of power generation of the three optimization methods

优化方法	总成本/万元
鲁棒优化方法	253.29
随机优化方法	252.13
两阶段分布鲁棒优化方法	252.14

由表 7 可以看出鲁棒优化方法成本最高,因为其基于最恶劣场景求解最优解,所得优化结果偏向保守,进而经济性较差;随机优化方法对应的优化结果经济性最好,但保守性较差,因为在工程实际应用中,很多情况下难以获得不确定变量的精确概率分布;而分布鲁棒优化模型的经济性优于鲁棒优化模型,虽然在经济上略逊色于随机优化模型,但它在随机优化方法的基础上考虑了典型场景概率分布的置信区间,且各场景概率值为最恶劣情况下的概率值,提供了更强的风险控制,确保了电力系统在面对不确定性时的鲁棒性。

5 结 论

本文构建基于数据驱动的两阶段分布鲁棒优化模型刻画惯量和风电的双重不确定性,结合算例分析,得出以下结论:

1)所提计及多种惯量来源及其不确定性的两阶段分布鲁棒 UC 模型相较于未计及频率安全约束的两阶段 UC 模型在频率安全稳定上具有优势;相较于

仅考虑大型同步发电机惯量的含动态频率约束的两阶段 UC 模型,所提模型考虑大型同步发电机惯量、新能源机组虚拟惯量、小型同步发电机惯量以及负荷侧惯量的协同支撑,有效降低了系统发电总成本并增强了鲁棒性。

2)在不确定性处理方法上,本文构建的两阶段分布鲁棒优化模型相较于鲁棒优化模型发电总成本更低,相较于随机优化模型拥有更强的鲁棒性,能够更有效地平衡系统经济性与决策保守性之间的关系。

3)分布鲁棒优化模型中:随着置信集合内历史场景数量的增长,初始概率分布不断逼近真实分布,进而限制概率分布的可行范围,降低求解过程中的保守性,最终实现更佳的经济性;随着模型置信水平的提升,置信区间范围扩大,随机变量的不确定性也随之增大,这将导致在最不利分布条件下经济成本的上升;相比于仅考虑 1-范数或 ∞ -范数约束,综合范数对典型场景的概率波动的约束更强,进而经济性更好。

利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明(Authors' Contributions):

张磊提出论文整体研究思路与框架,并参与论文的撰写与修订;宋坤泽完成文献调研、论文撰写与修订;叶婧对全文学术逻辑与论证深度进行多轮修订;林宇琦参与论文初稿撰写与修订;高任飞参与论文审阅与修订。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6 参考文献

