

7-20-2022

Bi-Level Optimization of Distribution Network for Hybrid Energy Storage System of Storage Battery and Hydrogen Storage

Feibo Feng

1.State Grid Anhui Electric Power Company, Bengbu Power Supply Company, Bengbu 233000, China;
fengfeibo@163.com

Xingde Yan

1.State Grid Anhui Electric Power Company, Bengbu Power Supply Company, Bengbu 233000, China;

Baoqiang Zheng

1.State Grid Anhui Electric Power Company, Bengbu Power Supply Company, Bengbu 233000, China;

Xiaofeng Yin

1.State Grid Anhui Electric Power Company, Bengbu Power Supply Company, Bengbu 233000, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Invited Papers & Special Columns is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Bi-Level Optimization of Distribution Network for Hybrid Energy Storage System of Storage Battery and Hydrogen Storage

Abstract

Abstract: Under the background of carbon neutralization and emission peaking goals and the utilization of clean hydrogen energy, aiming at the demand of distribution network configuring electrochemical energy storage and hydrogen energy storage system to form a hybrid energy storage system to improve power quality, a *bi-level optimization model of the hybrid energy storage system is established. The upper level location and capacity model comprehensively considers the investment cost, network loss cost and voltage offset, while the lower level optimization operation model considers the operation cost of hybrid energy storage system, and the voltage stability index is introduced for evaluation. In the solution process, the dimension of the feasible region of location is reduced by sensitivity analysis, and an improved niche multi-objective particle swarm optimization algorithm is proposed, which combines the niche processing mechanism with external file selection technology and chaotic mutation technology.* Using the IEEE33 node system connected to new energy to conduct numerical example simulation, the results show that the optimal configuration of hybrid energy storage system capacity and access points can improve the economy of the system, reduce the active power loss of the whole network, reduce the voltage offset and improve the voltage stability.

Keywords

hybrid energy storage, bi-level optimization, multi-objective particle swarm optimization algorithm, niche mirror technology, sensitivity test

Authors

Feibo Feng, Xingde Yan, Baoqiang Zheng, Xiaofeng Yin, Mengzhen Zhou, and Xin Jiang

Recommended Citation

Feibo Feng, Xingde Yan, Baoqiang Zheng, Xiaofeng Yin, Mengzhen Zhou, Xin Jiang. Bi-Level Optimization of Distribution Network for Hybrid Energy Storage System of Storage Battery and Hydrogen Storage[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(7): 1405-1416.

蓄电-氢储混合储能系统的配电网双层优化

冯飞波¹, 闫兴德¹, 郑宝强¹, 尹晓峰¹, 周梦真¹, 蒋鑫^{2*}

(1. 国网安徽省电力有限公司 蚌埠供电公司, 安徽 蚌埠 233000; 2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 在“双碳”目标与清洁能源氢能利用的背景下, 针对配电网配置电化学储能和氢储能系统构成混合储能系统提升电能质量的需求, 建立了混合储能系统双层优化模型, 上层选址定容模型综合考虑投资成本、网损成本和电压偏移, 下层优化运行模型考虑混合储能系统的运行成本, 并引入电压稳定性指标进行评价。求解过程中利用灵敏度分析对选址可行域进行了降维, 并提出一种改进的小生境多目标粒子群算法, 将小生境处理机制与外部档案选取技术、混沌变异技术相结合。利用接入新能源的 IEEE33 节点系统进行算例仿真。结果表明: 混合储能系统容量与接入点的优化配置, 可以提高系统经济性、降低全网有功网损、减小电压偏移和提高电压稳定性。

关键词: 混合储能; 双层优化; 多目标粒子群算法; 小生境技术; 灵敏度分析

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2022)07-1405-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0139

Bi-Level Optimization of Distribution Network for Hybrid Energy Storage System of Storage Battery and Hydrogen Storage

Feng Feibo¹, Yan Xingde¹, Zheng Baoqiang¹, Yin Xiaofeng¹, Zhou Mengzhen¹, Jiang Xin^{2*}

(1. State Grid Anhui Electric Power Company, Bengbu Power Supply Company, Bengbu 233000, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Under the background of carbon neutralization and emission peaking goals and the utilization of clean hydrogen energy, aiming at the demand of distribution network configuring electrochemical energy storage and hydrogen energy storage system to form a hybrid energy storage system to improve power quality, a bi-level optimization model of the hybrid energy storage system is established. The upper level location and capacity model comprehensively considers the investment cost, network loss cost and voltage offset, while the lower level optimization operation model considers the operation cost of hybrid energy storage system, and the voltage stability index is introduced for evaluation. In the solution process, the dimension of the feasible region of location is reduced by sensitivity analysis, and an improved niche multi-objective particle swarm optimization algorithm is proposed, which combines the niche processing mechanism with external file selection technology and chaotic mutation technology. Using the IEEE33 node system connected to new energy to conduct numerical example simulation, the results show that the optimal configuration of hybrid energy storage system capacity and access points can improve the economy of the system, reduce the active power loss of the whole network, reduce the voltage offset and improve the voltage stability.

Keywords: hybrid energy storage; bi-level optimization; multi-objective particle swarm optimization algorithm; niche mirror technology; sensitivity test

收稿日期: 2022-02-27 修回日期: 2022-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(U1866206); 安徽省蚌埠供电公司科技项目(B312L0200005)

第一作者: 冯飞波(1984-), 男, 学士, 高工, 研究方向为电网规划设计。E-mail: fengfeibo@163.com

通讯作者: 蒋鑫(1998-), 男, 硕士生, 研究方向为微电网优化算法与调度。E-mail: jiang.xin@sjtu.edu.cn

引言

为应对能源危机和环境问题，全球共识是大力发展可再生新能源^[1]。目前，我国在碳达峰、碳中和愿景下，大力发展绿色低碳经济，新能源事业将迎来蓬勃发展，同时，我国在2020年12月的气候雄心峰会上提出：风电、太阳能发电总装机容量到2030年目标达到12亿kW以上。但是，可再生新能源的出力存在不确定性强、可控性弱的特点，为达到新能源友好并网的目标，需配置储能系统来解决此问题^[2]。

氢储能系统作为新型储能技术，由电解槽、燃料电池和储氢罐构成，负荷低谷时，多余电能经过电解水制氢，之后注入储氢罐存储，负荷高峰时，氢气通过燃料电池实现电能并网，达到调节电网性能的目的^[3]。目前，氢储能系统在国内外已迎来商业应用阶段。2011年，世界首个风电-氢气混合发电站在德国建成，体现了氢储能系统在综合能源系统中的功用^[4]；之后的法国“MYRET”光伏-氢储联合发电项目，发挥氢储能系统的削峰填谷作用以实现光伏友好并网；国内首个也是全球最大的风电制氢综合利用示范项目于2017年在河北沽源建成^[5]。

