

基于元模型优化算法的混合储能系统双层优化配置方法

何俊强^{1,2,3}, 师长立^{1,2}, 马明⁴, 霍群海^{1,2}, 辛克锋⁵, 韦统振^{1,2}

- (1. 中国科学院 电工研究所, 北京 100190;
2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049;
3. 太原科技大学 电子信息工程学院, 山西 太原 030024;
4. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广东 广州 510080;
5. 中国大唐集团新能源科学技术研究院发展研究中心, 北京 100040)

摘要:混合储能兼具能量型储能与功率型储能的优点,针对混合储能在风电平抑中的配置问题,提出了一种基于元模型优化算法的混合储能双层优化配置方法。首先,利用小波分解对风电功率的原始数据进行分解,得到混合储能需要平抑的功率。然后,针对功率分配策略对混合储能容量配置的影响问题,提出一种混合储能容量嵌套式双层优化配置方法。该方法的内层为混合储能功率优化分配策略,以荷电状态、充放电功率为约束条件,以蓄电池总体充放电功率最小为目标函数,以提高蓄电池的使用寿命;外层以最小容量、最小功率为约束条件,以混合储能的全寿命周期年均成本最小为目标函数。针对多变量、非线性、计算密集型双层优化方法具有求解复杂、计算时间长等问题,提出基于元模型优化算法的优化求解方法。算例分析结果表明,所提优化配置方法可以在保持混合储能经济性最优的同时,有效避免蓄电池频繁充放电,从而提高了其使用寿命;相比于传统的启发式求解方法,基于元模型优化算法的优化求解方法的计算速度更快,所得优化配置结果更精确。

关键词:风电平抑;混合储能;功率分配;双层模型;元模型优化算法;优化配置

中图分类号:TM 761

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202007001

0 引言

近年来,随着风电并网渗透率越来越高,风力发电给电网的稳定性、可调度性、电能质量等方面带来了巨大的挑战^[1]。风力发电的随机性和间歇性使得风电功率波动巨大并难以精确预测^[2],风电场配置一定容量的储能系统是解决风电功率波动的常用方法^[3-4],这样能够充分发挥可再生能源的优势。混合储能系统 HESS (Hybrid Energy Storage System) 中的不同类型储能介质具有互补性,能够很好地平抑风电功率波动,有效地提高风电并网的稳定性与经济性。然而储能系统的容量配置成本与平抑效果是相互矛盾的,为了满足风电功率波动标准的要求,并保证储能系统的经济性,优化混合储能的容量配置是平抑风电功率波动所需考虑的重要问题之一。

目前,国内外研究人员针对混合储能系统的功率分配及容量配置进行了大量的研究。文献[5]综述了储能系统的类型选择、风电平滑策略以及容量配置方法;文献[6]采用小波包平抑新能源的功率波

动,并采用模糊控制策略实现了混合储能的功率优化分配,但未考虑容量对控制策略的影响;文献[7]针对储能平抑风电功率波动问题,提出一种基于可变功率修正系数的充放电控制策略,并进行了容量优化;文献[8]采用模型预测控制算法平抑风电功率波动,采用2组储能系统分别进行充电、放电,并从经济性角度证明了其相较于单组储能的优越性,但未考虑容量的优化问题;文献[9]建立了光伏电池、风机、柴油机、潮汐涡轮机、储能电池的功率模型,并以总运行成本为目标函数,通过改进的灰狼算法求得各类型设备的最佳容量;文献[10]针对促进风电消纳的应用场景,综合考虑各类效益并结合储能系统的成本建立优化模型,提出了一种电池储能系统的容量配置方法。综上所述,已有研究或基于储能系统固定的容量考虑如何实现功率优化分配,或仅从经济性角度进行储能容量配置,然而实际的功率分配策略与容量配置是相互影响、相互制约的,现有研究方法未能将二者相结合进行考虑,造成所得配置结果不够准确。

为此,本文同时考虑了容量配置的经济性及最优功率分配策略,提出一种基于元模型(meta model)的嵌套式双层优化配置方法。首先,对风电功率的原始数据进行小波分解,得到混合储能需要平抑的功率。然后,建立混合储能嵌套式双层优化模型。基于混合储能的运行控制策略,以蓄电池的总

收稿日期:2019-09-30; **修回日期:**2020-05-06

基金项目:中国科学院青年创新促进会项目(2017180);中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA21050302)

Project supported by the Youth Innovation Promotion Association of Chinese Academy of Sciences (2017180) and the Strategic Priority Research Program of Chinese Academy of Sciences (Category A) (XDA21050302)

体充放电功率最小为目标函数,以荷电状态SOC(State Of Charge)、充放电功率为约束条件,建立内层优化模型,以避免电池大功率充放电,实现最优功率分配;在此基础上,外层以全寿命周期年化成本为目标函数,以最小容量、最小功率为约束条件,构建混合储能的年均总成本优化模型。内层与外层相互迭代优化。为了更快速、精确地对模型进行求解,采用基于元模型的优化算法对目标函数进行求解。最后通过算例分析证明了所提方法的正确性、有效性。

1 风电功率波动的平抑

1.1 风电平抑标准

近年来,随着风电装机容量的急剧增长,为了减少风电功率波动对电网的不利影响,各国都制定了风电并网功率波动的相关标准。各国对并网功率的波动要求不尽相同。我国相关标准^[11]分别对1 min和10 min的风电并网功率波动进行了最大限值设定。本文在研究混合储能的容量配置时,风电功率样本的采样时间为1 min。

1.2 风电功率波动平抑策略

关于平抑风电功率波动策略的研究已经有很多,主要方法有一阶低通滤波算法、卡尔曼滤波法、小波分解法、模型预测控制算法等。小波分解的窗口大小可以随频率变化,尤其适用于处理风电功率这种随机性强的非平稳突变信号。风电波动功率经小波分解后可以获得平滑的输出功率,其最大功率变化以及累计功率变化得到大幅降低;并且相较于一阶滤波算法,小波分解能够快速地跟踪输入目标值,不存在滞后,对风电功率波动平抑具有显著的优势^[12-13]。本文采用小波分解来平抑风电功率波动,求得混合储能需要平抑的功率。

