储能XXXX

基于随机MPC与多目标遗传算法的多储能电站调频功率双层优化策略

李翠萍[1]，谷长旭[1]，齐　军[2]，李　晗[2]，任　杰[2]，严干贵[1]，李军徽[1]
（[1]现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室（东北电力大学），吉林省 吉林市 132012；[2]内蒙古电力（集团）有限责任公司电力调度控制分公司 呼和浩特 010020）

摘　要：针对高比例新能源电网中风电场、火电机组与多座储能电站联合调频的功率分配问题，提出一种融合随机模型预测控制和多目标遗传算法的双层分配方法。上层综合考虑各调频资源调频成本和风机动态减载，结合AGC指令的预测及误差信息，采用边界缩进方法处理储能荷电状态机会约束，以应对预测误差对储能荷电状态及调频功率分配的影响；同时，根据储能荷电状态动态调整风机参与调频的程度，完成风-火-储调频功率的分配；下层根据预测时域内各储能电站荷电状态接近运行边界的程度构建自适应权重，并将其引入SOC均衡目标函数，增强对边界风险较高电站的调节作用；以调频成本最低和加权SOC均衡为优化目标，采用多目标遗传算法求取帕累托解集，并结合自适应权重计算综合评价值以选取最优解，形成兼顾成本与SOC状态的储能电站差异化功率指令。仿真结果表明，所提策略能够在保障调频经济性的前提下，显著降低储能整体SOC越界风险、减少风机减载量，并有效均衡各储能电站的SOC，提升系统持续调频能力。

关键词：随机模型预测控制；多元资源协同；多目标遗传算法；二次调频；均衡控制
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0659
中图分类号：TM 73　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-13

Bi-Level Optimization Strategy for Frequency-Regulation Power Allocation Among Multiple Energy Storage Power Stations Based on Stochastic MPC and a Multi-Objective Genetic Algorithm

LI Junhui[1], GU Changxu[1], QI Jun[2], LI Han[2], REN Jie[2], YAN GanguiLI[1], Junhui [1]
([1]Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China; [2]Branch of Power Dispatching Control Inner Mongolia Power (Group) Co. Ltd Hohhot 010020 China)

Abstract: A bi-level allocation method integrating stochastic model predictive control (SMPC) with a multi-objective genetic algorithm (MOGA) is developed for power allocation among wind farms, thermal power units, and multiple energy storage power stations participating in coordinated frequency regulation in power grids with a high penetration of renewable energy.

收稿日期：2026-07-28；修改稿日期：2026-10-15。
基金项目：内蒙古自治区科学技术厅揭榜挂帅项目（2022JBGS0044）
第一作者：李翠萍（1982—），女，博士，副教授，研究方向为储能技术在电力系统中的应用，E-mail：licuipingabc@163.com；通信作者：李军徽，教授，研究方向为新能源发电联网运行关键技术和储能技术的应用，E-mail：lijunhui@neepu.edu.cn。
引用本文：李翠萍, 谷长旭, 齐军, 等. 基于随机MPC与多目标遗传算法的多储能电站调频功率双层优化策略[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-13.
Citation：LI Junhui, GU Changxu, QI Jun, et al. Bi-Level Optimization Strategy for Frequency-Regulation Power Allocation Among Multiple Energy Storage Power Stations Based on Stochastic MPC and a Multi-Objective Genetic Algorithm[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-13.

The upper layer considers the frequency-regulation costs of different regulation resources and dynamic wind-turbine deloading. It combines automatic generation control (AGC) command forecasts with forecast-error information and applies a boundary-tightening method to handle chance constraints on the state of charge (SOC) of energy storage, thereby addressing the effects of forecast errors on storage SOC and frequency-regulation power allocation. Meanwhile, the participation level of wind turbines in frequency regulation is dynamically adjusted according to the SOC of the energy storage system, and the frequency-regulation power among wind power, thermal power, and energy storage is allocated. In the lower layer, adaptive weights are constructed according to the extent to which the predicted SOC of each energy storage power station approaches its operating boundaries over the prediction horizon. The adaptive weights are incorporated into the SOC-balancing objective function to strengthen the regulation of power stations exposed to higher boundary risks. With frequency-regulation cost minimization and weighted SOC balancing as the optimization objectives, MOGA is used to obtain a Pareto solution set. The optimal solution is then selected from the solution set by calculating a comprehensive evaluation value based on the adaptive weights, thereby realizing optimized frequency-regulation power allocation among the energy storage power stations. Simulation results show that the proposed strategy significantly reduces the overall SOC boundary-violation risk of energy storage and wind-turbine deloading while maintaining the economic performance of frequency regulation, and effectively improves SOC balance among the energy storage power stations, thereby enhancing the sustained frequency regulation capability of the system.

Keywords: stochastic model predictive control; multi-resource coordination; multi-objective genetic algorithm; secondary frequency regulation; Balancing Control

随着“双碳”目标的持续推进，新能源渗透率不断提高，其出力随机性与波动性加剧了系统调频压力[1-3]。传统火电受爬坡能力和机械磨损限制，难以独立承担调频任务[4-5]。而储能凭借其快速、双向调节能力成为重要的二次调频资源[6-7]。

围绕火电与储能协同参与调频，国内外学者已开展了较为广泛的研究。文献[8]采用集合经验模态分解处理AGC指令，并结合多目标遗传算法完成火储间及储能内部的功率分配。文献[9]利用麻雀搜索算法整定VMD参数，改善调频性能并降低火电机组磨损。文献[10]基于MPC分解ACE信号，并结合SOC滚动优化火储出力及储能自恢复过程。上述研究发挥了火储互补优势并兼顾SOC恢复，但现有调频策略主要围绕火电与储能展开。当储能SOC裕度不足或尚未恢复时，调频任务仍更多由火电承担，系统持续调频能力受到影响。

为进一步拓展系统调频资源，风电场参与调频逐渐成为研究热点，并形成了较为丰富的研究成果。文献[11]提出考虑风速分区与储能荷电状态的二维动态减载策略，兼顾调频效果和风能利用率。文献[12]针对中高风速下风电场参与二次调频的场景，通过模型预测控制提升了风储联合系统对AGC指令的响应精度。文献[13]建立了含新能源动态减载机制的调频指令双层分配模型，在维持储能SOC和降低弃风率方面取得了效果。上述研究表明，风电场参与二次调频已具备技术基础。但其通常需通过减载预留有功备用，易造成弃风损失，不宜常态化参与二次调频。因此，风电更适合作为按需调用的灵活调频资源，在短时高强度需求或储能SOC风险升高时动态减载，以补充调频能力并减少常规工况下的弃风损失。

风电场参与调频后，风、火、储协同运行需兼顾火电爬坡、储能SOC和风电减载等多重约束。模型预测控制能够有效处理上述多约束条件下的优化问题，并利用预测时域内的AGC信息进行滚动优化，提高功率分配的前瞻性；进一步采用随机模

型预测控制计及预测误差，增强策略对不确定工况的适应能力。

围绕多座储能电站联合调频的功率分配问题，相关研究已展开了广泛探索。文献[14]提出计及调频成本和SOC恢复的双层优化策略，上层结合调频成本和抗拒系数分配功率，下层利用SOC权重促进各储能单元SOC恢复。文献[15]进一步引入SOH与抗拒系数，优先恢复SOH较高储能单元的SOC。文献[16]针对多储能电站调频成本差异与单元群效率问题设计双层策略，上层引入SOC与SOH抗拒系数优化调频成本，下层利用单元群效率模型实现损耗最小化与SOC均衡。文献[17]通过分布式方法协调各储能单元的充放电出力，实现对电压和频率偏差的协同调节。文献[18]构建计及充放电转换状态与功率约束的储能电站调频功率分配方法，动态调整充放电单元分组及参与数量，降低调频成本并提升储能持续响应能力。上述研究已兼顾调频经济性与SOC恢复，但不同运行状态下两类目标的侧重应动态调整。随着部分储能电站SOC接近运行边界，其调频裕度下降、持续调频风险上升。因此，应以各电站SOC接近边界的程度表征运行风险，并据此调整经济性与SOC均衡目标的优化偏好，以进一步提升调频经济性与持续调频能力。

