第 52 卷 第 6 期：2894-2913 高电压技术 Vol.52, No.6: 2894-2913
2026 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20241997

基于光伏波动越限修正的 NLM 解耦互补储能功率容量配置方法

刘抒睿[1]，李培强[1]，陈昱升[2]
（1. 福建理工大学电子电气与物理学院，福州 350118;
2. 国网福建省电力有限公司晋江市供电公司，晋江 362200）

摘　要：为了克服光伏功率波动对电力系统稳定性造成的影响，提出一种以蓄电池、超级电容器作为互补储能的容量配置策略。首先，以国家两尺度并网波动要求构建时间窗，并使其跟随光伏出力特征，实时检测功率越限数据，对越限窗口进行以限值要求为准则的越限量修正，使得光伏出力平滑输出于电网；其次，提出一种非局部均值滤波器，并利用多策略改进的电鳗觅食算法，优化其初始参数，从而对输出的互补储能功率进行最优频段解耦，最终得到储能容量配置。结果表明：越限修正策略能够最小化储能出力冗余，显著降低元件损耗；同时，以最小化成本作为目标函数进行参数寻优而构建的非局部均值(non-local means，NLM)滤波器，其得到的最优解耦指令充分匹配了互补储能元件的响应频段，该策略下的容量配置兼具元件的可持续性与经济效益；所提策略采用的改进电鳗觅食优化算法也具有较好的寻优性能。论文研究可为清洁能源的消纳及并网质量的提升提供经济、有效的技术方案。

关键词：互补储能；容量配置；时间窗同步时间步长；越限修正；非局部均值滤波；改进的电鳗觅食算法

Capacity Allocation Method for NLM Decoupling Complementary Energy Storage Power Based on Photovoltaic Fluctuation Overlimit Correction

LIU Shurui[1], LI Peiqiang[1], CHEN Yusheng[2]
(1. School of Electric, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
2. Jinjiang Power Supply Company, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Jinjiang 362200, China)

Abstract：In order to overcome the impact of photovoltaic power fluctuations on the stability of the power system, a capacity configuration strategy using batteries and supercapacitors as complementary energy storage is proposed. Firstly, a time window is constructed based on the national requirements for grid connected fluctuations at two scales, and it is made to follow the characteristics of photovoltaic output. Real time detection of power off-limits data is performed, and the off-limits window is corrected based on the limit requirements to ensure smooth output of photovoltaic output to the grid. Secondly, a non-local mean filter is proposed, and a multi-strategy improved electric eel foraging algorithm is utilized to optimize its initial parameters, thereby achieving optimal frequency band decoupling of the complementary energy storage power output and ultimately obtaining the energy storage capacity configuration. The results indicate that the off-limits correction strategy can minimize energy storage output redundancy and significantly reduce component losses. At the same time, the non-local means (NLM) filter constructed by parameter optimization with minimizing cost as the objective function obtains the optimal decoupling instruction that fully matches the response frequency band of complementary energy storage components. The capacity configuration under this strategy combines component sustainability and economic benefits. The improved electric eel foraging optimization algorithm adopted in the strategy also has good optimization performance. The research paper can provide economic and effective technical solutions for the absorption of clean energy and the improvement of grid connection quality.

Key words：complementary energy storage; capacity configuration; correction of time window synchronization time step; exceeding limit; non local mean filtering; improved electric eel foraging algorithm

基金资助项目：国家自然科学基金(52377097)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52377097).

0 引言

在当前能源转型背景下，光伏发电作为清洁能源的重要组成部分，其出力波动性给电力系统的安全稳定性带来了挑战[1-4]。为了应对光伏波动所带来的影响，在系统中构建具有互补特性的储能单元，对波动的抑制具有显著优势。储能单元具有充放电灵活性和快速响应等优良性能，逐渐成为平抑光伏波动的主流方法。然而，在满足并网需求的前提下，如何优化配置互补储能系统的容量以实现最佳协同效果，仍需要深入研究和探讨。

在目前主流的平抑波动-容量配置研究领域中，配置策略分为以滤波和频域分析为主的信号分析法，以及通过工业需求构建优化模型，运用算法寻优得到最佳方案的优化模型法。在信号分析法中，文献[5]提出了一种通过构建 SG(Savitzky-Golay)滤波器对光伏出力进行高频波动分量的提取，并利用算法寻优变分模态分解匹配该信号特征的初始化参数，通过多次功率分配对储能元件进行容量配置的方法。文献[6]通过求解并网波动率、储能充放电效率及荷电状态的优化问题，得到一阶低通滤波器的最佳截止频率，从而滤波得到储能充放电补偿功率，进而确定满足平滑出力运行需求的最优容量配置。文献[7]提出一种改进的小波包分解，通过重构得到平滑的并网曲线，并将提取的高频波动量作为互补储能功率，同时计及储能特性、能量分布比例得到不同频率区间的分层节点，重构后进一步得到互补储能元件的容量配置。文献[8]利用自适应模型预测控制平抑光伏波动，同时对互补储能功率进行算法优化的变分模态分解一次功率分配，并考虑充放电一致性、功率调整、模糊控制功率指令对模态余量的二次分配，最后重构并得到互补储能元件的容量配置参数。上述研究均能够得到较好的平抑波动容量参考配置，但滤波以及不同信号分解算法的参数选择过于依赖人为主观性，若利用优化算法进行寻优，则算法的寻优鲁棒性以及参数敏感度仍是一个值得重点研究的问题。此外，滤波方法普遍存在相位偏差现象，而分解方法则难以克服模态混叠情况，将会导致滤波后的信号失真问题。

在优化模型法中，文献[9]利用经验模态分解得到储能功率，并提出一种不同运行工况下的能量管理策略，使优化后解耦指令更具有经济性，进一步得到电-氢互补储能的最佳容量配置。文献[10]提出一种考虑出力波动特性，采用自适应匹配滤波时间窗口宽度的小波包分解法，经过功率分解后，通过设立净效益最高目标函数，并构建优化参数的 SG 滤波器，对得到的互补储能功率进行最佳解耦，最终得到储能容量配置。文献[11]考虑储能元件互补运行特性下的工作状态，建立了年均费用最小的储能容量配置模型，采用优化算法求解该模型，从而进行容量配置。上述研究中，互补储能的最佳解耦指令均由构建目标函数的优化模型寻优得到，对优化算法的求解性能以及解耦策略的选择要求较高，且受平抑性能的制约，耦合的互补储能功率可能过于平滑，从而造成特征信息损失，进而使得储能负担增加。

针对上述缺陷，以光储联合系统作为仿真平台，提出一种基于国家 1 min、10 min 尺度时间窗并网要求的光伏波动越限修正策略，通过对两尺度时间窗进行构建，使其能够实时跟随光伏出力进行越限波动的追踪检测；同时，以满足国家两尺度并网要求为准则，对波动越限窗口进行数据修正，从而最大程度地减轻储能的出力负担以及内部运行损耗，进而延长储能元件寿命。由于其独特的实时追随平抑特性，文献[6]采用的传统滤波方法相位时延问题得到了解决；此外，该策略能够很好地保留原始功率的固有特征，避免了诸如文献[7-8]的传统分解方法中存在的信号失真现象。

进一步地，考虑到互补储能元件间充放电响应特性能够应对不同能量吞吐需求而进行高效配合，将具有互补特性的蓄电池/超级电容器作为配置的储能元件，并提出采用非局部均值(non-local means, NLM)滤波器对平抑层滤除的互补储能功率进行解耦；并在该滤波器构建时，采用一种多策略改进的电鳗觅食优化算法，以全年综合成本作为目标函数，对 NLM 内部参数进行寻优，以得到最具经济性的功率解耦指令，最终得到储能容量配置。相较于采用优化模型法求解容量配置的策略[9-11]，该策略在算法的寻优性能以及解耦效果上均有一定的优势，且由于互补储能功率冗余量在平抑层中达到了最小化，因此经济效益显著。最后，以实际光伏电站出力数据进行仿真分析，验证了本文策略对平抑光伏波动的有效性，以及对于不同季节下光伏波动特征平抑的鲁棒性。

1 作用于光储联合系统的互补储能容量配置策略

1.1 光储联合发电系统的功率联系

互补储能单元作为光储联合发电系统[12-13]针对光伏波动的平抑模块，系统模型以及容量配置策略的联系如图 1 所示。该系统以共交流母线结构为主体，在储能元件类型中，能量型储能凭借高能量密度特性，持续提供能量支撑，以满足长时间供电需求，但因低功率密度和循环寿命限制，其瞬时响应能力受到了制约；而功率型储能则因超高功率密度以及毫秒级动态响应优势，具有快速吞吐短时高频次功率脉冲的特点[14-15]。由于在不同响应频段，能量型储能和功率型储能具有各自的运行优势，因此选取互补特性较为显著的蓄电池和超级电容器作为能单元，通过出力解耦，并在能量管理模块中进行不同响应频段的波动消纳指令分配，可以实现互补效益的最大化。

将采用蓄电池和超级电容建立的互补储能运行模组分别与各自独立的变换器及交流母线相连，以协同追踪光伏电站输出功率，并经 DC/AC 双向变流器发配其充放电指令，从而对光伏功率波动进行平抑，最终得到满足国家波动要求的并网功率。广义的光伏功率波动 Δ_{P_v} 可采用式(1)进行表征。

$$\Delta_{P_v}=\sum\Delta_{1\min}+\sum\Delta_{10\min}=\sum(P_{1\min*}^{\max}-P_{1\min*}^{\min})+\sum(P_{10\min*}^{\max}-P_{10\min*}^{\min}) \tag{1}$$

式中：$\sum\Delta_{1\min}$、$\sum\Delta_{10\min}$ 分别为 1 min、10 min 尺度光伏波动级数，由各个尺度功率越限值求和得到；$P_{1\min*}^{\max}$、$P_{1\min*}^{\min}$ 分别为 1 min 窗口采样数据的最大、最小值；$P_{10\min*}^{\max}$、$P_{10\min*}^{\min}$ 分别为 10 min 窗口采样数据的最大、最小值。

大型光储联合发电系统下，以函数形式表征的广义波动 Δ_{P_v} 与互补储能系统功率 P_{ces}、$P_{1\min*}^{\min}$ 光伏功率 P_v 及并网功率 P_{gc} 之间存在如下数学联系：

$$P_{ces}(t)=\Delta_{P_v}(t)=P_v(t)-P_{gc}(t) \tag{2}$$

用于消纳光伏波动的互补储能功率可进一步解耦为蓄电池功率 $P_b(t)$、超级电容器功率 $P_s(t)$，如式(3)所示：

$$P_{ces}(t)=\Delta_{P_v}(t)=P_b(t)+P_s(t) \tag{3}$$

综上，图 1 的光储联合系统总功率平衡式为：

$$P_{ces}(t)=P_v(t)-P_{gc}(t)=P_b(t)+P_s(t) \tag{4}$$

1.2 基于互补储能容量配置策略

式(1)的广义波动式表示在光伏功率输出并网时，所有不满足 Q/GDW 1617—2015《光伏电站接入电网技术规定》并网要求中 1 min、10 min 限值[16]波动的总和。储能系统最终对波动的消纳总量将恒

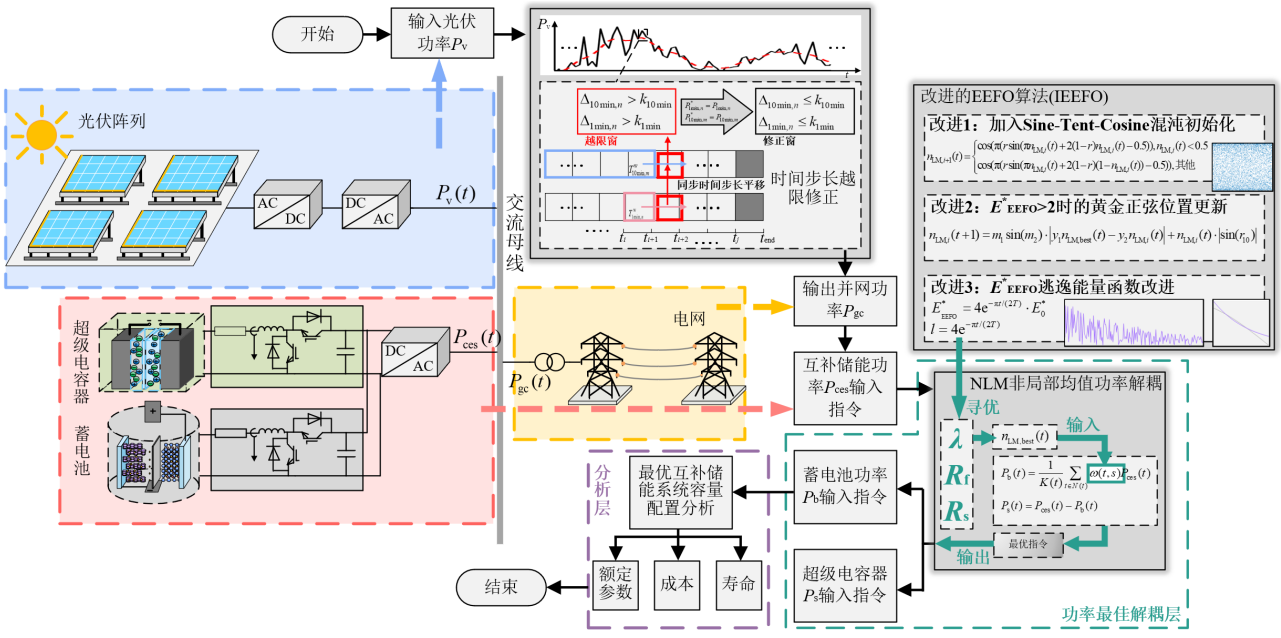


图 1 作用于光储联合系统的容量配置策略

Fig.1 Capacity configuration strategy for optical storage joint system

等于广义波动值，此时的并网功率即为能够确保电力系统稳定性与供电可靠性的平滑输出功率。

为得到具有功率追踪性且充分集成原始特征的互补储能功率，提出一种以基于国家并网要求构建的 1 min、10 min 尺度时间窗为平抑单位，对波动越限数据进行修正的策略。该策略设立与国家并网要求相符的平抑时间窗，以单位采样间隔为步长，遍历所有采样数据进行越限检测；在运行时段，非越限的时间窗口数据保持不变，而越限窗口数据将会得到一个修正指令，对越限量的降幅进行修正，同时在时间窗进行平移，以实时跟踪原始出力下的固有特征，最终得到较少特征损失且满足 1 min、10 min 国家要求的并网功率，进一步减少储能的出力负担。对光伏波动进行平抑后，从原始光伏出力滤除的波动功率遵循式(3)的分配，将其分别解耦为具有互补特性的蓄电池/超级电容功率，并提出一种基于改进电鳗觅食算法的非局部均值解耦策略，将储能配置的全年投资成本作为目标函数，运用改进电鳗觅食算法寻优滤波器内部参数，从而实现对 NLM 滤波器的构建，以确保储能功率输入滤波器时，能够得到具备最佳经济效益的解耦指令。由于互补储能的配置成本与储能元件自身充放电属性密切相关，因此其在波动平抑时始终运行于各自的响应优势频段，在提高元件循环寿命的同时，避免了频繁的充放电交互，降低了运行损耗。

