

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.06.001

基于交互算法的多代理虚拟电厂调度优化及风险分析

刘源¹, 檀勤良^{1,2}, 张兴平¹

(1. 华北电力大学经济与管理学院, 北京 102206;

2. 新能源电力与低碳发展研究北京市重点实验室, 北京 102206)

摘要:包含大规模随机机组的虚拟电厂(VPP)在运行过程中,会由于随机机组出力不确定性产生系统运行风险及收益损失风险。针对该问题,文中基于多代理系统(MAS)的分层控制特点,构建了整合条件风险价值(CVaR)的两阶段双层分解(BLDP)模型。选取多目标规划(MOP)模型与文中构建的BLDP模型进行对比,以验证BLDP模型的有效性。结果显示,BLDP模型求解条件下,各VPP既参与电力市场交易又进行相互交易时系统的出力更稳定,具有更高的系统收益,且受风险水平变化的影响也更小。在不同的交易机制下,BLDP模型的求解结果较MOP模型具有更高的系统收益率。当各VPP独立参与电力市场而不进行相互交易时,BLDP模型的求解结果较MOP模型高103%;当VPP同时参与相互交易及电力市场交易时,BLDP模型的求解结果较MOP模型高147%。模拟结果验证了文中构建的BLDP模型在不同风险条件下的可靠性。

关键词:虚拟电厂(VPP);多代理系统(MAS);电力市场;两阶段双层分解(BLDP)模型;多目标规划(MOP)模型;条件风险价值(CVaR);风险控制

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)06-0002-11

0 引言

虚拟电厂(virtual power plant, VPP)能够高效整合分布式电源(distributed generation, DG),克服DG位置分散、出力具有间歇性和波动性等不足。VPP利用先进的控制及通信技术将不同位置、类型及容量的DG整合起来^[1-2],有效提升了DG的上网稳定性。但在调度过程中,VPP的管理模式同样存在问题,构成VPP的DG通常分属不同的运行主体,各DG也多具有自身的运营目标,与VPP整体优化运行策略存在差异,因此VPP的全局优化调度存在难点^[3-5]。

多代理系统(multi-agent system, MAS)可将VPP线性垂直控制方式转化为多层次控制方式,通过多个代理层的设置,MAS可以高效地完成各代理层之间的信息互通和协同控制,从而有效地实现全局调度优化目标。文献[6]引入MAS建立分布式能源群智能管理策略,构建了基于收益最大化的单目标优化模型来实现区域自治和全局协同优化。文献[7]提出参与多种市场的VPP电-热-气协调优化调度模型,以获取VPP最大净利润。文献[8]构建了鲁棒优化模型来实现MAS的最优经济性目标,在风电出力全部消纳的情况下,保证VPP的供电稳定。上述研究均以成本最小化或收益最大化为系

统目标构建单目标模型,但由于单目标模型自身的局限性,模拟过程难以体现MAS的分层调度、信息反馈及协调出力机制^[9],因而也较难获取MAS各代理层间的全局最优的调度目标。

文献[10]结合各类DG的特点设计了基于MAS的VPP协调优化调度策略,对多种DG进行分类控制。文献[11]构建了基于MAS的VPP多目标优化模型,通过多目标优化实现VPP调度的全局最优。文献[12]建立了基于MAS的VPP控制架构,并研究了二者的兼容性。这些文献证明了MAS调度中多目标规划(multi-objective planning, MOP)模型较单目标模型的适用性和有效性。但在MOP模型求解过程中,各层目标没有优先级差异,较难体现MAS中各层级间的主导-从属控制关系。同时,MOP模型本身不具备风险评估能力,当代理系统中存在风电、光伏等随机发电机组时,较难评估其对系统收益和出力的影响。关于VPP系统研究中风险测度的研究,文献[13]采用基于整合条件风险价值(conditional value-at-risk, CVaR)的两阶段单目标模型来评估VPP中随机机组出力的不确定性对系统收益和出力造成的风险。但该研究同样基于系统收益最大化这一单一目标,且优化过程只针对单一VPP,因而不能满足MAS调度优化和风险控制的要求。

针对MAS调度及风险控制中存在的问题,文中构建了基于CVaR^[14]的两阶段双层分解(bi-level decentralized planning, BLDP)模型,在一定的置信水

收稿日期:2022-05-28;修回日期:2022-08-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(72204086, 718740-53)

平下控制系统的收益损失风险,优化系统出力并最大化系统收益。通过构建 BLDP 模型分层模拟 MAS 的控制结构及各代理层间的相互作用关系。BLDP 模型是多层模型^[15]的一种,其下层目标须服从上层目标的约束,同时下层目标的优化解影响上层目标函数和最优决策^[16],其运算机制与 MAS 的分层控制结构及调度机制更为吻合。因此文中应用 BLDP 模型来实现 MAS 的优化调度模拟,从而在风险可控的前提下有效平衡出力、收益及风险。

1 MAS 结构及控制原理

MAS 由三级代理系统组成,各代理层通过数据交流和信息传递实现全局优化目标^[8]。三级代理层分别为:电力市场代理层、VPP 代理层及 DG 代理层。电力市场代理层对应于 BLDP 模型的上层目标,VPP 代理层及 DG 代理层分别对应于 BLDP 模型的下层第一层目标及下层第二层目标。该 MAS 的调度策略如图 1 所示。

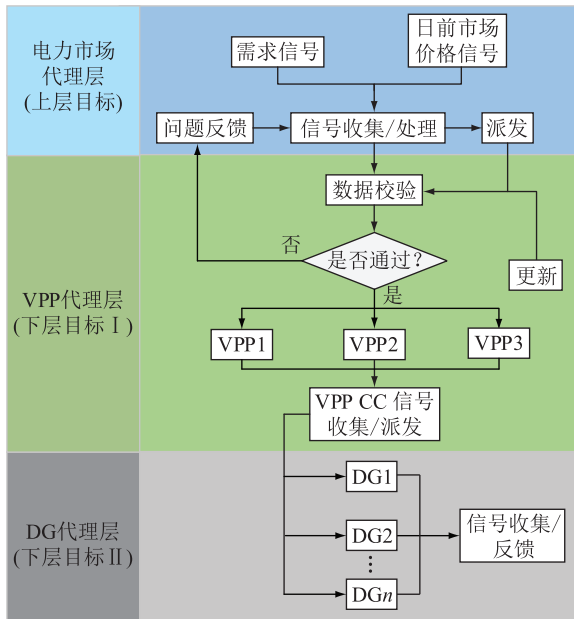


图 1 MAS 调度策略

Fig.1 The scheduling strategy of MAS

(1) 电力市场代理层收集电力市场的购/售电意愿及电量信息,通过信息交互与 VPP 代理层进行信息及数据交流。

(2) VPP 代理层接收电力市场代理层下发的电价及同层 VPP 的竞价信息,结合自身发电及负荷预测信息,将策略反馈给上级代理层。同时,通过 VPP 中央控制系统(VPP central controller, VPP CC)进行信息汇总,调整下层 DG 的运行,以最大化自身效益为目标调整竞价策略。

(3) DG 代理层通过 VPP CC 实现底层各 DG

与 VPP 间的信息交互,VPP CC 按照系统控制原则调控各 DG 的出力和竞价策略。

2 基于交互式算法的多代理优化模型

文中的交互式算法主要通过 BLDP 模型^[13]来实现。模型求解过程中,上层函数的优化结果是各隶属度函数构建过程中的重要变量,而隶属度函数的优化值又会对下层各目标的决策变量和目标函数产生影响,因此隶属度函数的迭代求解和寻优过程体现了 BLDP 模型的交互式算法特征。BLDP 模型及其求解方法见式(1)一式(7)。其中式(1)为电力市场代理层目标,式(2)、式(3)分别为 VPP 代理层及 DG 代理层优化目标。

$$\max f_{11}(x) = c_{11}x_{11} + \sum c_{2i}x_{2i} \quad (1)$$

$$\max f_{21}(x) = c_{(1)11}x_{11} + \sum c_{(1)2i}x_{2i} \quad (2)$$

$$\max f_{22}(x) = c_{(2)11}x_{11} + \sum c_{(2)2i}x_{2i} \quad (3)$$

式中: $f_{11}(x)$ 为上层目标; $f_{21}(x)$, $f_{22}(x)$ 为下层分目标; x_{11} 为上层目标的决策变量; x_{2i} 为下层各目标的决策变量, $i=1,2$; c_{11} , $c_{(1)11}$, $c_{(2)11}$, c_{2i} , $c_{(1)2i}$, $c_{(2)2i}$ 均为各层决策变量的相应系数。

