DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0180-04

虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化

饶亦然[1], 谢李宝生[2], 刘志伟[1], 唐 猛[1], 熊孝国[1]

(1.深圳市科中云技术有限公司,广东 深圳 518000; 2. 深圳能源售电有限公司,广东 深圳 518000)

摘 要:针对虚拟电厂接入配电网后,由于风电、光伏等分布式能源出力波动性强、负荷侧响应特性复杂,传统调度方法易忽略弃风弃光风险、供需匹配精度不足及运行成本偏高等问题,提出一种虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化方法。首先,围绕虚拟电厂内部多类型可调资源,分别建立风电机组、光伏发电单元、储能装置以及需求响应负荷的数学模型,刻画源、荷、储各环节的运行特性与能量耦合关系;其次,以系统综合运行成本最小为目标,构建包含虚拟电厂内部资源运行成本、与配电网交易成本、弃风弃光惩罚成本以及甩负荷补偿成本在内的优化目标函数,并结合分布式能源出力边界、爬坡约束及储能运行约束形成调度优化模型;在此基础上,将虚拟电厂视为智能体、配电网视为交互环境,构建包含状态空间、动作空间和奖励函数的强化学习调度框架,实现调度策略的动态更新与自适应优化。实验部分选取总装机容量100 MW、虚拟电厂接入容量25 MW的配电网系统作为对象,在MATLAB环境下开展仿真测试,并对调度前后的系统出力、负荷匹配情况以及弃风弃光水平进行对比分析。结果表明,所提方法能够有效协调风电、光伏、储能与可控负荷之间的协同运行,显著降低系统弃风弃光量,改善负荷高峰时段的供需平衡水平,提升配电网运行的经济性、灵活性与稳定性。

关键词:强化学习;虚拟电厂;配电网;调度优化;需求响应;储能调控;新能源消纳

中图分类号: TP18;TM62 **文献标志码**: A **文章编号**: 1003-7241(2026)08-0180-04

Power system scheduling optimization of virtual power plant connected to distribution network

Rao Yiran[1], Xie Libaosheng[2], Liu Zhiwei[1], Tang Meng[1], Xiong Xiaoguo[1]

(1. Shenzhen Kezhongyun Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, Guangdong, China;
2. Shenzhen Energy Sales Co., Ltd.,Shenzhen 518000, Guangdong, China)

Abstract: To address the problems of strong output fluctuation of distributed energy resources, complex load-side response characteristics, insufficient supply-demand matching accuracy, and high operating cost after virtual power plants are connected to distribution networks, a scheduling optimization method for power systems with virtual power plant integration into distribution networks is proposed. First, mathematical models of wind turbines, photovoltaic generation units, energy storage devices, and demand response loads are established to characterize the operational characteristics and energy coupling relationships among source, load, and storage resources within the virtual power plant. Then, with the objective of minimizing the comprehensive operating cost of the system, an optimization objective function is constructed, including the internal operating cost of virtual power plant resources, the transaction cost between the virtual power plant and the distribution network, the penalty cost of wind and photovoltaic curtailment, and the compensation cost of load shedding. Meanwhile, the scheduling optimization model is formulated in combination with output limits of distributed generation units, ramping constraints, and energy storage operation constraints. On this basis, the virtual power plant is regarded as an agent and the distribution network as the environment, and a reinforcement learning-based scheduling framework including state space, action space, and reward function is established to realize dynamic updating and adaptive optimization of scheduling strategies. In the experiment, a distribution network system with a total installed capacity of 100 MW and a virtual power plant access capacity of 25 MW is selected, and simulation tests are carried out in the MATLAB environment. Comparative analysis is conducted on system output, load matching, and renewable curtailment before and after scheduling. The results show that the proposed method can effectively coordinate the operation of wind power, photovoltaic power, energy storage, and controllable loads, significantly reduce renewable energy curtailment, improve supply-demand balance during peak load periods, and enhance the economy, flexibility, and stability of distribution network operation.

