

基于马尔科夫链与双层优化的虚拟电厂经济调度模型设计

杨小龙, 李静, 于冰洋, 刘兆雄, 徐磊

(国网河北省电力有限公司信息通信分公司, 河北 石家庄 056000)

摘要: 为了促进分布式可再生能源的协调优化, 提高电网规模经济效益, 基于虚拟电厂对电网经济调度优化展开了研究, 基于多目标优化遗传算法和马尔科夫链进行了功率预测, 并提出了双层经济调度优化模型。实验结果表明, 功率预测模型与真实功率数据曲线贴合度最高; 相比其他预测模型, 预测结果平均绝对值误差和均方根误差取值较低, 中位最小值仅 0.21。双层优化调度模型可结合光伏发电调整发电出力, 研究搭建的虚拟电厂架构可有效优化系统运营。此次研究结果有助于为分布式可再生能源的合理利用提供技术支持, 促进可再生能源的大规模应用和消纳。

关键词: 虚拟电厂; 经济调度; 马尔科夫链; 双层优化; NSGA-II; 多目标优化遗传算法

中图分类号: TP18; TP391.9; TN73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-7241(2025)12-0088-05

Design of economic scheduling model for virtual power plants based on markov chain and double layer optimization

YANG Xiaolong, LI Jing, YU Bingyang, LIU Zhaoxiong, XU Lei

(Information & Telecommunication Branch of State Grid Hebei Electric Power Company Co., Ltd., Shijiazhuang 056000, China)

Abstract: In order to promote the coordinated optimization of distributed renewable energy and improve the scale and economic benefits of the power grid, a study is conducted on the optimization of power grid economic dispatch based on virtual power plants. Power prediction is carried out based on multi-objective optimization genetic algorithm and Markov chain, and a two-layer economic dispatch optimization model is proposed. The experimental results show that the power prediction model has the highest fitting degree with the real power data curve. Compared to other prediction models, the average absolute error and root mean square error of the prediction results are lower, with a median minimum of only 0.21. The dual layer optimization scheduling model can be combined with photovoltaic power generation to adjust power output, and the virtual power plant architecture studied and built can effectively optimize system operation. This study contributes to provide technical support for the rational utilization of distributed renewable energy and promote the large-scale application and consumption of renewable energy.

Keywords: virtual power plant; economic dispatch; Markov chain; Double layer optimization; NSGA-II; multi-objective optimization genetic algorithm

0 引言

电力行业正处于市场化和能源转型的关键时期, 分布式可再生能源如太阳能、风能等具有广泛分布、清洁以及便利的特性, 分布式电源 (distributed generation, DG) 正逐渐改变能源与电网格局^[1]。但 DG 的供应表现出明显的不稳定性、间歇性和分散性, 且 DG 面临着高昂的储能和单机接入成本, 导致 DG 并入电力市场运营存在困难。因此, 如何平衡节能减排低碳需求和经济成本的调度成为电网能源关注的热点。虚拟电厂 (virtual power plants, VPP) 是在不改变 DG 并网方式的前提下, 通过集成分布式能源资源、灵活的能源管理技术以及数字化平台、智能系统来实现多个分散的能源的整合与协调优化。VPP 为整合 DG, 实现大规模 DG 并网运行提供了新的思路^[2]。总之, VPP 是电网消纳 DG 的有效解决方法, 降低了 DG 独立运

行于市场的失衡风险, 并改善了 DG 并网的冲击。目前, 大量研究围绕 VPP 的虚拟电厂调度策略展开了研究。袁桂丽等通过碳捕集技术、需求响应机制以及电锅炉构建了 VPP 优化调度模型, 借助自适应免疫遗传算法进行调度求解, 该方法提高了系统收益与新能源消纳能力^[3]。Tan 等基于改进深度强化学习设计了热电联产虚拟电厂的低碳经济调度模型, 实验结果表明该方法有效提高企业效益 85.8%, 降低碳排放 30.3%, 该调度策略具有较高的回报率与稳定性^[4]。但 VPP 的调度优化研究仍处于发展阶段, 经济调度的智能化、适应性、多能源的协同优化以及调度可靠性还需加强^[5-6]。对此, 研究创新地利用马尔科夫链和非支配排序遗传算法 (non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II) 设计了 DG 功率短期预测模型, 并基于预测结果搭建 VPP 结构, 建立 VPP 双层调度优化模型。该研究有望丰富 VPP 的理论框架搭建与调度优化的理论支撑, 提高 VPP 的运行效率与经济性。