氢储能具有环境友好、运行寿命长的优势，并且燃料电池响应速度快但能量转换效率不高；而蓄电池储能技术成熟且能量密度大，但功率密度不足且寿命较短。考虑到二者性能上的互补特性，蓄电池和氢储能合理搭配构成混合储能系统，可以充分发挥功率型储能的快速性与功率型储能的持久性，在促进可再生能源消纳与满足负荷严苛需求方面发挥作用。文献[6]指出，相比于单一储能，混合储能系统在技术性能、降低风光波动率、降低线损、提升系统经济性等指标上可以取得更好表现。

在当前技术条件下，储能设备造价仍然高昂，如何合理配置混合储能系统的容量，在满足配电网接入大量可再生新能源后稳定性要求的同时，

降低建设成本成为混合储能系统优化配置的研究热点之一^[7]。

文献[8]建立基于蓄电池、氢储能系统的微网优化模型，综合考虑负荷缺电率与系统经济性。文献[9]以全生命周期的系统收益为优化目标，综合考虑弃风成本、荷电状态(state of charge, SOC)超限惩罚成本，以及期望输出惩罚成本。文献[10]侧重点是在储能价格和市场条件变动背景下，风光储系统总收益、投资回收期、最优容量的经济性分析。文献[11]基于对多元储能单元的频谱分析，划分各种储能设备的补偿频段，计算成本时纳入缺电惩罚和溢出惩罚来计算成本，提出计及氢储能的储能电站容量优化配置方法。文献[12]是用蒙特卡洛模拟技术对新能源储能电站一年内的运行状况进行模拟，基于此来对利润最大为目标的优化模型求解，得储能配置的最优容量。但上述研究只专注于储能容量的优化配置，未考虑配电网中储能系统并网位置的影响，而储能系统接入电网往往会改变网络潮流、电能质量和稳定性，因此其并网位置的选择也应纳入重点考虑的因素。

合理规划储能系统的选址定容，则可以提高储能系统的效率，改善电网线路的网损，降低电压偏移，提高系统稳定性^[13]。文献[14]以网损灵敏度和配电网功率损耗作为选址定容的优化指标，但其未考虑系统电压稳定性问题。文献[15]建立减少节点电压波动率和降低系统总成本的多目标函数，但求解过程较复杂。文献[16]综合考虑储能接入系统后输电能力提高的收益以及投资费用，但模型建立中将负荷视为固定模型，忽略了负荷出力的波动性。

针对上述问题，本文提出采用蓄电池和氢储能系统搭配作为混合储能系统，并建立混合储能系统双层优化模型，分为上层选址定容模型和下层运行优化模型，上层选址定容模型以系统设备投资成本、有功网损、电压偏移的多目标函数，决策变量为混合储能系统配置容量与接入点位置；下层运行优化模型以混合储能系统运行成本最小

为目标, 决策变量为每时刻蓄电池与氢储能系统的输出功率。针对该多目标优化问题, 求解过程中基于灵敏度分析对选址可行域进行了简化, 并提出一种基于小生境技术的改进多目标粒子群优化算法 (improved multi-objective particle swarm optimization, IMOPSO), 在传统粒子群算法中引入小生境技术来求解混合储能系统的最优配置方案, 以提高 Pareto 最优解集的全局搜索能力; 最后基于对 IEEE33 节点系统的仿真分析, 校验算法的有效性, 并基于电压稳定性指标进行评价。

1 混合储能系统双层优化模型

1.1 双层优化模型框架

双层模型适用于递阶结构的优化问题。本文中的双层优化模型将选址定容与优化运行相结合, 制定出适用于配电网混合储能系统的协调优化方法, 利用储能系统的功率调节能力, 不仅可以有效吸纳分布式电源, 还可以有效提高系统经济性、降低配电网有功网损和改善电压分布。

本文提出混合储能系统的双层优化模型, 由上层选址定容模型与下层优化运行模型构成。上层的选址定容模型, 来确定初始化混合储能系统的接入点与容量设置, 输出结果作为下层参数; 下层的运行优化模型, 来确定混合储能系统的运行出力优化, 形成最优运行方式, 最优出力反馈至上层模型。混合储能系统的双层优化模型总体流程如图 1 所示。

1.2 上层选址定容模型

1.2.1 目标函数

文献[17]表示系统成本与配电网电压偏移之间存在相互制约的关系, 因此本层模型多目标函数综合考虑系统设备投资成本、有功网损成本以及电压偏移指标, 决策变量为混合储能系统配置容量与接入点位置。

(1) 系统设备投资成本

混合储能系统总投资最小为目标, 寿命运行周期内的蓄电池的投资等年值成本 C_1 :

$$C_1 = (k_b P_{B,R} + k_c E_{B,R}) \frac{r(1+r)^{Y_b}}{(1+r)^{Y_b} - 1} \quad (1)$$

式中: $P_{B,R}$ 为蓄电池的功率容量; $E_{B,R}$ 为蓄电池的额定储电量; k_b, k_c 分别为蓄电池单位功率和单位储电量容量投资成本; r 为贴现率; Y_b 为蓄电池的使用寿命时间。

