

计及多灵活性资源的虚拟电厂两阶段鲁棒优化调度方法

辛晓钢¹, 李强², 张谦¹, 廖丛林³

(1. 内蒙古电力(集团)有限责任公司内蒙古电力科学研究院分公司, 内蒙古 呼和浩特 010020;

2. 内蒙古电力(集团)有限责任公司电力调度控制分公司, 内蒙古 呼和浩特 010010;

3. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 100096)

摘要:针对内蒙古地区风电消纳和深度调峰问题,提出一种基于两阶段鲁棒优化的聚合多种灵活性资源的虚拟电厂双层优化控制策略。首先,以虚拟电厂在调度周期内收益最大为目标,同时充分考虑火电机组深度调峰带来的成本和利润,依据风电出力、负荷预测数据构建上层模型;其次,在下层模型中,以虚拟电厂运行成本最小为目标,针对风电出力、负荷的不确定性带来的风险,引入鲁棒优化控制,根据相关系数的调节,得到不同保守度下虚拟电厂的收益,并根据调度周期内获取的收益情况进行实时修正。仿真结果表明:虚拟电厂聚合深度调峰燃煤机组(Deep Peaking Coal Fired Units, DPCFU)后,相比于只参与常规调峰机组的虚拟电厂增加17.42万元收益;虚拟电厂以较小的运行风险获取较大的利益;本文提出的双层控制策略在收益最大的基础上最小化运行成本,同时可以根据不同的鲁棒系数提供不一样的调度方案。

关键词:虚拟电厂;鲁棒控制;聚合特性;多灵活性资源;优化调度

中图分类号:TM62 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.09.014

[引用本文格式]辛晓钢,李强,张谦,等.计及多灵活性资源的虚拟电厂两阶段鲁棒优化调度方法[J].热能动力工程,2024,39(9):113-122. XIN Xiaogang, LI Qiang, ZHANG Qian, et al. A two-stage robust optimal scheduling method for virtual power plants taking into account multi-flexibility resources[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(9):113-122.

A Two-stage Robust Optimal Scheduling Method for Virtual Power Plants Taking into Account Multi-flexibility Resources

XIN Xiaogang¹, LI Qiang², ZHANG Qian¹, LIAO Conglin³

(1. Inner Mongolia Power Research Institute Branch, Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Hohhot, China, Post Code: 010020;

2. Power Dispatch and Control Branch, Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Hohhot, China, Post Code: 010010;

3. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing, China, Post Code: 100096)

Abstract: A two-stage robust optimization-based dual-layer optimal control strategy for virtual power plant aggregating multiple flexibility resources were proposed for wind power consumption and deep peaking in Inner Mongolia region. First, an upper-layer model was constructed based on wind power output and load forecast data with the goal of maximizing the revenue of the virtual power plant during the dispatching cycle, while taking into full consideration the cost and profit brought by the deep peaking of thermal power units. Second, in the lower-layer model, with the goal of minimizing the operating cost of the virtual power plant, the risk brought by the uncertainty of wind power output and load was fully considered, and the revenue of the virtual power plant under different degrees of conservatism was obtained by introducing robust

收稿日期:2023-11-21; 修订日期:2024-01-12

基金项目:2021年内蒙古自治区科技重大专项项目(2021ZD0026)

Fund-supported Project: Science and Technology Major Project of Inner Mongolia Autonomous Region in 2021 (2021ZD0026)

作者简介:辛晓钢(1974-),男,内蒙古电力(集团)有限责任公司内蒙古电力科学研究院分公司教授级高级工程师。

optimization control according to the adjustment of the correlation coefficient. The simulation results show that after the proposed power plant aggregates the deep peaking coal fired units (DPCFU), the virtual power plant revenue increases by 174 200 yuan compared with that only participating in the conventional peak load unit. The virtual power plant can obtain greater benefits with less operation risk. In addition, the two-layer control strategy proposed in this paper can minimize the operation cost on the basis of obtaining the maximum benefits. At the same time, different scheduling schemes can be provided according to different robustness coefficients.

Key words: virtual power plant, robust control, aggregation characteristics, multi-flexibility resources, optimal dispatching

引 言

随着可再生能源发电技术的发展,可再生能源的装机容量逐渐增大,电力系统的稳定性和安全性受到了前所未有的考验。如何实现可再生能源的高效利用和消纳,确保电力系统经济稳定运行成为了关键问题。在此背景下,虚拟电厂 (Virtual Power Plant, VPP) 应运而生。VPP 通过聚合不同类型电源,打破了能源独立运行模式^[1-2]。VPP 内部聚合资源包括可再生能源、储能系统、燃气轮机和用户负荷等多种类型^[3-4]。聚合资源的不同组合方式实现的功能也将发生变化^[5]。此外,可再生能源以及负荷具有波动性和随机性等不确定性的特点。为了提高 VPP 对可再生能源的消纳能力,同时保证运行过程的可靠性和安全性,采用合适的优化调度策略和控制方法必不可少^[6]。

目前,众多学者已经开展了对于 VPP 建模和优化调度研究。文献[7]针对聚合不同资源的 VPP,建立可调空间统一模型,仿真结果表明,所建立的模型可以适应 VPP 不同聚合方式带来的变化。文献[8]对 VPP 的管理架构、互动机制和关键技术进行探讨,指出 VPP 为异构、分散和多样的分布式能源提供了灵活管理方式,为电力系统从集中式能源生产到分散式能源生产提供解决方案。文献[9]以供需两侧的收益最大化为目标,通过联系供需两侧的合作博弈模型,构成了基于双层合作博弈的虚拟电厂滚动优化模型。

