

面向多重不确定性环境的虚拟电厂日前优化调度策略

林毓军¹, 苗世洪¹, 杨炜晨¹, 尹斌鑫¹, 涂青宇¹, 叶畅²

(1. 华中科技大学 电气与电子工程学院 强电磁工程与新技术国家重点实验室 电力安全与高效湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074; 2. 国网湖北省电力有限公司电力科学研究院, 湖北 武汉 430077)

摘要:对虚拟电厂中多类型不确定性源的精确建模,有助于提升虚拟电厂调度策略的有效性。在详细分析不确定性源的不确定性特性的基础上,采用场景规划法和自适应鲁棒优化法对电价、风电出力 and 需求响应的不确定性进行建模。结合工程博弈思想,将不确定性源理性化为博弈主体,构建不确定性源和虚拟电厂运营商二者零和博弈模型,并采用粒子群优化算法求得博弈的均衡解。基于某地区的实际数据进行算例仿真分析,结果表明所提模型能够有效提升虚拟电厂调度结果的经济性与安全性。

关键词:虚拟电厂;多重不确定性;自适应鲁棒-随机优化;工程博弈;日前调度

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202107027

0 引言

随着化石能源枯竭和环境污染问题的加剧,大力发展可再生能源已成为各国实现低碳经济、构建可持续发展能源体系的战略选择。然而,可再生能源固有的波动性、随机性和间歇性等特性极大地阻碍了其推广应用。为了解决该问题,学者们提出了“虚拟电厂”的概念。虚拟电厂主要由常规机组、可再生能源机组、储能装置和柔性负荷整合而成。作为一种具有高度灵活性和适应性的资源整合手段,虚拟电厂能够起到平抑可再生能源波动、促进能源消纳的作用^[1]。

然而,虚拟电厂中的可再生能源、需求响应和电价预测等调度资源具有显著的不确定性特征。通过对不确定性源的准确表征,建立考虑不确定性的虚拟电厂调度优化模型,有助于合理安排虚拟电厂备用容量,制定电力市场报价策略,进一步提升系统运行的经济性和安全性。

目前,学者们已在虚拟电厂及其不确定性源建模方面进行了大量研究。在虚拟电厂建模方面,文献[2]对虚拟电厂的管理架构、互动机制和关键技术进行探讨,研究表明虚拟电厂对电力市场以及可再生能源具有更好的适应性。文献[3]将某地区的调度资源整合形成虚拟电厂,并构建日前优化调度模型。上述文献初步建立虚拟电厂调度模型,表明虚拟电厂可以有效利用调度资源,实现电力系统低碳经济运行,但其忽略了虚拟电厂调度资源具有的不确定性特征。为了提升虚拟电厂运行的经济性与安全性,需要在精细化表征不确定性源的基础上,建立

合理考虑不确定性影响的虚拟电厂优化调度模型。

在虚拟电厂不确定性源建模方面,文献[4]提出一种应对风电出力不确定性的机组组合模型,得到虚拟电厂在日前调度中的报价策略。文献[5]利用双层随机优化方法,建立面向风电出力不确定性环境的虚拟电厂多时间尺度调度优化模型。文献[6]考虑电价和风光出力不确定性因素,基于随机规划法和信息间隙决策理论建立虚拟电厂调度优化模型。文献[7]采用随机规划方法,建立在电力市场中与相邻虚拟电厂进行合作交易的中期自调度模型。文献[8]通过分析风电和储备市场需求的不确定性源特点,利用双层规划方法建立虚拟电厂日前优化调度模型。尽管上述文献均对虚拟电厂优化模型进行了分析,但主要侧重于风电不确定性的表征与建模,较少全面考虑虚拟电厂中风电、需求响应和电价等多重不确定性源表征特性,且存在建模方法单一的问题。若没有全面考虑虚拟电厂中存在的确定性源而进行调度计划制定,不仅会影响虚拟电厂的经济效益,而且很可能造成调度决策超出运行安全界限。因此,如何根据多重不确定性的表征特性运用合适的线性建模方法建立模型,并提出该类模型的通用解法,为虚拟电厂日前调度提供指导,仍有待进一步研究。

为此,本文首先在详细分析多重不确定性源特性的基础上,分别采用随机优化法和自适应鲁棒优化ARO(Adaptive Robust Optimization)法对电价、风电出力和需求响应不确定性进行建模;然后,基于工程博弈思想对模型进行线性化表述,建立两阶段3层日前调度优化模型,并采用粒子群优化算法求得模型的鲁棒最优解;最后,通过算例仿真,验证考虑多重不确定性源的优化模型能够有效提升虚拟电厂运行的经济性与安全性。

收稿日期:2020-08-16;修回日期:2021-05-30

基金项目:国家电网有限公司科技项目(52153220000U)

Project supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China(52153220000U)

1 虚拟电厂中的不确定性源特征识别与建模

虚拟电厂中的不确定性源主要包括电价、风电出力需求和需求响应不确定性。为了合理表征不确定性源,首先需要分析各种不确定性源的特点。

1.1 电价不确定性特征识别与建模

电价不确定性存在大量公开且具有可信来源的历史数据,场景生成技术较为成熟,而且电价不确定性主要影响虚拟电厂的运行利润,对虚拟电厂运行安全性影响较少^[9]。因此,为了提高虚拟电厂的运行经济效益,可使用场景规划法对电价不确定性进行建模。

在电价的波动范围内,利用历史数据生成的有限场景集来描述电价的可能实现场景^[5]。任意场景 ω 对应特定的电价与场景发生概率 π_ω 。虚拟电厂作为价格接受者,为每个场景建立相应约束集,求解模型获得每个成交价格下的交易电功率,从而建立报价曲线^[10]。在日前调度时,虚拟电厂将报价曲线提供给电力市场运营者;电力市场运营者出清市场,并根据虚拟电厂提交的报价曲线决定第二天每小时的日前市场价格和虚拟电厂的预定交易电功率;电力市场运营者将价格反馈回虚拟电厂。虚拟电厂运营商通过实时电价来选择这一时刻的交易电功率。综合考虑所有场景下虚拟电厂的运行成本,可有效处理电价不确定性。具体流程图见附录A图A1。

