



电力市场环境下虚拟电厂两阶段能量经济优化调度

赵力航^{1,2,3}, 常伟光³, 杨敏^{1,2}, 杨强³, 秦刚华^{1,2}

(1. 浙江省太阳能利用及节能技术重点实验室, 浙江 杭州 311121; 2. 浙江浙能技术研究院有限公司, 浙江 杭州 311121; 3. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 随着分布式可再生能源在电网中的渗透率不断增加, 虚拟电厂作为一种高效管理分布式可再生能源的技术已经引起国内外学者的广泛关注。提出一种非管制电力市场环境下的虚拟电厂两阶段能量经济优化调度方法, 该方法将虚拟电厂的调度分为日前和日内 2 个阶段。在日前阶段, 基于预测信息制定次日的最优调度计划并与日前电力市场签订协议; 在日内阶段, 以日前计划为参考, 采用模型预测控制策略调整日内的运行计划, 以消除由于预测误差导致的净负荷波动, 同时尽可能减少来自日内平衡市场的罚款, 降低总体运行成本。所提出的模型均使用商业求解器 Gurobi 进行求解。仿真数值结果表明: 所提出的算法通过日前计划和日内调控的手段提高了可再生能源设备的利用率, 具备一定的经济性和实用性, 为虚拟电厂的经济调度提供了新的思路和途径。

关键词: 虚拟电厂; 非管制电力市场; 日前计划; 日内调控; 模型预测控制

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202203042

0 引言

近年来, 化石燃料的大量使用和其导致的环境污染问题使得可再生能源发电技术引起了广泛的关注^[1-2]。大规模的分布式能源 (distributed energy resource, DER) 接入电网给电网的运行带来了一定的影响^[3-4], 因此为了更好地管理较大范围的内的 DER, 虚拟电厂 (virtual power plant, VPP) 的概念逐渐出现并被应用^[5]。本质上来说, 虚拟电厂是一种管理一定范围内 DER 的技术, 他聚合了一定区域内的地域分散、种类多样的分布式电源、储能设备 (energy storage system, ESS)、可控发电机 (如柴油发电机) 和负荷, 作为一个整体接入电网, 参与电网的运行。通常来说, VPP 内部设有能量管理系统 (energy management system, EMS), 来实现 VPP 内部的能量调度、发电预测和参与电力市场的功能^[6-7]。

VPP 内部 DER 发电的不确定性和波动性使得 VPP 需要充分地挖掘各个单元的发电潜力, 施以合适的能量协同调控策略, 提高 VPP 内部的资源利用率。近年来, 针对 VPP 的能量管理调度已有很多学者做出了大量的研究。文献^[8]考虑了包含电价、风电出力和需求响应等不确定性因素, 基于工程博弈思想进行模型的构建和简化, 最后使用粒子群优化算法求得了鲁棒最优解。文献^[9]在考虑风光出力不确定性的基础上, 核算单位环境外部性成本并将其计入 VPP 的单位发电成本, 通过算例仿真验证了模型的鲁棒性和计算简便性。文献^[10]综合考虑了 VPP 中负荷聚合商、储能设备和用户的效益, 在 3 种不同的需求响应参与场景下开展了不同对象的经济收益变化的研究, 通过算例仿真验证了所提出模型的经济性。此外, 随着 VPP 概念的不断推广, 更多的能源载体形式也被并入 VPP 的范畴之中。文献^[11]考虑了将抽水蓄能电站纳入 VPP 的能量调度中, 并使用一种改进的快速非支配排序遗传算法 (NSGA) 对所提出模型进行了求解, 结果表明 VPP 中的级联水电-光伏-抽水蓄能混合发电的联合调度可以根据节能、航运和生态的需要做出灵活的决策。文献^[12]考虑大规模 DER、电动汽车

收稿日期: 2022-03-16; **修回日期:** 2022-07-05。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (城市建筑群多能流端-边-云协同增效调控方法研究与应用, 52177119); 浙能集团科技项目 (基于数据驱动的虚拟电厂-储能系统协同增效调控关键技术研究, ZERD-KJ-2020-002)。

接入的情况，提出了面向 VPP 的负荷均衡管理策略，提出了一种分层电力调度系统完成对用电负荷的调度。最后，通过算例验证所提出方案可以实现多类资源的有效互补。随着中国电力市场的改革，各种类型的区域供电系统如微电网、虚拟电厂及其集群需要逐步纳入市场交易中，国内外学者已针对虚拟电厂参与电力市场交易开展了广泛研究。文献 [13] 基于惩罚机制，以 VPP 收益最大为目标建立了 VPP 参与多类电力市场的模型，通过算例仿真验证了所建模型的合理性，兼顾了 VPP 经济性和安全性。文献 [14] 考虑到 VPP 运营商与外部市场、内部资源具有双侧互动的特点，提出了一种 VPP 运营商对外参与电能量市场和调峰市场、对内与各成员协作配合的内外协调竞标策略，建立运营商与内部成员的多主体双层竞标模型，最后通过算例分析证明了所提策略的有效性和合理性。目前多数的文献并没有考虑 VPP 与电力市场的交互，且未考虑电力市场的运行机制对于 VPP 自身调度决策的影响，对于考虑不同电力市场规则下的 VPP 调度也缺乏研究，且在实际中，VPP 的日前调度计划制定的必要性未被充分考虑，因此本文开展的非管制电力市场环境下的 VPP 能量经济调度具有一定的现实价值和工程意义。

VPP 中存在多种不确定性源，单一的日前计划或日内实时调度方法无法很好地兼顾虚拟电厂调度的经济性与实时性，因此本文将 VPP 的能量调度问题设置在非管制电力市场的环境下，通过电力市场交易的规则来引导 VPP 进行需求响应，以 VPP 的调度成本最低为目标函数，构建日前-日内两阶段的 VPP 能量调度模型，使用商业求解器 Gurobi 对模型进行求解，最后通过算例仿真验证所提出模型的经济性和可行性。