2 基于两尺度时间窗的越限修正策略

大型光伏阵列充分吸收光照而转化的光伏功率具有一定的随机性和波动性[17-18]，大规模高比例的直接接入给电力系统的调度运行及稳定性带来巨大挑战。越限修正策略考虑国家给定 1 min、10 min 的并网要求，设立以两尺度为单位的时间窗，对光伏功率进行实时检测，并进行越限量修正，最终得到经波动滤除后、满足国家两尺度要求的并网输送功率 P_{gc}，最大程度减少了光伏功率的损失，在保留光伏特征的同时减少了储能出力负担。

2.1 同步时间步长的越限数据修正算法参数

定义 1 min、10 min 时间窗数列 $T^{w}_{1\min,n}$、$T^{w}_{10\min,m}$ 如下：

$$T^{w}_{1\min,n}=\{P_n(t),P_n(t+1)\} \tag{5}$$

$$T^{w}_{10\min,m}=\{P_m(t-8),P_m(t-7),\cdots,P_m(t+1)\} \tag{6}$$

式中：P_n、P_m 为位于两尺度时间窗内的采样数据；m、n 为窗口位置，n=t；由于 10 min 尺度时间窗需要在 1 min 时间窗以第 9 个数据作为当前时刻时，才能得到启动指令，开始进行首次平移检测，以满足时间窗的同步，此时，m=n–8。

光伏电站经平抑波动输出的并网功率曲线，全采样时段数据点应同时满足国家的并网要求，即样本容量内无 1 min 尺度、10 min 尺度的越限窗存在。将式(1)推广到狭义的、以两尺度时间窗为平抑单位的波动特征，以越限判别公式表征为：

$$\Delta_{1\min,n}=P^{\max}_{1\min,n}-P^{\min}_{1\min,n}>k_{1\min} \tag{7}$$

$$\Delta_{10\min,m}=P^{\max}_{10\min,m}-P^{\min}_{10\min,m}>k_{10\min} \tag{8}$$

式中：$\Delta_{1\min,n}$、$\Delta_{10\min,m}$ 为当前 1 min、10 min 窗口最大波动量；$P^{\max}_{1\min,n}$、$P^{\min}_{1\min,n}$ 为当前 1 min 窗口采样数据最大、最小值；$P^{\max}_{10\min,m}$、$P^{\min}_{10\min,m}$ 为当前 10 min 窗口采样数据最大、最小值；$k_{1\min}$、$k_{10\min}$ 为 1 min、10 min 尺度下国家规定的光伏出力波动限值。采用两尺度时间窗检测并修正所有历史时间窗后，样本容量下的所有窗口波动量应同时不满足上述两式，即可得到满足国家要求的并网功率。

进一步地，得到 1 min、10 min 尺度越限窗进行限幅修正的目标函数表达式为：

$$P^{*}_{1\min,n}(t+1)=\begin{cases}P^{\min}_{1\min,n}+k_{1\min},\nabla_{1\min,n}\geq 0\\ P^{\max}_{1\min,n}-k_{1\min},\nabla_{1\min,n}<0\end{cases} \tag{9}$$

$$P^{*}_{10\min,m}(t+1)=\begin{cases}P^{\min}_{10\min,m}+k_{10\min},\nabla_{10\min,m}\geq 0\\ P^{\max}_{10\min,m}-k_{10\min},\nabla_{10\min,m}<0\end{cases} \tag{10}$$

式中：$P^{*}_{1\min,n}(t+1)$、$P^{*}_{10\min,m}(t+1)$ 为对当前 1 min、10 min 越限窗进行修正后的修正值；$P_{1\min,n}(t+1)$、$P_{10\min,m}(t+1)$为当前 1 min、10 min 越限窗越限值；$\nabla_{1\min,n}$、$\nabla_{10\min,m}$ 为当前 1 min、10 min 尺度时间窗口的波动梯度。为了避免修正数据对历史数据的影响，修正数值总是取当前时间窗口下最后时刻的数据，此时 $k_{1\min}$、$k_{10\min}$ 将作为两尺度针对光伏功率波动的修正系数。

由于两时间窗是同时进行平移检测的，因此总会出现数据点需要同时进行 1 min、10 min 尺度修正的情况，其修正公式的选择与波动梯度、修正值大小关系密切。设立波动梯度表征公式以及方向一致性判别式，用于判断此情况下两尺度修正值取舍问题。定义当前时间窗 1 min 尺度波动梯度、10 min 尺度波动梯度分别为：

$$\nabla_{1\min,n}=\frac{P_{1\min,n}^{\max}-P_{1\min,n}^{\min}}{t_{1\min,\max}^{n}-t_{1\min,\min}^{n}} \tag{11}$$

$$\nabla_{10\min,m}=\frac{P_{1\min,m}^{\max}-P_{1\min,m}^{\min}}{t_{1\min,\max}^{m}-t_{1\min,\min}^{m}} \tag{12}$$

两尺度波动梯度一致方向判别如式(13)所示，用于判断两尺度的波动梯度是否同为正方向(取正值时为正方向)。

$$\nabla_{1\min,n}+\nabla_{10\min,m}>0 \tag{13}$$

2.2 同步时间步长的越限数据修正策略流程

基于上述参数以及判别式，建立的越限修正算法框架如图 2 所示。算法流程具体描述如下所述。

步骤一：初始化 1 min 时间窗数列$\{T_{1\min,n}^{w}\}$的窗口位置 n=t=1，以 1 min 判别式(7)判断当前位置的时间窗是否越限。若越限，则进行式(9)的修正后向下一时刻平移；反之，则不满足修正条件，时间窗将继续进行平移检测。每次平移之前，判断是否满足 10 min 时间窗启动判别越限条件，即 1 min 时间窗平移的下一个数据为第 9 个数据。

步骤二：当 t=8 时，即 1 min 时间窗即将向 n=9 的窗口位置平移，该时刻平移瞬间将发送 10 min 时间窗启动指令，此时 m=n–8=1，为 10 min 时间窗的初始越限检测位置。

步骤三：判断当前两时间窗是否有不满足判别式(7)、(8)其一的情况，同时不满足则两时间窗继续同步平移，若至少有一式不满足，则进行步骤四。

步骤四：若上述越限判别式中，有且仅有一式不满足越限判别，则进一步判断是否为 1 min 或者 10 min 越限窗，同时分别以式(7)、(8)进行修正，修正后时间窗继续进行同步平移，即返回步骤三。若出现式(7)、(8)同时满足的情况，即数据点同时需要进行 1 min、10 min 尺度的越限修正，则进行式(13)两尺度波动梯度的一致方向判别，并判断两尺度修正值 $P_{1\min,n}^{*}(t+1)$、$P_{10\min,m}^{*}(t+1)$ 的大小关系。值得注意的是，两时间窗的梯度在全样本容量内始终恒同号(推导详见附录 A)，基于此，此时应有如下几种需要考虑的情况。

1）满足式(13)，即两尺度波动梯度∇均大于 0 的功率数据情况，此时情况 1）又可进一步延拓出 3 个分支：(1) $P_{1\min,n}^{*}(t+1)>P_{10\min,m}^{*}(t+1)$，即 1 min 尺度修正量大于 10 min 尺度的情况，选择 $P_{1\min,n}^{*}(t+1)$

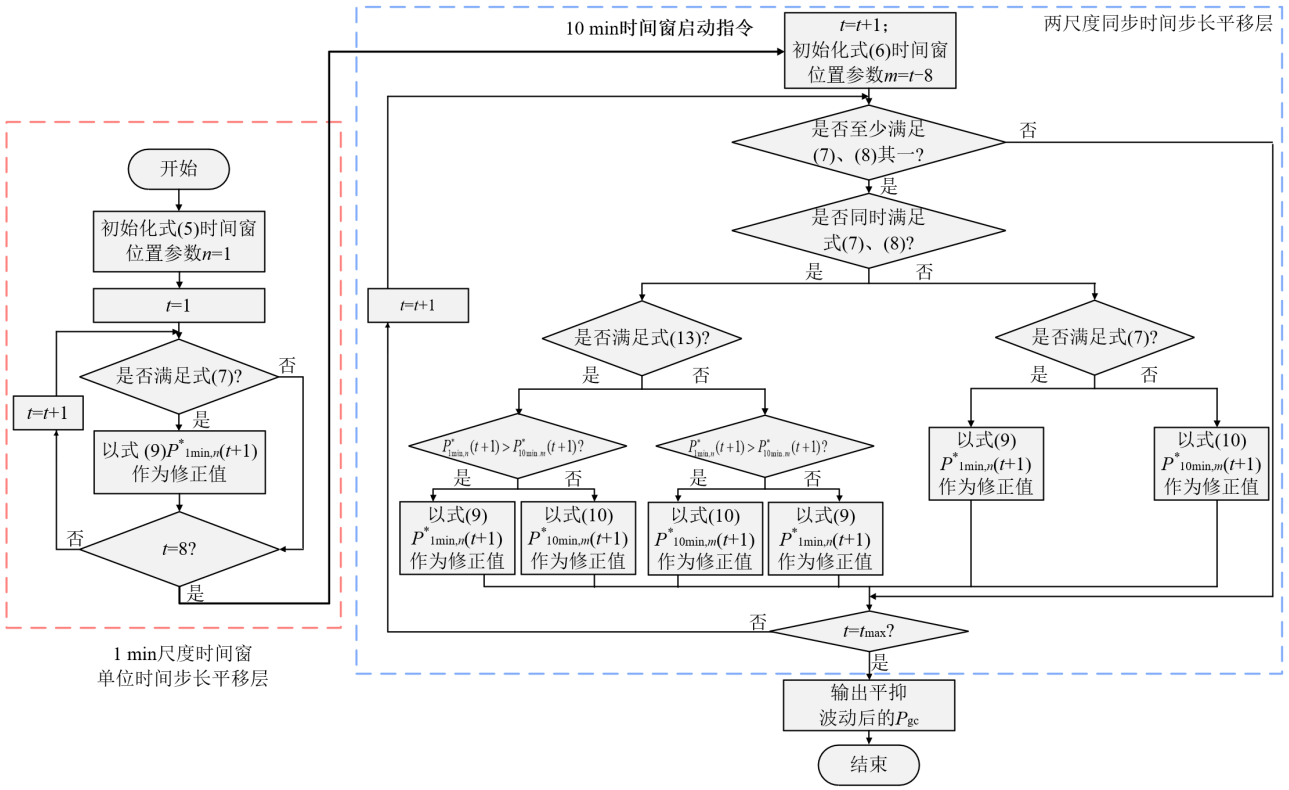


图 2 同步时间步长的越限数据修正算法流程

Fig.2 Algorithm flow for correcting off-limits data with synchronized time steps

作为修正值即可满足两尺度时间窗的波动要求；(2) $P^*_{1\min,n}(t+1)<P^*_{10\min,m}(t+1)$，即 1 min 尺度修正量小于 10 min 尺度的情况，选择 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 作为修正值即可满足两尺度时间窗的波动要求；(3) $P^*_{1\min,n}(t+1)=P^*_{10\min,m}(t+1)$，即两尺度修正值相等，理论上任取一个修正公式的修正值即可，为使算法简便化，选取的修正值为 $P^*_{10\min,m}(t+1)$。

2）不满足式(13)，即两尺度梯度∇均小于 0 的功率数据情况，此时同样可延拓出 3 个可能的分支：(1) $P^*_{1\min,n}(t+1)>P^*_{10\min,m}(t+1)$，此时选择 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 作为修正值即可满足两尺度时间窗的波动要求；(2) $P^*_{1\min,n}(t+1)<P^*_{10\min,m}(t+1)$，此时选择 $P^*_{1\min,n}(t+1)$ 作为修正值可以满足两尺度时间窗的波动要求；(3) $P^*_{1\min,n}(t+1)=P^*_{10\min,m}(t+1)$，为使算法简便化，选取 $P^*_{1\min,n}(t+1)$ 作为修正值。