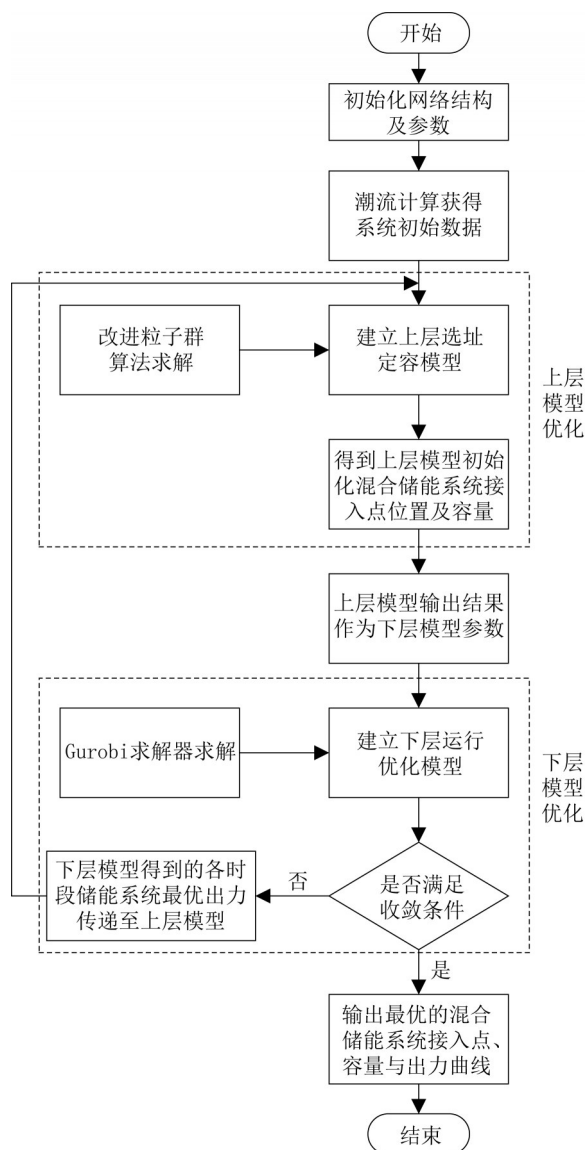


图 1 混合储能系统的双层优化模型总体流程
Fig. 1 Overall flow chart of the bi-level optimization model of the hybrid energy storage system

氢储能系统的投资等年值成本 C_2 :

$$C_2 = (k_h P_{E,R} + k_{fc} P_{FC,R} + k_v V_R) \frac{r(1+r)^{Y_h}}{(1+r)^{Y_h} - 1} \quad (2)$$

式中: $P_{E,R}$, $P_{FC,R}$ 分别为电解槽和燃料电池的功率容量; V_R 为额定储氢体积; k_h , k_{fc} 分别为电解槽和燃料电池单位功率投资成本; k_v 为储氢罐的单位体积成本; Y_h 为氢储能系统的使用寿命时间。

(2) 有功网损成本

配网有功网损值为

$$P_{\text{loss}} = \sum_{k=1}^{N_1} I_k^2 R_k \quad (3)$$

式中: N_1 为配网支路数; I_k , R_k 分别代表 k 支路上的电流和电阻。

可得有功网损成本为

$$C_3 = k_{in} P_{\text{loss}} \quad (4)$$

式中: k_{in} 为有功网损惩罚系数。

(3) 电压偏移

累计节点电压偏移相对值为

$$\Delta U\% = \sum_{i=1}^{N_d} \frac{|U_{i,R} - U_i|}{|U_{i,\max} - U_{i,\min}|} \quad (5)$$

式中: N_d 为配网节点数; $U_{i,R}$ 为第 i 个节点电压理想值; U_i 为各节点电压实际值; $U_{i,\max}$, $U_{i,\min}$ 分别为第 i 个节点电压的上下限。

最终的优化多目标函数为系统的综合成本和电压偏移最小:

$$\begin{cases} \min F_1^{\text{up}} = C_1 + C_2 + C_3 \\ \min F_2^{\text{up}} = \Delta U\% \end{cases} \quad (6)$$

1.2.2 约束条件

(1) 潮流平衡约束

$$\begin{cases} P_{\text{in},i} = U_i \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_{\text{in},i} = U_i \sum_{j \in i} U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $P_{\text{in},i}$, $Q_{\text{in},i}$ 分别为节点 i 注入的有功和无功; $j \in i$ 表示与节点 i 连接的节点; G_{ij} , B_{ij} , θ_{ij} 分别为 i - j 支路的电导、电纳和电压相角差。

(2) 节点电压约束

$$U_{i,\min} \leq U_i \leq U_{i,\max} \quad (8)$$

(3) 支路容量约束

线路 l 的传输容量

$$S_l < S_{l,\max} \quad (9)$$

式中: $S_{l,\max}$ 为线路 l 容量的最大值。

1.3 下层优化运行模型

1.3.1 目标函数

根据上层模型混合储能系统的配置容量和接入点, 下层模型对蓄电池和氢储能系统的协同运行进行优化。为将混合储能系统各时段的出力情况反馈到上层模型, 下层模型通过对混合储能系统各时段出力的优化, 达到降低运行成本的目的。根据典型的日负荷曲线和风光出力曲线, 目标函数为系统达到年运行成本最小, 决策变量为每时刻蓄电池与氢储能系统的输出功率。

$$\min F^{\text{down}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} [c_b P_B(t) + c_e P_E(t) + c_{fc} P_{FC}(t)] \quad (10)$$

式中: $P_B(t)$ 为蓄电池在 t 时刻输出功率; $P_E(t)$ 为电解槽在 t 时刻输入功率; $P_{FC}(t)$ 为氢燃料电池在 t 时刻输出功率; c_b , c_e , c_{fc} 分别为蓄电池、电解槽和燃料电池单位功率运行成本。

1.3.2 约束条件

(1) 蓄电池运行约束

$$E_B(t) = E_B(t-1) - \Delta t \left[\mu_1 P_B(t) \eta_c + \mu_2 P_B(t) / \eta_d \right] \quad (11)$$

$$\begin{cases} SOC(t) = \frac{E_B(t)}{E_{B,R}} \\ SOC_{\min} \leq SOC(t) \leq SOC_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

$$-P_{B,R} \leq P_B(t) \leq P_{B,R} \quad (13)$$

$$\mu_1 \in \{0,1\}, \mu_2 \in \{0,1\}, \mu_1 + \mu_2 \leq 1 \quad (14)$$

式中: $E_B(t)$, $E_B(t-1)$ 分别为蓄电池 t 时刻、 $t-1$ 时刻的剩余电量值; $SOC(t)$ 为蓄电池 t 时刻的荷电状态; SOC_{\max} , SOC_{\min} 为荷电状态允许的上下

限; η_c , η_d 分别为充放电效率; μ_1 , μ_2 分别为充放电状态变量: $\mu_1 = 1$, $\mu_2 = 0$ 为充电状态; $\mu_1 = 0$, $\mu_2 = 1$ 为放电状态; Δt 为时间步长。