约束条件为:

$$\varepsilon(x_{11}) = \begin{cases} \frac{x_{11} - (x_{11}^U - r_{11})}{r_{11}} & x_{11}^U - r_{11} \leq x_{11} \leq x_{11}^U \\ \frac{(x_{11}^U + r_{11}) - x_{11}}{r_{11}} & x_{11}^U < x_{11} \leq x_{11}^U + r_{11} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\varepsilon(x_{11})$ 为基于上层决策变量所构建的隶属度函数; x_{11}^U 为上层决策变量的最优解; r_{11} 为上层决策变量的容忍阈值。

$$\vartheta[f_{11}(x)] = \begin{cases} 1 & f_{11}(x) > f_{11}^U \\ \frac{f_{11}(x) - f'_{11}}{f_{11}^U - f'_{11}} & f'_{11} \leq f_{11}(x) \leq f_{11}^U \\ 0 & f_{11}(x) < f'_{11} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\vartheta[f_{11}(x)]$ 为基于上层优化目标所构建的隶属度函数; f'_{11} 为将式(2)的优化解代入式(1)所得的结果; f_{11}^U 为单独求解式(1)所得的最优解。

$$\xi[f_{2i}(x)] = \begin{cases} 1 & f_{2i}(x) > f_{2i}^L \\ \frac{f_{2i}(x) - f'_{2i}}{f_{2i}^L - f'_{2i}} & f'_{2i} \leq f_{2i}(x) \leq f_{2i}^L \\ 0 & f_{2i}(x) < f'_{2i} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\xi[f_{2i}(x)]$ 为基于下层优化目标所构建的隶属度函数; f_{2i}^L 为求解式(3)所得的优化解; f_{2i}^U 为将式(2)的最优解代入式(3)所得的结果。

$$\begin{cases} \max \lambda \\ \text{s.t. } x \in X \\ \varepsilon(x_{11}) \geq \lambda |I| \\ \vartheta[f_{11}(x)] \geq \lambda |I| \\ \xi[f_{2i}(x)] \geq \lambda |I| \\ \lambda \in [0,1] \end{cases} \quad (7)$$

式中: λ 为系统的全局满意度; X 为模型决策变量组成的集合; $|I|$ 为单位列向量的模。如果式(7)存在最大值, 则可得到全局最优策略。否则, 须重新调整隶属度函数 $\varepsilon(x_{11})$, $\vartheta[f_{11}(x)]$ 及 $\xi[f_{2i}(x)]$, 再次计算式(7)以获取最优可行解。该多代理BLDP优化模型的调度流程如图2所示。

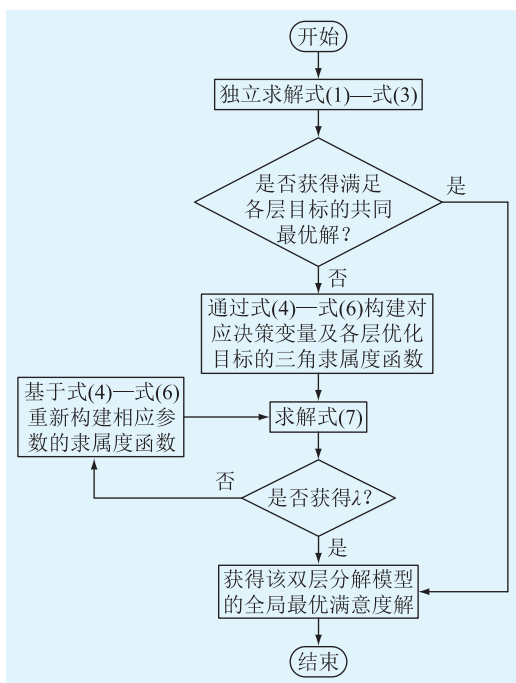


图2 BLDP模型求解流程

Fig.2 The flow chart of the BLDP model

文中, 上层模型为基于 CVaR 的两阶段随机优化模型, 追求电力市场层收益的最大化。CVaR 用于测度风电、光伏出力不确定性给系统运行带来的风险。上层模型中, 第一阶段仅 VPP 间进行相互交易; 第二阶段 VPP 既进行相互交易, 也参与电力市场交易。下层模型分别以各层代理收益最大化为目标进行优化模拟。

2.1 上层模型

$$\max f^p = (1 - \theta) \left(\gamma_\omega^{S_1} + \sum_\omega p_\omega \gamma_\omega^{S_2} \right) + \varphi \theta \quad (8)$$

其中:

$$\gamma_\omega^{S_1} = \sum_t (\lambda_{\omega,t}^o Q_{\omega,t}^o - \lambda_{\omega,t}^{in} Q_{\omega,t}^{in}) d_t \quad (9)$$

$$\gamma_\omega^{S_2} = \sum_t (\lambda_{\omega,t}^o Q_{\omega,t}^o u_t - \lambda_{\omega,t}^{in} Q_{\omega,t}^{in} v_t) d_t + \sum_t \sum_\tau (\lambda_{\tau,t}^o Q_{\tau,t}^o u_{\tau,t} - \lambda_{\tau,t}^{in} Q_{\tau,t}^{in} v_{\tau,t}) d_t - C_t \quad (10)$$

式中: f^p 为基于 CVaR 的电力市场代理层总收益; θ 为权重因子, $\theta \in [0,1]$, 用于测度期望收益与 CVaR 间的平衡关系; $\gamma_\omega^{S_1}$, $\gamma_\omega^{S_2}$ 分别为第一阶段和第二阶段的决策收益, S_1, S_2 分别为 VPP 独立参与电力市场交易情景和 VPP 既相互交易又参与电力市场交易情景; p_ω 为不同电力市场价格情景的发生概率, 当 VPP 独立参与电力市场交易时, $p_\omega = 0$; ω 为电力市场价格; φ 为条件风险概率价值, 表示概率为 $(1 - \alpha) \times 100\%$ 的风险条件对应的期望收益, α 为置信水平; $\lambda_{\omega,t}^o, \lambda_{\omega,t}^{in}$ 分别为 t 时段内 VPP 对上游电网的售、购电价; $Q_{\omega,t}^o, Q_{\omega,t}^{in}$ 分别为 t 时段内 VPP 对上游电网的售、购电量; u_t, v_t 为 0-1 变量, 分别表征 VPP 向上游电网的售、购电情况, $u_t = 1$ 表示向上游电网售电, $v_t = 1$ 表示向上游电网购电; d_t 为系统的平均运行时长; $\lambda_{\tau,t}^o, \lambda_{\tau,t}^{in}$ 分别为 t 时段内 VPP 间相互交易情景下的售电收益和购电成本 (τ 为 3 个 VPP 间的连接点); $Q_{\tau,t}^o, Q_{\tau,t}^{in}$ 分别为 t 时段内 VPP 间相互交易情景下的售、购电量; C_t 为 t 时段的故障惩罚成本; $u_{\tau,t}, v_{\tau,t}$ 为 0-1 变量, 分别表征 VPP 间的售、购电情况, $u_{\tau,t} = 1$ 表示有售电行为, $v_{\tau,t} = 1$ 表示有购电行为。

