文章编号：1000-3673（2026）01-0294-09 中图分类号：TM 721 文献标志码：A 学科代码：470·40

分布式光伏接入下智能配电网的集中式混合储能选址定容优化方法

陈浈斐[1]，马程[1]，葛磊蛟[2]，王英[3]，陈晓婧[3]，车玉龙[3]，陈艳波[4]

（1. 河海大学电气与动力工程学院，江苏省 南京市 211100；
2. 天津大学电气自动化与信息工程学院，天津市 南开区 300072；
3. 兰州交通大学自动化与电气工程学院，甘肃省 兰州市 730070；
4. 新能源电力系统全国重点实验室(华北电力大学)，北京市 昌平区 102206）

Optimization Method for Site Selection and Capacity Determination of Centralized Hybrid Energy Storage in Intelligent Distribution Networks Under Distributed Photovoltaic Access

CHEN Zhenfei[1], MA Cheng[1], GE Leijiao[2], WANG Ying[3], CHEN Xiaojing[3], CHE Yulong[3], CHEN Yanbo[4]

(1. School of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, Jiangsu Province, China;
2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Nankai District, Tianjin 300072, China;
3. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu Province, China;
4. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System With Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Changping District, Beijing 102206, China)

ABSTRACT: The trend of distributed photovoltaic points with strong random characteristics being widely distributed and randomly connected to intelligent distribution networks has become significant, posing a huge challenge to the stable operation of intelligent distribution networks. Reasonably optimizing the configuration of hybrid energy storage is one of the important measures to smooth out such strong intermittent fluctuations. Therefore, this paper proposes a site selection and capacity optimization method for centralized hybrid energy storage in intelligent distribution networks under high-proportion distributed photovoltaic access. A hybrid energy storage system (HESS) consisting of batteries and supercapacitors is selected. The Variational Mode Decomposition (VMD) algorithm is used to allocate energy storage power, and the power signals of the batteries and supercapacitors are corrected through fuzzy control to maintain their State of Charge (SOC) within a specified range and improve the energy storage life. Secondly, considering the economic feasibility of hybrid energy storage and the operational stability of intelligent distribution networks, a dual-layer optimization model for hybrid energy storage location and capacity is constructed. The upper layer aims to minimize the total cost of energy storage throughout its entire lifecycle. In contrast, the lower layer aims to minimize voltage fluctuations, line losses, and netload fluctuations in the intelligent distribution network. Afterward, the improved Osprey Optimization Algorithm (OOA) and the third-generation Non dominated Sorting Genetic Algorithms III (NSGA III) nested algorithm were used to solve the model. Finally, the model's effectiveness was verified on the improved IEEE33 and IEEE118 nodes. Simulation results showed that through reasonable energy storage configuration, the economy was improved by 34.2%, voltage fluctuations were reduced by 3.15%, line losses were reduced by 0.13%, and netload fluctuations were reduced by 1.7%. This achieved the goal of ensuring an energy storage economy while improving the stability of intelligent distribution network operation.

KEY WORDS: photovoltaics; hybrid energy storage; site selection and capacity determination; variational mode decomposition; fuzzy control; NSGAIII; multi-objective optimization

摘要：强随机特性的分布式光伏点多面广、分散无序接入智能配电网成为趋势，给智能配电网稳定运行带来了巨大的挑战。合理优化配置混合储能是平抑这种强间歇性波动的重要措施之一，为此，提出了一种高比例分布式光伏接入下智能配电网的集中式混合储能的选址定容优化方法。首先，选取

基金项目：新一代人工智能国家科技重大专项(2022ZD0116900)；天津市自然科学基金多元投入重点项目(22JCZDJC00660)；新能源电力系统全国重点实验室开放课题(LAPS23018)。

Project Supported by National Science and Technology Major Project (2022ZD0116900); Natural Science Foundation of Tianjin (22JCZDJC00660); State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System With Renewable Energy Sources (LAPS23018).