* 基金项目: 国家电网总部科技项目 (1400-202213231A-1-1-ZN)

收稿日期: 2024-05-10

1 基于马尔科夫链与双层优化的虚拟电厂经济调度研究

1.1 基于马尔可夫链与 NSGA- II 的功率短期预测模型设计

DG 的功率预测是影响 DG 稳定入网的关键,决定着 VPP 的协调控制优化^[7-8]。因此,研究首先开展 DG 的功率短期预测模型设计。马尔可夫链是指一种随机过程,其状态仅依赖于当前状态^[9]。预测模型建立过程中,马尔可夫链可用于建立状态之间的转移概率,并据此进行未来状态的预测。定义随机过程为 $\{X_t, t \in T\}$, 时刻为 $T = \{t = 0, 1, 2, \dots, n, \dots\}$, 每个随机变量的取值集合相同,成为状态空间,表示为 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_n\}$, 随机过程 X_t 表现出时间与状态的离散性。即随机过程 X_t 满足式(1)的关系时, $\{X_t, t \in T\}$ 为马尔可夫链。

$$P\{X_{n+k} = s_{n+k} | X_{n+k-1} = s_{n+k-1}, \dots, X_n = s_n, \dots, X_1 = s_1, X_0 = s_0\} = P\{X_{n+k} = s_{n+k} | X_n = s_n\} \quad (1)$$

式中, P 表示概率。式(1)满足“无后效性”,即某一时刻状态转移的概率只依赖前一个状态,而不依赖于过去的状态^[10]。 $n+k$ 时刻下由初始状态到 $X_{n+k} = s_{n+k}$ 状态的转移概率的计算过程为

$$P\{X_{n+k} = s_{n+k} | X_n = s_n\} = P\{X_{n+k} = j | X_n = i\} = p_{ij}(n, n+k), i, j \in S \quad (2)$$

式中, i, j 分别表示状态空间,转移概率取值,仅与状态空间和时间间隔相关。当状态空间有限,且马尔可夫链是齐次的情况下,状态转移概率定义过程为

$$p_{ij}(k) = P\{X_{n+k} = j | X_n = i\} \quad (3)$$

状态转移概率矩阵由转移概率组成,定义为

$$P = \begin{bmatrix} X_t/X_{t+1} & s_1 & s_2 & \dots & s_n \\ s_0 & p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,n} \\ s_1 & p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_n & p_{n,1} & p_{n,2} & \dots & p_{n,n} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $p_{n,n}$ 表示 X_t 一步转移到 X_{t+1} 的概率。整个马尔可夫预测过程中转移概率矩阵描述了系统转移到下一个状态的概率分布。初始分布向量则描述了时间步为零时,各个状态的概率分布^[11]。对此,研究采用时间步长为 1 的马尔可夫链用于功率预测分析。首先将历史数据进行预处理修正,并划分为若干状态,构成状态空间。然后构建转移概率矩阵,确定初始分布向量。最后进行功率预测,计算系统在未来各个时间步的状态概率分布,概率分布最大值对应的状态空间的均值即为预测值。

预测过程中数据的采集时间间隔影响了信息提取效率和存储空间管理。为了确定最佳采样时间间隔,研究进行了 DG 功率波动特征评价,并引入 NSGA- II 方法求解。首先,对电站出力过程中 N 点时间序列进行平均值、标准差以及变异系数等描述性统计分析。分析描述性统计量随采集时间间隔变化规律,确定置信度为 95% 时对应的最大采集时间间隔。然后使用一阶差分量刻画不同时刻的功率差值。为了有效捕捉功率变化状态特征,研究设计了针对性的特性分析算法,工作流程如图 1 所示。

