

基于条件风险价值风险控制的多电源 虚拟电厂机组动态聚合优化模型

刘国新,吴杰康,蔡志宏,王瑞东,蔡锦健,张宏业
(广东工业大学自动化学院,广东 广州 510006)

摘要:虚拟电厂存在源荷不确定性的问题会导致虚拟电厂在获取收益同时也要面对一定的风险损失。针对此问题,提出在日前从现有的多电源机组中选择可调容量合适的机组组建虚拟电厂,就能有效规避风险损失,使虚拟电厂的收益最大化。文中采用条件风险价值作为风险度量的指标,以运行收益最大化和风险损失最小化为优化目标,建立基于条件风险价值点(CVaR)风险控制的多电源虚拟电厂机组动态聚合优化模型。首先,采用场景技术来模拟虚拟电厂中源荷的不确定性;然后,在此基础上研究了虚拟电厂管理者的风险偏好对虚拟电厂机组选择的影响,以及环境惩罚成本和购电电价对虚拟电厂机组选择的影响;最后,通过算例仿真验证了该模型的正确性。结果表明,当虚拟电厂管理者选择合适的风险偏好时,虚拟电厂机组的动态聚合模型可有效降低虚拟电厂的风险损失以及提高虚拟电厂供能的稳定性。

关键词:虚拟电厂;多电源机组;动态聚合;条件风险价值;风险偏好;风险损失

中图分类号:TM 73 文献标志码:A 文章编号:1003-6954(2022)03-0008-08

DOI:10.16527/j.issn.1003-6954.20220302

Dynamic Aggregation Optimization Model for Multi-source Units of VPP Based on CVaR Risk Control

LIU Guoxin, WU Jiekang, CAI Zhihong, WANG Ruidong, CAI Jinjian, ZHANG Hongye

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, Guangdong, China)

Abstract: Virtual power plant(VPP) has the problem of generation and load uncertainty, which will lead to VPP facing risk loss while gaining profit. To solve this problem, VPP can be set up by selecting units with suitable adjustable capacity from the existing multi-source units in day-ahead, so as to effectively avoid the risk loss and maximize the revenue of VPP. In this study, conditional value-at-risk(CVaR) is used as the index of risk measurement, and the optimization goal is to maximize the operating revenue and minimize the risk loss. The dynamic aggregation optimization model of multi-source units is established based on CVaR risk control. Firstly, scenario technology is used to simulate the uncertainty of generation and load in VPP. Then, the influence of risk preference of VPP manager, environmental penalty cost and purchasing electricity price on the units selection of VPP is studied. Finally, a simulation example is given to verify the correctness of the proposed model. The result shows that the dynamic aggregation model can effectively reduce the risk loss of VPP and improve the power supply stability of VPP when the VPP manager chooses the appropriate risk preference.

Key words: virtual power plant; multi-source units; dynamic aggregation; conditional value-at-risk; risk preference; risk loss

0 引言

近年来,中国风光装机容量不断增加,但因其具

有单机容量小、地域分散、并网具有较大的随机性和波动性的特性,大规模接入会给电网的可靠性带来巨大的挑战^[1]。为了有效解决利用可再生能源所带来的威胁,虚拟电厂(virtual power plant, VPP)应运而生。VPP是通过将各种分布式电源、储能系统以及可控负荷聚合成一个主体来参与电力市场运

营^[2],缓解了可再生能源接入电网造成波动的同时,还增加了 VPP 各组成部分的经济效益。

为了应对可再生能源的高渗透率,VPP 中需要配置足够的储能系统、微燃机等设备,才能有效缓解由于可再生能源的随机性所带来的威胁。所以需要 VPP 的机组配置进行深入研究,而在 VPP 的配置方面已有许多优秀的成果。有研究基于投资组合理论,充分考虑了可再生能源所存在的不确定性,以此来对 VPP 中的电源容量进行优化配置^[3];有研究针对 VPP 中含有大规模分布式光伏的场景,综合考虑 VPP 在电能质量、削峰填谷以及储能侧需求响应 3 个方面的作用,来寻找储能容量最优配置方案^[4];有研究利用条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)来进行风险度量,建立了一种基于投资组合理论和计及风险量度的 VPP 容量优化配置模型^[5];还有研究针对可调资源的动态特性,建立了基于条件风险价值的 VPP 多级优化配置模型,分别从可调资源灵活性、聚合调节特性以及优化目标三方面入手^[6]。上述 VPP 优化配置的研究都是基于能源设备的建设来展开的,近年来,中国在供给侧出现了电源规模过剩的问题^[7],即在同一地区有多个同类型的电力企业存在。在这种情况下,虚拟电厂的配置就没有必要从无到有进行建设,而是在现有电力企业中寻找最优的机组成员。所以,下面研究的重点内容是如何在现有的电力企业基础上,以一天为周期,通过租赁设备的方式,组建虚拟电厂,获取收益。

由于可再生能源出力的不确定性将会导致出力偏差,进而导致风险损失,为了减少风险损失,增大收益,需要对风险进行度量。有文献建立了多虚拟电厂优化调度模型,借助均值-方差理论,提出利润函数的风险刻画,准确描述不确定性的影响^[8]。但传统的均值-方差模型在风险度量方面具有局限性,为了克服该局限性,有研究利用最差情境下的 CVaR 方法构建了运行成本、售电收益和交互收益在内的虚拟电厂能量市场的收益-风险模型^[9];也有研究引入 CVaR 理论量化和置信度方法,转化目标函数和约束条件中的随机变量,建立随机调度优化模型^[10]。CVaR 模型能够充分反映决策结果的潜在损失,而且决策收益是否符合对称分布并不会影响模型对风险的度量^[11],凭借该优势,CVaR 在电力系统风险管理方面已成为一种有效的风险度量方式。