(2) 氢储能系统约束

电解槽、燃料电池、储氢罐体积分别决定了氢储能的充电功率、放电功率、容量大小。

1) 电解槽制氢模型

$$P_H(t) = \eta_E P_E(t) \quad (15)$$

$$0 \leq P_E(t) \leq P_{E,R} \quad (16)$$

2) 燃料电池模型

$$0 \leq P_{FC}(t) \leq P_{FC,R} \quad (17)$$

同时刻, 氢储能系统只运行在充、放能之中的一种工况, 具体表现在电解槽与燃料电池最多只有一项工作:

$$P_E(t) \cdot P_{FC}(t) = 0 \quad (18)$$

3) 储氢罐约束

$$V(t) = V(t-1) + \frac{\Delta t}{n_{H_2}} [\eta_h P_H(t) - \eta_{fc} P_{FC}(t)] \quad (19)$$

$$0 \leq V(t) \leq V_R \quad (20)$$

式中: $P_H(t)$ 为电解槽在 t 时刻输出功率; $V(t)$, $V(t-1)$ 分别为储氢罐在 t 时刻、 $t-1$ 时刻的储氢体积; η_h , η_{fc} 分别为电解槽制氢效率、燃料电池转换效率; $n_{H_2} = 39 \text{ kWh/kg}$ 为氢气的热值常数。

(3) 功率平衡约束

$$P_W(t) + P_V(t) + P_B(t) - P_E(t) + P_{FC}(t) + P_{grid}(t) = P_{load}(t) \quad (21)$$

式中: $P_W(t)$, $P_V(t)$ 为风电; 光伏 t 时刻出力, $P_{grid}(t)$ 为 t 时段从电网购入电量。

2 电压稳定性评价指标

第1节建立的混合储能系统双层优化模型将电压偏移最小作为一个优化目标函数, 电压偏移在一定程度上可以反映电压稳定性, 但为更加具体评价配电网电压稳定性, 本文根据文献[18]提出的静态电压稳定性判据, 引入系统静态电压稳定性指标 LCPI(line collapse proximity index)对电压稳定

性进行有效评估。

对于两节点输电线路 π 型等效电路, 采用 ABCD 参数模型进行描述:

$$\begin{bmatrix} \dot{U}_i \\ \dot{I}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{A} & \dot{B} \\ \dot{C} & \dot{D} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{U}_j \\ \dot{I}_j \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中: $\dot{A} = A \angle \alpha$; $\dot{B} = B \angle \beta$ 。

定义电压稳定性指标:

$$LCPI_{ij} = \frac{4(A \cos \alpha)(P_j B \cos \beta + Q_j B \sin \beta)}{(U_i \cos \theta_{ij})^2} \quad (23)$$

式中: P_j , Q_j 分别为节点 j 的等值有功和无功功率。

再从简单两节点网络推广到整个配电网系统, 定义:

$$LCPI = \max \{ LCPI_{ij} \} \quad (24)$$

当 $LCPI < 1$ 时, 认为配电网系统是电压稳定的。且 $LCPI$ 指标越小, 电压稳定性越高。

3 模型求解

3.1 多目标优化策略

多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)可以总结为

$$\begin{cases} \min f_i(\mathbf{X}), & i = 1, 2, \dots, m \\ \text{s.t. } g_j(\mathbf{X}) = 0, & j = 1, 2, \dots, p \\ h_k(\mathbf{X}) \leq 0, & k = 1, 2, \dots, q \end{cases} \quad (25)$$

式中: $f_i(\mathbf{X})$ 为第 i 个目标函数; $g_j(\mathbf{X})$ 为第 j 个等式约束; $h_k(\mathbf{X})$ 为第 k 个等式约束; \mathbf{X} 为 n 维决策向量。

求解 MOP 问题的核心是确定一个 Pareto 解集, 接下来根据支配关系在迭代过程中, 逐步淘汰解集中被支配的解, 最终形成新的解集由一个相互非支配的最优解集组成, 称为 Pareto 最优解集或非劣解集。

3.2 基于灵敏度分析的简化计算

面对复杂电力网络选取储能系统接入点时,

可选节点数量庞大,可行域过大导致算法计算量过大。因此,需在上层选址定容模型中引入灵敏度分析,通过计算配置储能时各个节点的灵敏度,其中灵敏度较高的节点被选作为储能系统接入位置的待选点集合,降维后可以达到简化计算的目的,算法运行效率得以改善。

根据上层模型优化目标主要包括有功网损和电压偏差,定义任一节点的灵敏度系数 λ 为储能设备的总容量发生改变时优化目标的响应变化程度,灵敏度系数 λ 表达式为

$$\lambda = \varphi_1 \frac{\Delta f_{P_{\text{loss}}}}{\Delta S} + \varphi_2 \frac{\Delta f_{\Delta U\%}}{\Delta S} \quad (26)$$

式中: φ_1 , φ_2 分别为储能系统总容量对配电网有功网损和电压偏差的灵敏度系数权重,在0~1之前取值,且 $\varphi_1 + \varphi_2 = 1$, φ_1 和 φ_2 的取值体现了有功网损和电压偏差在优化过程中的比重,可以根据实际情况取值; ΔS 为混合储能系统的总容量。

灵敏度系数的计算过程包括:①根据初始潮流计算得到配电网系统的网损和电压偏差;②将单位容量的储能装置分别接入配电网的各个节点,得到网损和电压偏差的加权值;③根据加权值变化计算所有节点的灵敏度系数。

最终,选取灵敏度系数相对高的节点作为储能接入的待选点集合,更新决策变量的可行域。

3.3 基于小生境技术的改进粒子群算法

在多目标优化问题的求解方面,传统粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法存在易陷入局部最优解的不足,导致Pareto解集多样性较差,且缺乏对种群全局最优解的指导。故本文提出一种基于小生境技术的改进粒子群算法,在PSO算法的基础上,引入小生境处理机制,突出该机制的多样性和分布性较好的优势,并综合外部档案选取技术和混沌变异技术,以保证算法的全局搜索能力。

3.3.1 外部档案选取技术

采用一定粒子容量的外部档案来保存进化过程中目前得到的Pareto最优解集,每次进化迭代过程中对外部档案进行更新存储Pareto最优解集。根据外部存档技术不断升级进化档案里的最优解集,如果外部档案中的解集数目超过容量规模,则替换适应度最小的粒子,以保证外部档案中精英Pareto最优解集适应度更高。

3.3.2 小生境技术

受自然界种群中的生物进化论的启发,小生境概念指的是种群在同一条件下的生存环境,生活在该小生境的多个物种具有相似的生活习性,各物种彼此间存在着信息交换,同时也存在着争夺有限的生存资源。在“优胜劣汰”的机制作用下,剩余小生境中的物种适应环境的能力得到提升,共同进化。小生境技术在算法应用中,通过把种群划分出多个小生境,同时通过定义共享函数来使个体适应度规范化,保证各个体的进化机会,从而增加了群体的多样性^[19]。

