

大规模虚拟储能平抑新能源功率预测 误差优化调度方法

沙伟燕¹, 胡 伟², 何宁辉¹, 张 涛¹, 谢海滨²

(1. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 宁夏 银川 750011; 2. 国网宁夏电力有限公司, 宁夏 银川 750001)

摘要:大规模虚拟储能是指在电网中通过虚拟化技术将多个离散的储能设备组成一个大型的储能系统, 以实现
对电网功率进行平衡调节。由于新能源发电具有随机性、波动性和间歇性等特点, 新能源功率预测误差控制难度
较大。为提高新能源就地消纳水平, 降低新能源功率预测误差, 提出大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优
化调度方法。通过设置新能源功率预测时间分辨率, 统计大规模虚拟储能平抑新能源功率分布特性, 确定新能源
功率预测误差分布特点, 估计新能源功率预测误差置信区间, 将新能源预测功率按照一定置信度纳入发电计划, 设
计大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度约束条件, 构建新能源功率预测误差优化调度模型, 并利用
粒子群算法求解模型最优解。选择某地区实际数据设计试验, 试验结果表明: 所提方法对大规模虚拟储能平抑新
能源功率预测误差灵敏度更高, 高载能负荷调节量变化更小, 且成本更低, 具有显著的经济性和有效性。

关键词:大规模虚拟储能; 新能源; 功率; 预测误差; 置信度; 调度; 粒子群算法

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.06.018 中图分类号: TM712 文章编号: 1673-9140(2023)06-0167-08

Optimal scheduling method for stabilizing power prediction error of new energy by large-scale virtual energy storage

SHA Weiyan¹, HU Wei², HE Ninghui¹, ZHANG Tao¹, XIE Haibin²

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China;

2. State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750001, China)

Abstract: Large scale virtual energy storage is a large-scale energy storage system composed of multiple discrete energy
storage devices through virtualization technology in the power grid, in order to achieve power balance regulation of the
power grid. Because of the randomness, fluctuation and intermittence features of new energy power generation, it is
difficult to control the prediction error of new energy power. In order to improve the local consumption level of new energy
and reduce the prediction error of new energy power, an optimal scheduling method of large-scale virtual energy storage to
suppress the prediction error of new energy power is proposed. By setting the time resolution of new energy power
prediction, the new energy power stabilizing distribution characteristics of large-scale virtual energy storage are counted,
the distribution characteristics of new energy power prediction error are determined, the confidence interval of new energy
power prediction error is estimated, the new energy prediction power is included in the power generation plan according to

收稿日期: 2023-01-15; 修回日期: 2023-06-11

基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技攻关项目(NX039000021)

通信作者: 沙伟燕(1983—), 女, 高级工程师, 硕士, 主要从事电网设备状态监测及电网数字化研究; E-mail: hysiteas12@163.com

certain confidence degree, the constraint conditions of large-scale virtual energy storage to stabilize new energy power prediction error are designed, the optimal scheduling model of new energy power prediction error is constructed, and the optimal solution of the model is solved by using particle swarm optimization algorithm. The experimental results show that the proposed method is more sensitive to large-scale virtual energy storage to stabilize the prediction error of new energy power, with less change in high-energy load regulation and lower cost, and has remarkable economy and effectiveness.

Keywords: large-scale virtual energy storage; new energy; power; prediction error; confidence; scheduling; particle swarm optimization algorithm

为解决新能源发电在电力系统中的波动性问题,大规模虚拟储能系统被提出并广泛应用。大规模虚拟储能是指通过虚拟的方式对储能系统进行管理和调度,实现对电能储存与释放的智能调度^[1-2]。虚拟储能具有灵活性高、可扩展性强、成本低等优点。由于新能源发电的波动性和不稳定性,使得大规模虚拟储能能够成为电网的重要支撑手段。当新能源的发电功率过剩时,虚拟储能系统可以将多余的电能储存起来;当新能源的发电功率不足时,虚拟储能系统则可以将储存的电能释放出来,平衡电网的能量供需。虚拟储能系统的引入有效地解决了新能源发电波动性带来的问题,有利于提升电网的稳定性和安全性^[3-4]。因此,对大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差进行分析具有重要的意义。