针对上述问题,下面提出一种基于 CVaR 理论的虚拟电厂多电源动态聚合模型。首先,使用 CVaR 对风险进行度量;其次,用风险偏好系数来模拟虚拟电厂管理者对风险的厌恶程度;然后,用场景集的方法模拟风、光、负荷的不确定性;最后,在已有的机组中选择最适合的机组组成虚拟电厂来获取较高的收益。在优化过程中还考虑了虚拟电厂对环境保护的作用,以及购电电价的变化对虚拟电厂机组选择的影响,并给出了算例进行验证。

1 VPP 机组的 CVaR 风险控制原理

风速、光照强度以及负荷都存在不确定性,会给 VPP 的机组选择带来风险损失,所以需要对风险进行度量,以求减少风险损失。风险价值(value-at-risk, VaR)和 CVaR 是当前常用的风险管理方法,可以有效弥补均值-方差这种传统方法在进行风险度量时的局限性。风险价值的计算方法有随机模拟法和历史数据模拟法等^[12],由于风速、光照强度以及负荷的概率分布难以准确获得,所以采用历史数据模拟法来计算风险价值。

采用场景集的方法将随机性优化问题转化为确定性优化问题处理^[13]。考虑风速、光照强度以及负荷的场景集为 $w = \{q(w_x), x=1, \dots, n_{wpp}\}$ 、 $p = \{q(p_c), c=1, \dots, n_{pv}\}$ 、 $l = \{q(l_v), v=1, \dots, n_{load}\}$,其中: $q(w_x)$ 、 $q(p_c)$ 、 $q(l_v)$ 分别为风速场景 w_x 、光照强度场景 p_c 、负荷场景 l_v 的发生概率; n_{wpp} 、 n_{pv} 、 n_{load} 分别为对应场景中各场景的个数。

选用 CVaR 作为风险指标,对 CVaR 理论的介绍如下:

假设 VPP 的损失函数为 $f(G, y)$,取 VPP 收益的负值,则损失函数 $f(G, y)$ 不大于边界值 α 的分布函数为

$$\psi(G, \alpha) = \int_{f(G, y) \leq \alpha} p(y) dy \quad (1)$$

式中: y 为随机向量, $y = [g_{wpp} \ g_{pv} \ g_l]$,风速 g_{wpp} 、光照强度 g_{pv} 、负荷 g_l 为随机变量; $p(y)$ 为 y 的联合概率密度函数; G 为决策向量, $G = [g_{VPP,1} \ g_{VPP,2} \ \dots \ g_{VPP,m} \ \dots \ g_{VPP,M}]$, $g_{VPP,m}$ 为模型中的第 m 个决策变量,共有 M 个决策变量; $\psi(G, \alpha)$ 为决策向量 G 的累计损失分布函数,且 $\psi(G, \alpha)$ 是关于 α 右连续和非递减的函数^[14]; α 为

虚拟电厂某种机组组合运行损失的临界值,用以判断虚拟电厂整体风险状况。

对于给定的置信度 β , VaR、CVaR 的计算公式为:

$$V_{\text{VaR},\beta}(G) = \min\{\alpha \in R; \psi(G, \alpha) \geq \beta\} \quad (2)$$

$$V_{\text{CVaR},\beta}(G) = \frac{1}{1-\beta} \cdot \int_{f(G,y) \geq V_{\text{VaR},\beta}(G)} f(G,y) p(y) dy \quad (3)$$

式中: β 、 $V_{\text{VaR},\beta}(G)$ 、 $V_{\text{CVaR},\beta}(G)$ 分别为虚拟电厂某种机组组合运行的置信度、VaR 值、CVaR 值。

VaR 值可以在特定的置信度下估计 VPP 某种机组组合的最大可能风险损失,但是不能考虑“尾部风险”^[15]而导致风险损失被低估,而 CVaR 值可以克服这个问题,所以 $V_{\text{CVaR},\beta}(G)$ 估计的风险损失大于 $V_{\text{VaR},\beta}(G)$ 估计的风险损失。 $V_{\text{VaR},\beta}(G)$ 的解析表达式很难直接得到,因此推导出变换函数 $F_{\beta}(G, \alpha)$ 替换 $V_{\text{CVaR},\beta}(G)$ 计算 CVaR 值^[15]。

$$F_{\beta}(G, \alpha) = \alpha + \frac{1}{1-\beta} \int [f(G, y) - \alpha]^+ p(y) dy \quad (4)$$

式中, $[f(G, y) - \alpha]^+$ 表示 $\max\{[f(G, y) - \alpha], 0\}$ 。

式(4)难以直接求解,通常会采用随机向量 y 的历史样本数据,或者通过拉丁超立方抽样模拟样本数据来估计公式(4)的积分项。假设 y_1, y_2, \dots, y_N 为随机向量 y 的 N 个样本值,则式(4)可以变为式(5)。

$$\hat{F}_{\beta}(G, \alpha) = \alpha + \frac{1}{N(1-\beta)} \sum_{n=1}^N [f(G, y_n) - \alpha]^+ \quad (5)$$

式中: $\hat{F}_{\beta}(G, \alpha)$ 为 $F_{\beta}(G, \alpha)$ 的估计值; y_n 为 y 的第 n 个样本,一共有 N 个样本。

2 VPP 机组动态聚合优化模型

VPP 中存在多种电源机组,如风电机组、光伏机组、微燃机、储能系统等。可再生能源机组的出力受环境影响,存在不确定性。VPP 管理者需对风险进行评估,在众多机组中选择最能创造价值的机组,使 VPP 的运行收益最高,所面临的风险损失最低。在选择过程中需要充分考虑常规电源与可再生能源的协同运行问题。假设只考虑一个 VPP 的动态聚合,而 VPP 可选择的机组只有风电机组、光伏机组、微燃机、储能系统。