完成上述修正值筛选后，两尺度时间窗继续同步平移，返回步骤三。直到出现时间窗平移至采样终点时刻，此时完成对波动的平抑，进入步骤五。

步骤五：输出平抑波动后的并网功率 P_{gc}，此时得到的并网功率即为输入电网的目标功率。

3 基于改进电鳗觅食算法的 NLM 最优功率解耦策略

由于储能元件存在充放电响应差异，因此从 P_{ces} 中解耦出的元件功率需要匹配相应元件的出力频率兼容性要求，从而最大化充放电耐受性能，以降低元件损耗、延长使用寿命，保证配置的经济效益。一维非局部均值算法能够针对数据具有的结构冗余，以包含局部结构的小窗口或邻域为单元，利用结构相似性进行加权运算，使其能够以信号在能量、频率层面对功率进行解耦，由于 NLM 对形如 P_{ces} 的多峰复杂模型具有良好的解耦性能[19]，因此能够在保证较少信号损失的同时充分放大储能元件的互补效益。

3.1 基于 NLM 算法的互补储能功率解耦原理

NLM 滤波在给定的搜索窗口内通过寻找尽可能多的相似数据来求取加权系数，通过加权平均来获取最接近信号的估计值，从而达到滤波效果。定义超级电容功率为 NLM 的高频信号 $P_s(t)$，蓄电池功率 $P_b(t)$为互补储能功率 $P_{ces}(t)$滤除高频分量后的低频信号，NLM 通过计算输入信号 $P_{ces}(t)$中全部相似块的加权平均值来估算低频信号 $P_b(t)$[20]，如式(14)、(15)所示。

$$P_b(t)=(1/K(t))\sum_{t\in N(t)}\omega(t,s)P_{ces}(t) \tag{14}$$

$$K(t)=\sum_{s\in N(t)}\omega(t,s) \tag{15}$$

式中：$\omega(t,s)$为搜索窗口 t、s 的相似程度；$N(t)$为以目标样本点 t 为中心的搜索区域所有数据的集合；$K(t)$为归一化值，表征搜索区域所有搜索窗口相似度的和值。此外，与 $\omega(t,s)$的关系式需要满足以下 2 个条件：$\omega(t,s)/K(t)\in[0,1]$；$\sum\omega(t,s)/K(t)=1$。进而可以计算加权系数 $\omega(t,s)$为：

$$\omega(t,s)=\exp\left(-\sum_{\delta\in\Delta}(P_{ces}(t+\delta)-P_{ces}(s+\delta))^2/\left(2l\lambda^2\right)\right) \tag{16}$$

式中：l 为以 s 为中心的邻域块；Δ 为以 t 为中心的搜索块；λ 为滤波参数。值得注意的是，l、Δ 与相似窗口半径 R_s、搜索窗口半径 R_f 之间存在如下数量关系：

$$\begin{cases}R_s=(f_l(l)-1)/2\\R_f=f_l(\Delta)/2\end{cases} \tag{17}$$

式中：$f_l(x)$为窗口长度计算函数。

将加权平均后得到的低频估算值作为蓄电池功率 $P_b(t)$输出，再利用式(3)得到解耦后的高频分量，进而输出超级电容功率 $P_s(t)$。注意到，存在于式(15)、(16)中的初始化参数组$[\lambda, R_s, R_f]$极大程度上影响了 NLM 的解耦性能，因此需要进一步优化模型，以确保解耦指令的发配质量。

3.2 基于改进电鳗觅食算法的解耦功率模型

电鳗觅食优化算法(electric eel foraging optimization, EEFO)[21]为 Weiguo Zhao 等人提出的一种元启发式算法，从自然界中电鳗群体的觅食行为中汲取灵感。算法对 4 种关键的觅食行为进行数学建模，其中交互作用作为勘探阶段行为，停息、狩猎和迁徙则作为开发阶段行为，使其在寻优过程提供更加多样化的全局与局部搜索能力。然而，EEFO 算法仍然对复杂数据的处理存在收敛速度慢、寻优精度低、容易陷入局部最优解等缺陷。基于此，提出一种多策略改进的电鳗觅食算法，作为寻优 NLM 初始化参数组的算法模型，以完成相应滤波器的构建。在算法初始化阶段，以 Sine-Tent-Cosine 混沌映射[22]生成更加具有随机性的种群分布序列，以丰富种群多样性；在算法的勘探阶段，通过加入特定逃逸能量函数取值下成员向量的黄金正弦位置[23]更新行为，从而提升全局搜索能力；在整体算法上，改进

逃逸能量的趋势曲线函数，使其取值分布更加贴合 EEFO 各阶段的寻优重心，平衡勘探与开发行为的过渡，提升局部搜索能力，同时一定程度上避免算法陷入局部最优解情况。

以 NLM 算法内部滤波参数 λ、相似窗口半径 R_{s}、搜索窗口半径 R_{f}作为决策变量，构成电鳗种群矩阵，初始种群矩阵为：

$$\boldsymbol{N}_{\mathbf{LM,0}}=[(\lambda_1,R_{\mathrm{s},1},R_{\mathrm{f},1}),(\lambda_2,R_{\mathrm{s},2},R_{\mathrm{f},2}),\cdots,(\lambda_k,R_{\mathrm{s},k},R_{\mathrm{f},k})] \tag{18}$$

式中：λ_i、$R_{\mathrm{s},i}$、$R_{\mathrm{f},i}$分别为第 i 个电鳗成员对应的滤波参数、相似窗口半径、搜索窗口半径。其中，第 i 个寻优滤波参数组(λ_i, $R_{\mathrm{s},i}$, $R_{\mathrm{f},i}$)在下文用 $n_{\mathrm{LM},i}$表示。

以全年投资成本最低作为适应度函数，构建非线性优化模型的寻优适应度矩阵为：

$$\boldsymbol{C}_{\mathrm{inv},0}=\left[c_{\mathrm{inv},0}(n_{\mathrm{LM},1}),c_{\mathrm{inv},0}(n_{\mathrm{LM},2}),\cdots,c_{\mathrm{inv},0}(n_{\mathrm{LM},k})\right] \tag{19}$$

式中：$c_{\mathrm{inv}}(n_{\mathrm{LM},i})$为以第 i 个 NLM 滤波参数组为自变量表征的全年投资成本适应度函数。

在初始化过程中，加入 Sine-Tent-Cosine 混沌映射初始化：

$$n_{\mathrm{LM},i+1}(t)=\begin{cases}\cos(\pi(r\sin(\pi n_{\mathrm{LM},i}(t)+2(1-r)n_{\mathrm{LM},i}(t)-0.5))), n_{\mathrm{LM},i}(t)<0.5\\ \cos(\pi(r\sin(\pi n_{\mathrm{LM},i}(t)+2(1-r)(1-n_{\mathrm{LM},i}(t))-0.5))),\text{其他}\end{cases} \tag{20}$$

式中：r 为[0, 1]之间的随机数。注意到，本文中出现不同角标 r_i(i=1, 2, …, 10)值均与 r 性质一致，故不再赘述。

电鳗进行觅食行为时猎物的逃逸能量 E_{EEFO} 为权衡电鳗觅食中探索与开发阶段指令的关键参数，算法在每次迭代中，E_{EEFO} 值总受一个一定区间内的随机因子控制。根据每次迭代产生的随机值，规定当且仅当 E_{EEFO}>1 时，输出探索行为指令；E_{EEFO}≤1 时，输出开发行为指令。

1）勘探行为：E_{EEFO}>1

电鳗在算法初期，通过感应种群中所有个体的位置信息，并随机选择与任何成员进行交互作用。此时，成员位置通过从种群中随机选择的个体和在搜索空间中随机生成的个体之间的差异进行更新。当第 j 个适应度函数值 $c_{\mathrm{inv}}(n_{\mathrm{LM},j}(t))$ 大于第 i 个适应度函数值 $c_{\mathrm{inv}}(n_{\mathrm{LM},i}(t))$ 时，以式(21)进行位置更新；反之则以式(22)作为位置更新式。

$$\begin{cases}n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM},j}(t)+n_1q\left(\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}n_{\mathrm{LM},i}(t)-n_{\mathrm{LM},i}(t)\right), p_1>0.5\\ n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM},j}(t)+n_1q\left((h_l+r_1(h_u-h_l))-n_{\mathrm{LM},i}(t)\right), p_1\le 0.5\end{cases} \tag{21}$$

$$\begin{cases}n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM},j}(t)+n_1q\left(\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}n_{\mathrm{LM},i}(t)-n_{\mathrm{LM},i}(t)\right), p_2>0.5\\ n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM},j}(t)+n_1q\left(h_l+r_2(h_u-h_l)-n_{\mathrm{LM},i}(t)\right), p_2\le 0.5\end{cases} \tag{22}$$

式中：n_1 为服从[0, 1]区间内的正态分布；q 为 0、1 中的任一值；p_1、p_2 为[0, 1]中的随机数。

2）开发行为：E_{EEFO}≤1

开发行为分别分为 4 种形式，即在某个最可能取最优值的亚空间中，模拟电鳗日常活动中停息、迁徙、狩猎 3 种策略，基于能量函数的随机取值选定 1 项策略进行位置更新。

(1)停息行为

$$n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=R_i(t+1)+n_2R_i(t+1)I_{\mathrm{r}}n_{\mathrm{LM},i}(t) \tag{23}$$

$$\begin{cases}R_i(t+1)=Z(t)+2(\mathrm{e}-\mathrm{e}^{\frac{t}{T}})\sin(2\pi r_3)\\ Z(t)=h_{\mathrm{l}}^{d}+\dfrac{n_{\mathrm{LM},r(n)}^{r(d)}(t)-h_{\mathrm{l}}^{r(d)}}{h_{\mathrm{u}}^{r(d)}-h_{\mathrm{l}}^{r(d)}}\end{cases} \tag{24}$$

式中：$n_{\mathrm{LM},r(n)}^{r(d)}$ 是一个来自现有种群随机个体维度的随机位；Z 为一个归一值；n_2 为服从[0,1]区间内的正态分布；h_{l}^{d} 为当前维度最大搜索范围下边界；$h_{\mathrm{u}}^{r(d)}$为随机维度最大搜索范围上边界；$h_{\mathrm{l}}^{r(d)}$为随机维度最大搜索范围下边界；I_{r}为随机整数。

(2)狩猎行为

$$n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM,best}}(t+1)+\mathrm{e}^{r_4(1-t)/T}\cdot\cos(2\pi r_4)\cdot(H_{\mathrm{best},i}(t+1)-I_{\mathrm{r}}n_{\mathrm{LM},i}(t)) \tag{25}$$

$$H_{\mathrm{best},i}(t+1)=n_{\mathrm{LM,best}}(t)+2(\mathrm{e}-\mathrm{e}^{t/T})\cdot\sin(2\pi r_5)\cdot\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}n_{\mathrm{LM},i}(t)-n_{\mathrm{LM,best}}(t)\right| \tag{26}$$

式中：$H_{\mathrm{best},i}(t+1)$表示第 i 只电鳗电鳗在狩猎区域产生的新位置。

(3)迁徙行为

$$n_{\mathrm{LM},i}(t+1)=\begin{cases}Y=-r_6R_i(t+1)+r_6H_{\mathrm{r}}(t+1)-\\ \quad 0.01\times\left|u\left(\dfrac{\Gamma(1+b)\cdot\sin(\frac{\pi b}{2})}{\Gamma(\frac{1+b}{2})\cdot 2^{\frac{b-1}{2}}b}\right)/|\gamma|^{\frac{1}{b}}\right|, c_{\mathrm{inv}}(n_{\mathrm{LM},i}(t))>c_{\mathrm{inv}}(Y)\\ n_{\mathrm{LM},i}(t), c_{\mathrm{inv}}(n_{\mathrm{LM},i}(t))\le c_{\mathrm{inv}}(Y)\end{cases} \tag{27}$$

$$H_{\mathrm{r}}(t+1)=n_{\mathrm{LM,best}}(t)+2(\mathrm{e}-\mathrm{e}^{\frac{t}{T}})\sin(2\pi r_7)\cdot\left|\sum_{i=1}^{n}n_{\mathrm{LM},i}(t)-n_{\mathrm{LM,best}}(t)\right| \tag{28}$$

式中：$H_{\mathrm{r}}(t+1)$表示电鳗的随机迁徙位置；$\Gamma(\cdot)$为基于莱维飞行的伽马函数；Y 为电鳗在行为中可能的候补位置。

在算法前期由逃逸能量控制的全局搜索勘探

指令应占据主导地位，后期逐渐向局部搜索开发指令为主导过渡，以满足在不同时间跨度的寻优平衡性。对原文献的逃逸能量函数进行改进，改进后的逃逸能量函数 E^*_{EEFO} 表达式为：

$$E^*_{\mathrm{EEFO}} = 4\mathrm{e}^{-\frac{\pi}{2}\frac{t}{T}} \cdot E^*_0 \tag{29}$$

式中：E^*_0 为改进的逃逸能量初值，由一个[0, 1]之间的随机因子控制。定义逃逸能量趋势曲线 l 为：

$$l = 4\mathrm{e}^{-\frac{\pi}{2}\frac{t}{T}} \tag{30}$$

改进前后的能量函数与趋势曲线如图 3 所示。

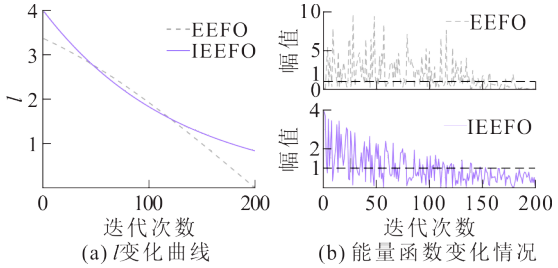


图 3 逃逸能量函数改进对比

Fig.3 Comparison of improved escape energy functions

分析可得，改进后的能量函数曲线在算法前期幅值较大，在此阶段输出的勘探指令有较明显的增加；而过渡到中期阶段，其两指令输出相较于原曲线分布更为均衡，此时局部与全局搜索性能兼具；在后期阶段则改善了原趋势曲线陡度较大的缺陷，使其开发指令输出概率形成更为平滑的上升趋势，避免出现断层式的指令分布。这一改进使得全局与局部搜索能力均得到了一定程度的提升，同时也实现了勘探、开发阶段更加平衡的过渡。