Keywords: reinforcement learning; virtual power plant; distribution network; scheduling optimization; demand response; energy storage control; renewable energy accommodation

分布式能源如光伏发电、风电等,由于其地域分散性 和功率输出的波动性,给电网调度带来了巨大困难。在这

收稿日期:2024-11-02;**录用日期**:2024-12-19

基金项目:广东省供电科技项目(090000KK52160026)

作者简介:饶亦然(1993—),男,助理工程师,从事虚拟电厂、配电侧、用电信息采集与监控方面的工作。

引用本文:饶亦然,谢李宝生,刘志伟,等.虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化[J].自动化技术与应用,2026,45(8):180-183.(Rao Yiran, Xie Libaosheng, Liu Zhiwei, et al. Power system scheduling optimization of virtual power plant connected to distribution network[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(8): 180-183.)

一背景下,虚拟电厂作为一种创新的能源管理模式,逐渐成为解决分布式能源并网难题的关键技术之一[1]。然而,随着分布式能源规模的不断扩大和种类的日益增多,虚拟电厂接入配电网后的电力系统调度问题变得更加复杂,需要更加高效、智能的调度策略来确保电网的安全、稳定和经济运行。

文献[2]通过遗传算法全局搜索解空间,以快速定位到较优解区域。在遗传算法得到的候选解集中,采用局部搜索算法进行精细调整,以进一步提升解的质量。但该方法在处理大规模虚拟电厂时,由于遗传算法的复杂性和计算量较大,导致调度成本显著上升,特别是在实时调度中,计算延迟可能影响调度决策的及时性和有效性。文献[3]利用深度神经网络构建强化学习的值函数和策略网络,通过在线学习和迭代更新,实现对电网状态和虚拟电厂资源的动态适应。尽管深度强化学习在处理复杂环境中的优化问题上具有优势,但其训练过程需要大量的数据和计算资源,导致调度系统的初期投入成本较高。同时由于深度学习模型的黑箱特性,难以直接解释调度决策背后的逻辑,可能影响调度员对调度结果的信任度和接受度,进而影响资源的有效利用。文献[4]利用粒子群优化算法在高层进行全局优化,确定各分布式能源的基本调度计划。在低层采用模糊控制对调度计划进行微调,以适应电网的实时变化。但该方法在粒子群优化阶段存在早熟收敛的风险,可能导致找到的解并非全局最优,进而影响调度成本。同时,模糊控制规则的制定依赖于专家经验,缺乏自适应性,难以应对复杂多变的电网环境,限制了资源利用率的进一步提升。文献[5]通过构建包含成本最小化、污染排放最小化及系统稳定性最大化等多个目标的优化模型,采用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm,NSGA-Ⅱ)进行求解。然而,多目标优化在追求多个目标平衡的同时,也增加了调度的复杂性。不同目标之间的冲突可能导致调度方案在降低某一方面成本的同时,牺牲了另一方面的性能,如资源利用率。此外,NSGA-Ⅱ算法在求解大规模问题时,计算复杂度较高,可能导致调度决策的时效性不足,进而影响电网的稳定运行。

本文提出了一种虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化方法。该方法以虚拟电厂作为优化对象,将电力系统调度问题转化为强化学习问题,通过构建合理的状态空间、动作空间和奖励函数,从而实现电力系统的调度优化处理。

1 配电网电力系统调度优化

1.1 虚拟电厂接入配电网系统建模

为对虚拟电厂接入配电网电力系统进行优化调度,本文首先结合供给侧以及需求侧的能量流关系,对电力系统的不同发电单元进行建模处理[6]。

本文设定建模对象为虚拟电厂的发电单元模型、储能装置模型以及需求响应负荷模型。风力机组的输出功率受风速、机组容量、功率曲线等多种因素影响。假设 $P_{\text{wind}}(t)$ 代表虚拟电厂接入配电网在 t 时刻下的风力机组输出功率,P_{rated} 代表额定功率,则风力机组数学模型表达式为

$$P_{\text{wind}}(t)=\begin{cases}0, v(t)\leqslant v_{\text{cut-in}}\\ P_{\text{rated}}\cdot\dfrac{v(t)-v_{\text{cut-in}}}{v_{\text{rated}}-v_{\text{cut-in}}}, v_{\text{cut-in}}\leqslant v(t)\leqslant v_{\text{rated}}\\ P_{\text{rated}}, v_{\text{rated}}\leqslant v(t)\leqslant v_{\text{cut-out}}\\ 0, v(t)\geqslant v_{\text{cut-out}}\end{cases} \tag{1}$$