国内大量学者对新能源功率预测误差进行了分析,文献[5]提出了一种计及功率预测误差的主动配电网实时经济调度方法,将最小成本作为配电网运行目标,设计模型约束条件,建立配电网实时经济调度模型,同时最短的时间尺度内对实时经济调度计划下存在的不平衡功率进行调整。然而,该方法仅将最小成本作为模型的约束条件,未考虑配电网规划因素的影响,使得预测误差分析精度不高。文献[6]提出了一种基于K-means聚类算法的风电光伏光热互补发电机组调度方法,利用K-means聚类算法对需要调度的数据进行归类分析,并基于光能和风能的4种组合情况建立目标函数,将其作为调度约束的初始条件值,并计算实时出力值与最佳调度出力值之间的差值,实现发电机组的调度。然而,该方法存在调度成本较高的问题。文献[7]提出了一种考虑预测误差与频率响应的随机优化调度方法,针对目前调度方法存在的调度问题,采用划分风功率区间的方式,预测风功率

概率分布,设计调度模型约束条件,建立随机优化调度模型。该方法在进行大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差分析时存在有效性差的问题。文献[8]提出了一种基于自适应扩散核密度分布的风电功率预测误差分析方法,分析自适应扩散核密度分布模型在不同预测方法、不同装机容量和不同采样周期下对风电功率预测误差的拟合效果,并与高斯等混合参数模型和固定带宽核密度模型进行对比,验证了所建模型在不同情况下的适用性。然而,该方法在进行大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差分析时存在精度不高的问题。

为解决以上方法在大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度中存在的预测精度不高、成本较大、有效性差等问题,提出大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度方法。该方法通过确定新能源功率预测误差分布特点,估计新能源功率预测误差置信区间,建立新能源功率预测误差调度模型,并利用粒子群算法求解模型最优解,从而降低大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差。

1 大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度方法

1.1 确定新能源功率预测误差分布特点

根据各能源局发布的《发电厂并网运行管理实施细则》的要求,新能源电站必须于每天09:00前向电网调度部门报送短期功率预测数据,每15 min向电网调度部门报送超短期功率预测数据^[9]。因此,在此次研究中,将15 min作为新能源超短期功率预测时间分辨率,统计大规模虚拟储能平抑新能源功率分布特性,计算得到大规模虚拟储能平抑相对误差为

$$e = \frac{\tilde{W}'_t - W_t}{W_{ed}} \quad (1)$$

式中, \tilde{W}'_t 为大规模虚拟储能平抑新能源预测功率值; W_t 为大规模虚拟储能平抑新能源实际功率值; W_{ed} 为新能源电站的额定功率。

根据式(1)计算得出平抑误差可以分布在功率预测—预测误差散点图和概率密度—预测误差柱形图中, 确定新能源发电场预测功率服从正态分布。

1.2 估计新能源功率预测误差置信区间

假设式(1)计算后得到的大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差样本数据为 e_1, e_2, \dots, e_n , 其中, n 表示一组样本数据数量, e_i 表示第 i 个样本数据对应的预测误差。则大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差原始概率密度函数的核密度 $\tilde{f}(e)$ 估计值为

$$\tilde{f}(e) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{e - e_i}{h}\right) \quad (2)$$

式中, e_i 为第 i 个样本数据的预测误差; h 为带宽; $K(\bullet)$ 为核函数。

选取高斯函数作为核函数, 表达式为

$$K\left(\frac{e - e_i}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(e - e_i)^2}{2h^2}\right] \quad (3)$$

若式(2)所示的核密度 $\tilde{f}(e)$ 置信区间服从正态分布变量, 且在每一时刻, 大规模虚拟储能平抑新能源预测误差的置信度的值都相等, 则 $\tilde{f}(e)$ 的置信度一定满足如图1所示的新能源预测误差区间。

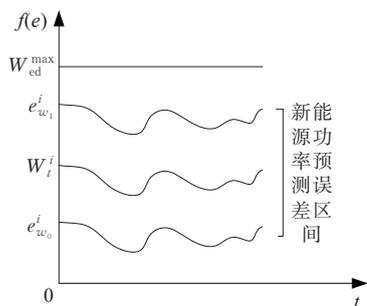


图1 新能源预测误差区间

Figure 1 Error interval of new energy prediction

图1中, W_{ed}^{\max} 为 W_{ed} 的最大值, $e_{w_0}^i$ 为大规模虚拟储能平抑新能源第 i 个样本数据功率预测误差置信区间下限, $e_{w_1}^i$ 为大规模虚拟储能平抑新能源第 i 个样本数据功率预测误差置信区间上限^[10]。

