DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.3.208 **中图分类号**：TM715 **文献标志码**：A

计及寿命损耗及需求响应的储能优化配置方法

李陇杰，李蒙恩，卢 勇，徐先峰，白新禾，鲁婉琪
(长安大学能源与电气工程学院，西安 710018)

摘要：针对多元能源配网故障后面向分布式储能的自愈协同调控问题，围绕提升储能电池状态估算精度、充分释放需求侧负荷响应潜力及降低储能寿命损耗与系统运行成本3个方面展开研究，提出1种计及寿命损耗及需求响应的储能优化配置方法，在实现储能系统状态自适应调控的同时，降低储能的寿命损耗与系统运行成本。首先，增添重新校准步骤改进扩展卡尔曼滤波算法，同时允许估计器在更新无用时退出更新，确保储能电池状态估算的精度。然后，构建基于价格弹性及行为关联的需求响应模型，通过价格信号与激励费用双重作用优化负荷曲线。最后，构建计及电池寿命损耗成本的混合整数线性规划储能配置模型，采用需求响应模型进行负荷调整并将激励费用计入日内运行成本，基于获取的储能电池实时动态高精度估计结果对电池寿命损耗与放电深度参数及SOC约束上、下限进行自适应精准调整。算例分析结果表明所提储能配置模型较其他模型能够有效降低储能寿命损耗与系统日内运行成本。

关键词：配网自愈协同调控；扩展卡尔曼滤波；需求响应；寿命损耗；储能配置

Optimal Configuration Method for Energy Storage Taking into Account Lifetime Losses and Demand Response

LI Longjie, LI Meng'en, LU Yong, XU Xianfeng, BAI Xinhe, LU Wanqi
(School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China)

Abstract: Aimed at the issue of self-healing and coregulation of distributed energy storage in multi-energy distribution networks under fault, three key aspects are studied, i.e., improving the state estimation accuracy of energy storage batteries, fully utilizing the potential of demand-side load response, and reducing the lifetime losses of energy storage and the system's operation costs. On this basis, an optimal configuration method for energy storage taking into account lifetime losses and demand response is proposed, which can reduce the lifetime losses of energy storage and the system's operation costs while realizing the adaptive regulation of states of the energy storage system. First, a recalibration step is added to improve the extended Kalman filter algorithm, and the estimator is allowed to bypass ineffective updates in the meantime, so as to ensure a precise state estimation of energy storage batteries. Second, a demand response model based on price elasticity and behavioral correlation is constructed to optimize the load curves through a dual-effect of price signals and incentive fees. Finally, a mixed-integer linear programming model for energy storage configuration is developed to incorporate the costs of battery lifetime losses, and a demand response model is used to adjust load while integrating the incentive fees into the daily operation cost. Based on the real-time, dynamic and high-precision estimation results, the approach adaptively refines parameters such as the battery lifetime losses and the depth of discharge, as well as the lower and upper bounds of state-of-charge constraints. The analysis results of a case study demonstrate that compared with other models, the proposed model can significantly reduce the lifetime losses of energy storage and the system's daily operation costs.

收稿日期：2024-12-04；**修回日期**：2025-02-27，2025-04-08；
录用日期：2025-04-24；**网络首发日期**：2025-04-29
基金项目：国家重点研发计划资助项目(2021YFB1600200)；长安大学青年学者学科交叉团队建设资助项目(300104240923)
This work is supported by the National Key R&D Program of China under the grant 2021YFB1600200; Research Funds for the Interdisciplinary Projects, Chang'an University under the grant 300104240923

Keywords: Distribution network self-healing and coregulation; extended Kalman filter; demand response; lifetime loss; energy storage configuration

“双碳”战略驱动下，多元分布式电源DG(distributed generation)高渗透率接入成为新型电力系统的重要特征[1]。然而，强波动性、高电力电子化水平[2]的DG并网显著增加了系统潜在扰动功率，同时导致调频资源匮乏，引发配网故障风险升高与供电可靠性下降等问题[3]。在此背景下，储能系统ESS(energy storage system)凭借毫秒级功率双向调节能力和灵活运行特性[4]，成为提升DG消纳水平、改善电能质量及支撑故障恢复过程中重要负荷供电的重要技术手段[5-6]。

在配网自愈协同调控领域，综合考虑需求响应DR(demand response)及储能系统寿命损耗是确保储能优化配置结果具备实用性的关键[7]。DR可结合负荷需求特性调整提高储能系统的利用效率，寿命损耗模型直接反映储能系统在运行期间的退化特性[8]。当前大多研究围绕DG消纳对储能配置优化方法展开了多维度探索，从运营策略创新、多目标协同及分层规划切入。文献[9]采用经验模态分解EMD(empirical mode decomposition)[10]分解储能目标功率，根据频率特性匹配不同类型的储能设备；文献[11]将环境效益纳入系统优化目标，并引入风光互补性与供电损失率指标评估系统性能；文献[12]构建双层规划模型，上层优化成本，下层保障故障状态下系统的可靠性。然而，文献[9,11-12]未纳入DR机制，使得配置结果难以适应负荷波动，导致用电高峰时段储能出力不足，降低系统鲁棒性[13]。为应对以上挑战，文献[14-16]通过多时间尺度场景建模、自适应加权因子及鲁棒优化方法推进DR机制与储能配置方案的耦合。文献[14]结合历史负荷数据和聚类算法生成典型季节场景与短期负荷场景，并基于用户用电行为构建DR模型；文献[15]提出1种综合考虑多元能源耦合与DR的储能优化方案，引入自适应动态加权因子提升规划场景的灵活性；文献[16]提出考虑源-荷不确定的储能系统鲁棒配置方法，分析DG出力与负荷不确定性对储能配置成本的影响。文献[14-16]虽然在储能配置方案中耦合了包含用户行为分析、多元能源耦合和源-荷不确定性的DR模型，但是仍未充分考虑系统运行中储能寿命损耗问题[17]，导致全生命周期经济性评估存在偏差，制约协同优化方法的实际应用。综上所述，现有储能配置研究仍存在缺陷，亟需兼顾DR与储能系统寿命损耗的解决方案。

针对现有研究未能同时兼顾需求响应与储能寿命损耗的缺陷，本文提出1种计及寿命损耗及需求响应的储能优化配置方法。利用分时电价和用户行为特性构建DR模型，提出基于改进框架的扩展卡尔曼滤波EKF(extended Kalman filter)[18]对储能电池的状态进行精准估算。构建考虑储能寿命损耗成本的储能系统容量配置模型，将储能电池的实时估算结果引入寿命损耗模型中，对储能系统放电深度约束与荷电状态约束上、下限进行自适应调整，从而可以更加全面地评估储能系统的经济性及系统总运行成本。模型采用商业求解器Gurobi求解。

1　电池状态估算及需求响应模型研究

1.1　系统总体框架结构

在配网自愈协同调控的储能优化配置研究中，提升储能电池状态估算精度、充分释放需求响应潜力和降低储能寿命损耗是确保储能系统高效运行的核心环节。通过精准估算储能电池的荷电状态SOC(state-of-charge)与健康状态SOH(state-of-health)，动态调整电池的充放电策略和放电深度约束，在满足系统调控需求的同时延缓电池性能退化，降低寿命损耗成本。需求响应模型引导需求侧负荷动态调整，增强系统在负荷波动情况下的灵活性，提升系统运行的可靠性。储能寿命损耗模型将电池退化的经济影响纳入优化目标，有助于避免过度配置并优化系统全生命周期经济效益。