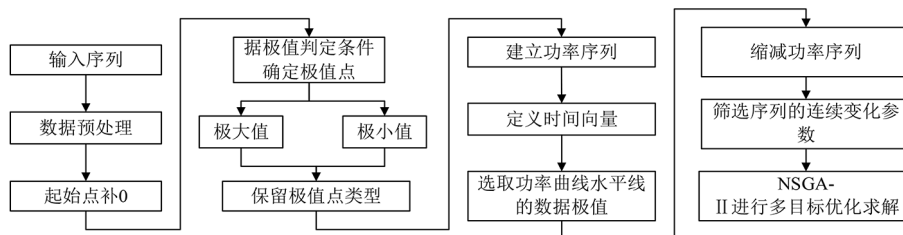


图 1 功率变化状态特征分析算法工作流程

由图 1 可见,将原始 DG 数据进行预处理,并计算初始时间序列 q_n 的长度 n , 根据极值判定条件确定极值点序列号 b 。建立 $2 \times n$ 的功率序列 $SE = [s_{a,b}]$, 其中 $s_{1,b}$ 表示极值点的类型, $s_{2,b}$ 表示该点的功率。定义时间向量为 $T_i = [T_1, T_2, \dots, T_n]$, 对应每个极值点的时间长度。然后选取功率曲线水平线的数据极值,缩减功率序列。最后计算筛选序列的连续变化参数,包括状态、时间和功率。最后借助传统的 NSGA- II 进行多目标优化求解,研究采用波动特征挖掘梯形图描述功率的变化特征,将该图像的变化斜率、时间以及图像面积作为确定最佳采集时间间隔过程中的多目标优化函数。

1.2 计及 DG 的虚拟电厂经济调度优化模型设计

VPP 通过整合多种可再生能源资源和储能设施提高

了可再生能源的可预测性和可控性,便于系统对能源生产、存储和分配的管理和优化,提高了能源系统的灵活性和韧性^[12]。基于马尔可夫链与 NSGA- II 的功率短期预测结果,研究进行了 VPP 经济调度优化模型设计,研究构建的 VPP 基本结构组成如图 2 所示。

由图 2 可见,VPP 基本组成主要由智能配电网调度中心、VPP 操作控制中心以及储能资源端构成。此外,为了平缓用电负荷,VPP 架构中在用户侧采用价格需求响应(price-based demand response, PBDR)^[13]。研究构建 VPP 的经济调度优化模型分为两层,上层模型将 VPP 的运营收益最大化作为优化目标,目标函数计算为

$$\max R = \sum_{t=1}^T (R_{DC} + R_{ESE} + R_{CT}) \quad (5)$$

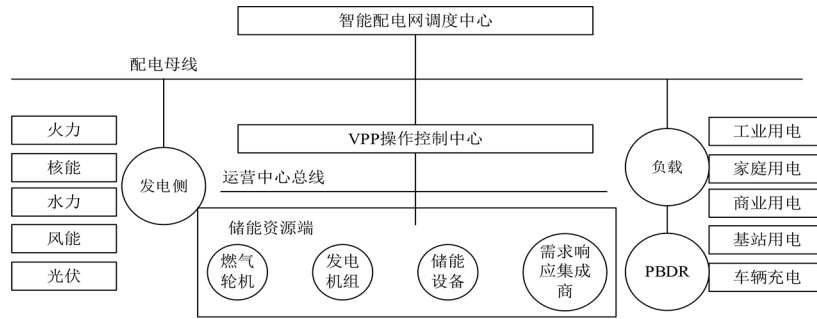


图2 VPP基本架构组成示意图

式中, R 表示整个 VPP 架构最大收益的目标函数, R_{DG} 、 R_{ESE} 、 R_{GT} 分别表示 DG 发电机组、储能装备 (energy storage equipment, ESE) 以及燃气轮机 (gas turbine, GT) 的运营收益。 R_{DG} 表示发电机组的发电并网价格, R_{ESE} 表示电能销售的收入和参与能源市场进行电能调度和储能服务获得的收入。 R_{GT} 表示 GT 机组发电并网价格和能源市场收入减掉发电、启停成本等。上层模型的约束条件包括负荷供需平衡、GT 操作和 ESE 运行、PBDR 运行以及系统备用 6 种约束条件。负荷供需平衡计算公式为

$$g_{DG,t}(1 - \varphi_{DG}) + g_{ESE,t}^{dis} - g_{ESE,t}^{chr} + g_{GT,t}(1 - \varphi_{GT}) + g_{CC,t} = L_t - u_{PB,t} \Delta L_{PB,t} \quad (6)$$