考虑到 EEFO 勘探阶段存在交互作用的位置更新策略存在寻优多样性欠缺的问题，进一步对该勘探阶段附加设置能量函数分层更新策略。由图 3(b)分析可得，绝大部分逃逸能量值分布于[0, 2]区间，但仍有少部分逃逸能量值存在溢出区间现象。进一步，在勘探阶段大于 2 的溢出区间加入黄金正弦算法的全局位置更新策略，如式(31)所示。

$$\begin{aligned} n_{\mathrm{LM},i}(t+1) = m_1 \sin(m_2) \cdot \left| y_1 n_{\mathrm{LM,best}}(t) - y_2 n_{\mathrm{LM},i}(t) \right| + \\ n_{\mathrm{LM},i}(t) \cdot \left| \sin(r_{10}) \right| \end{aligned} \tag{31}$$

式中：m_1、m_2 为区间[0, 2π]的随机数；y_1、y_2 为黄金分割系数。综上，基于 IEEFO 算法的 NLM 最优功率解耦策略算法流程如图 4 所示。

4 互补储能容量配置模型及目标函数

特定样本容量下，由 IEEFO-NLM 最优解耦指得到的蓄电池、超级电容功率曲线 $P_{\mathrm{b}}(t)$、$P_{\mathrm{s}}(t)$将进一步通过容量配置模型得到唯一的配置参数。同时，建立计及元件寿命与成本的目标函数，以得到具有

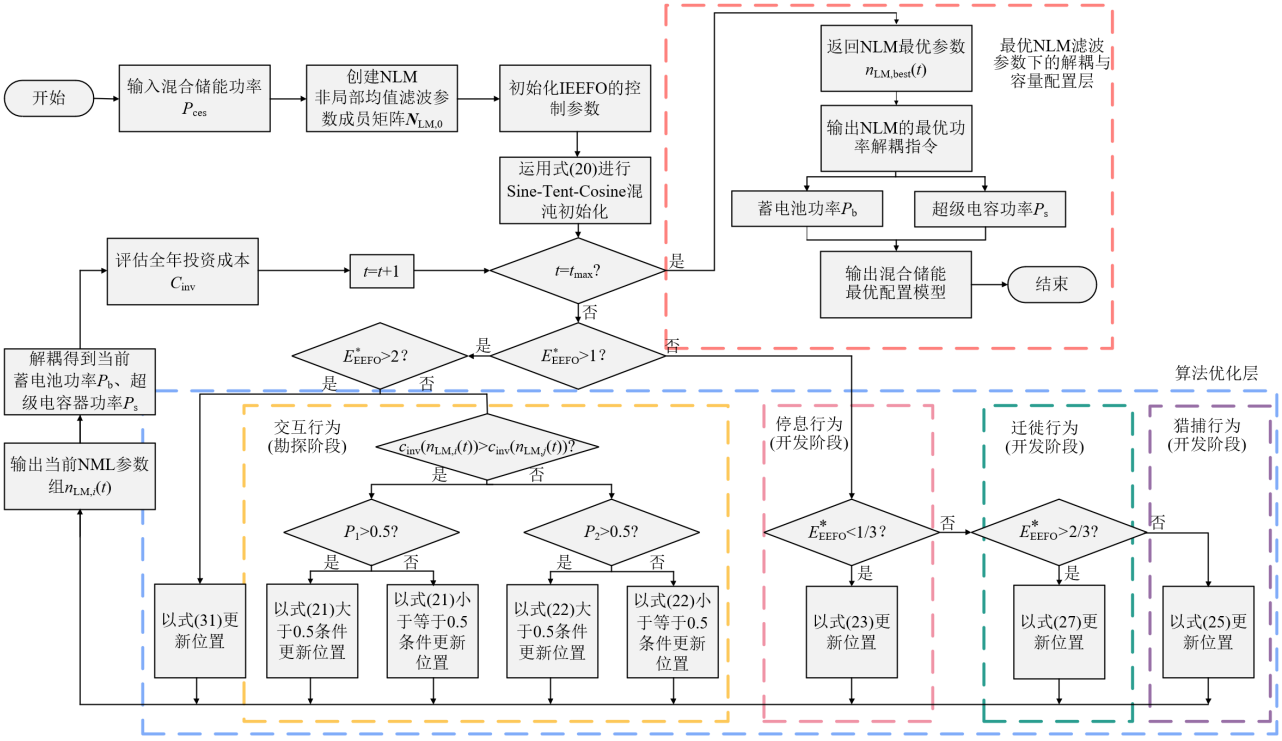


图 4 基于 IEEFO 算法的 NLM 的最优功率解耦策略流程

Fig.4 Process of optimal power decoupling strategy for NLM based on IEEFO algorithm

经济效益的储能场站建设定容方案。

4.1 容量配置模型

互补储能的运行周期内，其功率配置原则为充放电指令始终应能满足最大功率需求[24]，即：

$$P_{x,\mathrm{rate}}=\max\left(\left|\max_{t\in(t_0,t_0+T)}P_x(t_\mathrm{c})\right|\eta_\mathrm{C}\eta_{x_\mathrm{c}},\left|\min_{t\in(t_0,t_0+T)}P_x(t_\mathrm{r})\right|/(\eta_\mathrm{C}\eta_{x_\mathrm{r}})\right) \tag{32}$$

式中：$P_{x,\mathrm{rate}}$为互补储能元件的额定功率，x取 b 时表示蓄电池，x取 s 时表示超级电容器；t_0为初始时刻；T为充放电周期；η_C为双向变换器折算下的能量转换效率；η_{x_c}、η_{x_r}为储能元件充放电效率；t_c、t_r分别为充、放电时刻。

定义互补储能系统荷电状态的初始值为$S_{\mathrm{OC},0}$，可得到其在i时刻的荷电状态$S_{\mathrm{OC},i}$，如式(33)所示，其始终受元件荷电状态上、下限$S_{\mathrm{OC,max}}$、$S_{\mathrm{OC,min}}$约束，如式(34)所示。

$$S_{\mathrm{OC},i}=S_{\mathrm{OC},0}+\frac{\int_0^{i\Delta t}P_{\mathrm{coa}}(t)\mathrm{d}t}{E_{\mathrm{rate}}} \tag{33}$$

$$S_{\mathrm{OC,min}}<S_{\mathrm{OC},i}<S_{\mathrm{OC,max}} \tag{34}$$

式中：Δt为储能系统功率指令采样间隔；$P_{\mathrm{coa}}(t)$为储能系统补偿或消纳指令需求功率。将式(33)代入(34)，即可求得互补储能容量配置E_{rate}表达式为：

$$E_{x,\mathrm{rate}}=\max\left(\frac{\max\limits_{t\in T}\int_0^{i\Delta t}P_{x,\mathrm{coa}}(t)\mathrm{d}t}{S_{\mathrm{OC,max}}-S_{\mathrm{OC},0}},\frac{-\min\limits_{t\in T}\int_0^{i\Delta t}P_{x,\mathrm{coa}}(t)\mathrm{d}t}{S_{\mathrm{OC},0}-S_{\mathrm{OC,min}}}\right) \tag{35}$$

4.2 互补储能寿命量化模型

蓄电池的循环寿命由一等效放电深度(depth of discharge, DOD)函数决定，在对光伏波动补偿及消纳过程中，DOD 实时追踪充放电指令而进行变化，基于此，以文献[25]方法对其寿命进行折算，即：

$$T_\mathrm{b}=\frac{T_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}}}{\sigma\sum_{t=1}^{T}N_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}}(t)} \tag{36}$$

$$N_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}}(t)=\left(\frac{D_{\mathrm{rate}}}{D_\mathrm{b}(t)}\right)^{0.45}\cdot\exp\left(1.73\left(1-\frac{D_\mathrm{b}(t)}{D_{\mathrm{rate}}}\right)\right)T_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}} \tag{37}$$

式中：D_{rate}为蓄电池额定放电深度；$T_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}}$为额定放电深度下蓄电池循环寿命；$N_\mathrm{b}^{D_{\mathrm{rate}}}(t)$为蓄电池在$t$时刻下折算到额定放电深度下的等效循环次数；$D_\mathrm{b}(t)$为$t$时刻蓄电池放电深度实际值；$\sigma$为折算系数。

超级电容器寿命T_s可由光储工程最大年限中折算的充放电次数与其典型运行工况下响应充放电指令的比值得到，即：

$$T_\mathrm{s}=\frac{N_{\mathrm{s,max}}}{\sum\frac{(I_\mathrm{c}+I_\mathrm{r})}{2}} \tag{38}$$

式中：$N_{\mathrm{s,max}}$为最大运行年限下的充放电次数；I_c、I_r分别为平抑光伏波动时的充、放电指令。

4.3 目标函数

计及互补储能元件寿命的容量优化配置以建设互补储能电站的全年投资成本C_{inv}最小值作为目标函数，即：

$$\min C_{\mathrm{inv}}=C_{\mathrm{PU}}+C_{\mathrm{MA}}-(C_{\mathrm{RV}}+C_{\mathrm{r\text{-}S}}+C_{\mathrm{GP}}) \tag{39}$$

式中：全年投资成本最小值目标函数分别由置购成本C_{PU}、维护成本C_{MA}、平抑收益C_{CO}、回收残值收益C_{RV}以及正向收益的备用容量效益$C_{\mathrm{r\text{-}S}}$、并网通道建设效益C_{GP}组成[26]。

储能的置购成本主要分为功率置购成本以及容量置购成本。考虑贴现率、储能运行寿命的全年置购成本C_{PU}为：

$$C_{\mathrm{PU}}=C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{b}+C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{s} \tag{40}$$

其中：

$$C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{b}=(C_\mathrm{P}^\mathrm{b}P_{\mathrm{b,rate}}+C_\mathrm{E}^\mathrm{b}E_{\mathrm{b,rate}})\frac{\gamma(1+\gamma)^{T_\mathrm{b}}}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{b}}-1} \tag{41}$$

$$C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{s}=(C_\mathrm{P}^\mathrm{s}P_{\mathrm{s,rate}}+C_\mathrm{E}^\mathrm{s}E_{\mathrm{s,rate}})\frac{\gamma(1+\gamma)^{T_\mathrm{s}}}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{s}}-1} \tag{42}$$

式中：$C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{b}$、$C_{\mathrm{PU}}^\mathrm{s}$为蓄电池、超级电容器的初始置购成本；$C_\mathrm{P}^\mathrm{b}$、$C_\mathrm{P}^\mathrm{s}$分别为蓄电池、超级电容单位功率成本；$C_\mathrm{E}^\mathrm{b}$、$C_\mathrm{E}^\mathrm{s}$分别为蓄电池、超级电容单位容量成本；$T_\mathrm{b}$、$T_\mathrm{s}$为蓄电池寿命周期；$\gamma$为贴现率。

储能维护成本C_{MA}与其容量呈一定比例关系，即有：

$$C_{\mathrm{MA}}=C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}+C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s} \tag{43}$$

$$C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}=k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}C_\mathrm{E}^\mathrm{b}E_{\mathrm{b,rate}}\frac{\gamma(1+\gamma)^{T_\mathrm{b}}}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{b}}-1} \tag{44}$$

$$C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}=k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}C_\mathrm{E}^\mathrm{s}E_{\mathrm{s,rate}}\frac{\gamma(1+\gamma)^{T_\mathrm{s}}}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{s}}-1} \tag{45}$$

式中：$C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}$、$C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}$为蓄电池、超级电容器的维护成本；$k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}$、$k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}$为蓄电池、超级电容维护比例。

储能元件因寿命、损耗报废后，其回收残值收益C_{RV}为：

$$C_{\mathrm{RV}}=C_{\mathrm{RV}}^\mathrm{b}+C_{\mathrm{RV}}^\mathrm{s} \tag{46}$$

$$C_{\mathrm{RV}}^\mathrm{b}=\varepsilon_{\mathrm{AG}}^\mathrm{b}C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b}\frac{1}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{b}}-1}+\varepsilon_{\mathrm{LOS}}^\mathrm{b}C_{\mathrm{LOS}}^\mathrm{b}k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{b} \tag{47}$$

$$C_{\mathrm{RV}}^\mathrm{b}=\varepsilon_{\mathrm{AG}}^\mathrm{s}C_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s}\frac{1}{(1+\gamma)^{T_\mathrm{s}}-1}+\varepsilon_{\mathrm{LOS}}^\mathrm{s}C_{\mathrm{LOS}}^\mathrm{s}k_{\mathrm{MA}}^\mathrm{s} \tag{48}$$

式中：$C_{\mathrm{RV}}^{\mathrm{b}}$、$C_{\mathrm{RV}}^{\mathrm{s}}$为蓄电池、超级电容回收残值收益；$C_{\mathrm{LOS}}$为无法修复损耗回收残值收益；$\varepsilon_{\mathrm{AG}}$、$\varepsilon_{\mathrm{LOS}}$为储能元件的老化报废残值回收率、无法修复损耗报废残值回收率。

考虑到互补储能装置通过波动消纳可使得光伏功率预测偏差减小，从而降低系统旋转备用容量配备，产生的备用容量效益 $C_{\text{r-S}}$ 为：

$$C_{\text{r-S}}=\sum_{d=1}^{365}C_{\mathrm{RS}}P_{\text{r-S}} \tag{49}$$

式中：$P_{\text{r-S}}$为典型日旋转备用容量；C_{RS}为备用容量价格。

储能对波动的平抑能够使得光伏电站典型日短时功率峰值降低，进而使得当日最大出力所规划的并网通道容量降低，由此产生并网通道建设效益 C_{GP} 为：

$$C_{\mathrm{GP}}=C_{\mathrm{P}}^{\mathrm{c}}\cdot\max(0,\max(P_{\mathrm{v}}(t))-\max(P_{\mathrm{gc}}(t))) \tag{50}$$