根据图1所示的新能源预测误差区间, 可以将大规模虚拟储能平抑新能源功率实际值 W_t 表示为

$$W_t = \tilde{W}'_t + e \quad (4)$$

根据式(4), 结合图1所示的新能源预测误差区间可知, 预测误差置信区间的位置置信区间为 $[e_{w_0}^i, e_{w_1}^i]$, 且新能源预测误差区间服从的正态分布均值为0, 方差为 S , 该预测误差服从标准正态分布, 则 $\tilde{f}(e)$ 的标准差需满足:

$$\sigma = \sqrt{S} \quad (5)$$

式中, σ 为大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差样本正态分布标准差。

综合式(4)、(5), 可以确定 $e_{w_0}^i$ 值和 $e_{w_1}^i$ 值, 其表达式为

$$\begin{cases} e_{w_0}^i = \max(0, W_t + f^{-1}(1 - \epsilon)) \\ e_{w_1}^i = \min(O_{\max}, W_t + f^{-1}(\epsilon)) \end{cases} \quad (6)$$

式中, f^{-1} 为正态概率分布函数的反函数; ϵ 为显著水平置信度; $1 - \epsilon$ 为非显著水平置信度^[11]。

对预测误差概率密度函数进行积分可得到概率分布函数为

$$F(e) = \int_{-\infty}^e f(x) dx \quad (7)$$

式中, $F(\bullet)$ 为概率分布函数; $f(\bullet)$ 为概率密度函数。

依据式(6)所示的 $e_{w_0}^i$ 值和 $e_{w_1}^i$ 值, 根据新能源预测误差区间, 判断 $F(e)$ 值在 $(0 < \epsilon < 1)$ 范围内, 则在 W_t^i 条件下, 置信度为 $1 - \epsilon$ 时的误差置信区间为

$$F(e_{w_0}^i \leq e \leq e_{w_1}^i) = 1 - \epsilon \quad (8)$$

式中, $\epsilon \in [0, 1]$ 。

式(8)所示的新能源误差预测置信区间同样服从于正态分布, 则当式(8)所示的置信区间达到置信水平置信度时, 预测误差样本正态分布数学期望的区间为

$$\bar{A} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \delta_{\frac{\epsilon}{2}} \leq \delta \leq \bar{A} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \delta_{\frac{\epsilon}{2}} \quad (9)$$

式中, \bar{A} 为样本均值; δ 为大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差样本正态分布数学期望^[12]。

综合上述公式, 即可以得到 ϵ 和 $1 - \epsilon$, 计算新能源功率预测误差置信度 η 为

$$\eta = 1 - 2\epsilon \quad (10)$$

此时, 式(10)得到的置信度值区间在 $[e_{w_0}^i, e_{w_1}^i]$ 之间。

将新能源预测功率按照式(10)计算得到的置信度 η 值纳入发电计划,即可实现大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差调度模型建立。

1.3 建立新能源功率预测误差调度模型

大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差偏大或偏小,都会影响并网调度结果。当新能源功率预测误差偏小时,需要降低并网中的发电系统功率;当新能源功率预测误差偏大时,则需要引入并网中的备用容量,弥补并网发电系统存在的功率不足问题^[13-14]。因此,设计电力系统用电设备功率、并网发电机组发电容量和备用容量的约束条件,约束大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度模型。

1) 功率平衡约束。

$$P_F + P_x + P_n = P_{L,g} - P_{n,a} \quad (11)$$

式中, P_F 为发电机组的功率; P_x 为虚拟储能调用功率; P_n 为新能源实际功率; $P_{L,g}$ 为非自备负荷; $P_{n,a}$ 为新能源限电功率。