约束条件:

$$u_t + v_t \leq 1 \quad (11)$$

$$0 \leq Q_{\omega,t}^o u_t \leq Q^s (1 - \mu_t^o) - \sum_{\tau \in F_1} \kappa_\tau^o \quad (12)$$

$$0 \leq Q_{\omega,t}^{in} v_t \leq Q^s (1 - \mu_t^{in}) - \sum_{\tau \in F_1} \kappa_\tau^{in} \quad (13)$$

$$\mu_t^o + \mu_t^{in} \leq 1 \quad (14)$$

$$\varphi = \xi - \frac{1}{1 - \alpha} \sum_\omega p_\omega \eta_\omega \quad (15)$$

$$\xi - (\gamma_\omega^{S_1} + \gamma_\omega^{S_2}) \leq \eta_\omega \quad \forall \omega \quad (16)$$

$$\eta_\omega \geq 0 \quad \forall \omega \quad (17)$$

式中: Q^s 为 VPP 与上游电网的电量交换能力; μ_t^o, μ_t^{in} 分别为购、售电过程的线损率; $\kappa_\tau^o, \kappa_\tau^{in}$ 分别为通过 VPP 间 τ 接触点的售、购电量; F_1 为 VPP 间接触点的集合; ξ 为条件风险值; η_ω 为辅助变量, 当电力价格情景 ω 下总收益大于 CVaR 值时, $\eta_\omega = 0$ 。参考文献[13], 设定置信水平 $\alpha = 0.95$ 。为了增强对比度, 文中分别选取置信水平 0, 0.5, 0.99 等 3 种情况进行讨论。

2.2 下层模型

2.2.1 VPP 代理模型

$$\begin{aligned} \max \pi^{\text{VPP}} = & \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \pi_{j,t}^{\text{VPP}} - \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \lambda_{j,t}^{\text{U}} Q_{j,t}^{\text{U}} - \\ & \sum_{j=1}^J \left[\sum_{t=1}^T \lambda_{j,t}^{\text{B}} (\eta_{j,t} - \eta_{j,t-1}) + \right. \\ & \left. \sum_{t=1}^T \lambda_{j,t}^{\text{ST}} (\varepsilon_{j,t} - \varepsilon_{j,t-1}) \right] - \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \lambda_{j,t}^{\text{S}'} Q_{j,t}^{\text{S}'} \quad (18) \end{aligned}$$

式中: π^{VPP} 为 VPP 代理层的净收益; $\pi_{j,t}^{\text{VPP}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 的收益; $\lambda_{j,t}^{\text{U}}$, $Q_{j,t}^{\text{U}}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 从公共电网/相邻 VPP 的购电价格和购电量; $\lambda_{j,t}^{\text{B}}$, $\lambda_{j,t}^{\text{ST}}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 的启、停成本; $\eta_{j,t}$, $\varepsilon_{j,t}$ 为 0-1 变量, $\eta_{j,t} = 1$ 表示 t 时段第 j 个 VPP 处于启动状态, $\varepsilon_{j,t} = 1$ 表示 t 时段第 j 个 VPP 处于停止状态, 模型中假定各 VPP 启停均是瞬时完成的; $\lambda_{j,t}^{\text{S}'}$ 为第 j 个 VPP 停止工作后的惩罚成本; $Q_{j,t}^{\text{S}'}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 短缺电量。

约束条件:

$$Q_t^{\text{U}} \leq Q_{j,t}^{\text{U}} \leq \bar{Q}_t^{\text{U}} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \lambda_{j,t}^{\text{B}} \geq \chi_{j,t}^{\text{B}} (\eta_{j,t} - \eta_{j,t-1}) \\ \lambda_{j,t}^{\text{ST}} \geq \chi_{j,t}^{\text{ST}} (\varepsilon_{j,t} - \varepsilon_{j,t-1}) \end{cases} \quad (20)$$

$$0 < \lambda_{j,t}^{\text{ST}} \leq \chi_{j,t}^{\text{ST}} \quad (21)$$

$$Q_t^{\text{S}'} \leq Q_{j,t}^{\text{S}'} \leq \bar{Q}_t^{\text{S}'} \quad (22)$$

式中: \bar{Q}_t^{U} , Q_t^{U} 分别为 t 时段 VPP 购电量的最大、最小值; $\chi_{j,t}^{\text{B}}$, $\chi_{j,t}^{\text{ST}}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 的启动成本峰值和停机成本谷值; $Q_t^{\text{S}'}$, $\bar{Q}_t^{\text{S}'}$ 分别为 t 时段短缺电量的最小、最大值。

2.2.2 DG 代理模型

$$\begin{aligned} \max \pi^{\text{DG}} = & \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T (\pi_{j,t}^{\text{CGT}} + \pi_{j,t}^{\text{WP}} + \pi_{j,t}^{\text{PV}} + \pi_{j,t}^{\text{ESS}} - \pi_{j,t}^{\text{L}}) \end{aligned} \quad (23)$$

式中: π^{DG} 为 DG 代理层的总收益; $\pi_{j,t}^{\text{CGT}}$, $\pi_{j,t}^{\text{WP}}$, $\pi_{j,t}^{\text{PV}}$, $\pi_{j,t}^{\text{ESS}}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 中燃气轮机 (combustion gas turbine, CGT)、风电、光伏、储能设施的发电净收益; $\pi_{j,t}^{\text{L}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中负载用电成本。

$$\pi_{j,t}^{\text{CGT}} = \lambda_{r,j,t}^{\text{CGT}} Q_{j,t}^{\text{CGT}} - C_{j,t}^{\text{CGT}} \quad (24)$$

式中: $\lambda_{r,j,t}^{\text{CGT}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中 CGT 电价 ($r=1$ 表示与电力市场交易电价, $r=2$ 表示与相邻 VPP 的交易电价); $Q_{j,t}^{\text{CGT}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中 CGT 的发电量; $C_{j,t}^{\text{CGT}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中 CGT 的总成本。

$$C_{j,t}^{\text{CGT}} = a_1 Q_{j,t}^2 + b_1 Q_{j,t} + c_1 \quad (25)$$

式中: a_1 为发电成本的二次项系数, $a_1 \geq 0$; b_1 为发电成本的线性系数, $b_1 \geq 0$; c_1 为无负荷成本, $c_1 \geq 0$; $Q_{j,t}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中可调度机组产生的电量。

$$Q_{j,t} = \frac{P_{j,t-1} + P_{j,t}}{2} \Delta t \quad (26)$$

式中: $P_{j,t}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中可调度机组的输出功率; Δt 为时间间隔。

$$\pi_{j,t}^{\text{WP}} = \sum_{k=1}^K \lambda_{k,j,t} \rho_k Q_{t,k} \quad (27)$$

式中: $\lambda_{k,j,t}$ 为第 j 个 VPP 中第 k 个风电场出力场景下 t 时段内单位发电量的收益; $Q_{t,k}$ 为第 k 个风电场出力场景下 t 时段内随机发电机组的输出功率。各场景发生的概率为 ρ_k , 且满足 $\sum_{k=1}^K \rho_k = 1$ 。文中利用 8 个风电场的数据来模拟系统中风电场的不确定性出力情况。

$$\pi_{j,t}^{\text{PV}} = \lambda_{j,t}^{\text{PV}} P^{\text{PV}} \Delta t \quad (28)$$

式中: $\lambda_{j,t}^{\text{PV}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中光伏系统单位发电量的收益; P^{PV} 为光伏系统发电功率。

光伏发电的输出功率与太阳辐射强度密切相关, 一段时间内的太阳辐射强度服从 Beta 分布, 且光伏系统的输出功率也服从 Beta 分布。其概率密度函数为:

$$f(P^{\text{PV}}) = \frac{1}{B(a,b)} \left(\frac{P^{\text{PV}}}{P_{\text{max}}^{\text{PV}}} \right)^{a-1} \left(1 - \frac{P^{\text{PV}}}{P_{\text{max}}^{\text{PV}}} \right)^{b-1} \quad (29)$$

$$B(a,b) = \frac{\Gamma(a)\Gamma(b)}{\Gamma(a+b)} \quad (30)$$

式中: $P_{\text{max}}^{\text{PV}}$ 为光伏系统最大输出功率; a, b 均为 Beta 分布的形状参数。

$$a = \mu_{\text{PV}} \left[\frac{\mu_{\text{PV}}(1 - \mu_{\text{PV}})}{\sigma_{\text{PV}}^2} - 1 \right] \quad (31)$$

$$b = (1 - \mu_{\text{PV}}) \left[\frac{\mu_{\text{PV}}(1 - \mu_{\text{PV}})}{\sigma_{\text{PV}}^2} - 1 \right] \quad (32)$$

式中: μ_{PV} , σ_{PV} 分别为太阳辐射的均值和标准差。

$$\pi_{j,t}^{\text{ESS}} = \lambda_{j,t}^{\text{ESS}} E_{j,t} \quad (33)$$

$$E_{j,t} = E_{j,t-1} + \gamma^c P_{j,t}^c \Delta t - \gamma^d P_{j,t}^d \Delta t \quad (34)$$