上述研究并没有考虑到 VPP 内部资源的不确定性因素,严格意义上不能用来描述虚拟电厂运行

特性,因此需要采用合适的优化控制方法来处理 VPP 内部资源的不确定性因素^[10-11]。鲁棒优化和随机规划是处理不确定性问题的两种有效方式。文献[12]使用随机优化方法处理聚合储能系统的不确定性,采用条件风险价值方法衡量调度过程中不确定性带来的风险,仿真结果表明,所提出的方法可以较好规避预期成本风险。文献[13]针对 VPP 内部风电出力不确定性,建立了基于条件风险价值理论并考虑 VPP 收益和风险的调度模型。文献[14]针对风电和需求响应的多重不确定性问题,提出了基于模糊随机机会约束目标规划和优先目标规划的双层调度模型,仿真结果表明,所建立的不确定性模型可以同时保证安全性和经济性。上述研究主要针对风电不确定性进行分析,而忽略了负荷资源的不确定性;此外,随机规划方法需要获得准确的输出概率模型,而该模型在实际情况下极难获取^[15-16]。

鲁棒优化由于具有模型简单和抗干扰能力强等特点,被广泛应用于 VPP 不确定性分析领域。文献[17]针对聚合多种不确定性资源的 VPP 优化调度问题,提出基于对偶理论的鲁棒随机优化方法,对 VPP 进行差分建模,使 VPP 可以获取最劣场景下最小的运行成本。文献[18]针对风电、光伏、需求响应和电价等多重不确定性问题,提出一种基于数据驱动的鲁棒优化方法,获取最劣场景下最大的收益和最小的成本。文献[19]建立了包含电动汽车的 VPP 的鲁棒随机优化模型,使用场景模拟方法解决风电不确定性问题,同时使用鲁棒优化求解电动汽车充放电问题。

本文将风力发电、深度调峰燃煤机组 (Deep

Peaking Coal Fired Units, DPCFU)、储能及大工业负荷构建成 VPP 系统。为避免风电和负荷的不确定性因素影响,提出一种基于两阶段鲁棒优化的双层调度模型。上层模型计算 DPCFU 在最优场景下的出力情况,下层模型充分考虑风电和负荷不确定性,得到恶劣场景下调度方案。通过设计不同案例进行分析,证明所提出双层优化调度模型的有效性。

1 虚拟电厂结构

提出的虚拟电厂集成了风力发电、深度调峰燃煤机组、储能及大工业负荷,系统结构如图 1 所示。虚拟电厂结构由控制平台、能源供应侧、需求响应侧组成,其中控制平台负责接收电网指令以及能源供应侧和需求响应侧信息,与此同时,需要风电出力和负荷等不确定性信息,最后通过控制策略给出本次调度中各资源出力信息;能源供应侧包括风电、火电和储能系统,负责即时向控制平台提交历史出力数据等信息;需求响应侧为大工业负荷,在必要时向虚拟电厂提供需求响应服务,为其取得收益。

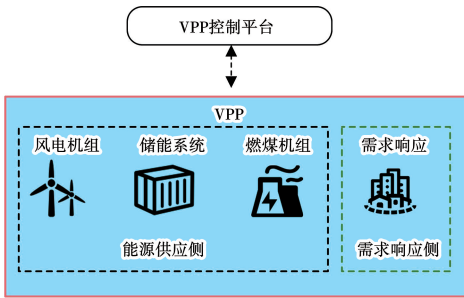


图 1 虚拟电厂结构图

Fig. 1 Virtual power plant architecture

2 虚拟电厂双层优化调度模型

仅使用鲁棒优化处理 VPP 内不确定性问题将会得到过于保守的结果。本文提出一种基于两阶段鲁棒优化的双层优化调度模型,如图 2 所示。其中,上层模型考虑市场收益最大化得到深度调峰机组的理想出力信息,下层模型考虑日内阶段的源侧和负荷侧的不确定性,依据上层模型的输出以运行成本最小化为目标给出各资源的调度信息。

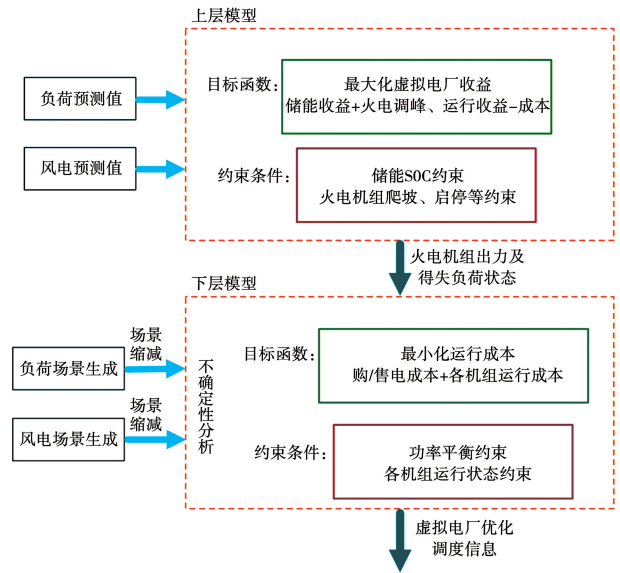


图 2 双层优化调度模型

Fig. 2 Dual-layer optimal scheduling model

2.1 上层模型优化调度

上层模型以日前市场收益最大化为目标,其中包括风/火电运行电量收益,储能/需求响应收益, DPCFU 调峰收益以及相关资源运行成本等。

2.1.1 目标函数

$$\max F = (F_{wt} + F_{dru} + F_{ess} + F_{DR}) - (C_{wt} + C_{dru} + C_{ess} + C_{DR}) + (F_{sell} - C_{buy}) \quad (1)$$

式中: F —调度周期内收益,元; C —调度周期内成本,元;下标 wt、dru、ess、DR—风电、DPCFU、储能和需求响应;下标 sell、buy—VPP 售卖电量和购买电量。

公式(1)中的火电成本 C_{dru} 包括运行成本 $C_{i,t}^{GC}$ 、深度调峰过程中随着负荷不断降低产生的额外机组损耗成本 $C_{i,t}^{GD}$ 及投油成本 $C_{i,t}^{GO}$ 。其中下标 i, t 代表第 i 台机组 t 时刻,上标 GC 代表机组只参与常规调峰, GD 代表机组参与深度调峰, GO 代表机组参与投油调峰。