小波分解的示意图如图1所示。图中, S 为原始功率信号,经过第1层分解后,得到原始功率的低频部分 A_1 和低频部分 D_1 (原始功率高频波动的主要部分),其中低频部分 A_1 与原始功率接近,可大致描述原始功率的波动走向。小波分解就是不断地对低频功率进行多层分解,直到得到满足并网要求的低频功率信号 A_n (n 为最终的分解层数)。因此混合储能系统需要吸收的功率 P_{HESS} 为:

$$P_{\text{HESS}} = S - A_n \quad (1)$$

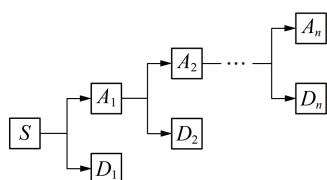


图1 小波分解示意图

Fig.1 Schematic diagram of wavelet decomposition

2 混合储能系统的寿命模型

本文将蓄电池和超级电容器作为混合储能系统的研究对象。由于蓄电池的循环寿命有限,频繁充放电及高倍率充放电会急剧减少其使用寿命,从而会在整个寿命周期内增加更换次数,影响混合储能系统的经济性。蓄电池的寿命主要与放电深度DoD(Depth of Discharge)和充放电电流等因素有关。在风电功率平抑中蓄电池不是以某一特定的放电深度进行充放电,而是工作在连续不断的充放电状态,本文采用雨流计数法^[14]求得一个工作周期内蓄电池的等效循环寿命。

某型号铅酸电池的放电深度 D_{DoD} 与循环寿命 N_{eff} 之间的关系如式(2)所示。

$$N_{\text{eff}} = -3278 D_{\text{DoD}}^4 - 5 D_{\text{DoD}}^3 + 12823 D_{\text{DoD}}^2 - 14122 D_{\text{DoD}} + 5112 \quad (2)$$

蓄电池第 i 次循环周期的等效循环寿命 $N(D_{\text{DoDi}})$ 为:

$$N(D_{\text{DoDi}}) = N_{\text{eff}}(1) / N_{\text{eff}}(D_{\text{DoDi}}) \quad (3)$$

其中, $N_{\text{eff}}(1)$ 为放电深度为1时的循环次数; $N_{\text{eff}}(D_{\text{DoDi}})$ 为放电深度为 D_{DoDi} 时的循环次数。

蓄电池在一个工作周期内的等效循环寿命 N 为:

$$N = \sum_{D_{\text{DoDi}}=0.01}^1 \frac{N_{\text{eff}}(1)}{N_{\text{eff}}(D_{\text{DoDi}})} \quad (4)$$

蓄电池在一个工作周期内的寿命损耗 T 为:

$$T = N_{\text{eff}}(1) / N \quad (5)$$

当 $N = N_{\text{eff}}(1)$ 或 $T = 1$ 时,认为蓄电池的寿命殆尽。

超级电容器的循环次数可达 $5 \times 10^5 \sim 10^6$ 次,其寿命受温度、电压、循环次数等诸多因素影响,目前尚无超级电容器的准确寿命模型。由于超级电容器的使用寿命较长,一般在容量配置中可根据实际经验将其使用寿命设置为固定值。

3 混合储能系统容量配置的双层优化模型

本文考虑混合储能系统的运行策略、容量配置之间的相互影响,提出一种嵌套式双层优化模型,同时优化储能系统的容量和运行控制策略。双层优化模型的结构如图2所示,内层为混合储能的功率优

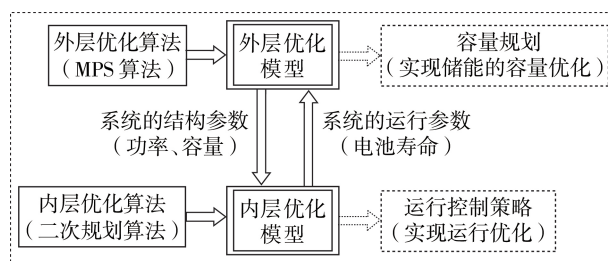


图2 双层优化模型的结构

Fig.2 Structure of bi-level optimal model

化分配,实现优化运行,同时得到蓄电池的使用寿命;外层建立全寿命周期成本模型,由内层得到的蓄电池寿命求得满足约束条件的最佳容量。

3.1 内层优化模型

3.1.1 目标函数

内层为混合储能系统的功率优化分配策略。由于频繁的大功率充放电对蓄电池的寿命具有极大的影响,内层的功率优化分配旨在降低电池总体的充放电功率以及避免高充放电功率,从而延长蓄电池的使用寿命。内层模型的目标函数为:

$$\min f = \sum_{t=1}^{T_0} |P_{BT(t)}|^2 \quad (6)$$

由于每个采样时段 t 内有:

$$P_{HESS(t)} = P_{BT(t)} + P_{SC(t)} \quad (7)$$

目标函数可改为:

$$\min f = \sum_{t=1}^{T_0} |P_{BT(t)}|^2 = \sum_{t=1}^{T_0} |P_{HESS(t)} - P_{SC(t)}|^2 \quad (8)$$

其中, $P_{HESS(t)}$ 、 $P_{BT(t)}$ 、 $P_{SC(t)}$ 分别为采样时段 t 内混合储能需要平抑的功率、蓄电池的功率分配值、超级电容器的功率分配值; T_0 为采样的时段数,本文的采样时段间隔 $\Delta t = 1 \text{ min}$, 所以 $T_0 = 720$ 。

3.1.2 约束条件

(1) SOC 约束。在任一时段 t 内, 蓄电池和超级电容器必须满足 SOC 约束, 分别如式 (9) 和式 (10) 所示。

$$\text{SOC}_{BT_min} \leq \text{SOC}_{BT(t)} \leq \text{SOC}_{BT_max} \quad (9)$$

$$\text{SOC}_{SC_min} \leq \text{SOC}_{SC(t)} \leq \text{SOC}_{SC_max} \quad (10)$$

其中, $\text{SOC}_{BT(t)}$ 为采样时段 t 内蓄电池的 SOC; SOC_{BT_max} 、 SOC_{BT_min} 分别为蓄电池 SOC 的上限、下限; $\text{SOC}_{SC(t)}$ 为采样时段 t 内超级电容器的 SOC; SOC_{SC_max} 、 SOC_{SC_min} 分别为超级电容器 SOC 的上限、下限。

为了使得混合储能系统能够最大限度地平抑功率波动, 设定混合储能系统的初始 SOC 为 0.5。

(2) 功率约束。在任一时段 t 内, 蓄电池和超级电容器的功率分配值需在其实际配置的最大功率范围内。

$$-P_{BT} \leq P_{BT(t)} \leq P_{BT} \quad (11)$$

$$-P_{SC} \leq P_{SC(t)} \leq P_{SC} \quad (12)$$

其中, P_{BT} 、 P_{SC} 分别为蓄电池、超级电容器实际配置的最大功率。

由于样本数据较多, 内层优化选择风电功率波动最大的 720 个时段进行功率优化分配, 得到蓄电池的寿命损耗后, 根据储能系统的年使用概率系数折算到年寿命损耗, 即蓄电池的使用年限 $T_{lifetime}$ 为:

$$T_{lifetime} = \frac{N_{ctf}(1)}{N_{T_0}(1440/T_0) \times 365\lambda} \quad (13)$$