针对传统EKF在迭代过程中的实际误差远高于估计误差的问题，在迭代过程中增添退出步骤，允许状态估计器在更新无用时退出更新，确保储

能电池实时状态的估算精度。针对基于电价的需求响应模型不确定性高、响应慢等缺点，通过价格信号与激励费用的双重作用优化需求侧负荷曲线。基于放电深度构建电池寿命模型，并将其内嵌到风光火储电力系统的机组组合问题中，构建混合整数线性规划模型。本方法考虑配网故障状态下，储能系统快速放电支撑重要负荷所造成的电池寿命损耗问题，引入储能实时状态估算结果对储能电池 SOC 约束上、下限进行调整，以减少 SOH 较低电池的放电深度，提高储能系统寿命。同时动态更新电池损耗模型参数与放电深度约束参数，使得损耗模型与放电深度能够根据电池的健康状态进行自适应调整。模型运行流程图如图 1 所示。

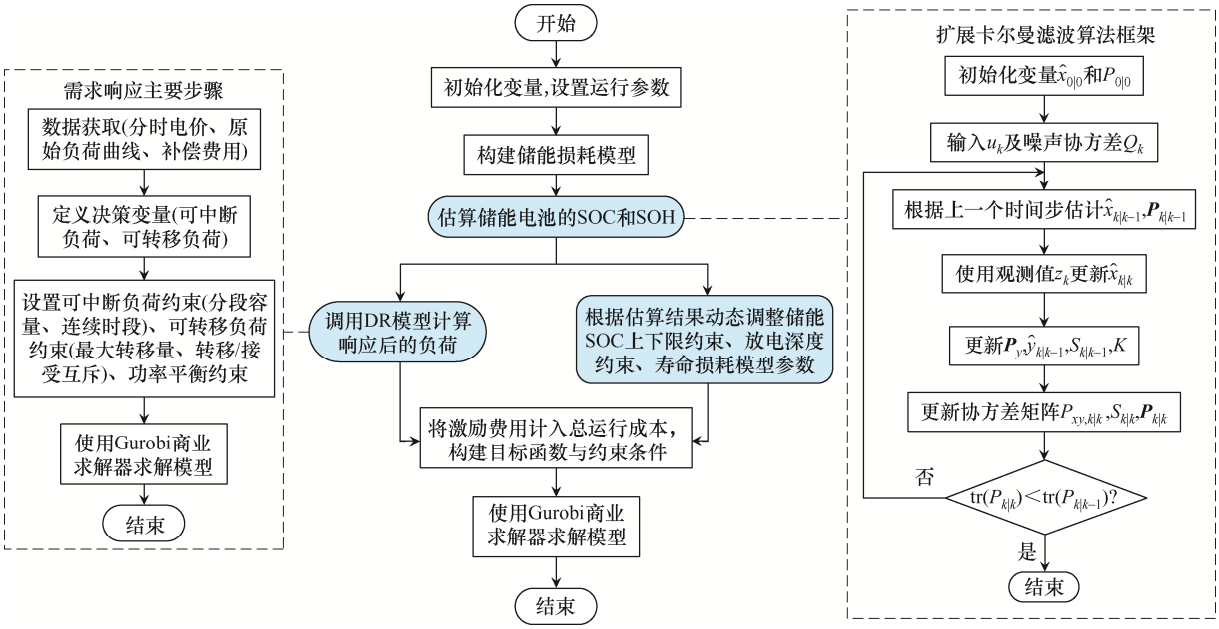


图 1 模型运行流程

Fig. 1 Flow chart of model operation

图 1 中：$\hat{x}$ 为估计状态量；$\boldsymbol{P}$ 为状态协方差矩阵；$\hat{y}$ 为估计观测量；P_{xy} 为状态量与观测量间的协方差；$\boldsymbol{P}_y$ 为估计观测量的协方差矩阵；S 为残差协方差；K 为卡尔曼增益；下标 $k|k-1$ 表征状态更新前的估计值；$k|k$ 表示状态更新后的估计值。

1.2 基于改进扩展卡尔曼滤波的储能电池状态估算方法

在负荷波动和多元能源耦合场景下，引入储能状态估算结果不仅可以动态调整储能系统的充放电上、下限约束，还能作为储能寿命损耗模型的自适应调整因子，使优化模型能够综合考虑电池性能衰减对容量配置的影响。本文改进 EKF 算法对储能电池的状态进行估算，在状态更新后重新估计系统，以更准确地评估卡尔曼增益的实际效果。同时，在框架中添加退出步骤，允许状态估计器在更新无用时退出更新。主要流程如下。

假定 1 个系统具有的动态特性为

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \tag{1}$$

式中：x_k 为系统在时间步长 k 处的真实状态；u_k 为输入；w_k 为过程噪声。

该系统遵循协方差为 Q_k 的零均值多元高斯分布。在前一步中对状态的估计记为 $\hat{x}_{k-1|k-1}$，由于其真实状态未知，因此假设估计误差 $\hat{x}_{k-1|k-1} - x_{k-1}$ 遵循方差为 $P_{k-1|k-1}$ 的零均值多元高斯分布。每次迭代的第 1 步为预测，预测状态记为 $\hat{x}_{k-1|k-1}$；迭代的第 2 步为更新，根据测量值修正预测值，假定状态的测量值为

$$z_k = h(x_k) + v_k \tag{2}$$

式中：z_k 为时间步长 k 处的观测值；$h(x_k)$ 为无噪声情况下的测量值，是 x_k 通过测量函数 $h(\cdot)$ 映射到测

量空间的结果；v_k为遵循零均值多元高斯分布的测量噪声。

$\hat{y}_{k|k-1}$为预测的估计值，假定其误差$\hat{y}_{k|k-1}-h(x_k)$遵循协方差矩阵为$\boldsymbol{P}_{y,k|k-1}$的零均值多元高斯分布。预测值与真实值之间的区别称为测量残差，表达式为$\tilde{y}_k=z_k-\hat{y}_{k|k-1}$。假定测量噪声独立于预测值，则$\tilde{y}_k$的均值为 0，其协方差$S_{k|k-1}$为

$$S_{k|k-1}=\boldsymbol{P}_{y,k|k-1}+R_k \tag{3}$$

式中，R_k为协方差。

进行状态更新估计

$$\hat{x}_{k|k}=\hat{x}_{k|k-1}+K_k\tilde{y}_k \tag{4}$$

式中：K_k为卡尔曼增益；$\hat{x}_{k|k}$为更新状态。$\hat{x}_{k|k}$的协方差为

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=\boldsymbol{P}_{k|k-1}+KS_{k|k-1}K^{\mathrm{T}}-P_{xy,k|k-1}K^{\mathrm{T}}-KP_{xy,k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

使用卡尔曼增益最小化$\boldsymbol{P}_{x,k|k}$的轨迹，通过式(5)求导可知当$K_k=P_{xy,k|k-1}S_{k|k-1}^{-1}$时迹最小，此时$\boldsymbol{P}_{k|k}$的表达式为