收益和成本细节公式如式(2)和式(3)所示。

$$\begin{cases} F_{wt}(t) = P_{wtutil,t} \lambda_t \Delta t \\ F_{dru}(t) = P_{g,t} \lambda_t \Delta t + P_{grp,t} \zeta_t \Delta t \\ F_{ess}(t) = \eta_D (P_{ess,dis,t} \Delta t) \lambda_t - \eta_C (P_{ess,ch,t} \Delta t) \lambda_t \\ F_{DR}(t) = P_{DR,t} \zeta_t \Delta t \\ F_{sell}(t) = P_{sell,t} \lambda_t \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases}
C_{wt}(t) = c_{wt,1}P_{wt,t}\Delta t + c_{wt,0} + \gamma_{wt}(P_{wt,t} - P_{wtutil,t})\Delta t \\
C_{dru}(t) = C_{i,t}^{GC} + C_{i,t}^{GD} + C_{i,t}^{GO} \\
C_{i,t}^{GC} = (a_i P_{g,i,t}^2 + b_i P_{g,i,t} + c_i)S_C \\
C_{i,t}^{GD} = \beta S_{J,i}/2N_{F,i,t} \\
C_{i,t}^{GO} = Q_{oil,i,t}S_{oil} \\
C_{ess}(t) = \gamma_{ess}(P_{ess,dis,t} + P_{ess,ch,t})\Delta t \\
C_{DR}(t) = \gamma_{DR}P_{DR,t}\Delta t \\
C_{buy}(t) = P_{buy,t}\lambda_t\Delta t
\end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_{g,t}$ 、 $P_{grp,t}$ 、 $P_{DR,t}$ 、 $P_{wt,t}$ 、 $P_{wtutil,t}$ — t 时刻DPCFU发电量、参与调峰电量、需求响应负荷量、风电功率实际值和风电利用量, kW; $P_{ess,ch,t}$ 和 $P_{ess,dis,t}$ —储能系统在 t 时刻充/放电电量, kW; $P_{buy,t}$ 和 $P_{sell,t}$ —虚拟电厂在 t 时刻向电网购买和售卖电量, kW; Δt —优化时间间隔, min; $c_{wt,1}$ 、 $c_{wt,0}$ —风电机组运行成本系数; a_i 、 b_i 、 c_i —DPCFU运行成本系数; S_C —当季煤炭价格, 元/kg; β —火电厂实际运行损耗系数; $S_{J,i}$ —第 i 台火电机组的购机成本, 元; $N_{F,i,t}$ —第 i 台火电机组 t 时刻的转子致裂周次, 该值与火电机组出力 $P_{G,i,t}$ 相关; $Q_{oil,i,t}$ —第 i 台火电机组投油深度调峰阶段 t 时刻的投油量, kg; S_{oil} —当季油价, 元/kg; γ_{wt} 、 γ_{ess} 、 γ_{DR} —风电机组弃风等效惩罚系数、储能系统等效运行成本系数和需求响应调用成本系数; λ 、 ζ —现货市场电价和调峰市场电价, 元/(kW·h)。

2.1.2 约束条件

功率平衡约束:

$$P_{LOAD,t} = P_{wt,t} + P_{g,t} + P_{ess,dis,t} - P_{ess,ch,t} + P_{DR,t} + P_{buy,t} - P_{sell,t} \quad (4)$$

风电机组约束:

$$0 \leq P_{wt}(t) \leq \bar{P}_{wt}(t) \quad (5)$$

DPCFU 约束:

$$P_{g,min}(t) \leq P_g(t) \leq P_{g,max}(t) - R_d \leq P_g(t) - P_g(t-1) \leq R_u \quad (6)$$

储能系统约束:

$$\begin{cases}
0 \leq P_{ess,ch}(t) \leq \varphi_{1,ess}(t)P_{ess,ch}^{max} \\
0 \leq P_{ess,dis}(t) \leq \varphi_{2,ess}(t)P_{ess,dis}^{max} \\
SOC(t) = SOC(t-1) + \varphi_{1,ess}(t)P_{ess,ch}(t-1) \cdot \eta_C / E_{max} \\
+ \varphi_{2,ess}(t)P_{ess,dis}(t-1) / (\eta_D \cdot E_{max}^{-1}) \\
0 \leq \varphi_{1,ess}(t) + \varphi_{2,ess}(t) \leq 1 \\
SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max}
\end{cases} \quad (7)$$

柔性负荷约束:

$$\begin{cases}
0 \leq \varphi_{1,DR}(t)P_{DR}(t) \leq P_{DR,max} \\
\sum_{t=1}^T \varphi_{1,DR}(t) = 8
\end{cases} \quad (8)$$

购买/售卖电量约束:

$$\begin{cases}
0 \leq P_{buy}(t) \leq \varphi_{mb}(t)P_m^{max} \\
0 \leq P_{sell}(t) \leq \varphi_{ms}(t)P_m^{max}
\end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_{LOAD,t}$ — t 时刻总负荷量, kW; $P_{ess,ch}^{max}$ 、 $P_{ess,dis}^{max}$ —储能系统充/放电最大功率, kW; SOC—储能的荷电状态; E_{max} —储能系统最大容量, kW·h; η_C 和 η_D —储能系统充/放电效率; $\bar{P}_{wt}(t)$ — t 时刻风电功率预测值, kW; $P_{g,min}(t)$ 和 $P_{g,max}(t)$ —DPCFU 出力的最小值和最大值, kW; $\varphi_{1,ess}$ 、 $\varphi_{2,ess}$ 、 $\varphi_{1,DR}$ 、 φ_{mb} 和 φ_{ms} —储能充、放电状态, DR 运行状态, 购买电量和售卖电量状态, 为布尔类型变量; R_u 、 R_d 为最大上、下爬坡极限值。

