



基于改进的NSGA-II重力储能重物块分级优化策略

张强, 李建文, 马明晗, 管春宝, 马明, 唐骞骏, 郇昶成, 徐紫嫣
(燕赵电力实验室(华北电力大学), 河北保定 071003)

摘要: 兆瓦级重力储能系统中采用电励磁电机直接并网, 可有效利用电机固有特性实现暂态电压与频率的支撑, 但单一质量等级重物块的储放势能无法平滑连续地调节新能源并网系统的波动性功率, 因此对重物块质量分级优化是进行小步长功率调节的重要工程方法。本研究针对该工程实际问题, 提出一种改进的非支配排序遗传算法II(NSGA-II)的重物块分级策略: 将相互冲突的重物块分级数量最少与平均功率补偿误差最小两个指标作为优化目标, 考虑重物块质量边界约束以及单时段重物块操作次数约束等工程实际条件, 建立重物块质量分级的多目标优化模型, 结合工程约束引入贪心局部搜索策略, 确保优化结果满足实际要求, 完成重力储能分级的工程实际问题求解。为提高解集可靠性, 执行10次独立运行优化, 采用超体积、拥挤度、理想点距离等多维评价指标结合TOPSIS方法综合评价各次运行结果, 筛选出最优Pareto前沿, 并以平均功率补偿误差不超过5%作为工程决策依据选取出分级数最少的最优方案, 针对春、夏、秋、冬四季典型日的风、光、负荷功率波动场景, 实现百兆瓦时重力储能最优重物块分级组合, 最后通过蒙特卡洛方法生成8个随机扰动场景进行仿真验证本分级方案的鲁棒性和有效性。

关键词: 重力储能; 质量分级; NSGA-II; 贪心局部搜索; TOPSIS; 蒙特卡洛

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.1015

中图分类号: TM 921.2

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 04-1331-12

Weight-block gradation optimization for gravity energy storage based on non-dominated sorting genetic algorithm II

ZHANG Qiang, LI Jianwen, MA Minghan, GUAN Chunbao, MA Ming, TANG Qianjun,
LI Changcheng, XU Ziyang

(Yanzhao Electric Power Laboratory (North China Electric Power University), Baoding 071003, Hebei, China)

Abstract: In megawatt-level gravity energy storage systems, utilizing electrically excited motors for direct grid connection effectively leverages inherent motor characteristics to provide transient voltage and frequency support. However, using a single mass-grade weight block to store and release gravitational potential energy cannot provide smooth, continuous regulation of power fluctuations in a renewable-energy grid-connected system. Therefore, optimizing weight-block mass grading is a critical engineering approach toward fine-step power regulation. To address this practical issue, this study proposes an improved non-dominated sorting genetic algorithm II-based weight-block grading strategy. The optimization targets are

收稿日期: 2025-11-12; 修改稿日期: 2026-01-28。

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2024MS111)。

共同第一作者: 张强(2002—), 男, 硕士研究生, 研究方向为重力储能技术及其应用, E-mail: 15548201922@163.com; 李建文(1983—), 女, 副教授, 研究方向为重力储能技术及其应用, E-mail: ljw_ncepu@163.com; 通信作者: 李建文, 副教授, 研究方向为重力储能技术及其应用, E-mail: ljw_ncepu@163.com。

引用本文: 张强, 李建文, 马明晗, 等. 基于改进的NSGA-II重力储能重物块分级优化策略[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(4): 1331-1342.

Citation: ZHANG Qiang, LI Jianwen, MA Minghan, et al. Weight-block gradation optimization for gravity energy storage based on non-dominated sorting genetic algorithm II[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(4): 1331-1342.

two conflicting objectives: minimizing the number of weight-block grades and minimizing the average power-compensation error. Considering practical engineering constraints, such as mass boundaries of weight blocks and operational frequencies per block within a single period, a multi-objective optimization model is established for weight-block mass grading. A greedy local search strategy is incorporated to handle these engineering constraints, thereby ensuring that the optimization results meet practical requirements and effectively address the grading problem of gravity energy storage. To enhance the reliability of the solution set, 10 independent optimization runs are executed. Subsequently, multi-dimensional evaluation metrics, including hypervolume, crowding distance, and ideal point distance, are combined with the technique for order of preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) to comprehensively evaluate each run and identify the optimal Pareto front. Using an average power-compensation error not exceeding 5% as the engineering decision criterion, the scheme with the minimum number of grades is selected as the optimal solution. For typical everyday wind, solar, and load-power fluctuations across spring, summer, autumn, and winter, an optimal weight-block grading combination is achieved for a 100 MWh gravity energy storage system. Finally, the robustness and effectiveness of the proposed grading scheme are validated via Monte Carlo simulations using eight randomly generated disturbance scenarios.

Keywords: gravity energy storage; mass grading; NSGA-II; greedy local search; TOPSIS; Monte Carlo

在大规模风电、光伏接入导致电力系统出力波动性与不确定性显著增加的背景下,重力储能系统凭借其能量转化效率高、系统寿命长、经济性较好和转动惯量较大等独特的技术优势,成为提升电网稳定性和促进新能源消纳的有效解决方案^[1-2]。该系统采用电励磁电机直接并网,能够为电网提供固有转动惯量,在电网频率与电压发生突变时,利用重物块和发电机的旋转动能自发抑制频率变化速度,强励磁支撑电网电压,为后续调控争取时间^[3]。为了应对单一质量等级重物块功率调节呈阶梯状且难以应对精确调控需求的挑战,系统采取重物块质量分级优化策略,该策略将总储能容量离散为多个精细的、可加权投切的功率台阶,从而能够实现对分钟级以上有功功率的精确、平稳调节,削峰填谷,促进新能源消纳^[4]。

工程实践中,对重物块采取简单分级策略难以灵活平抑不同季节(如春、夏、秋、冬典型日)下风光出力的波动性,甚至会向电网注入新的扰动,影响其安全稳定运行;而过度追求补偿精度会导致分级级数过多,进而造成重物块存储与运输困难、系统复杂度增加等工程问题。因此根据典型日功率波动对重物块进行优化分级,实现功率精准补偿,是

重力储能系统工程落地的一个关键问题。该问题本质上是求解两个相互冲突目标的最优解集:一是最小化重物块的分级数量(整数变量),以提升工程经济性;二是最小化平均功率补偿误差(连续变量),以满足电网性能要求。多目标优化算法能够在多个目标之间进行自动权衡,给出最优的折中方案,是解决此类问题的有效途径。

目前,多目标优化算法包括非支配排序遗传算法II(NSGA-II)^[5]、多目标萤火虫算法(MOFA)^[6]、多目标粒子群算法(MOPSO)^[7]等。MOPSO、MOFA等算法主要针对连续变量优化,当处理离散变量时需通过连续化编码与离散化解码实现,该过程易引入精度损失;当离散变量跳跃式取值时,导致强约束场景下可行解比例降低,精度无法达到预期要求。NSGA-II因成熟的混合编码能力、精英策略以及高效的Pareto前沿维护机制而显示出处理离散变量的独特优势,在典型负荷区间的最优并网调度^[8]、储能容量的优化配置^[9-10]、调频功率优化^[11]等方面得到了广泛应用。