1 模型预测控制与电力市场模型

1.1 模型预测控制

VPP 的典型结构如图 1 所示。根据本文提出的模型，VPP 需要在日前依据预测信息制定次日的调度计划，并在次日的实时调度阶段跟踪前日的计划曲线。由于分布式能源的出力很难提前进行准确预测，在日内调度阶段需要采用某种调度

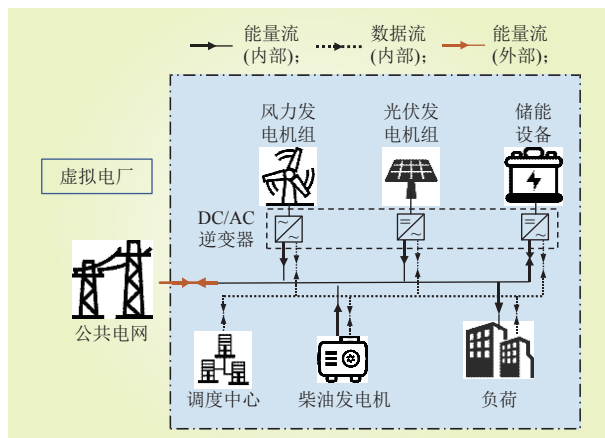


图 1 VPP 结构示意图

Fig. 1 Diagram of virtual power plant

策略来尽可能地减少供需侧不确定性对优化问题的影响。本文中所采用的日内调整策略基于模型预测控制（model predict control, MPC）。MPC 是有限时域内闭环最优控制的算法，它能够克服一般的优化方法所难以解决的诸如参数、环境具有的时变性、非线性这样的难题。MPC 是基于模型的，但是对于模型的要求并不高，因此在工业控制过程中得到了较好的应用[14-16]。MPC 的核心思想为：在每一个优化采样的时刻，系统将使用当前时刻的预测值及实际测量值，基于约束条件的限制和目标函数，优化得到将来时刻的一系列最优控制决策变量。随着采样优化时刻的推进，更新初始状态，采用相同的方法来重复上述的滚动优化过程。采用基于 MPC 的实时调度策略，能够较好地达到策略调整的实时性和最优性。图 2 展示了 MPC 方法的一般性框架。

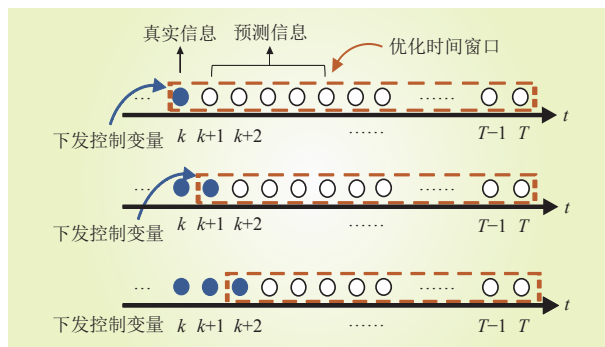


图 2 模型预测控制框架

Fig. 2 Framework of model predict control

1.2 电力市场模型

非管制电力市场即放松管制的电力市场，由

供需平衡来决定市场价格。国际上比较成熟的非管制电力市场案例是美国的 PJM（宾夕法尼亚州-新泽西州-马里兰州互联电网）电力市场，该市场保证电力服务提供商受政府监管，但他们仍然可以在自身组织的市场上出售电力。PJM 市场的组织者认为随着发电公司的增多，购买力的批发率将下降。同时，这类市场可以为客户提供更多选择，让他们选择电力公司提供服务，将在服务提供商之间创造良性竞争，从而降低整体消费价格。在监管方面，PJM 除了受联邦能源管理委员会（FERC）、各州公共事业管理委员会的监督外，还有独立市场监管机构负责每年发布监管报告以改进市场设计、提高市场表现。在 2016 年度报告中，该机构认为 PJM 能量市场中电力批发价格基本接近边际成本，整体上实现了有效竞争。

此外在欧洲，比利时和英国是唯一成功地完全解除对电力行业管制的国家。欧洲其他国家则维持着公私合营的混合模式，政府负责对用户的电力监管，而私营部门则负责发电。

本文中 VPP 的能量调度模型是设置在非管制电力市场环境下的，其中包括日前市场（day-ahead market, DM）和日内平衡市场（intra-day balancing market, IBM）^[17]。在日前市场中，市场的组织者使用受安全性约束的经济调度模型来生成清算电价并下发给市场的参与者。市场的参与者需要在日前阶段进行自身的电量-价格报价。在日前市场清算完成后，市场的参与者和组织者之间将会签订购/售电合同。因此，在日内实时调度阶段，如果实时交易的电量与日前的不符，那么市场参与者需要承担相应的罚款^[18]。相较于日前购/售电计划，如果临时购买更多的电量或出售更少的电量，那么这部分电量会以高于实时电价的价格进行额外收费，否则将以低于实时电价的价格进行额外收费^[19]。

2 两阶段虚拟电厂能量优化调度模型

2.1 长短期记忆神经网络预测

VPP 需要基于预测信息在日前制定次日的最优调度计划，因此需要对次日的风力、光伏发电和负荷数据进行预测。本文将采用长短期记忆神经网络（long-short term memory, LSTM）对上述数

据进行较高精度的预测。LSTM 是循环神经网络（recurrent neural network, RNN）的一种，其特殊的长短期记忆选择单元，可以用来解决“普通 RNN 无法捕捉长期记忆中隐含规律”的问题^[20]。因此，LSTM 很适合出力连续的时间序列，在电力系统中的应用广泛^[21-23]。

