



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2406099

引用格式:周登涛,金福宝,马山刚,等.基于EMD-VMD的混合储能系统容量优化配置[J].科学技术与工程,2025,25(19):8090-8098.

Zhou Dengtao, Jin Fubao, Ma Shangang, et al. Capacity optimization configuration of hybrid energy storage system based on EMD-VMD [J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(19): 8090-8098.

电工技术

基于EMD-VMD的混合储能系统容量优化配置

周登涛,金福宝*,马山刚,祁延明,张强,赵瑞婷,李若冰

(青海大学能源与电气工程学院,西宁810016)

摘要 为解决并网过程中,风电功率波动、间歇性等影响电网稳定运行的问题,提出一种利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)结合的飞轮-锂电混合储能系统的容量优化配置方案。首先,采用K均值算法得到典型日数据,通过EMD将风电典型日数据输出功率信号分解为满足波动量限值的并网功率和混合储能平抑功率;然后,由麻雀搜索算法完成VMD算法中分解模态个数K值和二次惩罚因子 α 值的优化,通过VMD分解混合储能平抑功率,完成锂电池和飞轮储能的合理分配。最后,在考虑储能充放电功率和荷电状态约束条件的前提下,以储能成本为目标函数构建经济模型,采用青海省海南州共和县切吉敦曲风电场实际发电数据借助MATLAB平台进行仿真计算。结果表明:所提策略不仅有效地平抑了风电波动,还提高了整个系统的经济性。

关键词 混合储能;经验模态分解;麻雀搜索算法;变分模态分解;容量优化配置

中图分类号 TM614;

文献标志码 A

Capacity Optimization Configuration of Hybrid Energy Storage System Based on EMD-VMD

ZHOU Deng-tao, JIN Fu-bao*, MA Shan-gang, QI Yan-ming, ZHANG Qiang,

ZHAO Rui-ting, LI Ruo-bing

(School of Energy and Electrical Engineering, Qinghai University, Xining 810016, China)

[Abstract] In order to solve the problems of wind power fluctuations and intermittency during grid integration, which affect the stable operation of the power grid, a capacity optimization configuration scheme for a flywheel-lithium battery hybrid energy storage system was proposed. This scheme combined empirical mode decomposition (EMD) and variational mode decomposition (VMD). Firstly, typical daily data was obtained using the K-means algorithm, and EMD was applied to decompose the output power signal of these typical wind power daily data into grid-connected power that meets fluctuation limits and power that needs to be smoothed by the hybrid energy storage system. Then, the sparrow search algorithm was used to optimize the number of decomposition modes K and the quadratic penalty factor α in the VMD algorithm. By decomposing the power that needs smoothing using VMD, a reasonable allocation between lithium batteries and flywheel energy storage was achieved. Finally, considering the constraints of energy storage charging and discharging power and state of charge, an economic model was constructed with energy storage cost as the objective function. The actual power generation data of Qiejidunqu wind farm in Gonghe County, Hainan Prefecture, Qinghai Province were simulated and calculated by MATLAB platform. The results show that the proposed strategy not only effectively mitigates wind power fluctuations but also improves the overall economy of the system.

[Keywords] hybrid energy storage; empirical mode decomposition; sparrow search algorithm; variational mode decomposition; optimal capacity configuration

近年来,随着“碳达峰、碳中和”双碳目标的提出,中国已将高效利用可再生能源视为推动可持续

发展的重要一环,致力于实现其有效应用。风能以其环境友好和可再生特性,迅速崛起为全球最具发

收稿日期:2024-08-15 修订日期:2025-01-02

基金项目:青海省国网公司科技项目(SGQHXNFSNYJS2400216);新型电力系统运行与控制国家重点实验室开放基金(SKLD22KM10);青海省光伏发电并网技术重点实验室2023年开放性课题(SGQHJY00NYJS2310220)

第一作者:周登涛(1998—),男,汉族,安徽寿县人,硕士研究生。研究方向:储能技术。E-mail:2775448771@qq.com。

*通信作者:金福宝(1981—),男,回族,青海西宁人,博士,教授。研究方向:清洁能源技术。E-mail:jinfubao@163.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

展潜力的清洁能源之一,获得了快速的发展,装机容量也在逐年提升^[1]。然而,风力发电存在随机性和波动性的特性,并网过程中存在着冲击,影响电网稳定运行^[2]。储能技术的发展为平抑风电功率波动提供了一种有效手段。储能装置按其出力特性可分为能量型与功率型两类^[3]。能量型储能,如锂电池,拥有较高的能量密度但响应速度较慢,因此不适用于应对短时的功率小幅波动。而功率型储能,如飞轮储能,虽响应迅速但能量密度较低,故难以有效平抑长时间的功率大幅度波动。因此,可将锂电池储能和飞轮储能组合构成混合储能系统(hybrid energy storage system, HESS),可实现优势互补,相比较于单一储能,具备更好的功率吸收和释放能力,平抑功率波动效果更佳^[4]。功率的合理分配是发挥 HESS 优势的前提,同时其容量优化配置对电网经济的稳定运行具有重要的意义。

目前,学术界针对 HESS 功率的获得以及内部功率分配问题已开展了很多研究。文献[5]利用低通滤波算法进行 HESS 功率的分配,但在分解过程中会存在高低频混叠的现象。文献[6]基于小波包分解完成储能分配,但是分解层数的确定影响 HESS 最终配置结果。文献[7]提出经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)与希尔伯特频谱变换相结合,获取 HESS 有功功率参考高低频分量。文献[8]的移动平均算法处理风光功率波动时,虽能平滑输出,但对突变响应迟缓,有滞后性,且参数设定主观,影响结果客观性。相比之下,EMD 法智能自适应,自动识别信号极值点,无需预设参数,能自然分解各阶模态函数,基于数据特征,避免人为干扰,确保结果客观准确,更适用于风电这类不确定性很高的数据处理。文献[9]用自适应滑动平均平滑风电功率数据,再用 EMD 细化功率结构,以模态混叠最小为分界依据。但重复 EMD 可能导致模态过度分解,频率混叠,影响精度和端点效应,故建议对同一信号避免多次 EMD 分解,以保持分析稳定性。文献[10-11]对 HESS 功率进行变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)分解,避免了模态混叠问题,但是模态个数 K 的取值不够客观。文献[12]提出采用液流电池和抽水蓄能构建 HESS,并设计了一个分阶段实施的双层优化模型,验证了 HESS 相较于单一储能系统的优越性。