然而,NSGA-II算法的多项式变异算子属于无导向随机扰动,在求解重力储能重物块分级这类强工程约束问题时,其随机性易导致变异后产生偏离

可行优化方向的结果，出现不符合质量边界、操作次数上限等工程要求的无效解，难以直接应用于工程实践。为此，本研究在NSGA-II算法的变异操作后，引入贪心局部搜索策略作为工程约束适配措施，目的是确保每一代优化结果均满足实际应用要求，提升解的工程实用性。基于该适配后的求解流程，针对春、夏、秋、冬四季典型日的风光负荷波动场景，完成重力储能重物块的质量分级优化，并通过蒙特卡洛方法生成随机扰动场景，验证本分级方案的工程有效性。

1 问题提出

1.1 研究背景与工程需求

全球首个竖井式重力储能工程项目现场深部地质勘探单孔深度已突破1000米，单机额定功率为16 MW。该竖井式重力储能系统主要由重物块、轿厢、竖井结构、巷道以及电机等核心组件构成，如图1所示^[12]。该系统采用上下层平行对称的储存结构设计，重物块在高低平台间的垂直升降运动通过轿厢系统完成，从而实现储能与释能过程的能量转换，系统通过电机装置完成机械能与电能之间的双向转换。该重力储能各级重物块的额定速度为15.7 m/s，在单机额定功率为16 MW的前提下可得最大重物块重量为104吨，而目前已知的最大电池储能单元功率为2.7 MW，所以设计最小重物块重量为17.5吨，各级重物块上升或下降一次的总时间均为60 s，即每小时各级重物块的升降次数 X 不超过60次^[13]。

在工程落地过程中，核心矛盾聚焦于两个相互冲突的关键目标：一方面需最小化重物块分级数量，以降低系统复杂度、减少存储运输成本，提升工程经济性；另一方面需最小化平均功率补偿误差，以满足电网对功率波动的调控要求，保障系统运行稳定性。两者存在天然对立关系：分级数过少会导致补偿精度不足，无法平抑四季风光负荷波动；分级数过多则会加剧重物块的存储与运输难度。因此，寻找平均功率补偿误差达标且分级数最少的双目标最优分级方案，成为重力储能系统从技术方案走向工程应用的核心要求。

1.2 重物块“简单分级”方案的不足

根据上述工程需求，本研究在满足典型日平均补偿功率误差需求和每小时升降次数不超过60的

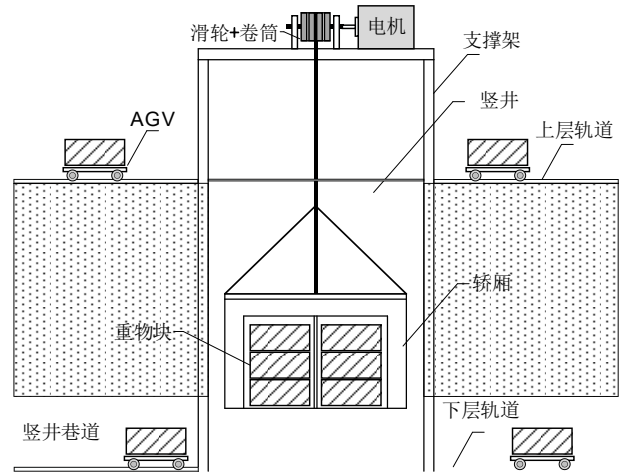


图1 重力储能系统示意图

Fig. 1 A schematic diagram of the gravity energy storage system

前提下对中间等级重物块进行等间距分级和二进制分级，其对应的平均功率补偿误差如式(1)所示。等间距分级各级重物块质量如式(2)所示，等间距分级的功率误差与级数的关系如图2(a)所示，可以得出当级数等于9时才满足平均功率误差要求阈值5%，所分级数较多对于后续的各个等级重物块存储运输造成困难，所分重物块等级质量如表1所示；二进制分级各级重物块质量如式(3)所示，二进制分级的功率误差与级数的关系如图2(b)所示，可以看出当级数等于10时才满足平均功率误差要求阈值5%。所分重物块等级重量如表2所示，虽然所分重物块使得平均功率误差相较于等间距分级时更小，但这种分级方式会造成所分重物块级数过多，不符合工程实际需求，因此这两种“简单分级”方案不妥。

$$\varepsilon_{\text{avg}} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{|\Delta P_i - P_{\text{comp},i}|}{|\Delta P_i|} \quad (1)$$

$$W_i = W_{\min} + \frac{(W_{\max} - W_{\min})}{n-1} (i-1) \quad (2)$$

$$W_i = W_{\min} \times \left(\frac{W_{\max}}{W_{\min}} \right)^{\frac{i-1}{n-1}} \quad (3)$$

式中， ΔP_i 为第*t*时刻的目标功率差； $P_{\text{comp},i}$ 为补偿功率； T 为周期； W_i 是第*i*级重物块质量； W_{\min} 是最小等级重物块质量； W_{\max} 是最大等级重物块质量； n 是所分级数； i 是步长因子， $i = 1, 2, \dots, n$ 。

2 重物块优化分级建模

重物块分级的双目标优化是追求分级数与平均

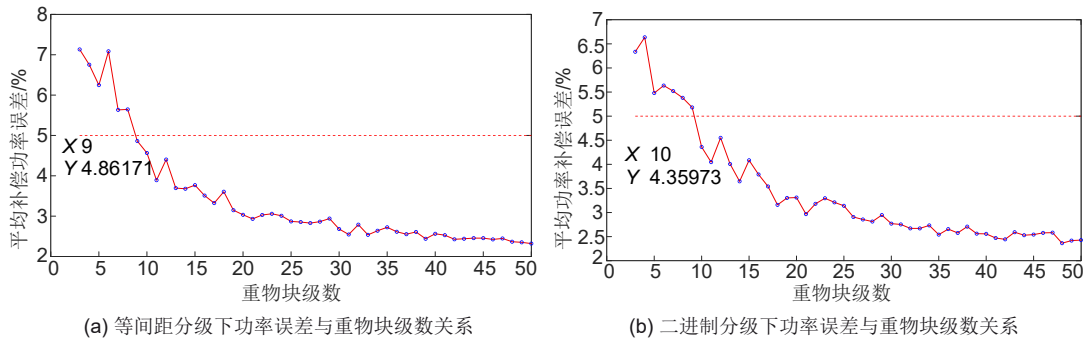


图2 等间距分级与二进制分级下的功率误差与重物块级数的关系

Fig. 2 Relationship between power error and the number of heavy block levels under uniform spacing grading and binary grading

表1 等间距分级下的各级重物块质量

Table 1 Mass of heavy blocks at each level under equal spacing classification

| 重物块级数 | 重物块质量/t |
|-------|---------|
| 1 | 17.50 |
| 2 | 28.31 |
| 3 | 39.13 |
| 4 | 49.94 |
| 5 | 60.75 |
| 6 | 71.56 |
| 7 | 82.38 |
| 8 | 93.19 |
| 9 | 104.00 |