2.1 VPP 的机组与功效

1) 风电机组

自然风风速的不确定性导致了风电机组输出功率的不确定性,风电机组的输出功率为^[16]

$$P_{\text{WPP}}(t) = \begin{cases} 0, & 0 < v_t < v_{\text{in}} \cup v_t > v_{\text{out}} \\ (v_t - v_{\text{in}})(v_r - v_{\text{in}})g_r, & v_{\text{in}} \leq v_t \leq v_r \\ g_r, & v_r \leq v_t \leq v_{\text{out}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $P_{\text{WPP}}(t)$ 为风电机组在 t 时刻的输出功率; v_t 为在 t 时刻的自然风风速; v_{in} 、 v_{out} 分别为切入风速与切出风速; v_r 为额定风速; g_r 为额定输出功率。

2) 光伏机组

光照强度的不确定性导致了光伏机组输出功率的不确定性,光伏机组的输出功率为^[17]

$$P_{\text{PV}}(t) = \eta_{\text{PV}} S_{\text{PV}} \theta_t \quad (7)$$

式中: $P_{\text{PV}}(t)$ 为光伏机组在 t 时刻的输出功率; η_{PV} 为光伏板的光电转换效率; S_{PV} 为光伏板的面积; θ_t 为在 t 时刻的光照强度。

3) 微燃机

在 VPP 中通常会配置微燃机来平抑可再生能源出力的波动性,从而对外输出稳定的电能,和常规电厂行使一样的职能。

4) 储能系统

储能系统也能够平抑可再生能源出力的波动性,只是受价格的限制,不能替代微燃机在 VPP 中的作用。储能系统还能起到削峰填谷的作用,使 VPP 获得更高的收益。

2.2 VPP 的运行收益与成本

1) 虚拟电厂的购售电收益

$$F_1 = \sum_t [\lambda_s(t) P_{\text{VPP},s}(t) - \lambda_b(t) P_{\text{VPP},b}(t)] \quad (8)$$

式中: $P_{\text{VPP},s}(t)$ 、 $P_{\text{VPP},b}(t)$ 分别为虚拟电厂在 t 时刻向电力负荷售电量和向电网购电量; $\lambda_s(t)$ 、 $\lambda_b(t)$ 分别为虚拟电厂在 t 时刻售电价格和购电价格。

2) 虚拟电厂的环境惩罚成本

$$F_2 = \sum_t \sum_k \sum_f x_{\text{MT},k} m_k(f) [V_k(f) + Y_k(f)] P_{\text{MT},k}(t) \quad (9)$$

式中: $x_{\text{MT},k}$ 为微燃机组 k 的 0/1 变量,该机组被虚拟电厂租赁取值为 1,该机组未被虚拟电厂租赁取值为 0; $P_{\text{MT},k}(t)$ 为微燃机组 k 在 t 时刻的功率; f 为微燃机排放污染物的种类; $m_k(f)$ 、 $V_k(f)$ 、 $Y_k(f)$ 分别为微燃机组 k 的第 f 种污染物的排放量、环境价值、罚

款数量级。

3) 虚拟电厂弃风弃光的惩罚成本

$$F_3 = \sum_t \lambda_s(t) P_{\text{curt}}(t) \quad (10)$$

式中: $P_{\text{curt}}(t)$ 为虚拟电厂在 t 时刻弃风弃光的功率; $\lambda_s(t)$ 为虚拟电厂在 t 时刻弃风弃光的惩罚成本,即虚拟电厂在 t 时刻的购电价格。

4) 虚拟电厂所选机组的租赁成本

$$F_4 = \sum_t \left\{ \sum_i x_{\text{PV},i} P_{\text{PV},i}(t) C_{\text{PV},i} + P_{\text{IL}}(t) C_{\text{IL}} + \sum_j x_{\text{WPP},j} P_{\text{WPP},j}(t) C_{\text{WPP},j} + \sum_k x_{\text{MT},k} P_{\text{MT},k}(t) \cdot C_{\text{MT},k} + \sum_e x_{\text{ESS},e} [P_{\text{ESS},e,c}(t) + P_{\text{ESS},e,d}(t)] C_{\text{ESS},e} \right\} \quad (11)$$

式中: $x_{\text{PV},i}$ 、 $x_{\text{WPP},j}$ 、 $x_{\text{MT},k}$ 、 $x_{\text{ESS},e}$ 分别为光伏机组 i 、风电机组 j 、微燃机组 k 、第 e 台储能系统的 0/1 变量,该机组被虚拟电厂租赁取值为 1,该机组未被虚拟电厂租赁取值为 0; $P_{\text{ESS},e,c}(t)$ 、 $P_{\text{ESS},e,d}(t)$ 分别为第 e 台储能系统在 t 时刻的充电、放电功率; $P_{\text{IL}}(t)$ 为虚拟电厂中可中断负荷在 t 时刻的功率; $C_{\text{PV},i}$ 、 $C_{\text{WPP},j}$ 、 $C_{\text{MT},k}$ 、 $C_{\text{ESS},e}$ 分别为光伏机组 i 、风电机组 j 、微燃机组 k 、第 e 台储能系统的单位输出功率的租赁费用; C_{IL} 为可中断负荷单位电量的补偿成本。

5) 虚拟电厂所选机组的运行维护成本

$$F_5 = \sum_t \left\{ \sum_k x_{\text{MT},k} P_{\text{MT},k}(t) C_{\text{MT},k,\text{op}} + \sum_{e=1} x_{\text{ESS},e} \cdot [P_{\text{ESS},e,c}(t) + P_{\text{ESS},e,d}(t)] C_{\text{ESS},e,\text{op}} \right\} \quad (12)$$

式中, $C_{\text{MT},k,\text{op}}$ 、 $C_{\text{ESS},e,\text{op}}$ 分别为微燃机组 k 、第 e 台储能系统的单位输出功率的运行费用。

6) 虚拟电厂的 CVaR

$$F_6 = \alpha + \frac{1}{N(1-\beta)} \sum_{n=1}^N R_n \quad (13)$$

式中: α 为 VaR 的边界值; β 为预先设定的置信度^[10],取 0.9; R_n 为虚拟变量, $R_n = [f(G, y_n) - \alpha]^+$ 为超过 VaR 的损失,损失函数 $f(G, y)$ 取 VPP 收益的负值。