其中,$v(t)$ 代表 t 时刻下的风速,$v_{\text{cut-in}}$ 和 $v_{\text{cut-out}}$ 分别代表机组开始发电的最小风速以及停止发电的风速,v_{rated} 代表风力机组达到额定功率的风速[7]。光伏发电系统的输出功率与太阳辐射强度、光伏板面积、转换效率等因素有关。假设 $P_{\text{pv}}(t)$ 代表 t 时刻下光伏发电单元的输出功率,其具体建模表达式为

$$P_{\text{pv}}(t)=\eta_{\text{pv}}\times A_{\text{pv}}\times G(t) \tag{2}$$

其中,η_{pv} 代表光伏板的电能转换效率,A_{pv} 代表光伏板面积,$G(t)$ 代表 t 时刻下的太阳辐射强度,即光伏板单位面积上的发电功率。储能装置的模型通常涉及能量状态(state of charge,SOC)的跟踪和管理。SOC 描述了储能装置当前剩余电量的比例,其变化可以通过以下表达式进行描述。

$$\text{SOC}(t+1)=\text{SOC}(t)+\frac{P_{\text{dis/ch}}(t)\times\Delta t}{E_{\text{cap}}} \tag{3}$$

其中,$\text{SOC}(t)$ 和 $\text{SOC}(t+1)$ 分别代表 t 时刻和 $t+1$ 时刻下的 SOC 值,$P_{\text{dis/ch}}(t)$ 代表 t 时刻下储能装置的充放电功率,Δt 代表时间步长,E_{cap} 代表装置总容量。需求响应负荷模型用于描述用户负荷在电价或其他激励信号下的响应行为[8]。假设 $P_{\text{load}}^{\text{DR}}(t)$ 代表 t 时刻下的需求响应负荷功率,则具体需求响应负荷模型表达式为

$$P_{\text{load}}^{\text{DR}}(t)=P_{\text{load}}^{\text{base}}(t)(1+\alpha\cdot\Delta P(t)) \tag{4}$$

其中,$P_{\text{load}}^{\text{base}}(t)$ 代表没有需求响应时的基准负荷功率,$\Delta P(t)$ 代表电价变化量相较于基准电价的百分比,α 代表价格弹性系数,描述了负荷对于电价变化的敏感程度。

1.2 调度优化目标函数构建

基于上述的发电系统物理建模结果,本文针对虚拟电厂的弃风以及甩负荷风险,对电力系统优化调度目标函数进行构建。针对可再生能源波动和配电网运行约束,相关研究通常通过线路损耗、运行越限风险、新能源消纳率和电压偏差等指标构建优化目标。

假设 C_{op} 代表虚拟电厂内部资源的运行成本,C_{trans} 代表虚拟电厂与配电网之间的交易成本,则本文以最小化运行成本作为优化目标,构建出的优化函数表达式为

$$J=\min(C_{\text{op}}+C_{\text{trans}}+C_{\text{curt}}+C_{\text{shed}}) \tag{5}$$

其中,C_{curt} 代表弃风弃电惩罚成本,C_{shed} 代表甩负荷补偿成本。对此,本文设定决策变量为 $P_{i,t}$ 和 Q_t,其中 $P_{i,t}$ 代表第 i 个分布式能源在 t 时刻下的出力,Q_t 代表虚拟电厂在 t 时刻下与配电网的交易电量[9]。结合出力上下限 $P_{i,t}^{\min}$、$P_{i,t}^{\max}$,以及爬坡率,所构建出的约束条件表达式为

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\min} \leqslant P_{i,t} \leqslant P_{i,t}^{\max} \\ P_{i,t} - P_{i,t-1} \leqslant R_t^{+} \\ P_{i,t-1} - P_{i,t} \leqslant R_t^{-} \end{cases} \tag{6}$$