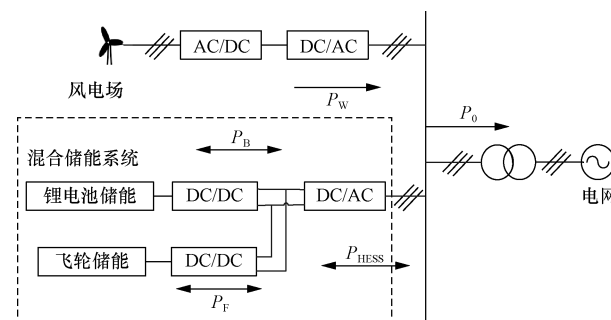
在上述研究的基础上,针对功率信号分解方面的局限性和单一储能的不足之处,提出一种采用 EMD 和优化参数后的 VMD 结合的功率信号分解策略,同时构建飞轮和锂电池储能相结合的 HESS 容

量配置模型。首先利用 K 均值算法对风电功率信号进行处理,得到典型日风电功率数据。其次利用 EMD 分解典型日风电功率数据得到并网功率和 HESS 平抑功率。然后通过麻雀搜索算法对 VMD 的分解模态个数 K 和惩罚因子 α 进行优化,利用 VMD 分解 HESS 平抑功率,根据分解结果将高频功率信号分配给飞轮储能,低频功率信号分配给锂电池储能。最后,综合考虑储能装置的充放电功率和荷电状态约束条件,以 HESS 成本最少为目标函数,构建 HESS 容量优化配置模型。通过该模型,可以计算出 HESS 的额定功率和容量,并有效对比不同方案的经济性,为 HESS 优化配置提供有力支持。

1 风电功率的平抑策略

1.1 风-储拓扑结构

在风电场中,通过联合多个风电机组进行出力,其平滑和稳定效果相比单台风电机组有了显著提升。然而,从风电场群的整体视角来看,尽管有所改善,但整体的出力波动仍然较大,因此本文中采用并网侧的储能配置方式^[13],拓扑结构图如图 1 所示。



P_w 为原始风电功率; P_0 为经过 HESS 平抑后的风电功率; P_{HESS} 为 HESS 功率; P_B 、 P_F 为锂电池储能和飞轮储能平抑的功率

图 1 风储联合系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of wind storage combined system

1.2 经验模态分解

风电信号采用 EMD 进行处理,得到本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF),结合风电并网的波动量限值,将信号重构为高频和低频两部分。高频部分用于 HESS 所平抑的功率,低频部分则直接并网,关系式为

$$P_w = P_{w1} + P_{\text{HESS}} \quad (1)$$

式(1)中: P_{w1} 为直接并网功率分量。

IMF 重构方式有低频重构(coarse to fine, C2F)和高频重构(fine to coarse, F2C)两种^[14]。经过两种重构方式后的高低频信号再通过相关功率分配策略^[15],得到 HESS 平抑分量。

2 VMD 参数优化

2.1 VMD 算法原理

VMD 是一种可以有效分解一些非线性和非平稳的信号处理算法。通过构造变分模型,迭代搜索求得最优解来实现 IMF 的有效分离和信号频谱的划分,约束变分模型为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: $\delta(t)$ 为脉冲函数; $\{u_k\}$ 和 $\{w_k\}$ 为分解得到的 IMF 分量和其对应的中心频率; $f(t)$ 为原始信号。

为了使求解过程变的简单化,将约束变分问题向非变分约束问题转化,引入拉格朗日乘数 λ 和二次惩罚因子 α 。其中, λ 用于确保约束条件的严格性,而 α 则用于保证信号重构的质量^[16]。通过这种方法,可以得到增广 Lagrange 表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

采用交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 求解上述问题,不断迭代更新 u_k 和 w_k , 得到最优解。即

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{f}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (4)$$

中心频率的更新可表示为

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(w)|^2 dw} \quad (5)$$

拉格朗日乘数 λ 的更新公式为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) = \hat{\lambda}^n(w) + \tau \left[\hat{f}(w) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(w) \right] \quad (6)$$

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(w)$ 、 $\hat{u}_i(w)$ 和 $\hat{f}(w)$ 分别对应 $\hat{u}_k^{n+1}(w)$ 、 $u_i(t)$ 和 $f(t)$ 的傅里叶变换; τ 为噪声容忍度。

重复上述计算过程,并根据预设的迭代停止条件进行判断,以确定是否终止迭代,满足则终止迭代。即

$$\sum_{k=1}^K \frac{\left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2}{\left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2} < \Psi \quad (7)$$

式(7)中: Ψ 为阈值。

2.2 麻雀搜索算法优化 VMD 参数

在 VMD 算法中,模态个数 K 值和二次惩罚因子 α 值需人为预设。若取值不当,信号分解可能不合理,进而影响储能功率的分配,最终影响结果准确性。

Xue 等^[17] 提出麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA), 这是一种受启发于麻雀的觅食行为和避免被捕食的行为。将 SSA 应用于优化 VMD 参数能够自适应调整最优参数组合 $[K, \alpha]$ (k 为模态个数, x 为惩罚参数), 避免人为主观判断 VMD 参数导致信号分解不当的问题。

SSA 将麻雀种群分为发现者、加入者和警戒者。发现者引导着种群的觅食方向,位置迭代更新为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\eta \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < \text{ST} \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q\mathbf{L}, & R_2 \geq \text{ST} \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中: t 为当前迭代次数; iter_{\max} 为最大迭代次数; $\mathbf{X}_{i,j}$ 为第 i 个麻雀位置在第 j 维; η 为 $(0,1)$ 区间内的随机数; $R_2 \in [0,1]$ 为预警值; $\text{ST} \in [0.5,1]$ 为安全值, $R_2 < \text{ST}$ 表示发现者安全, $R_2 \geq \text{ST}$ 表示发现者危险; Q 为服从正态分布的随机数; \mathbf{L} 为元素全为 1 的 $1 \times d$ 的矩阵。

加入者追随发现者觅食,位置迭代更新为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{bad}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > q/2 \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \mathbf{A}^+ \times \mathbf{L}, & i \leq q/2 \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中: q 为麻雀数量, \mathbf{X}_p 、 \mathbf{X}_{bad} 为发现者的最优位置和全局最差位置; \mathbf{A} 为随机赋值 1 或 -1 的 $1 \times d$ 矩阵, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$; $i > q/2$ 为此时加入者获取食物较少。