式中: $\lambda_{j,t}^{\text{ESS}}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中储能设备单位电量的收益; $E_{j,t}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中储能设备的电量; γ^c , γ^d 分别为储能设备的充、放电效率, $0 \leq \gamma^c \leq 1$, $0 \leq \gamma^d \leq 1$; $P_{j,t}^c$, $P_{j,t}^d$ 分别为储能设备的充、放电功率。

储能设备的充、放电功率约束及能量约束如式 (35)~式(37)所示。

$$0 \leq P_{j,t}^c \leq P^{c,\max} \quad (35)$$

$$0 \leq P_{j,t}^d \leq P^{d,\max} \quad (36)$$

$$E^{\min} \leq E_{j,t} \leq E^{\max} \quad (37)$$

式中: $P^{c,\max}$, $P^{d,\max}$ 分别为储能设备的最大充、放电功率; E^{\min} , E^{\max} 分别为储能设备电量的下、上限。

$$\pi_{j,t}^L = U_{j,t}^L \quad (38)$$

灵活负载能够根据电价及电力市场的激励政策来减小、增加或延迟其电能消耗, VPP 中灵活负载的建模类似于可调度机组。

$$U_{j,t}^L = a_2 E_{j,t}^2 + b_2 E_{j,t} + c_2 \quad (39)$$

式中: $U_{j,t}^L$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中灵活负载的总成本; a_2 为灵活负载的二次系数; b_2 为灵活负载的线性系数; c_2 为常数项; $E_{j,t}$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中灵活负载消耗的电量。

$$E_{j,t} = \frac{P_{j,t-1}^L + P_{j,t}^L}{2} \Delta t \quad (40)$$

式中: $P_{j,t}^L$ 为 t 时段第 j 个 VPP 中负载功率。

(1) 灵活负载有功约束。

$$P_L^{\min} \leq P_{j,t}^L \leq P_L^{\max} \quad (41)$$

式中: P_L^{\min} , P_L^{\max} 分别为最大和最小负载功率。

(2) 爬坡约束。

$$-R_r^D \Delta t \leq P_{j,t}^L - P_{j,t-1}^L \leq R_r^U \Delta t \quad (42)$$

式中: R_r^U , R_r^D 分别为灵活负载的向上和向下爬坡速率。

(3) 能耗约束。

$$\sum_{t=1}^T E_{j,t} \geq E_L \quad (43)$$

式中: E_L 为时间段 T 内灵活负载最低电能消耗。

其他重要的约束条件包括能量平衡约束, 随机发电机组(风电、光伏)运行约束及系统旋转备用约束。

(1) 总能量平衡约束。

$$\sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{WP} \delta_{j,t}^{WP} + \sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{PV} \delta_{j,t}^{PV} + \sum_{j=1}^J (Q_{dis,j,t}^{ESS} - Q_{chr,j,t}^{ESS}) + \sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{CGT} \delta_{j,t}^{CGT} = \sum_{j=1}^J Q_{j,t}^L \quad (44)$$

式中: $Q_{j,t}^{WP}$, $Q_{j,t}^{PV}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 中风电及光伏发电量; $Q_{dis,j,t}^{ESS}$, $Q_{chr,j,t}^{ESS}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 中储能设备放电、充电电量; $\delta_{j,t}^{WP}$, $\delta_{j,t}^{PV}$, $\delta_{j,t}^{CGT}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 中风电、光伏及 CGT 并网率。

(2) 随机发电机组运行约束。

$$Q_{j,t}^{WP\max}(1 - \delta_{j,t}^{WP}) \leq \sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{WP} \leq (1 - \eta_{j,t}^{WP}) Q_{j,t}^{WP\max} \\ Q_{j,t}^{WP\max} > 0; 0 < \delta_{j,t}^{WP} < 1 \quad (45)$$

$$Q_{j,t}^{PV\max}(1 - \delta_{j,t}^{PV}) \leq \sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{PV} \leq (1 - \eta_{j,t}^{PV}) Q_{j,t}^{PV\max} \\ Q_{j,t}^{PV\max} > 0; 0 < \delta_{j,t}^{PV} < 1 \quad (46)$$

式中: $Q_{j,t}^{WP\max}$, $Q_{j,t}^{PV\max}$ 分别为 t 时段第 j 个 VPP 中风电和光伏的最大出力值; $\eta_{j,t}^{WP}$, $\eta_{j,t}^{PV}$ 分别为弃风率和弃光率。

(3) 备用容量约束。

若:

$$\sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{DG} d_{j,t} + \sum_{j=1}^J r_{j,t} d_{j,t} \geq Q_{j,t}^L \quad (47)$$

则:

$$\sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{DG} d_{j,t} + \sum_{j=1}^J R_{j,t} d_{j,t} = Q_{j,t}^L \quad (48)$$

若:

$$\sum_{j=1}^J Q_{j,t}^{DG} d_{j,t} + \sum_{j=1}^J r_{j,t} d_{j,t} < Q_{j,t}^L \quad (49)$$

则:

$$\sum_{j=1}^J R_{j,t} d_{j,t} = \sum_{j=1}^J r_{j,t} d_{j,t} \quad (50)$$

式(47)、式(48)表示当系统中所有 DG 实际运行总出力与可调度旋转备用容量之和大于实际负荷时, 旋转备用容量满足系统运行要求, 此时旋转备用容量中实际被调度的发电出力 $R_{j,t}$ 可按照实际需求求得; 式(49)、式(50)表示当系统中 DG 实际运行总出力与可调用的旋转备用总容量之和小于实际负荷时, $R_{j,t}$ 等于各 DG 在 t 时段中被选中的旋转备用容量之和。其中, $d_{j,t}$ 为第 j 个 VPP 下辖 DG 的状态变量, 如果其未被调度, $d_{j,t} = 0$, 否则 $d_{j,t} = 1$; $Q_{j,t}^{DG}$ 为第 j 个 VPP 下辖的 DG 在 t 时段的实际出力值; $r_{j,t}$ 为旋转备用容量。

3 多代理虚拟电厂仿真研究

3.1 系统设置

采用图 3 所示测试系统进行仿真, 研究周期为 1 d(24 时段)。系统中包含 3 台 CGT、3 座小型风电场(wind turbines, WT)、2 座小型光伏电站(photovoltaic, PV)、1 套储能系统(energy storage system, ESS)及作为负载(Load)的 3 家机械厂。其中, CGT 额定输出功率为 7.75 MW, 最低输出功率为 3 MW, 初始输出功率为 3.5 MW, 向上、向下的爬坡速率均为 2 MW/h, $a_1 = 4.2 \times 10^{-5}$ 元/(kW·h)², $b_1 = 0.163 \times 10^{-5}$ 元/(kW·h), $c_1 = 315$ 元, CGT 启动的额外成本为 56 元; 风电场额定容量为 4.5 MW; 光伏电站额定容量为 0.5 MW; 储能系统额定、最大充放电功率分别为 0.06 MW 和 0.1 MW, 初始、最大储能量分别为 0 MW·h 和 0.4 MW·h, 充放电损耗率为 2%。

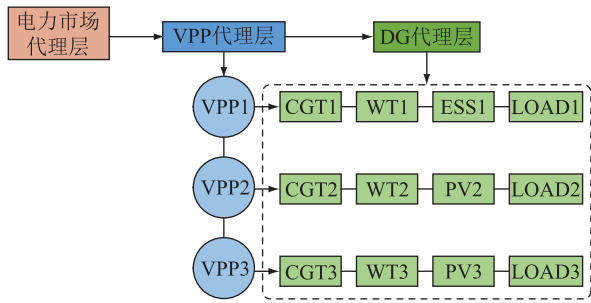


图3 VPP 测试系统

Fig.3 The test system of VPP

机械厂为灵活负载,最大功率需求为 3 MW,最小功率需求为 0.8 MW,初始需求为 1.6 MW。出于安全及机械检修原因,机械厂增加/减小负荷需求的速率不超过 1 MW/h,最低消耗 30 MW·h。 $a_2 = -1.76 \times 10^{-4} \text{元}/(\text{kW} \cdot \text{h})^2$, $b_2 = 0.875 \text{元}/(\text{kW} \cdot \text{h})$, $c_2 = 30 \text{元}$ 。文中构建的模型通过 Matlab 中 YALMIP 进行仿真模拟,调用 Cplex 求解器进行求解。