其中, N_{T_0} 为 720 个采样时段内的蓄电池寿命损耗; λ 为储能系统的年利用率。

3.2 外层优化模型

3.2.1 目标函数

外层优化模型以全寿命周期的年化成本 C_{HESS} 最小, 即混合储能系统的年化初始投资成本 C_{cap} 、更换成本 C_{rep} 、维护成本 C_{maint} 之和最小为目标函数, 如式 (14) 所示。

$$\min C_{HESS} = C_{cap} + C_{rep} + C_{maint} \quad (14)$$

(1) 混合储能系统的初始投资成本为:

$$C_{cap} = (c_{pb}P_{BT} + c_{eb}E_{BT} + c_{pc}P_{SC} + c_{ec}E_{SC})\gamma_{CRF} \quad (15)$$

$$\gamma_{CRF} = \frac{\gamma(1+\gamma)^{T_n}}{(1+\gamma)^{T_n} - 1} \quad (16)$$

其中, c_{pb} 、 c_{eb} 分别为蓄电池的单位功率成本、单位容量成本; c_{pc} 、 c_{ec} 分别为超级电容器的单位功率成本、单位容量成本; P_{BT} 、 E_{BT} 和 P_{SC} 、 E_{SC} 为 4 个决策变量, 分别为蓄电池的功率、容量和超级电容的功率、容量; γ 为资本的贴现率; T_n 为储能系统的全寿命周期。

(2) 全寿命周期内混合储能系统的更换成本为:

$$C_{rep} = [(c_{pb}P_{BT} + c_{eb}E_{BT})n_{BT} + (c_{pc}P_{SC} + c_{ec}E_{SC})n_{SC}]\gamma_{CRF} \quad (17)$$

其中, n_{BT} 、 n_{SC} 分别为全寿命周期内蓄电池、超级电容器的更换次数, 按照实际经验值将超级电容器的更换次数设置为定值, 蓄电池的更换次数如式 (18) 所示。

$$n_{BT} = \text{ceil}(T_n/T_{lifetime} - 1) \quad (18)$$

其中, 函数 $\text{ceil}(x)$ 表示取不小于 x 的最小整数。

(3) 混合储能系统的维护成本为:

$$C_{maint} = c_{maint_BT}E_{BT} + c_{maint_SC}E_{SC} \quad (19)$$

其中, c_{maint_BT} 、 c_{maint_SC} 分别为蓄电池、超级电容器单位容量的年均维护成本。

3.2.2 约束条件

为了满足内层混合储能系统的功率优化分配, 蓄电池、超级电容器必须满足一定的最小容量和最小功率约束。

(1) 最小功率约束。在任一时段 t 内, 应满足 $P_{BT} + P_{SC} \geq P_{HESS(t)}$, 即要求蓄电池和超级电容器的配置功率之和不小于需要平抑的最大功率 $P_{HESS}^{\max}$ 。

$$P_{BT} + P_{SC} \geq P_{HESS}^{\max} \quad (20)$$

(2) 最小容量约束。对 $P_{HESS(t)}$ 按时段积分可得到需要平抑的风电功率容量, 将该容量的最大值设为 $E_{HESS}^{\max}$, 则混合储能系统的最小容量至少要不低于 $E_{HESS}^{\max}$ 。考虑为了最大限度地平抑功率波动, 混合储能系统的初始 SOC 设定为 0.5, 即有:

$$\frac{E_{BT} + E_{SC}}{E_{HESS}^{\max}} \geq 2 \quad (21)$$

在采样时段 t 内,蓄电池和超级电容器的容量至少满足该时段内的充放电容量,即:

$$E_{BT} \geq P_{BT} \Delta t \quad (22)$$

$$E_{SC} \geq P_{SC} \Delta t \quad (23)$$

4 求解方法

本文建立了嵌套式双层优化模型,内层模型为典型的二次规划问题,求解容易。但是本文的采样时段数为720,即有720个变量,决策变量多,计算量大,求解时间成倍增加从而会影响外层的求解效率。

外层模型是一个多变量、多约束问题,具有极强的非线性。蓄电池的寿命与内层规划密切相关,不同的容量对应不同的内层寿命值,且寿命值与容量之间的函数关系是隐性的,即相较于外层,内层的电池寿命值是“黑盒(black box)”。若采用传统的启发式优化算法(如遗传算法(GA))解决此类问题,会大量调用内层模型进行迭代计算来满足收敛条件,存在巨大的计算消耗问题,求解效率不高。本文采用基于元模型的全局最优化算法进行求解。

4.1 元模型优化算法

随着工业应用的数学模型日趋复杂,仿真计算分析中将耗费越来越多的计算资源。虽然计算机的计算能力大幅度提高,但仍不能满足分析需求。为了应对复杂模型的仿真分析计算,元模型优化算法是一种较为良好的、能提高效率的方法。该方法能够在保证仿真模型精度的同时,减少使用源模型的仿真次数,从而降低对计算资源的需求以提高效率。

元模型是指输出变量 Y 与一组输入变量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 之间的函数关系,它是复杂优化目标模型的近似模型,即模型的模型。元模型优化算法的核心在于通过一类特殊的采样方法采集样本点来构造与源模型近似的数学模型,从而替代原复杂模型,以减少利用昂贵计算(expensive calculation)^[15]估值的次数来提高求解效率。元模型优化算法的原理如图3所示。基于元模型的全局最优化算法特别

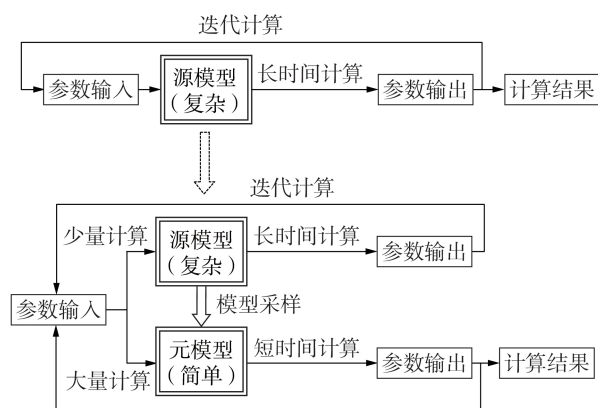


图3 元模型优化算法的原理

Fig.3 Principle of meta model optimization algorithm

适用于计算密集型黑盒优化问题,是一种提高设计效率的有效算法^[16-17]。

4.2 求解步骤

本文采用模式跟踪抽样 MPS (Mode-Pursuing Sampling) 算法进行求解。MPS 算法^[18]由 G. Gary Wang 等于 2004 年提出,其通过模式跟踪采样,在函数模型更可能存在极小值点的区域产生更多的设计样本点,利用径向基函数 RBF (Radial Basis Function) 判定全局最优解的区域,然后构造二次多项式响应面模型 RSM (Response Surface Model) 进行全局收敛判定。算法的具体步骤如下。