其中，R_t^{+} 和 R_t^{-} 分别代表第 i 个分布式能源的向上和向下爬坡率[10]。

1.3 调度优化框架搭建

基于上述构建出的优化目标函数，本文通过定义状态空间、动作空间以及奖励函数，将虚拟电厂视为智能体，将配电网视为环境，通过强化学习算法不断优化虚拟电厂的调度策略。

状态空间 S 包括配电网的实时运行状态和虚拟电厂的当前状态，如各分布式能源的发电功率 P_{wt}、储能状态 S_{SOC}、电网负荷 L_t 等[11]。具体表达式为

$$S = \{ s_t \mid s_t = (P_{\text{wind}}, P_{\text{pv}}, S_{\text{SOC}}, L_t, \dots) \} \tag{7}$$

动作空间 A 包括虚拟电厂可以采取的调度动作，如调整分布式能源的发电功率、控制储能设备的充放电等。具体表达式为

$$A = \{ a_t \mid a_t = (\Delta P_{\text{wind}}, \Delta P_{\text{pv}}, \Delta S_{\text{SOC}}, \Delta L_t, \dots) \} \tag{8}$$

其中，$\Delta P_{\text{wind}}, \Delta P_{\text{pv}}, \Delta S_{\text{SOC}}, \Delta L_t$ 分别代表不同运行状态下的动作调整量[12-13]。

奖励函数 $R(s_t, a_t)$ 用于评价智能体在 s_t 状态下采取动作 a_t 的好坏，在优化调度场景中，奖励函数通常与优化目标相关，具体函数表达式为

$$R(s_t, a_t) = -(C_{\text{op}}(s_t, a_t) + C_{\text{trans}}(s_t, a_t) + C_{\text{curt}}(s_t, a_t) + C_{\text{shed}}(s_t, a_t)) \tag{9}$$

其中，$C_{\text{op}}(s_t, a_t)$、$C_{\text{trans}}(s_t, a_t)$、$C_{\text{curt}}(s_t, a_t)$、$C_{\text{shed}}(s_t, a_t)$ 分别代表四个子目标中状态 s_t 和动作 a_t 的函数。上述奖励函数可以衡量在给定状态下执行动作后系统成本的减少量[14-17]。根据状态空间、动作空间以及奖励函数的实现步骤，设计虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化框架，如图1所示。

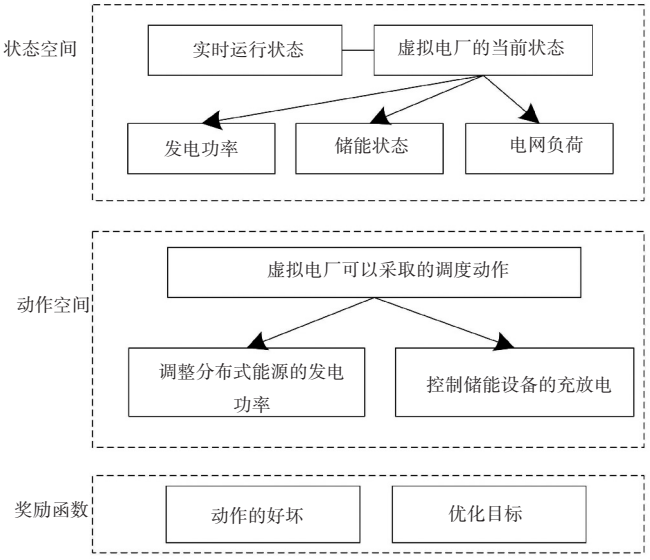


图1 虚拟电厂接入配电网电力系统调度优化框架图

Fig. 1 Scheduling framework of virtual power plant

2 实验论证

2.1 实验对象

本实验选取的配电网电力系统总装机容量为100 MW，其中包括传统化石能源发电站（如燃煤、燃气电站）60 MW，以及可再生能源发电站40 MW（风电20 MW，光伏20 MW）。配置有总容量为10 MWh的锂离子电池储能系统，用于平抑电网波动。采用辐射状配电网结构，包含多条馈线，每条馈线连接多个用户节点和分布式发电单元。虚拟电厂作为特殊的电力集成商，整合了区域内的分布式电源（风电、光伏）、储能系统、可控负荷（如工业用户负荷、智能建筑负荷）等资源，总接入容量达到25 MW。电网具体参数如表1所示。