式中：$C_{\mathrm{P}}^{\mathrm{c}}$为并网通道的单位功率成本。

4.4 约束条件

在储能平抑光伏波动的运行工况下，除受式(34)的荷电状态约束以外，互补储能充放电指令 $P_{\mathrm{coa}}(t)$ 应受限值约束，以确保其响应特性，即：

$$\max(-P_{\mathrm{coa,rate}},\frac{E_{\mathrm{coa}}-E_{\mathrm{coa,u}}}{\Delta t\cdot\eta_{x_\mathrm{c}}})\le P_{\mathrm{coa}}(t)\le\min(P_{\mathrm{coa,rate}},\frac{E_{\mathrm{coa}}-E_{\mathrm{coa,l}}}{\Delta t}\cdot\eta_{x_\mathrm{r}}) \tag{51}$$

式中：E_{coa}为互补储能能量状态，$E_{\mathrm{coa,u}}$、$E_{\mathrm{coa,l}}$为其上、下限；$P_{\mathrm{coa,rate}}$为充放电额定值。

5 算例分析

以西南地区装机容量 S_{i}=150 MW 的某光伏电站典型日光伏出力情况为例，将其作为容量配置时的训练集展开分析。算例各项参数见附录 B。其中，以其装机容量的国家光伏并网波动要求折算为：

$$\begin{cases}k_{1\mathrm{min}}=S_{\mathrm{i}}/10=15\ \mathrm{MW}\\ k_{10\mathrm{min}}=S_{\mathrm{i}}/3=50\ \mathrm{MW}\end{cases} \tag{52}$$

5.1 评估指标

定义平抑波动前后曲线广义波动为 α；1 min、10 min 尺度窗口狭义波动最大值为 β_1、β_2；储能出力积累量为 ρ；将曲线欧氏距离 δ[27]作为各策略基于平抑波动性能的评估指标，对曲线不同特征角度进行定量分析。各评估指标表达式为：

$$\alpha=\Delta_{\mathrm{P_v}} \tag{53}$$

$$\beta_1=\max(\Delta_{1\mathrm{min},n}) \tag{54}$$

$$\beta_2=\max(\Delta_{10\mathrm{min},m}) \tag{55}$$

$$\rho=\sum_{t=1}^{N}\left|P_{\mathrm{v}}(t)-P_{\mathrm{gc}}(t)\right| \tag{56}$$

$$\delta=\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(P_{\mathrm{v}}(t)-P_{\mathrm{gc}}(t))^2} \tag{57}$$

5.2 基于两尺度时间窗同步时间步长越限修正的波动平抑效果分析

对光伏功率典型日数据进行基于 1 min、10 min 尺度时间窗的越限检测，并对越限窗数据进行修正平抑。分别选取广泛应用的小波包分解、SG 滤波方法作为信号分解平抑策略、信号滤波平抑策略的参考算法，设置刚好满足两尺度并网要求的平抑参数，对输出曲线进行对比，结果如图 5 所示。

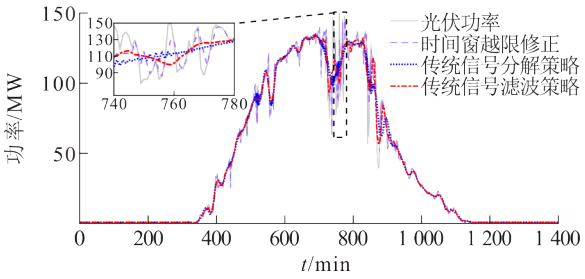


图 5 不同平抑策略效果对比

Fig.5 Comparison of the effects of different smoothing strategies

分析曲线可知，不同策略对于光伏波动的平抑均有一定的效果，但仍存在鲁棒性差异。2 类传统平抑策略对光伏功率的追踪性较差，输出曲线与原始光伏功率的特征差异较为明显，这一定程度上造成了对波动的过度平抑。因此，以此滤除波动量为基准而进行的互补储能容量配置，将会不可避免地增加储能的出力负担以及运行损耗。对比之下，本文策略聚焦于输入系统光伏出力的实时性，经过两尺度时间窗实时的检测、修正环节，可以在很好地追踪光伏功率特征趋势的前提下平抑光伏波动，避免信号失真现象；同时，因限幅修正策略对数据点遍历是以单位采样间隔进行步进的，摆脱了传统滤波策略过分依赖的曲线整体化处理，故很好地克服了其普遍存在的“相位偏移”缺陷所导致的并网功率输出延迟给电力系统带来的不稳定性影响；进一步地，由于仅以越限点修正差额作为输出功率，因此储能出力的冗余量实现了最小化，从而显著降低了储能配置的出力负担。下面分别以传统策略与本文策略平抑波动后两尺度的波动量展开对比，图 6 为波动量直观展示，再以式(50)—式(54)得到的各策

略评价指标作为数据支撑进行分析，得到结果如表 1 所示。

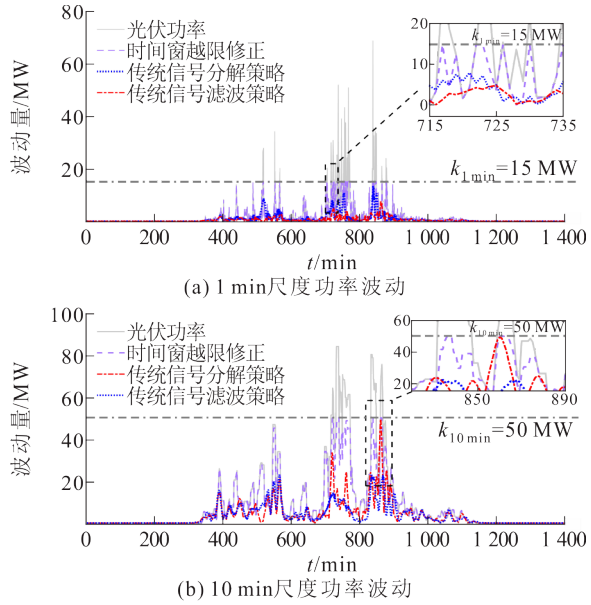


图 6 不同平抑策略两尺度波动量对比

Fig.6 Comparison of two-scale volatility under different flattening strategies

表 1 不同平抑策略评估指标值

Table 1 Evaluation index values for different smoothing strategies

平抑策略	α	β_1	β_2	ρ	δ
光伏功率	15 125.51	68.30	83.91		
传统信号分解	5 662.53	13.51	22.99	4 062.27	266.96
传统信号滤波	5 763.50	7.53	49.41	3 515.72	232.63
本文策略	12 505.55	15.00	50.00	953.86	148.73

如图 6 所示，传统信号分解策略、信号滤波策略均能使得 1 min、10 min 尺度波动量显著低于波动限值，但对原始功率曲线的追踪性相对欠缺，存在过度依赖整体平滑性而导致平抑的波动量溢出需求值的问题。结合表 1 可知，两传统策略除了与原光伏数据特征相近程度负相关的指标 δ 值大于本文策略外，与平抑程度相关的 α、β_1、β_2 指标均远小于原始功率。尽管对波动的限制性能显著，但过度平滑的并网输入将造成其与原始功率之间的差额补偿功率，从而使得配置的储能系统出力增大，除了增加配置成本外，还存在频率较高、充放电指令交互频繁的问题，对元件的使用寿命将会是巨大考验；此外，较大的指标 ρ 也从储能出力的角度验证了此结论。

结合表 1 可得，本文策略的 α、β_1、β_2 指标分别高于传统信号分解策略 120.85%、11.02%、117.49%，相较于传统信号滤波策略则高出 116.98%、99.2%、1.19%；而 ρ、δ 指标也分别较传统信号分解策略降低了 76.52%、44.29%，较传统信号滤波策略则下降了 72.87%、36.07%，使其在较少牺牲光伏曲线特征条件下，输出的并网功率能够有效减少储能由功率差额所导致的充放电响应次数，从而提高元件寿命。

以原始功率、并网功率出力差额作为互补储能系统的参考功率曲线如图 7 所示。显然，在传统策略以较小广义波动输出并网功率时，其储能出力相应处于一个较高频率与能量密度水平上，从而使得互补储能功率均高于本文策略，进一步验证了本文策略对降低储能出力负担的有效性。

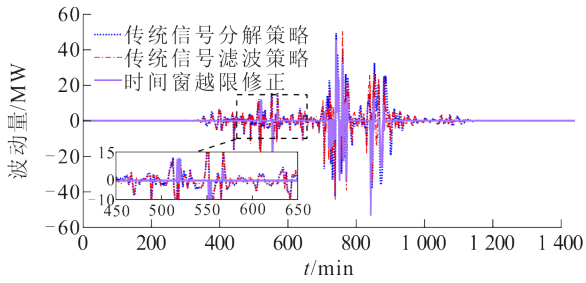


图 7 不同平抑策略互补储能功率曲线

Fig.7 Complementary energy storage power curves under different smoothing strategies

5.3 基于波动平抑的四季鲁棒性效果分析

以同一地区某光伏电站春、夏、秋、冬 4 个季节典型日作为采样数据，验证本文方法应对不同季节下光伏功率波动平抑的鲁棒性，结果如图 8 所示。

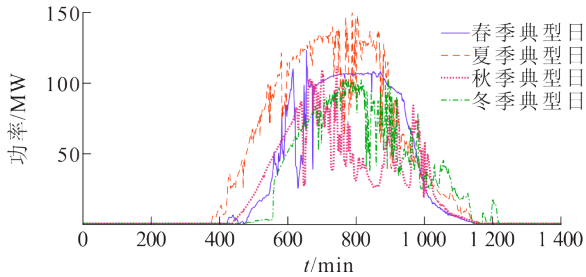


图 8 四季典型日光伏功率曲线

Fig.8 Typical solar power curve for four seasons

由图 8 可知，不同季节下的光伏曲线波动特点迥异。其中，高温高辐照度、日照时长较大的夏季呈现出高于其他季节的功率幅值，在光伏阵列对太阳能的吸收转换过程，受“热斑效应”影响较为明

显，光伏功率波动剧烈；而冬季普遍光照不足，功率幅值较小，其中西南地区冬季多云天气居多，云层分布较无规律，辐照度时变特性较强，使得波动跟随辐照呈较大变化[28]；而春、秋两季则介于两者之间。

对四季典型日的平抑效果如图 9 所示。在波动最剧烈为的冬、夏季中午时段，越限修正策略跟随时间窗的滑动自动跟踪光伏功率，均能够很好地对越限窗波动功率进行修正，实现波动平抑。同时，在波动特性较为平缓的春、秋两季也能实现低幅值、小波动越限窗的检测，进而达到窗口修正，起到波动平抑的效果。在图 10 的波动分析中可以看出，四季典型日在两尺度时间窗检测中均出现多数的越限窗口，由于四季光伏出力情况不一，因此波动越限程度的随机性较强。而在进一步经过本文策略的窗

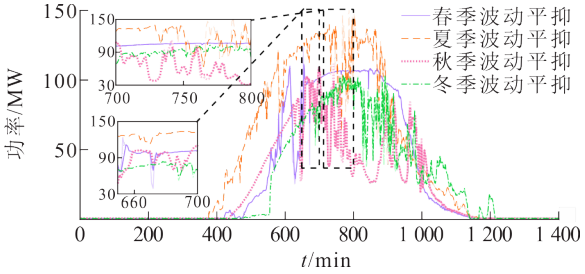
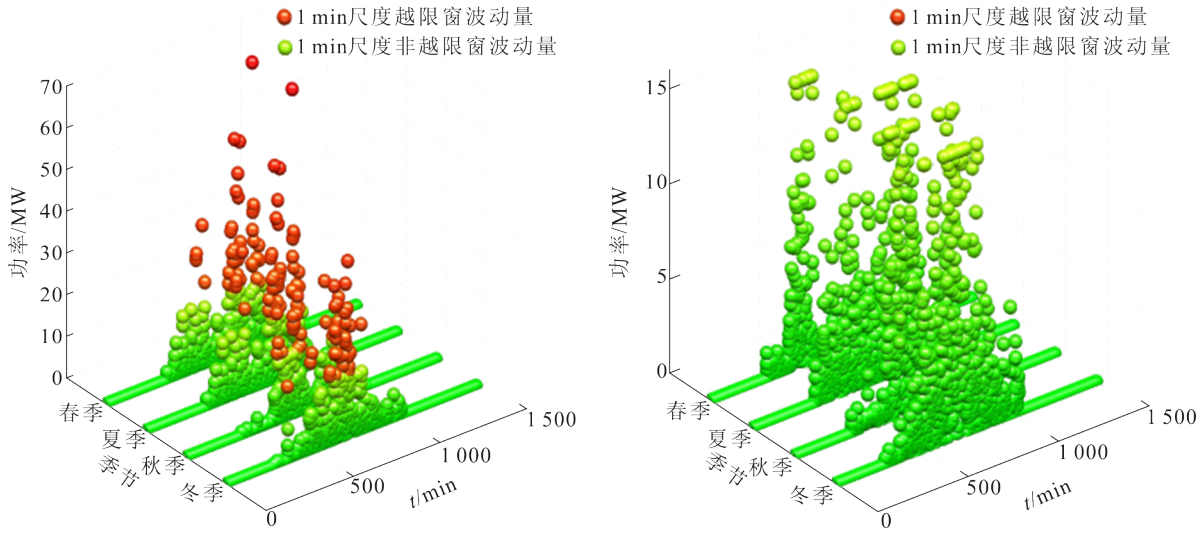
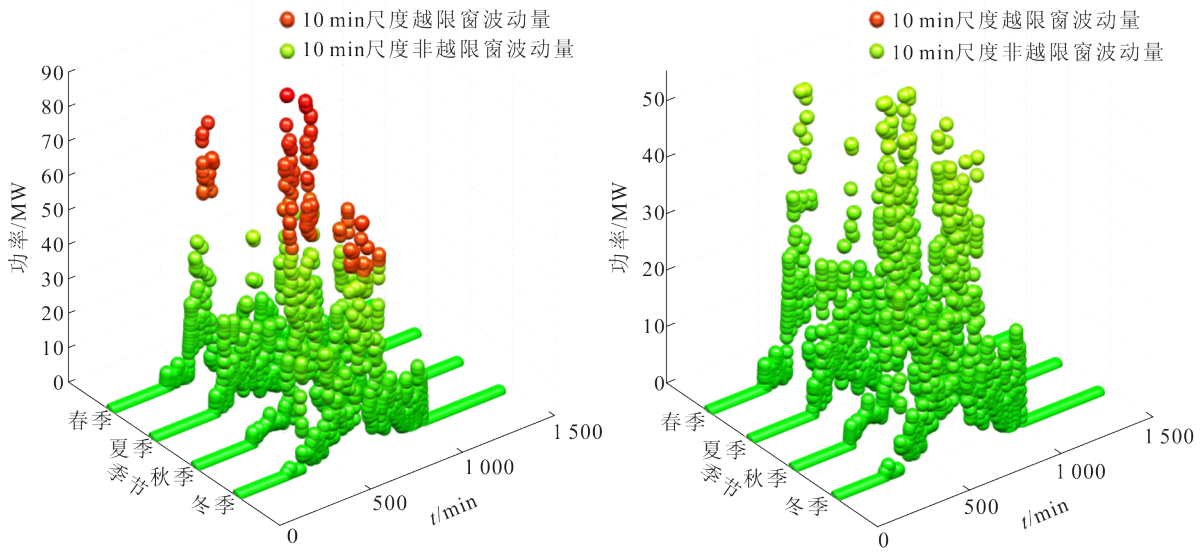