(1) 在可行域内随机采样 $K = (n+1)(n+2)/2 + 1 - n$ 个点 (n 为决策变量个数)。

(2) 根据已有采样点构造 RBF, 并求得 RBF 的系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 。

(3) 由 MPS 算法采集 $[n/2]$ ($[n/2]$ 表示取 $n/2$ 的整数部分) 个点。首先随机在可行域内采集 10^4 个点, 根据已得到的全局近似函数 (RBF) 求得这 10^4 个点的函数值 $F(x)$; 然后对 $F(x)$ 排序并得到累计分布函数 $G(x)$, 并将 $G(x)$ 乘以动态加速因子 μ 就得到概率分布函数 $G'(x)$; 再由 $G'(x)$ 根据蒙特卡洛抽样法采集 $[n/2]$ 个点。

(4) 构造二次多项式 RSM, 根据 RSM 求得复相关系数评价指标 R_1^2 , 判断是否满足 $|R_1^2 - 1| \leq \varepsilon_1$ (ε_1 为设置的接近于 0 的正数), 如果满足, 则抽样 $[n/2]$ 个点求得 R_2^2 , 转步骤 (5); 如果不满足, 则更新加速因子, 重复步骤 (2)。

(5) 判断是否满足 $|R_2^2 - 1| \leq \varepsilon_2$ (ε_2 为设置的接近于 0 的正数), 如果满足, 则认为该 RSM 为局部模型, 转步骤 (6); 如果不满足, 则将采样点归入采样点集, 并重复步骤 (2)。

(6) 根据已有的简单算法求得该 RSM 在可行域内的最小点值及位置, 如果不满足停止条件, 则重复步骤 (2) 直到满足停止条件。

嵌套式双层模型的求解流程如附录中图 A1 所示。外层模型给定内层模型的 1 组可能解, 内层模型根据这组解得到混合储能系统的最优功率分配, 并将蓄电池的使用年限 $T_{lifetime}$ 返给外层。外层根据 $T_{lifetime}$ 进行全局最优化。通过这种嵌套式内外层交替迭代优化直到满足停止条件。

5 算例分析

以装机容量为 30 MW 的某风电场中风力发电系统的实际运行数据为例进行分析, 采样间隔为 1 min, 采样时长为 24 h。对原始样本数据进行分析, 其 1 min 功率波动最大值为 5.9 MW, 10 min 功率波动最大值为 10.9 MW, 不满足风电并网标准。

采用 MATLAB 小波分析工具箱对原始风电数据进行处理。采用 db9 小波对风电输出功率进行 4 层小波分解,结果如附录中图 A2 所示。经小波分解后,其 1 min 功率波动最大值为 700 kW,10 min 功率波动最大值为 6 MW,满足风电并网标准,且功率波动平滑性得到大幅度改善。混合储能系统需要平抑的功率如附录中图 A3 所示。

5.1 混合储能系统的容量配置

本文选取平抑功率大且波动性大的 720 个连续采样点对混合储能系统进行优化配置。由于风电功率的波动性大,通常满足 100% 置信度下混合储能系统的利用率和经济性较低。为了满足一定的经济性,采用 99.1% 置信度对混合储能系统进行容量配置,相关参数^[6,8]设置见附录中表 A1。为了对比分析,同时对仅含有蓄电池的储能系统进行优化配置。表 1 比较了 2 种储能配置方式下的计算结果。

表 1 2 种储能配置方式下的计算结果对比

Table 1 Comparison of calculative results between two energy storage configuration modes

配置方式	P_{BT} / kW	$E_{BT} / (\text{kW} \cdot \text{h})$	P_{SC} / kW	$E_{SC} / (\text{kW} \cdot \text{h})$	储能系统 年化成本 / 万元	使用寿命 / a
混合储能	2151.21	856.29	2576.87	128.25	190.81	5.20
仅含有蓄电池	3696.00	714.59	—	—	458.78	2.91

图 4 为最低配置成本下混合储能系统的最优功率分配。由图可见,在一个采样周期内蓄电池的充放电次数较少且充放电功率较小,从而提高了蓄电池的使用寿命;而超级电容器则主要吸收高频大功率信号,验证了本文所提以蓄电池的总体充放电功率最小为目标的优化分配策略的有效性。该分配策略可以为实际功率分配提供参考。

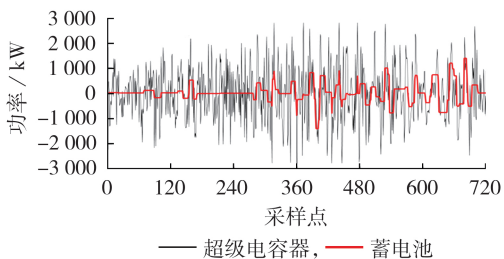


图 4 最低配置成本下的混合储能系统的最优功率分配结果

Fig.4 Optimal power distribution results of HESS at lowest configuration cost

图 5 为 2 种储能配置方式下一个采样周期内蓄电池 SOC 的变化情况。由图可见,当仅采用蓄电池进行功率波动平抑时,其最佳容量为 714.59 kW·h 能够使得年化成本最小,使用寿命为 2.91 a,在全寿

命周期内需更换 6 次;当采用本文所提混合储能配置方法求解最优解时,蓄电池的使用寿命为 5.20 a,全寿命周期内仅需更换 3 次,混合储能系统能够有效延长蓄电池的使用寿命是年化成本降低的主要影响因素,同时也验证了本文所提双层优化配置方法的正确性。

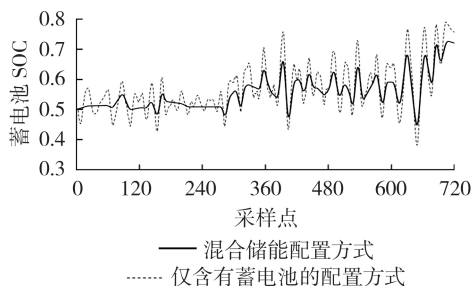


图 5 2 种储能配置方式下蓄电池的 SOC 曲线对比

Fig.5 Comparison of battery SOC curves between two energy storage configuration modes

5.2 不同求解算法的分析比较

为了对比分析求解算法的性能,选取几类常见的智能优化算法对本文所提模型进行求解,如进化类算法(GA)、群智能算法(粒子群优化(PSO)算法)和模拟退火(SA)算法。各类算法的初始化参数^[17,19-20]设置如下:GA 的种群大小为 20,交叉变异率为 0.01;PSO 算法的粒子群大小为 20,学习因子为 1.5,最大惯性权重为 0.8,最小惯性权重为 0.4;SA 算法的初始温度为 100,退温系数为 0.98,步长因子为 0.01。各类算法的迭代次数均设置为 50 次。分别对 4 种算法进行 10 次计算,各算法的计算结果见表 2。4 种算法进行 10 次计算后的结果见附录中图 A4,4 种算法下最低年化成本的迭代曲线见附录中图 A5。