1.2 风电出力不确定性特征识别与建模

风电出力受到地域气象条件影响,预测精度较低,且具有较强波动性。同时,区别于电价不确定性参数,风电出力不确定性参数出现在调度模型的约束条件中,其不确定性同时影响虚拟电厂运行的经济性与安全性,若采用场景规划法对其进行建模,将无法保证极端情况下调度结果的合理性^[11]。

基于风电出力不确定性的特性,本文用ARO法对其进行建模^[12]。ARO法仅需要风电出力的预测值与波动区间,所需参数较少,其以增加运行成本为代价,来保证方案的鲁棒可行性。

风电出力不确定性模型可通过基数不确定集形式给出。使用二进制变量对原始基数不确定性集进行等效建模,得到风电出力不确定性取值集合 Λ^w 为:

$$\Lambda^w = \left\{ \begin{aligned} P_t^{wA} &= \tilde{P}_t^{wA} - u_t^{w-} \hat{P}_t^{wA} + u_t^{w+} \hat{P}_t^{wA}; \\ u_t^{w+}, u_t^{w-} &\in \{0, 1\}; \\ u_t^{w+} + u_t^{w-} &\leq 1; \\ \sum (u_t^{w+} + u_t^{w-}) &\leq \Psi^w \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: P_t^{wA} 为 t 时刻风电出力实际值; \tilde{P}_t^{wA} 为 t 时刻风电出力预测值; \hat{P}_t^{wA} 为 t 时刻风电不确定性的波动范围; u_t^{w+} 、 u_t^{w-} 表示单个时刻风电出力波动情况; Ψ^w 为不确定性预算值,其是一个调度周期内风电出力实际值相

对于预测值存在波动的最大时刻数目,考虑到风电出力不确定性存在时间平滑效应,本文引入该变量来控制调度结果的保守性,利用其对风电出力不确定性进行描述,在调度过程中考虑预算集中可能实现的风电出力,从而保证调度结果的鲁棒性。

1.3 需求响应不确定性特征识别与建模

需求响应不确定性缺乏公开的历史数据,且其概率分布地区化差异较大,无法采用场景规划法生成场景进行建模。同时,需求响应直接影响虚拟电厂的功率平衡和旋转备用约束,其不确定性容易造成日前调度结果超出安全运行界限,影响虚拟电厂运行安全性^[13-14]。因此,可仿照风电出力不确定性,采用ARO法对需求响应不确定性进行处理。需求响应不确定性取值集合 Λ^{DR} 为:

$$\Lambda^{DR} = \left\{ \begin{aligned} P_t^{DR} &= \tilde{P}_t^{DR} - u_t^{DR-} \hat{P}_t^{DR} + u_t^{DR+} \hat{P}_t^{DR}; \\ u_t^{DR+}, u_t^{DR-} &\in \{0, 1\}; \\ u_t^{DR+} + u_t^{DR-} &\leq 1; \\ \sum (u_t^{DR+} + u_t^{DR-}) &\leq \Psi^{DR} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: P_t^{DR} 为 t 时刻需求响应实际值; \tilde{P}_t^{DR} 为 t 时刻需求响应预测值; \hat{P}_t^{DR} 为 t 时刻需求响应预测误差值; u_t^{DR-} 、 u_t^{DR+} 为 t 时刻指示变量; Ψ^{DR} 为需求响应不确定性预算值。 \tilde{P}_t^{DR} 满足:

$$\tilde{P}_t^{DR} = \varepsilon_t \lambda_{\Delta c, t} P_{l, t} \quad (3)$$

式中: ε_t 为 t 时刻的负荷自弹性系数; $\lambda_{\Delta c, t}$ 为 t 时刻的电价变化率; $P_{l, t}$ 为 t 时刻的负荷预测值。在分时电价环境下,负荷响应量预测问题可看作在不同电价环境下的负荷预测问题^[14]。因此,本文将需求响应最大误差水平处理为与负荷响应量、自弹性系数和电价激励水平相关的两段直线模型,如式(4)所示。

$$\hat{P}_t^{DR} = \begin{cases} \left(k_1 \varepsilon_t \lambda_{\Delta c, t} \left| P_{l, t} \right| \left| \lambda_{\Delta c, t} \right| < \left| \lambda_{\Delta c}^{IP} \right| \right. \\ \left. \left(k_1 \varepsilon_t \lambda_{\Delta c}^{IP} \left| P_{l, t} \right| + \left| k_2 \varepsilon_t \lambda_{\Delta c, t} \right| \right) P_{l, t} \right. \\ \left. \left| \lambda_{\Delta c}^{IP} \right| \leq \left| \lambda_{\Delta c, t} \right| \leq \min \left(\left| \lambda_{\Delta c, \max} \right|, \left| \lambda_{\Delta c, \min} \right| \right) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\lambda_{\Delta c, \max}$ 为电价变化率大于0时的上限; $\lambda_{\Delta c, \min}$ 为电价变化率小于0时的下限; $\lambda_{\Delta c}^{IP}$ 为负荷响应量占主导作用与电价因素占主导作用的拐点电价变化率,其绝对值与电价激励引导程度呈负相关; k_1 、 k_2 分别为拐点前、后需求响应预测误差与负荷响应量的比例系数。