针对现有研究的不足，本文提出一种基于随机MPC与多目标遗传算法的双层优化策略。上层利用随机MPC协调风、火、储调频，并引入风机调频因子，实现风电按需灵活参与调频。下层提出基于自适应权重的多储能电站间功率分配策略，根据上层下发的储能总功率指令预测各电站SOC轨迹，据此动态调整调频成本与SOC均衡目标的权重，提升不同运行状态下的调频经济性与持续调频能力。

1 调频功率双层优化分配策略

针对高比例新能源电网中多调频资源的协同控制问题，本文提出的双层优化策略包括系统分配层和场站分配层，其控制框架如图1所示。在系统分配层，区域调度中心根据系统频率偏差和联络线交换功率偏差形成区域控制偏差，并经AGC控制环节生成区域总调频功率指令，该指令由参与二次调频的各类调频资源共同承担，其功率平衡关系为：

$$P_{\mathrm{AGC}}(t)=P_{\mathrm{G}}(t)+P_{\mathrm{W}}(t)+P_{\mathrm{B}}(t) \tag{1}$$

式中，$P_{\mathrm{AGC}}(t)$，$P_G(t)$，$P_W(t)$，$P_B(t)$分别为t时刻区域总调频功率、火电机组承担的总调频指令、风电场承担的总调频指令、储能承担的总调频指令。

在储能场站分配层，系统层分配所得的储能总调频功率进一步分配至区域内各储能电站，即

$$P_{\mathrm{B}}(t)=\sum_{i=1}^{I}P_{\mathrm{B},i}(t) \tag{2}$$

式中，I为参与调频的储能电站数量；$P_{\mathrm{B},i}(t)$为第i座储能电站在t时刻承担的调频功率。

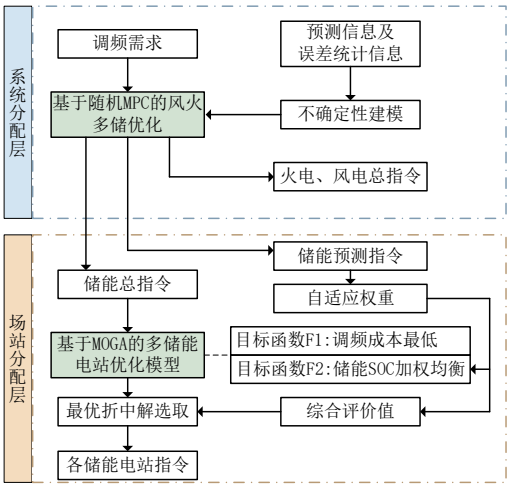


图1 风—火—多储联合调频双层控制框架

Fig. 1 Bi-level control framework for wind-thermal-multi-storage coordinated frequency regulation

2 系统分配层设计

储能调频能力受SOC限制，当SOC接近运行边界时，系统调频能力下降。风电场可通过动态减载成为灵活调频资源，在储能SOC不足时弥补系统调频能力的缺口。为此，根据储能SOC构建风机调频因子，使风电的参与程度随储能运行状态动态调整。此外，利用AGC预测指令可提前规划火储出力，从而延缓SOC逼近运行边界，在增强系统调频能力的同时减少风机参与调频的程度，进而降低弃风量。最后，考虑到AGC预测误差对储能SOC演化过程的影响，首先根据历史预测误差统计特征生成典型误差场景，并进一步利用场景内残余误差构建SOC风险约束，最终形成考虑预测不确定性的随机MPC系统分配模型。

2.1 AGC指令不确定性建模

AGC预测值与实际值之间存在误差，该误差

会改变储能实际承担的功率，并通过储能充放电过程的时间累积影响SOC轨迹，进而影响储能实际调频能力。AGC指令的实际值可表示为：

$$P_{\mathrm{AGC}}(t) = P_{\mathrm{AGC}}^{pre}(t) + e(t) \tag{3}$$

式中：$P_{\mathrm{AGC}}(t)$为AGC指令实际值；$P_{AGC}^{pre}(t)$为预测值，$e(t)$为预测误差。

本文将AGC预测误差作为随机扰动变量。基于历史AGC预测误差数据，统计得到误差序列的均值、标准差及时间相关特征，并采用一阶自回归模型描述预测误差相邻时刻之间的相关性。在此基础上，将原始预测误差近似描述为具有时间相关性的正态随机过程。基于上述统计特征，通过蒙特卡洛模拟生成大量预测误差轨迹，每条误差轨迹表示预测时域内各时刻预测误差的连续变化过程。然而，如果将所有轨迹纳入优化模型，将显著增加求解负担。于是经聚类提取S个典型场景，以此在保留误差分布主要特征的同时有效降低计算负担。场景s的发生概率π_s由其包含轨迹数占总轨迹数的比例确定，各场景概率之和为1。

虽然典型误差场景能够描述簇内误差轨迹的主要变化趋势，但同一场景内不同样本仍存在偏差，这部分未表达的残余不确定性仍可能影响储能SOC轨迹。为进一步刻画典型场景未覆盖的不确定性，本文定义簇内实际误差轨迹与对应典型场景之间的差值为残余误差。

$$\xi_{s,k}^{(j)} = e_{s,k}^{(j)} - e_{s,k} \tag{4}$$

式中，$\xi_{s,k}^{(j)}$、$e_{s,k}^{(j)}$分别为簇s内第j条轨迹在预测时刻k的残余误差值和AGC预测误差值；$e_{s,k}$为第s个典型场景在预测时刻k的误差值。

残余误差并非完全由储能承担。实际运行过程中，风电、火电和储能根据各自调频能力共同响应AGC调节需求，因此残余误差需要按照当前时刻各调频资源的可用调频能力进行分配。

$$\xi_{B,s,k}^{(j)} = \beta_B(t)\xi_{s,k}^{(j)} \tag{5}$$

$$\beta_B(t) = \frac{R_B(t)}{R_B(t) + R_G(t) + R_W(t)} \tag{6}$$

式中，$\xi_{B,s,k}^{(j)}$为储能在簇s内第j条轨迹中预测时刻k承担的残余误差；$\beta_B(t)$为当前时刻t的储能误差分担系数；$R_B(t)$、$R_G(t)$、$R_W(t)$分别是当前时刻t的储能、火电和风电的可用调频能力，其具体计算方法见附录A。

储能承担的残余误差会改变储能SOC状态。由于储能充电和放电过程存在不同的能量转换效率，需要根据残余误差的正负方向分别进行SOC偏移计算，并计算出残余误差导致的储能SOC偏移量。

$$\xi'^{(j)}_{\mathrm{B},s,k} = \begin{cases} \xi_{\mathrm{B},s,k}^{(j)}/\eta^{d}, & \xi_{\mathrm{B},s,k}^{(j)} > 0 \\ \xi_{\mathrm{B},s,k}^{(j)}\eta^{c}, & \xi_{\mathrm{B},s,k}^{(j)} \leqslant 0 \end{cases} \tag{7}$$

$$\Delta\mathrm{SOC}_{s,k}^{(j)} = \sum_{i=1}^{k} \frac{\xi'^{(j)}_{\mathrm{B},s,i}\Delta t}{E_N} \tag{8}$$