式中, $g_{ESE,t}^{dis}$ 、 $g_{ESE,t}^{chr}$ 分别表示储能设备在时刻 t 的放电与充电功率; $g_{DG,t}$ 、 $g_{GT,t}$ 、 $g_{CC,t}$ 分别表示 DG 发电机组在时刻 t 的发电出力、GT 机组的功率、系统的购电量。 φ_{DG} 、 φ_{GT} 分别表示对应机组的厂用电率; $u_{PB,t}$ 表示 PBDR 的运行; $\Delta L_{PB,t}$ 表示 PBDR 引发的负荷变动; L_t 表示用电总负荷。GT 操作约束即要求 GT 发电功率满足上下限区间, 相邻时刻 GT 发电功率差满足爬坡功率上下限区间。ESE 运行约束条件为

$$\sum_{t=1}^T (Q_0 + g_{ESE,t}^{chr} - Q_t)(1 - \rho_{ESE}) = \sum_{t=1}^T g_{ESE,t}^{dis} \quad (7)$$

式中, Q_0 、 Q_t 分别表示初始储能和时刻 t 的蓄电量。PBDR 运行约束满足有

$$\begin{cases} |\Delta L_{PB,t}| \leq u_{PB,t} \Delta L_{PB,t}^{max} \\ \Delta L_{PB,t}^{max} \geq \sum_{t=1}^T \Delta L_{PB,t} \end{cases} \quad (8)$$

系统备用约束需满足

$$\begin{cases} g_{VPP,t}^{max} - G_{VPP,t} + \Delta L_{PB,t} \geq r_1 \cdot L_t + r_2 \cdot g_{DG,t} \\ g_{VPP,t} - g_{VPP,t}^{min} \geq r_3 \cdot g_{DG,t} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $g_{VPP,t}$ 表示 VPP 发电功率; $G_{VPP,t}$ 表示 VPP 发电出力; r_1 、 r_2 、 r_3 分别表示负荷、DG 发电机组的上旋转、下旋转备用系数。VPP 经济调度下层优化模型是根据实际输出调整日间调度计划, 优化目标函数为

$$\begin{cases} \min N = | - (g_{ESE,t}^{dis} - g_{ESE,t}^{chr}) - g_{DG,t} + (g_{ESE,t}^{dis} - g_{ESE,t}^{chr})^* + g_{DG,t} + \Delta L_{IB,t} | \\ \Delta L_{IB,t} = \sum (\Delta L_{i,t}^E + \Delta L_{i,t}^{r,dn} + \Delta L_{i,t}^{r,up}) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $g_{DG,t}$ 表示 DG 发电机组的实际出力; $(g_{ESE,t}^{dis} - g_{ESE,t}^{chr})^*$

表示储能设备的修正出力; $\Delta L_{i,t}^E$ 、 $\Delta L_{i,t}^{r,dn}$ 、 $\Delta L_{i,t}^{r,up}$ 分别表示需求响应集成商的负荷减少、备用容量减少与增加; $\Delta L_{IB,t}$ 表示激励型需求响应 (incentive-based demand response, IBDR) 的备用容量。下层优化模型的约束条件下储能设备对当前时刻的储能出力的修正不能影响下一时刻的调度运行。同时, IBDR 产生的削减负荷仍需满足爬坡约束^[14-15]。