小生境技术的基本思想^[20]是:第一阶段生成小生境群体,种群中粒子根据彼此间距离进行小生境划分,之后各粒子在PSO算法规则下更新速度和位置;第二阶段比较各粒子适应度,在迭代中逐步淘汰低适应度粒子,保证群体的优良个体。为了保存进化过程中目前获得的Pareto最优解,建立了外部档案,并在迭代更新中对外部档案同步调整以提高计算效率。本文采用拥挤距离排序对外部集的粒子进行存档,提高Pareto最优解集的均匀分布。

(1) 划分小生境群体

粒子间的距离采用欧式距离计算,表示为

$$d_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^P (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (27)$$

式中: P 为小生境粒子的个体数; x_i , x_j 为任意的两个粒子; x_{ik} 表示粒子的第 k 个分量。对于给定的阈值 $\sigma_0 > d_{ij}$ 时,则加入到小生境的群体 x_p 。

(2) 粒子间共享函数

$d_{ij} < R$ 时, 则可将共享函数计算如下:

$$S(d_{ij}) = 1 - \left(\frac{d_{ij}}{R}\right)^\gamma \quad (28)$$

式中: γ 为形状参数。

(3) 更新粒子适应度

适应度可以表示为

$$f_i^1 = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N S(d_{ij})} \quad (29)$$

式中: f_i 为原始适应度。

3.3.3 混沌变异技术

传统 PSO 算法具备收敛速度快的特点, 但在求解 MOP 问题时收敛速度如果过快, 极易造成算法收敛到局部 Pareto 最优前沿, 因此引入混沌变异法, 跳出局部最优解。其映射的迭代数学公式为

$$\beta_j^{k+1} = \mu \beta_j^k (1 - \beta_j^k) \quad (30)$$

式中: β_j^k 为粒子在第 k 次迭代中第 j 个混沌变量, $\mu \in [3.75, 4]$ 。

3.4 算法在模型求解中的应用

3.4.1 约束条件处理

在求解上层选址定容模型这一 MOP 问题时, 需对模型中的约束条件进行处理以提高算法求解效率。对于约束条件(7), 当此条件无法满足时, 则将该粒子的目标函数设置为一个较大值, 使其无法被选为最优解集; 对于不等式约束条件(8)和(9), 则采用罚函数法进行处理, 使其构成目标函数之一进行优化:

$$\min F_3^{\text{up}} = \mu_1 \sum_{i=1}^{N_d} \frac{|U_i - U_{i\text{lim}}|}{U_{i\text{max}} - U_{i\text{min}}} + \mu_2 \sum_{l=1}^{N_l} \frac{S_l - S_{l\text{lim}}}{S_{l\text{max}}} \quad (31)$$

$$U_{i\text{lim}} = \begin{cases} U_{i\text{min}}, U_i < U_{i\text{min}} \\ U_i, U_{i\text{min}} \leq U_i \leq U_{i\text{max}} \\ U_{i\text{max}}, U_i > U_{i\text{max}} \end{cases}$$

$$S_{l\text{lim}} = \begin{cases} S_l, S_l < S_{l\text{max}} \\ S_{l\text{max}}, S_l \geq S_{l\text{max}} \end{cases}$$

式中: μ_1, μ_2 为罚函数因子; 取较大值; $U_{i\text{lim}}, S_{l\text{lim}}$ 为辅助函数。

3.4.2 折中解的确定

本文采用模糊决策理论进行折中解的确定, 在多目标决策中, 利用模糊隶属度函数表示对各 Pareto 最优解的满意度, 其表达式为

$$u_i = \begin{cases} 0, & F_i \leq F_{i\text{min}} \\ \frac{F_{i\text{max}} - F_i}{F_{i\text{max}} - F_{i\text{min}}}, & F_{i\text{min}} < F_i < F_{i\text{max}} \\ 1, & F_i \geq F_{i\text{max}} \end{cases} \quad (32)$$

式中: F_i 为第 i 个目标函数; $F_{i\text{max}}, F_{i\text{min}}$ 分别为第 i 个目标函数最大、最小值; 当 $u_i = 1$ 时, 对此最优解为完全满意, 当 $u_i = 0$ 时, 对此最优解为完全不满意。

对于各最优解满意度进行归一化处理, 得到标准满意度值 \tilde{u} , 其中 \tilde{u} 最大的解即为 Pareto 解集的折中解。

$$\tilde{u} = \frac{1}{N_{\text{obj}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{obj}}} u_i \quad (33)$$

式中: N_{obj} 为目标函数个数。

3.4.3 算法步骤

步骤 1: 初始化粒子群与外部档案。粒子群群体 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中粒子个体表示为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\}$; 同时将外部档案集定为全局最优粒子, 外部档案容量为 M 。

步骤 2: 确定小生境种群 X_p 。比较粒子间距与小生境半径, 根据式(27)确定小生境种群。

步骤 3: 更新小生境群体 X_p 中粒子速度与位置, 按照 PSO 算法规则更新粒子速度与位置分量。

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (G_{id}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (34)$$

式中: 粒子标号可表示成 $i = 1, 2, \dots, m$; k 为迭代代数; ω 为惯性权值; c_1, c_2 为学习因子, 一般取

值为 $[1, 20.5]$; r_1, r_2 为均匀分布于 $[0, 1]$ 之间的两个随机数。 x_{id} 为粒子群位置的第 d 个分量; v_{id} 为粒子速度的第 d 个分量; P_{id} 为粒子的个体最优位置, 也可表示为 P_{best} ; G_{id} 也可表示为 G_{best} 。

步骤4: 比较粒子当前适应度 f_i 与 P_{id} , 若 $f_i < P_{id}$, 则 $P_{id} = f_i$; 否则保留 P_{id} 。比较粒子当前适应度 f_i 与 G_{id} , 若 $f_i < G_{id}$, 则 $G_{id} = f_i$; 否则保留 G_{id} 。

步骤5: 随机加入 M 个新粒子, 保持种群多样性。

步骤6: 选取一定数量粒子根据轮盘赌方法进行变异。

步骤7: 对外部档案的优良个体进行选择, 保留优良粒子进入下一代。

步骤8: 计算适应度, 获取全局最优值。

步骤9: 判断是否满足结束条件: 如果迭代次数 k 大于最大迭代次数 k_{max} , 则结束循环输出结果, 否则转到步骤2进行下一次迭代。

4 算例分析

4.1 算例概述

以IEEE33节点配网系统(图2所示)为例, 对本文提出模型及算法进行验证, 该配电网支路数32条, 其中5条支路为联络线支路, 系统电压为12.66 kV。负荷典型日需求值如图3所示。并在系统中接入分布式新能源, 风电场接入节点8, 光伏电站接入节点20, 其风电、光伏的典型日出力曲线见图4。