表2 二进制分级下的各级重物块质量

Table 2 Mass of heavy blocks at each level under binary classification

| 重物块级数 | 重物块质量/t |
|-------|---------|
| 1 | 17.50 |
| 2 | 21.33 |
| 3 | 26.00 |
| 4 | 31.70 |
| 5 | 38.64 |
| 6 | 47.10 |
| 7 | 57.42 |
| 8 | 69.99 |
| 9 | 85.32 |
| 10 | 104.00 |

功率补偿误差尽可能同时小，基于此本工作首先建立重物块分级的双目标优化模型，并根据重力储能系统最大与最小储能功率确定重物块质量边界、根据重力储能系统运行速度确定每小时升降数上限等工程约束，同步优化所分级数与平均功率补偿误差。

2.1 目标函数

目标1: 重物块分级数最小，如式(4)所示。

$$\min f_1 = n \tag{4}$$

目标2: 平均功率补偿误差最小，如式(6)所示。

$$\Delta P_t = P_{wind,t} + P_{solar,t} - P_{load,t} \tag{5}$$

$$\min f_2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|\Delta P_t - P_{comp,t}|}{|\Delta P_t|} \tag{6}$$

式中， n 是所分级数； $P_{wind,t}$ 为第 t 时刻的风电功率； $P_{solar,t}$ 为第 t 时刻的光伏功率； $P_{load,t}$ 为第 t 时刻的负荷功率； ΔP_t 为第 t 时刻的目标功率差； $P_{comp,t}$ 为补偿功率； T 为周期，取24 h。

2.2 优化变量分析

优化变量1。重物块所分级数为 n ：整数变量，范围为 $[n_{min}, n_{max}]$ 。

优化变量2。中间级质量 $W_2, W_3 \dots W_{n-1}$ ：连续变量，范围为 (W_{min}, W_{max}) ，均递增排列。

根据1.1节工程背景，首尾质量固定，分别为 $W_1 = W_{min} = 17.5 \text{ t}$ ， $W_n = W_{max} = 104 \text{ t}$ ；其中重物块分级数 $n_{min} = 2$ 为仅含首尾质量的极简方案， $n_{max} = 19$ 为基于工程场地存储能力的上限。

2.3 约束条件

① 重物块质量边界约束： $W_1 < W_2 < \dots < W_{n-1} < W_n$ ；

② 操作次数约束：每小时重物块升降次数不超过 x 次，其中 $x=60$ 。

3 优化模型求解方法

3.1 双目标求解的适配算法分析

重物块分级优化问题的数学本质是一个整数变量与连续变量的多目标优化问题，针对此类问题优

选 NSGA-II 算法进行求解。但考虑到 NSGA-II 算法的变异操作采用多项式变异算子，当求解重物块质量分级这类较强工程约束的问题时，该算法变异操作存在两个关键缺陷：一是变异操作的无导向随机性，二是对混合变量与强工程约束的适配不足导致 Pareto 解集中含有大量工程实用性欠佳的解^[9]。因此本工作提出改进的 NSGA-II 算法，在变异操作后引入贪心局部搜索步骤，通过对中间质量定向微调，提高解集中满足工程约束的比例，从而获得更具实用价值的分级方案。

3.2 贪心局部搜索与双目标协调策略

贪心局部搜索的核心逻辑是先满足工程约束，再优化目标性能，具体如下：对变异后生成的个体，首先检查是否满足质量边界、分级数范围等约束，若超出则调整至工程允许区间；在满足约束的前提下，优先最小化平均功率补偿误差，再兼顾分级数最小化；通过计算剩余功率与各级重物块功率的差值，选择最接近的级别进行补偿，确保误差最优，同时控制分级数不再额外增加；为了贴合工程实际，分级数仅选择相邻且符合工程要求的数值，

中间级质量仅在工程允许的小范围内波动，避免无效搜索。具体策略为：若候选解的平均补偿误差低于当前解，则接受该候选解；若候选解的误差与当前解的误差相当且分级数更少，则接受该候选解。该准则的工程依据是分级数由整数变量决定，在局部搜索中调整中间质量不会改变分级数，因此局部搜索主要作用于误差目标。

对选中的中间质量变量 W_i ，生成 5 个候选值：正向大步长 ($W_i + \Delta$)、负向大步长 ($W_i - \Delta$)、正向小步长 ($W_i + \Delta/2$)、负向小步长 ($W_i - \Delta/2$)、随机扰动 [$W_i + (\text{rand} - 0.5) \times \Delta$]，其中步长 $\Delta = (W_{\max} - W_{\min}) \times 5\% \times (1 - k/K_{\max})$ ， k 为当前迭代次数， K_{\max} 为最大迭代次数。随着迭代逐渐进行，实现从粗搜索到精搜索的自适应过渡，5 个候选值的设计确保了搜索的完备性：正负方向覆盖质量增减两种可能；大小步长兼顾快速逼近与精细调整；随机扰动增加搜索的探索性，避免陷入局部最优。

3.3 改进 NSGA-II 算法求解流程

本工作算法参数的选取基于工程实际需求和计算效率的平衡考虑，具体设置及依据如表 3 所示。

表 3 算法参数设置及其工程依据

Table 3 Algorithm parameter settings and engineering basis

| 参数类别 | 参数名称 | 取值 | 选取依据 |
|------|--------------|-------|---|
| 种群参数 | 种群规模 | 100 | 决策变量维度为 18，按经验规则取 5~10 倍 |
| | 最大迭代次数 | 150 | 100 代后 Pareto 前沿趋于稳定，取 150 代确保充分收敛 |
| 遗传算子 | 交叉概率 | 0.8 | 遗传算法经典取值，保证足够的种群信息交换 |
| | 变异概率 | 0.056 | 按变量维度自适应取值，避免过度扰动破坏优良解结构 |
| 局部搜索 | 搜索概率 | 30% | 过高(>50%)会降低种群多样性；过低(<10%)改善效果不明显；30%在多样性与收敛性间取得平衡 |
| | 候选解数量 | 5 | 涵盖正向、负向、微调、随机四种扰动方向，在搜索充分性与计算效率间取得平衡 |
| | 单个体迭代次数 | 5 | 单次迭代即可完成一个变量的邻域搜索，5 次可覆盖多个中间质量变量的调整 |
| 工程约束 | 平均功率补偿误差阈值 | 5% | 参照电力系统调频/调压的允许偏差标准 |
| | 重物块每小时操作次数上限 | 60 次 | 由重物块升降周期确定 |

基于上述算法框架和参数设置，本研究对重物块分级优化模型的求解流程如下。

(1) 初始化种群。随机生成一组分级数和对应的中间级质量，首先种群规模设定生成 100 个个体，每个个体代表一个分级方案；其次变量编码设计第 1 个变量为质量级别数量，第 n_{\min} 至 n_{\max} 个变量为中间级别质量值；最后边界约束处理确保所有个体满足质量范围和级别数量约束并在约束范围内随机生成初始解，形成初始种群。