在本文的工作中，输入到 LSTM 中的数据为两天前的真实历史数据，输出数据为次日一整天的出力数据，其时间分辨率为 15 min。考虑到风力发电固有的随机性和波动性，其预测精度很难保证，因此本文假设风力发电的预测误差满足正态分布^[24]。本文使用某地区一年的历史数据（时间间隔为 5 min）训练网络使其学习时间序列的内在规律，为了方便网络学习，数据在使用前进行了归一化处理。预测结果如图 3 所示。

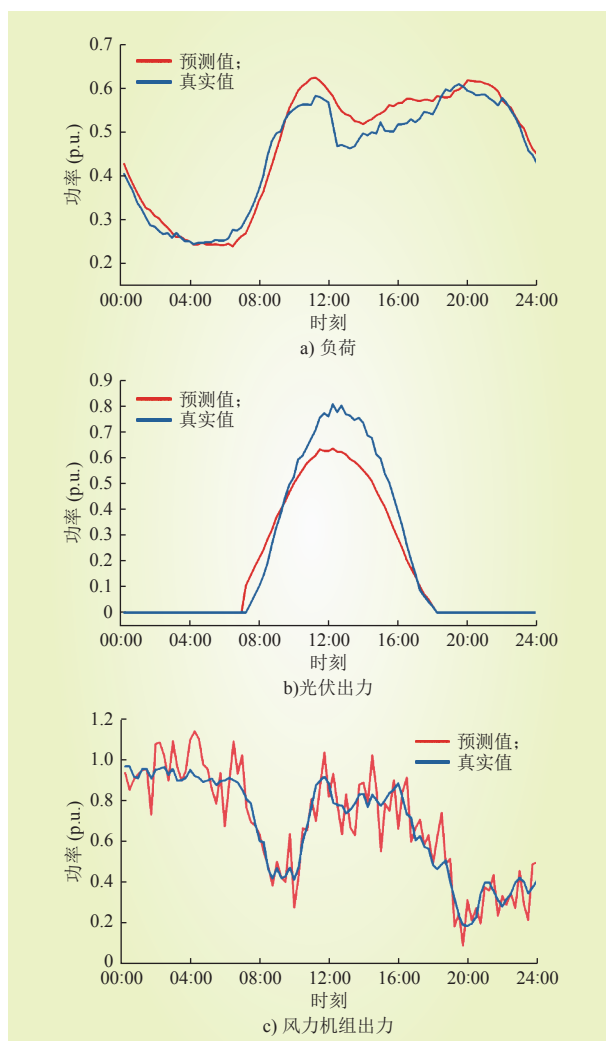


图 3 预测数据

Fig. 3 Forecasting data

2.2 数学模型

2.2.1 日前阶段

在日前阶段，VPP 需要根据预测信息来进行本地的能量优化调度，制定出次日的最优运行计划，并将次日的购/售电计划上报给市场组织者。

(1) 目标函数为

$$\min C_{\text{day-ahead}}(P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t), P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t), P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t)) = \sum_{t=1}^T C_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}} + C_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}} + C_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}} \quad (1)$$

式中：\$T\$ 为全天调度时刻数；\$C_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}\$ 为分布式发电（DG）运行发电成本；\$C_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}\$ 为 ESS 运行成本；\$C_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}\$ 为与市场交易的费用，具体为

$$\begin{cases} C_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}} = [a(P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t))^2 + bP_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t) + c] \Delta t \\ C_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}} = \alpha |P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t)| \Delta t \\ C_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}} = \begin{cases} C_{\text{RTP}}(t) P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) \Delta t, P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) \geq 0 \\ \lambda C_{\text{RTP}}(t) P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) \Delta t, P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中：\$P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t)\$、\$P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t)\$、\$P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t)\$ 分别为 \$t\$ 时刻 DG 的发电量、ESS 的出力值（正值表示放电，负值表示充电）和与电网交易的电量（正值表示购电量，负值表示售电量）；\$a, b, c\$ 分别为 DG 的成本系数；\$\alpha\$ 为 ESS 的出力成本系数；\$C_{\text{RTP}}(t)\$ 为 \$t\$ 时刻的实时电价；\$\Delta t\$ 为时间间隔，本文中设置为 15 min；\$\lambda\$ 为售电时的折扣系数。

(2) 约束条件。

在日前阶段，约束条件主要包括功率平衡约束、设备出力上下限约束、DG 爬坡约束、ESS 荷电状态（state of charge, SoC）约束、联络线功率上下限约束。

① 功率平衡约束为

$$\begin{aligned} P_{\text{PV}}^{\text{forecasted}}(t) + P_{\text{WT}}^{\text{forecasted}}(t) + P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t) + \\ P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) + P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) = P_{\text{Load}}^{\text{forecasted}}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

② 设备的出力上下限约束为

$$\begin{cases} P_{\text{DG},\min} \leq P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t) \leq P_{\text{DG},\max} \\ P_{\text{ESS},\min} \leq P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) \leq P_{\text{ESS},\max} \end{cases} \quad (4)$$

③ DG 爬坡约束为

$$P_{\text{DG}}^{\text{down}} \leq P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t+1) - P_{\text{DG}}^{\text{day-ahead}}(t) \leq P_{\text{DG}}^{\text{up}} \quad (5)$$