- [1] 鲁宗相,姜继恒,乔颖,等. 新型电力系统广义惯量分析与优化研究综述[J]. 中国电机工程学报,2023,43(5): 1754-1776.
LU Zongxiang, JIANG Jiheng, QIAO Ying, et al. A review on generalized inertia analysis and optimization of new power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 1754-1776.
- [2] 翟苏巍,刘广一,汤亚宸,等. 新型电力系统惯性系数时空分布在线评估[J]. 供用电,2025,42(7): 42-51.
ZHAI Suwei, LIU Guangyi, TANG Yachen, et al. Online evaluation of spatiotemporal distribution of inertia coefficient of new type power systems[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(7): 42-51.
- [3] 李卫东,晋萃萃,温可瑞,等. 大功率缺失下主动频率响应控制初探[J]. 电力系统自动化,2018,42(8): 22-30.
LI Weidong, JIN Cuicui, WEN Kerui, et al. Active frequency response control under high-power loss [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(8): 22-30.
- [4] YAN R F, MASOOD N A, KUMAR SAHA T, et al. The anatomy of the 2016 south Australia blackout: a catastrophic event in a high renewable network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5374-5388.
- [5] 孙华东,许涛,郭强,等. 英国"8·9"大停电事故分析及对中国电网的启示[J]. 中国电机工程学报,2019,39(21): 6183-6191.
SUN Huadong, XU Tao, GUO Qiang, et al. Analysis on blackout in Great Britain power grid on August 9th, 2019 and its enlightenment to power grid in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6183-6191.
- [6] 王伟胜,林伟芳,何国庆,等. 美国德州 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. Enlightenment of 2021 Texas blackout to the renewable energy development in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(12): 4033-4043.
- [7] 张嘉琪,胥国毅,王程,等. 考虑同步机调差系数灵敏度与频率约束的机组组合[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(13): 102-110.
ZHANG Jiaqi, XU Guoyi, WANG Cheng, et al. Unit commitment considering the sensitivity of the synchronous generator adjustment coefficient and frequency constraint [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(13): 102-110.
- [8] 仇兴华,朱志莹,徐政,等. 考虑火电深度调峰下动态频率约束的机组组合[J]. 电气自动化,2025,47(4): 25-29,33.
QIU Xinghua, ZHU Zhiying, XU Zheng, et al. Unit combination considering dynamic frequency constraints under deep peak shaving of thermal power plants [J]. Electrical Automation, 2025, 47(4): 25-29,33.
- [9] 蔡国伟,钟超,吴刚,等. 考虑风电机组超速减载与惯量控制的电力系统机组组合策略[J]. 电力系统自动化,2021,45(16): 134-142.
CAI Guowei, ZHONG Chao, WU Gang, et al. Unit commitment strategy of power system considering overspeed load reduction and inertia control of wind turbine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 134-142.
- [10] 杨德友,孟振,王博,等. 暂态频率约束下考虑新能源最优减载的机组组合双层优化策略[J]. 电力建设,2023,44(2): 74-82.
YANG Deyou, MENG Zhen, WANG Bo, et al. Two-layer optimization strategy for unit commitment with transient frequency constraint considering optimized reserve of renewable energy [J]. Electric Power Construction, 2023, 44(2): 74-82.
- [11] 李世春,罗颖,黄森焰,等. 配电网侧小水电群整体惯量估计方法[J]. 水电能源科学,2022,40(4): 208-211,149.
LI Shichun, LUO Ying, HUANG Senyan, et al. Estimation method of overall inertia of small hydropower group in distribution network [J]. Water Resources and Power, 2022, 40(4): 208-211,149.
- [12] 曾辉,苏安龙,葛延峰,等. 考虑负荷特性的区域电网在线转动惯量快速估计算法[J]. 电网技术,2023,47(2): 423-434.
ZENG Hui, SU Anlong, GE Yanfeng, et al. Fast estimation algorithm for on-line moment of inertia of regional power grid considering load characteristics [J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 423-434.
- [13] BIAN Y K, WYMAN-PAIN H, LI F R, et al. Demand side contributions for system inertia in the GB power system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3521-3530.
- [14] CAO X, STEPHEN B, ABDULHADI I F, et al. Switching Markov