综上所述,考虑 CVaR 的虚拟电厂多电源机组动态聚合模型的目标函数包含 2 个部分,第 1 部分为虚拟电厂的运行收益,第 2 部分为 CVaR 与权重系数的乘积。

$$\text{Max} F = \sum_{n=1}^N \gamma_n (F_{1,n} - F_{2,n} - F_{3,n} - F_{4,n} - F_{5,n}) + L F_6 \quad (14)$$

式中: γ_n 为场景 n 的发生概率; L 为权重系数,表示

VPP 管理者的风险偏好, $L \geq 0$ 。当 L 取较小的值时,管理者的选择比较激进,希望获取较高的收益,但同时会面对较大的风险损失;当 L 取较大的值时,管理者选择比较保守,获取的收益较低,但同时会面对的风险损失较小。VPP 的运行约束条件为:

① 微燃机运行约束

$$P_{\text{MT},k,\text{min}} \leq P_{\text{MT},k}(t) \leq P_{\text{MT},k,\text{max}} \quad (15)$$

$$R_{\text{MT}}^- \leq P_{\text{MT},k}(t) - P_{\text{MT},k}(t-1) \leq R_{\text{MT}}^+ \quad (16)$$

式中: $P_{\text{MT},k}(t)$ 、 $P_{\text{MT},k}(t-1)$ 分别为微燃机组 k 在 t 时刻、 $t-1$ 时刻的功率; $P_{\text{MT},k,\text{min}}$ 、 $P_{\text{MT},k,\text{max}}$ 分别为微燃机组 k 的最小、最大输出功率; R_{MT}^- 、 R_{MT}^+ 分别为微燃机组 k 的向下、向上爬坡功率。

② 储能系统的荷电状态和充、放电约束

$$S_e(t) = S_e(t-1) + \eta_c P_{\text{ESS},e,c}(t) - \frac{P_{\text{ESS},e,d}(t)}{\eta_d} \quad (17)$$

$$(1 - C_D) S_{e,\text{max}} \leq S_e(t) \leq S_{e,\text{max}} \quad (18)$$

$$0 \leq P_{\text{ESS},e,c}(t) \leq u_c(t) P_{\text{ESS},e,c,\text{max}} \quad (19)$$

$$0 \leq P_{\text{ESS},e,d}(t) \leq u_d(t) P_{\text{ESS},e,d,\text{max}} \quad (20)$$

$$u_c(t) + u_d(t) \leq 1 \quad (21)$$

式中: $S_e(t)$ 、 $S_e(t-1)$ 分别为第 e 台储能系统在 t 时刻、 $t-1$ 时刻的荷电状态; $S_{e,\text{max}}$ 为第 e 台储能系统荷电状态的上限值; C_D 为储能系统的最大放电深度; $P_{\text{ESS},e,c}(t)$ 、 $P_{\text{ESS},e,d}(t)$ 分别为第 e 台储能系统在 t 时刻的充电、放电功率; $P_{\text{ESS},e,c,\text{max}}$ 、 $P_{\text{ESS},e,d,\text{max}}$ 分别为第 e 台储能系统的最大允许充电、最大允许放电功率; η_c 、 η_d 分别为储能系统的充电、放电效率系数; $u_c(t)$ 、 $u_d(t)$ 分别为储能系统在 t 时刻是否处于充电、放电的状态值,是则取 1,否则取 0,两者不可以同时为 1。

③ 可中断负荷约束

$$0 \leq P_{\text{IL}}(t) \leq k_{\text{IL}} P_L(t) \quad (22)$$

式中: P_L 为虚拟电厂中的电力负荷; k_{IL} 为虚拟电厂中电力负荷中的可中断负荷的比例系数。

④ 功率平衡约束

$$\sum_i x_{\text{PV},i} P_{\text{PV},i}(t) + \sum_j x_{\text{WPP},j} P_{\text{WPP},j}(t) + P_{\text{IL}}(t) + \sum_e x_{\text{ESS},e} P_{\text{ESS},e,d}(t) + P_{\text{VPP},b}(t) + \sum_k x_{\text{MT},k} P_{\text{MT},k}(t) = P_{\text{VPP},s}(t) + \sum_e x_{\text{ESS},e} P_{\text{ESS},e,c}(t) + P_L(t) + P_{\text{curt}}(t) \quad (23)$$

⑤ 备用容量约束

为了克服运行优化过程中不确定因素的影响,

需预先设置备用容量约束,具体的约束公式为:

$$\sum_k x_{MT,k} [P_{MT,k,max} - P_{MT,k}(t)] + P_{IL}(t) + \sum_e x_{ESS,e} [P_{ESS,e,d,max} - P_{ESS,e,d}(t)] \geq R^+(t) \quad (24)$$

$$\sum_k x_{MT,k} [P_{MT,k}(t) - P_{MT,k,min}] + \sum_{e=1} x_{ESS,e} \cdot [P_{ESS,e,c,max} - P_{ESS,e,c}(t)] \geq R^-(t) \quad (25)$$