④ ESS 的 SoC 约束为

$$\delta_{\text{SoC},\min} \leq \delta_{\text{SoC}}^{\text{day-ahead}}(t) \leq \delta_{\text{SoC},\max} \quad (6)$$

$$\delta_{\text{SoC}}(1) = \delta_{\text{SoC}}(T) \quad (7)$$

其中 SoC 的计算方式为

$$\delta_{\text{SoC}}^{\text{day-ahead}}(t) = \begin{cases} \delta_{\text{SoC}}^{\text{day-ahead}}(t-1) - P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) \eta^{\text{dis}} \Delta t / H_{\text{ESS}}^{\text{capacity}}, P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) \geq 0 \\ \delta_{\text{SoC}}^{\text{day-ahead}}(t-1) - P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) \eta^{\text{ch}} \Delta t / H_{\text{ESS}}^{\text{capacity}}, P_{\text{ESS}}^{\text{day-ahead}}(t) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

⑤ 联络线功率上下限约束为

$$P_{\text{tie-line},\min} \leq P_{\text{trade}}^{\text{day-ahead}}(t) \leq P_{\text{tie-line},\max} \quad (9)$$

式中：\$P_{\text{PV}}^{\text{forecasted}}(t)\$、\$P_{\text{WT}}^{\text{forecasted}}(t)\$、\$P_{\text{Load}}^{\text{forecasted}}(t)\$ 分别为日前对光伏发电、风力发电和负荷出力的预测值；\$P_{\text{DG},\min}\$、\$P_{\text{DG},\max}\$ 分别为 DG 出力的下限值和上限值；\$P_{\text{ESS},\min}\$、\$P_{\text{ESS},\max}\$ 分别为 ESS 出力的下限值和上限值；\$R_{\text{DG}}^{\text{down}}\$、\$R_{\text{DG}}^{\text{up}}\$ 分别为 DG 爬坡能力的下限值和上限值；\$\delta_{\text{SoC},\min}\$、\$\delta_{\text{SoC},\max}\$ 分别为 ESS 的 SoC 的下限值和上限值；\$H_{\text{ESS}}^{\text{capacity}}\$ 为储能系统容量；\$\eta^{\text{dis}}\$、\$\eta^{\text{ch}}\$ 分别为 ESS 的放电和充电效率；\$P_{\text{tie-line},\min}\$、\$P_{\text{tie-line},\max}\$ 分别为 VPP 与电网联络线的最小和最大传输功率。

2.2.2 日内阶段

在日内阶段，VPP 需要根据当前的实时信息和预测信息，针对日前计划进行实时调整，消除预测误差的同时，尽可能地跟踪日前计划曲线以减少来自电力市场的罚款。

(1) 目标函数为

$$\min C_{\text{intra-day}}(P_{\text{DG}}^{\text{intra-day}}(t), P_{\text{ESS}}^{\text{intra-day}}(t), P_{\text{trade}}^{\text{intra-day}}(t)) = \sum_{t=1}^M C_{\text{DG}}^{\text{intra-day}} + C_{\text{ESS}}^{\text{intra-day}} + C_{\text{IBM}}^{\text{intra-day}} \quad (10)$$

式中：\$M\$ 为 MPC 策略下的优化时间尺度；\$C_{\text{DG}}^{\text{intra-day}}\$、\$C_{\text{ESS}}^{\text{intra-day}}\$、\$C_{\text{IBM}}^{\text{intra-day}}\$ 分别为日内阶段 DG 的发电成本、ESS 出力的成本和来自日内平衡市场的罚款，其计算公式为

$$\begin{cases} C_{\text{DG}}^{\text{intra-day}} = [a(P_{\text{DG}}^{\text{intra-day}}(t))^2 + bP_{\text{DG}}^{\text{intra-day}}(t) + c] \Delta t \\ C_{\text{ESS}}^{\text{intra-day}} = \alpha |P_{\text{ESS}}^{\text{intra-day}}(t)| \Delta t \\ C_{\text{IBM}}^{\text{intra-day}} = \begin{cases} \varphi C_{\text{RTP}}(t) \Delta P_{\text{trade}}(t) \Delta t, \Delta P_{\text{trade}}(t) \geq 0 \\ \omega C_{\text{RTP}}(t) \Delta P_{\text{trade}}(t) \Delta t, \Delta P_{\text{trade}}(t) < 0 \end{cases} \\ \Delta P_{\text{trade}}(t) = P_{\text{trade}}^{\text{intra-day}}(t) - P_{\text{trade}}^{\text{intra-day}}(t) \end{cases} \quad (11)$$

日内平衡市场会对超出日前购电计划或低于日前售电计划的电量以高于实时电价的价格进行罚款, φ 为控制罚款价格的参数; 对低于日前购电计划或超出日前售电的电量以低于实时电价的价格进行罚款, ω 为控制罚款价格的参数。

(2) 约束条件。

与日前阶段相似, 约束主要包括功率平衡约束、设备的出力上下限约束、DG 爬坡约束、ESS 的荷电状态约束、联络线功率上下限约束。需要指出的是, 在日内阶段, 在一个优化时间窗口 $[t, t+M-1]$ 内, 在 t 时刻的负荷、光伏发电、风力发电的出力值采用的是真实值, 其余时刻则采用的是预测值。

①功率平衡约束为

$$P_{PV}(t) + P_{WT}(t) + P_{DG}^{intra-day}(t) + P_{trade}^{intra-day}(t) = P_{Load}(t) \quad (12)$$

式中: $P_{Load}(t)$ 为负载功率。

②设备的出力上下限约束为

$$\begin{cases} P_{DG,min} \leq P_{DG}^{intra-day}(t) \leq P_{DG,max} \\ P_{ESS,min} \leq P_{ESS}^{intra-day}(t) \leq P_{ESS,max} \end{cases} \quad (13)$$

③DG 爬坡约束为

$$R_{DG}^{down} \leq P_{DG}^{day-ahead}(t+1) - P_{DG}^{day-ahead}(t) \leq R_{DG}^{up} \quad (14)$$

