

一种适用于新能源消纳与主动支撑场景的新能源电站储能配置方法

夏玉裕¹, 孔彬², 王宝安³, 万杰星¹

(1.扬州工业职业技术学院, 江苏扬州 225127; 2.国网宁波供电公司, 浙江宁波 315010; 3.东南大学电气工程学院, 江苏南京 210096)

摘要: 新能源电站在兼顾促进消纳与主动支撑场景需求配置储能时, 会面临不同场景随机复杂出现、时序交叉耦合的问题。对此, 文章提出了一种适用于新能源消纳与主动支撑场景的新能源电站储能配置方法。基于新能源电站出力数据、日前功率预测数据、电网频率数据等, 提取储能需求典型工况曲线, 构建储能优化配置模型。利用改进多目标粒子群算法, 得出新能源电站储能配置最优解。针对实际新能源电站开展仿真分析, 验证所提方法的正确性。

关键词: 储能配置; 多目标优化; 粒子群算法; 新能源消纳; 主动支撑

中图分类号: TK51; TK81; TK02; TM73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2024)08-1104-07

0 引言

2023年, 我国可再生能源新增装机容量2.4亿kW, 约占全球可再生能源新增装机容量的50%以上。预计到2050年, 我国风电、光伏发电量可达全年总发电量的63.6%。大力发展可再生能源可有效缓解资源枯竭与环境污染问题, 但可再生能源具有波动性与随机性, 其大规模接入使电力系统的结构、运行特性变得复杂, 同时可再生能源装机规模与系统消纳能力有限的矛盾致使“弃风、弃光”现象大量存在^[1,2]。

新能源发电具有随机性、波动性、间歇性, 相较于同步发电机, 不具备阻尼特性^[3]。随着新能源机组渗透率的不断增加, 新能源消纳压力越来越大。同时新能源要具备一定的主动频率和电压支撑能力, 与常规机组共担系统安全稳定运行责任和义务是未来技术的发展趋势^[4,5]。

目前, 我国已有多个省份发文鼓励新能源电站配置储能或租赁储能, 但配置方案对容量要求不一, 功能定位和运行模式不清, 缺乏技术经济分析, 配套政策无法保证储能项目的有效收益, 使得配置储能在新能源友好性提升效果与经济性之间矛盾突出。伴随着未来风电/光伏平价上网, 新能源电站配置储能可能面临更大的经济压力^[6,7]。在

上述背景下, 亟须开展适用于新能源消纳与主动支撑场景的新能源电站储能配置方法研究。

1 国内外研究现状

储能配置是储能应用环节的前期工作, 目前在新能源储能容量配置方面, 国内外开展了大量研究。文献[8]基于功率预测补偿度、储能容量、回收成本年份三者关系, 提出了确定最佳补偿度下的储能容量配置方法。文献[9]在考虑新能源出力不确定性和系统运行灵活性的基础上, 建立了多时间尺度下的储能配置模型。文献[10]中储能系统通过充放电, 参与电力系统惯量支撑和一次调频, 并通过生产模拟的方法进行容量优化配置。文献[11]对比分析了风电调频、储能调频和风储联合调频下的电力系统频率特性, 建立了分别考虑经济性和频率可靠性的容量配置优化方法。文献[12]建立了以缩减弃风率和弃光率为目标的储能系统功率与容量配置的数学模型。文献[13]考虑储能初始投资及置换等成本以及售电收益、碳交易收益, 建立了风电场混合储能容量优化配置模型, 并采用自适应混沌粒子群优化算法进行求解。然而现阶段储能配置仍存在局限, 储能系统应用功能过于单一, 大多数研究只考虑了单一功能下储能容量配置问题, 缺乏多功能融合的储能优化

收稿日期: 2024-01-18。

基金项目: 国网浙江省电力有限公司科技项目(2021ZK55)。

作者简介: 夏玉裕(1982-), 男, 江苏江阴人, 硕士, 讲师, 研究方向为电气自动化。E-mail: xiayuyu2008@qq.com

配置方法。基于现有研究方法,本文提出了一种适用于新能源消纳与主动支撑场景的新能源电站储能配置方法。

2 储能典型需求曲线提取

2.1 储能功率需求计算方法

新能源电站对于储能的应用需求主要包括一次调频、补偿功率预测误差、降低弃电率 3 种模式,在实际运行中各场景在时序上存在交叉耦合,面临着补偿功率预测误差+降低弃电率 24 h 持续出现,一次调频随机出现的复杂过程。因此,应兼顾 3 种场景计算储能功率需求,实现实时动态响应。