表 2 4 种算法的计算结果

Table 2 Calculative results of four algorithms

算法	储能系统年化 成本 / 万元	平均计算 时间 / min	模型平均 调用次数
GA	201.50	89	1005
PSO 算法	196.10	90	1011
SA 算法	205.82	89	1004
MPS 算法	190.81	23	152

由表 2 可见,经 10 次计算后 MPS 算法的最优年化成本比 GA、PSO 算法、SA 算法略低,分别降低了 5.30%、2.70%、7.29%;MPS 算法内层模型的平均调用次数仅约为其他算法的 1/6,从而使得平均计算时间仅约为其他算法的 1/4。MPS 算法在计算的准确性和快速性方面都明显优于其他 3 种算法,说明 MPS 算法能够更有效地找到模型的全局最优解。分析其原因,MPS 算法的核心是模式追踪采样,在模型的全区域采用 RBF 模型快速找到最优解可能存在

的区域,然后在该区域内采用RSM判定局部最优解。采用2种基函数分别在全局和局部替代原复杂模型,能够更有目的地在模型可能会出现全局最优解的区域内进行采样计算;而其他几种智能优化算法是计算密集型算法,它们的搜索特性依靠多次迭代变异才能得到最优解,变异率与收敛性是一对矛盾体,因此消耗了更多的无用计算点,从而影响了计算效率,要想获得与MPS算法相同的精度,必须增加迭代次数。因此MPS算法在解决这种计算密集型的全局最优化问题方面有显著的优势。

5.3 不同运行参数对配置容量的影响分析

本文所提双层模型考虑了系统的运行策略与容量之间的相互影响,不同的运行参数对储能的运行及成本有直接的影响:置信度影响所建内层模型中的功率等式(7);储能的利用率影响内外层间的传递参数 $T_{lifetime}$ 。因此本节重点分析双层模型中的置信度、储能利用率对储能配置的影响。

5.3.1 置信度对配置成本的影响

置信度水平的大小决定了技术指标和经济性,图6为不同置信度下配置成本的变化趋势。由图6可知,当置信度低于98.0%时,配置成本变化较小;当置信度高于99.1%时,配置成本随着置信度的增加呈直线上升。当严格满足平抑要求时,极端情况下的年化成本比置信度为99.1%的情况增加了10.6%,此时混合储能系统的功率分配策略如附录中图A6所示,可见超级电容器的功率利用率较低(如虚线椭圆圈出部分所示)。将波动率完全约束在波动标准内是不经济的,在实际工程应用中应根据历史样本数据分析并选择合理的置信度,以实现技术指标与经济性之间的平衡。

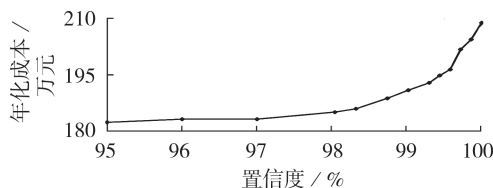


图6 不同置信度下的年化成本

Fig.6 Annualized costs under different confidence degrees

不同置信度下混合储能系统的配置容量见附录中图A7。置信度水平的高低主要影响混合储能系统的功率配比,对容量配比的影响较小。当置信度增加时,超级电容器的配置功率增大能够有效满足个别大功率点,同时蓄电池的功率相应减少,使得在置信度高于99.1%时,功率配比变化较大。

5.3.2 储能利用率对配置成本的影响

由于受到风电并网系统的调度运行、检修维护、

弃风率等影响,储能系统的年利用率对配置成本也有决定性的影响。不同储能利用率下储能系统的配置成本见图7,相应的容量配置见附录中图A8。

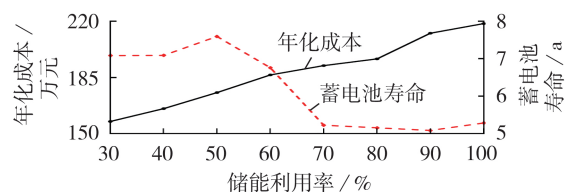


图7 不同储能利用率下的年化成本

Fig.7 Annualized costs under different energy storage utilization rates

随着储能利用率的增加,配置成本也相应增加,二者近似呈线性关系。由图7和附录中图A8可见,当储能利用率高于70%时,随着利用率的增加,蓄电池的功率和容量配比明显增加,说明当储能利用率增加时,更加依靠蓄电池来平抑功率波动,这样能够有效节约成本。超级电容器的容量变化对储能利用率的变化不敏感,说明超级电容器主要平抑高频信号,这也间接验证了本文所提功率分配策略的有效性。不管储能利用率的取值大小,最优配置下蓄电池的使用寿命均保持在5~8 a,说明蓄电池的使用寿命保持在该区间内能够使得年化成本最优。

图8为不同储能利用率和置信度下的储能最优成本。由图可见,储能年化成本随着二者的增加呈现不断上升的趋势;最优成本曲面近似为斜面表明二者对储能成本的影响程度基本相当,且其随二者的变化近似呈线性关系。

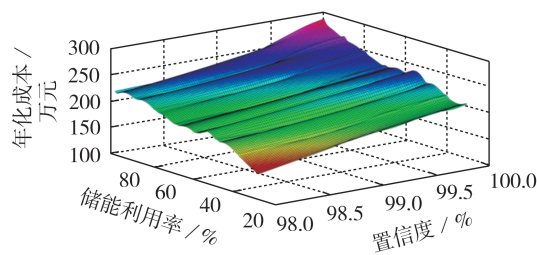


图8 不同运行参数下的储能成本

Fig.8 HESS cost under different operation parameters

6 结论

为了合理配置混合储能系统的容量来平抑风电功率波动,本文考虑运行控制策略对容量的影响,提出了一种基于元模型的嵌套式双层优化配置方法。通过本文开展的研究工作,可以得出以下结论。

(1)所提双层容量配置方法同时考虑了混合储能系统的经济性以及功率优化分配策略,外层为混合储能系统的全寿命周期成本模型,内层为混合储能系统的功率优化分配策略。算例分析结果验证了

所提双层模型的有效性,同时内层的功率优化分配方案可为混合储能系统的实际运行提供参考。

(2)针对复杂的非线性、多变量双层模型,本文提出采用基于元模型的优化算法进行求解。算例分析结果表明,相比于常规的智能算法,MPS算法的求解时间和精度均有显著的提高,该算法在解决此类计算密集型的全局最优化问题方面有显著的优势。