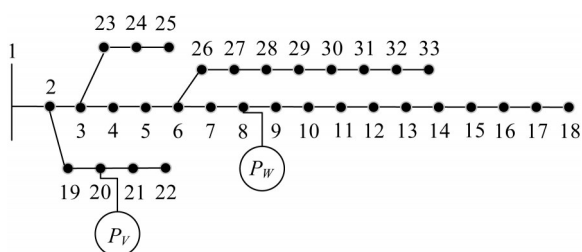


图2 IEEE33节点系统结构

Fig. 2 IEEE33 node system structure diagram

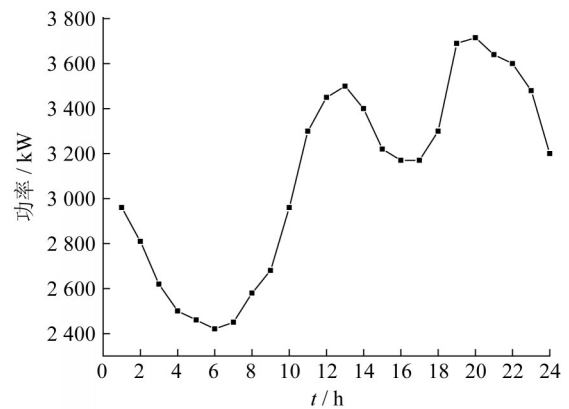


图3 系统负荷需求值

Fig. 3 System load demand value

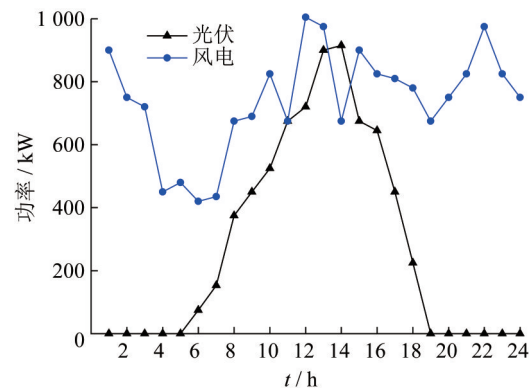


图4 风光典型日出力

Fig. 4 Typical daily output of wind power and photovoltaic

设定贴现率为5%, 各节点电压上下限分别为1.05p. u. 和 0.95p. u.; 蓄电池 SOC_{max} 取 0.85, SOC_{min} 取 0.15, 充放电效率均为 0.95; 电解槽制氢效率与燃料电池转换效率均为 0.85。储能系统可接入配电网任意位置, 本文研究的混合储能配置方式在变电站低压母线侧接入, 选择2个节点分别接入混合储能系统作为低压侧负荷的供电补充, 各储能设备的基本参数如表1所示。所建算例在 Intel Core i7-10700F CPU @ 2.90GHz 的计算机上进行仿真计算。

表1 储能设备基本参数
Table 1 Basic parameters of energy storage equipment

储能类型	参数	数值
蓄电池	储能寿命/a	2
	充放电效率/%	85
	单位功率成本/(元/kW)	80
	单位容量成本/(元/kWh)	100
	单位功率运维费用/(元/kW)	0.2
	单位容量运维费用/(元/kWh)	0.2
氢储能	储能寿命/a	10
	电解槽制氢效率/%	80
	燃料电池转换效率/%	70
	电解槽单位功率成本/(元/kW)	250
	燃料电池单位功率成本/(元/kW)	600
	储氢罐单位体积成本/(元/m ³)	400
	电解槽单位功率运维费用/(元/kW)	0.3
	燃料电池单位功率运维费用/(元/kW)	0.3
	储氢罐单位体积运维费用/(元/m ³)	0.1

4.2 结果分析

4.2.1 优化结果

根据第 1 节建立的混合储能系统双层优化模型, 并运用第 3 节提出的改进多目标粒子群算法进行求解。IMOPSO 算法参数设置为: 惯性权值 $\omega=0.229$, 加速因子 $c_1 = c_2 = 1.15$, 种群粒子数为 30, 最大迭代次数为 60, 小生境半径为 $R = 0.45$, 外部档案粒子数为 30。将灵敏度分析简化前后的该算法与简单的 MOPSO 算法分别求解, 得出的 Pareto 最优解集分布如图 5 所示。

比较各算法 Pareto 最优解集质量, 传统 MOPSO 算法全局搜索能力不足, 粒子相似度较高, 且最优前沿各项指标表现较差; 灵敏度分析简化前后的 IMOPSO 算法解集分布类似, 更逼近理想的最优前沿, 且解集分布更加广泛、均匀, 而简化前后的主要差距体现在求解速度, 在后续算法性能比较中体现。

并从最优解集分布图可以看出, 综合成本与电压偏差是一组相互矛盾的指标, 当电压偏差较小时, 考虑储能建设运维的综合成本就越高; 当

考虑储能建设运维的综合成本较低时, 电压偏差又较大。因此, 本文提出的改进多目标粒子群优化算法可以给出该多目标优化问题的非支配前沿解, 将该问题求解的所有可能的解集以解空间的形式给出, 让规划工作人员进行决策。

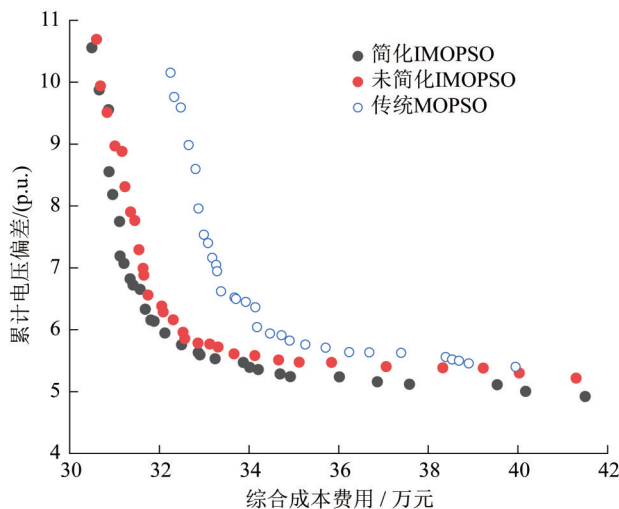


图5 Pareto 最优解集分布

Fig. 5 Diagram of the Pareto optimal solution set distribution

折中考虑多目标后混合储能的配置方案如下, 在 6 节点配置: 60.1 kW 电解槽、42.9 kW 燃料电池、3.16 kg 储氢罐和 180.3 kWh/118.9 kW 的蓄电池; 在 21 节点配置 48 kW 电解槽、39.7 kW 燃料电池、2.56 kg 储氢罐和 126.7 kWh/91.5 kW 的蓄电池。在典型日内两套混合储能功率见图 6。