一次调频模式中,储能的功率需求计算基于电网的实时频率数据,数据采样间隔不大于 100 ms,本文定义为模式 1。补偿功率预测误差和降低弃电率模式中,储能的功率需求计算基于新能源电站的实时功率数据、日前功率预测数据、调度下发的限电功率数据。由于在限制新能源电站出力时段,不考核新能源电站的功率预测精度,因此两种模式在时序上不会重叠。基于此,本文将两种模式合并为补偿功率预测误差+降低弃电率模式,定义为模式 2。储能功率需求计算流程如图 1 所示。

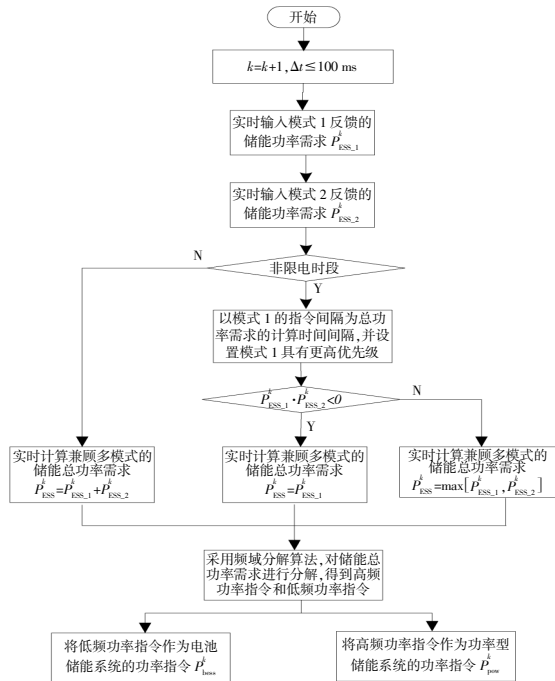


图 1 兼顾多场景模式下储能功率需求计算流程

Fig.1 Flowchart for calculating energy storage power demand while considering multiple scenario modes

图 1 中: k 为采样时刻; $P^k_{ESS,1}$, $P^k_{ESS,2}$ 分别为模

式 1、模式 2 对于多类型储能系统的功率需求; P^k_{ESS} 为储能总功率需求; P^k_{bess} 为电池储能出力值; P^k_{pow} 为功率型储能系统出力值。

本文所提储能功率需求即为当前时刻新能源可用出力与实际出力的差值。新能源实际出力限值可由各级调度根据断面送出极限与电网运行方式下发。

由于兼顾多场景要求,储能系统同时具备充放电状态频繁切换和小时级持续充放电能力,因此本文选择多类型储能系统。通过对储能总功率需求进行频域分解,低频长时功率支撑需求由电池储能系统承担,高频短时功率支撑需求由飞轮储能系统承担。

本文采用 VMD 频域分解算法^[14,15],分解过程如图 2 所示。

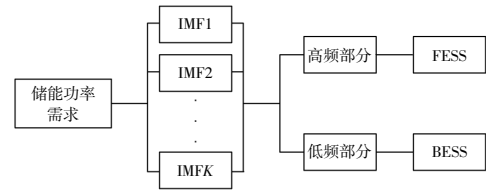


图 2 频域分解过程

Fig.2 Frequency domain decomposition process

其约束变分模型如下所示:

$$\begin{cases} \min \left\{ \sum_K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s.t. \sum_K u_k(t) = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_k(t)$ 为分解得到的 IMFs 分量; ω_k 为 IMFs 的中心频率; K 为 IMFs 分解数量; $\delta(t)$ 为脉冲函数; f 为原始信号; ∂_t 表示对 t 求偏导数; j 为模态信号个数。

求解该模型,可通过增广拉格朗日函数将上述约束优化问题等效为一个无约束优化问题^[16,17],如下所示:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中: λ 为拉格朗日乘数; α 为二次惩罚因子。

通过迭代更新 $u_k(t), \omega_k, \lambda(t)$, 最后求得频域分解的全部模态。

u_k^{n+1} 和 ω_k^{n+1} 的最小值问题可通过下式求解:

$$\begin{cases} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + 0.5\hat{\lambda}(\omega)}{1 + 2\beta(\omega - \omega_k)^2} \\ \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)| dt}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)| dt} \end{cases} \quad (3)$$