- Gaussian models for dynamic power system inertia estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3394-3403.
- [15] 张磊,李海涛,熊致知,等. 基于可解释性XGBoost的电力系统惯量短期预测方法[J]. 电力建设, 2023, 44(8): 22-30.
ZHANG Lei, LI Haitao, XIONG Zhizhi, et al. Short-term prediction method based on interpretable XGBoost for power system inertia[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(8): 22-30.
- [16] 巴文岚,文云峰,叶希,等. 风电高渗透电网等效惯量概率预测方法[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(3): 124-130, 165.
BA Wenlan, WEN Yunfeng, YE Xi, et al. Probability prediction method of equivalent inertia for high wind power penetration grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(3): 124-130, 165.
- [17] 叶婧,林宇琦,张磊,等. 考虑负荷侧惯量不确定性的机组组合[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(7): 11-21.
YE Jing, LIN Yuqi, ZHANG Lei, et al. Unit commitment considering load-side inertia uncertainty[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(7): 11-21.
- [18] NING C, YOU F Q. Data-driven stochastic robust optimization: general computational framework and algorithm leveraging machine learning for optimization under uncertainty in the big data era[J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 111: 115-133.
- [19] 叶婧,周正坤,何杰辉,等. 计及负荷侧惯量和故障概率的两阶段鲁棒机组组合[J]. 山东电力技术, 2025, 52(4): 1-10.
YE Jing, ZHOU Zhengkun, HE Jiehui, et al. Two stage robust unit combination considering load side inertia and fault probability[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(4): 1-10.
- [20] 孙华东,王宝财,李文锋,等. 高比例电力电子电力系统频率响应的惯量体系研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(16): 5179-5192.
SUN Huadong, WANG Baocai, LI Wenfeng, et al. Research on inertia system of frequency response for power system with high penetration electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(16): 5179-5192.
- [21] 唐文虎,聂欣昊,钱瞳,等. 面向新型电力系统安全稳定的储能应用技术研究综述与展望[J]. 广东电力, 2024, 37(12): 3-15.
TANG Wenhui, NIE Xinhao, QIAN Tong, et al. Review and prospect on application technologies of energy storage for safety and stability of new power system[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(12): 3-15.
- [22] 林晓煌,文云峰,杨伟峰. 惯量安全域: 概念、特点及评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(9): 3065-3079.
LIN Xiaohuang, WEN Yunfeng, YANG Weifeng. Inertia security region: concept, characteristics, and assessment method[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(9): 3065-3079.
- [23] 张武其,文云峰,迟方德,等. 电力系统惯量评估研究框架与展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(20): 6842-6856.
ZHANG Wuqi, WEN Yunfeng, CHI Fangde, et al. Research framework and prospect on power system inertia estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(20): 6842-6856.
- [24] 刘学成,杨军,申锦鹏,等. 基于系统动力学模型的电力系统等效惯量时空演变趋势研究[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(5): 579-590.
LIU Xuecheng, YANG Jun, SHEN Jinpeng, et al. Analysis of spatiotemporal evolution trend of equivalent inertia in power system based on system dynamics model[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(5): 579-590.
- [25] 张文博,邢海军,聂立君,等. 考虑高渗透率可再生能源的新型电力系统可靠性评估综述[J]. 电测与仪表, 2025, 62(9): 51-61, 72.
ZHANG Wenbo, XING Haijun, NIE Lijun, et al. Review of the novel power system reliability assessment with high penetration renewable energy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(9): 51-61, 72.
- [26] 缪蔡然,江叶峰,施琳,等. 快速频率响应负荷参与惯量辅助服务能力评估及应用[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(16): 99-108.
MIAO Cairan, JIANG Yefeng, SHI Lin, et al. Capability assessment and application of fast frequency response load participating in inertia auxiliary service[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 99-108.
- [27] 陈鑫宇,王琛淇,于晨阳,等. 负荷侧惯量估计的精细化统计修正方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(3): 244-253.
CHEN Xinyu, WANG Chenqi, YU Chenyang, et al. Refined statistically modified method for load-side inertia estimation[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(3): 244-253.
- [28] 王岑峰,王蕾,孙飞飞,等. 基于模糊逻辑控制的混合储能辅助风电调频的双层优化配置模型[J]. 高压电器, 2024, 60(10): 54-63.
WANG Cenfeng, WANG Lei, SUN Feifei, et al. Two-layer optimal configuration model of hybrid energy storage assisted wind power frequency regulation based on fuzzy logic control[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(10): 54-63.
- [29] 赵冬梅,殷加玖. 考虑源荷双侧不确定性的模糊随机机会约束优先目标规划调度模型[J]. 电工技术学报, 2018, 33(5): 1076-1085.
ZHAO Dongmei, YIN Jiafu. Fuzzy random chance constrained preemptive goal programming scheduling model considering source-side and load-side uncertainty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(5): 1076-1085.
- [30] 郑乐,胡伟,陆秋瑜,等. 储能系统用于提高风电接入的规划和运行综合优化模型[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(16): 2533-2543.
ZHENG Le, HU Wei, LU Qiuyu, et al. Research on planning and operation model for energy storage system to optimize wind power integration[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(16): 2533-2543.
- [31] 何奇,张宇,邓玲,等. 基于水电储能调节的风光水发电联合优化调度策略[J]. 广东电力, 2024, 37(3): 12-24.
HE Qi, ZHANG Yu, DENG Ling, et al. Joint optimal scheduling strategy of wind, photovoltaic and water storage power generation considering hydropower storage regulation[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(3): 12-24.
- [32] 于唯一,王慧芳,曹芬,等. 考虑场景缩减和动态寿命的用户侧新能源配储研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(9): 127-136.
YU Weiyi, WANG Huifang, CAO Fen, et al. Research on user-side energy storage configuration for renewable energy considering scenario reduction and dynamic lifetime[J]. Electrical