④ESS 的 SoC 约束为

$$\delta_{SoC,min} \leq \delta_{SoC}^{intra-day}(t) \leq \delta_{SoC,max} \quad (15)$$

$$\delta_{SoC}(1) = \delta_{SoC}(T) \quad (16)$$

其中 SoC 的计算方式参照式 (8)。

⑤联络线功率上下限约束为

$$P_{tie-line,min} \leq P_{trade}^{intra-day}(t) \leq P_{tie-line,max} \quad (17)$$

本文所建立的模型的求解流程如图 4 所示。

3 算例仿真分析

3.1 相关数据

本文考虑的虚拟电厂由 1 个 700 kW 的风电场、1 个 1000 kW 的光伏电站、1 个 500 kW 的柴油发电机、1 个容量为 5000 kW·h 的储能设备和总额为 1800 kW 的负荷组成^[25]。

3.2 虚拟电厂日前最优调度计划

日前阶段, 虚拟电厂各个设备运行计划如图 5a) 所示, 日内电价和储能设备 SoC 变化如图 5b) 所示。

图 5 中光伏发电和风力发电之间的部分是净负荷。对于虚拟电厂来讲, 其日前最优调度计划的制定主要取决于市场电价和净负荷的大小。如果当前时刻的电价较低, 如 10:00—12:00, 此时虚拟电厂对比柴油发电机组和储能设备出力成本与电网电价, 倾向于从电网购电, 否则储能设备和柴油发电机将会出力来维持虚拟电厂内部的功率平衡 (如 20:00—22:00)。此外, 当电价较高的时刻, 虚拟电厂会选择将多余的电量包括储能中储存的电量出售以降低整体的运行成本 (如 04:00—08:00)。观察储能设备的 SoC 曲线也可以看出, 储能设备所起的作用是将多余的发电量

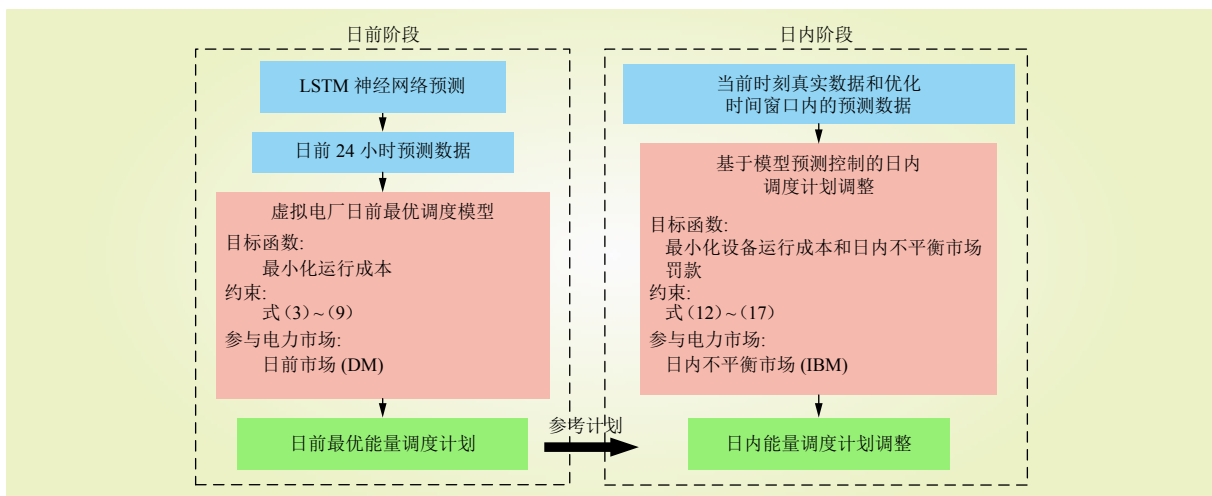


图 4 所提出模型的流程

Fig. 4 Flow chart of the proposed model

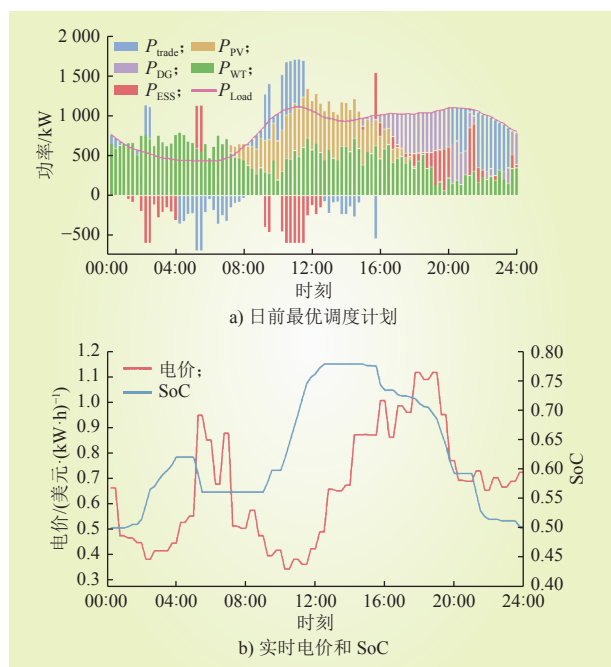


图 5 虚拟电厂日前调度结果

Fig. 5 Day-ahead scheduling solution for VPP

进行时间上的平移，即将过剩的电量存储起来，在新能源发电量不足的时候对外放电，降低了购电成本。从图 5 b) 中也可以看出其变化趋势较为平缓，说明虚拟电厂内部的各个单元能够达到协同互补的效果，其管辖范围内的分布式资源得到了很好的利用。