式中，$\Delta\mathrm{SOC}_{s,k}^{(j)}$是簇$s$内第$j$条轨迹中预测时刻$k$的储能SOC偏移量；$\eta^{c}$、$\eta^{d}$分别是储能总充、放电效率。

由于$\Delta\mathrm{SOC}_{s,k}^{(j)}$表示簇内随机轨迹相对于典型场景引起的SOC偏移量，因此预测时刻k的实际SOC可表示为：

$$\mathrm{SOC}_{s,k}^{(j)} = \mathrm{SOC}_{s,k}^{0} + \Delta\mathrm{SOC}_{s,k}^{(j)} \tag{9}$$

式中，$\mathrm{SOC}_{s,k}^{0}$为基于典型误差场景优化得到的名义SOC。

由于簇内不同随机误差轨迹对应不同的SOC偏移量，因此预测时刻储能SOC具有随机性。若要求在所有误差轨迹下SOC均不越界，所得边界将过于保守，过度压缩储能的可用容量。为此，本文引入机会约束来处理典型场景未能覆盖的残余不确定性，从而在保守性与经济性之间取得平衡：

$$P\left\{\mathrm{SOC}^{\min} \leqslant \mathrm{SOC}_{s,k} \leqslant \mathrm{SOC}^{\max}\right\} \geqslant 1 - \varepsilon \tag{10}$$

式中，$\mathrm{SOC}_{s,k}$表示考虑随机误差影响后场景s下第k个预测时刻的储能SOC随机变量，ε为允许的越界概率。该机会约束表示在随机误差影响下，储能SOC满足运行边界约束的概率要求。本文取$\varepsilon = 0.05$，即以5%的允许越界风险作为SOC安全约束指标。

为将随机误差导致的SOC不确定性纳入优化模型，本文采用边界缩进方法对机会约束进行近似转化，通过预留安全裕度实现对SOC越界风险的约束。

本文未针对SOC上下限设置不同风险偏好，为避免人为偏向某一方向，采用上下边界风险平均分配原则，即：

$$\varepsilon_l = \varepsilon_u = \frac{\varepsilon}{2} \tag{11}$$

式中，ε_l和ε_u分别表示SOC低于下限和超过上限的风险概率。根据蒙特卡洛样本获得的SOC偏移量经验分布，分别计算对应风险水平下的边界缩进量：

$$\Delta SOC_{s,k}^{low} = Q_{\varepsilon_l}(\Delta SOC_{s,k}) \tag{12}$$

$$\Delta SOC_{s,k}^{up} = Q_{1-\varepsilon_u}(\Delta SOC_{s,k}) \tag{13}$$

式中，$Q_p(\cdot)$表示基于蒙特卡洛样本构造的经验分位数函数，p表示对应的分位概率水平。

因此，原机会约束可近似转化为：

$$SOC_{s,k}^{0} + \Delta SOC_{s,k}^{low} \geqslant SOC^{min} \tag{14}$$

$$SOC_{s,k}^{0} + \Delta SOC_{s,k}^{up} \leqslant SOC^{max} \tag{15}$$

上述缩进边界将作为确定性约束嵌入后续SMPC优化模型中，使各典型场景下的储能荷电状态被限制在缩进后的安全边界内，从而为预测误差引起的荷电状态波动预留安全裕度。

2.2 基于随机MPC的调频功率分配

基于上节生成的典型场景及机会约束，在每个控制周期求解如下随机优化模型，本文采用场景驱动的随机MPC框架，未来场景对应的预测控制序列用于评估不同不确定轨迹下的状态演化，实际执行控制量仅采用当前时刻优化结果。

在场景驱动的随机MPC框架下，利用AGC预测误差场景刻画未来调频指令的不确定性。风、火、储调频功率指令作为优化控制变量；其中，储能调频功率通过SOC状态方程决定预测时域内的SOC演化轨迹，受随机误差影响后的SOC轨迹被作为随机预测状态变量。基于蒙特卡洛生成的误差场景，计算残余误差引起的SOC偏移量样本，并利用其经验分位数确定SOC边界缩进量，从而将原SOC安全边界向内收缩后，作为随机MPC优化过程中的状态约束。因此，簇内残余随机误差场景并不直接参与控制变量优化，而是通过压缩SOC安全裕度来约束储能运行状态。

目标函数如下：

$$\min C_G(t) + C_B(t) + \alpha_0(t)C_W(t) + \sum_{s=1}^{S}\pi_s\sum_{k=1}^{K}C_{G,s}(t+k|t) + C_{B,s}(t+k|t) + \alpha_{s,k}(t)C_{W,s}(t+k|t) \tag{16}$$

式中，$C_{G,s}(t+k|t)$、$C_{B,s}(t+k|t)$、$C_{W,s}(t+k|t)$分别为场景s下火电机组、储能电站和风电场在预测时刻$t+k$的调频成本；$\alpha_{s,k}(t)$为场景s下第k个预测时刻的风机调频因子；$C_G(t)$、$C_B(t)$、$C_W(t)$分别为火电机组、储能电站和风电场在当前时刻t的调频成本，当前时刻t的AGC指令为已知量，对应的风、火、储控制变量在各典型场景下保持一致；$\alpha_0(t)$为当前时刻t的风机调频因子。

为使风电在常规工况下尽量减少减载，并在储能荷电状态越限风险升高时补充系统调频能力，引入随储能荷电状态自适应变化的风机调频因子。当储能荷电状态下降至较低水平时，该因子相应减小，从而降低风机调频的等效成本，促使风电机组通过减载提供额外的向上调频容量。本文采用双曲正切函数表示。

$$\alpha_{s,k}(t) = \begin{cases} 1 & 0.5 \leqslant SOC_{s,k}(t) < 0.9 \\ \frac{1}{2}\left[1 + \tanh\left(2n\beta_{s,k}(t) - n\right)\right] & 0.1 < SOC_{s,k}(t) < 0.5 \end{cases} \tag{17}$$

$$\beta_{s,k}(t) = \frac{SOC_{s,k}(t) - 0.1}{0.5 - 0.1} \tag{18}$$

式中，n为双曲正切函数的陡度系数，控制风机调频因子随SOC下降的变化速率。文献[19]通过对比不同值下的曲线形态，将n取为3，本文沿用该取值。

需要说明的是，风机调频因子依赖储能荷电状态，而预测时域内储能SOC轨迹为待求状态变量，无法在当前周期求解前直接获得。因此，本文采用一步延迟的更新方式：当前控制周期的风机调频因子依据上一滚动周期所得的各典型场景预测时域SOC轨迹计算，并在当前周期内作为固定参数参与优化。由于相邻控制周期间隔较短，储能SOC不会发生突变，且MPC每轮均以实测SOC重新初始化并实施反馈校正，减少因子更新造成的误差。

储能SOC在预测时域内的演化取决于各时刻的充放电功率。储能SOC的递推关系如下：

$$\begin{cases} SOC_{s,k+1}(t) = SOC_{s,k}(t) + \Delta SOC_{s,k}(t) \\ \Delta SOC_{s,k}(t) = \dfrac{P_{B,s}^{c}(t+k|t)\eta^{c} - P_{B,s}^{d}(t+k|t)/\eta^{d}}{E_N}\Delta t \end{cases} \tag{19}$$

式中，$SOC_{s,k+1}(t)$与等效充、放电效率η^c、η^d均由下层各储能电站对应参数按额定容量加权计算得到。由于各储能电站充、放电效率存在差异，采用等效效率进行SOC递推会引入一定近似误差，但该误差总体较小。结合前述滚动优化机制，每个控制周期均以下层反馈的各储能电站实际SOC重新计算等效SOC初值，因此该误差不会持续累积。