式中: $R^+(t)$ 为 VPP 在 t 时刻所需要的上旋转备用容量; $R^-(t)$ 为 VPP 在 t 时刻所需要的下旋转备用容量。

⑥ CVaR 风险约束

为了方便求解,将虚拟变量 R_n 进行松弛处理。

$$R_n \geq 0 \quad (26)$$

$$R_n \geq - (F_1 - F_2 - F_3 - F_4 - F_5) - \alpha \quad (27)$$

3 算例仿真与分析

3.1 模型参数及求解方法

虚拟电厂动态聚合模型的原理如图 1 所示。为验证所建模型的可行性,设定 VPP 的机组选择有 4 台微燃机、4 台风电机组、4 台光伏机组、4 台储能系统。每台机组的额定容量如表 1 所示。表 2 列出了微燃机污染物排放量、环境价值以及惩罚数量级^[18]。VPP 的购售电价格如图 2 所示。算例选取过去夏季典型日的风速、光照强度、负荷历史数据,采用拉丁超立方抽样,分别从根据历史数据随机生成的 5000 个场景中抽取最有可能发生的 2 个场景,作为风速、光照强度、负荷场景集 w 、 p 、 l 里的不同场景,即 $n_{wpp} = n_{pv} = n_{load} = 2$,各场景的发生概率为 0.50。分别对这 3 个场景集中的 2 个场景依次进行排列组合,则总场景数为 $n_{wpp}n_{pv}n_{load} = 8$ 个,通过场景来模拟 VPP 中可再生能源出力与负荷的不确定性。所研究的各机组租赁成本、运行成本等其他参数可参考文献[19-20],这里不再赘述。

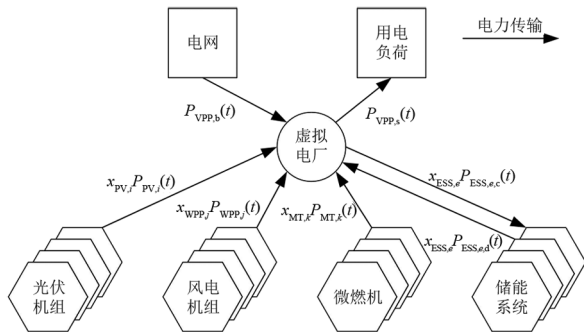


图 1 虚拟电厂动态聚合原理

表 1 VPP 中机组额定容量数据 单位: MWh

机组	额定容量	机组	额定容量
微燃机 M1	1.58	光伏 P1	0.14
微燃机 M2	0.40	光伏 P2	0.27
微燃机 M3	0.79	光伏 P3	0.40
微燃机 M4	1.32	光伏 P4	0.53
风电 W1	0.27	储能 E1	0.20
风电 W2	0.53	储能 E2	0.14
风电 W3	1.32	储能 E3	0.53
风电 W4	0.40	储能 E4	0.27

表 2 微燃机发电污染物数据

污染物	排放量/ (kg · (MWh) ⁻¹)	环境价值/ (元 · kg ⁻¹)	惩罚数量级/ (元 · kg ⁻¹)
NO _x	4.331	0.487 5	0.650 0
CO ₂	232.040	0.650 0	0.162 5
CO	2.320	0.001 8	0.000 8
SO ₂	0.464	0.081 3	0.013 0

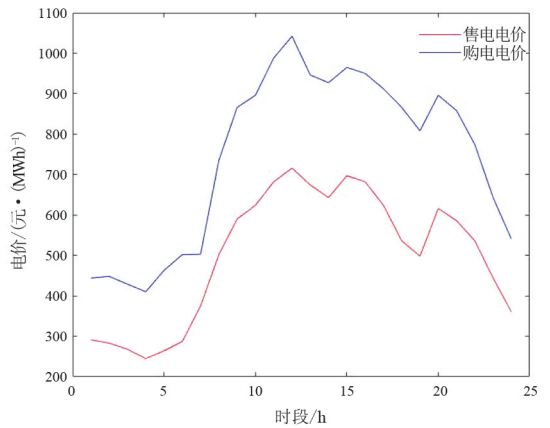


图 2 虚拟电厂购售电价

所建立的优化模型为典型的混合整数线性规划问题,可以在 GAMS 平台上 GUROBI 求解器进行求解。

3.2 算例结果与分析

3.2.1 风险系数对机组组合策略的影响

VPP 管理者选择不同的风险偏好系数, VPP 的机组组合优化结果如表 3 所示。可以明显看出,随着风险偏好系数 L 的不断增大,即 VPP 的管理者对风险的厌恶程度不断增加,则 VPP 的机组组合规划越来越偏向于保守,所以 VPP 的运行收益不断降低,而 CVaR 值也不断减少,所面临的风险也随之降低。

针对不同的 L 值, VPP 会获得不同的收益以及面对不同的风险损失,进而得到不同的 VPP 机组组合结果。当 L 值较小时, VPP 管理者的选择相对激进,优化结果为选择接入大量的可再生能源机组来

获得较高的收益,由于可再生能源出力存在不确定性,所以获得较高收益的同时也面临着较高的风险损失;当 L 值较大时,VPP 管理者的选择相对保守,优化结果为选择接入少量的可再生能源机组,通过接入较多的微燃机与购电的方式来满足大部分负荷,虽然获得的利益较低,但是所面临的风险损失较低。一般认为 L 值小于 0.10 为较小, L 值大于 0.50 为较大^[5]。

为了充分验证 L 值对 VPP 动态聚合的影响,设置 L 的取值范围为 [0.10,1.30],取值间隔为 0.10,额外增加设置 $L=0.05$ 。通过仿真可得到在不同 L 值下 VPP 的总收益关于 CVaR 的有效前沿曲线,如图 3 所示。

和条件风险价值却相同的情况。这是因为仿真时所设定的可选择机组有限,所以即便 L 值发生变化,但得到的结果是当前的机组组合仍是最优的组合。在现实中可以选择的机组较多,则该种情况不会发生,而且所得到的 VPP 收益与 CVaR 的有效前沿曲线会更加平整光滑。

3.2.2 VPP 环境成本灵敏度分析

对污染物排放惩罚成本进行灵敏度分析,假设 VPP 管理者的风险偏好系数 L 值设为 0.50,通过改变环境惩罚成本,得到如表 4 所示的机组组合结果。

表 4 不同环境成本下 VPP 机组选择结果

场景	风电机组/ 台	光伏机组/ 台	微燃机/ 台	储能系统/ 台
不考虑环境成本	2(W2,W3)	2(P3,P4)	2(M2,M3)	1(E4)
考虑环境成本	2(W2,W3)	4	1(M3)	2(E1,E4)
环境成本提高到 2 倍	4	4	0	3(E1,E2,E4)