(2) 个体解码。每个个体由级数和中间级质量

组成，首尾质量固定。首先根据级别数量提取，从个体第 1 个变量获取分级数，进行离散化处理；其次对质量序列构建多级配置为 $[W_{\min}, W_2 \cdots W_{n-1}, W_{\max}]$ ；最后检查边界约束确保中间质量在允许范围内，超出则调整到边界值。

(3) 补偿模拟。对每个分级方案，模拟重力储能系统对功率差的补偿过程，然后采用贪心匹配策略对 24 小时的功率差逐时进行补偿。计算剩余功率与各级重物块功率的绝对差值，选择差值最小的级别，若该级别功率超过剩余功率则选择次小一

级；更新已使用重物块数量和剩余功率，重复匹配直到补偿误差不超过当前时刻功率差阈值或达到最大迭代次数，同时约束每小时重物块升降次数不超过60次。

(4) 目标函数评价。基于补偿模拟结果，建立双目标优化模型，两个目标之间存在冲突关系：分级数越少，可选的重物块质量等级越有限，难以精确匹配各时刻的功率差，导致补偿误差增大；反之，匹配精度越高，但系统复杂度和建设成本也随之增加。因此需要通过多目标优化寻求两者之间的Pareto最优权衡解集。

(5) 进化操作。选择操作使用二元锦标赛策略，随机选取两个个体进行比较，优先选择非支配前沿等级低的个体，同等级内选择拥挤距离大的个体；交叉操作采用模拟二进制交叉，对每对父代个体的每个变量以50%概率进行交叉，生成的子代个体既能继承父代的优良特性，又能有效探索搜索空间；变异操作采用多项式变异以维持种群多样性并探索决策空间^[9]。在变异操作之后，以30%的概率对个体引入贪心局部搜索：随机选择一个中间级质量变量，在其邻域内生成5个候选值，评价各候选解并选择能降低补偿误差的最优解，每个个体迭代搜索5次，从而在保持种群多样性的同时提升个体质量。

(6) Pareto前沿提取。每代进化过程中，将父代种群与子代种群合并形成混合种群，将混合种群进行非支配排序，划分为多个前沿层级，计算各个体的拥挤距离。按前沿等级优先、同等级内拥挤距离大者优先的原则，选择前100个体组成下一代种群。经过最大迭代次数进化后提取最终种群中前沿等级为1的所有非支配解，构成本次运行的Pareto最优解集。

(7) 多次独立运行与TOPSIS综合评价。为提高算法稳定性和结果可靠性，独立运行10次优化过程，每次运行得到一组Pareto前沿解集。采用TOPSIS方法对10次运行进行综合评价，选择综合得分最高的运行结果作为最终采用的Pareto最优解集^[14]。

(8) 最优方案筛选。由于Pareto解集包含多个非支配解，需从中筛选最终的单一分级方案。首先筛选平均功率补偿误差不超过5%的所有解，从中选择所分级数最少的方案作为最优解。

(9) 蒙特卡洛验证。通过多场景仿真验证最优方案的鲁棒性和实用性。创建8个随机场景，为原始数据添加高斯白噪声，将上述最优分级方案应用到各

随机场景下，计算各场景下的平均功率补偿误差和补偿效率等指标。

具体实现过程如图3所示。

4 算例仿真

4.1 典型日功率波动场景

工程应用背景及其相关数据如前文所述，本工程取平均功率误差阈值 $\delta = 5\%$ ，以某地区春、夏、秋、冬4个典型日的24小时风电、光伏和负荷数据为例，计算每小时的净功率差作为储能系统的调节目标。当净功率差大于0时提升重物块以储能，当净功率差小于0时释放重物块以释能，如图4所示，对该重力储能系统中间质量重物块进行优化分级以降低功率大幅度波动。

4.2 基于改进NSGA-II算法的重物块质量优化分级

采用改进NSGA-II算法对重力储能系统中间级重物块重量优化分级模型进行求解，综合考虑每小时重物块升降次数等约束，为提高算法稳定性和结果可靠性，独立运行10次优化过程，每次运行得到一组Pareto前沿解集，对每次运行结果计算以下5个评价指标。①超体积：首要评价指标，衡量Pareto前沿的收敛性与分布性，直接决定解集的整体工程价值，权重取0.35。②平均理想点距离倒数：直接对应双目标优化结果，确保解集贴合工程需求，权重取0.3。③平均拥挤度：反映解的分散程度，为工程决策提供灵活选择但无需过度追求分散性，权重取0.15。④解数量：决策灵活性的辅助指标，权重取0.1。⑤分布范围：反映解的覆盖广度，权重取0.1。

首先对5个评价指标及评价对象构成的决策矩阵进行向量归一化处理，再进行加权计算；然后确定正、负理想解，并计算各方案到正、负理想解的欧氏距离；最后根据相对贴近度公式计算综合得分，得分最高者即为最优运行结果^[14]。其10次独立运行TOPSIS综合得分如图5所示，可知第10次运行时Pareto解集得分最高为最优解集。

最优Pareto解集中，根据决策依据平均功率补偿误差阈值要求，选择分级数最少的方案作为最优解。表4是10次独立运行中各分级数所对应的平均功率误差统计，数据表明分级数4是所有运行中满足误差约束的一致性最优选择。这一结果由重力储