3.3 虚拟电厂日内调整计划

图 6 展示了日内阶段虚拟电厂各个单元的出力相较于日前计划的调整，从图 6 a) 可以看出，日内的交易计划大致上完成了对日前计划的跟踪。在日内阶段，实际的风电出力、光伏出力和负荷的数值与日前预测结果存在偏差，因此虚拟电厂需要协同调节内部储能设备和可控柴油发电机的出力来消除出现的净负荷波动，同时尽可能跟踪日前交易计划以减少 IBM 的罚款。虚拟电厂对日前计划的调整和当前时刻的 IBM 电价和净负荷波动有着直接的联系，08:00—12:00，虚拟电厂对于交易计划的调整较大，因为此时的 IBM 电价较低，直接承担罚款相较于调节设备出力更为划算。而在 IBM 电价较高的 05:00—06:00 和 18:00—20:00，虚拟电厂对于交易计划的调整较少，而是由储能设备和柴油发电机协调弥补净负荷出现的波动，以减少整体运行成本。

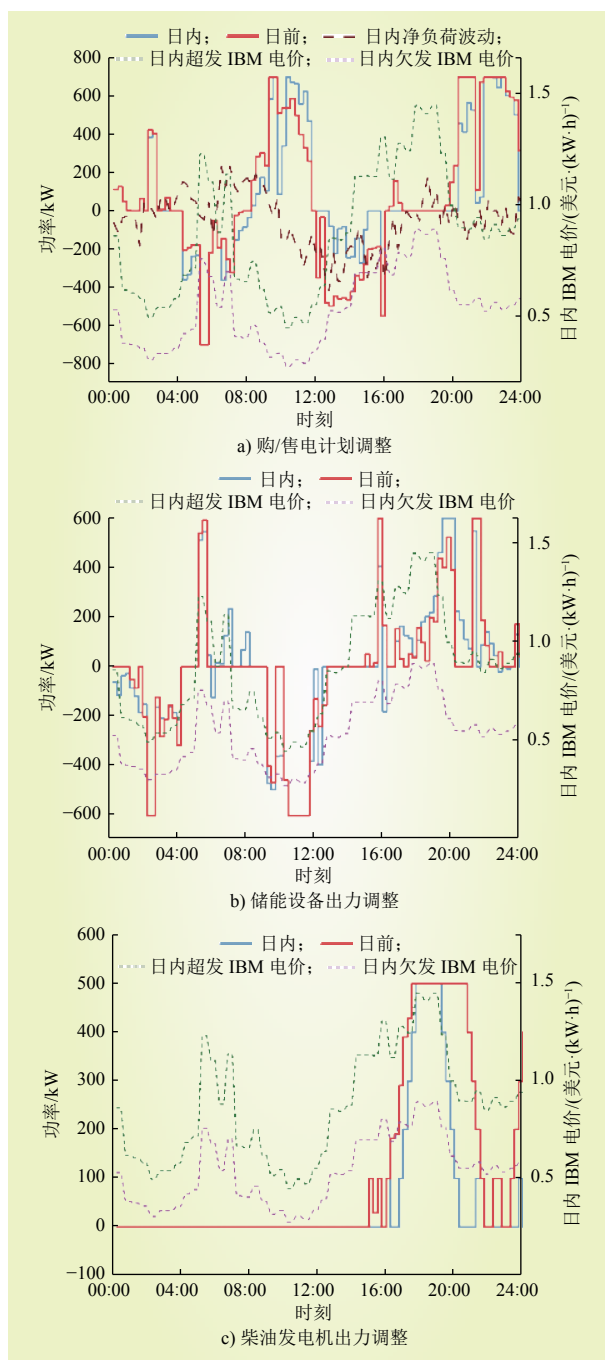


图 6 日内调整计划结果

Fig. 6 Results of the intra-day redispatch

此外，对于储能设备的调整并没有完全呈现出与调整交易计划相似的趋势，在某些时刻其调整幅度较大（如 12:00、12:15、12:30、12:45、16:00），出现这种现象的原因是储能设备受式 (15) (16) 的约束，需要在一天内的始末保持相同的 SoC，因此会在某些时刻选择充/放电来维持自身电量，从而能够满足其电量约束。



3.4 经济性评估

为评估所提出方法的经济性, 本文随机抽取了一年中 10 天的运行数据进行仿真, 并与以下 2 种方法的总调度成本进行对比。

(1) 假设虚拟电厂知晓次日分布式能源出力 and 负荷的真实数据, 并制定全局最优调度计划。

(2) 虚拟电厂只根据日前预测信息制定日前最优调度计划, 日内针对储能设备和柴油发电机的出力不做任何调整, 只调整与电网的交易计划来满足日内出现的净负荷波动, 承担 IBM 的罚款。

图 7 展示了在所抽取的 10 天中 3 种方法运行成本的对比。总的成本包含 4 个部分: DG 成本、ESS 成本、IBM 罚款和 DM 交易费用。整体的调度成本可以理解为设备成本 (DG 和 ESS 成本) 和电力市场交易成本 (IBM 罚款和 DM 交易成本)。DG 和 ESS 成本指的是在经过日前和日内阶段的调度之后两种设备实际所产生的成本。VPP 与电力市场的交易结算是两阶段的, 其中 IBM 罚款指的是在日内阶段因为与电网的交易电量与日前计划不符所产生的相关罚款; DM 交易费用是指在日前阶段与电力市场签订的次日购/售电合约中的电量所产生的交易费用。