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=\boldsymbol{P}_{k|k-1}-KS_{k|k-1}K^{\mathrm{T}} \tag{6}$$

$\hat{x}_{k|k}$和$\boldsymbol{P}_{k|k}$的计算是非线性卡尔曼滤波常规框架每次迭代中的最后 2 步，在更新状态后，P_{xy}、$\boldsymbol{P}_y$、S应当在状态协方差矩阵更新前进行 1 次更新，这一步称为重新校准。P_{xy}、$\boldsymbol{P}_y$、S都是基于$\hat{x}_{k|k}$重新估计的，则对$\boldsymbol{P}_{k|k}$的估计为

$$\boldsymbol{P}_{k|k}=\boldsymbol{P}_{k|k-1}+KS_{k|k}K^{\mathrm{T}}-P_{xy,k|k}K^{\mathrm{T}}-KP_{xy,k|k}^{\mathrm{T}} \tag{7}$$

本文提出的改进型非线性卡尔曼滤波器框架引入“重新校准-回退”机制，在状态更新后基于修正状态重新线性化测量函数，缓解传统框架因预测状态线性化导致的协方差低估及系统性偏差问题。针对高精度传感器发展趋势，所提框架在低测量噪声场景下可降低状态估计误差，提升电池状态估算的适用边界。基于精确协方差估计的快速收敛特性，新框架减少了初始估计的稳定时间，在保证估算精度的同时提升了计算效率。

1.3 基于价格弹性及行为关联的需求响应建模

本文构建基于价格弹性与行为关联相结合的 DR 行为模型，具体模型如下。

1)价格信号的动态引导作用

价格信号通过目标函数中的总购电费用F_1直接作用于用户决策，即

$$F_1=\sum_{t=1}^{T}x_{\mathrm{s}}(t)\cdot P_{\mathrm{mbg}}^{t} \tag{8}$$

式中：T为总时段；$x_{\mathrm{s}}(t)$为 t 时刻的电价；P_{mbg}^{t}为用户在 t 时刻的实际用电量。

在高峰时段设置较高的电价，促使用户主动减少用电或转移负荷至低谷时段；在低谷时段降低电价，激励用户增加用电。价格信号通过经济杠杆调节用户需求，直接降低高峰负荷并平滑负荷曲线。

2)激励费用的补偿调节作用

激励费用通过目标函数中的可中断负荷补偿费用F_2和可转移负荷补偿费用F_3实现，即

$$\begin{cases}F_2=\sum_{m=1}^{M_1}\sum_{t=1}^{T}k_{\mathrm{il}}(m)\cdot P_{\mathrm{il}}(m,t)\\ F_3=\sum_{t=1}^{T}[l(m,t)\cdot S_l^t+q(m,t)\cdot S_q^t]\end{cases} \tag{9}$$

式中：M_1为负荷划分等级，本文M_1=3；$k_{\mathrm{il}}(m)$为第 m 级中断负荷的补偿费用；$P_{\mathrm{il}}(m,t)$为 t 时刻第 m 级的中断负荷；$l(m,t)$为 t 时刻转出的第 m 级负荷的单位补偿费用；$q(m,t)$为 t 时刻转入的第 m 级负荷的单位补偿费用；S_l^t为 t 时刻转出的负荷；S_q^t为 t 时刻转入的负荷。

用户根据补偿费用自愿削减高峰时段的用电量，降低系统峰值压力。激励费用通过补偿用户因参与需求响应而产生的额外成本或不便，降低其实际承担的经济负担，从而减少用户对参与成本的敏感度，促使其调整用电行为。激励费用与价格信号形成互补，进一步释放负荷调节潜力。

3)双重作用的协同优化逻辑

高峰时段的高电价和高补偿费用叠加，通过双重作用激励用户减少高峰时段用电量。用户可根据自身偏好选择响应方式，补偿费用差异化设计兼顾公平性与响应效率。目标函数(F=F_1+F_2+F_3)中的购电成本与激励费用纳入统一优化框架，避免单一调控手段可能导致的成本激增。

约束条件主要包括可中断负荷约束、可转移负

荷约束及功率平衡约束。

可中断负荷包括每级中断负荷的最大允许量约束和连续性中断负荷约束，满足

$$0 \leqslant P_{\mathrm{il}}(m,t) \leqslant c_{\mathrm{il}}(m) \cdot P_{\mathrm{D}}^{t} \tag{10}$$

式中：$c_{\mathrm{il}}(m)$为最大中断负荷比例；P_{D}^{t}为 t 时刻的负荷数据。

设置连续性中断负荷约束，连续任意 2 个时刻内，某级别的中断负荷不得超过总负荷的某个比例，防止负荷频繁启停，减少中断负荷对用户的影响，具体表示为

$$P_{\mathrm{il}}(m,t) + P_{\mathrm{il}}(m,t-1) \leqslant k_{\mathrm{p}} \cdot P_{\mathrm{D}}^{t} \tag{11}$$

式中，k_{p}为中断负荷的占比。

可转移负荷约束包括互斥约束、最大转移量约束和转移总负荷平衡约束。

互斥约束：限制同一时刻负荷只能进行转出或转入其中的 1 种，不能同时进行，即

$$u_{l}^{t} + u_{q}^{t} \leqslant 1 \tag{12}$$

式中，u_{l}^{t}和u_{q}^{t}为 0-1 变量。

最大转移量约束：在每个时刻，转出和转入的负荷量不得超过当前负荷需求的比例，即

$$\begin{cases} S_{l}^{t} \leqslant k_{\mathrm{s}} \cdot u_{l}^{t} \cdot P_{\mathrm{D}}^{t} \\ S_{q}^{t} \leqslant k_{\mathrm{s}} \cdot u_{q}^{t} \cdot P_{\mathrm{D}}^{t} \end{cases} \tag{13}$$

式中，k_{s}为最大转移比例。

转移总负荷平衡约束：确保转出的负荷总和等于转入的负荷总和，保持负荷平衡，即

$$\sum_{t=1}^{T} S_{l}^{t} = \sum_{t=1}^{T} S_{q}^{t} \tag{14}$$

功率平衡约束确保在每个时刻的负荷功率平衡，即

$$P_{\mathrm{D}}^{t} - S_{l}^{t} + S_{q}^{t} - \sum_{m=1}^{M} P_{\mathrm{il}}(m,t) = P_{\mathrm{mbg}}^{t} \tag{15}$$

2 计及寿命损耗的储能配置模型

2.1 基于放电深度的储能电池寿命损耗成本

基于放电深度的寿命模型是将放电深度作为电池寿命折损的关键因素，将其他因素固化、线性化。电池总循环次数和日循环次数决定电池寿命年限，因此选择放电深度和日循环次数作为决策变量，寿命成本可表示为

$$C_{\mathrm{bat}} = \max\left\{\sum_{d=1}^{D}[(K_{\mathrm{N}}^{d} N_{\mathrm{day}} + B_{\mathrm{N}}^{d}) g_{d}^{t}]\right\} \tag{16}$$