式中: \hat{u}_k^{n+1} 为当前剩余量的维纳滤波; ω_k^{n+1} 为当前子模态函数中心频率。

拉格朗日乘数更新方式为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (4)$$

迭代停止条件为

$$\sum_{k=1}^K \frac{\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \|_2^2}{\| \hat{u}_k^n \|_2^2} < e \quad (5)$$

式中: e 为迭代过程的给定判定精度, $e > 0$ 。

2.2 典型特征工况提取

在工程实际应用中, 往往要基于年度 8 760 h 甚至更长时间尺度的数据进行分析。为解决大数据样本在计算过程中存在的求解时间长、结果收敛困难的问题, 对储能典型需求曲线进行提取, 将得到的典型日曲线作为数据输入, 用于储能配置求解寻优。

本文采用聚类分析的原理^[18], 将储能时序充放电功率数据看作时间的函数。首先将原始数据切割为时间尺度为 T 的数据片段; 其次选取能够表征储能工况特征的因子, 利用模糊聚类对数据片段进行聚类, 获得体现原始数据差异化特征类集合及各类所占的概率; 最后利用数据片段的聚类结果及其概率分布, 构造出能表征储能工况特征的短时数据, 作为后续储能容量配置的输入数据。具体提取流程如图 3 所示。

本文选取储能系统的功率最值、功率均值、持续充放电时间、持续充放电量、充放电状态切换次数等作为工况特征表征因子。

充放电功率最值的计算式为

$$P_{\max}^i = \max(P_i^t) \quad (6)$$

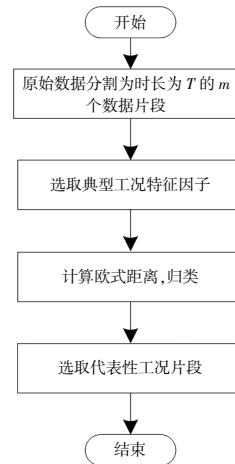


图 3 典型工况提取流程

Fig.3 Typical working condition extraction flow chart

式中: P_i^t 为每个数据片段中的最大功率值。

充放电功率均值的计算式为

$$P_{\text{aver}} = \frac{\sum_{i=1}^N P_i^t}{N} \quad (7)$$

式中: N 为数据片段时间长度; t 为数据片段时间长度的时刻。

持续充放电量为一次持续充放电周期内累计充放电量, 计算式为

$$E = \int_0^N P_i^t dt \quad (8)$$

2.3 算例分析

本文以江苏某电网 100 MW 光伏电站为例进行分析, 选取 2022 年度的新能源可用出力数据与实际出力数据做差, 将新能源场站储能需求数据作为样本, 以天为单位对原始数据进行切割, 得到的全年储能日功率需求曲线如图 4 所示。

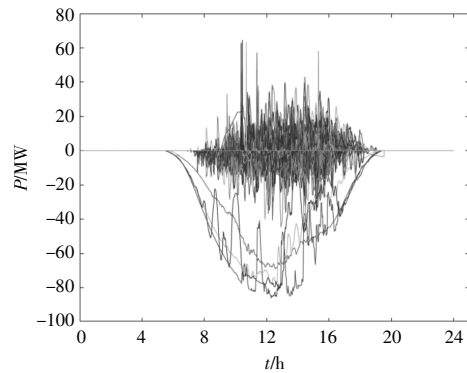


图 4 储能日功率需求曲线 (365 d)

Fig.4 Daily power demand curve of energy storage (365 days)