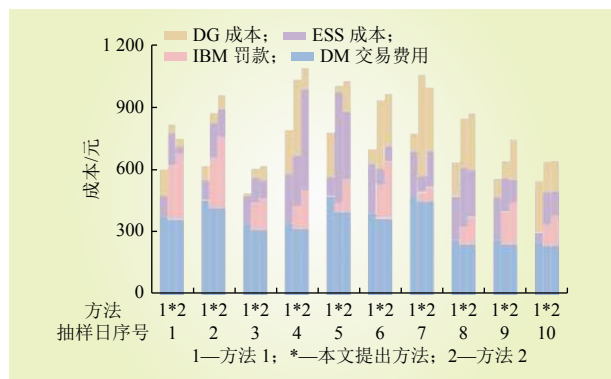


图 7 经济性评估

Fig. 7 Economic performance

总体来看, 方法 1 对应的运行成本是最低的, 这是因为方法 1 中无预测信息的误差, 所制定的运行调度计划是全局最优的, 方法 2 的成本是最高的。对比本文提出的方法和方法 2 可以看出, 本文方法对应的储能设备和柴油发电机对应的成本要高于方法 2, 而 IBM 罚款一般低于方法 2, 这是因为方法 2 在日内阶段没有主动的调整, 而本文所提出的方法通过日内阶段使用模型预测

控制策略来协同虚拟电厂内部的设备, 依据 IBM 电价和净负荷波动的大小, 在必要的时刻调整储能设备和柴油发电机的出力, 尽可能地降低 IBM 的罚款, 减少总体的运行成本。然而需要指出的是, 在某些天 (如第 1 天、第 7 天) 本文提出的方法对应的总体运行成本反而高于方法 2 对应的成本, 出现这种现象的原因是本文提出的方法在日内阶段的调整仍然是基于日内预测信息的, 因此在某些天如果可再生能源出力波动过大会造成算法无法求得最优结果, 即运行成本反而在日内调整过后不减反增。

4 结论

本文针对虚拟电厂提出了一种非管制电力市场环境下的两阶段能量经济优化调度方法。该方法分为日前计划和日内调整 2 部分。在日前阶段, 基于对次日可再生能源出力和负荷的预测, 虚拟电厂制定次日最优运行计划并与电力市场签订协议作为次日的运行计划参考。在日内阶段, 以日前提提交的运行计划为基准, 基于模型预测控制调控策略, 协调虚拟电厂内部的设备以平衡预测误差导致的净负荷波动, 同时尽可能降低 IBM 罚款和总体的运行成本。仿真实验表明了通过日前计划和日内调控, 虚拟电厂能够很好地管理管辖范围内的可再生能源, 提高其利用效率, 降低总体的运行成本。与 2 种其他方法的对比实验显示出本文所提出算法的经济性和实用性, 此外本文考虑了实际的电力市场背景下虚拟电厂的调度问题, 具备一定的工程实际意义。本文所考虑的虚拟电厂规模较小, 涵盖的能源形式略显不足, 将更多的能源形式 (氢能、水能、天然气等) 纳入虚拟电厂的范畴中并参与电网调度, 是需要进一步研究的内容。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 艾芊, 郝然. 多能互补、集成优化能源系统关键技术及挑战 [J]. 电



- 力系统自动化, 2018, 42(4): 2–10,46.
- AI Qian, HAO Ran. Key technologies and challenges for multi-energy complementarity and optimization of integrated energy system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(4): 2–10,46.
- [3] 王成山, 李鹏. 分布式发电、微网与智能配电网的发展与挑战 [J]. 电力系统自动化, 2010, 34(2): 10–14,23.
- WANG Chengshan, LI Peng. Development and challenges of distributed generation, the micro-grid and smart distribution system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(2): 10–14,23.
- [4] 刘吉臻. 大规模新能源电力安全高效利用基础问题 [J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(16): 1–8,25.
- LIU Jizhen. Basic issues of the utilization of large-scale renewable power with high security and efficiency[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(16): 1–8,25.
- [5] BHUIYAN E A, HOSSAIN M Z, MUYEEN S M, *et al.* Towards next generation virtual power plant: technology review and frameworks[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 150: 111358.
- [6] 刘林, 李苏秀, 张桦, 等. 能源互联网商业模式迭代体系与方法初探 [J]. *中国电力*, 2022, 55(1): 203–213.
- LIU Lin, LI Suxiu, ZHANG Hua, *et al.* Business model iteration system and method for energy Internet[J]. *Electric Power*, 2022, 55(1): 203–213.
- [7] YANG H M, YI D X, ZHAO J H, *et al.* Distributed optimal dispatch of virtual power plant via limited communication[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 3511–3512.
- [8] 林毓军, 苗世洪, 杨炜晨, 等. 面向多重不确定性环境的虚拟电厂日前优化调度策略 [J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(12): 143–150.
- LIN Yujun, MIAO Shihong, YANG Weichen, *et al.* Day-ahead optimal scheduling strategy of virtual power plant for environment with multiple uncertainties[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(12): 143–150.
- [9] 孙晶琪, 王愿, 郭晓慧, 等. 考虑环境外部性和风光出力不确定性的虚拟电厂运行优化 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(8): 50–59.
- SUN Jingqi, WANG Yuan, GUO Xiaohui, *et al.* Optimal operation of virtual power plant considering environmental externality and output uncertainty of wind and photovoltaic power[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(8): 50–59.
- [10] 蒋国栋, 韩韬, 罗首权, 等. 基于虚拟电厂优化算法的负荷聚合商收益分析 [J]. *电力需求侧管理*, 2021, 23(6): 75–80,86.
- JIANG Guodong, HAN Tao, LUO Shouquan, *et al.* Benefit analysis of load aggregators based on virtual power plant optimization algorithm[J]. *Power Demand Side Management*, 2021, 23(6): 75–80,86.
- [11] LOU N, ZHANG Y, WANG Y Q, *et al.* Two-stage congestion management considering virtual power plant with cascade hydro-photovoltaic-pumped storage hybrid generation[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 186335–186347.
- [12] 张卫国, 宋杰, 郭明星, 等. 考虑电动汽车充电需求的虚拟电厂负荷均衡管理策略 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(9): 118–126.
- ZHANG Weiguo, SONG Jie, GUO Mingxing, *et al.* Load balancing management strategy for virtual power plants considering charging demand of electric vehicles[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(9): 118–126.
- [13] 卢志刚, 王荟敬, 赵号, 等. 含 V2G 的虚拟电厂双层逆鲁棒优化调度策略 [J]. *电网技术*, 2017, 41(4): 1245–1252.
- LU Zhigang, WANG Huijing, ZHAO Hao, *et al.* Strategy of bilevel inverse robust optimization dispatch of virtual power plant containing V2G[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(4): 1245–1252.
- [14] 李鹏, 张保会, 汪成根, 等. 基于模型预测的分布式电压协调控制 [J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(11): 8–12.
- LI Peng, ZHANG Baohui, WANG Chenggen, *et al.* The model prediction based distributed coordinated voltage control[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(11): 8–12.
- [15] QI W, LIU J F, CHEN X Z, *et al.* Supervisory predictive control of standalone wind/solar energy generation systems[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(1): 199–207.
- [16] 张伯明, 陈建华, 吴文传. 大规模风电接入电网的有功分层模型预测控制方法 [J]. *电力系统自动化*, 2014, 38(9): 6–14.
- ZHANG Boming, CHEN Jianhua, WU Wenchuan. A hierarchical model predictive control method of active power for accommodating large-scale wind power integration[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2014, 38(9): 6–14.
- [17] ZHENG Y C, YU H, SHAO Z Y, *et al.* Day-ahead bidding strategy for electric vehicle aggregator enabling multiple agent modes in uncertain electricity markets[J]. *Applied Energy*, 2020, 280: 115977.
- [18] DAS S, BASU M. Day-ahead optimal bidding strategy of microgrid with demand response program considering uncertainties and outages of renewable energy resources[J]. *Energy*, 2020, 190: 116441.
- [19] WANG Y B, DONG W, YANG Q. Multi-stage optimal energy management of multi-energy microgrid in deregulated electricity markets[J]. *Applied Energy*, 2022, 310: 118528.