在觅食过程中,种群中的 10% ~ 20% 会随机作为警戒者来进行警戒工作,数学模型表示为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^t + \beta |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + \mu \left[\frac{|\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \gamma} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: β 为步长控制系数; $\mu \in [-1,1]$; γ 为保证分式有意义的最小常数; f_i 、 f_g 、 f_w 分别为当前适应度和全局最优、最差适应度。SSA 初始化参数如表 1 所示。

表 1 SSA 初始参数

Table 1 SSA initial parameters			
iter _{max}	R ₂	K	α
20	0.7	[3,10]	[1 000,2 000]

采用 SSA 迭代寻优 VMD 参数组合 $[K, \alpha]$, 以样本熵作为评判标准, 构建迭代的目标函数。样本熵是反映这数据是否存在一定的规律的量值^[18], 值的大小同样揭示着 IMF 模态混叠现象的强弱。迭代目标函数公式为

$$f = \min[\text{SEn}(Y, b, z)] \quad (11)$$

$$\text{SEn}(Y, b, z) = \ln B^b(z) - \ln B^{b+1}(z) \quad (12)$$

式中:SEn 为样本熵函数; Y 为时间序列; b 为嵌入维度; z 为相似性容限; B 为两向量匹配 b 或 $b+1$ 个实数的概率。SSA 迭代优化 VMD 参数流程图如图 2 所示, 图 3 为 EMD-VMD 功率分配流程图。

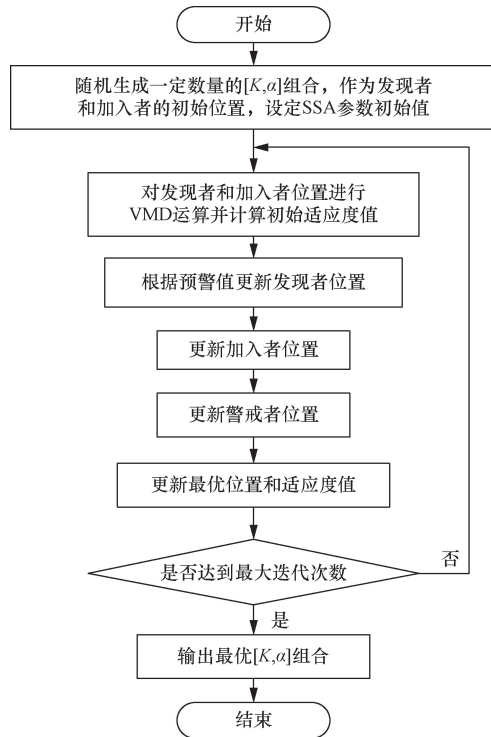


图 2 SSA 优化 VMD 参数流程图

Fig. 2 Flow chart of SSA optimization VMD parameters

3 混合储能系统容量优化模型

3.1 锂电池使用寿命

飞轮储能的使用寿命远大于锂电池的使用寿命, 因此本文中只考虑锂电池的使用寿命问题, 其寿命受多种因素影响, 包括其放电深度以及循环充放电次数等。采用雨流计数法进行计算^[19], 公式为

$$\begin{cases} \omega(x) = \frac{N_{\text{battery, max}}}{N_{\text{battery}}(C_{\text{dep}})} \\ N_{\text{battery}}^{\text{day}} = \sum_{j=1}^m \omega(x_j) \\ S_{\text{battery}} = \frac{N_{\text{battery, max}}}{365 N_{\text{battery}}^{\text{day}}} \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中: $\omega(x)$ 为锂电池完全充放电时等效循环

使用次数; $N_{\text{battery, max}}$ 为锂电池充放电最大循环次数; $N_{\text{battery}}(C_{\text{dep}})$ 为当前充放电深度 C_{dep} 时对应循环次数; $N_{\text{battery}}^{\text{day}}$ 为锂电池每天等效循环次数; m 为每天循环次数; x_j 为每次充放电深度; S_{battery} 为锂电池寿命, 年。

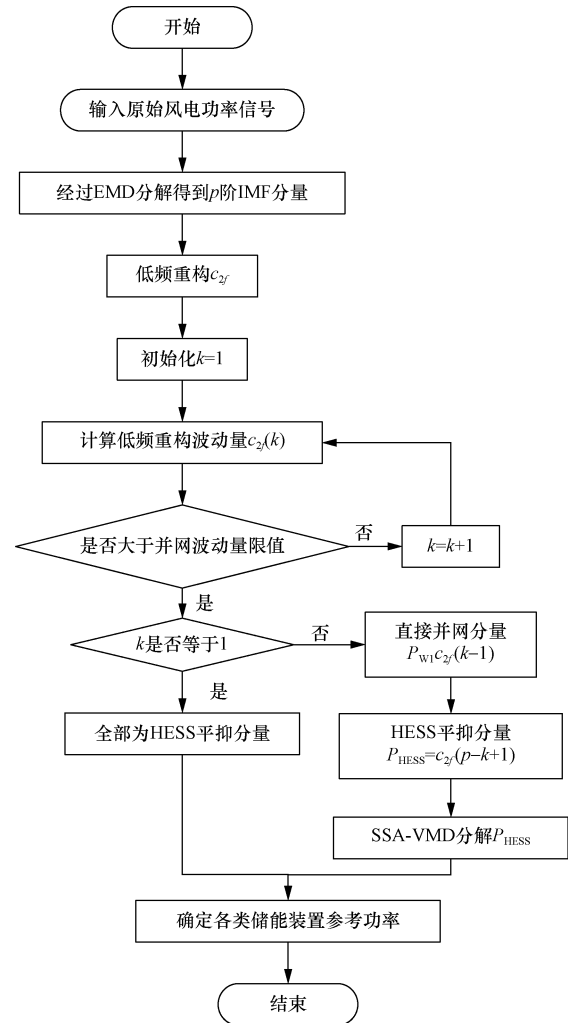


图 3 EMD-VMD 功率分配流程图

Fig. 3 EMD-VMD Power allocation flow chart

3.2 目标函数

在保证电力系统稳定运行的前提下, 本文中以 HESS 成本建立经济模型, 由投资成本、更换成本、辅助成本、运维成本、报废处理成本和回收价值组成^[20]。

(1) 投资成本。

$$C_{\text{inv}} = C_{\text{pinv}}^b P_{\text{BN}} + C_{\text{einv}}^b E_{\text{BN}} + C_{\text{pinv}}^f P_{\text{FN}} + C_{\text{einv}}^f E_{\text{FN}} \quad (14)$$