蓄电池和超级电容组成混合储能系统(hybrid energy storage system，HESS)，采用变分模态分解(variational mode decomposition，VMD)算法分配储能功率，并通过模糊控制修正蓄电池和超级电容的功率信号，使其荷电状态(state of charge，SOC)保持在规定范围内，提高储能寿命。其次，考虑混合储能的经济性与智能配电网运行稳定性，构建混合储能选址定容双层优化模型。上层以储能全生命周期总成本最小为目标，下层以智能配电网电压波动、线路损耗和净负荷波动最小为目标。之后，采用改进的鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm，OOA)和第 3 代非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithms III，NSGA III)嵌套算法对模型求解。最后在改进的 IEEE33 和 IEEE118 节点上验证模型的有效性，仿真结果表明，通过合理的储能配置，经济性提高了 34.2%，电压波动降低了 3.15%，线路损耗降低了 0.13%，净负荷波动降低了 1.7%，实现了保证储能经济性的同时，达到了提高智能配电网运行稳定性的目的。

关键词：光伏；混合储能；选址定容；变分模态分解；模糊控制；NSGA III；多目标优化

DOI：10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1409

0　引言

随着能源短缺与环境污染问题的日益突出，为响应国家的“双碳”目标，以光伏发电为代表的可再生能源迅速发展[1]。发展改革委能源研究所等联合发布的《中国 2050 年光伏发展展望》指出：2025 年和 2035 年，中国光伏发电总装机规模将分别达到 730GW 和 3000GW；到 2050 年，这一数据将达到 5000GW，全年发电量约为 6 万亿 kW·h，占当年全社会用电量的 39%[2]。大量的光伏发电设施接入智能配电网能有效缓解电力系统的供电压力，但其自身的波动性和随机性会对电力系统造成冲击，容易造成电压波动、电压越限和线路损耗增加等系列问题[3-5]，这些问题严重阻碍了光伏产业的发展。

储能能够双向传递能量，具有能量时移、快速响应以及灵活布置等特点[6-7]，可有效降低光伏对电网的冲击，但储能成本高昂，非合理的储能配置会降低储能在能量损失、电压波动等方面的优势[8]。根据容量规模的不同，储能又可以分为集中式和分布式。集中式储能是指容量较大、安装在新能源汇集处的储能系统，通过它的大规模来满足不同主体的不同需求，具有高效管理、便于运维的优点。分布式储能是指容量及功率较小、较为分散的储能资源，具有较好的灵活性，利用闲散的储能资源以提高资源利用率。将集中式储能应用于配电网中，将以往专属的储能资源释放给整个电力系统，实现储能效率和利益的最大化，同时提高了整个配网的削峰填谷能力，提高电网的稳定性和可靠性并减少配电网的运行成本。另外集中式储能可以提供更加灵活的储能能力，有效改善配电网的供电质量，降低电能损耗，促进可再生能源的大规模接入[9]。因此，集中式储能配置选择和接入配电网选址定容的研究具有重要意义[10]。目前，对储能配置问题的研究中，文献[11]考虑成本和负荷曲线，构建储能调控和配电网重构的双层优化模型，并利用 Cplex 求解器求解。文献[12]以电力交换成本和节点电压偏差惩罚成本为目标函数，提出了考虑储能健康状态的配电网储能调度模型。然而，目前大多数研究单独从经济性或稳定性方面研究，如文献[13]从成本分析混合储能选址定容，利用 Cplex 求解器和自适应遗传算法，求解模型。采用求解器求解模型分析灵活性较低。因此，鲜有兼经济性和稳定性顾两方面的研究。

以蓄电池为代表的能量型储能具有容量大、放电持续时间长等优点[14]，以超级电容器为代表的功率型储能具有响应速度快、功率密度高等优点[15]，与单一储能相比，二者结合的混合储能可以形成优势互补，经济性和性能方面更有优势[16]。近年来，国内外学者对混合储能展开了研究，文献[17-19]通过混合储能平抑风光波动，促进新能源消纳，取得了较好的效果，但忽视了储能荷电状态(state of charge，SOC)越限的问题；文献[20-22]采用经验模态分解对混合储能的功率进行分配，通过白噪声缓解模态混淆的问题，但忽视了添加白噪声后的信号与原始信号存在差异。现有文献大多从风/光储联合系统的角度对风电光伏功率进行分解，用于平抑风/光储系统的功率波动，鲜有文献从光伏接入下配电网配置集中式储能方面进行研究。