式中：D 为分段区间数量；K_{N}^{d}和B_{N}^{d}为在放电深度的第 d 个区间的线性化成本系数；N_{day}为储能的日循环次数；g_{d}^{t}为 0-1 变量，取值为 1 表示储能在 t 时刻的放电深度处于第 d 个放电深度区间内。

2.2 目标函数

模型的目标函数是系统的总运行成本最低，包括配电网交互(购售电)成本、多元能源(风光燃储)运维成本、燃气轮机燃料成本、储能系统寿命损耗成本与负荷激励成本，可表示为

$$\min C_{\mathrm{ope}} = \min(C_{\mathrm{grid}} + C_{\mathrm{om}} + C_{\mathrm{fuel}} + C_{\mathrm{bat}} + C_{\mathrm{st}})$$

$$\begin{cases} C_{\mathrm{grid}} = \sum_{t=1}^{24}[c_{\mathrm{grid}}(t) \cdot P_{\mathrm{buy}}(t) \cdot \Delta t - c_{\mathrm{grid}}(t) \cdot P_{\mathrm{sell}}(t) \cdot \Delta t] \\ C_{\mathrm{om}} = \sum_{W}\sum_{t=1}^{24} c_{\mathrm{om},W} P_{W}(t) \cdot \Delta t \\ C_{\mathrm{fuel}} = \sum_{t=1}^{24} c_{\mathrm{fuel}} P_{\mathrm{G}}(t) \cdot \Delta t \\ C_{\mathrm{st}} = F_{2}^{t} + F_{3} \end{cases} \tag{17}$$

式中：C_{ope}为系统日运行成本；C_{grid}为购售电成本；C_{om}为多元能源单元运维成本；C_{fuel}为火电机组燃料成本；C_{bat}为储能寿命日损耗成本；C_{st}为负荷激励成本；c_{grid}为电网电价；$P_{\mathrm{buy}}(t)$和 $P_{\mathrm{sell}}(t)$分别为第 t 个时段内的购售电功率；$P_{W}(t)$为第 W 种能源单元在 t 时刻的输出功率；$P_{\mathrm{G}}(t)$为微燃机在 t 时刻的输出功率；Δt 为时间步长，本文取 1 h；$c_{\mathrm{om},W}$为第 W 种能源单元的运维成本系数；c_{fuel}为微燃机燃料成本系数。

2.3 约束条件

模型的约束条件主要包括火电机组运行约束、配电网功率交互约束、储能系统约束、电力系统运行约束。

2.3.1 火电机组运行约束

火电机组的灵活性较差，连续出力、爬坡均有一定的限制，需要满足出力上、下限及爬坡速率约束，即

$$P_{G,n}^{\min} \leqslant P_G^{t,n} \leqslant P_{G,n}^{\max} \tag{18}$$

$$P_G^{t-1,n} - P_G^{t,n} \leqslant R_{down}^n U_G^{t,n} + S_{down}^n (U_G^{t-1,n} - U_G^{t,n}) \tag{19}$$

$$P_G^{t,n} - P_G^{t-1,n} \leqslant R_{up}^n U_G^{t-1,n} + S_{up}^n (U_G^{t,n} - U_G^{t-1,n}) \tag{20}$$

式中：$P_G^{t,n}$ 为 t 时刻机组 n 的出力；$P_{G,n}^{\min}$ 和 $P_{G,n}^{\max}$ 分别为火电机组运行时的最小功率和最大功率。$U_G^{t,n}$ 为 t 时刻机组 n 开停机状态的 0-1 变量；R_{down}^n 和 S_{down}^n 分别为机组在运行和预备关停状态时的向下爬坡最大速率；R_{up}^n 和 S_{up}^n 分别为机组运行过程中和预备开机时的向下爬坡最大速率。

2.3.2　配电网功率交互约束

配电网功率交互约束可表示为

$$\begin{cases} 0 \leqslant P_{buy}(t) \leqslant U_{grid}(t) \cdot P_{grid,max} \\ 0 \leqslant P_{sell}(t) \leqslant [1 - U_{grid}(t)] P_{grid,max} \end{cases} \tag{21}$$

式中：$P_{grid,max}$ 为购电功率上限；$U_{grid}(t)$为 0-1 变量，表示 t 时段微网购售电状态变量，1 代表购电。

2.3.3　储能系统约束

储能充放电功率上、下限约束可表示为

$$\begin{cases} 0 \leqslant P_{ch}^t \leqslant P_{bat,max} U_{bat}^t \\ 0 \leqslant P_{dis}^t \leqslant P_{bat,max} (1 - U_{bat}^t) \\ P_{bat,max} = \mu E_{bat,max} \end{cases} \tag{22}$$

式中：P_{ch}^t 和 P_{dis}^t 分别为储能电池的充电和放电功率；U_{bat}^t 为 0-1 变量，取值为 1 时表示电池处于充电状态；μ 为储能功率上限和容量的固定比例系数；$E_{bat,max}$ 为电池储能系统的容量上限。

在故障状态下，储能系统的运行约束调整如下。

(1)放电功率上限需高于正常运行状态，以满足快速响应负荷供电需求；放电功率下限应当设定为支持最低预期负荷的水平，避免储能输出过低导致系统的响应能力下降。

(2)充电功率上限应当降低，以确保正常运行的 DG 可以直接供给负荷；充电功率下限取消，允许储能系统充电功率降至 0，将资源集中于放电支撑。

(3)本文所提的储能配置方法面向配网故障场景下重要负荷的供电保障需求，通过引入预防性 SOC 备用容量约束，确保故障发生时储能系统可快速响应负荷缺额。储能系统需在短时间内大量供电，μ 应当设定为较高值，因此 μ 取 1.0。储能系统充放电量平衡约束可表示为

$$\eta \sum_{t=1}^{24} P_{ch}(t) \cdot \Delta t - \frac{1}{\eta} \sum_{t=1}^{24} P_{dis}(t) \cdot \Delta t = 0 \tag{23}$$

式中，η 为充放电能量效率。

本文将储能系统的实时 SOH 引入约束条件，对系统 SOC 约束进行动态调整，防止 SOH 较低的电池过度充放电，从而降低储能系统的寿命损耗成本。储能系统荷电状态约束可表示为

$$\begin{cases} \mathrm{SOC}_{\min} \leqslant \mathrm{SOC}(t) \leqslant \mathrm{SOC}_{\max} \\ \mathrm{SOC}_{\max} = \min\{\alpha, \alpha \cdot \mathrm{SOH}_{\mathrm{current}}\} \\ \mathrm{SOC}_{\min} = \max\{\beta, \beta \cdot \mathrm{SOH}_{\mathrm{current}}\} \end{cases} \tag{24}$$

式中：$\mathrm{SOH}_{\mathrm{current}}$ 为当前时刻储能电池的 SOH；α 和 β 分别为储能系统的 SOC 上、下限，均为常量，α=0.95，β=0.20。