式(14)中: C_{pinv}^b 、 C_{einv}^b 为锂电池储能单位功率投资成本、容量投资成本; C_{pinv}^f 、 C_{einv}^f 为飞轮储能单位功率投资成本、容量投资成本; P_{BN} 、 P_{FN} 分别为锂电池储能和飞轮储能额定功率; E_{BN} 、 E_{FN} 分别为锂电池储能和飞轮储能额定容量。

(2) 更换成本。

$$C_{\text{rep}}^{\text{b}} = \sum_{K=1}^h (C_{\text{prep}}^{\text{b}} P_{\text{BN}} + C_{\text{erep}}^{\text{b}} E_{\text{BN}}) \left[P/F, \sigma, \left(\frac{KT_s}{n+1} \right) \right] \quad (15)$$

式(15)中: h 为锂电池储能设备更换次数; $C_{\text{prep}}^{\text{b}}$ 、 $C_{\text{erep}}^{\text{b}}$ 为锂电池储能单位功率更新成本、容量更新成本; T_s 为 HESS 运行年限; $(P/F, \sigma, t) = (1+t)^{-1}$ 为支付的现金系数, 其中 P 表示现值, 即当前时刻的金额, F 表示未来值, 即未来某个时间点的金额; σ 为折现率。

(3) 辅助成本。

$$C_{\text{bop}} = C_{\text{pbop}}^{\text{b}} P_{\text{BN}} + C_{\text{ebop}}^{\text{b}} E_{\text{BN}} + C_{\text{pbop}}^{\text{f}} P_{\text{FN}} + C_{\text{ebop}}^{\text{f}} E_{\text{FN}} \quad (16)$$

式(16)中: $C_{\text{pbop}}^{\text{b}}$ 、 $C_{\text{ebop}}^{\text{b}}$ 为锂电池储能单位功率辅助成本、容量辅助成本; $C_{\text{pbop}}^{\text{f}}$ 、 $C_{\text{ebop}}^{\text{f}}$ 为飞轮储能单位功率辅助成本、容量辅助成本。

(4) 运维成本。

$$C_{\text{om}} = C_{\text{om}}^{\text{b}} + C_{\text{om}}^{\text{f}} \quad (17)$$

式(17)中: C_{om}^{b} 、 C_{om}^{f} 分别为锂电池储能和飞轮储能运行维护成本, 计算公式为

$$\begin{cases} C_{\text{om}}^{\text{b}} = C_{\text{pom}}^{\text{b}} P_{\text{BN}} (P/F, \sigma, T_s) + \sum_{t=1}^{T_{\text{eom}}} C_{\text{eom}}^{\text{b}} W_{\text{BN}}(t) (P/F, \sigma, t) \\ C_{\text{om}}^{\text{f}} = C_{\text{pom}}^{\text{f}} P_{\text{FN}} (P/F, \sigma, T_s) + \sum_{t=1}^{T_{\text{eom}}} C_{\text{eom}}^{\text{f}} W_{\text{FN}}(t) (P/F, \sigma, t) \end{cases} \quad (18)$$

式(18)中: $W_{\text{BN}}(t)$ 、 $C_{\text{pom}}^{\text{b}}$ 、 $C_{\text{eom}}^{\text{b}}$ 分别为锂电池储能年充放电电量、单位功率运行维护成本和容量运行维护成本; $W_{\text{FN}}(t)$ 、 $C_{\text{pom}}^{\text{f}}$ 、 $C_{\text{eom}}^{\text{f}}$ 分别为飞轮储能年充放电电量、单位功率运行维护成本和容量运行维护成本; $(P/F, \sigma, T_s)$ 为等额支付现值系数, 计算公式为

$$(P/F, \sigma, T_s) = \frac{(1+\sigma)^{T_s} - 1}{\sigma(1+\sigma)^{T_s}} \quad (19)$$

(5) 报废处理成本。

$$C_{\text{scr}} = (C_{\text{pscr}}^{\text{b}} P_{\text{BN}} + C_{\text{escr}}^{\text{b}} E_{\text{BN}}) (n_{\text{b}} + 1) (P/F, \sigma, T_s) + (C_{\text{pscr}}^{\text{f}} P_{\text{FN}} + C_{\text{escr}}^{\text{f}} E_{\text{FN}}) (n_{\text{f}} + 1) (P/F, \sigma, T_s) \quad (20)$$

式(20)中: $C_{\text{pscr}}^{\text{f}}$ 、 $C_{\text{escr}}^{\text{f}}$ 分别为飞轮储能单位功率报废处理成本、容量报废处理成本; $C_{\text{pscr}}^{\text{b}}$ 、 $C_{\text{escr}}^{\text{b}}$ 分别为锂电池储能单位功率报废处理成本、容量报废处理成本; n_{b} 、 n_{f} 分别为锂电池和飞轮更换次数。

(6) 回收价值。

$$C_{\text{res}} = \xi (C_{\text{inv}} + C_{\text{rep}} + C_{\text{bop}}) (P/F, \sigma, T_s) \quad (21)$$

式(21)中: ξ 为残值率。

综上, 建立混合储能成本目标函数为

$$\min \{ C_{\text{LCC}} \} = \min \{ C_{\text{inv}} + C_{\text{rep}} + C_{\text{bop}} + C_{\text{om}} + C_{\text{scr}} - C_{\text{res}} \} \quad (22)$$

3.3 约束条件

(1) 混合储能设备在时刻 t 充放电约束。

$$\begin{cases} P_{\text{BN}(t)} \leq \min \left\{ P_{\text{BN}}, \frac{(S_{\text{OCB}(t-1)} - S_{\text{OCB}, \text{low}})}{\Delta t} \eta_{\text{bd}} \right\} \\ P_{\text{BN}(t)} \geq \max \left\{ -P_{\text{BN}}, \frac{(S_{\text{OCB}(t-1)} - S_{\text{OCB}, \text{max}})}{\Delta t} \eta_{\text{bc}} \right\} \\ P_{\text{FN}(t)} \leq \min \left\{ P_{\text{FN}}, \frac{(S_{\text{OCF}(t-1)} - S_{\text{OCF}, \text{low}})}{\Delta t} \eta_{\text{fd}} \right\} \\ P_{\text{FN}(t)} \geq \max \left\{ -P_{\text{FN}}, \frac{(S_{\text{OCF}(t-1)} - S_{\text{OCF}, \text{max}})}{\Delta t} \eta_{\text{fc}} \right\} \end{cases} \quad (23)$$