3.2 情景设置

为了测试所构建的 BLDP 模型在 MAS 调度及风险控制中的优势,文中选取文献[17]中的 MOP 模型作为参照,对 BLDP 模型和 MOP 模型求解条件下各类发电形式及储能设施的优化结果进行对比。

策略 I 采用 MAS 双层分解模型(BLDP)。I₁ 表示各 VPP 独立参与电力市场交易,不相互交易;I₂ 表示各 VPP 间相互交易并参与电力市场交易。

策略 II 采用 MAS 多目标模型(MOP)。II₁ 表示各 VPP 独立参与电力市场交易,不相互交易;II₂ 表示各 VPP 间相互交易并参与电力市场交易。

测试算例的置信水平 $\alpha = 0.95$ 。权重因子 θ 越小,风险水平越高,收益越高,故决策者可以通过调整 θ 值来控制和平平衡 MAS 整体运行的风险水平。

3.3 仿真分析

3.3.1 风电和光伏出力预测

(1) 风电出力预测。文中主要采用时间序列预测方法预测系统中风电机组的出力。首先依据风速的概率分布,随机抽样生成风速时间序列,然后利用风速-风功率转化模型获得风电功率序列。风电场出力具有较强不确定性,故研究近一个月内每周同一天的风电场历史数据进行模拟。风资源数据选自 System Advisor Model (SAM) 软件集成的 NREL WIND Toolkit^[18-19]。每个小型风电场包含 4 台 1.5 MW 风机,共选取 8 个风电场场景进行模拟实验,且所有场景的发生概率相同,所得模拟结果如图 4 所示。

(2) 光伏出力预测。光伏电站出力受天气影响

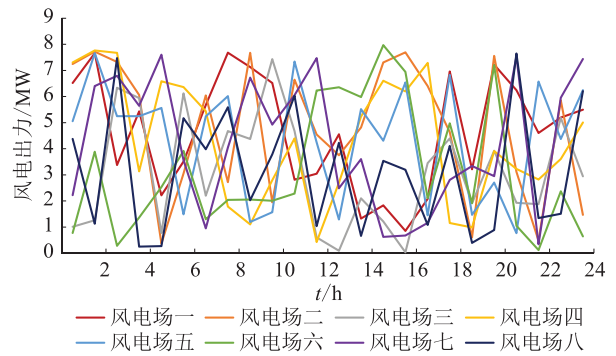


图4 不同风电场出力情况

Fig.4 The output of different wind power plants

会出现较大波动,在雨天、阴天和晴天中的出力均会呈现不同的变化,文中为同一时段的 3 种天气下的出力情况赋予权重^[20-21],分别为晴天(0.6),阴天(0.2),雨天(0.2)。采用文献[22]中的方法进行光伏电站出力模拟,模拟结果如图 5 所示。

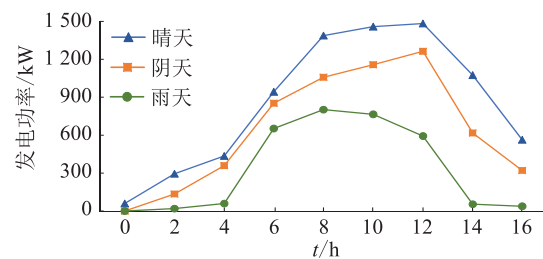


图5 不同天气条件下的光伏发电出力预测

Fig.5 The forecasting output of photovoltaic under different weather conditions

3.3.2 VPP 经济核算及出力分析

MAS 最高风险水平 ($\theta = 0$) 下不同优化策略的成本、收益见表 1 和表 2。

表 1 策略 I 成本与收益

Table 1 The cost and profit of strategy I 元

VPP 编号	成本		收益	
	策略 I ₁	策略 I ₂	策略 I ₁	策略 I ₂
VPP1	1 379.18	1 385.24	4 098.53	4 836.27
VPP2	1 727.46	1 794.79	4 521.43	5 325.72
VPP3	1 153.64	1 175.24	4 360.29	5 027.13
合计	4 160.28	4 255.27	12 980.26	15 189.12
λ	0.845	0.927	0.845	0.927

表 2 策略 II 成本与收益

Table 2 The cost and profit of strategy II 元

VPP 编号	成本		收益	
	策略 II ₁	策略 II ₂	策略 II ₁	策略 II ₂
VPP1	1 452.34	1 579.55	3 060.40	3 274.63
VPP2	1 937.63	2 043.84	917.82	4 231.25
VPP3	1 334.26	1 415.52	2 853.17	3 024.36
合计	4 674.23	4 937.91	9 831.40	10 530.24

分析表 1、表 2 中的数据可知,相同模型条件下,策略 I₁和策略 I₂成本接近,但策略 I₂的收益更高,较策略 I₁高约 17.02%,且策略 I₂具有更高的系统满意度($\lambda=0.927$)。策略 II₂较 II₁具有更高的系统成本,但收益也更高,策略 II₂较 II₁的成本高约 6.53%,而收益则高约 7.03%。在相同的交易情景下,MOP 模型的求解结果较 BLDP 模型具有更高的成本和更低的收益,如策略 I₂较策略 II₂的成本低 16.10%,但收益高 46.59%。结果显示,相同条件下,VPP 既参与电力市场交易,又进行相互交易的模式具有更高的系统收益,但其成本也相对较高。较高的成本主要源于参与电力市场过程中需要更多的设备投入及设备操作维护费用。由于双层模型求解过程中上层目标的求解结果受到下层目标优化结果的影响,与 MAS 上下层之间的反馈调节机制更为吻合,因而更有利于系统成本控制并实现系统收益最大化。

图 6 对比了 $\theta=0$ 时 4 种策略下各 VPP 的优化出力及电价情况。由图 6 可知,VPP 参与电力市场交易并进行相互交易的策略(I₂和 II₂)下,直接交易电价的峰值出现在 09:00—11:00 及 15:00—17:00 之间;当 VPP 仅参与电力市场交易时(I₁和 II₁),直接交易电价出现多个波动峰值,如策略 I₁下其交易电价峰值分别出现在 03:00—04:00,10:00—11:00 及 15:00—16:00。同时,仅参与电力市场交易时的峰值电价小于 VPP 相互交易时的峰值电价。可见,电力市场层对峰值电价的影响大于 VPP 间相互交易对峰值电价的影响。

就 VPP 出力而言,BLDP 模型下各 VPP 的出力更为均衡且更为平稳,而 MOP 模型下各 VPP 的出力则存在较大差异,且各 VPP 的出力波动更为明显。这表明,相同风险下,BLDP 模型不同层级间相互制约的机制与 MAS 各层级间的反馈调节机制更为匹配,因而较 MOP 模型更有利于各 VPP 的出力稳定性。

3.3.3 系统各项收益与 CVaR 风险及出力分析

系统各项收益随 CVaR 的变化如图 7 所示。图 7(a)和图 7(b)分别展示了 2 种模型在不同风险系数下的各项收益及 CVaR 值。4 种策略下的 CVaR 值均随风险系数的上升而减小,当 VPP 参与电力市场交易,随着风险系数的增加,CVaR 值的下降更为平缓,这表明 VPP 既参与电力市场交易又进行相互交易时更有助于提高系统的稳定性。VPP 层的总收益和系统收益随着风险系数的上升而下降。其中,策略 I₂(II₂)下两项收益均高于策略 I₁(II₁),当