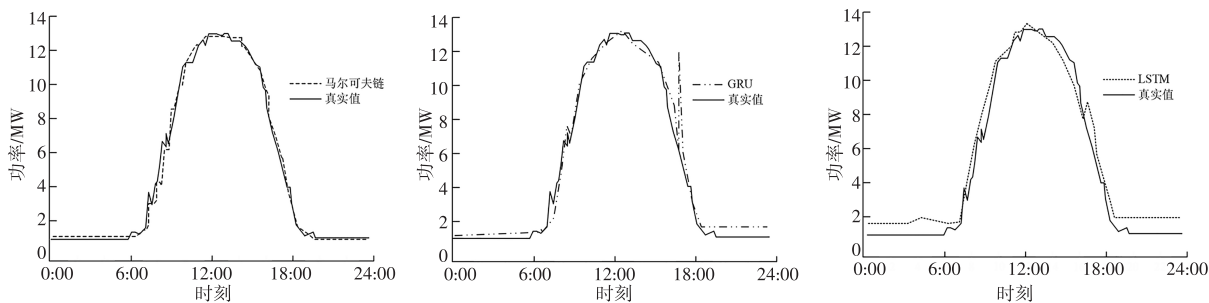
2 功率预测模型及 VPP 经济调度模型性能测试

2.1 DG 功率预测模型性能分析

为了验证基于马尔可夫链与 NSGA-II 的预测模型性能, 研究以光伏发电为例, 选择以居民生活负荷为主的光伏发电示范区进行预测分析。该区域光伏发电年最大负荷为 13.0 MW, 总辐射年总量大致为 1 600 (kW · h)/m², 太阳能装机容量为 15 MW。首先选取该区域 6 月的历史光伏发电数据, 数据预处理后利用前 29 天, 共 3 167 个数据点建立预测模型, 设置状态空间划分数为 80。选择长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM)、传统的门控循环网络 (gated recurrent unit, GRU) 进行对比实验, 预测值与真实值的对比情况如图 3 所示。

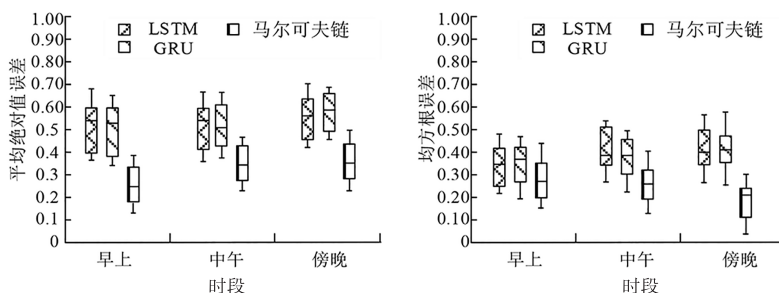
由图 3 可见, 对比 GRU 与 LSTM 模型, 研究设计的基于马尔可夫链与 NSGA-II 的光伏预测模型的预测结果与真实数据曲线更为贴合。LSTM 模型、研究设计模型的预测结果走向与真实值差异较小, 但研究设计模型对细节的处理更为细致, 功率预测数据的走向与真实走向拟合度最高。而 GRU 模型在 16~18 h 内, 对功率的预测存在较大波动, 与真实值离散度较大。可见, 马尔可夫链联合最大采集时间间隔多目标优化对功率预测准确性的提升发挥了关键作用。以 4、5、6 月为例, 分析不同时刻, 模型对功率预测的平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean squared error, RMSE), 实验结果如图 4 所示。

由图 4(a) 可见, 研究设计的预测方法在不同时刻的预测 MAE 值均低于其他模型, 处于 0.35 取值水平之下。LSTM 模型、GRU 模型的 MAE 中位取值均高于 0.5。由图 4(b) 可见, 相比 MAE, 预测模型的 RMSE 对误差变化更为敏感。相同实验环境下, MAE 值模型的 RMSE 中位取值最低值仅 0.21。综合而言, 研究的是设计在功率预测上取得较高的精度。