式(23)中: η_{bc} 、 η_{bd} 分别为锂电池储能的充、放电效率; η_{fc} 、 η_{fd} 分别为飞轮储能的充放电效率。

(2) 锂电池储能和飞轮储能的荷电状态(SOC)约束。

$$\begin{cases} S_{\text{OCB}, \text{low}} \leq S_{\text{OCB}(t)} \leq S_{\text{OCB}, \text{up}} \\ S_{\text{OCF}, \text{low}} \leq S_{\text{OCF}(t)} \leq S_{\text{OCF}, \text{up}} \end{cases} \quad (24)$$

式(24)中: $S_{\text{OCB}, \text{low}}$ 、 $S_{\text{OCB}, \text{up}}$ 分别为锂电池储能荷电状态上下限; $S_{\text{OCF}, \text{low}}$ 、 $S_{\text{OCF}, \text{up}}$ 分别为飞轮储能荷电状态上下限。

4 算例分析

4.1 基础数据

基于中国青海省海南州共和县切吉敦曲风电场(图4)2019年1月份的风电数据, 取得的样本装机容量为25 MW, 时间间隔为1 min, 利用 MATLAB 软件进行仿真计算, 图4为对应的风电场场站照片。第一步为数据的处理阶段, 因数据过于庞大和冗杂, 需要筛选出具有代表性的数据, 本文中采用的是 K 均值算法^[21], 根据数据可以得到8个不同的出力场景。但因传统的 K 均值算法存在受极端数据影响的缺陷, 导致聚类结果中的聚类中心发生偏差。为



图4 风电场场站照片

Fig. 4 Photos of wind farm station

了克服这一缺陷,本文采取了一种新的方法:计算排序所得 8 个不同出力场景的对应天数的波动量,选取其中的中位数作为该场景的典型日,得到的最终结果如表 2 所示。

由国家标准可知,风电场装机容量 25 MW 的 1 min 和 10 min 低频分量功率波动分别为 3 MW 和 10 MW。以典型日 7 为例,将典型日风电功率采用 EMD 算法进行分解得到直接并网分量和 HESS 平抑分量,而波动量限值作为划分标准,不同波动量限值下的直接并网分量和储能平抑分量如图 5 和图 6 所示。

表 2 不同场景典型日分布情况

Table 2 Typical daily distribution in different scenarios

场景	一	二	三	四	五	六	七	八
天数	1	6	8	4	1	2	3	6
概率	0.03	0.20	0.32	0.03	0.03	0.10	0.16	0.13

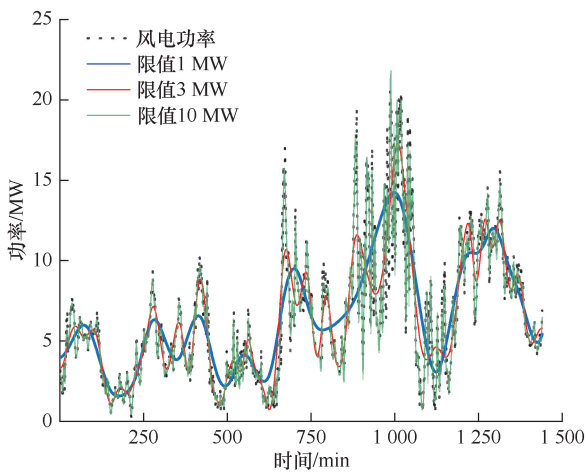


图 5 不同波动量限值下直接并网分量

Fig. 5 Direct grid connected components under different fluctuation limits

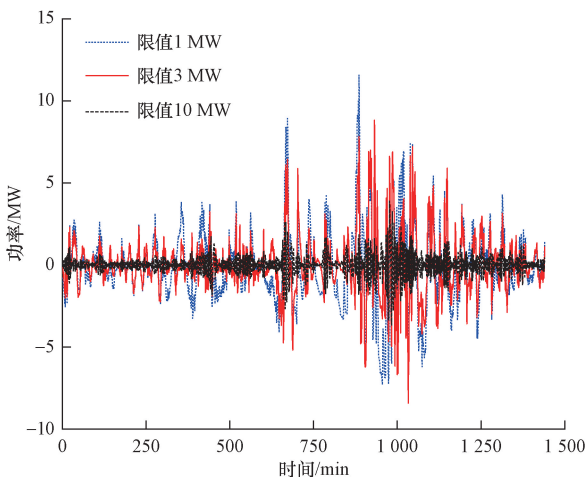


图 6 不同波动量限值下储能平抑分量

Fig. 6 Energy storage stabilization components under different fluctuation limits

由图 5 可以看出,随着波动量限值的增加,直接并网分量和风电功率跟随性逐渐增加,波动量限值为 10 MW 时,并网分量非常接近风电功率并且很不平滑。而波动量限值为 3 MW 时,直接并网分量更为平滑且跟随性强于波动量限值为 1 MW 时。同时由图 6 可以看到,波动量限值为 3 MW 时,HESS 平抑分量包络线也具备良好的对称性,因此本文将并网波动量的限值设定为 3 MW。

4.2 功率分配

从图 7 可以观察到,低频重构分量 $c_{2f}(4)$ 在 10 min 内的最大波动量并未超过预设的并网波动量限值。因此,选用 $c_{2f}(4)$ 作为直接并网分量,而 $f_{2c}(5)$ 则选作为 HESS 平抑分量。HESS 平抑分量和低频重构直接并网分量如图 8 所示。

为进一步体现 SSA 对 VMD 参数组合优化的优越性,将其与遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的 VMD 对比,样本熵作为目标函数,迭代曲线图如