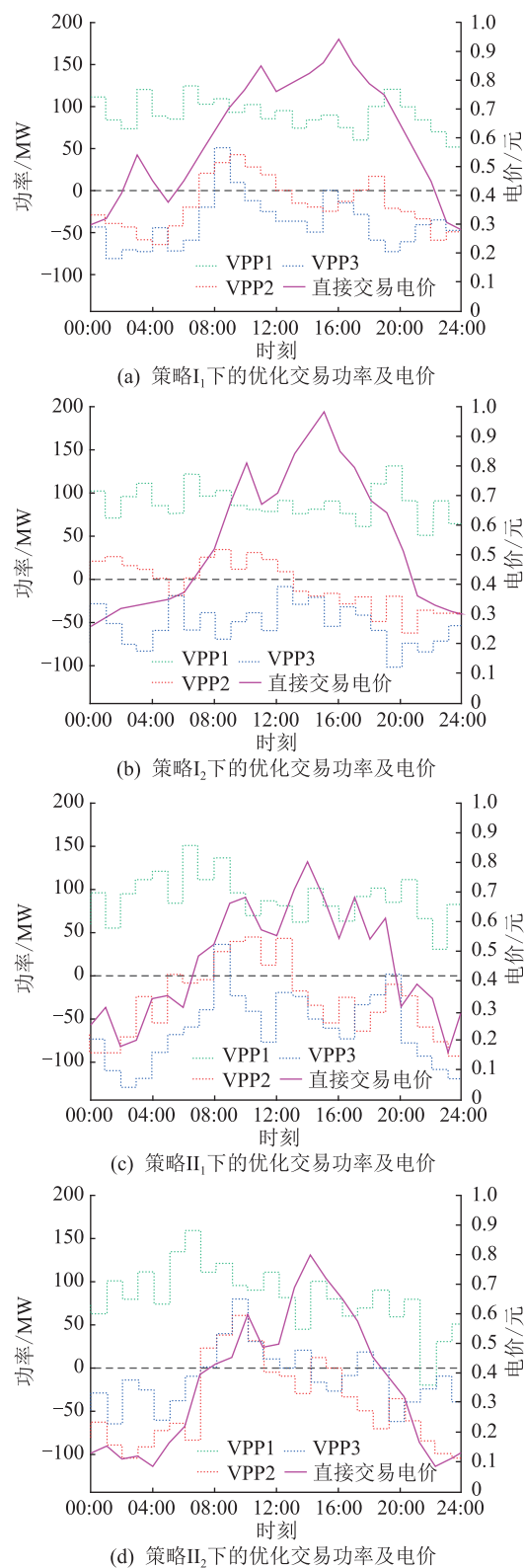


图 6 不同策略下的优化交易功率及电价
Fig.6 Optimal trading power and electricity price under different strategies

VPP 既参与电力市场交易又进行相互交易时,其整体收益高于各 VPP 独立参与电力市场时的收益。对比显示,策略 I₁与策略 I₂的收益差异较策略 II₁与策略 II₂的收益差异更大。

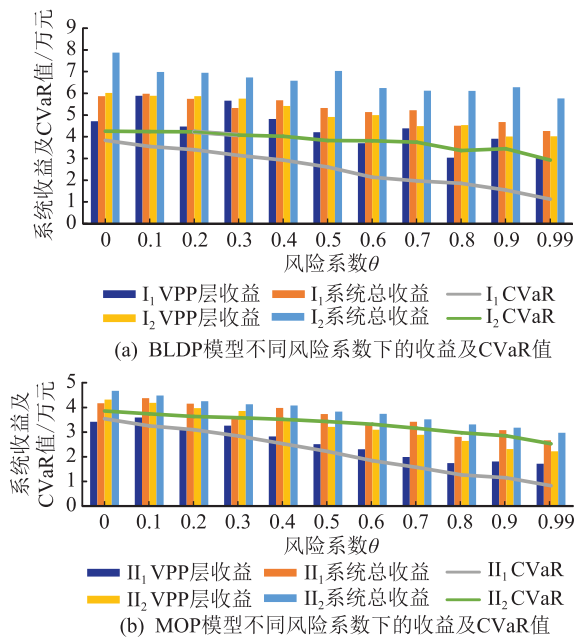


图7 不同风险系数下的收益及 CVaR 值

Fig.7 Profit and CVaR under different risk coefficients

系统中电力市场层及 DG 层的收益如图 8 所示。可知,各项收益随着风险系数的升高而降低;电力市场层的收益较相同条件下 DG 的收益高 13.32%。不同策略下,VPP 同时参与电力市场交易与 VPP 内部交易时的收益高于仅参与 VPP 内部交易情景,平均收益约高 9.84%。

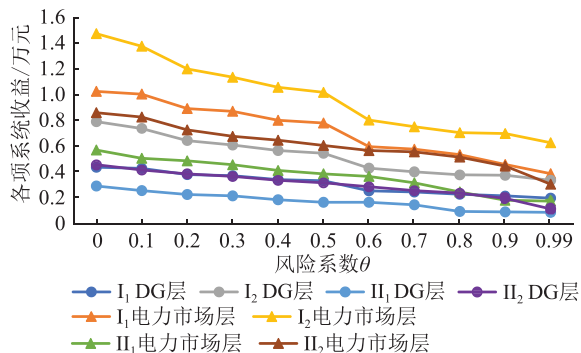


Fig.8 The system profits under different risk coefficients

3.3.4 不同风险系数下的出力分析

(1) 风电削减出力。图 9 展示了不同风险系数下 VPP1(图 a)和 VPP3(图 b)参与电力市场交易时的风电出力削减情况,2 个 VPP 下辖的风电场出力削减量均随风险系数的增大而增大。风电削减时段与电力市场的低电价时段吻合,具体表现为:当 θ 值为 0,0.5 及 0.99 时,VPP1 中策略 I_2 下全天风电削减量分别为 16.38 MW·h, 27.25 MW·h 及 36.72 MW·h,策略 II_2 下单日的风电削减量较策略 I_1 均升高约 41.96%;VPP3 中策略 I_2 下单日的风电削减量

为 38.60 MW·h, 53.23 MW·h 及 68.72 MW·h,策略 II_2 下单日的风电削减量较策略 I_1 均升高约 27.17%。VPP3 与 VPP1 的风力削减量差异主要体现在 09:00—18:00,造成风电削减量差异的主要原因可能是 VPP3 中光伏在日间的出力对风电出力形成了有效补充,而 VPP1 中的储能设施虽然在该时段也倾向于对外放电,但其供电能力较光伏发电设施更弱,因而 VPP3 在这个时段的风电削减量大于 VPP1 的风力削减量。此外,BLDP 模型下 2 个 VPP 下辖的风电削减量均小于同时段 MOP 模型下的削减量,这表明,BLDP 模型下 VPP 具有更高的出力稳定性。

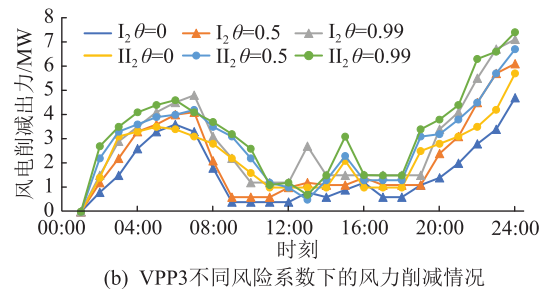
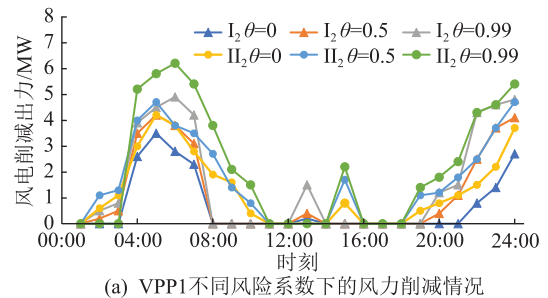