(3)分析了置信度和储能利用率对混合储能系统成本以及容量的影响。当置信度高于99.1%时,储能系统的成本大幅增加,且混合储能系统的功率配比变化较大;当置信度低于98.0%时,储能成本变化较小。混合储能系统的成本随着储能利用率的增加近似线性增加;同时,随着储能利用率的增加,蓄电池的功率和容量配比均需增加。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 薛禹胜,雷兴,薛峰,等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报,2014,34(29):5029-5040.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.
- [2] 冯江霞,梁军,张峰,等. 考虑调度计划和运行经济性的风电场储能容量优化计算[J]. 电力系统自动化,2013,37(1):90-95.
FENG Jiangxia, LIANG Jun, ZHANG Feng, et al. An optimization calculation method of wind farm energy storage capacity [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(1): 90-95.
- [3] 王明深,穆云飞,贾宏杰,等. 考虑电动汽车集群储能能力和风电接入的平抑控制策略[J]. 电力自动化设备,2018,38(5): 211-219.
WANG Mingshen, MU Yunfei, JIA Hongjie, et al. Smoothing control strategy considering energy storage capability of electric vehicle aggregators and wind power integration[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 211-219.
- [4] 陈厚合,杜欢欢,张儒峰,等. 考虑风电不确定性的混合储能容量优化配置及运行策略研究[J]. 电力自动化设备,2018,38(8):174-182,188.
CHEN Houhe, DU Huanhuan, ZHANG Rufeng, et al. Optimal capacity configuration and operation strategy of hybrid energy storage considering uncertainty of wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(8): 174-182, 188.
- [5] 徐国栋,程浩忠,马紫峰,等. 用于平滑风电出力的储能系统运行与配置综述[J]. 电网技术,2017,41(11):3470-3479.
XU Guodong, CHENG Haozhong, MA Zifeng, et al. An overview of operation and configuration of energy storage systems for smoothing wind power outputs[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3470-3479.
- [6] 丁明,吴杰,张晶晶. 面向风电平抑的混合储能系统容量配置方法[J]. 太阳能学报,2019,40(3):593-599.
DING Ming, WU Jie, ZHANG Jingjing. Capacity optimization method of hybrid energy storage system for wind power smoothing[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(3): 593-599.
- [7] 张熙,张峰,巩乃奇,等. 基于荷电状态动态调整的储能电站容量规划[J]. 电力自动化设备,2015,35(11):20-25.
ZHANG Xi, ZHANG Feng, GONG Naiqi, et al. BESS capacity planning based on dynamic SOC adjustment[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(11): 20-25.
- [8] 孙玉树,张国伟,唐西胜,等. 风电功率波动平抑下的MPC双储能控制策略研究[J]. 电工技术学报,2019,34(3):571-578.
SUN Yushu, ZHANG Guowei, TANG Xisheng, et al. Research on MPC and dual energy storage control strategies with wind power fluctuation mitigation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(3): 571-578.
- [9] EL-BIDAIRI K S, DUC NGUYEN H, JAYASINGHE S D G, et al. A hybrid energy management and battery size optimization for standalone microgrids: a case study for Flinders Island, Australia[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 175: 192-212.
- [10] 蔡霖霖,徐青山,袁晓冬,等. 基于风电消纳时序场景的电池储能系统配置策略[J]. 高电压技术,2019,45(3):993-1001.
CAI Jilin, XU Qingshan, YUAN Xiaodong, et al. Configuration strategy of large-scale battery storage system orienting wind power consumption based on temporal scenarios[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 993-1001.
- [11] 全国电力监管标准化技术委员会. 风电场接入电力系统技术规定:GB/T 19963—2011[S]. 北京:中国标准出版社,2011.
- [12] 韩晓娟,陈跃燕,张浩,等. 基于小波包分解的混合储能技术在平抑风电场功率波动中的应用[J]. 中国电机工程学报,2013,33(19):8-13,24.
HAN Xiaojuan, CHEN Yueyan, ZHANG Hao, et al. Application of hybrid energy storage technology based on wavelet packet decomposition in smoothing the fluctuations of wind power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(19): 8-13, 24.
- [13] 吴杰,丁明. 采用自适应小波包分解的混合储能平抑风电波动控制策略[J]. 电力系统自动化,2017,41(3):7-12.
WU Jie, DING Ming. Wind power fluctuation smoothing strategy of hybrid energy storage system using self-adaptive wavelet packet decomposition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(3): 7-12.
- [14] 韩晓娟,程成,籍天明,等. 计及电池使用寿命的混合储能系统容量优化模型[J]. 中国电机工程学报,2013,33(34):91-97.
HAN Xiaojuan, CHENG Cheng, JI Tianming, et al. Capacity optimal modeling of hybrid energy storage systems considering battery life[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 91-97.
- [15] 魏昕. 基于元模型的全局优化算法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2012.
WEI Xin. Research of global optimization algorithm base on metamodel[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [16] XIAO H, OF SCIENCES C A, PEI W, et al. Bi-level planning for integrated energy systems incorporating demand response and energy storage under uncertain environments using novel metamodel[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2018, 4(2): 155-167.
- [17] LIU J J, DONG H C, JIN T X, et al. Optimization of hybrid energy storage systems for vehicles with dynamic on-off power loads using a nested formulation[J]. Energies, 2018, 11(10): 2699-2724.
- [18] WANG L Q, SHAN S Q, WANG G G. Mode-pursuing sampling method for global optimization on expensive black-box functions[J]. Engineering Optimization, 2004, 36(4): 419-438.
- [19] 包子阳,余继周. 智能优化算法及其MATLAB实例[M]. 北京:电子工业出版社,2016:26-82.
- [20] 余欣梅,李妍,熊信良,等. 基于PSO考虑谐波影响的补偿电容

器优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(2): 26-30, 120.

YU Xinmei, LI Yan, XIONG Xinyin, et al. Optimal shunt capacitor placement using particle swarm optimization algorithm with harmonic distortion consideration[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(2): 26-30, 120.