在优化计算中考虑储能系统的寿命，需要在混合整数线性规划的约束条件中引入基于放电深度的电池寿命模型。该寿命模型需要首先确定任意时刻电池的放电深度及其所处的分段，电池 t 时刻放电深度为

$$x_{DOD}^t = 1 - \mathrm{SOC}(t) \tag{25}$$

本文将当前时刻储能电池的 SOH 引入，作为放电深度自适应调整因子，对设定的放电深度区间上、下限进行动态调整，缩小深度放电的范围。系统放电深度约束可表示为

$$\begin{cases} x_{DOD}^t = \sum_{d=1}^{D} dod_d(t) \\ \sum_{d=1}^{D} \boldsymbol{g}_d(t) = 1 \\ \underline{dod}_d \cdot \boldsymbol{g}_d(t) \cdot \mathrm{SOH}_{\mathrm{current}} \leqslant dod_d(t) \leqslant \\ \qquad \overline{dod}_d \cdot \boldsymbol{g}_d(t) \cdot \mathrm{SOH}_{\mathrm{current}} \end{cases} \tag{26}$$

式中：$dod_d(t)$为第 t 个时段、第 d 个分段的放电深度；$\boldsymbol{g}_d(t)$为 1 个二维矩阵，取值为 1 时，表示 t 时刻储能的放电深度，$dod_d(t)$处于第 d 个分段，且 $x_{DOD}^t = dod_d(t)$，取值为 0 时，$dod_d(t)$=0；$\overline{dod}_d$ 和 $\underline{dod}_d$ 分别为第 d 个分段的放电深度的上、下限。

储能寿命日损耗成本 C_{bat} 的线性化约束可表示为

$$C_{\text{bat}} \geqslant K_{\text{N}}^{d} \cdot \text{SOH}_{\text{current}} \sum_{t=1}^{24} S_{\text{bat}}(t) + B_{\text{N}}^{d} \cdot \text{SOH}_{\text{current}} + [\boldsymbol{g}_{\text{d}}(t) - 1]M \tag{27}$$

式中：M 为一个极大的数(Big-M 法)；$S_{\text{bat}}(t)$为 0-1 变量，取值为 1 时，表示储能在 t 时刻开始充电。

2.3.4 电力系统运行约束

电力系统运行约束可表示为

$$\sum_{n=1}^{N} P_{\text{G}}^{t,n} + P_{\text{dis}}^{t} - P_{\text{ch}}^{t} = P_{\text{D}}^{t} \tag{28}$$

3 算例分析

本文选取某地实际的风电、光伏出力及负荷数据进行研究，如图 2 所示。该地用电需求较为稳定，负荷峰谷值变化较为平缓。风电资源季节性和日内变化较小，出力曲线整体波动较小。光伏出力从清晨开始逐步上升，并在中午左右达到峰值，随后逐渐下降并在傍晚停止，光伏在该地区有较好的日间供电能力。总体而言，该地区风光出力较为平稳但整体出力水平较低，难以完全覆盖负荷需求，需增加储能系统装机容量，优化其供电结构。

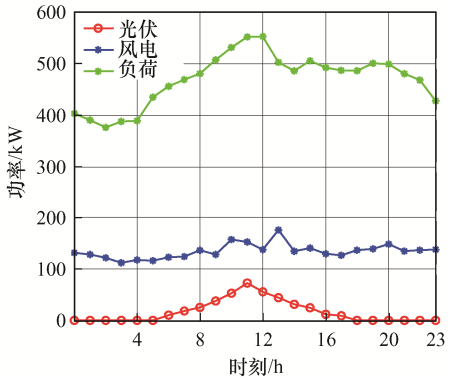


图 2 风光出力及负荷曲线

Fig. 2 Curves of wind-photovoltaic output and load

电池模型来源于文献[19]，包括电压源 OCV、内部电阻 R_1、转移电阻 R_2 和电容器 C_1。主要参数包括 SOC、SOH 及电容器电压 U_C，y_k 为电池的终端电压，输入为充电电流，模型的充电电流为 3 级方波。电池的初始最大容量为 Q_0=1 A·h、R_1=0.08 Ω、R_2=0.05 Ω、$1/(R_2C_1)$=0.08、SOC_0=60%、$U_{C,0}$=0、SOH_0=90%。初始状态协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_0$ 为对角线矩阵，其对角线上的元素分别为 0.04、1×10^{-10}、0.01，初始 SOC 为 80%，初始极化电压为 0，初始健康状态为 100%。

3.1 系统参数设置

本模型的电价设置如下：高峰电价时段为 9:00—11:00 和 19:00—23:00，电价为 1.35 元/kW·h；低谷电价时段为 24:00—8:00 和 12:00—18:00，电价分别为 0.48 元/kW·h 和 0.90 元/kW·h。模型参数设置见表 1。

表 1 模型参数设置

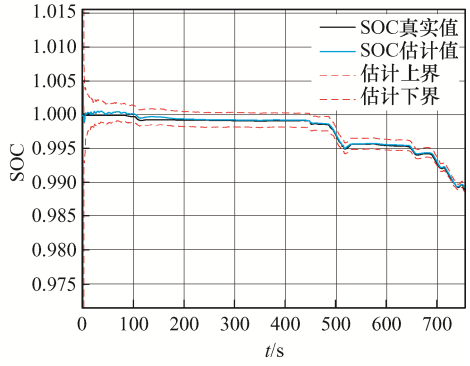
Tab. 1 Setting of model parameters

参数	数值
储能电池的容量上限 $E_{\text{bat,max}}$/(kW·h)	300
风机额定功率/kW	200
光伏额定功率/kW	100
燃气轮机出力上、下限/kW	200、100
最大购售电功率 $P_{\text{grid,max}}$/kW	500
储能单位运维成本/[元·(kW·h)$^{-1}$]	0.009
光伏单位运维成本/(元·kW^{-1})	0.029 6
风机单位运维成本/(元·kW^{-1})	0.009 6
燃气轮机单位运维成本/(元·kW^{-1})	0.059
燃气轮机单位燃料成本/(元·kW^{-1})	0.6
充放电能量效率 η	0.95
储能功率上限和容量的固定比值 μ	1.0

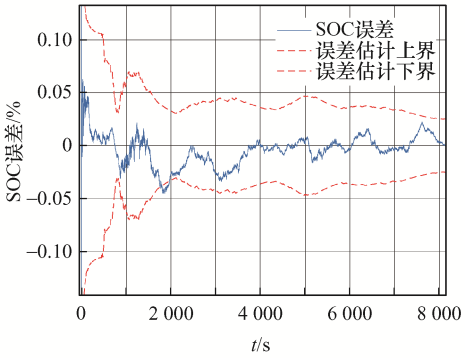
3.2 储能电池状态估算结果

图 3(a)中的 4 条曲线在 0~700 s 内呈现显著差异，若沿用 0~8 000 s 的横坐标范围，曲线之间的相对变化会在全局尺度下被大幅压缩，导致曲线高度重叠、细节特征难以分辨，因此选择调整横坐标范围以凸显局部特征差异，确保图的可读性与结论的清晰传达。

储能电池状态估算结果主要包括 SOC、SOH 及其误差，以及采用新框架的各种卡尔曼滤波算法在不同噪声水平下的状态估计均方根误差。SOC、SOH 的估算结果分别如图 3 和图 4 所示。在初始阶段，真实值和估算值之间存在轻微偏差，随着时间推移，估算值逐渐接近真实值。300 s 后，估算值与真实值几乎重合，表明模型在 SOC 快速变化时依然保持高精度，具备良好的鲁棒性。4 000 s