针对以上现有研究的不足，本文构建了蓄电池和超级电容的混合储能系统，提出一种高比例光伏接入下的智能配电网的集中式混合储能选址定容优化方法。首先，通过变分模态分解重构储能功率，得到蓄电池和超级电容功率信号，利用模糊控制修正混合储能系统功率信号，使混合储能功率保持在合理范围内，提高了混合储能寿命；其次，构建了以储能全生命周期总成本、电压波动、线路损耗和净负荷波动最小为目标函数的混合储能选址定容双层优化模型，兼顾了储能长期规划和短期运行；再次，设计改进的鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm，OOA)和第 3 代非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithms III，NSGA III)嵌套算法对所构建的模型求解，以期实现混合储能系统选址和容量最优；最后经仿真验证，配置储

能后的配电网电压波动降低了 3.4%，线路损耗降低了 13.8%，最优选址与其他方案相比，成本降低了 34.3%，净负荷波动降低了 1.7%，达到了降低成本和提高配电网运行稳定性的目的。

1 混合储能模型

储能装置能够抑制光伏功率带来的配电网波动。为防止过充或过放对储能造成的损害，延长储能寿命，可将储能充放电状态分为禁止充电区、正常充放电区、禁止放电区 3 个区域，如图 1 所示，即充电达到储能荷电状态上限时不再进行充电操作，放电达到储能荷电状态下限时不再进行放电操作，储能系统约束公式如式(1)所示。



图 1 储能系统充放电状态区域划分

Fig. 1 Division of charging and discharging status zones in energy storage systems

$$\begin{cases} P_{\mathrm{ESSmin}} \le P_{\mathrm{ESS},t} \le P_{\mathrm{ESSmax}} \\ S_{\mathrm{SOC\,min}} \le S_{\mathrm{SOC},t} \le S_{\mathrm{SOC\,max}} \end{cases} \tag{1}$$

$$S_{\mathrm{SOC},t} = \frac{\int_0^t P\mathrm{d}t}{E_{\mathrm{ESS}}} + S_{\mathrm{SOC0}} \tag{2}$$

式中：$P_{\mathrm{ESS,max}}$ 和 $P_{\mathrm{ESS,min}}$ 分别为储能的最大充放电功率和最小充放电功率；S_{SOCmax} 和 S_{SOCmin} 分别为储能的最大荷电状态和最小荷电状态；$P_{\mathrm{ESS},t}$ 为储能时刻 t 的充放电功率；$S_{\mathrm{SOC}t}$ 为赋能时刻 t 的荷电状态；P 为储能功率；E_{ESS} 为储能容量；S_{SOC0} 为初始荷电状态。

不同类型储能的响应时间不同，单一储能系统很难响应配电网在不同时间尺度的调度，因此，需要在储能系统中搭配混合储能响应。蓄电池具有容量大的优点，但功率密度较低；超级电容具有功率密度大、快速响应的优点，二者可以实现优势互补，提高储能寿命。本文采用变分模态分解(variational mode decomposition，VMD)算法对储能系统功率进行分解，形成储能系统中蓄电池和超级电容的功率信号。

储能功率可通过低通滤波、小波包分解、滑动平均法和经验模态分解(empirical mode decomposition，EMD)法等方法获得[23]。与其他算法相比，EMD 分解法能有效还原原始功率，便于进行特征分析，但 EMD 存在模态混淆的缺点。而 VMD 的性能更强，具有较好抗噪能力，能够克服 EMD 端点效应、模态混叠等问题。

VMD 分解将信号分解成 K 个内涵模态分量(intrinsic mode functions，IMF)u_k，步骤见附录 A。

根据频率分界点将各 IMFs 分为高频部分和低频部分。其中，高频部分重构为超级电容功率指令 P_{SC}，低频部分重构为蓄电池功率指令 P_{BESS}，如式(3)(4)所示。

$$P_{\mathrm{SC}} = \sum_{k=1}^{i} u_k \tag{3}$$

$$P_{\mathrm{BESS}} = \sum_{k=i+1}^{K} u_k \tag{4}$$

式中：i 为高频分量数量。

2 两阶段储能选址定容模型

本文将储能的规划问题分为经济性和稳定性两方面，经济性即在储能全生命周期内的成本，包括投资成本、运行成本和回收成本；稳定性即储能运行时对配电网产生的影响，包括电压波动、线路损耗，同时储能也会对净负荷波动产生影响。双层优化模型可以兼顾考虑储能长期规划和短期运行优化，解决了储能规划从单一角度考虑不全面的问题，该模型如附录图 A1 所示。