系统层的约束条件除上文提到的功率平衡约束与机会约束外，还包括火电机组出力上下限约束及爬坡约束，风电场出力上下限约束，储能功率约束与容量上下限约束，上述约束的具体表达式见附录。

其中，储能总出力上下限约束由下层反馈获得，并随各储能电站SOC状态动态更新。当部分电站SOC接近边界时，其放电或充电能力受限，储能总功率上限相应缩减，具体表达式如下：

$$\begin{cases} -P_{\mathrm{B}}^{\mathrm{ch,max}}(t) \leqslant P_{\mathrm{B,s}}(t+k|t) \leqslant P_{\mathrm{B}}^{\mathrm{dis,max}}(t) \\ P_B^{dis,\max}(t) = \sum_{i=1}^{I} P_{i,N} u_i^{dis}(t) \\ P_B^{ch,\max}(t) = \sum_{i=1}^{I} P_{i,N} u_i^{ch}(t) \end{cases} \tag{20}$$

式中，$P_B^{dis,max}(t)$、$P_B^{ch,max}(t)$分别为t时刻储能总放电、充电功率上限；$P_{i,N}$为电站i的额定功率；$u_i^{dis}(t)$、$u_i^{ch}(t)$为0-1变量，其中$u_i^{dis}(t)=0$代表储能电站i在t时刻SOC耗尽，无法放电；$u_i^{ch}(t)=0$表示电站i无法充电。系统分配层的控制流程如图2所示。

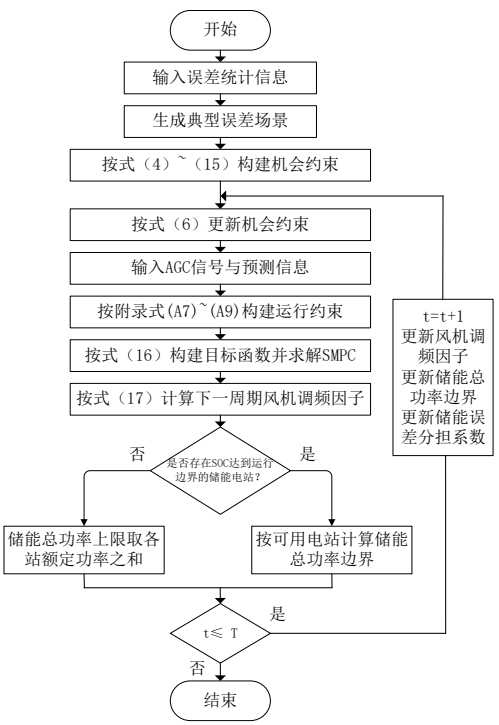


图2 系统分配层策略流程

Fig. 2 Strategy flowchart of the system allocation layer

3 场站分配层设计

场站分配层接收上层下发的储能总功率，以调频成本最低和SOC均衡为目标，采用多目标遗传算法求解各电站的功率指令。同时，基于上层的预测时域SOC轨迹动态调整两项目标的权重系数，以适应系统工况变化。

3.1 目标函数及约束条件

储能电站参与二次调频时，其运行成本主要包括充放电能量损耗和循环寿命折损两部分。能量损耗成本与充放电功率及充放电效率有关，寿命折损成本则与吞吐电量及电池循环特性相关。

对于储能电站i，t时刻的能量损耗成本和寿命折损成本分别表示为：

$$C_i^{\mathrm{loss}}(t) = \begin{cases} c_{\mathrm{e}} \cdot \Delta t \cdot P_{\mathrm{B},i}^{\mathrm{d}}(t) \cdot \left(\dfrac{1}{\eta_i^{\mathrm{d}}} - 1\right) & P_{\mathrm{B}}(t) \geqslant 0 \\ c_{\mathrm{e}} \cdot \Delta t \cdot P_{\mathrm{B},i}^{\mathrm{c}}(t) \cdot \left(1 - \eta_i^{\mathrm{c}}\right) & P_{\mathrm{B}}(t) < 0 \end{cases} \tag{21}$$

$$C_i^{\mathrm{life}}(t) = \begin{cases} \dfrac{C_{p,i} P_{i,N} P_{\mathrm{B},i}^{d}(t) \Delta t}{2 N_{0,i} E_{i,N} \eta_i^{d}} & P_{\mathrm{B}}(t) \geqslant 0 \\ \dfrac{C_{p,i} P_{i,N} P_{\mathrm{B},i}^{c}(t) \Delta t \eta_i^{c}}{2 N_{0,i} E_{i,N}} & P_{\mathrm{B}}(t) < 0 \end{cases} \tag{22}$$

式中，$C_i^{loss}(t)$为第i座储能电站t时刻因能量转换损失产生的费用，$C_i^{life}(t)$为电池循环使用造成的寿命成本；$C_{p,i}$、$P_{i,N}$、$E_{i,N}$分别为电站i的单位功率成本、额定功率和额定容量；其充、放电效率记为η_i^c和η_i^d，对应充放功率分别为$P_i^c(t)$和$P_i^d(t)$。其余参数中，c_e为上网电价，$N_{0,i}$为额定放电深度下的最大循环次数，Δt为调度步长。

储能电站i的调频成本为：

$$C_i(t) = C_i^{\mathrm{loss}}(t) + C_i^{\mathrm{life}}(t) \tag{23}$$

设区域内共有I座储能电站，则经济性目标为各电站调频成本之和最小，即：

$$\min F_1(t) = \sum_{i=1}^{I} C_i(t) \tag{24}$$

为避免部分储能电站因经济性优势被过度调用而导致SOC越限，从而降低双向调频能力，引入SOC均衡目标。

$$F_2'(t) = \sum_{i=1}^{I} [\mathrm{SOC}_i(t) - \mathrm{SOC}_{mean}(t-1)]^2 \tag{25}$$

$$\mathrm{SOC}_{\mathrm{mean}}(t-1) = \frac{\sum_{i=1}^{I} \mathrm{SOC}_i(t-1)}{I} \tag{26}$$

SOC均衡目标采用各电站SOC与平均值的偏差平方和，对高于均值和低于均值的偏差施加对称惩罚。然而在实际运行中，SOC逼近边界的电站相比SOC处于中间区域的电站具有更高的调频风险。因此，引入随SOC变化的权重系数，使SOC越靠近边界的电站获得越大的优化权重，从而引导其在分配中优先向均值恢复。

首先，将上层生成的各典型场景下预测时域内的储能总功率指令按各电站额定容量比例进行预分

配，得到预测时域内各场景下各个电站的SOC轨迹。对每个储能电站，计算其SOC在预测时域内偏离理想值的最大偏差：

$$\Delta \mathrm{SOC}_{bias,i}^{\max}(t)=\max_{s=1,\cdots,S;\,k=1,\cdots,K}\left|\mathrm{SOC}_{i,s}(t+k|t)-\mathrm{SOC}^{\mathrm{ref}}\right| \tag{27}$$

$\Delta \mathrm{SOC}_{bias,i}^{max}(t)$反映了电站$i$在预测时段内可能面临的最严重SOC越限风险。基于该风险指标，定义电站i的均衡权重系数：

$$\sigma_i(t)=0.5[1+\tanh(2n\beta_i-n)] \tag{28}$$

$$\beta_i=\frac{\Delta \mathrm{SOC}_{bias,i}^{\max}}{\mathrm{SOC}_{ref}-\mathrm{SOC}_{\min}} \tag{29}$$

最终，由自适应权重修正后的目标函数如下所示：

$$F_2(t)=\sum_{i=1}^{I}\sigma_i(t)[\mathrm{SOC}_i(t)-\mathrm{SOC}_{mean}(t-1)]^2 \tag{30}$$