将需求响应预测值和最大误差水平代入需求响应不确定性变量中得到完整的鲁棒表示式,该模型可以表征不同自弹性系数和不同电价激励水平引导程度下的负荷响应不确定性。

2 自适应鲁棒-随机优化调度模型建立

2.1 不确定性源建模线性化

考虑多重不确定性源表征特性后,原调度模型

变成一个高维、非连续、非线性的混合整数非线性优化模型,因此,需要对考虑不确定性源的日前调度模型进行线性化。

在本文所建立的虚拟电厂日前调度模型中,风电出力不确定性和需求响应不确定性不仅会影响虚拟电厂的经济性,同时也可能使得虚拟电厂在实际运行时超出安全运行界限。从安全性优化的角度出发,虚拟电厂运营商希望定量描述风电出力、需求响应不确定性给虚拟电厂运行造成的最坏影响,并在此基础上通过制定调度计划来降低不确定性对虚拟电厂安全运行的恶化程度,维持虚拟电厂安全经济运行。

为了找出风电出力、需求响应不确定性的最恶劣场景,本文采用工程博弈思想,将不确定性源理性化作为虚拟博弈者,基于博弈双方均满足理性要求的假设前提,建立不确定性源与虚拟电厂二者博弈模型。不确定性源试图通过控制不确定性的波动来恶化虚拟电厂运行的经济性与安全性,搜寻求得不确定性最恶劣场景。而虚拟电厂运营商则是在考虑场景的基础上,通过调度资源的组合优化,维持虚拟电厂安全经济运行^[15-16]。由于不确定性源与虚拟电厂运营商二者的优化目标是相反的,因此本文用式(5)所示的带约束的 min-max 零和博弈模型表征该类博弈问题。虚拟电厂运营商通过求解最恶劣场景下的鲁棒最优解,保证调度结果在面临多重不确定性波动时的可行性。

$$\begin{cases} \min_u \max_w G(u, w) \\ \text{s.t. } g(u, w) \leq 0 \\ u \in U \\ w \in W \end{cases} \quad (5)$$

式中: w 为不确定性源的决策变量,策略集主要由各时刻的不确定性波动基数变量组成; u 为虚拟电厂的决策变量,策略集由虚拟电厂可控的调度资源组成; W 和 U 分别为不确定性源和虚拟电厂运营商的决策空间; $G(u, w)$ 为收益函数; $g(u, w)$ 为决策问题中的不等式约束。min-max的决策顺序代表在博弈模型中虚拟电厂一方允许不确定性源先行决策。在不确定性源具有先行者优势的前提下,虚拟电厂通过调度策略对不确定性源的决策进行最佳应对^[17]。该决策顺序考虑了最恶劣情况的实现,虽然增加了模型保守性,但是可以有效获得最恶劣场景下的鲁棒最优解,保证调度结果的可行性。

2.2 模型目标函数

本文所考虑的虚拟电厂主要由常规机组、风电机组、储能电站以及柔性负荷组成。虚拟电厂以常规机组与风电机组作为主要发电能源为地区负荷供电。储能电站和柔性负荷为风电机组出力波动提供电能补偿。此外,该虚拟电厂与外界电力市场互联

进行电量的交易。

虚拟电厂调度模型的优化目标是在满足地区负荷与系统安全运行的前提下,尽可能实现虚拟电厂运行成本最小。由于虚拟电厂中常规机组的启停状态在日前确定之后无法根据不同场景下的电价进行实时调整修正,因此,本文将虚拟电厂运行成本分为第一阶段的常规机组启停成本和第二阶段的常规机组运行成本以及与电力市场的交易成本之和。

不确定性最恶劣目标函数 F 为:

$$\begin{cases} F = \min_{\psi_U} \left(C_1 + \min_{\psi_M} \max_{\psi_L} C_2 \right) \\ C_1 = \sum_{i=1}^{N_C} \sum_{t=1}^T (C_i^F U_{i,t}^C + C_i^{UC} V_{i,t}^U + C_i^{UD} V_{i,t}^D) \\ C_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega \in \Omega} \pi_{\omega} (P_{t\omega}^S \lambda_{t\omega}^S - P_{t\omega}^P \lambda_{t\omega}^P + C_{i,t}^V P_{i,t\omega}^C) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ψ_U 、 ψ_M 、 ψ_L 分别为上、中、下3层决策变量集合; N_C 为常规机组总台数; T 为一个调度周期中总时点数; C_i^F 为第 i 台常规机组运行固定成本; $U_{i,t}^C$ 为 t 时刻第 i 台常规机组运行状态,其值为0表示机组处于关闭状态,为1表示机组处于运行状态; C_i^{UC} 、 C_i^{UD} 分别为第 i 台机组启、停成本; $V_{i,t}^U$ 、 $V_{i,t}^D$ 分别为 t 时刻第 i 台常规机组的启、停动作变量; Ω 为所生成的电价场景集合; $P_{t\omega}^P$ 、 $P_{t\omega}^S$ 分别为场景 ω 下 t 时刻向电力市场购、售电功率, $\lambda_{t\omega}^P$ 、 $\lambda_{t\omega}^S$ 分别为对应的购、售电价格; $C_{i,t}^V$ 为 t 时刻第 i 台常规机组运行可变成本; $P_{i,t\omega}^C$ 为场景 ω 下 t 时刻第 i 台常规机组的输出功率。

在调度模型最下层,不确定性源博弈方通过控制每个时刻不确定性的波动来最大化虚拟电厂的运行成本,从而确定在给定上层决策下风电和需求响应的最恶劣场景,并将可用风电实际值和实际需求响应传递给中间层和最上层;在调度模型中间层,在给定日前机组启停计划、可用风电实际值和实际需求响应的基础上,利用场景规划法考虑多个可能的电价,虚拟电厂运营商通过协调控制常规机组和储能装置的出力、负荷响应量以及与电力市场之间的交易电功率,确保系统安全运行以及最小化运行成本;在调度模型最上层,虚拟电厂运营商综合考虑每个场景下的利润以及场景发生的概率,通过安排日前第一阶段传统机组的启停计划使得虚拟电厂的期望运行成本最小化。图1为考虑不确定性源后虚拟电厂两阶段3层调度模型框架。

2.3 模型约束条件

1) 功率平衡约束。

$$P_{t\omega}^c + P_{t\omega}^s + P_{l,t} + P_{t\omega}^{DR} = P_{t\omega}^c + P_{t\omega}^d N_d + P_{t\omega}^w + P_{t\omega}^p \quad (7)$$