2.2 下层模型优化调度

2.2.1 目标函数和约束

下层模型中, 首先根据风电和负荷的预测数据生成多种出力场景, 然后使用 K 均值聚类方法得到典型场景并进行分析, 具体步骤参考文献[20~21]。下层模型基于两阶段鲁棒优化方法, 获取最劣场景下最优的调度信息, 目标函数如下所示:

$$\min \left\{ \max_{t \in T} \min_{w \in W} \sum \pi_w \left[\begin{array}{l} C_{dru,t} \\ + C_{wt,t}^* \\ + C_{ess,t} \\ + C_{DR,t} \\ + C_{m,t} \end{array} \right] \right\} \quad (10)$$

式中: $C_{m,t} = F_{sell,t} - C_{buy,t}$; π_w —不确定性场景集合; 参数 $C_{dru,t}$ 、 $C_{ess,t}$ 、 $C_{DR,t}$ 的值如式(3)所示; *—不确定性分析后数值; $C_{wt}^*(t) = c_{wt,1}P_{wt,t}^*\Delta t + c_{wt,0} + \theta(P_{wt,t}^* - P_{wtutil,t})\Delta t$ 。

下层模型约束条件包括式(6)~式(9), 此外新增约束条件如下:

$$P_{LOAD,t} = P_{wt,t}^* + P_{g,t} + P_{ess,dis,t} - P_{ess,ch,t} + P_{DR,t} + P_{buy,t} - P_{sell,t} \quad (11)$$

$$P_{wt,t} = \bar{P}_{wt,t} + \vartheta_{wt,up,t}\mu_{wt,up}\bar{P}_{wt,t} + \vartheta_{wt,down,t}\mu_{wt,down}\bar{P}_{wt,t} \quad (12)$$

$$P_{\text{LOAD},t}^* = \bar{P}_{\text{load},t} + \vartheta_{\text{load,up},t} \mu_{\text{load,up}} \bar{P}_{\text{load},t} + \vartheta_{\text{load,down},t} \mu_{\text{load,down}} \bar{P}_{\text{load},t} \quad (13)$$

$$\sum_{t \in T} (\vartheta_{\text{wt,up},t} + \vartheta_{\text{wt,down},t}) \leq \Gamma_{\text{wt}}, \forall t \in T \quad (14)$$

$$\sum_{t \in T} (\vartheta_{\text{load,up},t} + \vartheta_{\text{load,down},t}) \leq \Gamma_{\text{load}}, \forall t \in T \quad (15)$$

式中: $\mu_{\text{up}}, \mu_{\text{down}}$ — t 时刻向上和向下波动幅度; $\vartheta_{\text{up},t}, \vartheta_{\text{down},t}$ —0-1变量; $\Gamma_{\text{wt}}, \Gamma_{\text{load}}$ —风电机组和总负荷的鲁棒系数。

2.2.2 模型转换和求解

上文中构建的不确定性模型,其紧凑形式如下:

$$\begin{cases} \min_x \{ \max_{u \in U} \min_{y \in \Omega(x,u)} \mathbf{c}^T \mathbf{y} \} \\ \mathbf{A}\mathbf{y} \geq \mathbf{f} \\ \mathbf{B}\mathbf{y} = 0 \\ \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{y} \geq \mathbf{g} \\ \mathbf{E}_u \mathbf{y} = \mathbf{u} \end{cases} \quad (16)$$

式中: 第一阶段(min)—优化变量为 x ; 第二阶段(maxmin)—优化变量为 y 和 u ; $\mathbf{c}$ —目标函数中的系数列向量; $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}, \mathbf{E}$ —约束条件中的系数矩阵; $\mathbf{f}$ 和 $\mathbf{g}$ —常数列向量; $\Omega(x, u)$ —给定一组 (x, u) 后 y 的可行域。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [\varphi_{1,\text{ess}}(t), \varphi_{2,\text{ess}}(t), \varphi_{\text{mb}}(t), \varphi_{\text{ms}}(t)]^T \\ \mathbf{y} = \begin{bmatrix} P_{\text{wt}}(t), P_{\text{LOAD}}(t), P_{\text{ess, ch}}(t), \\ P_{\text{ess, dis}}(t), P_{\text{buy}}(t), P_{\text{sell}}(t) \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{u} = [P_{\text{wt}}(t), P_{\text{LOAD}}(t)]^T \end{cases} \quad (17)$$

对于上述模型的求解,两阶段鲁棒随机最优调度模型具有0-1整数变量和连续变量,且存在min-max-min结构和不确定性参数,导致直接求解困难,需要对模型进行转换。因此,由于本文采用列约束生成算法将原问题分解为主问题(Main Problem, MP)和子问题(Sub Problem, SP),在求解MP时总会引入与SP相关的约束和变量,然后迭代求解,所以收敛速度更快。

当求解上述模型时,需要将不确定变量 u 的值初始化为最劣情况,设定最终调度方案对应的运行成本下界 $\text{LB} = -\infty$, 上界 $\text{UB} = +\infty$, 迭代次数 $k=1$; 根据初始化的 u 求解MP, 得到 x^* , 给出最优解的下界, 如式(17)所示。通过SP得到最劣情况

下的不确定性变量的值, 给出最优解的上界。对于子问题中的max-min, 利用对偶理论将其转化为单层问题, 转换过程中的双线性项, 采用大M法进行线性化, 最终形式如式(18)所示。因此, 式(18)是式(15)中内侧问题经过对偶变换和线性化后的形式。

$$\text{MP} \begin{cases} \min_x \theta \\ \theta \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}_k, \forall k \leq n \\ \mathbf{A}\mathbf{y}_k \geq \mathbf{f} \\ \mathbf{B}\mathbf{y}_k = 0 \\ \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{y}_k \geq \mathbf{g} \\ \mathbf{E}_u \mathbf{y}_k = \mathbf{u}_k^* \end{cases} \quad (18)$$