利用本章所述典型工况提取方法, 选用所提

到的5种工况特征表征因子,提取储能典型功率曲线,结果如图5所示。各类典型工况所占概率统计如表1所示。

对比4类曲线及其所占概率可以看出,4类工况曲线在功率幅值、充放电状态切换、累计充放

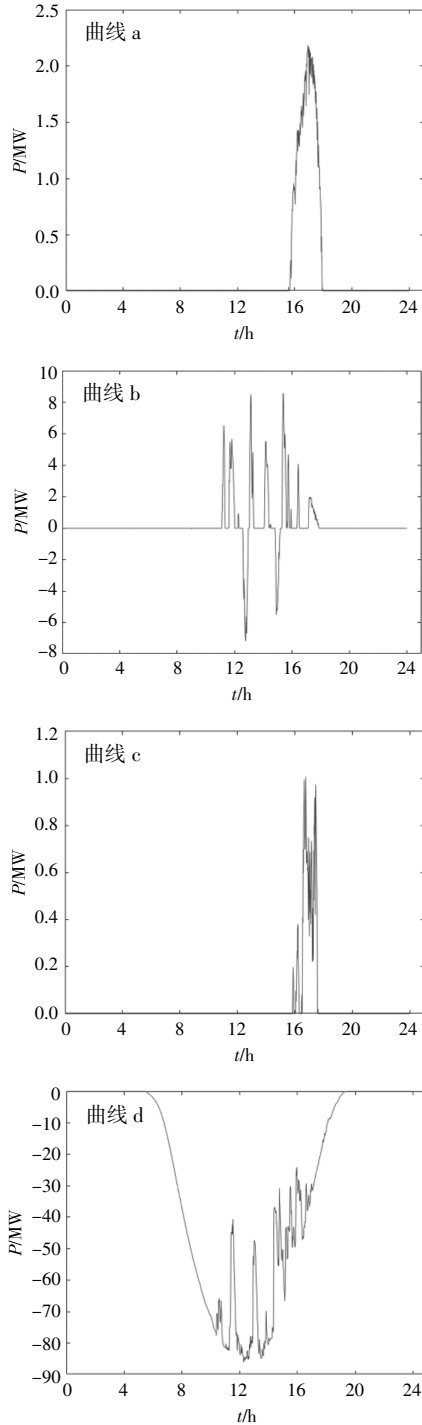


图5 储能典型日功率需求曲线
Fig.5 Typical daily power demand curve of energy storage conditions

表1 各类典型工况所占概率
Table 1 Probability of various typical working conditions

典型工况曲线	a	b	c	d
概率/%	40.2	19.7	38.5	1.6

电电量等方面具有显著差异性。曲线a和曲线c是两种发功率需求场景,曲线b为吸-发混合场景。曲线d功率幅值显著超过正常水平,且所占概率很低,据此判断,该曲线可能由基础数据错误或异常导致,可以在后续计算过程中将其忽略。

3 兼顾多场景的储能容量配置方法

3.1 多目标优化配置模型

本文建立了以年度上网电量最大和等效年度净收益最大为目标函数的储能优化配置模型,解决日内时间尺度的新能源侧储能需求。

目标函数表达式为

$$\max F = \{f_1, f_2\} \quad (9)$$

式中: f_1 为年度新能源电站上网电量目标函数; f_2 为规划期内多类型储能系统的年度净收益目标函数。

年度新能源电站上网电量最大是指配置储能系统后年度新能源电站累计上网电量最大,其计算式如下:

$$f_1 = \sum_{t=1}^T (E_{new_s}^t + E_{bess}^t + E_{pow}^t) \quad (10)$$

式中: $E_{new_s}^t$ 为t时刻新能源实发电量; E_{bess}^t 为t时刻电池储能系统的充放电电量; E_{pow}^t 为t时刻功率型储能系统的充放电电量; T 为年度总时刻数。

年度净收益最大目标函数为

$$f_2 = I_{on} + I_{gap} + I_{rel} - C_{LCC} \quad (11)$$

式中: I_{on} 为增加上网电量而获得的收益; I_{gap} 为减少的新能源电站功率预测精度考核费用; I_{rel} 为免除有功预留备用,增加年度上网电量获得的收益; C_{LCC} 为储能系统成本费用年值。

其中,各项费用具体计算式如下:

$$I_{on} = \sum_{t=1}^T (E_{new_s}^t + E_{bess}^t + E_{pow}^t - E_{new_s_ahead}^t) \times C_{con} \quad (12)$$

$$I_{gap} = \sum_{month=1}^{12} \left\{ \sum_{day=1}^{30} [(Acc_N - Acc) \times P_{sta}^{rate} \times 0.4] \right\} \quad (13)$$

$$I_{rel} = \sum_{t=1}^T (E_{sta_exp}^t - E_{sta}^t) \times C_{con} \quad (14)$$

$$C_{LCC} = C_{inv} + C_{om} + C_{sec} + C_{rep} + C_{rec} \quad (15)$$

式中： C_{eon} 为 t 时刻电站发电的上网电价； $E_{\text{new_s_ahead}}^t$ 为多类型储能系统在 t 时刻放电总量； Acc_N 为指定日前预测准确率； Acc 为日前预测准确率； $E_{\text{sta_exp}}^t, E_{\text{sta}}^t$ 分别为新能源电站不预留有功备用、预留有功备用情况下 t 时刻的发电量； C_{inv} 为初始购置成本； C_{om} 为年运行维护成本； C_{sec} 为年辅助设备成本； C_{rep} 为年设备更换成本； C_{rec} 为年设备报废残值回收成本； $P_{\text{sta}}^{\text{rate}}$ 为新能源电站功率精度考核成本。