- [20] GARCIA-TORRES F, BORDONS C, TOBAJAS J, *et al.* Optimal schedule for networked microgrids under deregulated power market environment using model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(1): 182–191.
- [21] YU Y, SI X S, HU C H, *et al.* A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. *Neural Computation*, 2019, 31(7): 1235–1270.
- [22] TANG J J, ZHAO J, ZOU H L, *et al.* Bus load forecasting method of power system based on VMD and Bi-LSTM[J]. *Sustainability*, 2021, 13(19): 10526.
- [23] RAJAGUKGUK R A, RAMADHAN R A A, LEE H J. A review on deep learning models for forecasting time series data of solar irradiance and photovoltaic power[J]. *Energies*, 2020, 13(24): 6623.
- [24] WU T, YANG Q, BAO Z J, *et al.* Coordinated energy dispatching in microgrid with wind power generation and plug-in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(3): 1453–1463.

- [25] 汪洋叶, 赵力航, 常伟光, 等. 基于模型预测控制的虚拟电厂储能系统能量协同优化调控方法 [J]. *智慧电力*, 2021, 49(7): 16–22.

WANG Yangye, ZHAO Lihang, CHANG Weiguang, *et al.* Model predictive control based energy collaborative optimization control method for energy storage system of virtual power plant[J]. *Smart Power*, 2021, 49(7): 16–22.

作者简介:

赵力航 (1990—), 男, 博士, 高级工程师, 从事分布式微电网、虚拟电厂调控技术研究, E-mail: ethange_sp1@163.com;

常伟光 (1999—), 男, 博士研究生, 从事虚拟电厂能量优化控制研究, E-mail: 1791750041@qq.com;

杨强 (1979—), 男, 博士, 教授, 从事智慧能源系统、大型复杂网络建模、控制与优化研究, E-mail: qyang@zju.edu.cn。

(责任编辑 张重实)

Two-Stage Energy Economic Optimal Dispatch of Virtual Power Plant in Deregulated Electricity Market

ZHAO Lihang^{1,2,3}, CHANG Weiguang³, YANG Min^{1,2}, YANG Qiang³, QIN Ganghua^{1,2}

(1. Key Laboratory of Solar Energy Utilization & Energy Saving Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 311121, China;

2. Zhejiang Energy Research Institute Co., Ltd., Hangzhou 311121, China;

3. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: With the increasing penetration of renewable distributed energy resources (DER) in power grids, virtual power plant (VPP) as an effective management technology of DERs has attracted widespread attentions. In this paper, a two-stage energy economic optimal scheduling method is proposed for VPP in a deregulated electricity market, which consists of day-ahead stage and intra-day stage. In the day-ahead stage, the optimal scheduling plan for the next day is formulated based on the forecasting information, and an agreement is signed with the day-ahead electricity market organizer. In the intra-day stage, on the basis of the day-ahead scheduling plan, the model predictive control (MPC) strategy is used to adjust the intra-day operation plan so as to eliminate net load variation caused by forecasting errors as well as to minimize penalties from the intra-day balancing market, thus reducing the overall operation costs. The proposed models are solved by the commercial solver Gurobi 9.1. Numerical simulation results show that the proposed method improves the utilization rate of DER and equipment inside VPP by means of day-ahead scheduling and intra-day redispatching, which is economical and practical, and provides a new approach for the economic dispatch of VPP.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (Research and Application of Multi-energy Flow-End-Edge-Cloud Synergistic Control Method for Urban Buildings, No.52177119) and Science & Technology Project of Zhejiang Energy Group Ltd. (Research on Key Technologies of Data-driven Virtual Power Plant-Energy Storage System Synergistic Efficiency Regulation, No.ZERD-KJ-2020-002).

Keywords: virtual power plant (VPP); deregulated electricity market; day-ahead scheduling; intra-day dispatch; model predictive control (MPC)