- Measurement & Instrumentation, 2024, 61(9): 127-136.
- [33] 高海淑, 张玉敏, 吉兴全, 等. 基于场景聚类的主动配电网分布式鲁棒综合优化[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(21): 32-41.
GAO Haishu, ZHANG Yumin, JI Xingquan, et al. Scenario clustering based distributionally robust comprehensive optimization of active distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(21): 32-41.
- [34] ZHAO C Y, GUAN Y P. Data-driven stochastic unit commitment for integrating wind generation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2587-2596.
- [35] 贺帅佳, 高红均, 刘俊勇, 等. 计及需求响应柔性调节的分布式鲁棒 DG 优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2253-2264.
HE Shuaijia, GAO Hongjun, LIU Junyong, et al. Distributionally robust optimal DG allocation model considering flexible adjustment of demand response [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2253-2264.
- [36] AN Y, ZENG B. Exploring the modeling capacity of two-stage robust optimization: variants of robust unit commitment model [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(1): 109-122.
- [37] 滕孟杰, 陈晨, 赵宇鸿, 等. 不确定风电接入下计及煤电机组深调和储能的电力系统分布式鲁棒优化日前调度方法[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3122-3132.
TENG Mengjie, CHEN Chen, ZHAO Yuhong, et al. Distribution robust optimal day-ahead dispatch method for power systems with uncertain wind power access considering deep peak regulation of coal-fired units and energy storage [J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3122-3132.
- [38] 孙旭, 邱晓燕, 张志荣, 等. 基于数据驱动的交流配电网分布式鲁棒优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4768-4778.
SUN Xu, QIU Xiaoyan, ZHANG Zhirong, et al. Distributed robust optimal dispatching of AC/DC distribution network based on data driven mode [J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4768-4778.
- [39] PEÑA I, MARTINEZ-ANIDO C B, HODGE B M. An extended IEEE 118-bus test system with high renewable penetration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 281-289.
- [40] YE H X, LI Z Y. Robust security-constrained unit commitment and dispatch with recourse cost requirement [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3527-3536.
- [41] 徐文韬, 米阳, 蔡鹏程, 等. 基于机会约束规划的含多微网主动配电网分布式优化管理[J]. 电力建设, 2024, 45(11): 1-13.
XU Wentao, MI Yang, CAI Pengcheng, et al. Distributed optimization management for active distribution networks with multiple microgrids based on chance-constrained programming [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(11): 1-13.
- [42] 李浩然, 姚方, 宋显锦. 计及源荷不确定性的综合能源系统协同优化策略[J]. 分布式能源, 2024, 9(5): 32-40.
LI Haoran, YAO Fang, SONG Xianjin. Collaborative optimization strategy for integrated energy system considering uncertainties in source and load [J]. Distributed Energy, 2024, 9(5): 32-40.

收稿日期: 2025-05-06 修回日期: 2025-07-08



张磊

作者简介:

张磊(1986),男,博士,副教授,主要研究方向为大规模新能源接入后电力系统优化运行与控制、人工智能技术在电力系统运行控制中的运用, E-mail: leizhang3188@163.com;

宋坤泽(2002),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统优化运行与控制, E-mail: 3090432785@qq.com;

叶婧(1986),女,通信作者,博士,讲师,主要研究方向为大规模新能源接入后电力系统优化运行与控制, E-mail: yejing2000310@163.com;

林宇琦(1999),女,硕士,主要研究方向为电力系统的优化运行策略与控制技术;

高任飞(2001),女,硕士研究生,主要研究方向为电力系统优化运行、协调控制及相关方法。

(编辑 孙静琳)