式(19)将最坏情况下不确定变量的值传递给MP, 增加紧密性。

$$\text{SP} \begin{cases} [\max_{Z, Z', \alpha, \beta, \kappa, \omega} \mathbf{f}^T \alpha + (\mathbf{g} - \mathbf{C}\mathbf{x})^T \kappa + \hat{\mathbf{u}}^T \omega + \Delta \mathbf{u}^T \mathbf{Z}'] \cdot \\ [\mathbf{A}^T \alpha + \mathbf{B}^T \beta + \mathbf{D}^T \kappa + \mathbf{E}_u^T \omega \leq \mathbf{c}] \\ 0 \leq \mathbf{Z}' \leq \bar{\kappa} \mathbf{Z} \\ \kappa - \bar{\kappa}(1 - \mathbf{Z}) \leq \mathbf{Z}' \leq \kappa \\ [\alpha \geq 0, \kappa \geq 0, \omega \geq 0, \beta \text{ is unsigned}] \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \theta \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}_{k+1} \\ \mathbf{A}\mathbf{y}_{k+1} \geq \mathbf{f} \\ \mathbf{B}\mathbf{y}_{k+1} = 0 \\ \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{y}_{k+1} \geq \mathbf{g} \\ \mathbf{E}_u \mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{u}_{k+1}^* \end{cases} \quad (20)$$

式中: θ —引进的辅助变量; $\mathbf{y}_k$ —第 k 代的调度信息; n —总迭代次数; $\mathbf{u}_k^*$ —第 k 代最劣场景状态值; $\hat{\mathbf{u}} = [\bar{P}_{\text{wt}}(t), \bar{P}_{\text{LOAD}}(t)]^T \Delta \mathbf{u} = [P_{\text{wt}}, P_{\text{LOAD}}]^T$; $\alpha, \beta, \kappa, \omega$ —第二阶段最小化问题约束的对偶形式; $\bar{\kappa} - \kappa$ 的上限值, 是一个极大的整数; $\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_{\text{wt}}(t), \mathbf{Z}_{\text{LOAD}}(t)]^T, \mathbf{Z}' = [\mathbf{Z}'_{\text{wt}}(t), \mathbf{Z}'_{\text{LOAD}}(t)]^T$ —引入的辅助变量。

经过上述转换, 将原问题转化为了混合整数规划问题, 求解流程如图3所示。

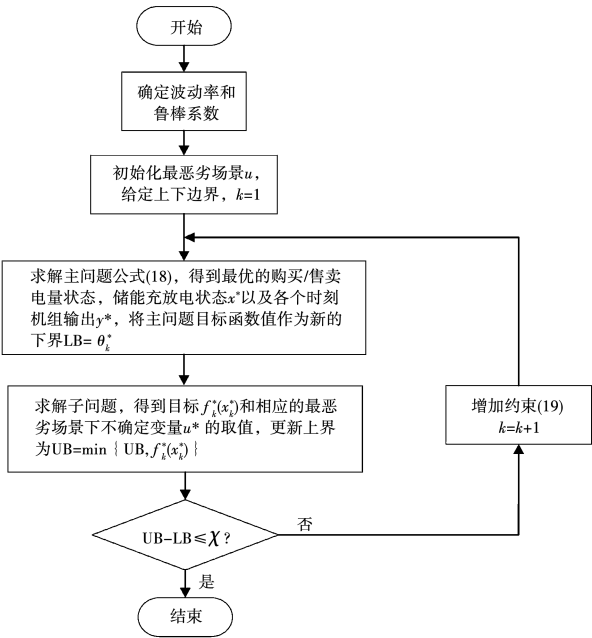


图 3 下层模型求解流程图

Fig. 3 Flow chart of lower model solution

3 案例分析

3.1 案例参数

案例使用中国内蒙古占某地区示范项目实际运行数据进行分析。VPP 结构如图 1 所示。聚合资源包含风电机组、DPCFU、储能系统和需求响应,具体参数如表 1 所示。

储能系统单位运行成本系数取 350 元/(MW·h),需求响应调用成本为 300 元/(MW·h)^[22],电价如图 4 所示。

基于所提出双层优化模型各场景下风电功率和负荷功率预测值和实际值如图 5 和图 6 所示。其中风电预测和负荷预测采用历史数据,使用日内调度预测,预测时间尺度为每 15 min 一次。基于所建模型,调用 Cplex 求解器求解,求解时间小于 2 min。

表 1 VPP 资源运行参数

Tab. 1 Operating parameters in VPP resource

风电机组		DPCFU			储能系统			需求响应
$P_{\max}/\text{MW}$	$\gamma_{\text{wt}}/\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1}$	$P_{\max}/\text{MW}$	机组数	最低负荷率/%	$P_{\max}/E$	$\eta_{\text{c}}/\eta_{\text{D}}$	$\text{SOC}_{\min}/\text{SOC}_{\max}$	$P_{\max}/\text{MW}$
650	0.6	300	2	30	100 MW/400 MW·h	0.95/0.95	0.1/0.9	18