图 9　四季典型日波动平抑效果对比

Fig.9　Comparison of the stabilization effect of typical daily fluctuations in four seasons



(a) 平抑波动前后四季典型日1 min尺度波动



(b) 平抑波动前后四季典型日10 min尺度波动

图 10　四季典型日两尺度下波动平抑鲁棒性对比

Fig.10　Comparison of stability and robustness of fluctuations at two scales for typical days in four seasons

口修正后，这些无规律的越限情况均得到了很好的消除，修正后的四季功率在 1 min、10 min 尺度下已不再出现波动越限的情况，从而将全样本容量内的波动量很好地限制在了在国家规定的两尺度限值之下。由此可见，本文策略在季节规律性有较大差异的四季典型日间仍能展现出良好的鲁棒性。

由表 2 的评价指标可知，平抑波动后的四季功率不仅将 1 min、10 min 尺度狭义波动最大值 β_1、β_2 平滑地控制在了国家规定的两限值量之间，同时将广义波动 α 同样置于一个较合理的水平，从而避免了平抑过度的情况。进一步结合图 11 所示的四季典型日互补储能功率曲线可知，四季典型日互补储能曲线在不同季节规律中，由于与指标 ρ、δ 相耦合的特性，其功率会以一个较小的水平输出，从而降低储能出力负担与运行损耗。

表 2 波动平抑后四季典型日评估指标

Table 2 Typical daily evaluation indicators for the four seasons after stabilizing fluctuations

典型日类型	α	β_1	β_2	ρ	δ
春季典型日	6 001.78	15	50	276.31	79.87
夏季典型日	12 505.55	15	50	953.86	148.73
秋季典型日	11 661.78	15	50	308.62	55.38
冬季典型日	11 628.88	15	50	343.44	64.61

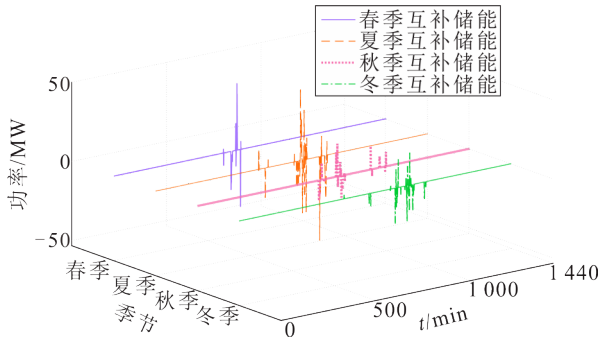


图 11 四季典型日互补储能功率曲线

Fig.11 Four season typical daily complementary energy storage power curve

5.4 基于改进 IEFFO 算法的 NLM 解耦互补储能最佳功率的容量配置分析

以 NLM 滤波器初始化参数组(λ, R_s, R_f)作为决策变量，以建设储能电站全年投资成本 C_{inv} 最小作为目标函数，IEEFO 对其进行寻优得到 5.2 节中互补储能功率最佳参数组下的最优解耦指令。为验证 IEEFO 经多策略改进后对算法性能提升的有效性，选取未进行改进的 EEFO 以及应用较为广泛的若干源启发式算法，将同为寻优 NLM 最优解耦生态下的运行情况进行对比，结果如图 12 所示。

由图 12 可知，各优化算法在多次迭代后收敛效果具有一定差异。IEEFO 算法在第 82 次迭代即得到最优解，收敛速度为对比算法中最快的，相较于 HHO、COA、PSO、EEFO 分别提升了 29.31%、26.79%、16.33%、20.39%；以收敛精度作为评估指标，IEEFO 算法寻优的最优适应度值为 2 151.664 8，为各优化算法中最低，相较于 HHO、COA、PSO、EEFO，其收敛精度分别提升了 12.45%、37.18%、13.27%、10.28%。此外，多策略改进的 IEEFO 算法在迭代过程中，未出现陷入局部最优解的情况，这归因于算法的改进丰富了其寻优多样性。

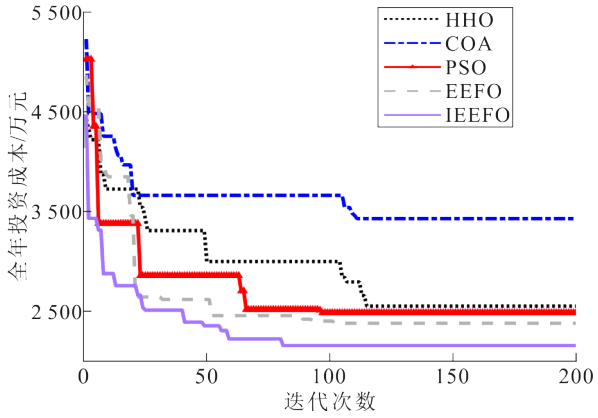


图 12 不同优化算法寻优对比

Fig.12 Comparison of different optimization algorithms for optimization

进一步由最优解耦指令输出的互补储能元件功率，依照式(32)—(38)计及量化寿命指标的配置模型得到相应的额定参数，即为最优容量配置参考。下面选取 3 种策略：策略一，采用传统信号分解策略进行 IEFFO-NLM 解耦得到容量配置；策略二，采用传统信号滤波策略进行 IEFFO-NLM 解耦得到容量配置；策略三，采用两尺度时间窗越限修正策略进行 EFFO-NLM 解耦得到容量配置。同时，将基于两尺度时间窗越限修正策略的蓄电池/超级电容单一储能配置作为对照组；将采用本文策略即基于两尺度时间窗越限修正策略平抑波动后经 IEFFO-NLM 解耦所得容量配置作为实验组进行对比分析，结果如表 3 所示。

分析表 3 可知，策略一与策略二在经 NLM 最优解耦下，其蓄电池、超级电容器寿命均相较于利用同步时间步长越限修正环节平抑波动的其余策略

表 3 不同平抑策略评估指标值

Table 3 Evaluation index values for different smoothing strategies

策略	$P_{b,rate}$/MW	$P_{s,rate}$/MW	$E_{b,rate}$/MWh	$E_{s,rate}$/MWh	T_b/d	T_s/d	C_{inv}/万元
策略一	4.859 0	51.759 4	0.451 7	1.438 0	184	582	6 432.940 2
策略二	7.603 3	53.746 2	0.514 3	0.987 3	209	695	5 642.648 2
策略三	5.415 6	47.678 5	1.675 9	1.009 0	344	2 091	2 375.752 4
单一蓄电池	53.094 1		1.873 5		347		4 029.012 6
单一超级电容		47.678 5		1.045 7		895	3 601.793 5
本文策略	11.216 4	46.214 8	1.789 5	0.623 0	458	2 830	2 151.664 8

更低，而投资成本则更高。实际上，传统的滤波、信号分解不可避免地增大了储能的出力负担，导致储能元件出现频繁的能量交互，加大了其运行损耗，从而使得策略一与策略二的元件寿命处于所有策略中较低的水平，这意味着互补储能系统需要考虑更多元件运维及老化、报废的经济投资，从而使得配置成本提高。进一步地，由于 IEEFO 寻优解耦指令得到的功率分频点是以最大化经济效益而进行优化的，因此其功率高-低频段耦合程度会因为蓄电池、超级电容运行属性的差异而处于一个较低水平，相较于较高储能出力水平的策略一、策略二，其提升了互补储能系统遇到概率性冲击时的鲁棒性。

对比同为经长越限修正后的储能配置情况，策略三采用 EFFO 算法寻优最优解耦指令，寻优质量较 IEFFO 有一定程度上的下滑，因此寿命及成本指标显然未达最佳值，蓄电池、超级电容寿命仅为本文策略的 75.11%、73.89%，成本则高于本文策略 15.06%。以储能的配置属性进行对比可知，无论是单一蓄电池还是超级电容器作为储能元件的配置，其寿命均低于本文配置，且成本也有一定程度的提高，这是因为本文策略选取蓄电池、超级电容器作为协同充放电的储能元件，其互补效应弥补了单一储能应对不同波动频率适应度具有差异的缺陷，从而提升了波动的消纳性能，其寿命较单一蓄电池储能提升了 31.99%，较单一超级电容器提升了 216.2%，年综合投资成本则分别降低了 46.6%和 40.26%。对本文策略的容量配置结果进行分析可知，得益于越限修正策略使得储能出力水平明显下降，输入 NLM 滤波器参与解耦时，其蓄电池、超级电容器寿命相较于策略一分别提升了 148.91%和 132.06%，相较于策略二分别提升了 386.25%%和 307.19%，成本则分别较两策略降低了 66.55%和 61.87%。

综上所述，本文策略配置下的蓄电池、超级电容器互补储能单元，其运行寿命在所有策略中具有显著优势，且年综合投资成本为所有策略中最低的，展现出较好的经济性。

最优功率解耦指令下的蓄电池、超级电容器功率与其各自的 SOC 曲线如图 13 所示。可见，IEEFO-NLM 得到的互补储能解耦功率曲线频率区分度显著，将低频部分作为的蓄电池功率、高频部分作为超级电容器功率，两者协同进行光伏波动的平抑。此外，元件的 SOC 很好地控制在了正常工作区间内，无过充过放现象发生。

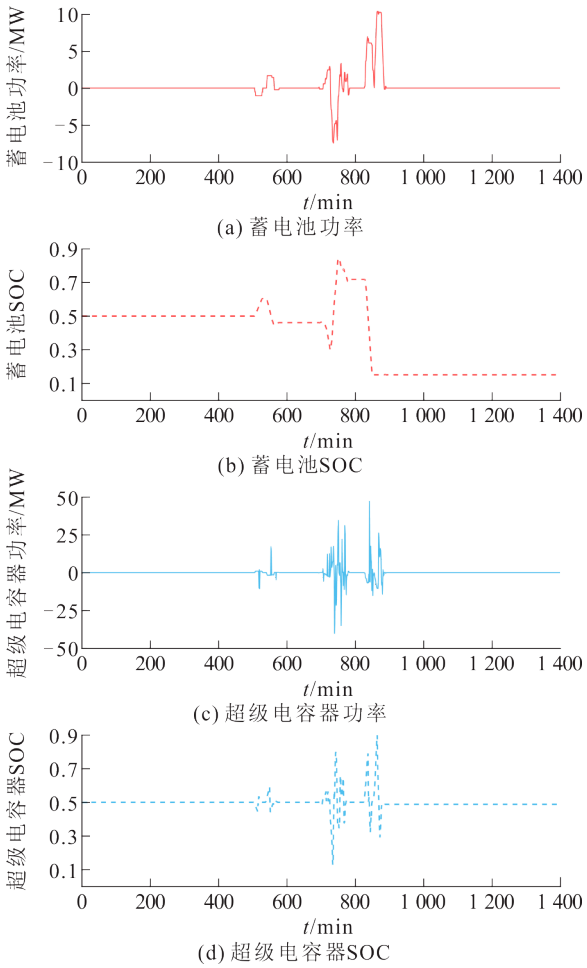


图 13 最优解耦指令下的元件功率及 SOC

Fig.13 Component power and SOC under optimal decoupling instruction

6 结论

1）1 min、10 min 时间窗越限修正方法能够在实时追踪光伏功率的前提下有效平抑波动，且能够最小化储能的负担，以减小运行损耗，延长元件寿命；同时，其在不同季节特性出力下仍能展现出良好的鲁棒性。

2）经 IEEFO 寻优 NLM 参数组的互补储能解耦方法能够响应越限修正得到的低冗余储能功率特征，解耦得到匹配蓄电池、超级电容器互补特性的充分点功率，基于最佳解耦指令得到的储能容量配置，其经济效益显著。

3）多策略改进的 IEEFO 算法具有丰富的种群丰富度及寻优多样性，其收敛速度快、求解精度高，相较于传统优化算法性能提升明显。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] XU J, FU H B, LIAO S Y, et al. Demand-side management based on model predictive control in distribution network for smoothing distributed photovoltaic power fluctuations[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(5): 1326-1336.