2) 并网发电机组发电容量约束。

$$W_{\min} \leq W_t \leq W_{\max} \quad (12)$$

式中, W_{\min} 为 t 时刻并网发电机组有功功率的最小值; W_{\max} 为 t 时刻并网发电机组有功功率的最大值。

3) 并网发电机组备用容量约束。

由于大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差所导致并网发电问题,需要并网发电机组备用容量,解决其对并网发电造成的不利影响,则有并网发电机组备用容量约束为:

$$\begin{cases} B_t^+ \geq \alpha H_{lt} + \tilde{W}_t - W_{\min} \\ B_t^- \geq \beta H_{lt} + W_{\max} - \tilde{W}_t \end{cases} \quad (13)$$

式中, B_t^+ 为 t 时刻并网发电机组为并网提供的正旋备用容量; B_t^- 为 t 时刻并网发电机组为并网提供的负旋备用容量; α 、 β 为常数。

基于此次研究设置的3个约束条件,电力系统在每一个采样周期中任意时刻调控任意电力设备的状态参数^[15]为

$$\begin{cases} \tilde{f}(e): \chi_{t+1} = \alpha \chi_t + \beta y_t \\ \chi_t \in X = \{ \chi_t \in Q^n: \chi_{\min} \leq \chi_t \leq \chi_{\max} \} \\ y_t \in Y = \{ y_t \in Q^m: y_{\min} \leq y_t \leq y_{\max} \} \end{cases} \quad (14)$$

式中, χ_{t+1} 为 $t+1$ 时刻采样周期的并网状态向量; y_t 为 t 时刻并网优化调度控制向量; χ_t 为 t 时刻采样周

期的并网状态向量; X 为并网优化调度控制设备状态向量集合; Y 为并网优化调度控制向量集合; n 为状态向量集合数; m 为控制向量集合数; Q^n 为状态空间向量; Q^m 为优化调度控制空间向量。

在此次研究设计的3个约束条件下,根据式(14)所示的力系统在每1个采样周期中任意时刻调控任意电力设备的状态参数,将 η 值纳入发电计划,预测误差中所含的信息作为目标函数,建立的大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差调度模型^[16],表达式为

$$\min F(U) = \eta \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \lambda | \tilde{P}'_{t,i} - P_{t,i} | \quad (15)$$

式中, U 为在大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差下产生的并网发电成本; $\min F(U)$ 为目标函数,即在大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差下,产生的并网发电成本最小值; T 为新能源功率预测误差调度周期; λ 为新能源功率预测误差成本系数; $\tilde{P}'_{t,i}$ 为新能源功率预测误差在 t 时刻的优化调度过程中,并网第 i 台发电机组功率预测值; $P_{t,i}$ 为新能源功率预测误差在 t 时刻的优化调度过程中,并网第 i 台发电机组功率实际值。

1.4 模型求解

为了对模型进行最优解求取,引入粒子群算法对模型进行求解。

1) 对粒子种群进行初始化处理,根据粒子编码方式获取粒子在种群中的速度 V_s^{-1} 和位置 X_s^{-1} 。 T 代表粒子完成调度所用的时间,通过适应性权重方法构建粒子群算法的适应度函数 $f^{[17]}$,其表达式为

$$f = \frac{X_s^{-1} \cdot V_s^{-1}}{T_o} \quad (16)$$

2) 为解决局部最优解问题,设置新能源功率预测误差调度阈值 d_{th} ,当种群多样性在迭代寻优过程中低于 d_{th} 时,此时的扰动粒子即为适应度最小值对应的粒子,在排斥力的作用下粒子开始移动,进入搜索区域,避免出现局部最优解,提高所提算法的全局搜索能力^[18]。阈值 d_{th} 的表达式为

$$d_{th} = \frac{\sum_{z=1}^n d_z}{\int M} \quad (17)$$

式中, M 为种群规模; z 为粒子种群全局最佳粒子。

根据式(15)所示的新能源功率预测误差调度

模型,在大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差下,使并网发电成本达到最小值,获得模型最优解,从而实现大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度。

2 算例分析

为了验证大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度方法的有效性,选择文献[5]提出的计及功率预测误差的主动配电网实时经济调度方法和文献[6]提出的基于K-means聚类算法的风电光伏光热互补发电机组调度方法作为此次试验的对比方法,将功率预测误差调度测试常用的IEEE 30节点测试系统作为此次试验测试电力系统,验证此次研究的大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度方法。