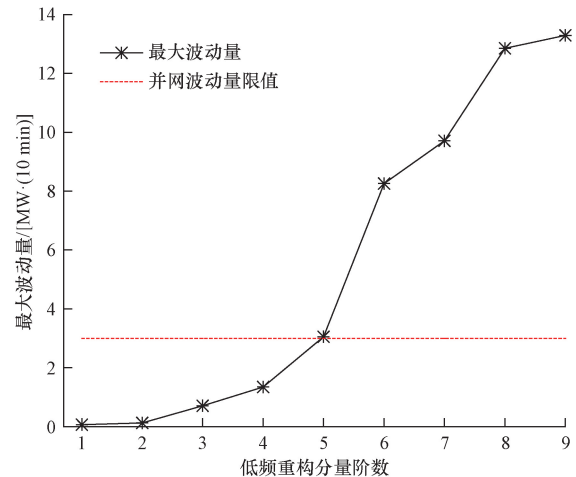


图 7 直接并网分量筛选

Fig. 7 Screening of direct grid connected components

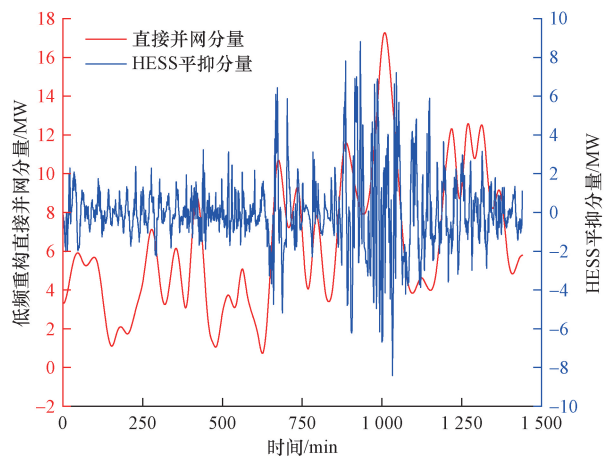


图 8 HESS 平抑分量和直接并网分量

Fig. 8 HESS smoothing component and direct grid connected component

图9所示。由图9可以看到SSA在第8次迭代得到最小适应度函数值0.25572,相比于GA在第16次

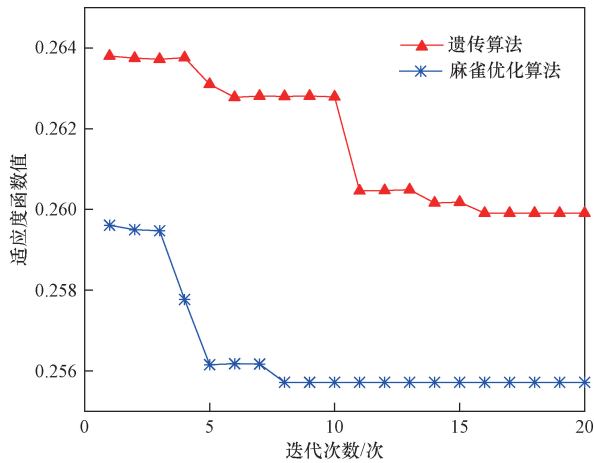


图9 SSA与GA迭代曲线
Fig. 9 SSA and GA iteration curves

迭代得到最小适应度函数值0.25991,收敛速度更快,求解精度更高,由SSA迭代计算得到最优参数组合 $[K, \alpha] = [10, 1.979]$ 。另外将VMD和EMD进行对比,使它们同时分解HESS平抑分量,然后对分解出来的IMF进行希尔伯特变换得到相应的边际谱,进行比对观察。图10为VMD参数优化后的IMF时域波形图。图11为图10对应IMF进行希尔伯特变换得到的边际谱,图12为EMD分解HESS平抑分量后再经过希尔伯特变换所得边际谱。

对比图11和图12可见,EMD算法中模态混叠现象严重,不易区分高低频分量,而参数优化后的VMD算法中能够更好地区分,观察可得IMF2和IMF3模态混叠现象更为轻微,因此把IMF1-IMF2作为低频分量分配给锂电池,IMF3-IMF10分配给飞轮,完成HESS功率的合理分配。

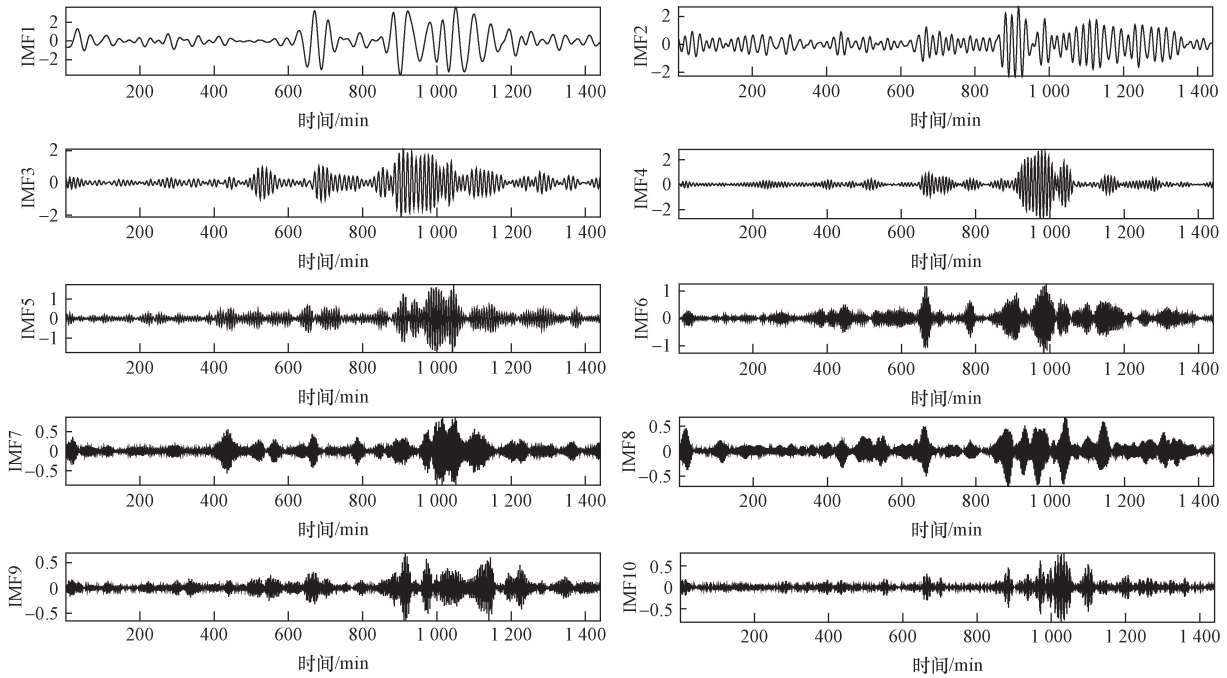


图10 VMD对HESS平抑分量分解结果
Fig. 10 VMD decomposition results of HESS smoothing components