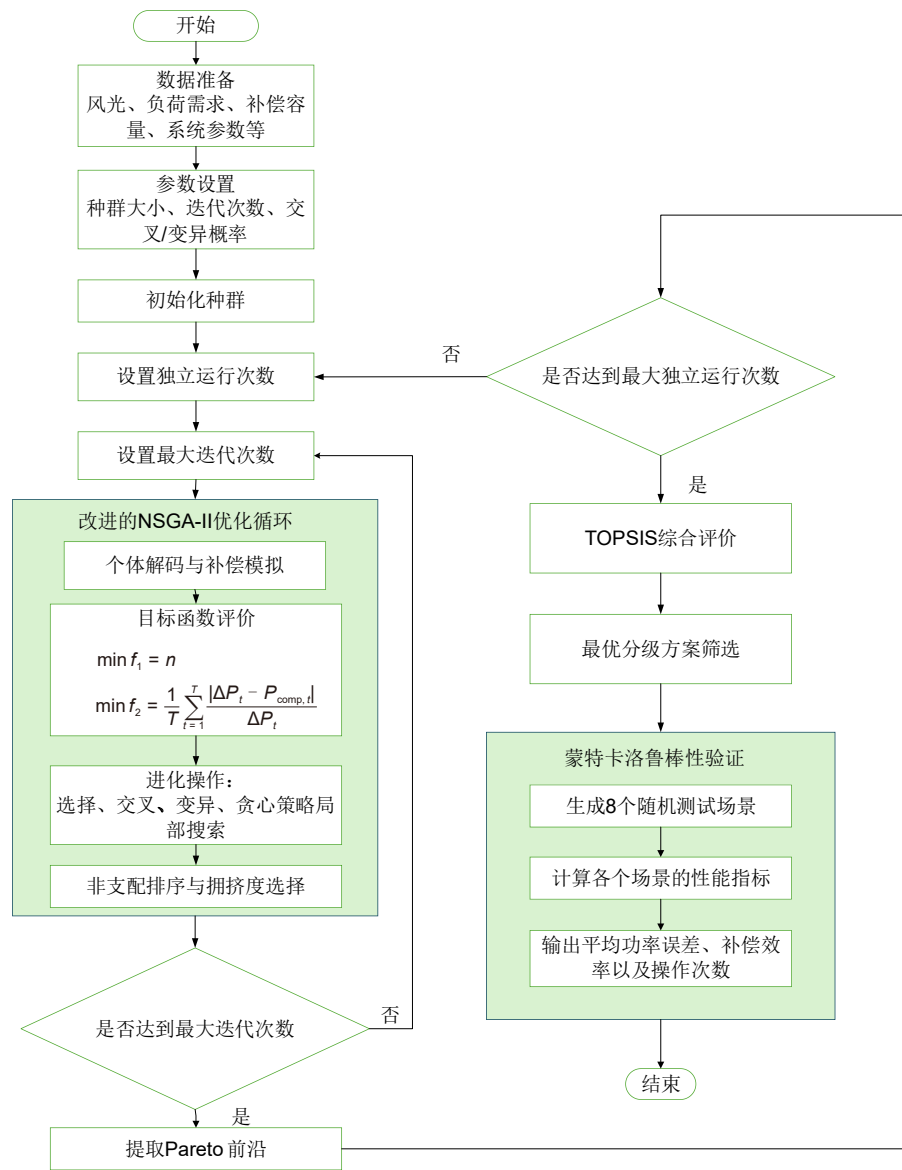


图3 重物块优化分级的改进NSGA-II算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the NSGA-II algorithm for weighted block optimization and classification

能系统的物理特性决定：较少的分级数意味着可选的重物块质量等级有限，难以精确匹配各时刻的功率波动，必然导致较大的补偿误差；当分级数少于4级时，系统无法在误差约束内完成功率补偿任务。最终重物块4级质量分布如图6所示。

分级数与平均功率误差关系如图7所示，可知分级数与平均误差百分比呈现明显的负相关关系，解集在目标空间中分布较为均匀，表明算法收敛性良好，而且存在多个满足工程约束的可行解，为决策提供了灵活性。随着分级数增加，补偿精度逐步提高，但系统复杂度也相应增加，所以根据工程实际只需选取满足平均功率补偿误差阈值时最小的级

数即可。

4.3 最优解的补偿效果分析

利用最优解进行功率波动补偿，其重力储能功率补偿曲线如图8所示。由图8可知所分重物块能够有效补偿风光与负荷的功率差，所有时间的功率补偿都有较好的拟合度，而且基于4个典型日分级结果的平均功率补偿误差为4.670%满足工程精度要求，系统能够快速响应功率变化实现实时补偿，且在功率波动较大的时段，系统仍能保持良好的补偿效果。

为全面分析重物块的运行特性，将春、夏、秋、冬4个典型日按照时间序列依次排列，构建1~

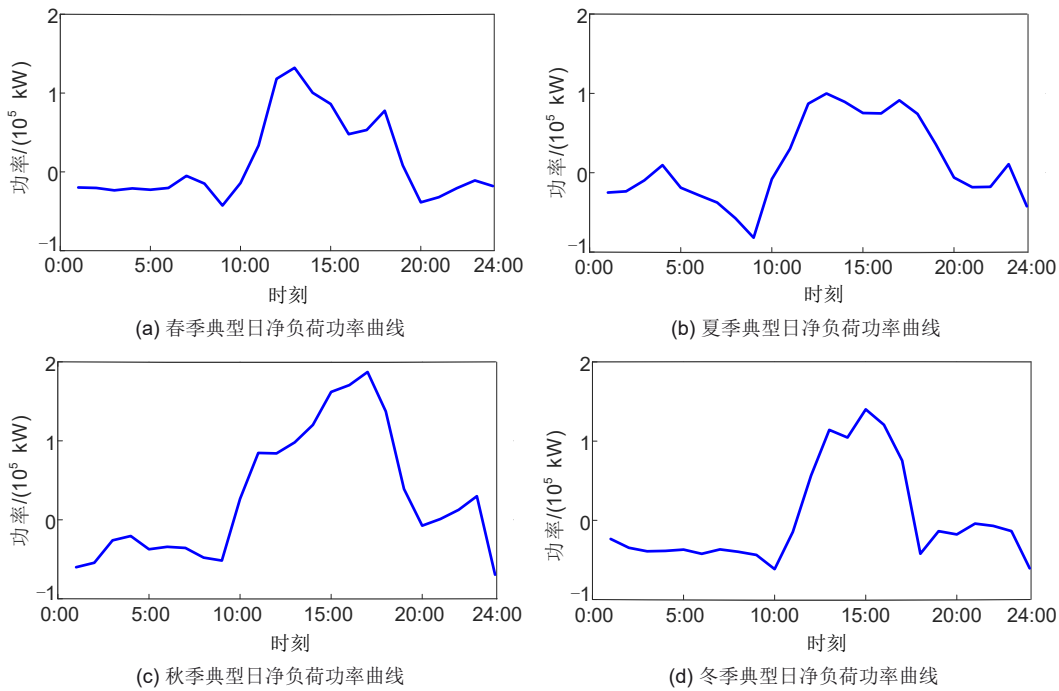


图4 四个典型日的净功率差曲线
 Fig. 4 Net power difference on four typical days

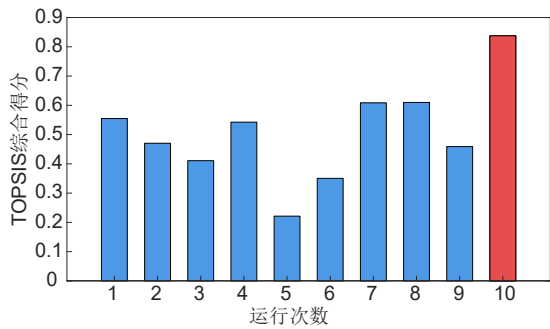


图5 10次独立运行TOPSIS综合得分
 Fig. 5 Comprehensive TOPSIS scores from 10 independent runs