2.1 IEEE 30节点测试系统数据

此次试验采用的IEEE 30节点测试系统如图2所示,共包含一个风电场(新能源发电场)、6个传统发电机组、1个光伏电站,其额定装机容量均为300 MW。

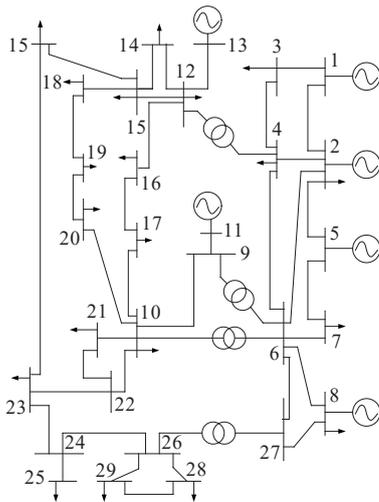


图2 IEEE 30节点测试系统

Figure 2 IEEE 30 node test system

图2中,1、2、5、8、11、13这6个节点为传统发电机组,29节点为光伏电站,9节点为风电场。依据图2所示的IEEE 30节点测试系统,每15 min采集一次采样点新能源功率数据。

基于图2所示的IEEE 30节点测试系统,选择

某地区发电机组实际数据和IEEE 30节点测试系统高载能负荷调节参数作为此次试验数据,发电机组参量值如表1所示,高载能负荷调节参数如表2所示。

表1 发电机组参量值

Table 1 Parameter value of generator set

机组参量值	有功最大值/MW	有功最小值/MW	最小开机时间/s	最小停机时间/s	机组热时间常数
1	400	100	9	8	5
2	400	100	9	6	4
5	200	50	6	4	3
8	200	50	3	2	2
11	100	25	1	1	1
13	100	25	0	0	1

表2 高载能负荷调节参数

Table 2 Adjustment parameters of high energy load

负荷类型	名称	单位	数值
风电场虚拟	最大功率	MW	200
	最小功率	MW	120
	功率变化	MW/10 min	40
	单位调度成本	元/(MW·h)	90
	调度投切组数	组	4
可离散调节	每组容量	MW	10
	投入新能源功率上限	MW	640
	投入新能源功率下限	MW	0
	最大调度投切次数	次	3
	单位调度成本	元/(MW·h)	120
	最短在线时间	h	2
	最短中断时间	h	1

根据表1、2所示的发电机组数据,分别采用本文方法、文献[5]方法和文献[6]方法优化调度如图2所示的IEEE 30节点测试系统,对大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差进行分析,对比不同调度方法下的新能源消纳能力、高载能负荷调节能力和IEEE 30节点测试系统运行成本变化。