当不考虑微燃机的环境惩罚成本时,VPP 中机组选择为微燃机、风电机组、光伏机组各 2 台,储能系统 1 台。此时的 VPP 多使用微燃机进行出力发电,并未有效利用可再生能源,排放的污染物较多,环境污染严重。

当考虑微燃机的环境惩罚成本时,VPP 在机组选择中减少微燃机的接入台数,提高了光伏机组和储能系统的接入台数,用可再生能源来弥补微燃机的出力,并优先使用储能系统来平抑可再生能源的出力波动。此时,VPP 处于既经济又环保还高效的状态。

当把微燃机的环境惩罚成本提高到 2 倍时,VPP 的机组选择中并没有微燃机接入,转而接入更多的风电机组和储能系统,用可再生能源与储能系统来弥补微燃机的出力,充分体现了 VPP 对环境的保护作用。

通过以上分析,可以看出国家制定的环境政策会影响 VPP 的机组选择,为了响应节能减排的号召,VPP 的机组选择会向能源转型、提升可再生能源渗透率的方向发展。

3.2.3 VPP 购电电价灵敏度分析

假设 VPP 管理者的风险偏好系数 L 值设为 0.50,通过改变购电电价进行灵敏度分析,得到如表 5 所示的机组组合结果。

当购电电价减少 50%时,VPP 中机组选择为风电机组 1 台、光伏机组 3 台,微燃机与储能系统皆为

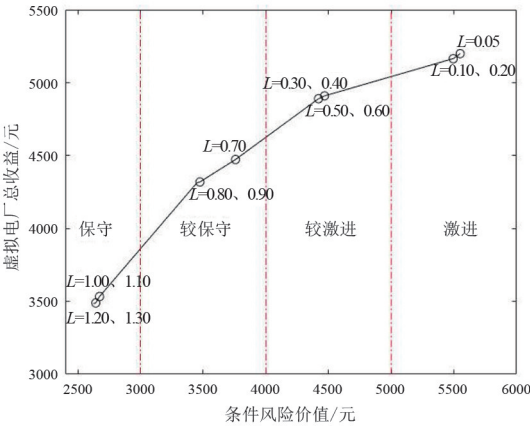


图 3 VPP 收益与 CVaR 的有效前沿曲线

如图 3 所示,可以根据风险偏好系数,将 VPP 管理者对于风险的偏好分为 4 种情况,分别为保守型、较保守型、较激进型、激进型。下面分别选取代表 4 种机组组合选择策略的风险偏好系数: $L=0.05$ 表示 VPP 管理者为激进型; $L=0.50$ 表示 VPP 管理者为较激进型; $L=0.80$ 表示 VPP 管理者为较保守型; $L=1.30$ 表示 VPP 管理者为保守型。

下面分别列出 $L=0.05$ 、 $L=0.50$ 、 $L=0.80$ 、 $L=1.30$ 时,虚拟电厂机组选择结果、收益以及 CVaR 值,如表 3 所示,表中括号内数据为接入的机组编号(下同)。

表 3 虚拟电厂机组选择结果

L	VPP 收益/ 元	CVaR/ 元	风电 机组/ 台	光伏 机组/ 台	微燃机/ 台	储能 系统/ 台
0.05	5199	5550	4	4	1(M3)	2(E1,E4)
0.50	4901	4448	2(W2,W3)	4	1(M3)	2(E1,E4)
0.80	4319	3474	2(W2,W3)	2(P3,P4)	2(M2,M3)	1(E1)
1.30	3484	2623	1(W3)	2(P3,P4)	2(M2,M3)	1(E1)

图 3 中出现了 L 值不相同但虚拟电厂的总收益

表 5 不同购电电价下 VPP 机组选择结果

场景	风电机组/ 台	光伏机组/ 台	微燃机/ 台	储能系统/ 台
购电电价减少 50%	1(W3)	3(P1,P3,P4)	0	0
正常购电电价	2(W2,W3)	4	1(M3)	2(E1,E4)
购电电价提高到 2 倍	1(W3)	3(P1,P2,P4)	1(M1)	1(E1)

0 台。此时的 VPP 主要通过以低电价购电维持 VPP 的内部运营,所以接入较少的能源机组。

当购电电价提高到正常购电电价时,VPP 更倾向于使用可再生能源,提高了风电机组和光伏机组的接入,以及接入微燃机和储能系统补偿剩余电负荷、提供旋转备用服务,增加了机组的接入台数。

当购电电价提高到 2 倍时,VPP 管理者为了有效降低因风光不确定性带来的弃风弃光高额惩罚成本,选择接入较少的风电机组和光伏机组。为了维持 VPP 的内部运营,选择接入高功率微燃机,所以接入的机组也相对较少。

通过以上分析,可以看出购电电价会影响 VPP 的机组选择;使用过高或过低的购电电价都会使 VPP 选择接入较少的机组,加剧了电源规模过剩的问题;使用正常的购电电价,VPP 会选择接入较多的机组,缓解电源规模过剩问题的同时,提高可再生能源的利用率。

3.2.4 VPP 出力计划分析

VPP 作为一个发电厂,可以根据 VPP 内的机组出力拟定日前调度计划。在所建模型中,当 VPP 管理者确定风险偏好系数后,就可以得到最优的机组选择组合,再根据这个组合的机组出力,给出 VPP 日前出力计划。

选取一个夏季典型日作为仿真对象,假设 VPP 管理者的风险偏好系数 L 值为 0.50,以此选择最优的机组组合,组合中包括 2 台风电机组(W2、W3)、4 台光伏机组、1 台微燃机(M3)、2 个储能系统(E1、E4)。负荷需求以及可再生能源出力如图 4 所示,VPP 的日前出力计划如图 5 所示,分时段分析如下:

0:00—5:00:电价较低,可再生能源出力较少,只能满足小部分的负荷需求;VPP 优先调度 M3 进行放电,以此来满足大部分的负荷需求;由于电价比较低以及微燃机的环境成本比较高,选择购入部分电量并调度可中断负荷,以此来满足剩余的负荷需求,并对 E1、E4 进行充电。

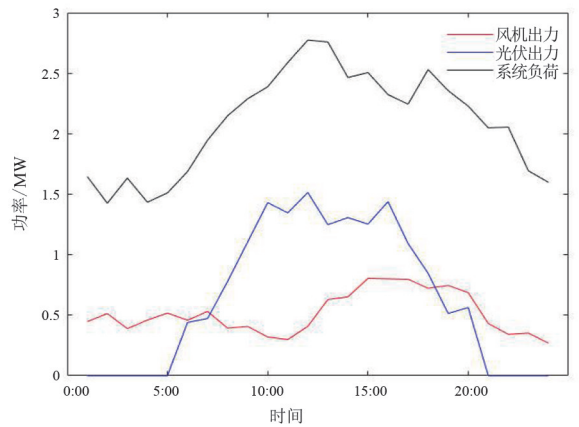
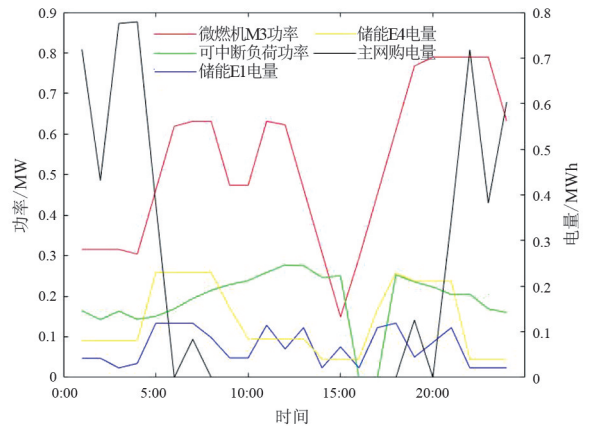


图 4 负荷需求及可再生能源出力

图 5 VPP 日出力计划 ($L = 0.50$)

5:00—12:00:电价较高,可再生能源出力较多,可以满足大部分的负荷需求;VPP 优先调度充电后的 E1、E4 进行放电,以此来满足部分的负荷需求;由于电价比较高,选择少购入或不购入电量,直接调度 M3 以及可中断负荷,以此来满足剩余的负荷需求。

12:00—19:00:电价较高,可再生能源出力多,可以基本满足负荷的需求;由于电价比较高,选择少购入或不购入电量;VPP 调度 M3 进行放电以及可中断负荷就可以满足剩余的负荷需求,由于剩余的负荷需求少,M3 和可中断负荷的出力处于较低水平就可以完全满足,并对 E1、E4 进行充电。

19:00—24:00:电价较低,可再生能源出力较少,只能满足小部分的负荷需求;VPP 优先调度 M3 进行放电,以此来满足大部分的负荷需求;由于电价比较低,选择购入部分的电量,并调度充电后的 E1、E4 进行放电以及可中断负荷,以此来满足剩余的负荷需求。

4 结 论

针对含风、光、微、储的 VPP 多电源机组选择的问题,建立了基于 CVaR 理论的 VPP 多电源机组动态聚合模型,研究得到以下结论:

1)通过 CVaR 对风险损失的度量以及 VPP 管理者对风险的容忍程度,可以在众多机组中选择最合适的机组,获取较高的收益以及面对较低的风险损失;

2)随着风险偏好系数的增大,优化结果会将存在风险的因素减少,即将风电机组、光伏机组的数量减少;

3)政府所制定的环境政策对 VPP 的机组选择有较大的影响,即减少微燃机的数量,响应政府节能减排号召;

4)购电电价的变化对 VPP 的机组选择也有较大的影响,制定合适的购电电价可有效提高可在生能源的利用率,缓解电源规模过剩问题。

此外,这里只考虑了一个 VPP 的机组选择,而现实中是多个 VPP 同时存在,所以后续工作可以在此基础上考虑多个 VPP 共存的机组选择问题。

参考文献

[1] 王宣元,刘敦楠,刘蓁,等.泛在电力物联网下虚拟电厂运营机制及关键技术[J].电网技术,2019,43(9):3175-3183.

[2] Ali Ghahgharaee Zamani, Alireza Zakariazadeh, Shahram Jadid. Day-ahead resource scheduling of a renewable energy based virtual power plant [J]. Applied Energy, 2016,169(45):324-340.

[3] 黄昕颖,黎建,杨莉,等.基于投资组合的虚拟电厂多电源容量配置[J].电力系统自动化,2015,39(19):75-81.

[4] 韦立坤,赵波,吴红斌,等.虚拟电厂下计及大规模分布式光伏的储能系统配置优化模型[J].电力系统自动化,2015,39(23):66-74.

[5] 卫志农,陈好,黄文进,等.考虑条件风险价值的虚拟电厂多电源容量优化配置模型[J].电力系统自动化,2018,42(4):39-46.

[6] 李翔宇,赵冬梅.计及可调资源动态特性的虚拟电厂多级优化配置[J].电力系统自动化,2020,44(13):17-24.

[7] 王睿卓,刘怀东,崔丽瑶,等.计及综合效率评价的火-风-储-高载能企业虚拟电厂成员选择模型[J].电网技术,2021,45(5):1942-1951.

[8] 杨洪朝,杨迪,孟科.高比例可再生能源渗透下多虚拟电厂多时间尺度协调优化调度[J].智慧电力,2021,49(2):60-68.

[9] 张江林,夏榆杭,段登伟,等.基于 WCVaR 评估的虚拟发电厂能量市场收益——风险模型[J].电力系统自动化,2017,41(9):77-83.

[10] 徐辉,焦扬,蒲雷,等.计及不确定性和需求响应的风光燃储集成虚拟电厂随机调度优化模型[J].电网技术,2017,41(11):3590-3597.