场站层约束条件包括功率平衡约束、容量上下限约束以及功率约束，具体见附录。

3.2 多目标遗传算法求解

场站层同时优化调频成本与SOC均衡，且需满足功率和容量边界，因此本文采用MOGA确定站间功率分配方案。为从帕累托解集中确定最优折中解，引入基于模糊隶属度与自适应权重的决策方法：首先通过模糊隶属度函数对各目标进行归一化，再依据各储能电站SOC的边界风险程度动态设定目标权重，从而协调经济性与SOC均衡的偏好，自适应地选取最优解。

模糊隶属度函数的具体定义如下。

$$\theta_{m,j}(t)=\frac{F_{j,\max}(t)-F_{j,m}(t)}{F_{j,\max}(t)-F_{j,\min}(t)} \tag{31}$$

式中，j=1代表经济性目标F_1，j=2代表SOC均衡目标F_2；$F_{j,\max}(t)$、$F_{j,\min}(t)$分别为t时刻帕累托前沿上第j个目标函数的最大值与最小值。$F_{j,m}(t)$为t时刻第m组解第j个目标函数的值。

根据各储能电站的SOC均衡权重σ_i，取最大值作为全局风险指标：

$$\rho(t)=\max\sigma_i(t) \tag{32}$$

ρ越接近1，表明至少有一个电站的SOC逼近边界，此时系统面临储能调频能力下降的风险，应优先考虑SOC均衡。

利用全局风险指标确定两目标的偏好程度：令经济性目标与SOC均衡目标的权重分别为1-ρ和ρ。则帕累托解集中第m个解的综合评价值为:

$$\omega_{\mathrm{m}}(t)=(1-\rho)\theta_{m,1}(t)+\rho\theta_{m,2}(t) \tag{33}$$

最终，依据综合评价值对帕累托候选方案进行排序，并将排名首位的方案下发至各储能电站。

前文所述整体双层控制策略如图3所示。

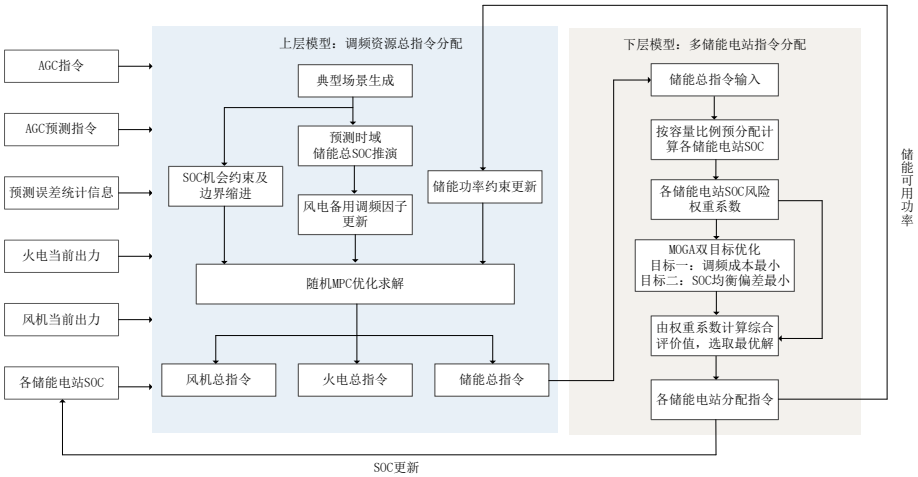


图3 双层优化控制策略框图

Fig. 3 Block diagram of the bi-level optimization control strategy

3.3 评价指标

1）储能单位调频成本

$$\mu=\frac{\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{I}C_i(t)}{\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{I}\left|P_{\mathrm{B},i}\right|\Delta t} \tag{34}$$

指标μ用于衡量单位调频电量对应的储能运行成本，其数值越低，场站分配的经济性越优。

2）风电场弃风量

$$E_{\mathrm{curt}}^{\mathrm{wind}}=\sum_{t=1}^{T}P_{\mathrm{W,del}}(t)\Delta t \tag{35}$$

E_{curt}^{wind}为风电场在整个仿真时段内的累计弃风电量，$P_{W,del}(t)$是t时刻风电机组减载量。E_{curt}^{wind}越小，表示风电消纳水平越高。

3）多储能电站SOC的均衡指标

$$SOC_{bias}^{total}=\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{I}(SOC_i(t)-SOC_{mean}(t))^2} \quad (36)$$

SOC_{bias}^{total}用于表征各储能电站SOC在整个仿真时段内的离散程度，较小的指标值意味着站间SOC分布更加集中。

4）调频里程

$$\begin{cases} M_{B,i}=\sum_{t=2}^{T}\left|P_B(t)-P_B(t-1)\right| \\ M_G=\sum_{t=2}^{T}\left|P_G(t)-P_G(t-1)\right| \\ M_W=\sum_{t=2}^{T}\left|P_W(t)-P_W(t-1)\right| \end{cases} \quad (37)$$

式中，M_B、M_G、M_W分别表示储能、火电、风电在整个仿真过程中的调频里程。调频里程用于表征调频资源在整个仿真过程中出力调整的累计幅度，指标越大表示资源的出力调节越频繁或调节幅度越大。

4 算例分析

为考察所提双层模型的运行效果及相对性能，以我国某区域电网为研究对象，在MATLAB开发环境下进行仿真建模和算例分析。区域内各类调频资源的设备参数见附录B。

4.1 系统层分配策略对储能SOC维持和风电消纳水平的影响

将某地区实测AGC指令输入所构建的算例系统，分别采用本文策略与传统MPC策略进行仿真。两种策略下风电、火电和储能的调频出力见图4，相应的调频里程与弃风量统计结果如表1所示。

表1 不同策略下各调频资源调频里程及弃风量

Table 1 Frequency regulation mileage of different resources and curtailed wind energy under different strategies

策略	调频资源	调频里程/MW	弃风量/(MWh)
本文	火电	387.91	2.51
	储能	3460.53	
	风电	130.37	
传统MPC	火电	381.13	3.2
	储能	3379.77	
	风电	203.09	

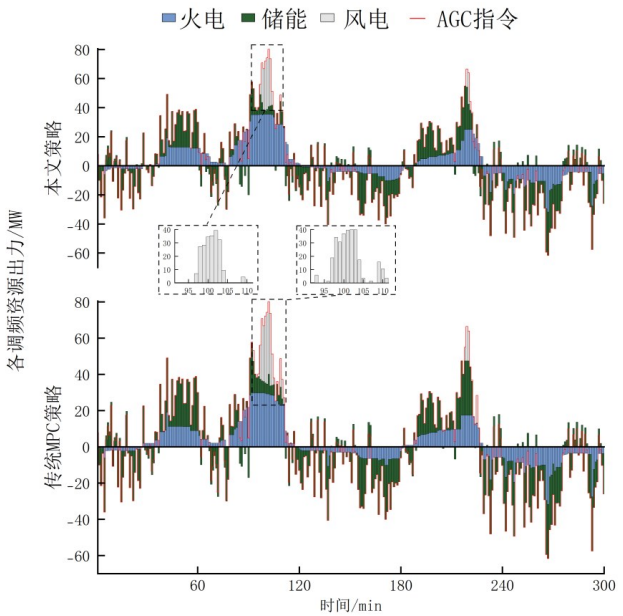


图4 不同策略下各调频资源出力构成情况

Fig. 4 Frequency regulation power allocation among different resources under different strategies

由图4和表1可知，在相同AGC指令作用下，本文策略与传统MPC策略在调频功率分担结果上存在明显差异。传统MPC策略下，风电场承担的调频里程为203.09 MW，弃风量为3.2 MWh；而本文所提SMPC策略下，风电场承担的调频里程降低至130.37 MW，弃风量降低至2.51 MWh，弃风量减少了0.69 MWh，降幅约为21.5%。该结果表明，本文策略能够有效降低风电场因参与调频而产生的减载需求，从系统调度层面减少弃风量。