2.2 调度方法对比分析

2.2.1 新能源预测和实际功率灵敏度

采用不同调度方法分别调度IEEE 30节点测试系统,以新能源预测功率代替新能源实际功率,通过调度方法对新能源进行消纳,试验结果如图3所示。

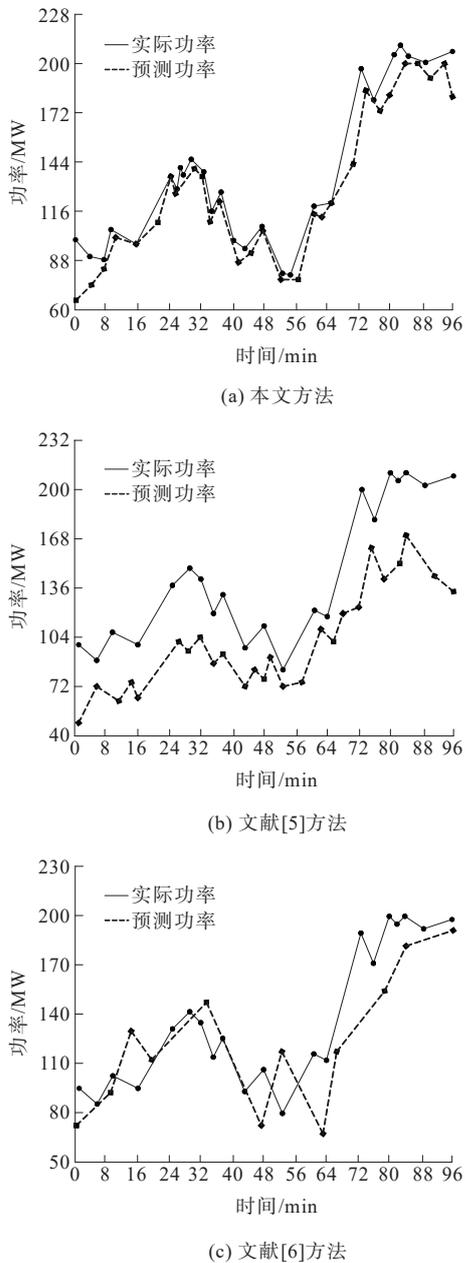


图3 新能源预测功率和新能源实际功率

Figure 3 Forecast power and actual power of new energy

图3中,本文方法调度IEEE 30节点测试系统,大规模虚拟储能平抑新能源的实际功率与预测功率相差较小,而文献[5]方法和文献[6]方法中的实际功率与预测功率相差较大。在48 min时刻,本文方法的实际功率与预测功率仅相差3 MW,而文献[5]方法相差21 MW,文献[6]方法相差27 MW。而且本文方法在多个时间段内达到了新能源舍弃为0的理想状态,具有较优的消纳能力。表明本文方法在大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差方面灵敏度更高。主要是由于本文方法确定了新能源功率预测误差分布特点,估计了新能源功率预

测误差置信区间,使新能源预测功率和实际功率的灵敏度更高,消纳能力更好。

2.2.2 有效性对比

高载能负荷具有一定的负荷平移和调节能力,可作为需求响应资源,参与消纳弃风。因此,高载能负荷能够平衡剩余的等效负荷,高载能负荷量 L_c 表达式为

$$L_c = L_{\max} - L \quad (18)$$

式中, L_{\max} 为系统所能承受的最大能耗; L 为系统当前实际所消耗的能耗。

不同调度方法下的高载能负荷调节量变化如图4所示。

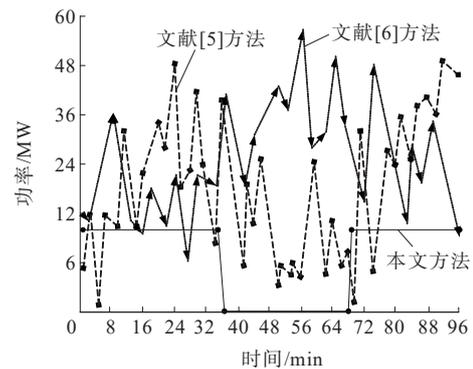


图4 高载能负荷调节量变化

Figure 4 Change of load regulation with high load capacity

图4中,在大部分时间段中,本文方法调度大规模虚拟储能平抑新能源产生的高载能负荷相较文献[5]方法和文献[6]方法的变化量较小。文献[5]方法的高载能负荷平均功率为24.5 MW,而文献[6]方法的高载能负荷平均功率为33.4 MW,本文方法为6.5 MW。可见,本文方法调度大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差更有效。主要是由于本文方法设计了电力系统用电设备功率、并网发电机组发电容量和备用容量的约束条件,约束了大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度模型,使得本文方法更为有效。

2.2.3 经济性对比

采用不同方法调度大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差时,IEEE 30节点测试系统的调度成本如图5所示。其调度成本 C_z 的表达式为

$$C_z = C_p + C_l + C_1 + C_e \quad (19)$$

式中, C_p 为发电成本; C_l 为输电成本; C_1 为负荷不平衡成本; C_e 为储能转化成本。

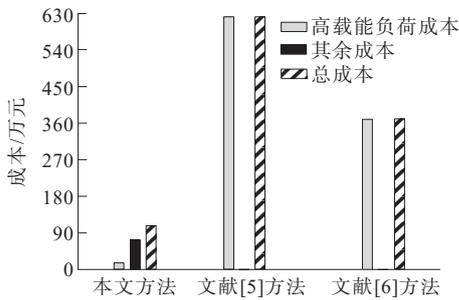


图5 IEEE 30节点测试系统调度成本

Figure 5 Scheduling cost of IEEE 30 node test system

由图5可知,本文方法调度大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差的总成本明显低于文献[5]方法和文献[6]方法。可见,本文方法调度大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差的经济性更高。主要是由于本文方法引入了粒子群算法对模型进行求解,使得模型求解的时间更短、精度更高,调度成本更低,表明所提方法表现出了较好的经济性。