[2] 丁明，王伟胜，王秀丽，等. 大规模光伏发电对电力系统影响综述[J]. 中国电机工程学报，2014，34(1)：2-14.
DING Ming, WANG Weisheng, WANG Xiuli, et al. A review on the effect of large-scale PV generation on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(1): 2-14.

[3] 杨宝龙，杨明，卜强生，等. 多预测场景模型动态迁移的海量台区分布式光伏功率预测方法[J]. 高电压技术，2026，52(5)：1-12.
YANG Baolong, YANG Ming, BU Qiangsheng, et al. Dynamic transfer learning method for large-scale substation area distributed photovoltaic power forecasting based on multiple forecasting scenario models[J]. High Voltage Engineering, 2026, 52(5): 1-12..

[4] XU J, XIE B Y, LIAO S Y, et al. CVR-based real-time power fluctuation smoothing control for distribution systems with high penetration of PV and experimental demonstration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3619-3635.

[5] 汪茹康，王健，徐钢，等. 基于 SG-IDDBO-VMD 的风光互补复合波动平抑策略[J]. 中国电机工程学报，2025，45(16)：6314-6325.
WANG Rukang, WANG Jian, XU Gang, et al. Strategy on wind-solar complementary composite fluctuation smoothing based on SG-IDDBO-VMD[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(16): 6314-6325.

[6] 桑丙玉，王德顺，杨波，等. 平滑新能源输出波动的储能优化配置方法[J]. 中国电机工程学报，2014，34(22)：3700-3706.
SANG Bingyu, WANG Deshun, YANG Bo, et al. Optimal allocation of energy storage system for smoothing the output fluctuations of new energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3700-3706.

[7] 武鑫，李洋涛，马志勇，等. 基于改进小波包分解的混合储能系统容量配置方法[J]. 太阳能学报，2023，44(8)：23-29.
WU Xin, LI Yangtao, MA Zhiyong, et al. Capacity configuration method of hybrid energy storage system based on improved wavelet packet decomposition[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(8): 23-29.

[8] 霍俊达，王毅，孟建辉. 基于 A-MPC 的 MMC-HESS 平抑光伏功率波动优化策略[J]. 电力系统及其自动化学报，2024，36(8)：48-59.
HUO Junda, WANG Yi, MENG Jianhui. Optimization strategy of MMC-HESS based on A-MPC to stabilize photovoltaic power fluctuation[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(8): 48-59.

[9] 袁铁江，郭建华，杨紫娟，等. 平抑风电波动的电-氢混合储能容量优化配置[J]. 中国电机工程学报，2024，44(4)：1397-1406.
YUAN Tiejiang, GUO Jianhua, YANG Zijuan, et al. Optimal allocation of power electric-hydrogen hybrid energy storage of stabilizing wind power fluctuation[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1397-1406.

[10] 毛志宇，李培强，马德鑫，等. 基于风功率波动平抑的复合储能两次功率分配容量配置方法研究[J]. 电网技术，2023，47(10)：4111-4123.
MAO Zhiyu. LI Peiqiang. MA Dexin, et al. Double power allocation of capacity configuration of compound energy storage based on wind power smoothing[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4111-4123.

[11] 杨珺，张建成，桂勋. 并网风光发电中混合储能系统容量优化配置[J]. 电网技术，2013，37(5)：1209-1216.
YANG Jun, ZHANG Jiancheng, GUI Xun. Capacity optimization of hybrid energy storage system in grid-connected wind and PV power generation system[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1209-1216.

[12] 王菁月，刘闯，朱帝，等. 单级式隔离型中压直挂光储混合级联并网系统[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1434-1443.
WANG Jingyue, LIU Chuang, ZHU Di, et al. Single-stage isolated medium-voltage direct-linked PV-battery-hybrid cascade grid-connected system[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1434-1443.

[13] 陈 威，王永恒，沈欣炜，等. 计及碳排放流的光储充一体化电站及加氢站协同规划[J]. 电力系统自动化，2024，48(13)：40-49.
CHEN Wei, WANG Yongheng, SHEN Xinwei, et al. Synergistic planning of photovoltaic-storage-charging stations and hydrogen refueling stations considering carbon emission flows[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(13): 40-49.

[14] 王丽馨，魏明宇，刘禹彤，等. 基于集对分析的电网调峰调频混合储能选型方法[J]. 高电压技术，2025，51(10)：5306-5316.
WANG Lixin, WEI Mingyu, LIU Yutong, et al. Hybrid energy storage selection method for power grid peaking shaving and frequency regulation based on set pair analysis[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(10): 5306-5316.

[15] 孔令国，范乃文，石振宇，等. 风-储-氢-燃机协同平抑功率波动运行配置策略[J]. 高电压技术，2025，51(5)：2125-2136.
KONG Lingguo, FAN Naiwen, SHI Zhenyu, et al. Wind-storage-hydrogen-gas turbine coordinated operation strategy for power fluctuation mitigation[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(5): 2125-2136.

[16] 国家电网公司. 光伏电站接入电网技术规定：Q/GDW 1617—2015[S]. 北京：中国电力出版社，2016.
State Grid. Technical rule for connecting photovoltaic power station to power grid: Q/GDW 1617—2015[S]. Beijing, China: China Electric Power Press, 2016.

[17] CHEN L, WANG J, SUN Z, et al. Smoothing photovoltaic power fluctuations for cascade hydro-PV-pumped storage generation system based on a fuzzy CEEMDAN[J]. IEEE Access, 2019, 7: 172718-172727.

[18] WANG F, LI J N, ZHEN Z, et al. Cloud feature extraction and fluctuation pattern recognition based ultrashort-term regional PV power

forecasting[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(5): 6752-6767.

[19] 夏焰坤，寇坚强，李欣洋. 基于 IWOA-VMD 的永磁同步电机匝间短路故障振动信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报，2024，38(4)：202-216.
XIA Yankun, KOU Jianqiang, LI Xinyang. Denoising method for vibration signal of inter-turn short circuit fault in PMSM based on IWOA-VMD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 202-216.

[20] 章芳情，袁方，贺玉，等. 基于 NLM-CEEMDAN 和样本熵的水电机组振动信号去噪[J]. 中国农村水利水电，2023(6)：286-294.
ZHANG Fangqing, YUAN Fang, HE Yu, et al. Vibration signal de-noising of hydropower units based on NLM-CEEMDAN and sample entropy[J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(6): 286-294.

[21] ZHAO W G, WANG L Y, ZHANG Z X, et al. Electric eel foraging optimization: a new bio-inspired optimizer for engineering applications[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 122200.

[22] KE Y F, SHI L M, JI W N, et al. Application of the multi-strategy improved walrus optimization algorithm in mobile robot path planning[J]. IEEE Access, 2024, 12: 184216-184229.

[23] 杨海柱，李庆华，张鹏. 基于 tGSSA-DELM 的短期光伏发电功率预测[J]. 智慧电力，2023，51(10)：70-77.
YANG Haizhu, LI Qinghua, ZHANG Peng. Short-term photovoltaic power generation prediction based on tGSSA-DELM[J]. Smart Power, 2023, 51(10): 70-77.

[24] 李建林，孙浩元，梁忠豪，等. 多能需求场景下的综合能源系统容量优化配置[J]. 高电压技术，2025，51(5)：2114-2124.
LI Jianlin, SUN Haoyuan, LIANG Zhonghao, et al. Optimal capacity allocation of integrated energy systems under multi-energy demand scenarios[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(5): 2114-2124.

[25] 赵靖英，乔珩埔，姚帅亮，等. 考虑储能 SOC 自恢复的风电波动平抑混合储能容量配置策略[J]. 电工技术学报，2024，39(16)：5206-5219.
ZHAO Jingying, QIAO Hengpu, YAO Shuailiang, et al. Hybrid energy storage system capacity configuration strategy for stabilizing wind power fluctuation considering SOC self-recovery[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 5206-5219.

[26] 张晴，李欣然，杨明，等. 净效益最大的平抑风电功率波动的混合储能容量配置方法[J]. 电工技术学报，2016，31(14)：40-48.
ZHANG Qing, LI Xinran, YANG Ming, et al. Capacity determination of hybrid energy storage system for smoothing wind power fluctuations with maximum net benefit[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(14): 40-48.

[27] 李鑫，王娟，邱亚，等. 基于 VMD 的混合储能容量优化配置[J]. 太阳能学报，2022，43(2)：88-96.
LI Xin, WANG Juan, QIU Ya, et al. Optimal allocation of hybrid energy storage capacity based on variational mode decomposition[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(2): 88-96.

[28] 方朝雄，郑洁云，张章煌，等. 基于相似日与 VMD-DBO-KELM 的分布式光伏发电功率预测方法[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3477-3787.
FANG Chaoxiong, ZHENG Jieyun, ZHANG Zhanghuang, et al. Distributed photovoltaic power prediction based on similar day and VMD-DBO-KELM[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3477-3787.



刘抒睿
2000—，男，硕士生
研究方向为混合储能容量配置
E-mail:1036717324@qq.com

LIU Shurui



李培强(通信作者)
1975—，男，博士，教授，博导
研究方向为电力系统运行分析与控制及智能电网与分布式发电、负荷建模等
E-mail: lpqcs@hnu.edu.cn

LI Peiqiang
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期 2024-12-18 修回日期 2025-07-09 编辑 何秋萍

附录 A

基于节 2.1 的 1 min、10 min 尺度时间窗同步时间步长的越限修正流程，在步骤四中，总会出现某数据在需要在 1 min、10 min 时间窗中越限，即需要进行修正量的筛选，现作出筛选过程中 4 种可能出现的情况并进行结论推导。此时，定义 P^*为未进行修正量选择时的待定修正值：

情况 a：$\nabla_{1\min,n}$、$\nabla_{10\min,m}$ 均小于 0

(1) $P^*_{1\min,n}(t+1) > P^*_{10\min,m}(t+1)$

选取情况 a(1)条件下某典型两尺度越限窗口进行分析，如图 A1 所示，各项参数为表 A1 所示。

表 A1　情况 a(1)修正参数

Table A1　Correction parameters in situation a(1)

两尺度时间窗	∇	P^*/MW
$T^{w}_{1\min,840}$	−68.3(<0)	109.875
$T^{w}_{10\min,832}$	−13.342(<0)	86.625

由于$\nabla_{10\min,m}<0$，显然，待定修正值 P^*此时应为当前 10 min 时间窗的最小值 $P^{\min}_{10\min,m}$；同理，由于$\nabla_{1\min,m}<0$，P^*同时可选为当前 1 min 时间窗的最小值，即 $P^{\min}_{1\min,n}$，故在这 2 个修正值中，由于 $P^*_{1\min,n}(t+1)$ 为一个更大的值，相对 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 将会更加靠近 10 min 窗口的最大值 $P^{\max}_{1\min,n}$，即选取其作为修正量后，10 min 尺度波动量 $\Delta_{10\min,m}$ 将会更小；而由于 $P^*_{1\min,n}(t+1)$ 本身就满足 1 min 尺度的波动要求，此修正量即为选定最终满足两尺度国家波动需求的修正量。

如图 A1 所示，在波动梯度$\nabla_{1\min,840}$、$\nabla_{10\min,832}$均小于 0 的情况下，选取修正量 $P^*_{1\min,840}(t+1)$ 为大于 $P^*_{10\min,832}(t+1)$ 的值。下面对其以式(7)、(8)的狭义波动量进行分析，如图 A2 所示。显然，选取 $P^*_{1\min,840}(t+1)$ 作为修正值可使其两尺度的波动量均小于国家要求；若此时选择筛去的 $P^*_{10\min,832}(t+1)$，则 $P^*_{10\min,832}(t+1)$ 作为一个更小的修正值，其将更加偏离 1 min 时间窗口的最大值 $P^{\max}_{1\min,840}$，此时虽然固有的 10 min 尺度能得到满足，却牺牲了 1 min 尺度波动要求，导致 1 min 尺度时间窗存在越限现象，显然不符合条件。

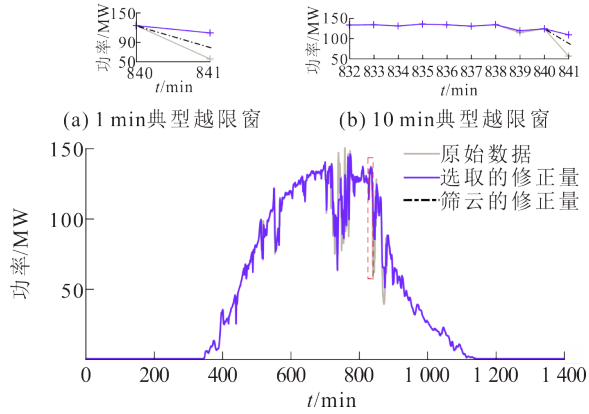


图 A1　情况 a(1)两尺度典型越限窗修正示例

Fig.A1　Example of typical off-limits window correction at two scales in scenario a(1)

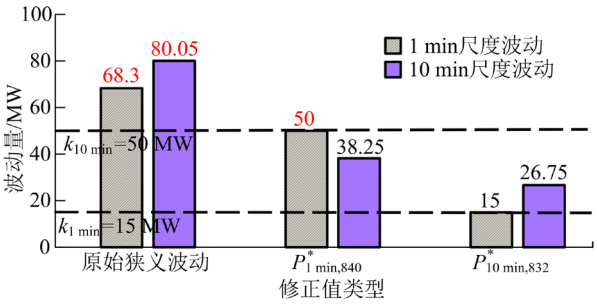


图 A2　情况 a(1)修正值筛选狭义波动对比

Fig.A2　Comparison of narrowly defined fluctuations under correction value sifting in scenario a(1)