在多目标优化中，多种目标函数可能存在一定的冲突和矛盾，因此可能存在某指标优化不理想的情况，但将其列入优化目标并不是没有意义，在其他指标优化效果良好时，该指标如果不列入优化目标可能存在劣化的现象，导致储能配置对配电网产生负面影响，因此也需要将其列入考虑范围，在保证其不劣化的同时有一定的优化作用。

2.1 储能全生命周期经济模型

储能全生命周期成本可分为建设阶段、运维阶段和回收阶段，分别为安装成本 C_{inv}、运行维护成本 C_{OM} 和处置成本 C_{dis}，储能总成本如式(5)所示。

$$C_{\mathrm{total}} = \frac{1}{365}(C_{\mathrm{inv}} + C_{\mathrm{dis}}) + C_{\mathrm{OM}} \tag{5}$$

式中：C_{total} 为全生命周期成本(折算为日投资成本与运行周期相匹配)；C_{inv} 为储能投资成本；C_{OM} 为运行维护成本；C_{dis} 为处置成本。

1）储能安装投资成本。

$$C_{\mathrm{inv}} = \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} c_{\mathrm{inv}} E_{\mathrm{n}} \tag{6}$$

式中：n 为预期使用年限；r 为投资折现系数；c_{inv} 为 HESS 单位容量投资系数；E_{n} 为 HESS 安装容量。

2）储能运行维护成本。

$$C_{\mathrm{OM}}=c_{\mathrm{OM}}\sum_{t=1}^{T}P_{\mathrm{ESS},t} \tag{7}$$

式中：c_{OM}为日均维护成本系数；T为采样点个数。

3）储能处置成本。

$$C_{\mathrm{dis}}=c_{\mathrm{dis}}E_{\mathrm{n}} \tag{8}$$

式中：c_{dis}为处置系数。

约束条件为储能位置约束和容量约束：

$$\begin{cases}P_{\mathrm{st_cncmin}}\le P_{\mathrm{st_cn}}\le P_{\mathrm{st_cncmax}}\\ S_{\mathrm{cap_cnmin}}\le S_{\mathrm{cap_cn}}\le S_{\mathrm{cap_cnmax}}\end{cases} \tag{9}$$

式中：$P_{\mathrm{st_cn}}$表示储能的位置；$S_{\mathrm{cap_cn}}$表示储能的容量；[$P_{\mathrm{st_cncmin}}$，$P_{\mathrm{st_cncmax}}$]表示储能位置安装范围，[$S_{\mathrm{cap_cnmin}}$，$S_{\mathrm{cap_cnmax}}$]表示储能容量安装范围。

2.2　储能运行优化模型

2.2.1　目标函数

以储能功率为控制变量，目标函数为状态变量，基于 matpower 潮流计算工具箱对配电网进行潮流计算。储能运行优化层目标函数包括运行成本、电压波动、线路损耗和净负荷波动指标。

$$\min \boldsymbol{F}=\{f_1,f_2,f_3,f_4\} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{F}$为储能运行优化层目标函数；f_1为运行成本；f_2为电压波动；f_3为线路损耗；f_4为净负荷波动指标。

1）储能运行维护成本。

储能运行维护成本是在储能运行中产生的，与电压、线路损耗和净负荷波动处于同一时间尺度，因此将其归入运行优化模型，运行维护成本公式如式(11)所示。

$$f_1=C_{\mathrm{OM}} \tag{11}$$

2）电压波动。

节点电压是衡量配电网稳定性的重要指标，光伏并入电网会加剧电压波动，电压波动指标能有效反映集中式储能对配电网的影响，电压波动公式如式(12)所示。

$$f_2=\min(U)=\min(\sum_{t=0}^{T}\sum_{n=1}^{N}|U_{n,t}-\overline{U}_n|) \tag{12}$$

式中：$U_{n,t}$为时刻 t 节点 n 电压；$\overline{U}_n$为各节点电压平均值。

3）线路损耗。

在配电网中接入集中式储能会改变配电网的潮流分布，对系统的线路损耗造成一定影响，线路损耗公式如式(13)所示。

$$f_3=\sum_{t=1}^{T}\sum_{i,j=1}^{N}R_{i,j}\frac{P_{i,j,t}^2+Q_{i,j,t}^2}{U_{i,t}^2} \tag{13}$$

式中：f_3为配电网线路损耗；$R_{i,j}$为节点 i，j 间支路的电阻；$P_{i,j}$和 $Q_{i,j}$分别为节点 i，j 间支路的有功和无功功率；U_i为时刻 t 节点 i 的电压；n 为节点数。