2.2.4 弃风弃光率对比

弃风弃光率越低表明其调度效果越好,不同调度方法下的调度前后弃风弃光率如图6所示。

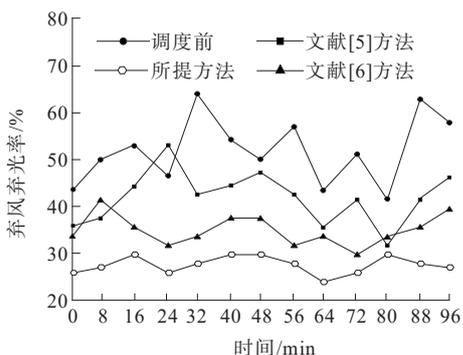


图6 不同调度方法下的调度前后弃风弃光率

Figure 6 Air and light abandonment rates before and after scheduling under different scheduling methods

由图6可知,采用本文方法调度大规模虚拟储能平抑新能源产生的弃风弃光率,保持在30%以内,而文献[5]方法与文献[6]方法的弃风弃光率则高于所提方法,通过对比可知,所提方法有效降低了调度大规模虚拟储能平抑新能源产生的弃风弃光率,表明所提方法的调度效果好。

3 结语

本文所提方法在优化调度大规模虚拟储能平

抑新能源功率预测误差过程中,加入大规模虚拟储能平抑新能源功率预测置信度,协调控制大规模虚拟储能平抑新能源,让大规模虚拟储能平抑新能源处于常规供电功率平衡状态,在很大程度上提高了大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差有效性,提高了电力系统的经济性。但是大规模虚拟储能平抑新能源功率受到的影响因素较多,调度模型存在适用范围。在今后的研究中,还需深入研究其他大规模虚拟储能平抑新能源功率预测误差优化调度方法,增加调度方法的适用范围。

参考文献:

- [1] 赵佳,孟润泉,王磊,等.考虑预测误差下孤岛直流微电网的经济调度策略[J].电网与清洁能源,2021,37(6):68-76.
ZHAO Jia, MENG Runquan, WANG Lei, et al. Economic dispatching strategy of the isolated DC microgrid considering prediction error[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(6): 68-76.
- [2] 余洋,权丽,贾雨龙,等.平抑新能源功率波动的聚合温控负荷改进模型预测控制[J].电力自动化设备,2021,41(3):92-99.
YU Yang, QUAN Li, JIA Yulong, et al. Improved model predictive control of aggregated thermostatically controlled load for power fluctuation suppression of new energy enhanced publishing[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 92-99.
- [3] 王伟胜,王铮,董存,等.中国短期风电功率预测技术现状与误差分析[J].电力系统自动化,2021,45(1):17-27.
WANG Weisheng, WANG Zheng, DONG Cun, et al. Status and error analysis of short-term forecasting technology of wind power in china enhanced publishing[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 17-27.
- [4] 朱继忠,熊小伏,刘乔波,等.现货市场下计及风光联合预测误差的经济调度[J].太阳能学报,2021,42(5):450-458.
ZHU Jizhong, XIONG Xiaofu, LIU Qiaobo, et al. Economic dispatch considering joint wind and PV power forecast error in electricity spot market[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(5): 450-458.
- [5] 李惠琴,陈燕,王岗红,等.计及功率预测误差的主动配电网实时经济调度方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(16):100-107.
LI Huiqin, CHEN Yan, WANG Ganghong, et al. Real-time economic dispatching method for active distribution