(a) 真实值与马尔可夫链预测对比 (b) 真实值 GRU 预测对比 (c) 真实值与 LSTM 预测对比

图3 不同模型预测光伏功率结果对比



(a) MAE

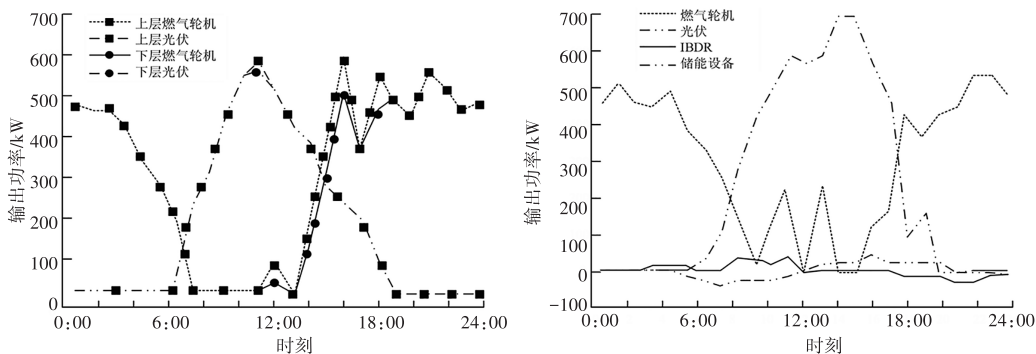
(b) RMSE

图4 不同模型的预测误差对比

2.2 VPP 经济调度优化模型性能分析

VPP 架构采用 5×0.5 MW 的光伏机组, 1×1 MW 的燃气轮机机组和 1×0.5 MW 的储能设备。设置采集时间间隔为 45 s, 并计算该地区的负荷需求和功率预测。设置燃气轮机和光伏的发电并网价格分别为 0.5、0.6 $\text{kW} \cdot \text{h}$ 、价格需求响应前电价为 0.6 $\text{kW} \cdot \text{h}$, 相应后峰时段上调 25%, 低谷段下调

50%。研究共设置两个仿真场景分析调度优化模型的实用性能, 对场景一不使用需求响应和储能设备。场景一中, 光伏日前、实时调度阶段的发电出力分别为 6.697、6.049 $\text{MW} \cdot \text{h}$, 实际出力大小为 6.49 $\text{MW} \cdot \text{h}$, 根据预测结果进行调度会导致系统供电不足的风险。场景二使用需求响应和储能设备调度 VPP。实验结果如图 5 所示。



(a) 场景 1

(b) 场景 2

图5 不同仿真场景的调度优化结果对比

由图 5(a) 可见, 两阶段的光伏发电出力存在一定差异。当输出功率在低谷期, 系统能够提供足够的备用容量时, VPP 的日前与实时调度情况差距较小, 电力供应稳定。当输出功率达到高峰期, 需调度储能资源端的发电出力。由于 DG 发电的不稳定性和随机性, 为了保障电力供应的稳定, 此时虚拟电厂的调度操作为减少光伏和备用燃气轮机机组的发电出力。综合而言, 研究设计的双层调度优化模型有利于降低 DG 并网风险, 有利于优化 VPP 的运营。

由图 5(b) 可见, 在低谷阶段, 储能设备发挥充电性质, IBDR 需求相应进入上旋转备用阶段。在高峰时期, 储能设备发挥放电性质, IBDR 需求相应进入下旋转备用阶段。储能设备与 IBDR 协同提升了光伏的发电量, 促使燃气轮机发挥备用性质, 规避光伏发电不稳定性带来的风险。为了进一步分析调度过程, 增加单独使用需求响应或储能设备的调度, 记为场景三和场景四, 实验结果如图 6 所示。