不同策略下储能系统整体SOC的变化曲线如图5所示。由图可知本文策略中储能资源总SOC的下跌程度明显低于传统MPC策略。传统MPC策略总SOC在111~112 min和224~227 min时耗尽，而本文策略下储能总SOC的最低值为0.15。因此，本文所提策略相较于传统MPC策略能够保留更高的储能向上调频裕度，为系统后续调频需求提供更强的支撑能力。下面分析具体原因。

传统MPC策略基于确定性AGC预测轨迹进行滚动优化，未考虑AGC预测误差对储能SOC轨迹的影响。在调频过程中，储能可能被过度调用，导致SOC相比计划值下降甚至触及下限。当储能SOC过低时，其继续提供向上调频功率的能力减弱，系统可用调频裕度下降。根据本文所建立的风电调频机制，风机主要在储能调频能力不足时通过

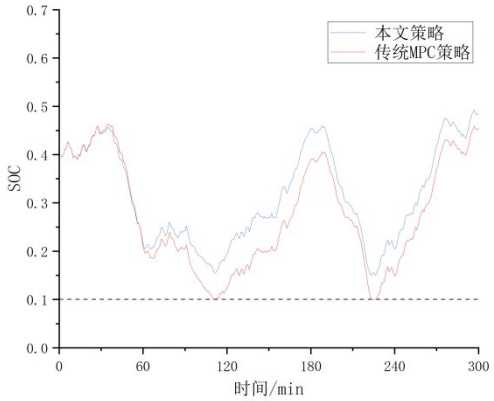


图5 不同策略下储能总SOC对比

Fig. 5 Comparison of total energy storage SOC under different strategies

减载方式补充调频容量，因此储能SOC下降会增加系统对风电减载调频的依赖，进而导致风电调频里程和弃风量增加。

相比之下，本文所提SMPC策略通过AGC预测误差场景描述指令不确定性，并利用机会约束和边界缩进法将SOC越界风险转化为优化过程中的时变安全边界约束。该方法能够在当前时刻功率分配时提前考虑未来预测误差可能造成的SOC越界风险，避免储能系统在短时间内被过度调用。与此同时，火电机组承担了部分调频任务，减轻了储能连续放电压力，使储能SOC得以维持在较高水平。较高的储能SOC意味着储能系统仍保留较充足的可释放能量，从而提高了系统后续时段的向上调频裕度。当系统向上调频裕度得到保障时，风电机组通过减载方式预留调频备用的需求相应减小，进而有利于降低调频过程中的风电减载损失，提高风电消纳水平。

4.2 场站层分配策略对储能调频能力和经济性的影响

为验证本文下层策略的有效性，选取文献[14]所提多储能系统调频功率双层优化策略作为对比方法。该策略综合储能电站的抗拒系数与运行成本确定站间功率指令，以下称为抗拒系数策略。

不同策略下储能电站SOC变化曲线如图6所示。

由图6可知，两种策略下各储能电站SOC变化趋势存在明显差异。本文策略下各储能电站SOC处于正常区间时，更多地调用经济性更好的储能电站2。但随着调频过程推进，储能整体SOC

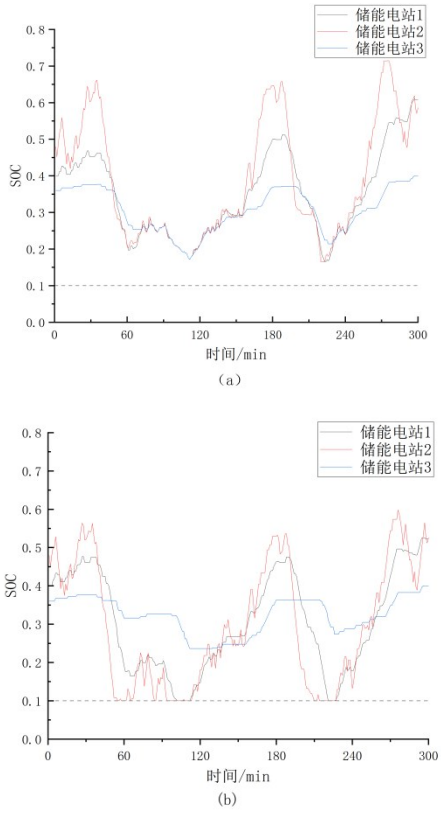


图6 不同策略下储能电站SOC变化情况 (a) 本文策略 (b) 抗拒系数策略

Fig. 6 SOC variations of energy storage stations under different strategies: (a) proposed strategy; (b) resistance-coefficient strategy

趋于耗尽，各电站SOC差距逐渐缩小，并在后期保持较为接近的变化趋势，未出现单一储能电站SOC过度下降至下限附近的情况。相比之下，抗拒系数策略下各储能电站之间的SOC分化较为明显。其中，储能电站3的SOC变化幅度较小，整体维持在相对平稳区间，在调频过程中承担的功率较少；而储能电站1和储能电站2承担了更多调频任务，SOC波动幅度明显增大，并在多个时段接近或触及SOC下限。该现象表明，抗拒系数策略虽然能够在一定程度上考虑储能电站剩余调频能力，但未能充分抑制调频任务向部分电站集中，导致储能电站1和储能电站2被过度调用，从而削弱多储能电站整体的持续向上调频能力，下面分析具体原因。

抗拒系数策略综合储能电站的可调节裕度与运行成本确定功率指令，因而其分配偏好同时受到两类因素的影响，经济性与SOC均衡之间的折中关

系主要受储能电站运行成本差异影响。当不同储能电站运行成本差异较大时，低成本电站在功率分配中仍具有较高优先级，使SOC均衡效果受到一定限制。由于运行成本在调频过程中固定，该策略的分配偏好无法根据储能SOC状态动态调整，因此在低成本储能电站SOC较低时，仍可能出现被持续调用的情况。

本文策略在场站级功率分配中引入随储能SOC状态变化的自适应权重机制，使经济性目标与SOC均衡目标之间的侧重能够随系统运行状态动态调整。当各储能电站SOC处于正常运行区间时，SOC越界风险较低，本文策略更侧重于调频经济性，允许运行成本较低的储能电站承担更多调频任务；当部分储能电站SOC接近边界时，SOC均衡目标权重随之提高，功率分配结果将由偏重经济性逐渐转向偏重SOC均衡，从而抑制低SOC储能电站继续被过度调用，并引导各储能电站SOC向一致方向恢复。

由图7和表2可知，不同场站级分配策略会进一步影响上层系统级调频功率分配结果。本文策略下，风电场弃风量为2.51 MWh，抗拒系数策略下弃风量为3.52 MWh，本文策略弃风量降低约28.7%。从SOC均衡指标看，本文策略为0.10，抗拒系数策略为0.11，二者差距数值接近，即整个仿真时段平均SOC均衡程度差异较小。但抗拒系数策略下储能出力受限时长达35 min，本文策略未出现受限情况。这表明本文策略在储能逼近边界时SOC均衡程度高于抗拒系数策略，有助于避免储能出力受限；在储能正常状态时SOC均衡程度低于抗拒系数策略，更侧重经济性。