式中: $P_{t\omega}^c$ 和 $P_{t\omega}^d$ 分别为场景 ω 下 t 时刻储能电站的充、放电功率; $P_{t\omega}^c$ 为场景 ω 下 t 时刻常规机组的总输出功率; N_d 为储能电站的放电效率; $P_{t\omega}^{DR}$ 为场景 ω 下 t 时刻需求响应负荷量; $P_{t\omega}^w$ 为场景 ω 下 t 时刻风电

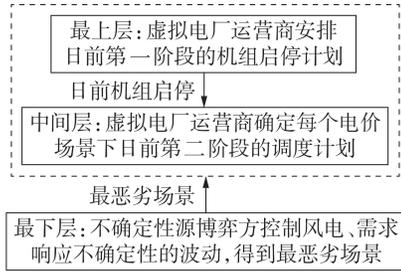


图1 日前调度框架

Fig.1 Framework of day-ahead scheduling

组出力。

2) 电力市场交易约束。

最大购、售电功率限制:

$$0 \leq P_{to}^p \leq U_{to}^p P_{max}^p \quad (8)$$

$$0 \leq P_{to}^s \leq U_{to}^s P_{max}^s \quad (9)$$

$$U_{to}^p + U_{to}^s \leq 1 \quad (10)$$

式中: U_{to}^p 、 U_{to}^s 分别为表示虚拟电厂处于购、售电状态的变量; P_{max}^p 、 P_{max}^s 分别为虚拟电厂的最大可购、售电功率。式(10)约束虚拟电厂不能同时处于购、售电状态。

3) 价格型需求响应约束。

在各种影响用户需求响应的因素中, 价格因素的影响最为显著。在分时电价环境下, 常采用自弹性系数表征电价变化率对负荷变化率的影响。

自弹性系数定义为:

$$\lambda_{\Delta q, t} = \varepsilon_t \lambda_{\Delta c, t} \quad (11)$$

式中: $\lambda_{\Delta q, t}$ 为 t 时刻的负荷响应率。

电价约束和需求响应量平衡约束:

$$\lambda_{\Delta c, \min} \leq \lambda_{\Delta c, t} \leq \lambda_{\Delta c, \max} \quad (12)$$

$$\sum_{t=1}^T P_t^{DR} \Delta t = 0 \quad (13)$$

式中: Δt 为调度时间间隔。式(13)表示整个调度周期内负荷响应量的平衡。

4) 虚拟电厂正、负旋转备用约束。

$$\sum_{i=1}^{N_G} U_{i,t}^C \min(P_{i,\max}^C, P_{i,to}^C + U_i^R) + P_{\max}^d N_d + P_{to}^W \geq (1+\alpha)(P_{1,t} + P_{to}^{DR} + \Gamma_{2,t} z_{2,to} + p_{2,to}) \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^{N_G} U_{i,t}^C \max(P_{i,\min}^C, P_{i,to}^C - U_i^D) - P_{\max}^c \leq (1-\beta)(P_{1,t} + P_{to}^{DR} - \Gamma_{2,t} z_{2,to} - p_{2,to}) \quad (15)$$

式中: $P_{i,\max}^C$ 、 $P_{i,\min}^C$ 分别为常规机组 i 的最大和最小出力; α 、 β 分别为系统正、负旋转备用安全裕度系数; U_i^R 、 U_i^D 分别为第 i 台常规机组的向上和向下爬坡功率; $\Gamma_{2,t}$ 为需求响应不确定性预算值在 t 时刻的分配值; $z_{2,to}$ 、 $p_{2,to}$ 为场景 ω 下 t 时刻鲁棒辅助变量; P_{\max}^c 、 P_{\max}^d 分别为储能电站最大充、放电功率。常规机组、风电机组以及其他部件约束详见文献[18]。

2.4 模型求解

对于本文所提出的两阶段3层 min-min-max 结

构模型, 常使用卡罗需-库恩-塔克 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件进行转化求解。然而, 由于本文模型下层决策问题中含有非线性约束条件, 不满足强对偶定理, 无法采用 KKT 条件进行等价转化, 因此, 本文提出罚函数约束的粒子群优化算法, 通过启发式搜索得到模型的鲁棒最优解^[18]。

粒子群优化算法的粒子位置表示不确定性源博弈方在每个时刻对不确定性预算值的分配情况。虚拟电厂运营商根据不确定性的具体实现情况, 协调控制调度资源最小化虚拟电厂运行成本, 进而将虚拟电厂运行成本反馈回粒子群优化算法。虚拟电厂运行成本和不确定性预算值惩罚项共同构成粒子群优化算法的适应度函数, 不断迭代更新粒子的位置, 直到其收敛到全局最优解^[19], 在该粒子位置下求解得到的虚拟电厂调度策略即为考虑不确定性最恶劣场景下的鲁棒最优解。

考虑不确定性预算值在调度周期内的时间平滑效应, 本文采用罚函数的约束转化方法, 通过式(16)对适应度函数进行修正。

$$F' = F - \lambda_1 \left(\sum_{t=1}^T \Gamma_{1,t} - \Psi^W \right) - \lambda_2 \left(\sum_{t=1}^T \Gamma_{2,t} - \Psi^{DR} \right) \quad (16)$$

式中: F' 为修正后的适应度函数; $\Gamma_{1,t}$ 为风电出力不确定性预算值在 t 时刻的分配值; λ_1 、 λ_2 为惩罚因子^[20]。

算法具体流程图见附录 A 图 A2, 具体实施步骤如下。

1) 初始化常规机组特性参数、需求响应参数、系统预测负荷大小、风电出力大小和波动、算法收敛的阈值以及最大循环次数。

2) 随机初始化粒子位置, 每个粒子的位置表示不确定性源博弈方对不确定性预算值在每个时刻的分配值。

3) 根据每个生成粒子的位置, 虚拟电厂运营商协调控制常规机组的启停出力、储能装置的出力、负荷响应量以及与电力市场的交易电功率, 从而最小化虚拟电厂的期望运行成本。