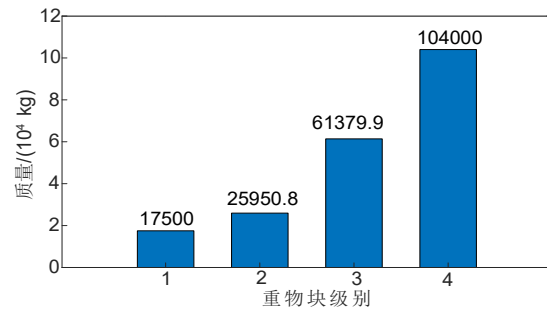


图6 最终重物块分级质量分布
 Fig. 6 Final mass distribution of heavy object blocks by grade

表4 10次独立运行重物块级数与误差对比
 Table 4 Comparison of number of heavy blocks and errors over 10 independent runs

| 运行次数 | 3级误差/% | 4级误差/% | 5级误差/% | 最优分级数 |
|------|---------|---------|---------|-------|
| 1 | 5.43006 | 4.71984 | 4.32940 | 4 |
| 2 | 5.42887 | 4.71862 | 4.38149 | 4 |
| 3 | 5.42820 | 4.71782 | 4.29089 | 4 |
| 4 | 5.42808 | 4.71778 | 4.35077 | 4 |
| 5 | 5.42807 | 4.66729 | 4.38092 | 4 |
| 6 | 5.42805 | 4.66754 | 4.27119 | 4 |
| 7 | 5.42799 | 4.66779 | 4.28346 | 4 |
| 8 | 5.42797 | 4.66795 | 4.27827 | 4 |
| 9 | 5.42795 | 4.67018 | 4.28841 | 4 |
| 10 | 5.42795 | 4.67029 | 4.31030 | 4 |

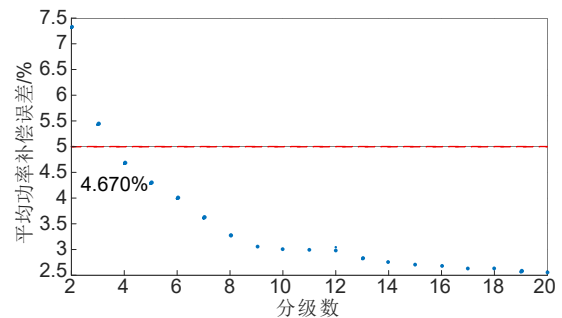


图7 分级数与平均功率误差关系
 Fig. 7 Relationship between the number of levels and average power error

96小时的连续时间轴。在此基础上，对4个典型日工况下各等级重物块的上升与下降操作次数进行统

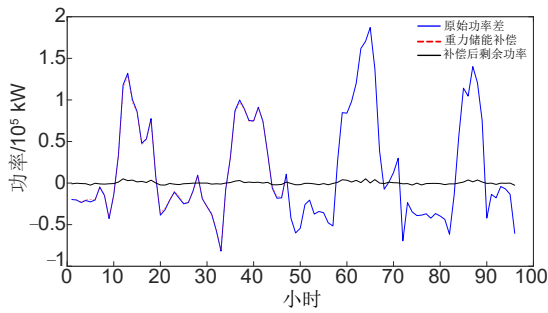


图8 重力储能补偿曲线

Fig. 8 Gravity energy storage compensation curve

计, 统计结果如图9所示。从图中可知任意时刻各等级重物块的单次上升或下降操作次数均未超过60

次, 这一结果充分满足了设备机械寿命和运行安全性的工程约束要求, 验证了所提分级方案在实际运行中的可行性。

进一步, 对各等级重物块在96小时周期内的上升与下降累计次数进行了汇总统计, 结果如图10所示。该统计结果直观地反映了不同质量等级重物块的使用频率分布特征, 据此可以合理推算各等级重物块在全年运行工况下所需的升降总次数, 为今后其他工程场景下各个等级重物块的存储数量安排提供参考。

4.4 优化算法对比

为验证NSGA-II结合贪心局部搜索适配措施的

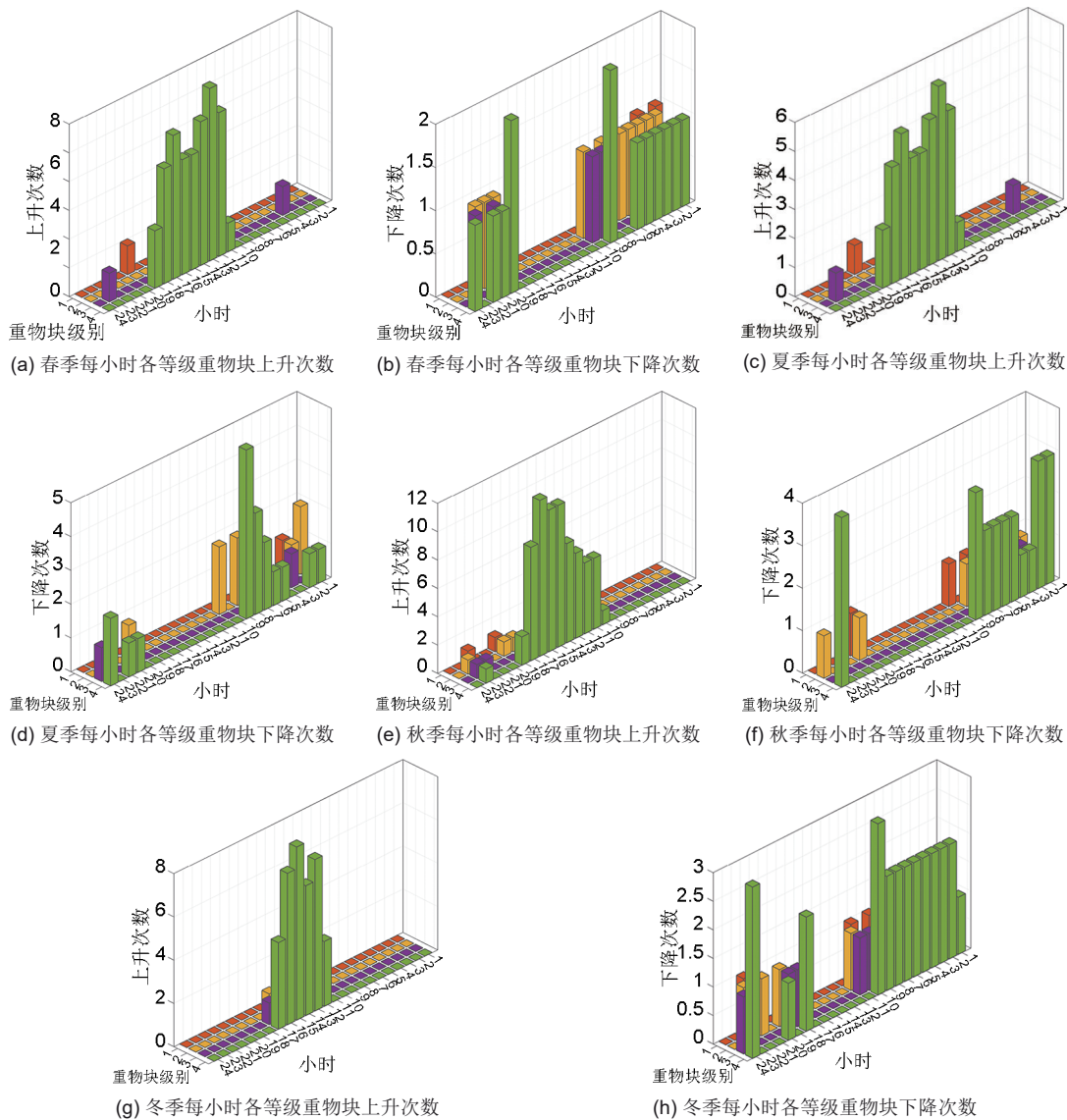


图9 各个等级重物块的上升与下降总次数三维图

Fig. 9 3D chart of the total number of rises and falls of heavy blocks at each level