附录 A

表 A1 IEEE 118 节点系统机组参数
Table A1 IEEE 118-bus system unit parameters

机组 编号	惯性时 间常数/s	最大出 力/MW	最小出 力/MW	爬坡率/ (MW/h)	最小连续运 行/停机时间/h	a_i / (元/h)	b_i /(元/ MWh)	c_i /(元/ MW ² h)	启动成本/ (元/h)	冷启动成 本/(元/h)	冷却时间 常数/h
1—3	4	30	5	±5	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
4	8	300	150	±150	8	48.24	91.78	0.08	3 130.83	6 261.66	5
5	8	300	100	±100	8	48.24	91.78	0.08	782.46	1 564.92	2
6	4	30	10	±10	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
7	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
8—9	4	30	5	±5	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
10	8	300	100	±100	8	48.24	91.78	0.08	711.51	1 423.01	2
11	9	350	100	±100	8	234.51	76.61	0.02	711.51	1 423.01	2
12—13	4	30	8	±8	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
14	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
15	4	30	8	±8	1	235.19	186.83	0.50	284.80	569.60	0
16	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
17—18	4	30	8	±8	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
19	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
20—21	7.2	250	50	±50	8	199.22	87.79	0.02	711.51	1 423.01	2
22—23	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
24—25	7	200	50	±50	8	277.49	94.62	0.03	711.51	1 423.01	2
26	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
27—28	9.3	420	100	±100	10	456.51	59.38	0.08	1 778.77	3 557.54	3
29	8	300	80	±80	8	48.24	91.78	0.08	711.51	1 423.01	2
30	5.8	80	30	±30	4	528.86	110.15	0.33	320.28	640.55	0
31	4	30	10	±10	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
32	4	30	5	±5	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
33	3.8	20	5	±5	1	127.72	268.42	0.20	213.85	426.71	0
34—35	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
36	8	300	150	±150	8	48.24	91.78	0.08	3 130.83	6 261.66	5
37	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
38	4	30	10	±10	1	225.34	186.83	0.50	284.80	569.60	0
39	8	300	100	±100	8	234.51	76.61	0.02	3 130.83	6 261.66	5
40	7	200	50	±50	8	48.24	91.78	0.08	3 130.83	6 261.66	5
41	3.8	20	8	±8	1	127.72	268.42	0.20	213.85	426.71	0
42	5	50	20	±20	1	418.44	163.33	0.07	320.28	640.55	0
43—44	8	300	100	±100	8	48.24	91.78	0.08	711.51	1 423.01	2
45	8	300	100	±100	8	48.24	91.78	0.08	783.45	1 564.92	2
46	3.8	20	8	±8	1	127.72	268.42	0.20	213.85	426.71	0
47—48	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
49	3.8	20	8	±8	1	127.72	268.42	0.20	213.85	426.71	0
50	5	50	25	±25	2	418.44	163.33	0.07	320.28	640.55	0
51—53	6	100	25	±25	5	72.22	126.88	0.09	355.75	711.51	0
54	5	50	25	±25	2	418.44	163.33	0.07	320.28	640.55	0

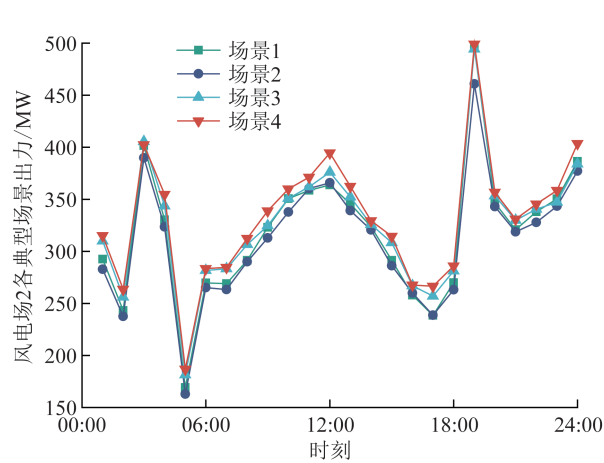


图 A1 风电场 2 的四个典型场景出力

Fig. A1 Four typical scenarios output of wind farm 2

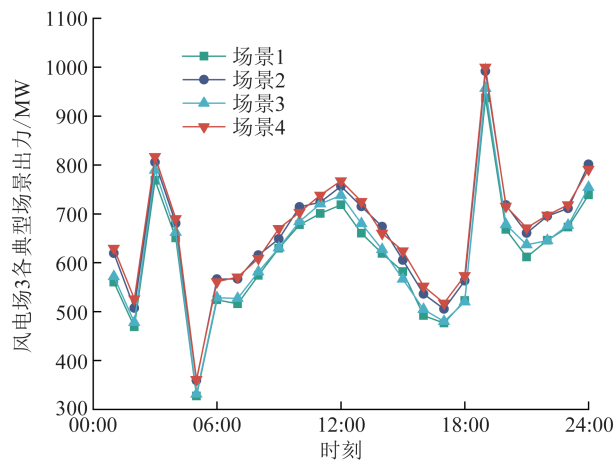


图 A2 风电场 3 的四个典型场景出力

Fig. A2 Four typical scenarios output of wind farm 3