[11] 杨佳澄,翟晓鹤,谭忠富,等.基于相对鲁棒 CVaR 的高不确定性机组日前竞价申报优化[J].电网技术,2021,45(11):4366-4376.

[12] S URYASEV. Conditional value-at-risk: optimization algorithms and applications [C] // Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS 2000 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr) (Cat. No.00TH8520), IEEE, 2002.

[13] 吴乐川,于群.基于场景分析的风光储协调的配电网动态无功优化[J].山东农业大学学报(自然科学版),2020,51(1):102-105.

[14] Sung-won PARK, Y-G PARK, Sung-Yong SON. Local-generator-based virtual power plant operation algorithm considering operation time [J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2017,12(6):2127-2137.

[15] 黄友珀,唐振鹏,周熙雯.基于偏 t 分布 realized GARCH 模型的尾部风险估计[J].系统工程理论与实践,2015,35(9):2200-2208.

[16] 李红霞,樊伟,李楠,等.考虑风光不确定性的电气互联虚拟电厂近零碳调度优化模型[J].电力建设,2020,41(9):10-19.

[17] 李凌昊,邱晓燕,张浩禹,等.电力市场下的虚拟电厂风险厌恶模型与利益分配方法[J].电力建设,2021,42(1):67-75.

[18] 钱科军,袁越,石晓丹,等.分布式发电的环境效益分析[J].中国电机工程学报,2008,28(29):11-15.

[19] Mehran JAFARI, Asghar Akbari FOROUD. A medium/long-term auction-based coalition-forming model for a virtual power plant based on stochastic programming[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020,118(1):105784.

本收集、标注困难、训练样本少、模型边缘部署困难等问题,建设了集样本收集和标注、模型训练、模型转换、云边协同等为一体的统一开放平台,清扫电力行业中人工智能应用的阻碍,助力人工智能在电力行业广泛化、自动化应用。

参考文献

- [1] 华志刚,李璟涛,汪勇,等.发电行业人工智能应用[M].北京:中国电力出版社,2020.
- [2] Joseph REDMON, Santosh DIVVALA, Ross GIRSHICK, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C].2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CUPR),2016: 779-788.
- [3] 吕佳,傅屈寒.基于改进主动学习和自训练的联合算法[J].北京师范大学学报(自然科学版),2022,58(1): 25-32.
- [4] 吕宁.基于深度学习的输电线路防外力破坏监测系统研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2018.
- [5] 张永翔,吴功平,刘中云,等.基于YOLOv3网络的输电线路防震锤和线夹检测迁移学习[J].计算机应用,2020,40(S2):188-194.
- [6] 杨英仪,郑友亮,沈映娜,等.云-端协同的变电站机器人智能巡检新模式[J].广东科技,2020,29(8):32-36.
- [7] 陈旭.基于深度学习的变电设备图像特征提取[D].南京:南京邮电大学,2018.
- [8] 王艳如,刘海峰,李琳,等.基于边缘智能分析的图像识别技术在输电线路在线监测中的应用[J].电力信息与通信技术,2019,17(7):35-40.
- [9] 陶洪铸,翟明玉,许洪强,等.适应调控领域应用场景的

人工智能平台体系架构及关键技术[J].电网技术,2020,44(2):412-419.

- [10] 黄安子.电力人工智能开放平台关键技术研究及应用[J].自动化与仪器仪表,2020(5):189-192.
- [11] 黄巨涛,郑杰生,高尚,等.基于云平台的的人工智能开源开发平台框架研究[J].自动化与仪器仪表,2020(7):159-162.
- [12] Burr SETTLES. Active Learning Literature Survey[R]. Computer Sciences Technical Report 1648, University of Wisconsin-Madison, 2010.
- [13] 蔡莉,王淑婷,刘俊晖,等.数据标注研究综述[J].软件学报,2020,31(2):302320.
- [14] Sinno Jialin PAN, Qiang YANG. A Survey on Transfer Learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010,22(10):1345-1359.
- [15] Lisboa P, John L. Handbook of Research on Machine Learning Applications and Trends[M]. [s.l.]:Information Science Reference, 2009.
- [16] Sari SULTAN, Imtiaz AHMAD, Tassos DIMITRIOU. Container Security: Issues, Challenges, and the Road Ahead[J]. IEEE Access, 2019, 7: 52976-52996.
- [17] Yaroslav GANIN, Evgeniya USTINOVA, Hana AJAKAN, et al. Domain-Adversarial Training of Neural Networks[J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17:1-35.

作者简介:

张凌浩(1985),男,博士,高级工程师,研究方向为电力人工智能和大数据应用技术;

潘文分(1994),女,硕士,助理工程师,研究方向为电力图像识别;

庞博(1994),男,硕士,助理工程师,研究方向为电力人工智能技术。(收稿日期:2022-04-07)

(上接第15页)

- [20] Morteza SHABANZADEH, Mohammed-kazem Sheikh-EI-Eslami, Mahmoud-Reza HAGHIFAM. A medium-term coalition-forming model of heterogeneous DERs for a commercial virtual power plant[J]. Applied Energy, 2016,169:663-681.
- [21] Liwei JU, Qinliang TAN, Yan LU, et al. A CVaR-robust-based multi-objective optimization model and three-stage solution algorithm for a virtual power plant considering uncertainties and carbon emission allowances[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019,107(3):628-643.
- [22] 辛禾.考虑多能互补的清洁能源协同优化调度及效

益均衡研究[D].北京:华北电力大学,2019.

- [23] 邓创,鞠立伟,刘俊勇,等.基于模糊CVaR理论的水火电系统随机调度多目标优化模型[J].电网技术,2016,40(5):1447-1454.

作者简介:

刘国新(1996),男,硕士研究生,研究方向为电力系统运行与控制;

吴杰康(1965),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力系统运行与控制;

蔡志宏(1996),男,硕士研究生,研究方向为电力系统运行与控制。(收稿日期:2022-03-22)