约束条件包含储能系统的 SOC 范围约束、储能最低配置约束、储能系统充放电功率平衡约束。

3.2 优化求解算法

粒子群算法是一种随机优化算法，通过迭代搜寻最优解^[19]。迭代寻优时，每个粒子通过两个最优解指导自身速度及位置的更新，更新方式如下：

$$v_{id}^{(k+1)} = wv_{id}^{(k)} + c_1r_1(p_{id}^{(k)} - x_{id}^{(k)}) + c_2r_2(g_d^{(k)} - x_{id}^{(k)}) \quad (16)$$

$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \quad (17)$$

式中： w 为惯性权重； v 为粒子的速度； x 为当前粒子的位置； c_1, c_2 为加速因子； r_1, r_2 为 $(0, 1)$ 内的随机数； $p_{id}^{(k)}, g_d^{(k)}$ 为最优位置向量中的第 d 维分量。

在求解多目标问题时，存在种群多样性损失过快、易陷入局部解等问题^[20, 21]。基于此，本文以粒子位置向量与种群全局最优解的差值 X 指导 w 的取值，如图 6 所示。

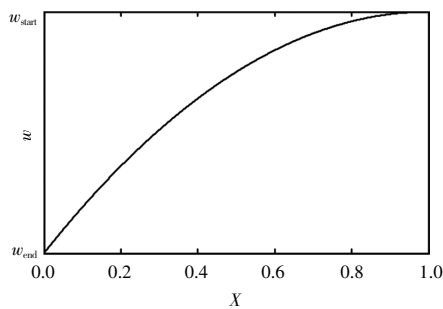


图 6 惯性权重曲线

Fig.6 Inertia weight curve

计算式如下：

$$x_i^{(k)} = \frac{1}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D |g_d^{(k)} - x_{id}^{(k)}| \quad (18)$$

$$w_i^{(k)} = w_{\text{start}} - (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) (X_i^{(k)} - 1)^2 \quad (19)$$

式中： D 为解空间维数； $w_i^{(k)}$ 为第 i 个粒子在 k 时

刻的惯性权重； $w_{\text{start}}, w_{\text{end}}$ 分别为 w 的初始值和结束值； $x_{\text{max}}, x_{\text{min}}$ 分别为粒子位置变量的最大、最小值。

储能优化配置的求解流程如图 7 所示。

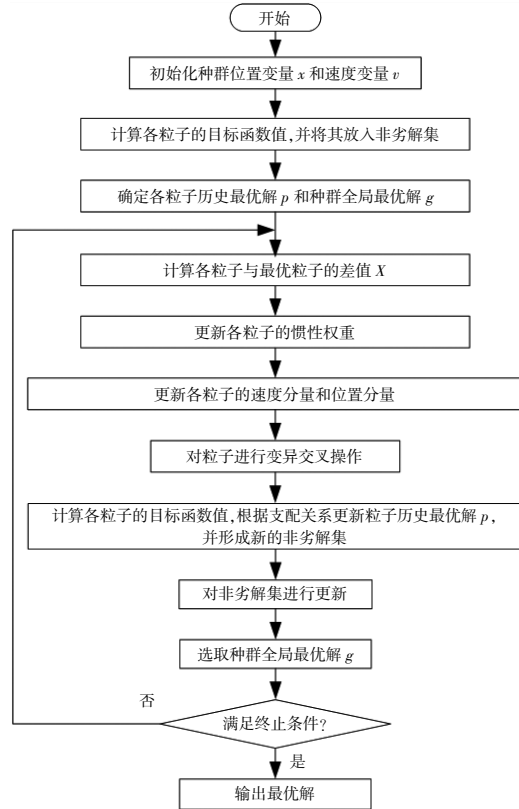


图 7 储能优化配置求解流程

Fig.7 Flow chart for solving optimal configuration of energy storage

3.3 算例分析

对本文选取的江苏某电网 100 MW 光伏电站进行储能配置计算。储能基本参数如表 2 所示。

表 2 储能基本参数

Table 2 Basic parameters of energy storage

储能	功率成本 元/kW	容量成本 元/(kW·h)	充电效率	放电效率	循环次数/ 使用年限	SOC 下限	SOC 上限
电池储能	350	2 000	0.95	0.95	5 000	0.1	0.9
飞轮储能	350	60 000	0.95	0.95	10 ⁶ 次/20 a	0	1