4）净负荷波动指标。

不经合理管控的光伏和储能在接入配电网后，会加剧净负荷波动，对发电侧和负荷侧造成不利影响，通过控制储能功率，能够降低对净负荷波动的影响。

$$f_4=\sum_{t=1}^{T}|P_{\mathrm{load},t}-P_{\mathrm{PV},t}-P_{\mathrm{ESS},t}-\overline{P}| \tag{14}$$

$$\overline{P}=\frac{1}{T}t=\sum_{t=1}^{T}(P_{\mathrm{load},t}-P_{\mathrm{PV},t}-P_{\mathrm{ESS},t}) \tag{15}$$

式中：$P_{\mathrm{load},t}$为时刻 t 的负荷功率；$P_{\mathrm{PV},t}$为光伏功率；$\overline{P}$为平均负荷功率。

2.2.2　约束条件

本文中约束条件包括配电网节点电压与线路电流约束、功率平衡约束、潮流约束和储能系统运行约束。

1）配电网节点电压与线路电流约束。

$$\begin{cases}U_{n,\min}\le U_{n,t}\le U_{n,\max}\\ I_{n,\min}\le I_{n,t}\le I_{n,\max}\end{cases} \tag{16}$$

式中：$U_{n,\max}$和 $U_{n,\min}$分别为各节点电压的最大值最小值；$I_{n,t}$为时刻 t 节点 n 的电流；$I_{n,\max}$和 $I_{n,\min}$各节点电流的最大值和最小值。

2）功率平衡约束。

$$P_{\mathrm{grid},t}+P_{\mathrm{PV},t}+P_{\mathrm{ESS},t}=P_{\mathrm{load},t}+\Delta P_t \tag{17}$$

式中：$P_{\mathrm{grid},t}$为上级电网输入功率；ΔP_t为线路损耗功率。

3）潮流约束。

$$\begin{cases}P_m-U_m\sum_{n=1}^{N}U_n(G_{mn}\cos\delta_{mn}+B_{mn}\sin\delta_{mn})=0\\ Q_m-U_m\sum_{n=1}^{N}U_n(G_{mn}\sin\delta_{mn}+B_{mn}\cos\delta_{mn})=0\end{cases} \tag{18}$$

式中：P_m、Q_m分别为节点 m 的有功功率、无功功率；U_m、U_n分别为节点 m 和节点 n 的电压；G_{mn}、B_{mn}分别为节点 m 和节点 n 之间的电导、电纳；δ_{mn}为节点 m 和节点 n 之间的相角差。

4）储能系统运行约束如式(1)所示。

3　双层规划模型求解算法

本文针对双层模型决策变量不一致、优化类型不统一的特点，采用上下层优化算法交互迭代的嵌套优化求解方法。基本思路是将规划模型分为上下两层，上层模型为以储能位置和容量为决策变量，考虑总成本的单目标模型；下层为以储能功率为决

策变量，考虑运行成本、电压偏差、线路损耗和净负荷波动的多目标模型。在上层决策储能容量位置，导入下层，在下层优化储能运行，将结果反馈至上层更新储能的长期规划，形成上-下层、长-短期之间信息的传递与反馈。针对两层模型在目标函数和决策变量上的差异，本文在上层采用 OOA 优化算法求解，在下层采用 NSGAIII多目标优化算法求解。混合储能双层优化流程如附录图 A2 所示。

3.1 上层优化算法

OOA 算法模拟了自然界中鱼鹰捕鱼的策略，确定猎物的位置、捕捉猎物，并将其运送到合适的位置进食的步骤。与传统优化算法相比，该算法在全局搜索能力、收敛速度上更有优势[24]。OOA 算法具体流程如附录 B 所示。

为保证种群质量，避免算法陷入局部最优，本文采用佳点集(good point set，GPS)法改善种群初始化，使初始种群更加均匀，提高种群多样性，步骤如附录 B 所示。

为提高 OOA 的寻优能力，跳出局部最优，鱼鹰需要同时具备短距离开发和长距离搜索能力。本文在鱼鹰位置更新时添加 Levy 扰动，利用 Levy 分布生成随机步长的扰动策略跳出局部最优，Levy 扰动公式如附录式(B6)—(B8)所示。