表1 虚拟电厂接入配电网电力系统参数

Tab. 1 Parameters of the distribution network system

参数名称	数值/MW
总装机容量	100
平均负荷需求	80
高峰负荷需求	100
风电装机容量	20
风电年平均发电量	3 600
光伏装机容量	20
光伏年平均发电量	2 800

针对上述选取的电力系统，本文结合matlab仿真软件对其进行建模处理，并采用本文提出的调度方法对其进行优化调度。为了对比调度前后的电力系统负荷情况，本文对调度前的系统出力及负荷进行了记录，具体如图2所示。

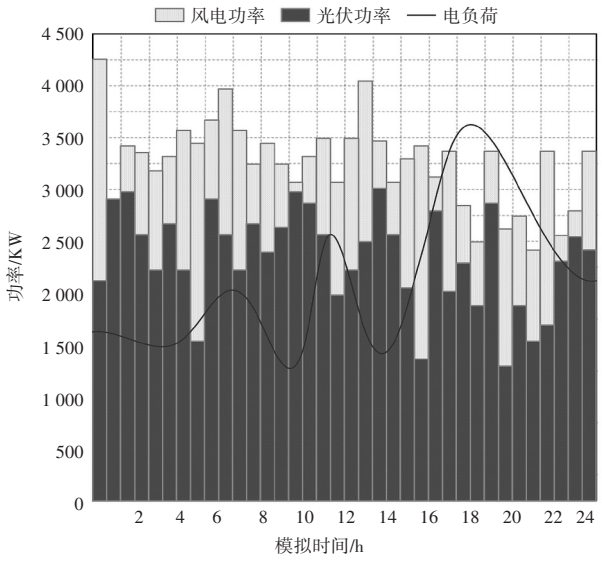


图2 调度前的电力系统出力及负荷情况

Fig. 2 Output and load curves before scheduling

通过图2可以看出，在未调度阶段，电力系统的出力与负荷之间存在不匹配的情况，同时负荷峰值过高，系统出力无法有效平衡。因此采用本文提出的方法对其进行

优化调度,并对调度后的系统出力情况进行记录,从而实现实验对比分析。

2.2 调度效果对比

本调度方法下,虚拟电厂接入配电网电力系统的调度结果如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,尽管负荷需求在不同时间段内存在显著波动,但通过调度优化,系统总体上保持了较好的供需平衡。特别是在负荷高峰时段(如 10:00-13:00),通过风电、光伏、储能以及可控负荷的协同调度,有效缓解了供电压力,避免了供需失衡导致的电力短缺或过剩问题。这表明本文提出的调度方法具有较强的供需平衡能力。为提高实验效果,本次实验还记录了调度前后系统的弃风弃光量,具体实验结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出,调度优化后,各个时间段的弃风弃光量均有所下降,有的甚至减少到零。这表明调度方法能够有效地协调风电、光伏等可再生能源的发电与电网的负荷需求,避免了因电网容量限制或负荷不匹配而导致的可再生能源浪费。

表 2 本文方法下的电力系统优化调度结果

Tab. 2 Optimal scheduling results MW

时间段	负荷需求	风电发电	光伏发电	储能放电	可控负荷调整	总发电量	供需平衡
00:00-01:00	75	15	0	0	-1	92	17
01:00-02:00	70	18	0	0	-2	90	20
02:00-03:00	65	12	0	2	-1	89	16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10:00-11:00	90	20	15	-5	0	105	-15
11:00-12:00	95	18	20	-10	0	113	-8
12:00-13:00	100	15	25	-15	0	115	-5
13:00-14:00	90	25	10	0	0	110	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
22:00-23:00	70	5	5	0	-2	72	0
23:00-24:00	65	0	0	0	-5	65	0