根据本文所提的储能多目标优化配置方法，可以得到典型光伏电站的储能配置结果和配置效果，如表 3 所示。

由表 3 可知，根据本文所提的储能容量配置方法，该光伏电站应配置电池储能容量为 12.2 MW/2.8 h，飞轮储能容量为 7.4 MW/48 s。与按固定比例配置电池储能模式相比，可有效缩减投资

表3 100 MW光伏电站的储能配置结果和配置效果

Table 3 Energy storage configuration result and configuration effect of 100 MW photovoltaic power station

储能配置结果		储能配置效果		
电池储能容量	12.2 MW/2.8 h	配置前	配置后	
飞轮储能容量	7.4 MW/48 s	弃电率/%	14.43	2.09
年购置成本/万元	679.84	功率预测精度/%	76.90	90.56
年运行成本/万元	29.49	增加上网电量收益/万元	610.98	
年辅助设备成本/万元	12.72	减少年度考核费用/万元	86.04	
年更换成本/万元	200.55	免除有功预留备用费用/万元	467.80	
年残值回收成本/万元	0.001 5	总收益/万元	1 164.82	
储能年度总成本/万元	922.60	年度净收益/万元	242.22	

成本。储能配置后,可降低弃电率 12.34%,增加功率预测精度 13.66%,增加上网电量收益 610.98 万元,减少年度考核费用 86.04 万元,免除有功预留备用费用 467.80 万元,增加总收益共计 1 164.82 万元,年度净收益为 242.22 万元。

年度最大发电量与年度净收益的迭代过程如图 8、图 9 所示。由图 8 和图 9 可以看出,在 100 次迭代内可有效收敛,收敛时间为分钟级。

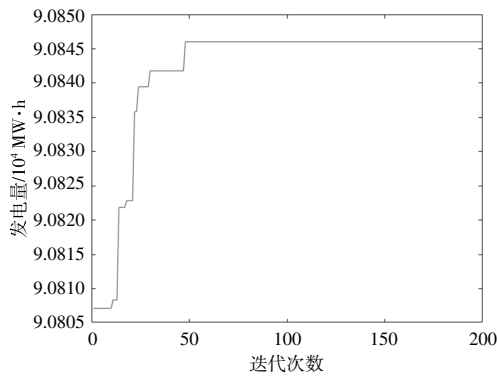


图8 年度最大发电量的迭代过程

Fig.8 Iterative process of annual maximum power generation

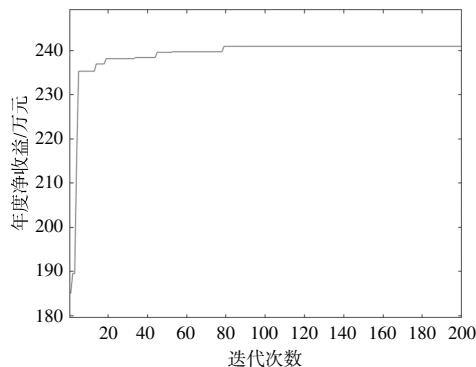


图9 年度净收益的迭代过程

Fig.9 Iterative process of annual net income conditions

4 结束语

本文针对新能源电站在兼顾促进消纳与主动

支撑场景需求配置储能时,面临的不同场景随机复杂出现、时序交叉耦合、传统多目标优化算法求解时间长、收敛速度慢、易陷入局部解等问题,提出了一种适用于新能源消纳与主动支撑场景的新能源电站储能配置方法。基于新能源电站出力数据、日前功率预测数据、电网频率数据等,提取储能需求典型工况曲线,构建储能优化配置模型,利用改进多目标粒子群算法,实现新能源电站储能最优配置求解。针对实际新能源电站开展仿真分析,验证了所提方法的正确性。

参考文献:

- [1] 颜湘武,张世峥,贾焦心.光伏机组虚拟惯量控制下电力系统频率特性分析[J].可再生能源,2023,41(1):81-89.
- [2] 杨美颖,刘文颖,申自裕,等.基于改进 DNE 极限域的含光热发电系统风光电消纳能力的评估方法[J].可再生能源,2023,41(4):546-554.
- [3] 崔杨,安宁,付小标,等.面向高比例新能源电力系统调峰需求的储能容量配置方法综述[J].东北电力大学学报,2023,43(1):1-8.
- [4] 王宪萍,马津,倪喜军,等.虚拟同步发电机的模型及储能单元优化配置[J].可再生能源,2022,40(9):1273-1278.
- [5] 和鹏,吴兴扬,何廷一,等.风电参与电网频率调控潜力的价值评估研究[J].可再生能源,2023,41(7):986-994.
- [6] 刘刚,袁至,王维庆,等.基于混合储能的双馈风机的电网支撑能力提升策略[J].可再生能源,2022,40(10):1387-1395.
- [7] 王明,李欣然,谭绍杰,等.考虑经济性的风储联合双应用的储能配置方法[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(2):7-13.
- [8] Yang P, Nehorai A. Joint optimization of hybrid energy storage and generation capacity with renewable energy

- [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 5 (4): 1566-1574.
- [9] 邱培春, 葛宝明, 毕大强. 基于蓄电池储能的光伏并网发电功率平抑控制研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(3): 29-33.
- [10] 张光儒, 任浩栋, 马振祺, 等. 提升配电网承载力和调节能力的整县分布式光伏储能配置方法 [J]. 电气技术, 2022, 23(1): 49-55.
- [11] Knap V, Chaudhary S K, Stroe D I, et al. Sizing of an energy storage system for grid inertial response and primary frequency reserve [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3447-3456.
- [12] 刘巨, 姚伟, 文劲宇, 等. 一种基于储能技术的风电场虚拟惯量补偿策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1596-1605.
- [13] 苗福丰, 唐西胜, 齐智平. 储能参与风电场惯性响应的容量配置方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(20): 6-11, 83.
- [14] 张坤, 毛承雄, 谢俊文, 等. 风电场混合储能系统容量配置的优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(25): 79-87.
- [15] 马会萌, 李蓓, 李建林, 等. 面向经济评估的电池储能系统工况特征量嵌入性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 70-77.
- [16] 栗然, 党磊, 周鸿鹄, 等. 基于费用效率法的风电场混合储能容量优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 55-62.
- [17] 马速良, 马会萌, 蒋小平, 等. 基于 Bloch 球面的量子遗传算法的混合储能系统容量配置[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 592-599.
- [18] Wang X, Yue M, Muljadi E, et al. Probabilistic approach for power capacity specification of wind energy storage systems[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2014, 50(2): 1215-1224.
- [19] 魏然, 葛向东. 受端电力系统新能源规划配比研究[J]. 山东电力技术, 2023, 50(9): 35-41.
- [20] 吴振威, 蒋小平, 马会萌, 等. 用于混合储能平抑光伏波动的小波包-模糊控制[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(3): 317-324.
- [21] 张晴, 李欣然, 杨明, 等. 净效益最大的平抑风电功率波动的混合储能容量配置方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(14): 40-48.

An energy storage configuration method for new energy power station suitable for consumption and active support scenarios

Xia Yuyu¹, Kong Bin², Wang Baoan³, Wan Jiexing¹

(1. Yangzhou Polytechnic Institute, Yangzhou 225127, China; 2. State Grid Ningbo Power Supply Company, Ningbo 315010, China; 3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: New energy power stations, while balancing the promotion of consumption and active support of scenario demand configuration for energy storage, will face problems such as random and complex appearances in different scenarios, cross coupling in time series, long solving time of traditional multi-objective optimization algorithms, slow convergence speed, and susceptibility to getting stuck in local solutions. Based on this, this article proposes a new energy storage configuration method suitable for multiple scenarios in new energy power plants. Based on the output data of new energy power stations, daily power prediction data, grid frequency data, etc., typical operating condition curves of energy storage demand are extracted, and an energy storage optimization configuration model is constructed. An improved multi-objective particle swarm optimization algorithm is proposed to solve the optimal energy storage configuration of new energy power stations. Finally, simulation analysis was conducted on actual new energy power plants to verify the effectiveness and practicality of the method proposed in this paper.

Keywords: energy storage configuration; multi objective optimization; particle swarm optimization algorithm; new energy consumption; active support