作者简介:

何俊强(1987—),男,山西太原人,博士研究生,研究方向



何俊强

为储能系统在电力系统中的应用(E-mail: hejunqiang@mail.iee.ac.cn);

师长立(1984—),男,河北衡水人,工程师,博士研究生,通信作者,主要研究方向为电力电子在电力系统中的应用、多类型储能及交直流配电网关键技术(E-mail: shichangli@mail.iee.ac.cn)。

(编辑 陆丹)

Bi-level optimal configuration method of hybrid energy storage system based on meta model optimization algorithm

HE Junqiang^{1,2,3}, SHI Changli^{1,2}, MA Ming⁴, HUO Qunhai^{1,2}, XIN Kefeng⁵, WEI Tongzhen^{1,2}

(1. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences,

Beijing 100049, China; 3. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology,

Taiyuan 030024, China; 4. Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid, Guangzhou 510080, China;

5. Development Research Center, China Datang Corporation Renewable Energy Science and Technology Research Institute, Beijing 100040, China)

Abstract: Hybrid energy storage has the advantages of both energy-type energy storage and power-type energy storage. Aiming at the configuration problem of hybrid energy storage in wind power smoothing, a bi-level optimal configuration method of hybrid energy storage system based on meta model optimization algorithm is proposed. Firstly, the original data of wind power are decomposed by wavelet transform to obtain the power needed to be smoothed by hybrid energy storage. Then, aiming at the influence of power allocation strategy on capacity configuration of hybrid energy storage, a nested bi-level optimal configuration method of hybrid energy storage is proposed. The inner layer of the method is the optimal strategy of power allocation, which takes the minimum overall charging and discharging power of the battery as the objective function, with the state of charge and charging/discharging power as the constraints, so as to improve the service life of the battery. The outer layer takes the minimum capacity and the minimum power as the constraints, and the minimum annual life cycle cost of hybrid energy storage as the objective function. The multi-variable, nonlinear and compute-intensive bi-level optimization method has the problems of complex computation, long computation time and so on, so an optimization method based on meta model optimization algorithm is proposed. The example results show that the proposed method can not only maintain the optimal economy of hybrid energy storage, but also effectively avoid the frequent charging/discharging of the battery, thus improving its service life. Compared with the traditional heuristic method, the optimization method based on meta model optimization algorithm has faster calculation speed and more accurate optimal configuration results.

Key words: wind power smoothing; hybrid energy storage; power allocation; bi-level model; meta model optimization algorithm; optimal configuration

附录

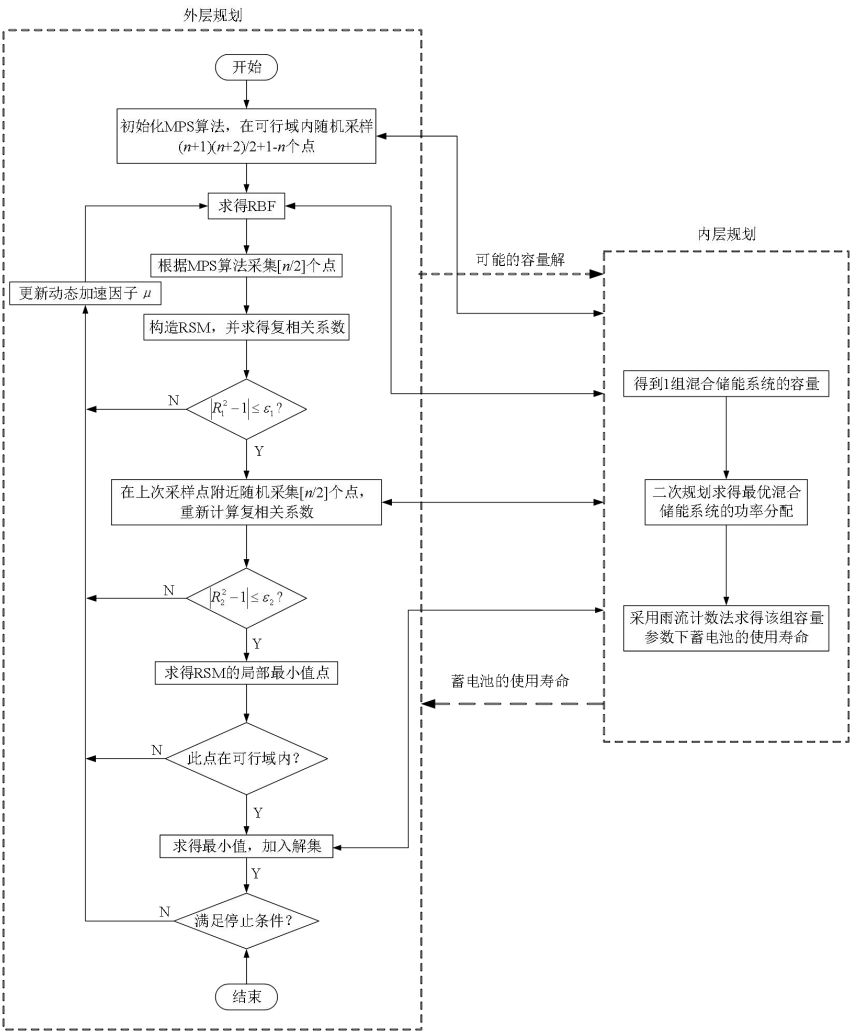


图 A1 求解嵌套式双层模型的流程图

Fig.A1 Flowchart of solving nested two-level model

表 A1 混合储能系统的容量配置相关参数

Table A1 Related parameters of HESS capacity programming

参数	取值
蓄电池单位功率成本 $c_{pb}/(\text{元} \cdot \text{kW}^{-1})$	1200
蓄电池单位容量成本 $c_{cb}/[\text{元} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	500
超级电容器单位功率成本 $c_{pc}/(\text{元} \cdot \text{kW}^{-1})$	1000
超级电容器单位容量成本 $c_{cc}/[\text{元} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	30000
单位容量蓄电池年维护成本 $c_{\text{maint_BT}}/[\text{元} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	50
单位容量超级电容器年维护成本 $c_{\text{maint_SC}}/[\text{元} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	50
蓄电池 SOC 上限 $\text{SOC}_{\text{BT_max}}$	0.8
蓄电池 SOC 下限 $\text{SOC}_{\text{BT_min}}$	0.2
超级电容器 SOC 上限 $\text{SOC}_{\text{SC_max}}$	0.9
超级电容器 SOC 下限 $\text{SOC}_{\text{SC_min}}$	0.1
全寿命周期 T_n/a	20
资本贴现率 γ	0.05
储能年利用率 λ	0.7
全寿命周期超级电容器更换次数	1