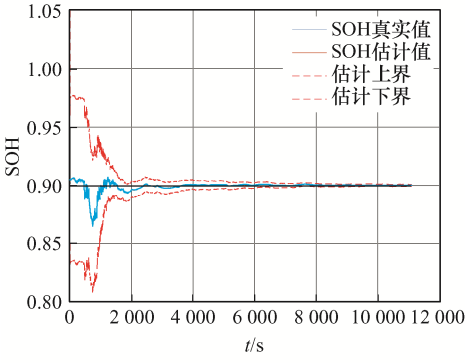
(a) SOC估计值



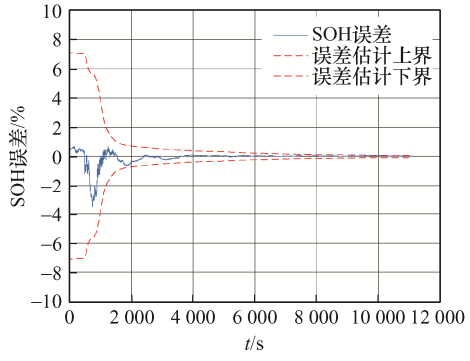
(b) SOC误差

图 3　SOC 及其误差

Fig. 3 SOC and its errors



(a) SOH估计值



(b) SOH误差

图 4　SOH 及其误差

Fig. 4 SOH and its errors

后，SOC、SOH 误差均几乎为 0，表现出良好的收敛性。

储能电池状态估算过程中各项指标误差见表 2，SOC、SOH 的实际均方根误差达到了 1%以下，验证了本文改进的扩展卡尔曼滤波算法的有效性。表 2 中，SOC、SOH 纳入率指的是计算实际使用的数据占总数据范围或估算过程中可用范围的比例，用于衡量电池状态估算所用数据的覆盖度，值较高表示结果较为准确。

表 2　各项指标误差

Tab. 2 Errors in indicators

%

指标	数值
SOC 均方根误差	0.141 35
SOH 均方根误差	0.500 48
SOC 均方根误差估计值	0.124 54
SOH 均方根误差估计值	0.988 80
SOC 纳入率	0.926 76
SOH 纳入率	0.942 81

为验证本文所提新框架在低噪声水平下的有效性，图 5 展示了 EKF、二阶扩展卡尔曼滤波 EKF2 (extended Kalman filter 2)、无迹卡尔曼滤波 UKF (unscented Kalman filter)、容积卡尔曼滤波 CKF (cubature Kalman filter)、迭代扩展卡尔曼滤波 IEKF (iterative extended Kalman filter)在不同噪声水平下的状态估计均方根误差 RMSE(root mean square error)。图中，虚线代表采用旧框架的各类非线性卡尔曼滤波器的误差，实线代表采用新框架的各类

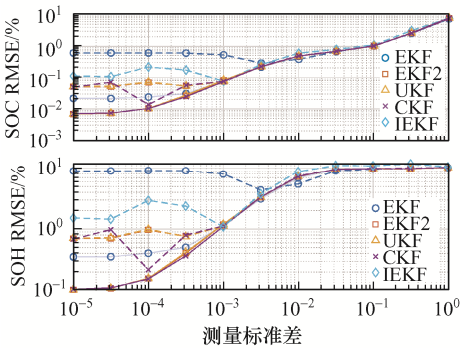


图 5　不同噪声水平下采用新、旧框架的非线性卡尔曼滤波器状态估计均方根误差

Fig. 5 RMSE of state estimation of nonlinear Kalman filter using old and new frameworks under different noise levels

非线性卡尔曼滤波器的误差。

由图 5 可见，所提出的框架显著提升了各类非线性卡尔曼滤波器的精度，测量噪声越小，估算精准度越高。当 2 次测量的标准差均小于 0.01 时，SOC 和 SOH 的 RMSE 均可降低 1~3 个数量级。

3.3 需求响应结果

需求侧负荷响应结果包括可转移负荷响应结果、可中断负荷响应结果及总负荷响应曲线，可转移负荷与可中断负荷的响应结果分别如图 6 和图 7 所示。由图 6 可见，高电价时段负荷转出，负荷转移功率达到 60 kW。由图 7 可见，三级负荷在电价高峰时段完全响应，负荷显著减少，表现出高弹性，其弹性系数约为−1.2；二级负荷在高峰时段也进行了部分削减，但在较低电价时段恢复，其弹性较低，约为−0.6；一级负荷即不可中断的关键负荷在整个时段的功率水平波动很小，不受电价与负荷响应激励的影响。

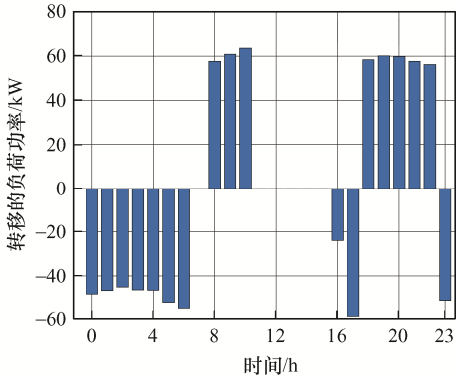


图 6 可转移负荷响应结果

Fig. 6 Transferable load response results

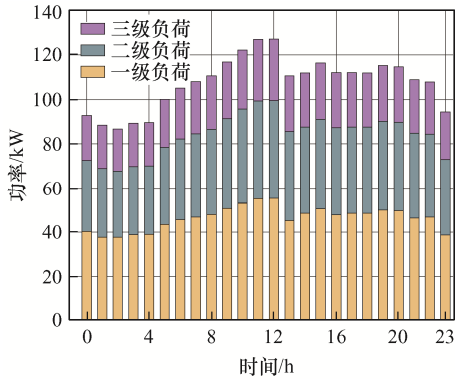


图 7 可中断负荷响应结果

Fig. 7 Interruptible load response results

基于电价的响应结果和基于价格弹性及行为关联的负荷响应结果分别如图 8 和图 9 所示。本文所采用的 DR 模型在响应前的高电价时段负荷约为 550 kW，响应后降至 425 kW，约占此时刻总负荷的 22.7%，整体负荷曲线的波动幅度较大，用户侧的需求响应更加灵活。基于电价的 DR 模型响应后的负荷削减值仅为 25 kW，约占总负荷的 4.5%，用户侧负荷响应的灵活性较低。