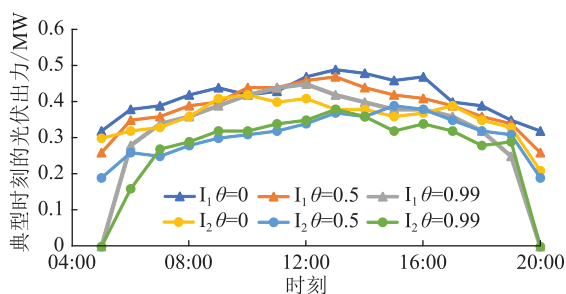
图9 不同风险系数下的风电出力削减情况

Fig.9 Reduction of wind power output under different risk coefficients

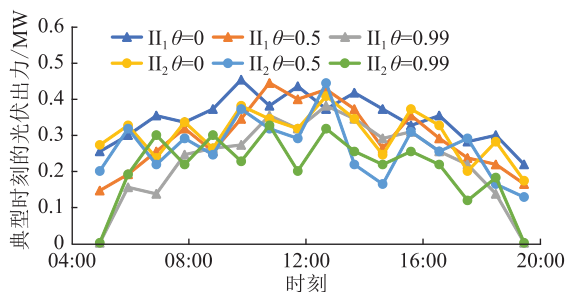
(2) 光伏出力。图 10 对比了 VPP2 在光伏出力典型时刻(05:00—20:00)不同模型的光伏出力情况,图 10(a)为 BLDP 模型,图 10(b)为 MOP 模型。2 种模型的光伏发电出力均随着风险系数的升高而降低。VPP2 参与电力市场时的出力较其仅参与内部交易时更大。BLDP 模型下光伏出力较 MOP 模型下更稳定,这表明 BLDP 模型在不同风险系数下更有利于提升光伏出力的稳定性。

(3) 储能设备。图 11 为 2 种模型下的储能水平,可知,2 种模型结果表现出相似的规律,低电价时段为高储能状态,而高电价时段处于低储能状态,即高电价时储能设备更倾向于对外放电。同时,不同风险系数下各时段储能状态的变化无明显规律性。

(4) CGT 及负荷需求。图 12 为 3 个 VPP 中各时段 CGT 出力和负载水平的均值。可知,2 种模型下,CGT 出力均随着风险系数的增加而增大,但



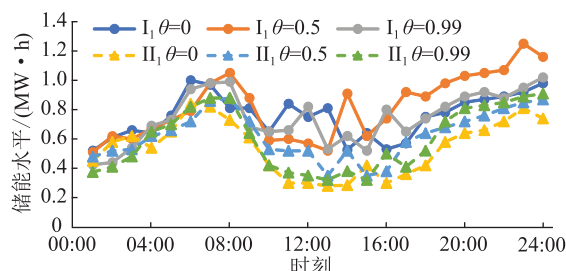
(a) BLDP模型下不同典型时刻VPP2的光伏出力



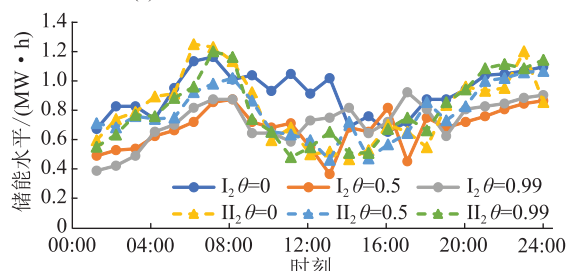
(b) MOP模型下不同典型时刻VPP2的光伏出力

图 10 典型时刻 VPP2 的光伏出力

Fig.10 The output of solar power from VPP2 at representative time



(a) BLDP模型不同风险系数下的储能水平



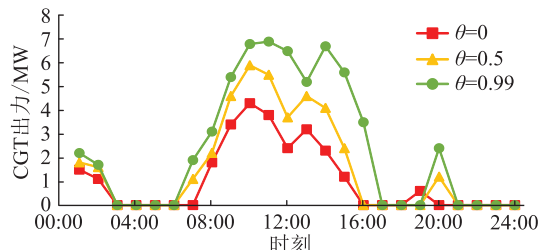
(b) MOP模型不同风险系数下的储能水平

图 11 不同风险系数下的储能水平

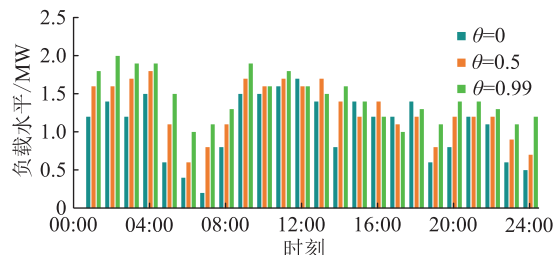
Fig.11 Different energy storage level under different risk coefficients

BLDP 模型下 CGT 的出力波动性更小,更为平稳。结合风电和光伏出力的情形可知,随着风险系数的增大,VPP 的出力主要依靠 CGT 出力来完成。同时,CGT 的出力峰值与直接交易电价的高电价时段基本吻合。

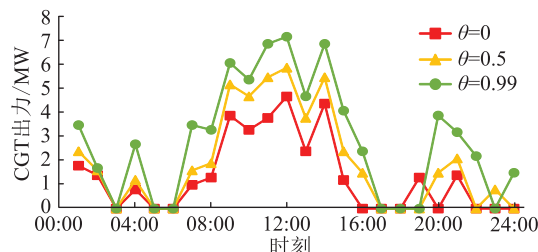
VPP 的负载水平随着风险系数的增加而增加,但 MOP 模型下,负载水平更高,在同一时段,可能导致外售电量减少,从而导致收益小于 BLDP 模型下的收益。



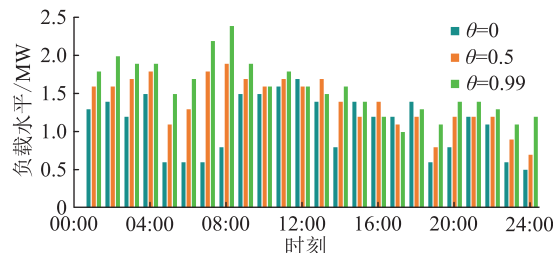
(a) BLDP模型下的CGT出力



(b) BLDP模型下的负载水平



(c) MOP模型下的CGT出力



(d) MOP模型下的负载水平

图 12 不同风险系数下 CGT 出力及负载水平

Fig.12 The output of CGT and load under different risk coefficients

4 结论

为有效提升 MAS 的管理效率,最大化系统收益并增强系统对收益损失风险的控制能力,文中基于 VPP 多代理系统的分层控制特点,构建了 BLDP 模型,通过将上层模型与 CVaR 模型相结合,实现对不同风险水平下系统各 DG 出力情况的测度,并在风险水平可接受条件下最大化系统的各项收益。通过与 MOP 模型进行对比,得到主要结论如下:

(1) VPP 参与电力市场交易并进行相互交易时较各 VPP 单独参与电力市场交易有更高的系统收益和稳定性。与 MOP 模型的对比结果显示,BLDP 模型下,系统的各项收益更高。

(2) 随着风险系数的升高,VPP 中各 DG 的出力由风电、光伏机组转向 CGT 机组,可见高风险条

件下的高收益仍然需要通过提升 CGT 出力来获取。同时,不同风险条件下,BLDP 模型求解的各 DG 的出力更稳定,受风险因素变化的影响更小。在 2 种模型运算效率接近的情况下,BLDP 模型具有更好的稳定性和求解效果。

(3) 不同风险条件下,系统的各项收益和 DG 的出力具有差异性,BLDP 模型可通过系统全局满意度量化不同条件下的求解满意度,从而给出全局最优决策,为决策者根据实际需求在系统出力、收益及风险间进行合理权衡提供了可能。

参考文献:

- [1] 刘天奇,韩冬,汪延德,等. 基于内嵌增广拉格朗日函数 Q-learning 方法的虚拟电厂市场博弈策略[J]. 电网技术, 2021,45(10):4000-4008.
LIU Tianqi, HAN Dong, WANG Yande, et al. Strategies of market game behavior of virtual power plants based on Q-learning with augmented Lagrange function[J]. Power System Technology, 2021,45(10):4000-4008.
- [2] 白雪岩,樊艳芳,王天生,等. 计及可再生能源可靠性的虚拟电厂动态聚合方法[J]. 电力自动化设备,2022,42(7):102-110.
BAI Xueyan, FAN Yanfang, WANG Tiansheng, et al. Dynamic aggregation method of virtual power plants considering reliability of renewable energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022,42(7):102-110.
- [3] 李笑竹,王维庆,王海云,等. 虚拟电厂参与的交直流混合微网双层多目标鲁棒优化调度[J]. 高电压技术,2020,46(7):2350-2361.
LI Xiaozhu, WANG Weiqing, WANG Haiyun, et al. Bi-level and multi-objective robust optimal dispatching of AC/DC hybrid microgrid with virtual power plant participation[J]. High Voltage Engineering, 2020,46(7):2350-2361.
- [4] 杨秀,杜楠楠,孙改平,等. 考虑需求响应的虚拟电厂双层优化调度[J]. 电力科学与技术学报,2022,37(2):137-146.
YANG Xiu, DU Nannan, SUN Gaiping, et al. Bi-level optimization dispatch of virtual power plants considering the demand response[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022,37(2):137-146.
- [5] 王海群,费斐,陈凯玲. 基于能源区块链的虚拟电厂分布式调度策略[J]. 系统管理学报,2022,31(2):406-411.
WANG Haiqun, FEI Fei, CHEN Kailing. Distributed dispatching strategy of virtual power plant based on energy blockchain[J]. Journal of Systems & Management, 2022,31(2):406-411.
- [6] 王尧,李欢欢,鞠立伟,等. 面向智能化调度的微网群能量耦合协调控制策略及仿真分析[J]. 电网技术,2018,42(7):2232-2239.
WANG Yao, LI Huanhuan, JU Liwei, et al. Coordinated energy coupling control strategy and simulation analysis of microgrid cluster for intelligent scheduling[J]. Power System Technology, 2018,42(7):2232-2239.
- [7] 许福鹿,周任军,曹俊波,等. 多种市场下虚拟电厂电-热-气协调优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报,2019,31(9):35-42.
XU Fulu, ZHOU Renjun, CAO Junbo, et al. Coordinated optimal dispatching of power-heat-gas for virtual power plant participating in multiple markets[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2019,31(9):35-42.
- [8] 曾鉴,刘俊勇,杜新伟,等. 风电全消纳下虚拟电厂内部资源鲁棒调度策略[J]. 现代电力,2019,36(3):80-87.
ZENG Jian, LIU Junyong, DU Xinwei, et al. Robust scheduling strategy of the internal resources in VPP based on wind power completely consumed[J]. Modern Electric Power, 2019,36(3):80-87.
- [9] 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.
- [10] 韦纯进,樊艳芳,张雅,等. 基于二维联盟多代理技术的风光-储能集群广域协调控制[J]. 太阳能学报,2021,42(1):308-316.
WEI Chunjin, FAN Yanfang, ZHANG Ya, et al. Wide-area coordinated control of wpcss cluster based on multi-agent technology for two-dimensional alliance[J]. Acta Energetica Sinica, 2021,42(1):308-316.
- [11] 盛万兴,段青,王良,等. 基于多代理协调机制的能量路由器群组与配电网综合规划[J]. 高电压技术,2021,47(1):1-13.
SHENG Wanxing, DUAN Qing, WANG Liang, et al. Comprehensive planning for energy routers and distribution network based on multi-agent system coordination mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2021,47(1):1-13.
- [12] 刘思源,艾芊,郑建平,等. 多时间尺度的多虚拟电厂双层协调机制与运行策略[J]. 中国电机工程学报,2018,38(3):753-761.
LIU Siyuan, AI Qian, ZHENG Jianping, et al. Bi-level coordination mechanism and operation strategy of multi-time scale multiple virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2018,38(3):753-761.
- [13] 李嘉媚,艾芊. 考虑调峰辅助服务的虚拟电厂运营模式[J]. 电力自动化设备,2021,41(6):1-13.
LI Jiamei, AI Qian. Operation mode of virtual power plant considering peak regulation auxiliary service[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021,41(6):1-13.
- [14] 麻秀范,余思雨,朱思嘉,等. 基于多因素改进 Shapley 的虚拟电厂利润分配[J]. 电工技术学报,2020,35(S2):585-595.
MA Xiufan, YU Siyu, ZHU Sijia, et al. Profit allocation to virtual power plant members based on improved multifactor Shapley value method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020,35(S2):585-595.
- [15] 蓝雄光,赖敏,周东国,等. 一种多层融合处理的 GPR B-Scan 双曲线提取方法[J]. 电子测量技术,2021,44(13):

- 97-103.
LAN Xiongguang, LAI Xian, ZHOU Dongguo, et al. GPR B-Scan hyperbola extraction based on multi-layer fusion processing [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(13):97-103.
- [16] SHIH H S, LAI Y J, LEE E S. Fuzzy approach for multi-level programming problems [J]. *Computers & Operations Research*, 1996, 23(1):73-91.
- [17] 刘路宁, 彭春华, 温泽之, 等. 基于配电网动态重构的分布式光伏消纳策略 [J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(12):56-62.
LIU Luning, PENG Chunhua, WEN Zezhi, et al. Distributed photovoltaic consumption strategy based on dynamic reconfiguration of distribution network [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(12):56-62.
- [18] 叶林, 路朋, 赵永宁, 等. 含风电电力系统有功功率模型预测控制方法综述 [J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(18):6181-6198.
YE Lin, LU Peng, ZHAO Yongning, et al. Review of model predictive control for power system with large-scale wind power grid-connected [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(18):6181-6198.
- [19] 黄俊辉, 孙文涛, 李辰, 等. 基于 WRF 模式的海上风能资源特性分析及评价 [J]. *太阳能学报*, 2021, 42(7):278-283.
HUANG Junhui, SUN Wentao, LI Chen, et al. Analysis and evaluation of offshore wind energy resources characteristics based on WRF model [J]. *Acta Energetica Sinica*, 2021, 42(7):278-283.
- [20] 王旭东, 高赐威. 中长期市场下发电企业发电与购煤安排两阶段决策模型 [J]. *电网技术*, 2021, 45(10):3992-4001.
WANG Xudong, GAO Ciwei. Two-stage decision-making model of power generation and coal purchase arrangement for power generation companies in medium-and long-term market [J]. *Power System Technology*, 2021, 45(10):3992-4001.
- [21] 穆钢, 杨修宇, 严干贵, 等. 基于风电场群汇聚演变趋势的场群持续功率特性预测方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(S1):32-38.
MU Gang, YANG Xiuyu, YAN Gangui, et al. Prediction method of the durative characteristic for wind farm cluster based on cumulative evolution tendency [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(S1):32-38.
- [22] 张雪松, 李鹏, 周亦尧, 等. 基于贝叶斯概率的光伏出力组合预测方法 [J]. *太阳能学报*, 2021, 42(10):80-86.
ZHANG Xuesong, LI Peng, ZHOU Yiyao, et al. Photovoltaic output combination forecasting method based on Bayesian probability [J]. *Acta Energetica Sinica*, 2021, 42(10):80-86.

作者简介:



刘源

刘源(1988),男,博士,讲师,研究方向为能源系统分析、环境政策;

檀勤良(1969),男,博士,教授,研究方向为能源经济与政策发展、创新管理理论与实践 (E-mail:tan.qinliang1@gmail.com);

张兴平(1972),男,博士,教授,研究方向为电力经济、电力市场及碳市场的耦合。

Multi-agent VPP coordinated control optimization and risk analysis based on the interactive algorithm

LIU Yuan¹, TAN Qinliang^{1,2}, ZHANG Xingping¹

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Beijing Key Laboratory of New Energy and Low-Carbon Development, Beijing 102206, China)

Abstract: There may exist system operational risks and the risks of losing the revenue because of the generating uncertainty of the stochastic units during the operational process of the virtual power plant (VPP), which contains multiple large scale stochastic units. To solve these problems existing in VPP, a two-stage bi-level decentralized planning (BLDP) model incorporating the conditional value-at-risk (CVaR) based on the characteristics of hierarchical control in the multi-agent system is built. Multi objective programming (MOP) model is selected and compared with the BLDP model constructed in this paper to verify the effectiveness of the BLDP model. It indicates that when VPP participates in the market independently and trades with other VPPs under the BLDP scenario, the system will achieve higher profits and be affected less by the risk levels. Meanwhile, the system can get higher yield rate under BLDP scenario than that under MOP scenario under different trading mechanisms, when VPP participates the power market independently without mutual dealing, results obtained under the BLDP scenario are 103% higher than that under the MOP scenario, while when it takes part in both the market and mutual dealing, the results under the BLDP scenario are 147% higher than that under the MOP scenario. The results have demonstrated the availability of the proposed model under different risk levels.

Keywords: virtual power plant (VPP); multi-agent system (MAS); power market; bi-level decentralized planning (BLDP) model; multi-objective planning (MOP) model; conditional value-at-risk (CVaR); risk control

(编辑 方晶)