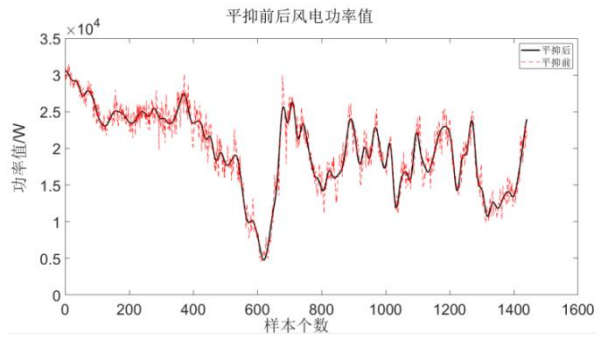


图 A2 小波分解前、后的功率对比

Fig.A2 Power comparison before and after wavelet decomposition

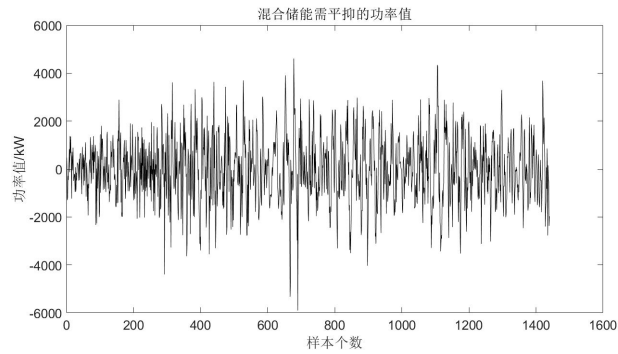


图 A3 混合储能系统需平抑的功率

Fig.A3 Power required to be smoothed of HESS

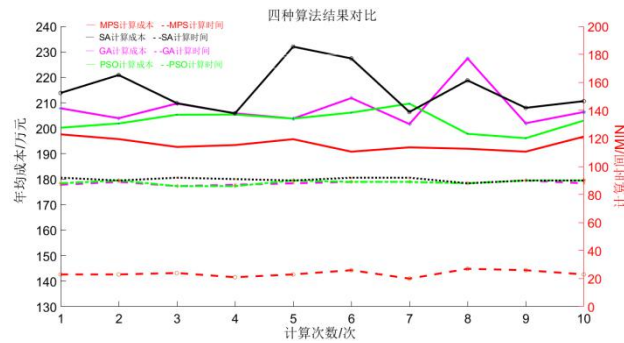


图 A4 4 种算法进行 10 次计算后的结果

Fig.A4 Results after ten calculations of four algorithms

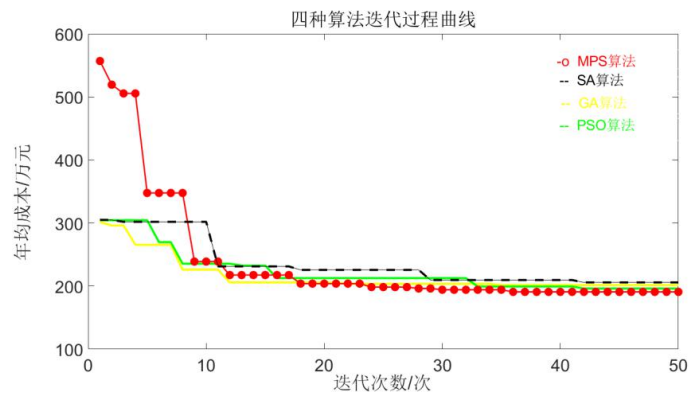


图 A5 4 种算法最优结果下的迭代曲线

Fig.A5 Iterative curves of four algorithms under optimal results

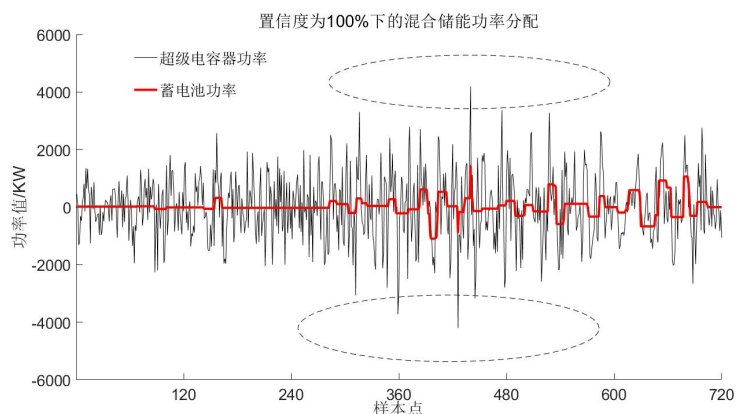


图 A6 100%置信度下的功率分配结果

Fig. A6 Power distribution results under confidence degree of 100%

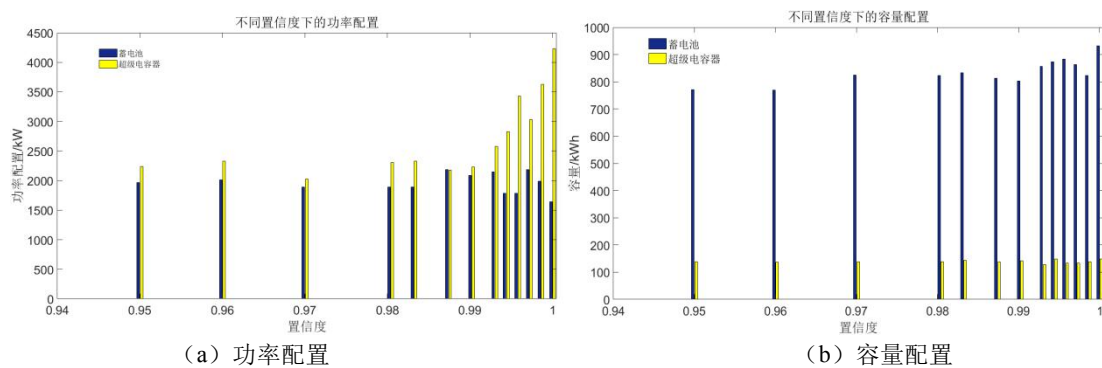


图 A7 不同置信度下的配置结果

Fig. A7 Allocation results under different confidence degrees

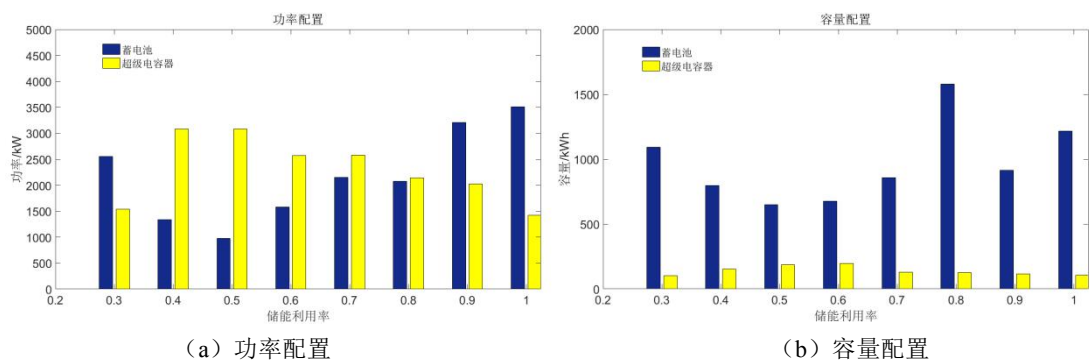


图 A8 不同储能利用率下的配置结果

Fig. A8 Allocation results under different energy storage utilization rates