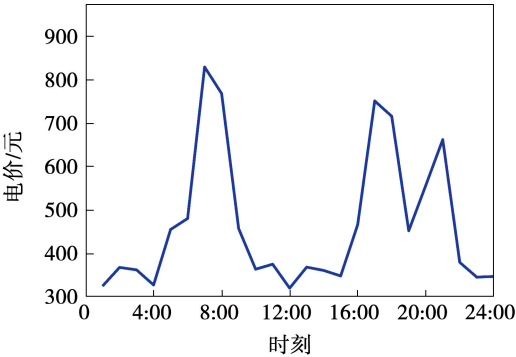


图 4 调度周期内电价

Fig. 4 Electricity price during dispatching cycle

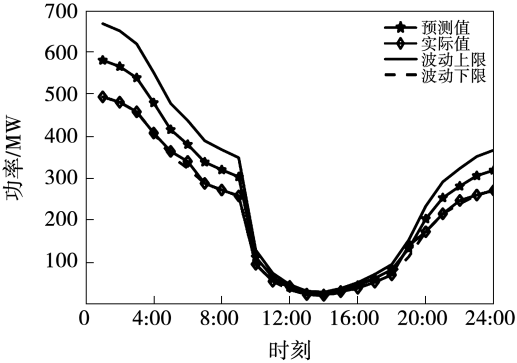


图 5 风电功率预测值与实际值

Fig. 5 Predicted and actual values of wind power

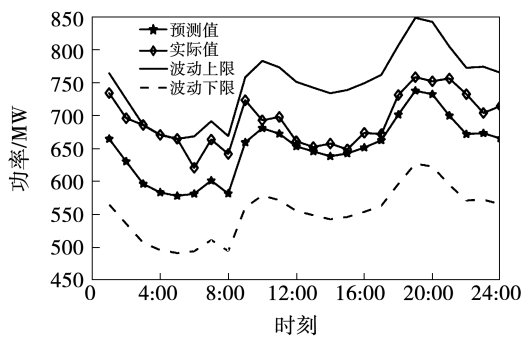


图 6 总负荷预测值与实际值

Fig. 6 Predicted and actual values of total load

3.2 案例结果分析

在仿真结果分析过程中,本文设计 3 种案例:

- (1) DPCFU 不参与深度调峰而只参与常规调峰;
- (2) DPCFU 参与深度调峰和启停调峰;
- (3) DPCFU 参与深度调峰并在调度周期内不进行启停。

3.2.1 双层优化模型调度结果

为验证所提出模型的有效性,3 种方案中风电机组和总负荷波动率取 15%,鲁棒系数分别取 12 和 8。各机组调度结果如图 7 ~ 图 9 所示。

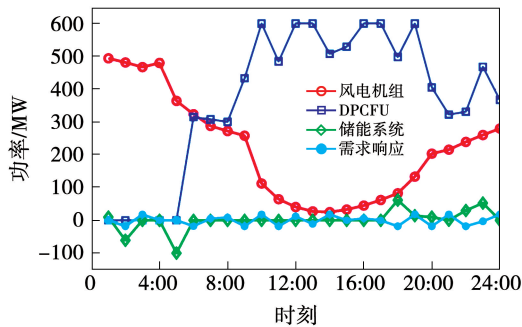


图 7 案例 1 中各机组出力

Fig. 7 Output of each unit in case 1

由图 7 可知,当 DPCFU 无法进行深度调峰时,为更大程度消纳风电功率,DPCFU 只能采取停机措施,通过储能系统和需求响应进行灵活性调节。此时,风电并网电量为 5 251 MW·h,DPCFU 总发电量为 8 868 MW·h,储能系统剩余电量为 17.38 MW·h,需求响应电量和为 278.75 MW·h,风电机组弃风电量为 662 MW·h,案例 1 的虚拟电厂总收益为 88.38 万元。

由图 8 可知,虚拟电厂在一个调度周期内,风电机组并网电量比较理想,总并网电量达到了 5 098 MW·h,DPCFU 总发电量为 8 917 MW·h,储能系统剩余电量为 115.56 MW·h,需求响应电量和为 208.52 MW·h,风电机组弃风量为 815 MW·h,案例 2 的虚拟电厂总收益为 105.85 万元。

由图 9 可知,DPCFU 不再进行启停,风电消纳量降低,储能系统充电电量增加。其中,风电并网电量为 4 580 MW·h,DPCFU 总发电量为 9 911 MW·h,储能系统剩余电量为 343.97 MW·h,需求响应电量和为 272.35 MW·h,风电机组弃风量为 1 332 MW·h,案例 3 的虚拟电厂总收益为 86.22 万元。

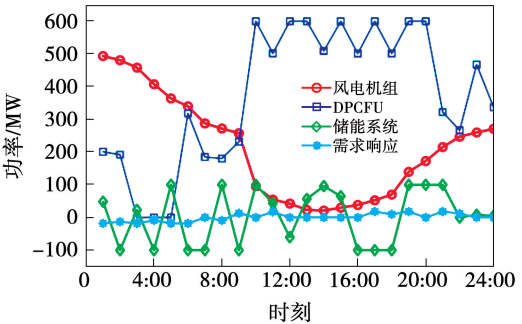


图 8 案例 2 中各机组出力

Fig. 8 Output of each unit in case 2

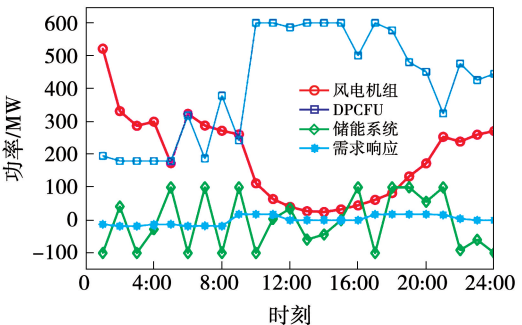


图 9 案例 3 中各机组出力

Fig. 9 Output of each unit in case 3

将图 8 与图 7 进行对比,结合图 4 可知,图 8 中的收益增加了 17.42 万元,储能剩余电量增加了 98.18 MW·h,需求响应电量和减少了 70.23 MW·h。因此,当虚拟电厂所聚合 DPCFU 参与深度调峰时,不仅极大提高了收益性,同时还减少了对储能系统和需求响应电量的调用,整体上提高了调度的灵活性,而减少需求响应电量的调度一定程度上降低了需求

响应所带来的不确定性,增加了系统的稳定性。因此,DPCFU 参与深度调峰时,不仅可以为其带来可观的收益,还能增加虚拟电厂的稳定性和灵活性。

结合图 4、图 8 和图 9,基于上述分析,图 9 中的收益减少了 19.63 万元,风电并网电量减少了 518 MW·h,弃风量增加了 517 MW·h,DPCFU 总发电量提高了 994 MW·h。因此,如果不进行启停会导致 DPCFU 持续发电,其他能源的利用率降低,尤其是风电利用率过低,风电并网电量大幅减少,导致弃风电量增加,进而弃风惩罚增加,收益降低。