4) 根据虚拟电厂的期望运行成本和时间平滑效应形成的罚函数约束值, 得到每个粒子的适应度函数。

5) 更新个体最优值以及全局最优值。

6) 重复步骤 3) — 5) 直到算法满足收敛条件。收敛条件为前后 2 次的全局最优值之差小于给定的阈值或者达到最大循环次数。

7) 算法输出结果为考虑不确定性最恶劣场景下虚拟电厂调度策略的鲁棒最优解。

本文的优化主体问题可转换为混合整数线性规划问题, 采用常见的商用优化软件即可求解该问题。本文采用 Pycharm2019.3.x64 调用 Gurobi 优化求解器实现。

3 算例分析

取某地区的实际参数作为仿真算例,在算例中参数设置如下:24个时刻的风电机组可用风电预测值、波动区间与负荷预测值见附录A图A3,风电出力不确定性的波动幅度为20%;常规机组参数见文献[5];储能装置最大充、放电功率均为20 MW,最大储能电量为100 MW·h;电力市场中最大售电功率取50 MW,最大购电功率取50 MW,电价波动范围为50%,根据历史数据生成5个电力市场价格场景,每个场景的概率为0.2;种群规模取100,最大迭代次数取200,收敛阈值取0.1%。

为了对比分析考虑风电、需求响应和电价不确定性对虚拟电厂调度结果的影响,本节根据使用的处理方法将多重不确定性源分为2类,其中将电价不确定性分为一类,将风电和需求响应不确定性分为一类,从而设立4个场景,具体场景设置如下。

场景1:调度模型同时考虑风电、需求响应和电价不确定性。

场景2:调度模型考虑风电和需求响应不确定性,电价取单一场景。

场景3:调度模型考虑电价不确定性,风电出力和需求响应取预测值。

场景4:确定性调度模型,不考虑不确定性源的影响。

最后,针对风电出力不确定性预算值以及需求响应不确定性预算值的不同取值,分析两者对调度模型运行经济性与安全性的影响机理。

3.1 模型调度结果分析

取风电出力不确定性预算值 $\Psi^w = 16$ 、需求响应不确定性预算值 $\Psi^{DR} = 16$ 进行分析,模型一个调度周期24个时刻内,情景1的常规机组出力、风电机组出力、储能装置充放电功率以及虚拟电厂向电力市场的购、售电功率见附录A图A4。

从模型调度结果可以看出:在01:00—07:00和23:00—24:00时段内风电资源较为丰富,同时购电价格较低,因此,系统通过风电机组出力、购电功率和部分储能放电功率来满足供电负荷要求;在08:00—15:00和18:00—22:00时段内,可用风电资源减少,购电价格升高,购电成本大于常规机组发电成本,系统通过增加常规机组出力来满足地区负荷用电需求,由于该时段市场售电价格较高,系统向市场出售部分多余电能从而降低运行成本;储能装置在负荷低谷期储存电能,而在用电高峰期释放电能,从而可以缓解风电资源供给和地区负荷需求之间时间错峰问题,提高风电消纳能力;通过电力市场价格波动与储能装置充、放电配合,虚拟电厂可实现“高卖低买”,从而在电力市场中套利。综上所述,虚拟

电厂通过整合调度资源,协调不同设备出力,可有效提高电力系统运行经济效益。

3.2 不确定性对模型调度结果的影响

为了定量描述虚拟电厂考虑风电和需求响应不确定性后调度结果安全性的提高程度,本文引入“平均松弛成本”的概念。平均松弛成本 H^m 是为使调度结果在实际运行中不超出安全界限所需要引入的最小松弛变量,其可描述调度结果在面临不确定性场景中违反约束的范围。

在本文算例中取500个随机场景进行模拟获得不同场景下调度结果的平均松弛成本。4个场景的运行成本和平均松弛成本如图2所示,由图可看出:相较于场景2,场景1下考虑电价不确定性后虚拟电厂运行成本减少3900元;而相较于场景3,场景1下考虑风电、需求响应不确定性后运行成本增加19890元,但同时平均松弛成本减少190.70 kW。结果表明,相较于场景4的确定性调度模型和场景2、3的仅考虑一类不确定性的调度模型,场景1的调度模型同时考虑了电价、风电出力、需求响应多重不确定性因素,可以有效提高虚拟电厂运行的经济性和安全性。

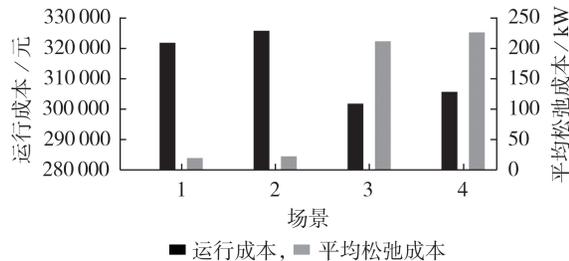


图2 不同场景调度结果对比

Fig.2 Comparison of scheduling results among different scenes

3.3 电价不确定性对模型调度结果的影响

为了说明电价不确定性对模型调度结果的影响,取仅考虑电价不确定性的场景3进行分析。

图3为虚拟电厂日前调度在23:00时刻提交的购电功率报价曲线和在14:00时刻提交的售电功率报价曲线。

由图3可以看出:随着电价预测情景之间售电价格升高,虚拟电厂运营商会选择更多售电功率;而购电价格越高,虚拟电厂运营商购电功率会越少。这表明电力市场交易电功率与常规机组出力之间存在互相替代的关系。考虑电价不确定性特征后,虚拟电厂运营商会根据实时场景的电价灵活选择购、售电功率,从而最小化虚拟电厂的运行成本。