- networks considering power prediction errors[J]. Power System Protection and Control,2020,48(16): 100-107.
- [6] 郑舒,赵景涛,刘明祥.基于K-means聚类算法的风电光伏光热互补发电机组调度方法[J].电机与控制应用,2023,50(2):61-66.
ZHENG Shu,ZHAO Jingtao,LIU Mingxiang.Scheduling method of wind power photovoltaic photothermal complementary generator set based on K-means clustering algorithm[J].Electric Machines & Control Application,2023,50(2):61-66.
- [7] 秦毅,刘国海.基于惯量响应支撑功率的电力系统一次调频功率估算[J].电测与仪表,2022,59(4):79-83.
QIN Yi,LIU Guohai.Primary frequency power estimation of power system based on inertia response support power [J].Electrical Measurement & Instrumentation,2022,59(4): 79-83.
- [8] 刘栋,魏霞,王维庆,等.基于SSA-ELM的短期风电功率预测[J].智慧电力,2021,49(6):53-59.
LIU Dong,WEI Xia,WANG Weiqing,et al.Short-term wind power prediction based on SSA-ELM[J].Smart Power,2021,49(6):53-59.
- [9] 孙瑛爽,罗聪,葛乐矣.基于确定性解法的新能源微电网经济运行优化[J].中国电力,2020,53(10):149-155.
SUN Yingshuang,LUO Cong,GE Leyi.Economic operation optimization for new energy microgrid based on deterministic method[J].Electric Power,2020,53(10): 149-155.
- [10] 刘颖坤,刘东,翁嘉明,等.基于改进集中竞价的多能源系统交易优化方法[J].供用电,2022,39(10):75-83.
LIU Yingkun,LIU Dong,WENG Jiaming,et al. Multi-energy system transaction optimization method based on improved centralized bidding[J].Distribution & Utilization,2022,39(10):75-83.
- [11] 高强,刘畅,金道杰,等.考虑综合需求响应的园区综合能源系统优化配置[J].高压电器,2021,57(8):159-168.
GAO Qiang,LIU Chang,JIN Daojie,et al.Optimal configuration of park-level integrated energy system considering integrated demand response[J].High Voltage Apparatus,2021,57(8):159-168.
- [12] 郭佳兴,王金梅,张海同.基于虚拟电厂的多能源协同系统调度优化策略[J].电力建设,2022,43(12):141-151.
GUO Jiaxing,WANG Jinmei,ZHANG Haitong.Scheduling optimization strategy based on virtual power plant for multi-energy collaborative system[J].Electric Power Construction,2022,43(12):141-151.
- [13] 张婷.基于无限深度神经网络的非平衡大数据集群匿名化调度算法[J].计算技术与自动化,2022,41(3):71-76.
ZHANG Ting. Anonymous scheduling algorithm for unbalanced big data cluster based on infinite depth neural network[J].Computing Technology and Automation,2022, 41(3):71-76.
- [14] 李翔宇,赵冬梅.基于模糊—概率策略实时反馈的虚拟电厂多时间尺度优化调度[J].电工技术学报,2021,36(7):1446-1455.
LI Xiangyu,ZHAO Dongmei.Research on multi-time scale optimal scheduling of virtual power plant based on real-time feedback of fuzzy-probability strategy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36(7):1446-1455.
- [15] 姚艳,康家乐,汪雅静,等.考虑综合需求响应和多能储能装置的综合能源系统优化调度[J].浙江电力,2022,41(8):65-72.
YAO Yan,KANG Jiale,WANG Yajing,et al. Optimal dispatching of integrated energy system considering integrated demand response and multi-energy storage devices[J].Zhejiang Electric Power,2022,41(8):65-72.
- [16] 杨德昌,王雅宁,李朝霞,等.基于改进粒子滤波的综合能源系统预测辅助状态估计[J].电力工程技术,2022,41(6):172-181.
YANG Dechang,WANG Yaning,LI Zhaoxia,et al. Forecasting-aided state estimation of integrated energy systems based on improved particle filter[J].Electric Power Engineering Technology,2022,41(6):172-181.
- [17] 王翠,姜学军.基于动态变化自适应惯性权重混沌粒子群算法[J].沈阳理工大学学报,2022,41(6):13-18.
WANG Cui,JIANG Xuejun. Chaotic particle swarm optimization based on dynamic change adaptive inertial weight[J].Journal of Shenyang Ligong University,2022,41(6):13-18.
- [18] 孙欣,于慧,王宇嘉,等.基于局部协同与竞争变异的动态多种群粒子群算法[J].计算技术与自动化,2021,40(3):94-100.
SUN Xin,YU Hui,WANG Yujia,et al. Dynamic multi-population particle swarm optimization based on local cooperative and competitive mutation[J].Computing Technology and Automation,2021,40(3):94-100.