由图 6 可见, 加入储能设备后, 其充放电特性可有效

平衡虚拟电厂的输出功率,在用电需要时释放电能,平衡电网负荷,发挥备用能力。同时,储能设备的引入降低了

虚拟电厂对燃气轮机的需求,可提高光伏并网率。需求响应的引入发挥了相同的作用,功率曲线的平缓度达到最高。

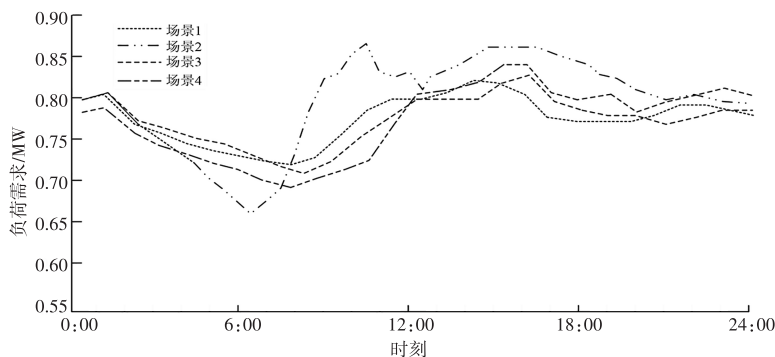


图6 不同仿真场景下的负荷需求变化曲线

3 结束语

VPP可缓解可再生能源直接并入电网带来的稳定性和经济性问题。为了进一步为VPP的建设和运营提供指导和参考,研究首先基于马尔科夫链和多目标GA设计了分布式可再生能源的功率短期预测模型,基于预测结果搭建了VPP经济双层调度优化模型。实验结果表明,基于马尔科夫链与NSGA-II的预测模型性能最优,预测结果最贴近真实数据。预测MAE值均低于其他模型,低于0.35;且RMSE中位取值最低值仅0.21。4种不同的仿真应用场景证实了VPP架构与双层优化调度模型的实用性,该模型可帮助系统提前安排调度计划,储能设备与燃气轮机的使用可最大程度平缓功率曲线。综上所述,此次研究设计的双层调度优化模型有助于VPP的运行管理,为能源管理部门和企业提供决策支持工具。但今后的研究工作中还可进一步提升功率的短期预测精度。

参考文献

- [1] 陈继明,徐乾,李勇,等. 计及源荷不确定性和碳捕集虚拟电厂的电-气互联系统优化调度[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10):9-18.
- [2] 李翼成,赵钰婷,崔杨,等. 考虑充放电策略的换电站与风电-碳捕集虚拟电厂的低碳经济调度[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(6):27-36.
- [3] 袁桂丽,钟飞,张睿,等. 考虑碳捕集及需求响应的虚拟电厂热电联合优化调度[J]. 电网技术, 2023, 47(11):4458-4466.
- [4] TAN Y, SHEN Y, YU X, et al. Low-carbon economic dispatch of the combined heat and power-virtual power plants: a improved deep reinforcement learning-based approach[J]. IET Renewable Power Generation, 2023, 17(4):982-1007.
- [5] 芮金瑞,张智俊,窦春霞. 基于信息间隙决策理论与动态分时电价的电动汽车接入虚拟电厂双层经济调度策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(10):77-85.
- [6] 周斌,周静,陈良亮. 碳交易机制下计及冷热电的虚拟电厂优化调度[J]. 电气自动化, 2022, 44(6):67-70.
- [7] 廖跃洪,陈洁,杨彦飞,等. 考虑碳捕集电厂综合灵活运行下的含P2G和光热电站虚拟电厂优化调度[J]. 电力建设, 2022, 43(4):20-27.
- [8] 尹兆磊,白明辉,袁绍军. 智能电网中分布式电源的净负荷预

测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2023(12):50-54, 66.

[9] 程立,马文锁,夏新涛,等. 基于融合灰色熵和自助马尔科夫链的滚动轴承振动性能退化趋势预测[J]. 航空动力学报, 2023, 38(9):2221-2230.

[10] 蔡新雷,董锴,崔艳林,等. 基于马尔科夫链理论的电动汽车集群充电负荷建模及可调能力评估[J]. 南方电网技术, 2023, 17(9):29-37.

[11] 陈伟炯,董雯玉,李咪静,等. 基于马尔科夫链-多目标模型的应急供应链决策优化研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(7):19-25.

[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] 熊昌全,张宇宁,詹巍,等. 5G基站储能技术在虚拟电厂能量调度中的应用[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(10):73-76,185.

[14] 刘金朋,彭锦淳,邓嘉明,等. 考虑电热联产的虚拟电厂两阶段鲁棒优化经济调度[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(8):1799-1813.

[15] 陈继明,徐乾,李勇,等. 计及源荷不确定性和碳捕集虚拟电厂的电-气互联系统优化调度[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10):9-18.

作者简介:杨小龙(1989—),男,硕士,副高级工程师,研究方向:新能源消纳、源网荷储新业态数字化建设。