结合各储能电站SOC变化情况可知，抗拒系数策略下储能电站3参与调频程度较低，SOC变化相对平缓，而储能电站1和储能电站2承担了更多

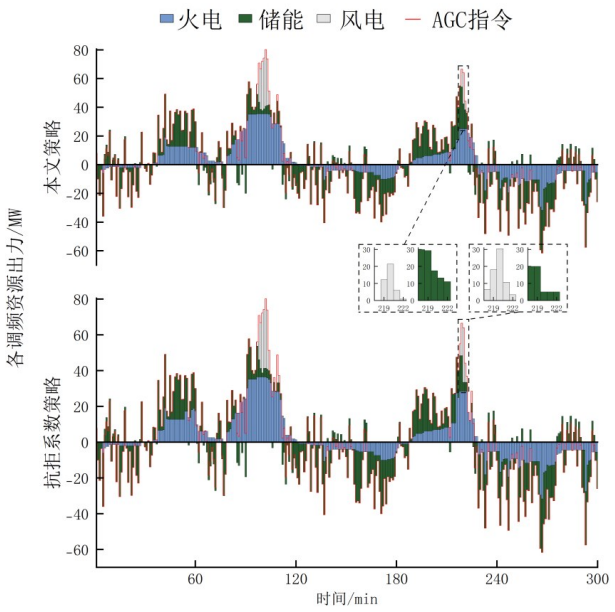


图7 不同场站级策略下各调频资源出力

Fig. 7 Power outputs of frequency regulation resources under different station-level strategies

表2 不同策略下储能调频能力与风电减载对比

Table 2 Comparison of energy storage frequency regulation capability and wind power curtailment under different strategies

策略	弃风量/(MWh)	储能调频能力受限时长/min	SOC均衡指标
本文	2.51	0	0.1
抗拒系数	3.52	35	0.11

调频任务，并在102～112 min和220～226 min时段同时接近或触及SOC下限。此时，两座储能电站的可放电能力受限，导致储能总放电出力上限明显收缩。在102～104 min和220～223 min的调频高峰时段，系统层需要由风电承担更多调频功率，以补充储能出力受限造成的系统调频能力缺口。由于风电参与调频需要通过减载预留备用，因此抗拒系数策略下风电调频程度增加，弃风量随之增大。

表3 不同策略下多储能电站的调频成本

Table 3 Frequency regulation costs of multiple energy storage stations under different strategies

策略	编号	能量损失/元	寿命折损/元	调频成本/元	总成本/元	累计调频电量/MWh	单位调频成本/(元/MWh)
本文策略	电站1	1060.56	1755.86	2816.42	5548.8	63.78	87
	电站2	982.08	590.15	1572.24			
	电站3	280.81	879.38	1160.19			
抗拒系数策略	电站1	998.19	1652.32	2650.5	5125.66	61.46	83.4
	电站2	1150.52	692.37	1842.88			
	电站3	152.35	479.95	632.3			

为比较两种场站级功率分配策略的经济性，表3分别统计了各电站的能量损失成本、寿命折损成本，并给出了区域内多储能电站的总成本和单位调频成本。本文策略的总调频成本为5548.8元，单位调频成本为87元/MWh；抗拒系数策略的总调频成本为5125.66元，单位调频成本为83.4元/MWh。本文策略的单位调频成本较抗拒系数策略提高4.3%，但有效避免了储能电站1、2长时间处于SOC耗尽的运行状态，使各储能电站SOC保持更加均衡。因此，本文策略能够在保证一定调频经济性的基础上，提高多储能电站的SOC均衡水平和持续调频能力。

5 结 论

为充分发挥风电场、火电机组与储能电站的互补调频优势，本文提出一种计及风电动态减载的双层功率分配方法。结合算例分析，得到以下结论。

1）本文策略可以使风电主要在储能SOC不足时通过减载提供补充调频能力。同时，在考虑预测误差的前提下，利用预测信息前瞻协调火电与储能出力，在维持储能调频能力的同时进一步降低风电弃风。与传统MPC策略相比，本文策略下储能总SOC未耗尽，且风电弃风量降低21.5%。

2）本文策略能够在多储能电站功率分配中协调调频经济性与SOC均衡，在保障一定经济性的同时降低风电弃风。本文策略下储能电站的单位调频成本仅增加4.3%，但储能出力受限时长由35min降低至0，通过保持各储能电站的可用调频能力，风电弃风量降低28.7%。

本文主要研究单一区域内风电、火电与多储能电站的调频功率分配，尚未考虑多区域电网间联络线功率耦合及跨区域调频资源协同。后续将进一步构建面向互联区域电网的调频功率分配模型，研究区域间AGC需求协调与多储能资源协同调用策略。

参 考 文 献

[1] 李国庆, 刘先超, 辛业春, 等. 含高比例新能源的电力系统频率稳定研究综述[J]. 高电压技术, 2024, 50(3): 1165-1181.
LI G Q, LIU X C, XIN Y C, et al. Research on frequency stability of power system with high penetration renewable energy: A review[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1165-1181.

[2] Pan Y L, Dong F. Dynamic evolution and driving factors of new energy development: Fresh evidence from China[J]. Technological Forecasting & Social Change, 2022, 176.

[3] 袁威. 低碳经济背景下新能源行业发展现状分析[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(11): 3589-3590.
YUAN W. Analysis on the development status of new energy industry under the background of low-carbon economy[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(11): 3589-3590.

[4] 张礼浩, 刘翔宇, 顾雪平, 等. 新型电力系统频率安全稳定研究综述及展望[J]. 浙江电力, 2024, 43(10): 12-26.
ZHANG L H, LIU X Y, GU X P, et al. Review and prospects of frequency security and stability research in new-type power systems[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 12-26.

[5] 韩泽雷, 鞠平, 秦川, 等. 面向新型电力系统的频率安全研究综述与展望[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(9): 112-124.
HAN Z L, JU P, QIN C, et al. Review and prospect of research on frequency security of new power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(9): 112-124.

[6] 周涛, 贺伟, 李会芳, 等. 新型电力系统下储能辅助运行与优化配置研究综述[J]. 南京信息工程大学学报, 2025, 17(5): 715-730.
ZHOU T, HE W, LI H F, et al. A review of energy storage-assisted operation and optimal configuration in new-type power systems [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2025, 17(5): 715-730.

[7] 王顺利, 程亮玮, 周磊, 等. 新型储能技术研究格局与发展趋势[J]. 武汉大学学报(理学版), 2025, 71(6): 763-781.
WANG S L, CHENG L W, ZHOU L, et al. Evolution and research dynamics of emerging energy storage technologies[J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2025, 71(6): 763-781.

[8] 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.
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.

[9] 于会群, 林涛, 戚明鑫. 基于SSA-VMD和双层模糊控制的火储联合调频策略[J]. 电源学报, 2025, 23(4): 274-285.
YU H Q, LIN T, QI M X. Combined frequency modulation strategy for thermal power and energy storage based on SSA-VMD and double-layer fuzzy control[J]. Journal of Power Supply, 2025, 23 (4): 274-285.

[10] Wang X L, Li X D, Ni W D, et al. A Model Predictive Control Based Optimal Task Allocation among Multiple Energy Storage Systems for Secondary Frequency Regulation Service Provision [J]. Energies, 2023, 16(3): 1228-1228.

[11] 朱瑛, 石琦, 蔡寿国, 等. 基于二维动态减载和双层MPC的风储联合调频与功率优化分配[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(8): 1-8.
ZHU Y, SHI Q, CAI S G, et al. Wind-storage joint frequency modulation and power optimization allocation based on two-dimensional dynamic load reduction and two-layer MPC[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(8): 1-8.

[12] 刘传斌, 矫文书, 吴秋伟, 等. 基于模型预测控制的风储联合电场参与电网二次调频策略[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(1): 91-101.
LIU C B, JIAO W S, WU Q W, et al. Strategy of wind-storage combined system participating in power system secondary frequency regulation based on model predictive control[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(1): 91-101.

[13] 魏文荣, 苗世洪, 王廷涛, 等. 计及储能电站荷电状态恢复和调整的电力系统调频指令最优分配方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44 (S1): 53-65.
WEI W R, MIAO S H, WANG T T, et al. Optimal distribution method for frequency regulation commands considering the state of charge recovery and adjustment[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 53-65.