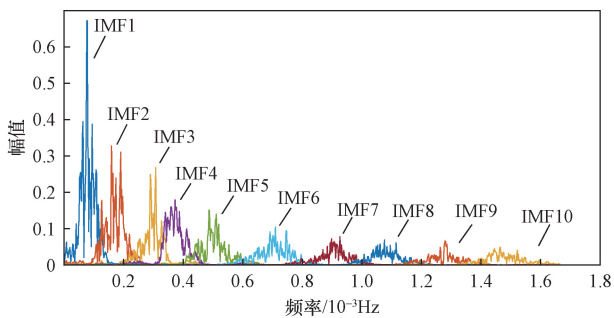


图11 VMD算法各IMF频谱
Fig. 11 Spectrum of each IMF in VMD algorithm

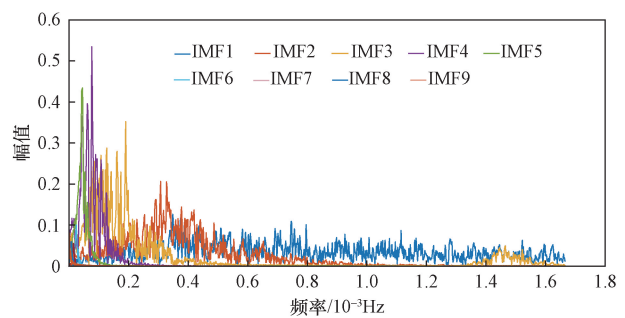


图12 EMD算法各IMF频谱
Fig. 12 Spectrum of each IMF in EMD algorithm

4.3 HESS 容量优化配置分析

表 3 为所选取的锂电池储能和飞轮储能的相关参数。最后依据前文所述的目标函数以及相关的一些约束条件在 MATLAB 中仿真计算最终的 HESS 配置和最终成本。

在确保达到相同平抑效果的基础上,将参数优化后 VMD 算法和 EMD 算法做优化配置比较,结果如表 4 所示。

通过表 4 对比可得出结论,采用参数后优化后的 VMD 分解方法可以降低混合储能的容量配置,相比较于 EMD 分解方法,锂电池储能功率配置降低了 14.4%,飞轮储能功率配置降低了 13.7%,总混合储能成本降低了 27.1%。

在确保达到相同平抑效果的基础上,探讨单一储能和 HESS 的优化配置分析,计算结果如表 5 所示。

由表 5 可以看出,采用混合储能可降低储能的容量配置,混合储能中锂电池储能功率配置相比较于单锂电池储能下降了 41.7%,飞轮储能功率配置相比较于单飞轮储能下降了 27.4%。而混合储能的最终成本相比较于单一锂电池储能下降了 25.7%,相比较于单一飞轮储能下降了 8.56%。

表 3 储能系统相关参数

Table 3 Relevant parameters of energy storage system

项目	锂电池	飞轮
单位功率成本/(元·kW ⁻¹)	9 300	2 170
单位容量成本/(元·kWh ⁻¹)	9 300	31 000
单位功率更新成本/(元·kW ⁻¹)	2 472.3	1 011.7
单位容量更新成本/(元·kWh ⁻¹)	9 300	31 000
单位功率辅助成本/(元·kW ⁻¹)	620	620
单位容量辅助成本/(元·kWh ⁻¹)	0	111.6
单位功率运维成本/(元·kW ⁻¹)	155	0
单位容量运维成本/(元·kWh ⁻¹)	0.014 07	0.013 4
报废处理成本/(元·kW ⁻¹)	465	108.5
循环使用寿命	4 000 次	20 年
充放电效率	0.85	0.96
SOC 上下限	[0.2,0.8]	[0.1,0.95]

表 4 不同 HESS 分解方法配置结果

Table 4 Configuration results of different HESS decomposition methods

HESS 分解方法	EMD	参数优化后 VMD
锂电池额定功率/MW	6.44	5.51
锂电池额定容量/MWh	1.63	1.23
飞轮额定功率/MW	7.43	6.41
飞轮额定容量/MWh	34.06	19.17
混合储能最终成本/元	6.78 × 10 ⁸	4.94 × 10 ⁸

表 5 储能优化配置结果

Table 5 Energy storage optimization configuration results

项目	锂电池	飞轮储能	混合储能
锂电池额定功率/MW	9.46	—	5.51
锂电池额定容量/MWh	1.60	—	1.23
飞轮额定功率/MW	—	8.83	6.41
飞轮额定容量/MWh	—	1.13	19.17
混合储能最终成本/元	6.65 × 10 ⁸	5.40 × 10 ⁸	4.94 × 10 ⁸

5 结论

针对风电并网会出现功率波动的问题,本文提出一种 EMD 和参数优化后的 VMD 相结合的平抑风电功率波动的方法,同时计算锂电池和飞轮组成的 HESS 的经济成本模型,以求得出最佳的容量配置方案。通过算例分析,得出如下结论。

(1)以样本熵为目标函数,VMD 的参数组合经 SSA 优化后,相比较于 GA,迭代速度更快且寻优更佳,同时避免了人为经验主义导致信号分解不佳的问题,相比较于 EMD,减少了模态混叠现象,更易区分出高低频分量。

(2)采用参数优化后的 VMD 分解配置 HESS,在确保达到相同平抑效果的基础上,相比较与 EMD 分解方法,可以使储能的配置以及最终成本有所降低,使得经济性有着一定程度上的提高。