3.4 风电、需求响应不确定性对模型调度结果的影响

对比场景1与场景3的调度结果,分析风电、需

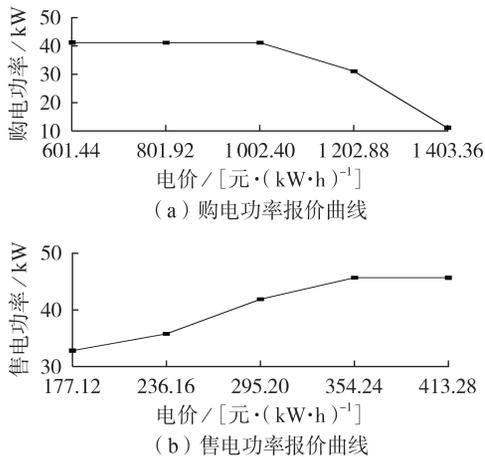


图3 虚拟电厂报价曲线

Fig.3 Price curves of virtual power plant

求响应不确定性对优化模型的影响。场景1、3下的风电机组出力,购、售电功率,及储能功率如图4所示。

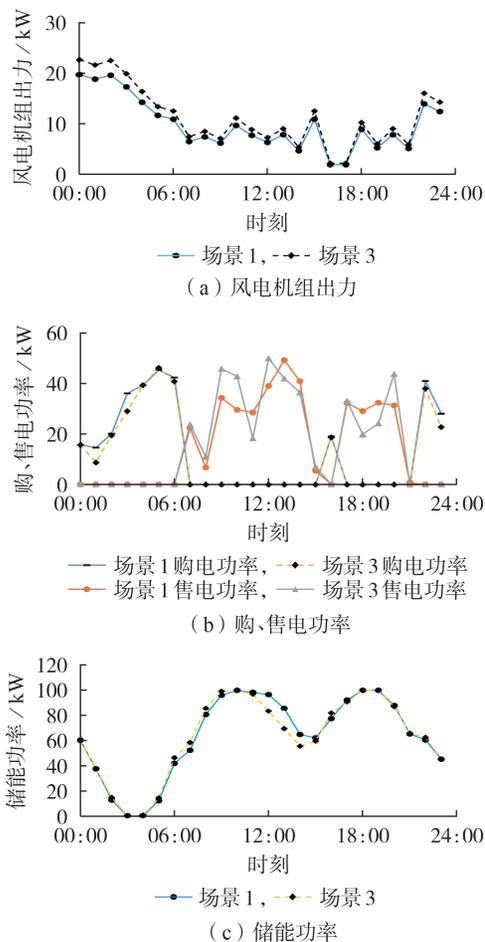


图4 场景1、3调度结果对比

Fig.4 Comparison of scheduling results between Scene 1 and Scene 3

对比调度结果可知:考虑风电出力不确定性后,风电机组出力明显降低来保证调度计划的可行性,进而导致常规机组出力、购电功率的增加以及售电

功率的减少,降低了虚拟电厂运行的经济效益;而考虑需求响应不确定性会使常规机组增加出力以及增加部分购电功率来满足虚拟电厂的正、负旋转备用约束;不确定性的引入降低了储能装置在低谷时段储存的能量,使得虚拟电厂运营商在地区负荷高峰期增加常规机组出力或选择从电力市场购入更多电功率来满足负荷需求。

从图2不同场景的运行成本和平均松弛成本对比结果可以看出,相较于场景1,场景3下在制定调度计划时不考虑风电和需求响应不确定性,虚拟电厂的运行成本下降6.59%,但同时平均松弛成本增加90.75%。这说明不考虑风电、需求响应不确定性所得到的调度结果在实际运行中容易超出安全界限,反而会给虚拟电厂带来更高的惩罚成本。因此,通过合理考虑风电、需求响应不确定性因素,可以牺牲部分经济效益换取系统运行安全性的提高。

为了进一步探究风电出力不确定性预算值 Ψ^W 和需求响应不确定性预算值 Ψ^{DR} 对虚拟电厂运行经济性与安全性的影响,本节针对2个不确定性预算值的不同取值分别计算虚拟电厂的运行成本和平均松弛成本,从而定量描述风电和需求响应不确定性值对虚拟电厂运行经济性与安全性的影响。调度结果如图5所示。

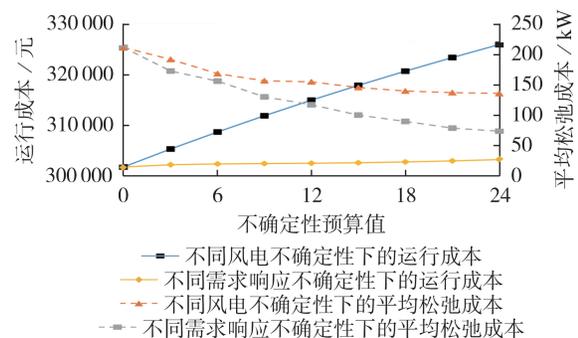


图5 不确定性预算值对调度结果的影响

Fig.5 Impact of uncertain budget value on scheduling result

从图5中可以看出:随着不确定性预算值的减小,虚拟电厂运行成本基本呈现出下降的趋势,而平均松弛成本随之上升,这表明通过对模型不确定性预算值的合理设定,可以实现系统运行经济性与安全性的协调统一;相较于需求响应不确定性预算值,虚拟电厂运行成本随风电出力不确定性预算值变化而变化的幅度增加7.526%,而虚拟电厂平均松弛成本的变化幅度增加29.66%。

对比 Ψ^W 、 Ψ^{DR} 的不同取值结果可知,相较于需求响应不确定性预算值的变化,风电出力不确定性预算值的变化对虚拟电厂的运行成本和平均松弛成本影响较大。需求响应不确定性通常影响的是系统

的正、负旋转备用约束,而机组爬坡速率以及储能装置和电力市场的电能储备作用使系统旋转备用约束存在一定的安全裕度,小范围内的需求响应波动并不会使系统超过安全运行限制。相比较而言,风电出力不确定性预算值影响的是风电机组的出力上限,对应的约束在模型求解过程中往往是紧约束。综上所述,风电出力不确定性预算值的变化对虚拟电厂整体运行的经济性与安全性影响更大。