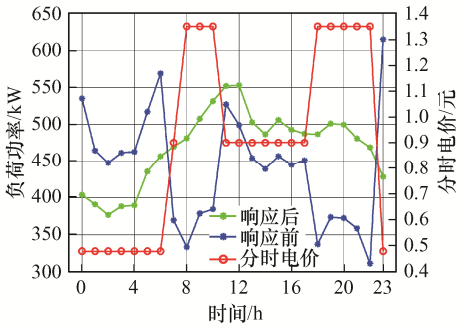


图 8 改善前的负荷响应曲线

Fig. 8 Load response curves before improvement

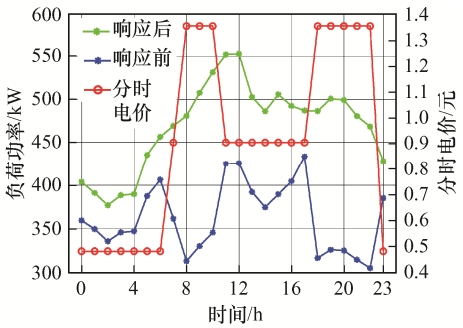


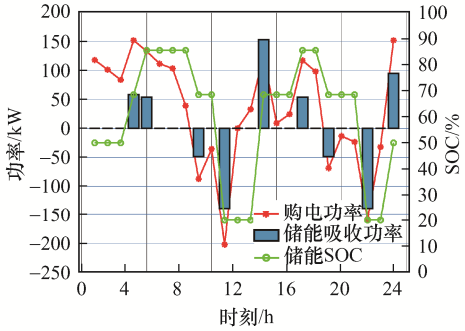
图 9 改善后的负荷响应曲线

Fig. 9 Improved load response curves

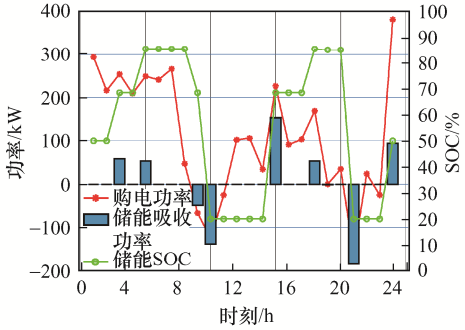
3.4 储能配置结果

储能系统配置结果如图 10 所示。本文对于储能系统充放电状态和充放电次数定义如下。充放电状态指储能系统当前是否处于充电或放电模式，即储能吸收功率为正(充电)或负(放电)的状态。也可用 SOC 变化说明，SOC 上升，储能处于充电状态；SOC 下降，储能处于放电状态。充放电次数指储能系统从充电切换至放电或从放电切换至充电的状态切换次数，即充/放电之间的“状态跃变”次数。

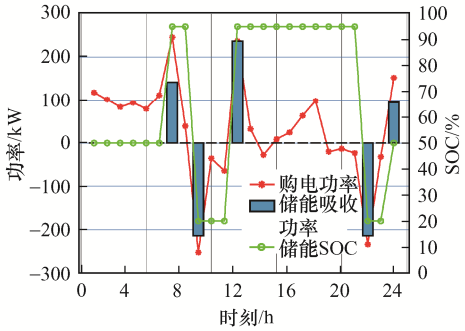
优化后的 SOH、寿命损耗成本及系统日内运行成本与未优化情况的对比数据见表3。图10(a)和(b)情形下的 SOH 显著高于图 10(c)和(d)，表明实时估算能动态优化电池充放电策略，避免过度损耗，从而维持更高的健康状态。同时，引入实时估



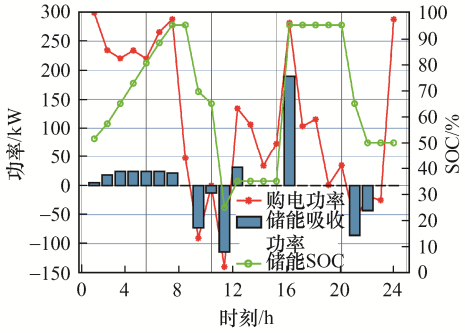
(a)引入实时估算结果且耦合DR模型的结果



(b)引入实时估算结果但未耦合DR模型的结果



(c)未引入实时估算结果但耦合DR模型的结果



(d)未引入实时估算结果且未耦合DR模型的结果

图 10　储能系统吸收功率与 SOC 曲线

Fig. 10 Absorbed power and SOC curves for energy storage system

算结果的单日寿命损耗成本低于未引入实时估算的单日寿命损耗成本，验证了实时估算对延长电池寿命的贡献。图10(a)的系统日内运行成本为3 779.07 元，显著低于其他 3 组对比实验。DR 模型通过需求响应策略优化全局运行经济性，实时估算通过精准的 SOH 动态调整局部策略，二者结合大幅降低了综合成本。

表 3　各组实验数据

Tab. 3 Experimental data for each group

情形	SOH/%	储能单日寿命损耗成本/元	系统日内运行成本/元
图 10(a)	90.3	160.12	3 779.07
图 10(b)	90.3	160.12	4 486.77
图 10(c)	86.8	178.25	3 830.04
图 10(d)	86.8	178.25	4 537.73

图 10(a)中，储能系统在负荷高峰时段成功实现 50%的削峰率，并在低谷时段以稳定的充电功率(50 kW 与 150 kW)进行电能储备。其 SOC 曲线呈现周期性充放电特性：低谷时段 SOC 随充电功率逐步提升，高峰时段则通过平稳放电降低 SOC，从而在削峰的同时，有效避免了过度充放电导致的寿命损耗。图 10(b)~(d)中购电功率均高于图 10(a)且波动较大，同时储能充放电功率较低且波动较大，部分放电功率发生在非高峰时段。

本文计算削峰率的公式如下：削峰率=(原始峰值功率−调整后峰值功率)/原始峰值功率×100%。原始系统在高峰时段的购电功率为 150 kW，储能系统进行功率调节后 1 h 内，购电功率下降了 50 kW，根据上述公式计算可得：(150−100)/150×100%= 33.33%。

本文通过图 10 中 4 组实验的对比，从 2 个方面验证了纳入寿命损耗与需求响应模型的优势。

(1)图 10(a)与图 10(b)~(d)在 SOC 边界控制与深度放电抑制效果方面的对比。图 10(a)和(b)中，SOC 波动上限控制在 85%以下，避免了深度充放电。图 10(c)和(d)中，SOC 上限接近 100%，本文方法通过动态约束 SOC 边界，显著降低了深度充放电引发的寿命损耗。

(2)图 10(a)与图 10(b)~(d)在 SOC 变化率情况上的对比。图 10(d)中，储能系统的 SOC 在 8:00—11:00 之间从 95%左右急剧下降至约 20%，仅用约 3 h 便经历了超过 70%的能量释放，这种快

速放电行为增加了储能系统容量衰减风险。相较而言，图 10(a)中 SOC 变化较为平稳，无论在充电还是放电阶段，其上升与下降速度均明显缓慢，能够有效延缓寿命衰减。

4 结论

本文提出计及寿命损耗及需求响应的储能优化调度方法，采用基于改进框架的 EKF 对储能电池的状态进行估算。提出基于放电深度的寿命损耗模型，将储能电池 SOC 与 SOH 实时估算结果引入储能优化模型中。同时建立基于价格弹性及行为关联的需求响应模型优化需求侧负荷曲线，降低系统运行成本。得到如下结论。

(1)所提框架显著提升了储能电池状态估算的精度，SOC、SOH 的 RMSE 均在 1%以下。测量噪声越小，估算精准度越高，当测量的标准差均小于 0.01 时，估算结果的 RMSE 可降低 1~3 个数量级。

(2)本文提出的DR模型通过价格信号(高峰时段的高电价)和激励费用(高补偿费用)的双重作用，激励用户减少高峰时段用电量，实现负荷优化。用户可根据自身偏好选择响应方式，补偿费用差异化设计兼顾公平性与响应效率。购电成本与激励费用纳入统一优化框架，避免单一调控手段可能导致的成本激增。