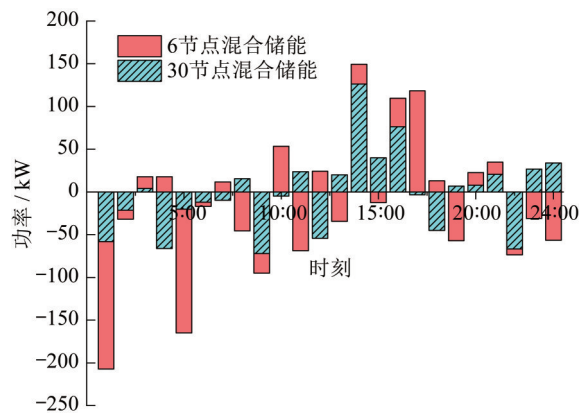


图6 混合储能系统功率

Fig. 6 Power curve of hybrid energy storage system

4.2.2 储能配置效果

混合储能接入前后的配电网系统有功网损的对比图见图7。由图7可知，在节点6和节点21并入两套混合储能系统后，可以很大的程度改善配电网有功网损。从数量关系上可以看出，加入储能系统后各时刻有功网损平均可以降低0.05 MW，减损效果达到36%。

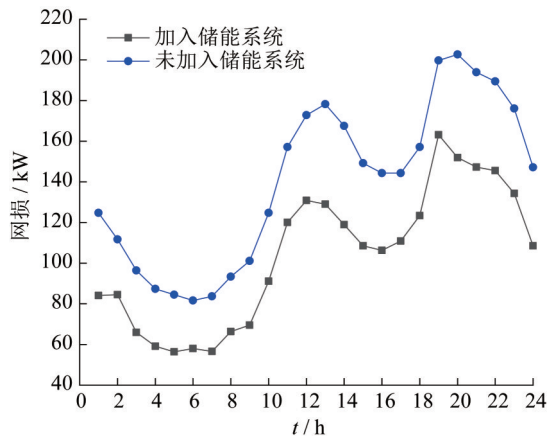


图7 混合储能系统接入前后系统网损对比图

Fig. 7 Comparison of active power loss of the system before and after the hybrid energy storage system is connected

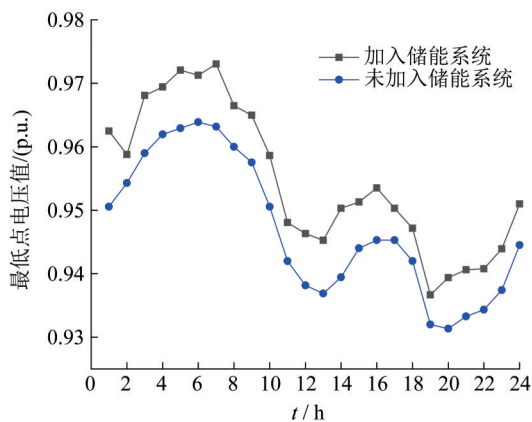


图8 混合储能系统接入前后系统最低点电压值对比图

Fig. 8 Comparison of the lowest node voltage value before and after the hybrid energy storage system is connected

混合储能系统接入后，在改善系统网损的同时，对于提升电网的电压有明显拉升作用。最低点电压值对比图见图8，从数量关系上可以看出，加入储能装置后全网电压最低值可以提升0.01 p.u.

现运用第2节提出的电压稳定性指标对混合储能系统接入系统进行评价计算结果见图9。

LCPI指标小于1代表系统稳定，该值越小代表电压稳定性越好，优化结果表明电网配置混合储能后有助于提升配电网电压稳定性。

4.2.3 算法性能比较

为了验证本章所提出的基于小生境技术的改进多目标粒子群算法的先进性，将灵敏度分析简化前后的该算法与简单的MOPSO算法在收敛性及各项指标上进行了比较，结果如表2所示，其中平均收敛时间表示50次测试中达到收敛值的平均迭代所花时间。

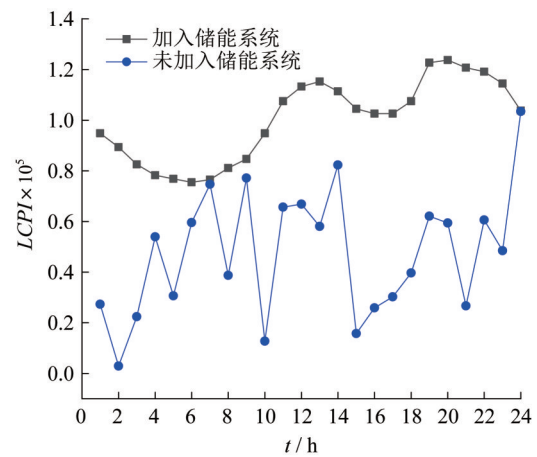


图9 混合储能系统接入前后系统电压稳定性对比图

Fig. 9 Comparison of system voltage stability before and after hybrid energy storage system connection

表2 基于小生境技术的改进多目标粒子群算法与传统MOPSO算法测试性能比较

Table 2 Performance comparisons between IMOPSO based on niche mirror technology and MOPSO

算法	测试次数	平均收敛时间/s	平均综合成本/万元	平均网损值/kW	平均电压偏移/p.u.
灵敏度分析简化后的 IMOPSO	50	18.2	32.1	96	5.94
未简化IMOPSO	50	38.7	32.5	101	6.15
MOPSO	50	50.4	33.9	142	6.45

通过对表2结果分析, 基于灵敏度分析通过降低选址可行域范围可以大幅简化迭代过程, 达到快速收敛; 同时, 基于小生境技术的改进多目标粒子群算法达到收敛所需的迭代时间明显比传统MOPSO算法小很多, 各项指标的收敛值也较传统MOPSO算法相对小, 说明本文提出的基于小生境技术的改进多目标粒子群算法的求解方法收敛速度和收敛精度都提高了很多。