4 结论

本文在分析风电、需求响应和电价多重不确定性源特征的基础上,建立面向多重不确定性环境的虚拟电厂日前优化调度模型。通过仿真算例分析得出以下结论:

1) 本文所提出的自适应鲁棒-随机优化模型可以有效识别风电、需求响应和电价不确定性源的特征,并对其进行精细化建模,有助于合理安排虚拟电厂机组出力计划及其参与电力市场的报价策略;

2) 通过引入风电和需求响应的不确定性预算值,可以调节虚拟电厂的运行成本和平均松弛成本,平衡虚拟电厂运行的经济性和安全性;

3) 相较于需求响应不确定性预算值,风电出力不确定性预算值的变化对虚拟电厂的运行成本和平均松弛成本影响更大。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 夏榆杭,刘俊勇. 基于分布式发电的虚拟发电厂研究综述[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):100-106,115.
XIA Yuhang, LIU Junyong. Review of virtual power plant based on distributed generation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4): 100-106, 115.
- [2] 田立亭,程林,郭剑波,等. 虚拟电厂对分布式能源的管理和互动机制研究综述[J]. 电网技术,2020,44(6):2097-2108.
TIAN Liting, CHENG Lin, GUO Jianbo, et al. A review on the study of management and interaction mechanism for distributed energy in virtual power plants[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2097-2108.
- [3] 袁桂丽,贾新潮,房方,等. 虚拟电厂源荷双侧热电联合随机优化调度[J]. 电网技术,2020,44(8):2932-2940.
YUAN Guili, JIA Xinchao, FANG Fang, et al. Joint stochastic optimal scheduling of heat and power considering source-side and load-side of virtual power plant[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2932-2940.
- [4] BARINGO A, BARINGO L, ARROYO J M. Day-ahead self-scheduling of a virtual power plant in energy and reserve electricity markets under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 1881-1894.
- [5] MASHHOUR E, MOGHADDAS-TAFRESHI S M. Bidding strategy of virtual power plant for participating in energy and spinning reserve markets-part I: problem formulation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 949-956.
- [6] 孙国强,周亦洲,卫志农,等. 基于混合随机规划/信息间隙决策理论的虚拟电厂调度优化模型[J]. 电力自动化设备,2017, 37(10):112-118.
SUN Guoqiang, ZHOU Yizhou, WEI Zhinong, et al. Dispatch optimization model of virtual power plant based on hybrid stochastic programming and information gap decision theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(10): 112-118.
- [7] DABBAGH S R, SHEIKH-EL-ESLAMI M K. Risk assessment of virtual power plants offering in energy and reserve markets [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3572-3582.
- [8] SHABANZADEH M, SHEIKH-EL-ESLAMI M K, HAGHIFAM M R. Risk-based medium-term trading strategy for a virtual power plant with first-order stochastic dominance constraints [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(2): 520-529.
- [9] 晋宏杨,孙宏斌,郭庆来,等. 含大规模储热的光热电站-风电联合系统多日自调度方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(11): 17-23.
JIN Hongyang, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Multi-day self-scheduling method for combined system of CSP plants and wind power with large-scale thermal energy storage contained[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(11): 17-23.
- [10] BARINGO A, BARINGO L. A stochastic adaptive robust optimization approach for the offering strategy of a virtual power plant[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3492-3504.
- [11] 丁恰,李利利,汪洋,等. 适应大规模风电接入的发电计划不确定性处理方法分析[J]. 中国电力,2015,48(3):127-132.
DING Qia, LI Lili, WANG Yang, et al. Analysis of uncertainty management technology for lager-scale wind power integration in generation scheduling [J]. Electric Power, 2015, 48(3): 127-132.
- [12] 于丹文,杨明,翟鹤峰,等. 鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J]. 电力系统自动化,2016,40(7):134-143, 148.
YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(7): 134-143, 148.
- [13] 牛文娟,李扬,王蓓蓓. 考虑不确定性的需求响应虚拟电厂建模[J]. 中国电机工程学报,2014,34(22):3630-3637.
NIU Wenjuan, LI Yang, WANG Beibei. Demand response based virtual power plant modeling considering uncertainty [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3630-3637.
- [14] 罗纯坚,李姚旺,许汉平,等. 需求响应不确定性对日前优化调度的影响分析[J]. 电力系统自动化,2017,41(5):22-29.
LUO Chunjian, LI Yaowang, XU Hanping, et al. Influence of demand response uncertainty on day-ahead optimization dispatching [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5): 22-29.
- [15] 魏韡,刘锋,梅生伟. 电力系统鲁棒经济调度(一)理论基础[J]. 电力系统自动化,2013,37(17):37-43.
WEI Wei, LIU Feng, MEI Shengwei. Robust and economical scheduling methodology for power systems part one theoretical foundations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(17): 37-43.
- [16] 卢强,陈来军,梅生伟. 博弈论在电力系统中典型应用及若干展望[J]. 中国电机工程学报,2014,34(29):5009-5017.
LU Qiang, CHEN Laijun, MEI Shengwei. Typical applications and prospects of game theory in power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5009-5017.
- [17] 梅生伟,郭文涛,王莹莹,等. 一类电力系统鲁棒优化问题的博

- 弈模型及应用实例[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(19): 47-56, 20.
- MEI Shengwei, GUO Wentao, WANG Yingying, et al. A game model for robust optimization of power systems and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(19): 47-56, 20.
- [18] 季峰, 蔡兴国, 王超柱. 基于弱鲁棒优化的含风电电力系统调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4600-4609.
- JI Feng, CAI Xingguo, WANG Chaozhu. Light robustness dispatch model for wind power integrated power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4600-4609.
- [19] 李晓利, 高金峰. 用于配电网多目标无功优化的改进粒子群优化算法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 106-111.
- LI Xiaoli, GAO Jinfeng. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 106-111.
- [20] 袁晓辉, 王乘, 张勇传, 等. 粒子群优化算法在电力系统中的应

用[J]. 电网技术, 2004, 28(19): 14-19.