工程实用性, 以前述四季典型日运行工况为背景, 在相同约束条件与目标函数下, 分别采用 NSGA-II、MOPSO、MOFA 及本研究采用的改进 NSGA-II 进行求解。各算法均独立运行 10 次, 通过 TOPSIS 方法对各次运行结果进行综合评价, 最终选取各算法的最优运行结果进行横向对比分析, 相关对比结果如表 5 所示。

由表 5 结果可知, 本方法在综合性能上优于 NSGA-II、MOPSO 及 MOFA 算法。在收敛稳定性方面, 本方法的级数均值为 4 级且标准差为 0, 体现出鲁棒性较好; 在求解效率方面, 平均收敛时间仅为 10.26 s, 较 NSGA-II 的 32.27 s 缩短了 68.2%; 在解的质量方面, 平均补偿误差为 4.689%, 为四种算法中最低, 重物块升降总次数均值为 359 次, 较其他算法降低约 15%, 有效减少了储能系统的操作频次, 有利于降低设备磨损并延

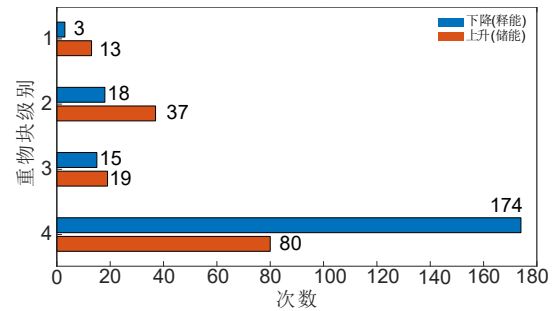


图 10 各级重物块升降总次数汇总

Fig. 10 Summary of the total number of lifts and descents of heavy blocks at each level

长使用寿命。综上, 对比结果验证了工程化适配措施的有效性, 通过贪心局部搜索修正无效解, 确保优化结果始终贴合工程约束, 最终输出的 4 级分级方案既规避了简单分级策略的弊端, 又解决了多级分级导致的工程难题, 精准契合工程实际需求。

表 5 改进的 NSGA-II 与其他算法结果对比

Table 5 Comparison of results between improved NSGA-II and other algorithms

| 多目标算法 | 级数均值-标准差 | 综合评价最优分级数 | 收敛时间(均值)/s | 平均补偿误差(均值)/% | 重物块升降总次数(均值) |
|------------|-----------|-----------|------------|--------------|--------------|
| NSGA-II | 3.40-0.52 | 3 | 32.27 | 4.893 | 426 |
| MOPSO | 4.00-1.05 | 3 | 13.85 | 4.872 | 425 |
| MOFA | 5.30-1.34 | 5 | 15.06 | 4.865 | 426 |
| 改进 NSGA-II | 4.00-0.00 | 4 | 10.26 | 4.689 | 359 |

4.5 蒙特卡洛多场景验证

多场景仿真验证上述最优方案的鲁棒性和实用性: 利用蒙特卡洛方法创建 8 个随机场景, 为原始数据(基于上述 4 个典型日功率)添加噪声波动, 结合电力系统中风光出力及负荷的实际波动规律, 采用高斯白噪声模拟其随机扰动特性, 获取原始功率差 P_1 , 见式(7), 然后将上述最优分级方案应用到各随机场景并计算重力储能补偿功率 P_2 , 分析补偿功率差 ΔP , 最后计算各场景下的平均误差和补偿效率指标。

$$P_1 = P_1' \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (7)$$

式中, P_1' 是初始 4 个典型日的功率差, σ 是噪声系数, $N(0,1)$ 是标准正态分布。

8 个蒙特卡洛模拟场景下的重力储能补偿效果对比如图 11 所示, 具体验证结果如表 6 所示。根据表 6 可知各场景下的平均补偿误差范围为 6.83%~9.20%, 最大每小时操作次数为 11~14 次, 均远低于工程约束上限, 补偿效率为 96.50%~97.50%, 显示出分级方案在保证系统精度的同时, 具备较高

的运行安全性和设备寿命保障。在 8 个不同随机扰动场景下, 分级方案均表现出良好的鲁棒性和适应性, 能够适应风光出力和负荷的多样化变化, 保障了系统的稳定运行。

5 结论

本工作针对百兆瓦时竖井式重力储能系统重物块分级的工程实际问题, 建立了兼顾分级数最少与平均功率补偿误差最小的多目标优化模型, 采用改进的 NSGA-II 算法进行求解, 在变异操作中引入贪心局部搜索作为工程约束适配措施, 确保优化结果满足质量边界、操作次数上限等实际要求。为提高解集可靠性进行 10 次独立运行, 结合 TOPSIS 方法综合评价各次运行结果, 筛选出最优 Pareto 前沿, 以平均功率补偿误差不超过 5% 作为工程决策依据, 从 Pareto 前沿中选取满足工程要求且分级数最少的最优方案, 得到重物块的最优级数为 4 和对应的重物块质量为 17.5 t、25.95 t、61.38 t 和