(3)采用 HESS 平抑功率波动,相比较于单一储能,储能配置和综合成本更低,经济性更佳。

参 考 文 献

- [1] 张新鹤,黄伟,刘铠诚,等.基于综合需求响应的气-电联合分时定价优化模型[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(4):91-98.
Zhang Xinhe, Huang Wei, Liu Kaicheng, et al. Optimal combined gas-electricity time-of-use pricing model based on integrated demand response[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2019, 31(4): 91-98.
- [2] 武晓蒙,孙安磊,李晨晨,等.考虑风电出力波动性的混合储能双层优化配置[J].科学技术与工程,2024,24(24):10313-10320.
Wu Xiaomeng, Sun Anlei, Li Chenchen, et al. Hybrid energy storage double-layer optimal configuration considering wind power output volatility[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(24): 10313-10320.
- [3] 杜刚,陈洁,高陆军.基于优化变分模态分解的混合储能平抑风电波动策略[J].现代电子技术,2023,46(12):1-7.
Du Gang, Chen Jie, Gao Lujun. Strategy of hybrid energy storage for wind power fluctuation smoothing based on optimized variational mode decomposition[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(12): 1-7.
- [4] 闫晓健,刘建业,张鹏强,等.基于优化算法的混合储能功率

- 分配策略[J]. 科技创新与应用, 2023, 13(6): 13-17, 21.
Yan Xiaojian, Liu Jianye, Zhang Pengqiang, et al. Hybrid energy storage power allocation strategy based on optimization algorithm [J]. Technology Innovation and Application, 2023, 13(6): 13-17, 21.
- [5] 曾志辉, 刘云鹏, 韦延方, 等. 基于改进蝙蝠算法的混合储能系统容量优化配置[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2023, 42(5): 130-136.
Zeng Zhihui, Liu Yunpeng, Wei Yanfang, et al. Optimal capacity allocation of hybrid energy storage system based on improved bat algorithm[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2023, 42(5): 130-136.
- [6] 张鹏, 张峰, 梁军, 等. 采用小波包分解和模糊控制的风电机组储能优化配置[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 609-617.
Zhang Peng, Zhang Feng, Liang Jun, et al. Capacity optimization of hybrid energy storage system for wind farm using wavelet packet decomposition and fuzzy control [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 609-617.
- [7] 任凯, 蒋玮, 杨波, 等. 用于平抑间歇性负荷的混合储能系统优化分频定容技术[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(7): 81-87.
Ren Kai, Jiang Wei, Yang Bo, et al. Optimal frequency division and capacity determination technology of hybrid energy storage system for suppressing intermittent load[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(7): 81-87.
- [8] 黄利祥, 张新燕, 梁帅, 等. 平抑风光功率波动的混合储能功率分配策略[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(25): 10825-10834.
Huang Lixiang, Zhang Xinyan, Liang Shuai. Energy storage power distribution strategy for smoothing wind-photovoltaic power fluctuation[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(25): 10825-10834.
- [9] 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.
Zhang Qing, Li Xinran, Yang Ming, et al. Capacity determination of hybrid energy storage system for smoothing wind power fluctuations with maximum net benefit[J]. Transactions of China Electro-technical Society, 2016, 31(14): 40-48.
- [10] 张梦田, 田书, 曾志辉. 基于变分模态分解的混合储能容量优化配置[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(1): 170-177.
Zhang Mengtian, Tian Shu, Zeng Zhihui. Optimal allocation of hybrid energy storage capacity based on variational mode decomposition [J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(1): 170-177.
- [11] 吴倩, 王洋, 王琳媛, 等. 计及波动平抑与经济性的风光储能系统中混合储能容量优化配置[J]. 电测与仪表, 2022, 59(4): 112-119.
Wu Qian, Wang Yang, Wang Linyuan, et al. Optimal capacity allocation of hybrid energy storage system in wind-solar-battery system considering fluctuation smoothing and economy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(4): 112-119.
- [12] Li H Z, Sun D Y, Li B K, et al. Collaborative optimization of VRB-PS hybrid energy storage system for large-scale wind power grid integration[J]. Energy, 2023, 265: 126292.
- [13] 李亚楠, 王倩, 宋文峰, 等. 基于变分模态分解和 Hilbert 变换的平滑风电出力混合储能容量优化配置[J]. 电测与仪表, 2019, 56(1): 82-88, 95.
Li Yanan, Wang Qian, Song Wenfeng, et al. Capacity configuration of hybrid energy storage for smoothing wind power outputs based on variational mode decomposition and Hilbert transform [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(1): 82-88, 95.
- [14] 王晋君, 苟凯杰, 陈衡, 等. 平抑风电波动的飞轮-电化学混合储能容量优化配置研究[J]. 动力工程学报, 2024, 44(3): 439-446.
Wang Jinjun, Gou Kaijie, Chen Heng, et al. Allocation optimization of flywheel-electrochemical hybrid energy storage capacity to stabilize wind power fluctuations[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2024, 44(3): 439-446.
- [15] 袁铁江, 郭建华, 杨紫娟, 等. 平抑风电波动的电-氢混合储能容量优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(4): 1397-1406.
Yuan Tiejiang, Guo Jianhua, Yang Zijuan, et al. Optimal allocation of power electric-hydrogen hybrid energy storage of stabilizing wind power fluctuation[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1397-1406.
- [16] 李鑫, 王娟, 邱亚, 等. 基于 VMD 的混合储能容量优化配置[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 88-96.
Li Xin, Wang Juan, Qiu Ya, et al. Optimal allocation of hybrid energy storage capacity based on variational mode decomposition [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(2): 88-96.
- [17] Xue J K, Shen B A. Novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8: 22-34.
- [18] 高晓芝, 王磊, 田晋, 等. 基于参数优化变分模态分解的混合储能功率分配策略[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 147-155.
Gao Xiaozhi, Wang Lei, Tian Jin, et al. Research on hybrid energy storage power distribution strategy based on parameter optimization variational mode decomposition [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(1): 147-155.
- [19] Fioriti D, Scarpelli C, Pellegrino L, et al. Battery lifetime of electric vehicles by novel rainflow-counting algorithm with temperature and C-rate dynamics: effects of fast charging, user habits, vehicle-to-grid and climate zones [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 59: 106458.
- [20] 王苏蓬, 张新慧, 吴文浩, 等. 用于风电平抑的混合储能选型和容量优化配置方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(9): 16-23.
Wang Supeng, Zhang Xinhui, Wu Wenhao, et al. Hybrid energy storage selection and capacity optimization configuration method for wind power smoothing [J]. Smart Power, 2021, 49(9): 16-23.
- [21] 梁帅, 张新燕, 胡建雄, 等. 用于提高电网中风电渗透率的混合储能容量优化分析[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(28): 12432-12439.
Liang Shuai, Zhang Xinyan, Hu Jianxiong, et al. Optimization analysis of hybrid energy storage capacity for improving power grid stroke permeability [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(28): 12432-12439.