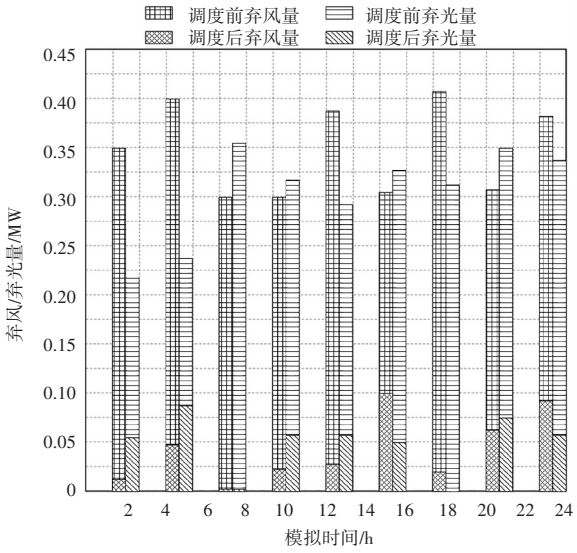


图 3 调度前后系统弃风弃光量对比结果

Fig. 3 Comparison of wind and photovoltaic curtailment results

3 结论

本文所提出的调度优化方法显著提升了电力系统的调度智能化水平,使得电网能够更加精准地响应可再生能源的波动性和不确定性,增强了电力系统的灵活性和韧性。通过优化调度策略,有效降低了电力系统的运行成本,提高了可再生能源的利用率,为构建绿色低碳、安全高效的现代能源体系奠定了坚实基础。

参考文献

[1]栗然,王炳乾,彭湘泽,等. 基于主从博弈的多虚拟电厂动态定价与优化调度[J]. 可再生能源,2024,42(7):986-994.
[2]于琪,黄蔚亮,刘晓婕,等. 基于蚁狮优化算法的虚拟电厂优化调度技术研究[J]. 可再生能源,2024,42(6):836-844.
[3]杨力帆,周鲲,齐增清,等. 基于需求响应的虚拟电厂多时间尺度优化调度[J]. 电网与清洁能源,2024,40(3):10-21.
[4]潘婷,董厚琦,王雨晴,等. 基于动态分时电价的虚拟电厂双层优化调度研究[J]. 系统科学与数学,2024,44(2):304-325.
[5]Michael N E, Hasan S, Al-durra A, et al. Economic scheduling of virtual power plant in day-ahead and real-time markets considering uncertainties in electrical parameters[J]. Energy Reports, 2023(9): 3837-3850.
[6]蔡光宗,王伊晓,袁智强,等. 基于一致性算法的虚拟电厂调度指令动态跟踪策略[J]. 电力建设,2024,45(5):71-79.
[7]税纪钧,彭道刚,宋炎侃,等. 计及风光不确定性含碳排放和碳惩罚的虚拟电厂优化调度策略[J]. 系统仿真学报,2024,36(2):305-319.
[8]余洋,温波,王紫阳,等. 基于 VMD 和双模 EMPC 的含不确定源荷虚拟电厂优化调度[J]. 太阳能学报,2023,44(8):130-138.
[9]徐慧慧,田云飞,缪猛,等. 计及碳交易和需求响应的虚拟电厂低碳经济调度[J]. 智慧电力,2023,51(8):1-7.
[10]鲁肖龙,潘淼,鞠立伟,等. 考虑碳捕集和电转气的热电联合虚拟电厂调度优化模型[J]. 电力建设,2023, 44(8):107-117.
[11]胡壮丽,罗毅初,刘斌,等. 基于差分分解的有源配电网网供负荷预测方法[J]. 电子设计工程,2024,32(2):116-119124.
[12]彭思佳,邢海军,成明洋. 多重不确定环境下考虑阶梯型碳交易的虚拟电厂低碳经济调度[J]. 上海交通大学学报,2023,57(12):1571-1582.
[13]欧阳鹏,赵世伟. 基于无源性 PI 控制的直流微电网双向变换器电压控制[J]. 机械制造与自动化,2023,52(5):205-209.
[14]赵书豪,王进,张孝跃. 考虑综合需求响应的虚拟电厂日前调度优化策略[J]. 现代电力,2023,40(6):976-984.