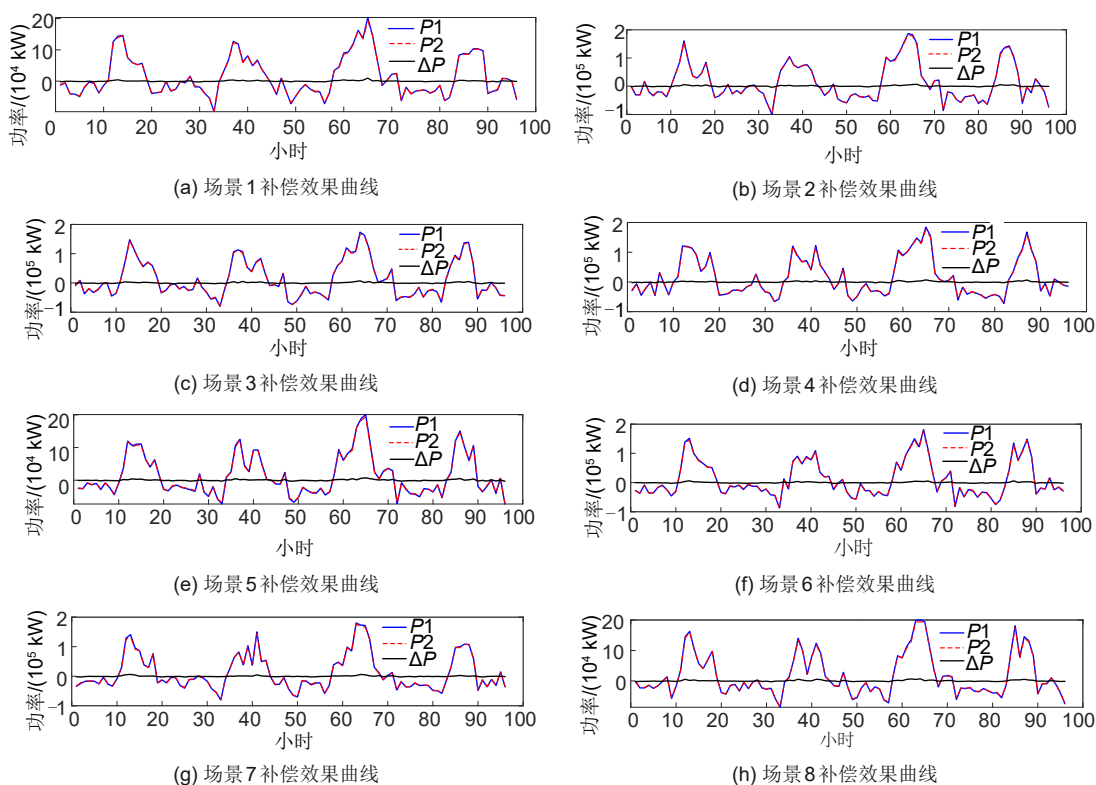


图 11 8 个蒙特卡洛场景的重力储能补偿效果对比

Fig. 11 Comparison of gravity energy storage compensation effects in 8 Monte Carlo scenarios

表 6 8 个蒙特卡洛模拟场景的重力储能验证指标

Table 6 Verification indicators for gravity energy storage in 8 Monte Carlo simulation scenarios

| 场景数 | 平均误差/% | 补偿效率/% | 最大操作次数 |
|-----|--------|--------|--------|
| 1 | 8.25 | 97.00 | 12 |
| 2 | 7.06 | 96.66 | 12 |
| 3 | 9.19 | 96.62 | 11 |
| 4 | 9.20 | 96.79 | 12 |
| 5 | 6.83 | 96.71 | 12 |
| 6 | 7.84 | 96.50 | 12 |
| 7 | 7.83 | 96.94 | 14 |
| 8 | 7.05 | 97.50 | 11 |

104 t, 并且可实现平均补偿误差不超过 5% 的高精度补偿。后续通过蒙特卡洛方法生成 8 个随机场景进行仿真验证, 系统在不同噪声水平下均能保持稳定的补偿性能, 所有场景的平均功率误差均不超过 9.20%, 且所有场景补偿效率均在 96.50% 以上, 验证了本优化分级方案的有效性。

参考文献

[1] 闫文举, 王洋, 孙芯竹, 等. 基于直线电机的废弃矿井重力储能系统研究进展与关键技术[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(1): 255-268.

YAN W J, WANG Y, SUN X Z, et al. Research progress and key technology of abandoned mine gravity energy storage system based on linear motor[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(1): 255-268.

[2] 喻恒凝, 姚良忠, 程帆, 等. 重力储能在新型电力系统中应用: 前景及挑战[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(18): 7177-7192. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.240834.

YU H N, YAO L Z, CHENG F, et al. Prospects and challenges of gravity energy storage applications in new type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(18): 7177-7192. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.240834.

[3] 李震, 陈巨龙, 李文林, 等. 提升斜坡式重力储能 AGC 性能的混合储能优化运行方法[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(8): 2761-2771. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0211.

LI Z, CHEN J L, LI W L, et al. Optimized operation of hybrid energy storage to enhance the performance of AGC with sloped gravity storage[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(8): 2761-2771. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0211.

[4] 李震, 王斌, 牟雪鹏, 等. 基于瞬时功率镜像补偿的斜坡式重力储能系统功率平滑控制策略[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(5): 12-20. DOI:10.12177/emca.2024.026.

LI Z, WANG B, MU X P, et al. Power smoothing control strategy for slope gravity energy storage system based on instantaneous power mirror compensation[J]. Electric Machines & Control Application, 2024, 51(5): 12-20. DOI:10.12177/emca.2024.026.

- [5] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197. DOI:10.1109/4235.996017.
- [6] YANG X S. Multiobjective firefly algorithm for continuous optimization[J]. *Engineering with Computers*, 2013, 29(2): 175-184. DOI:10.1007/s00366-012-0254-1.
- [7] 邵振, 邹晓松, 袁旭峰, 等. 基于改进多目标粒子群优化算法的配电网削峰填谷优化[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(10): 3984-3989. DOI:10.3969/j.issn.1671-1815.2020.10.028.
- SHAO Z, ZOU X S, YUAN X F, et al. Optimization of peak load shifting in distribution network based on improved MOPSO algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(10): 3984-3989. DOI:10.3969/j.issn.1671-1815.2020.10.028.
- [8] 王先齐, 吕智林, 汤泽琦. 基于分时电价机制的并网型微网多目标动态优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(4): 9-18. DOI:10.7667/PSPC160250.
- WANG X Q, LYU Z L, TANG Z Q. Multiobjective dynamic optimal dispatching of grid-connected microgrid based on TOU power price mechanism[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(4): 9-18. DOI:10.7667/PSPC160250.
- [9] 李永毅, 王子晗, 张磊, 等. 风-光-氢-燃气轮机一体化氢电耦合系统容量配置优化[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(2): 489-501. DOI:10.13334/j.0258-8013.pcsee.232133.
- LI Y Y, WANG Z H, ZHANG L, et al. Capacity allocation optimization of integrated hydrogen-electric coupling system of wind-solar-hydrogen-gas turbine[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(2): 489-501. DOI:10.13334/j.0258-8013.pcsee.232133.
- [10] 李琦, 韩运滨, 白章, 等. 离网型风光发电联合制氢系统的协调运行策略与容量配置优化[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(20): 8136-8145, I0018.
- LI Q, HAN Y B, BAI Z, et al. Coordination operation strategy and capacity optimization of off-grid wind-solar hybrid hydrogen production system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(20): 8136-8145, I0018.
- [11] 李翠萍, 司文博, 李军徽, 等. 基于集合经验模态分解和多目标遗传算法的火-多储系统调频功率双层优化[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(7): 2017-2032. DOI:10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230186.
- LI C P, SI W B, LI J H, et al. Two-layer optimization of frequency modulated power of thermal generation and multi-storage system based on ensemble empirical mode decomposition and multi-objective genetic algorithm[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(7): 2017-2032. DOI:10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.230186.
- [12] 史沁鹏, 曾小超, 李建文, 等. MW级固体重力储能系统设计及多机协同运行策略[J/OL]. *南方电网技术*, 1-11[2025-06-24]. <https://nfdwjs.csg.cn/gateway-web/zh/debutDetail.html?serialNum=20240927004>.
- [13] 曾小超, 姜健宁, 李建文, 等. 百MWh级竖井式重力储能系统重物块储存与运输方案[J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(10): 3839-3847. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0196.
- ZENG X C, JIANG J N, LI J W, et al. Storage and transportation schemes for a one-hundred-megawatt-hour-class shaft-type gravity energy storage system[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(10): 3839-3847. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0196.
- [14] HWANG C L, YOON K. Multiple attribute decision making[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 1981 DOI: 10.1007/978-3-642-48318-9.