通过以上对比可以得出,当 DPCFU 参与深度调峰和启停调峰时,能够提高虚拟电厂的经济性和稳定性,实现虚拟电厂经济稳定的运行。

图 10 为 3 种案例购买/售卖电量,其中,负值代表购买电量,正值代表售卖电量。

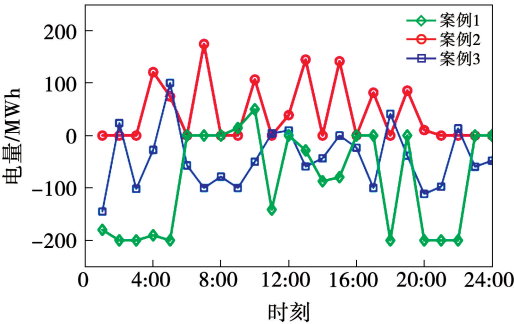


图 10 3 种案例购买/售卖电量

Fig. 10 Purchased and sold electricity for three cases

由图 10 可知,案例 1 由于 DPCFU 只参与常规调峰,VPP 中灵活性资源很弱,为规避风险,VPP 选择购买电量进而减少机组调度。案例 3 中,DPCFU 采用不启停策略,VPP 更倾向于使 DPCFU 运行于较低负荷,尽量减少风电和负荷不确定性带来的影响。案例 2 中深度调峰机组的加入使得 VPP 的灵活性很强,也将不断通过售卖电量获取收益。

3.2.2 优化模型比较和分析

鲁棒系数的取值决定 VPP 承担风险的大小,为进一步说明鲁棒系数对虚拟电厂优化调度的影响,对 3 组鲁棒系数取值进行分析,结果如表 2 所示。由表 2 可知,当风电和负荷的鲁棒系数取值都为 0 时,即为确定性优化问题,VPP 取得的收益最大,为 186.51 万元;随着鲁棒系数的增加,VPP 内部资源调度发生变化,收益不断降低,当风电和负荷的鲁棒

系数取值都为 12 时,收益为 186.51 万元,降低了 85.60 万元;继续增加鲁棒系数,当把风电的鲁棒系数提高到 24 时,收益为 96.47 万元,降低了 90.04 万元。

表 2 鲁棒系数不同时 VPP 收益

Tab.2 VPP gains with different robustness coefficients

鲁棒系数	收益/万元
$\Gamma_{wt} = 0, \Gamma_{load} = 0$	186.51
$\Gamma_{wt} = 12, \Gamma_{load} = 12$	100.91
$\Gamma_{wt} = 24, \Gamma_{load} = 12$	96.47

对比上述案例 2,当负荷鲁棒系数从 8 变为 12 时,收益降低 4.94 万元,可见为了降低风险,VPP 会付出较大经济损失。当 $\Gamma_{wt} = 24, \Gamma_{load} = 12$ 时,内部资源调度结果如图 11 所示。当鲁棒系数较大时,VPP 内部资源调度更为保守,发电单元更多被运行在边界,为维持供需平衡和运行安全,VPP 倾向于购买和售卖电量,如图 12 所示。

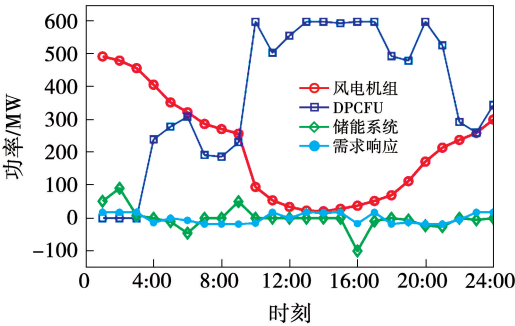


图 11 各机组出力信息

Fig. 11 Output information of each unit

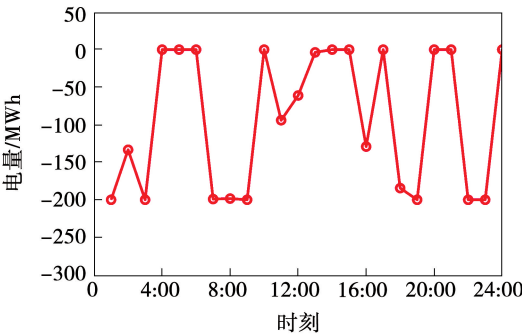


图 12 购买及售卖电量信息

Fig. 12 Purchased and sold electricity information

由图 12 可知,当系统不确定性逐渐增加,控制

平台更偏向于购买电量以补偿风电和光伏机组等产生的影响,进而增加整个系统的稳定性。此外,结合图 8、图 11 和图 12 可以看出,随着鲁棒系数的不断增加,控制平台对 VPP 的运行稳定性要求变高,风电出力不断接近波动范围的下限值,并网电量逐渐降低,DPCFU 并网电量增加,提高了供电可靠性,收益逐渐降低。储能系统调度尽可能为风电机组提供消纳空间,但为降低成本,储能系统充放电电量也将降低。同时随着负荷不断接近波动范围的上限值,VPP 更倾向于向电网购电,并放弃向电网售电,增加供电安全性。

综上所述,提高鲁棒系数会使 VPP 的稳定性提高,经济性下降。因此在实际虚拟电厂运行中可根据需要选择合适的鲁棒系数,生成相应的调度方案,兼顾稳定性和经济性,实现虚拟电厂的经济稳定运行。

4 结 论

所研究虚拟电厂聚合了包括风电、DPCFU、储能及工业负荷,提出基于两阶段鲁棒优化的双层调度策略,通过仿真分析得到如下结论:

(1) 虚拟电厂聚合可深度调峰的 DPCFU 后,极大增加了收益,相比于只参与常规调峰机组的虚拟电厂增加 17.42 万元,同时也达成了多能源互补的目标,使虚拟电厂以较小的运行风险获取较大的利益。

(2) 当系统考虑风电和负荷不确定性时,虚拟电厂控制平台会降低风电出力比例和增加负荷以减小虚拟电厂运行风险,当鲁棒系数分别为 24 和 12 时,收益降低 90.04 万元。本文提出的双层控制策略在获取收益最大的基础上最小化运行成本,同时可以根据不同的鲁棒系数提供不一样的调度方案。