(2) $P^*_{1\min,n}(t+1) = P^*_{10\min,m}(t+1)$

修正值相同情况，取任一窗口的修正值即可。

(3) $P^*_{1\min,n}(t+1) < P^*_{10\min,m}(t+1)$

选取情况 a(3)条件下某典型两尺度越限窗口进行分析如图 A3，各项参数值为表 A2 所示。

表 A2　情况 a(3)修正参数

Table A2　Correction parameters in situation a(3)

两尺度时间窗	∇	P^*/MW
$T^{w}_{1\min,844}$	−27.575(<0)	74.125
$T^{w}_{10\min,836}$	−10.511(<0)	85.125

结论可从情况 a(1)类比得到，此时由于 10 min 尺度的修正值 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 为一个更大的值，选取 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 使得修正值在满足 10 min 尺度的要求下，相对于 $P^*_{1\min,n}(t+1)$ 将会更加靠近 1 min 窗口的最大值 $P^{\max}_{1\min,n}$，故此时待选修正值 P^*选定 $P^*_{10\min,m}(t+1)$ 为最终修正值，即可实现满足两个尺度的波动条件。经图 A4 的狭义波动分析，选取

$P^{*}_{10\,\mathrm{min},836}(t+1)$作为修正值，可使其两尺度的波动量均小于国家并网要求；若此时选择筛去的$P^{*}_{1\,\mathrm{min},844}(t+1)$，则其作为一个更小的修正值，其将更加偏离 10 min 时间窗口的最大值$P^{\max}_{10\,\mathrm{min},836}$，此时虽然固有的 1 min 尺度能得到满足，却牺牲了 10 min 尺度波动要求，导致 10 min 尺度时间窗存在越限现象，仍旧不符合条件。

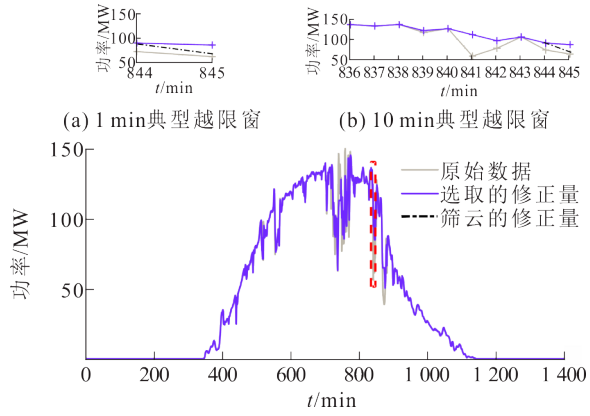


图 A3　情况 a(3)两尺度典型越限窗修正示例

Fig.A3　Example of typical off-limits window correction at two scales in scenario a(3)

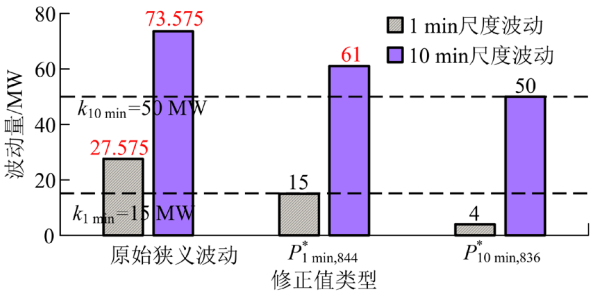


图 A4　情况 a(3)修正值筛选狭义波动对比

Fig.A4　Comparison of narrowly defined fluctuations under correction value sifting in scenario a(3)

情况 b：$\nabla_{1\,\mathrm{min},n}$、$\nabla_{10\,\mathrm{min},m}$均大于 0

(1) $P^{*}_{1\,\mathrm{min},n}(t+1) > P^{*}_{10\,\mathrm{min},m}(t+1)$

此条件结论与情况 a(1)相反，推导可以通过类比得出，将不再赘述。情况 b(1)下某典型两尺度越限窗如图 A5 所示，狭义波动量分析如图 A6 所示，各项参数值为表 A3 所示。

经分析，选取$P^{*}_{1\,\mathrm{min},n}(t+1)$作为修正值。

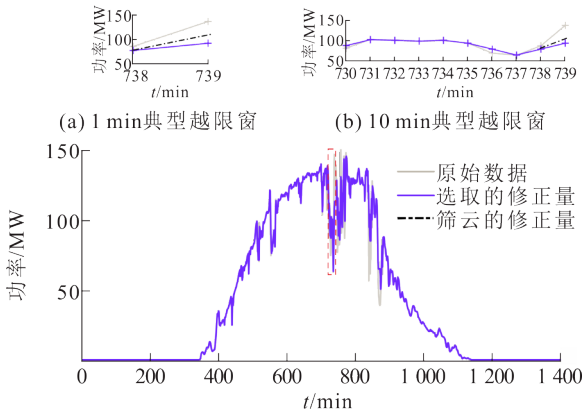


图 A5　情况 b(1)两尺度典型越限窗修正示例

Fig.A5　Example of typical off-limits window correction at two scales in scenario b(1)

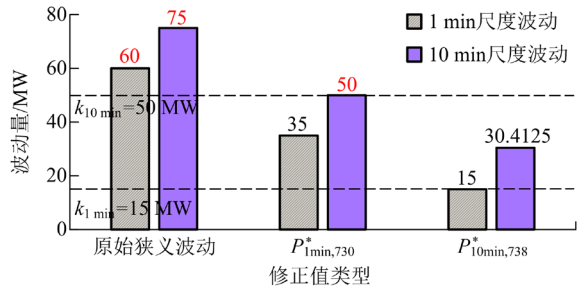


图 A6　情况 b(1)修正值筛选狭义波动对比

Fig.A6　Comparison of narrowly defined fluctuations under correction value sifting in scenario b(1)

表 A3　情况 b(1)修正参数

Table A3　Correction parameters in situation b(1)

两尺度时间窗	∇	P^{*}/MW
$T^{\mathrm{w}}_{1\,\mathrm{min},738}$	60(>0)	93.25
$T^{\mathrm{w}}_{10\,\mathrm{min},730}$	37.5(>0)	113.25

(2) $P^{*}_{1\,\mathrm{min},n}(t+1) = P^{*}_{10\,\mathrm{min},m}(t+1)$

修正值相同情况，取任一窗口的修正值即可。

(3) $P^{*}_{1\,\mathrm{min},n}(t+1) < P^{*}_{10\,\mathrm{min},m}(t+1)$

此条件结论与情况 a(3)相反，推导可以通过类比得出，情况 b(3)条件下某典型两尺度越限窗口如图 A7 所示，狭义波动量分析如图 A8 所示，各项参数值为表 A4 所示。

经分析，选取$P^{*}_{10\,\mathrm{min},m}(t+1)$作为修正值。

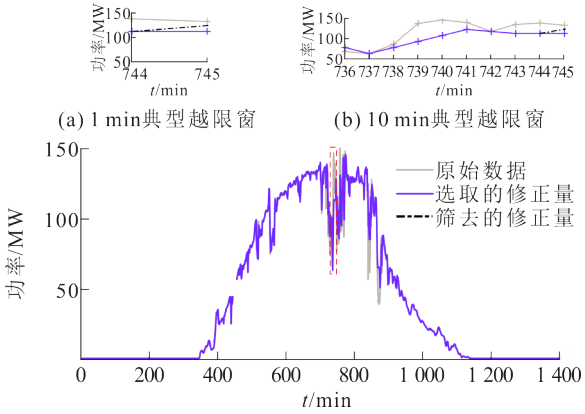


图 A7　情况 b(3)两尺度典型越限窗修正示例

Fig.A7　Example of typical off-limits window correction at two scales in scenario b(3)

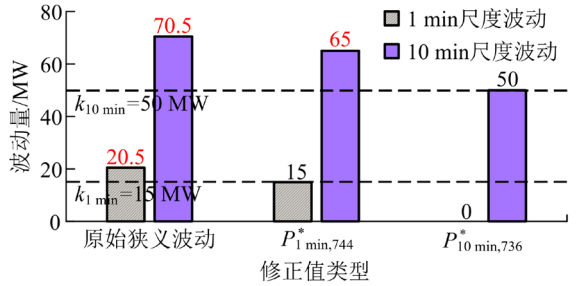


图 A8　情况 b(3)修正值筛选狭义波动对比

Fig.A8　Comparison of narrowly defined fluctuations under correction value sifting in scenario b(3)

表 A4　情况 b(3)修正参数

Table A4　Correction parameters in situation b(3)

两尺度时间窗	∇	P^*/MW
$T^{w}_{1\min,738}$	70.5(>0)	128.25
$T^{w}_{10\min,730}$	8.812 5(>0)	113.25

情况 c：$\nabla_{1\min,n}>0$、$\nabla_{10\min,m}<0$

在$\nabla_{1\min,n}>0$ 的情况下，由于梯度为正，此待选修正值 P^*应为当前 1 min 时间窗下的最大值 $P^{\max}_{1\min,n}$，即存在：上一时刻的值 $P_{1\min,n}(t)$ 一定小于 $P^*_{1\min,n}(t+1)$。而又由于$\nabla_{10\min,m}<0$，判断待选修正值 P^*同时应取当前 10 min 时间窗下的最小值 $P^{\min}_{10\min,m}$，即存在：当前时间窗内的任意值一定小于 $P_{1\min,n}(t)$；由于两尺度时间窗的平移特性恒同步，两者上一时刻数据在时间窗中始终存在重叠，而必不会存在一个既小于又大于待修正值的数。所以，此情况并不成立。

情况 d：$\nabla_{1\min,n}<0$、$\nabla_{10\min,m}>0$：

此条件结论与情况 c 相同，推导可以通过类比得出，此处不再赘述。

综上，列出本文算例中不同时间窗越限修正指令个数，如图 A9 所示。

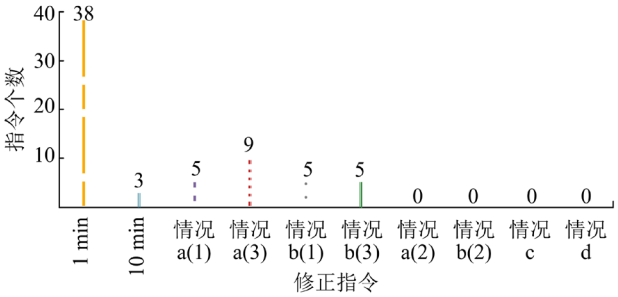


图 A9　不同修正指令个数对比

Fig.A9　Comparison of the number of different correction instructions

分析可得，在所有修正指令分布中，某尺度时间窗单独越限指令的发出概率大于两尺度同时越限的情况，符合一定的统计学规律。其中，由于 1 min 时间窗对狭义波动的检测区间与本文数据的采样间隔相同，单位分钟跨度往往最直接地体现了光伏功率波动性，故在此跨度下，时变的光伏功率信号 1 min 尺度越限指令发出概率也会相应较高。值得注意的是，在两时间窗同时越限的指令也具有一定发出概率的情况下，在整个同步时间步长的修正流程中均无情况三、情况四的指令发出，这验证了上文所述，此两种情况在数学模型上成立的条件存在矛盾，故并不存在此两种情况。

附录 B

表 B1　传统平抑策略相关参数

Table B1　Traditional smoothing strategy related parameters

平抑策略	相关参数	参量
小波包分解	小波基函数	db5
	小波包分解层数 k	4
SG 滤波	滤波窗口长度 N	47
	滤波多项式阶数 n	5

表 B2　IEEFO 初始化参数

Table B2　IEEFO optimization initialization parameters

IEEFO 初始化参数	数值/区间
迭代次数/次	200
种群规模 N	80
滤波参数 λ 上下限	[0, 500]
相似窗口半径 R_s 上下限	[1, 100]
搜索窗口半径 R_f 上下限	[1, 200]

表 B3　储能元件参数指标

Table B3　Parameter indicators of energy storage components

元件类型	各项参数	数值
蓄电池	充电效率 η_{b_c}	0.85
	放电效率 η_{b_r}	0.85
	SOC 初始值	0.5
	SOC 上下限	[0.15,0.85]
超级电容器	充电效率 η_{s_c}	0.95
	放电效率 η_{s_r}	0.95
	SOC 初始值	0.5
	SOC 上下限	[0.1,0.9]
其他	DC-DC 变换器效率 $\eta_{DC\text{-}DC}$	0.95
	DC-AC 变换器效率 $\eta_{DC\text{-}AC}$	0.95

表 B4　互补储能经济参数指标

Table B4　Complementary energy storage economic parameter indicators

储能类型	各项参数	数值
蓄电池	单位功率成本 C_P^b /(万元·MW^{-1})	200
	单位容量成本 C_E^b /(万元·(MW·h)$^{-1}$)	150
	无法修复损耗残值收益 C_{LOS}^b /万元	374.71
	维护比例 k_{MA}^b /%	0.1
	老化报废残值回收率 ε_{AG}^b /%	0.04
	无法修复损耗回收率 ε_{LOS}^b /%	0.02
超级电容器	单位功率成本 C_P^s /(万元·MW^{-1})	120
	单位容量成本 C_E^s /(万元·(MW·h)$^{-1}$)	1 100
	无法修复损耗残值收益 C_{LOS}^s /万元	262.03
	维护比例 k_{MA}^s /%	0.05
	老化报废残值回收率 ε_{AG}^s /%	0.03
	无法修复损耗回收率 ε_{LOS}^s /%	0.01
其他	单位并网通道功率成本 C_P^c /(万元·MW^{-1})	100
	旋转备用容量成本 C_{RS}/(万元·MW^{-1})	0.09
	贴现率 γ/%	0.05