[14] 李军徽, 侯涛, 严干贵, 等. 计及调频成本和荷电状态恢复的多储能系统调频功率双层优化[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8020-8033.
LI J H, HOU T, YAN G G, et al. Two-layer optimization of frequency modulation power in multi-battery energy storage system considering frequency modulation cost and recovery of state of charge[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 8020-8033.

[15] 李军徽, 宋清龙, 郭琦, 等. 计及可用容量和调频成本的网侧多储能电站双层优化策略[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(10): 101-111.
LI J H, SONG Q L, GUO Q, et al. Bi-level optimization strategy of grid-side multiple energy storage stations considering available capacity and frequency regulation cost[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(10): 101-111.

[16] 党少佳, 孙利强, 王深友, 等. 计及系统经济性与荷电状态均衡的多储能电站调频双层功率优化策略[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(3): 1247-1257.
DANG S J, SUN L Q, WANG S Y, et al. A dual-layer power optimization strategy for multi-energy storage power station considering system economic efficiency and state of charge balance[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14 (3): 1247-1257.

[17] LEE S J, KIM J H, KIM C H, et al. Coordinated Control Algorithm for Distributed Battery Energy Storage Systems for Mitigating Voltage and Frequency Deviations[J]. IEEE transactions on smart grid, 2016, 7(3): 1713-1722.

[18] 孙利强, 党少佳, 刘岗, 等. 考虑充放电转换状态与功率约束的储能电站调频功率优化方法 [J]. 储能科学与技术, 2025, 14 (3): 1286-1298.
SUN L Q, DANG S J, LIU G, et al. A frequency-modulation power optimization method for energy storage power stations considering the transition state of charge-discharge and power constraints[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14 (3): 1286-1298.

[19] 郑子萱, 陈恩泽, 李杰, 等. 基于综合耗量的储能集群二次调频功率优化策略[J]. 中国电机工程学报, 2026, 46(7): 2796-2808.
ZHENG Z X, CHEN E Z, LI J, et al. Optimization strategy for secondary frequency regulation power of energy storage cluster based on synthesis consumption[J]. Proceedings of the CSEE, 2026, 46(7): 2796-2808.

附录

附录A各调频资源可用调频能力

1）储能

$$\begin{aligned} R_B^{up}(t) &= \min\{P_B^{d,\max}, \frac{(SOC(t)-SOC^{\min})E_N\eta^d}{\Delta t}\} \\ R_B^{down}(t) &= \min\{P_B^{c,\max}, \frac{(SOC^{\max}-SOC(t))E_N}{\eta^c\Delta t}\} \end{aligned} \tag{A1}$$

式中，$R_B^{up}(t)$和$R_B^{down}(t)$分别为t时刻储能的向上、向下可用调频能力；$P_B^{d,\max}$和$P_B^{c,\max}$分别为储能最大放电功率和最大充电功率；$SOC(t)$为t时刻储能总SOC，E_N为储能额定容量；η^c和η^d分别为等效充电效率和等效放电效率；Δt为调度时间间隔。

2）火电

$$\begin{aligned} R_G^{up}(t) &= \min\{P_G^{\max}-(P_G^{\text{base}}+P_G(t)), P^{\text{climb}}\} \\ R_G^{down}(t) &= \min\{(P_G^{\text{base}}+P_G(t))-P_G^{\min}, P^{\text{climb}}\} \end{aligned} \tag{A2}$$

式中，$R_G^{up}(t)$和$R_G^{down}(t)$分别为t时刻火电机组的向上、向下可用调频能力；$P_G^{\max}$和$P_G^{\min}$分别为火电机组的最大、最小出力限值，P_G^{base}是火电机组的基准出力。

3）风电

$$\begin{aligned} R_W^{up}(t) &= P_{W,\max}-P_{wind}(t) \\ R_W^{down}(t) &= P_{wind}(t)-P_{W,\min} \end{aligned} \tag{A3}$$

式中，$R_W^{up}(t)$和$R_W^{down}(t)$分别为t时刻风电场的向上、向下可用调频能力；$P_{w,\min}$为风机出力下限，是固定值；$P_{w,\max}$为风机出力最大值，与风速有关，是动态值；$P_{\text{wind}}(t)$为t时刻风机实际出力。

系统层各调频资源调频成本函数

1）火电机组火电机组因转子转速变化，使实际出力偏离了最佳工况，从而产生燃料利用效率下降的额外损耗，这部分成本可表示为机组出力调整量的二次函数。此外，机组频繁的出力调整会加剧机械部件的磨损，该磨损成本近似与出力调整量的绝对值呈线性关系。

$$C_G(t)=\alpha_G P_G(t)^2+\beta_G\left|\Delta P_G(t)\right| \tag{A4}$$

式中，α_G是火电机组调频的煤耗成本系数；β_G是火电机组调频的磨损成本系数。

2）风电机组采用二次项刻画风电机组承担调频功率所产生的运行代价，并针对二次调频中的减载备用设置惩罚项，以抑制不必要的减载行为。

$$C_w(t)=\alpha_W P_W(t)^2+\beta_W P_{W,\text{del}}(t) \tag{A5}$$

式中，α_W是风电机组调频的运行成本系数；β_W是风电机组调频的减载成本系数；$P_{W,\text{del}}$是风电机组减载量。

3）储能电站储能电站参与调频产生的运行成本由能量转换损失和电池循环寿命损耗两部分构成，同时加入储能SOC偏移惩罚项。

$$C_B(t)=\alpha_B P_B(t)^2+\beta_B(\text{SOC}-\text{SOC}^{\text{ref}})^2 \tag{A6}$$

系统层约束条件

1）火电机组出力上下限约束

$$P_G^{\min}\leqslant P_G^{\text{base}}+P_G(t)\leqslant P_G^{\max} \tag{A7}$$

2）火电机组爬坡约束

$$-P_G^{\text{climb}}\leqslant P_G(t)-P_G(t-1)\leqslant P_G^{\text{climb}} \tag{A8}$$

3）风电场出力约束

$$P_{w,\min}-P_{\text{wind}}(t)\leqslant P_W(t)\leqslant P_{w,\max}-P_{\text{wind}}(t) \tag{A9}$$

场站层约束条件

1）储能电站额定功率约束

$$-P_{i,N}\leqslant P_{B,i}(t)\leqslant P_{i,N} \tag{A10}$$

2)储能电站SOC约束

$$\text{SOC}_{B,i}^{\min}\leqslant \text{SOC}_{B,i}(t)\leqslant \text{SOC}_{B,i}^{\max} \tag{A11}$$

附录B

附表B1　储能电站技术经济参数

Table B1　Techno-economic parameters of energy storage power stations

参数	电站1	电站2	电站3
电池类型	磷酸铁锂	钛酸锂	全钒液流
额定功率/MW	15	10	5
额定容量/(MWh)	15	5	10
充/放电效率	0.9/0.9	0.95/0.95	0.83/0.83
单位功率成本/(元/(kW))	400	800	2500
单位容量成本/(元/(kWh))	1500	3500	3000
浮充寿命/年	10	25	20
循环寿命	6000	18000	20000
SOC下/上限	0.1/0.9	0.1/0.9	0.1/0.9
SOC初值	0.4	0.48	0.36

附表B2　火电机组与风电场技术参数

Table B2　Technical parameters of thermal power units and wind farms

资源类别	设备参数	数值
火电	装机容量/MW	700
	爬坡速率限值/(MW/min)	30
	α_G/p.u.	2.5
	β_G/p.u.	0.5
风电	装机容量/MW	300
	α_W/p.u.	1.5
	β_W/p.u.	15