(3) 以往研究中,仅仅依靠储能系统为虚拟电厂提供灵活性和保障风电消纳空间,本研究中加入可深度调峰的 DPCFU,通过仿真分析,验证了此种聚合方式的有效性,同时增加了系统稳定性和收益。

参考文献:

[1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报,2018,38(7):1893 -

1904,2205.
ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893 - 1904, 2205.
[2] 舒印彪,谢典,赵良,等. 碳中和目标下我国再电气化研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(3): 195 - 204.
SHU Yinbiao, XIE Dian, ZHAO Liang, et al. Re-electrification in China under the carbon neutrality goal[J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(3): 195 - 204.
[3] 刘红岩,李明扬,梁钰,等. 计及风火系统聚合特性的虚拟电厂经济调度研究[J]. 热能动力工程, 2017, 32(12): 61 - 65, 139.
LIU Hongyan, LI Mingyang, LIANG Yu, et al. Economic dispatch of wind-thermal power system by using aggregated output characteristics of virtual power plants[J]. Journal of Engineering for Thermal Enlarge and Power, 2017, 32(12): 61 - 65, 139.
[4] 谭忠富,王冠然. 新型电力系统下虚拟电厂技术应用与发展建议[J]. 华北电力大学学报(社会科学版), 2023(4): 29 - 39.
TAN Zhongfu, WANG Guanran. Application and development suggestions for virtual power plant technology under the construction of new power system[J]. Journal of North China Electric Power University (Social Sciences), 2023(4): 29 - 39.
[5] 刘吉臻,李明扬,房方,等. 虚拟发电厂研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29): 5103 - 5111.
LIU Jizhen, LI Mingyang, FANG Fang, et al. Review on virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5103 - 5111.
[6] 李嘉森,王进,杨蒙,等. 基于随机优化的虚拟电厂热电联合经济优化调度[J]. 太阳能学报, 2023, 44(9): 57 - 65.
LI Jiasen, WANG Jin, YANG Meng, et al. Combined heat and power economic optimal dispatching in virtual power plant based on stochastic optimization[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2023, 44(9): 57 - 65.
[7] 王文悦,刘海涛,季宇. 虚拟电厂可调空间统一建模及其参与调峰市场的优化运行策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(18): 74 - 82.
WANG Wenyue, LIU Haitao, JI Yu. Unified modeling for adjustable space of virtual power plant and its optimal operation strategy for participating in peak-shaving market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(18): 74 - 82.
[8] 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.

[9] 李文竹,杨 勇,周治伊,等. 基于双层合作博弈的虚拟电厂滚动优化调度研究[J]. 热能动力工程,2023,38(4):163-171.
LI Wenzhu, YANG Yong, ZHOU Zhiyi, et al. Research on rolling optimal scheduling of virtual power plant based on two-layer cooperative game[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2023,38(4):163-171.

[10] RAHIMI M, ARDAKANI F J, ARDAKANI A J. Optimal stochastic scheduling of electrical and thermal renewable and non-renewable resources in virtual power plant[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,2021,127(10):65-68.

[11] ZHANG Y F, LIU F, WANG Z J, et al. Robust scheduling of virtual power plant under exogenous and endogenous uncertainties[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2022, 37(2):1311-1325.

[12] DOLATABADI A, MOHAMMADI-LVATLOO B. Stochastic risk-constrained scheduling of smart energy hub in the presence of wind power and demand response[J]. Applied Thermal Engineering,2017,123(2):40-49.

[13] 程雪婷,暴悦爽,金玉龙,等. 考虑新能源出力不确定性风险的虚拟电厂双层调度策略[J]. 现代电力,2023,40(6):967-975.
CHENG Xueting, BAO Yueshuang, JING Yulong, et al. Bi-level scheduling strategy for virtual power plants considering the risk of new energy output uncertainty[J]. Modern Electric Power,2023,40(6):967-975.

[14] 赵冬梅,殷加玦. 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.

[15] LIU Z X, YE X, QIAO Y, et al. Initial exploration of wind farm cluster hierarchical coordinated dispatch based on virtual power generator concept[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems,2015,1(2):62-67.

[16] DOLATABADI A, MOHAMMADI-LVATLOO B. Stochastic risk-constrained scheduling of smart energy hub in the presence of wind power and demand response[J]. Applied Thermal Engineering,2017,12(3):40-49.

[17] KONG X Y, JIA X, LIU D H, et al. Robust stochastic optimal dispatching method of multi-energy virtual power plant considering multiple uncertainties[J]. Applied Energy,2020,279(1):115707.

[18] FANG F, YU S Y, XIN X L. Data-driven-based stochastic robust optimization for a virtual power plant with multiple uncertainties[J]. IEEE Transaction on Power Systems,2022,37(1):456-466.

[19] SUN G Q, YUAN Z, GENG T X, et al. Robust stochastic optimal dispatching of virtual power plant containing plug-in electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(6):44-50.

[20] 肖 白,黄钰茹,姜 卓,等. 数据匮乏场景下采用生成对抗网络的空间负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(24):7990-8001.
XIAO Bai, HUANG Yuru, JIANG Zhuo, et al. The method of spatial load forecasting based on the generative adversarial network for data scarcity scenarios[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(24):7990-8001.

[21] 董骁翀,孙英云,蒲天骄. 基于条件生成对抗网络的可再生能源日前场景生成方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(17):5527-5535.
DONG Xiaochong, SUN Yingyun, PU Tianjiao. Day-ahead scenario generation of renewable energy based on conditional GAN[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(17):5527-5535.

[22] 宋嘉启,杨永标,徐青山,等. 多虚拟电厂参与日前电力市场的鲁棒竞标博弈方法[J]. 电力自动化设备,2023,43(5):77-85.
SONG Jiaqi, YANG Yongbiao, XU Qingshan, et al. Robust bidding game approach for multiple virtual power plants participating in day-ahead electricity market[J]. Electric Power Automation Equipment,2023,43(5):77-85.

(姜雪梅 编辑)