5 结论

为实现氢储能的综合利用、提升配电网电能质量并兼顾经济性, 本文针对配电网中蓄电-氢储混合储能系统的优化配置问题, 提出了混合储能系统的双层优化模型, 上层的选址定容模型, 综合考虑了混合储能系统的投资成本、有功网损成本和电压偏差, 意在配电网中找到合适的接入点并接入容量合适的混合储能来确定初始化混合储能系统的接入点与容量设置; 下层的运行优化模型, 综合考虑系统的运行成本来确定混合储能系统的运行出力优化; 并引入电压稳定性指标对配置方案进行评价。本文利用灵敏度分析对选址可行域进行了降维, 并提出一种基于小生境技术的改进粒子群算法对模型进行求解, 最终通过改进的IEEE33节点算例验证了本文所提算法和模型的可行性和有效性。加入混合储能后, 可以有效降低全网有功网损、抬升全网电压以及提升电网电压稳定性。并在算法性能比较中, 验证了本文求解算法的先进性。

本文所做的工作, 可应用于大规模可再生能源并网环境下配电网混合储能系统的优化配置。后续研究可以丰富储能设备的类型与拓展混合储能系统的应用场景。

参考文献:

- [1] Y LIU, R ZHENG, S CHEN, et al. The Economy of Wind-Integrated-Energy-Storage Projects in China's Upcoming Power Market: a Real Options Approach[J]. Resources Policy (S0301-4207), 2019, 63: 1-10.
- [2] 康重庆, 姚良忠. 高比例可再生能源电力系统的关键科学问题与理论研究框架[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(9): 2-11.
- [3] 刘金朋, 侯焱. 氢储能技术及其电力行业应用研究综述及展望[J]. 电力与能源, 2020, 41(2): 230-233, 247.
- [4] Y. Tao, J. Qiu, S. Lai, et al. Integrated Electricity and Hydrogen Energy Sharing in Coupled Energy Systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid (S1949-3061), 2021, 12(2): 1149-1162.
- [5] 刘畅, 卓建坤, 赵东明, 等. 利用储能系统实现可再生能源微电网灵活安全运行的研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(1): 1-18, 369.
- [6] 李瑞民, 张新敬, 徐玉杰, 等. 风光互补系统中混合储能容量优化配置研究[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(3): 512-522.
- [7] 鲁鹏, 田浩, 武伟鸣, 等. 需求侧能量枢纽和储能协同提升风电消纳和平抑负荷峰谷模型[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 42-51.
- [8] 姚海涛. 含氢储的混合储能在风光互补发电系统中容量优化研究[J]. 电气开关, 2020, 58(6): 18-22.
- [9] 张峰, 张熙, 张利, 等. 区域风电场群储能电站的优化配置及运行策略[J]. 电工技术学报, 2016, 31(14): 49-57.

- Energy Storage Station in Adjacent Wind Farms[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(14): 49-57.
- [10] 刘永前, 梁超, 阎洁, 等. 风-光电站中储能系统混合最优配置及其经济性研究[J]. 中国电力, 2020, 53(12): 143-150.
- Liu Yongqian, Liang Chao, Yan Jie, et al. Optimal Configuration and Economic Study of Hybrid Energy Storage System in Wind and Solar Power Plants[J]. Electric Power, 2020, 53(12): 143-150.
- [11] 袁铁江, 张昱, 栗磊, 等. 计及功率密度约束含氢储能的预装式多元储能电站容量优化配置研究[J]. 电工技术学报, 2021, 36(3): 496-506.
- Yuan Tiejia, Zhang Yu, Li Lei, et al. Capacity Optimization Configuration of Pre-Installed Multi-Energy Storage Power Station Considering Power Density Constrained Hydrogen Storage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(3): 496-506.
- [12] 张新松, 袁越, 茅靖峰, 等. 基于蒙特卡洛模拟的电池储能系统容量优化配置[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(4): 82-88.
- Zhang Xinsong, Yuan Yue, Mao Jingfeng, et al. BESS Capacity Optimization Based on Monte Carlo Simulation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(4): 82-88.
- [13] 孙伟卿, 李臻, 谈一鸣, 等. 基于灵活性提升的电力系统储能装置定容方法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(1): 235-241, 248.
- Sun Weiqing, Li Zhen, Tan Yiming, et al. Method of Power System Energy Storage Configuration Based on Flexibility Promotion[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(1): 235-241, 248.
- [14] M Fantauzzi, D Lauria F. Mottola, et al. Sizing Energy Storage Systems in DC Networks: A General Methodology Based upon Power Losses Minimization [J]. Applied Energy (S0306-2619), 2017, 187: 862-872.
- [15] 杨江涛, 刘佳, 孙春顺, 等. 计及分布式电源的配电网储能配置研究[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(1): 108-114.
- Yang Jiangtao, Liu Jia, Sun Chunshun, et al. Research on Energy Storage Configuration of Distribution Network Considering Distributed Power Supply[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(1): 108-114.
- [16] 宋柄兵, 顾洁. 考虑电网输电能力改善的超导储能装置优化选址定容[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(11): 92-98.
- Song Bingbing, Gu Jie. Optimal Locating and Sizing of Superconducting Magnetic Energy Storage Device for Transfer Capability Improvement of Power Grid[J]. CSU-EPSA, 2017, 29(11): 92-98.
- [17] 李振坤, 陈思宇, 符杨, 等. 基于时序电压灵敏度的有源配电网储能优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16): 4630-4640.
- Li Zhenkun, Chen Siyu, Fu Yang, et al. Optimal Allocation of ESS in Distribution Network Containing DG Base on Timing-Voltage-Sensitivity Analysis[J]. CSEE, 2017, 37(16): 4630-4640.
- [18] R Tiwari, K Niazi, V Gupta. Line Collapse Proximity Index for Prediction of Voltage Collapse in Power Systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems (S0142-0615), 2012, 41(1): 105-111.
- [19] 李康顺, 余锡伦, 张文生, 等. 基于改进小生境演化算法的多峰函数优化算法[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(6): 1170-1175.
- Li Kangshun, Yu Xilun, Zhang Wensheng, et al. Multimodal Function Optimization Algorithm Based on Improved Niche Evolutionary Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(6): 1170-1175.
- [20] 邹琦琦, 杨国华, 郑豪丰, 等. 基于改进小生境PSO算法的综合能源系统调度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(7): 47-52, 60.
- Zou Yuqi, Yang Guohua, Zheng Haofeng, et al. Dispatching for Integrated Energy System Based on Improved Niche PSO Algorithm[J]. CSU-EPSA, 2020, 32(7): 47-52, 60.