(3)将储能电池状态实时估算结果引入优化模型中，以动态调整寿命损耗系数、放电深度及 SOC 约束上、下限，从而使配置方案同步优化储能寿命与经济性，传统方法的固定阈值策略无法适应电池性能衰减，易导致长期运行中效率下降。

参考文献：

[1] 滕贤亮, 谈超, 昌力, 等. 高比例新能源电力系统有功功率与频率控制研究综述及展望[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 12-35.
Teng Xianliang, Tan Chao, Chang Li, et al. Review and prospect of research on active power and frequency control in power system with high proportion of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 12-35. (in Chinese)

[2] 刘仕兵, 武沛池, 喻星, 等. 基于小波包分解的城市轨道交通混合储能容量优化配置研究[J]. 电源学报, 2024, 22(4): 143-151.
Liu Shibing, Wu Peichi, Yu Xing, et al. Research on optimal allocation of hybrid energy storage capacity of urban rail transit based on wavelet packet decomposition [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(4): 143-151. (in Chinese)

[3] 郭辉, 杨华磊, 冯海波, 等. 面向电网电压主动支撑的电池储能系统自治控制方法[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 132-142.
Guo Hui, Yang Hualei, Feng Haibo, et al. Autonomous control method for battery energy storage system oriented to active support of grid voltage [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 132-142. (in Chinese)

[4] 高博, 毛荀, 王峰, 等. 基于相关性分析的微网分布式电源能量管理建模与仿真[J]. 电源学报, 2022, 20(3): 187-195.
Gao Bo, Mao Xun, Wang Feng, et al. Modeling and simulation of energy management for micro-grid distributed generation based on correlation analysis [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(3): 187-195. (in Chinese)

[5] Kazemi M V, Sadati S J, Gholamian S A. Adaptive frequency control of microgrid based on fractional order control and a data-driven control with stability analysis [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 381-392.

[6] 滕孟杰, 陈晨, 赵宇鸿, 等. 不确定风电接入下计及煤电机组深调和储能的电力系统分布鲁棒优化日前调度方法[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3122-3132.
Teng Mengjie, Chen Chen, Zhao Yuhong, et al. Distribution robust optimal day-ahead dispatch method for power systems with uncertain wind power access considering deep peak regulation of coal-fired units and energy storage [J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3122-3132. (in Chinese)

[7] 杨夯, 郭宜果, 李哲. 计及光伏工况的集中式发电场景下储能优化配置[J]. 电源学报, 2024, 22(z1): 116-126.
Yang Hang, Guo Yiguo, Li Zhe, et al. Optimal allocation of energy storage in centralized power generation scenarios considering photovoltaic working conditions [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(z1): 116-126. (in Chinese)

[8] Pulazza G, Zhang Ning, Kang Chongqing, et al. Transmission planning with battery-based energy storage transportation for power systems with high penetration of renewable energy [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(6): 4928-4940.

[9] Gao Mingfei, Han Zhonghe, Zhang Ce, et al. Optimal configuration for regional integrated energy systems with multi-element hybrid energy storage [J]. Energy, 2023, 277: 127672.

[10] Li Ning, Dong Jie, Liu Lingyue, et al. A novel EMD and causal convolutional network integrated with transformer for ultra short-term wind power forecasting [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2023, 154: 109470.

[11] 林莉, 林雨露, 谭惠丹, 等. 计及 SOC 自恢复的混合储能平抑风电功率波动控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(3): 658-671.
Lin Li, Lin Yulu, Tan Huidan, et al. Hybrid energy storage control with soc self-recovery to smooth out wind power fluctuations [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(3): 658-671. (in Chinese)

[12] 李咸善, 詹梓澳, 李飞, 等. 考虑换电需求响应的换电站参与电能量-调频市场竞价策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(8): 207-215.
Li Xianshan, Zhan Ziao, Li Fei, et al. Bidding strategy for battery swapping station participating in electricity energy and frequency regulation market considering demand response of battery swapping [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(8): 207-215. (in Chinese)

[13] 李渊, 郑舒, 陈永华, 等. 计及系统可靠性约束的配电网储能优化配置研究[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(1): 193-202.
Li Yuan, Zheng Shu, Chen Yonghua, et al. Optimization configuration of distribution network energy storage considering system reliability constraints [J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(1): 193-202. (in Chinese)

[14] Wang Haibing, Wang Fengxia, Han Dong, et al. Multi-time scale optimal configuration of user-side energy storage considering demand perception [J]. Renewable Energy, 2024, 237: 121533.

[15] Shen Yu, Hu Wei, Liu Mao, et al. Energy storage optimazation method for microgrid considering multi-energy coupling demand response [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 45: 103521.

[16] 张宏业, 吴杰康, 蔡锦健, 等. 考虑空调负荷和柔性热负荷响应的综合能源系统储能鲁棒优化配置[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2733-2744.
Zhang Hongye, Wu Jiekang, Cai Jinjian, et al. Robust optimal allocation of energy storage in integrated energy system considering demand response of air conditioning load and flexible heating load [J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2733-2744. (in Chinese)

[17] 郭明萱, 穆云飞, 肖迁, 等. 考虑电池寿命损耗的园区综合能源电/热混合储能优化配置[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(13): 66-75.
Guo Mingxuan, Mu Yunfei, Xiao Qian, et al. Optimal configuration of electric/thermal hybrid energy storage for park-level integrated energy system considering battery life loss [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(13): 66-75. (in Chinese)

[18] 李勇, 凌锋, 乔学博, 等. 基于网侧资源协调的自储能柔性互联配电系统日前-日内优化[J]. 电工技术学报, 2024, 39(3): 758-773.
Li Yong, Ling Feng, Qiao Xuebo, et al. Day-ahead and intra-day optimization of flexible interconnected distribution system with self-energy storage based on the grid-side resource coordination [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(3): 758-773. (in Chinese)

[19] Ali Topan P, Ramadan M N, Fathoni G, et al. State of Charge (SOC) and State of Health (SOH) estimation on lithium polymer battery via Kalman filter [C]// 2016 2nd International Conference on Science and Technology-Computer (ICST). Yogyakarta, Indonesia, 2016: 93-96.



李陇杰

作者简介：

李陇杰(1987—)，男，博士，讲师。研究方向：高电压技术。E-mail：lilongjie@chd.edu.cn。

李蒙恩(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：面向分布式储能的配网自愈协同调控技术。E-mail：2023138041@chd.edu.cn。

卢勇(1989—)，男，通信作者，博士，讲师。研究方向：电能质量治理，新能源并网，逆变器建模与控制。E-mail：luyong@chd.edu.cn。

徐先峰(1982—)，男，博士，教授。研究方向：交通能源融合，深度学习算法及应用，智能微电网。E-mail：xxf@chd.edu.cn。

白新禾(2001—)，女，硕士研究生。研究方向：微电网配置。E-mail：1206699629@qq.com。

鲁婉琪(2001—)，女，硕士研究生。研究方向：微电网优化。E-mail：2023238010@chd.edu.cn。

(责任编辑：耿越)