YUAN Xiaohui, WANG Cheng, ZHANG Yongchuan, et al. A survey on application of particle swarm optimization to electric power systems[J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 14-19.

作者简介:



林毓军

林毓军(1997—),男,福建漳州人,硕士研究生,研究方向为虚拟电厂优化调度、源荷不确定性建模等(E-mail: lyj13971224997@163.com);

苗世洪(1963—),男,湖北随州人,教授,博士研究生导师,博士,通信作者,主要研究方向为压缩空气储能系统、电力系统保护等(E-mail: shmiao@hust.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Day-ahead optimal scheduling strategy of virtual power plant for environment with multiple uncertainties

LIN Yujun¹, MIAO Shihong¹, YANG Weichen¹, YIN Binxin¹, TU Qingyu¹, YE Chang²

(1. Hubei Electric Power Security and High Efficiency Key Laboratory, State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430077, China)

Abstract: Accurate modeling of multi-type uncertainty sources in virtual power plant is helpful for improving the effectiveness of scheduling strategy of virtual power plant. On the basis of detailed analysis of the uncertainty characteristics of uncertainty sources, the scenario planning method and self-adaptive robust optimization method are used for modeling the uncertainties of electricity price, wind power output and demand response. Combined with the engineering game theory, the uncertainty sources are rationalized into game agents, a zero-sum game model between the uncertainty source and virtual power plant operator is constructed, and the particle swarm optimization algorithm is used to obtain the equilibrium solution of the game. Example simulation analysis based on the practical data of a region is carried out, and results show that the proposed model can effectively improve the economy and safety of the scheduling results of virtual power plant.

Key words: virtual power plant; multiple uncertainties; self-adaptive robust-stochastic optimization; engineering game; day-ahead scheduling

附录 A:

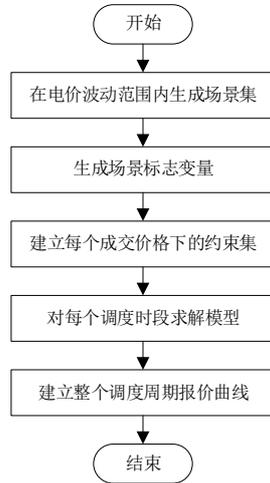


图 A1 场景规划法线性化流程图

Fig.A1 Flowchart of linearized scene planning method

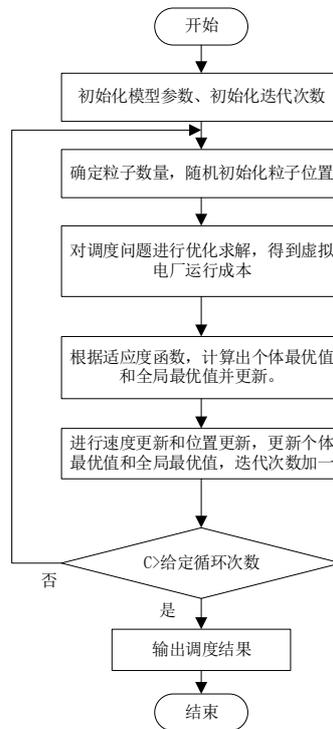


图 A2 模型求解流程图

Fig.A2 Flowchart of model solution

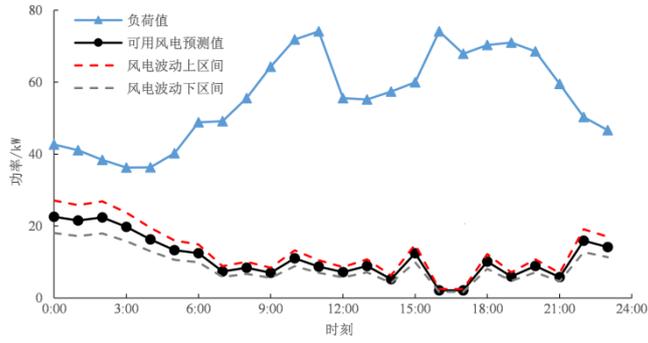
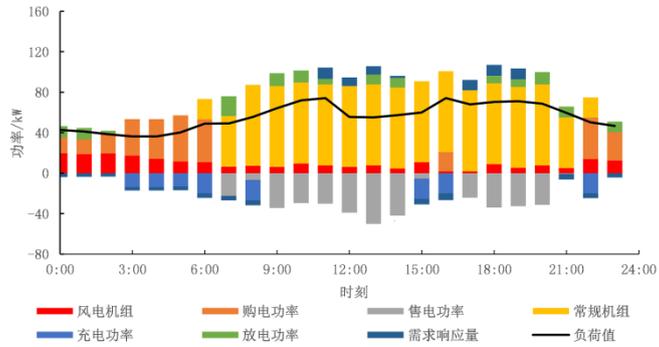
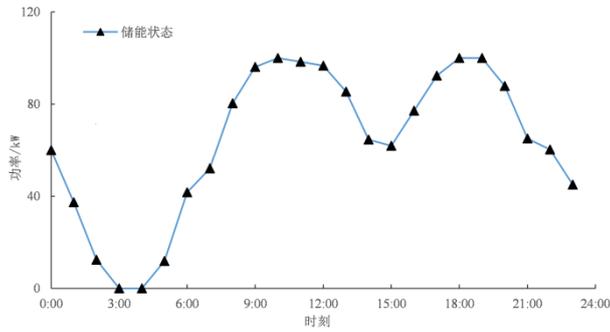


图 A3 风电、负荷预测值

Fig.A3 Forecasting values of wind power and load



(a) 供电调度优化结果



(b) 储能状态

图 A4 模型调度结果

Fig.A4 Scheduling results of model