3.2 下层优化算法

求解多目标优化问题，传统方法是将多目标问题转化为单目标问题，各目标的权重系数存在主观判断、计算复杂等问题。第 2 代非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithms II，NSGA II)在求解 2~3 个目标函数时具有较好的效果，当一个多目标优化问题包含 3 个以上的目标函数时，问题的复杂性显著增加。NSGAIII算法是针对高维多目标优化计算量大、Pareto 解难以选择的情况而开发的[25]，采用参考点机制来保证种群的多样性，以找到 Pareto 前沿上的高质量解。

针对上述优化模型，用 NSGAIII 算法进行求解，其流程如附录 C 所示。

本文模型为带约束的优化问题，使用无约束多目标优化算法处理明显是有问题的。为解决优化算法中约束条件的问题，本文将求解分为可行解和不可行解。可行解为求解满足约束条件的解，反之，称为不可行解。本文使用约束超出量衡量一个解的越限程度，其值如式(19)所示。

$$\begin{cases} C_{\mathrm{CV}}(x)=\sum\langle g_j(x)\rangle+\sum|h_k(x)| \\ g_j(x)\le 0 \\ h_k(x)=0 \end{cases} \tag{19}$$

式中：C_{CV} 表示超出约束的值；g 和 h 表示约束条件；$\langle a\rangle$ 表示若 $a\le 0$，则 $\langle a\rangle=0$；x 表示求解值。

NSGA III一般采用二元锦标赛机制对父代种群进行选择。然而，二元锦标赛机制单一且存在较大偶然性，不利于算法的快速迭代和种群的多样性。针对上述问题，本文提出一种自适应的差分进化算法的种群选择策略，以加快算法收敛速度并提高种群的多样性。

在第 k 次迭代中，从种群中随机选择 3 个个体 $\boldsymbol{X}_{p1}$、$\boldsymbol{X}_{p2}$、$\boldsymbol{X}_{p3}$，并且所选择的个体不同，变异系数采用随迭代次数变化的自适应算子，这 3 个个体生成的变异向量 $\boldsymbol{H}$ 为

$$\boldsymbol{H}(k)=\boldsymbol{X}_{p1}(k)+F\boldsymbol{X}_{p2}(k)-\boldsymbol{X}_{p3}(k) \tag{20}$$

$$F=2^{\lambda}F_0 \tag{21}$$

$$\lambda=\mathrm{e}^{1-\frac{n_{\mathrm{itmax}}}{1+n_{\mathrm{itmax}}-k}} \tag{22}$$

式中：$\boldsymbol{H}$ 为变异向量；F 为变异算子；F_0 为初始变异系数；λ 为自适应算子；k 为当前迭代次数，n_{itmax} 为最大迭代次数。

3.3 混合储能模糊控制

NSGAIII算法虽然通过可行解的方法解决了储能系统的越限问题，但 VMD 分解产生的功率信号还存在越限的情况。可行解的方法是从储能系统整体考虑，运用于内部功率分配时，存在目标函数对约束妥协的情况(即为了满足约束条件，舍弃优解)，且对迭代次数的要求大幅提高，降低了算法的寻优能力和求解速度。

为解决上述问题，本文采用模糊控制算法混合储能功率进行二次控制，保证储能元件不会越限，延长储能寿命，混合储能的控制策略如图 2 所示。VMD 将总储能功率分解为蓄电池和超级电容功率，模糊控制器结合储能功率进行修正。模糊控制器 1、2 为双输入单输出，分别控制超级电容和蓄电池。输入量为储能当前 $S_{\mathrm{SOC}}(t)$和下一时段所需 SOC 变化量 $\Delta S_{\mathrm{SOC}}(t+1)$，输出量为功率调整系数 $k(t)$。模糊控制器 1、2 调节策略如下。

1）若 $S_{\mathrm{SOCSC}}(t)$适中，模糊控制器无需调整超级电容当前功率。

2）若 $S_{\mathrm{SOCSC}}(t)$ 偏小且 $\Delta S_{\mathrm{SOCSC}}(t+1)<0$ 或 $S_{\mathrm{SOCSC}}(t)$偏大且 $\Delta S_{\mathrm{SOCSC}}(t+1)>0$，模糊控制器 1 按照模糊规则 1 和模糊隶属度 1 对 $P_{\mathrm{SC}}(t)$进行控制，模糊规则 1 如附录表 D1、模糊隶属度函数 1 如附录

图 D1(a)所示。

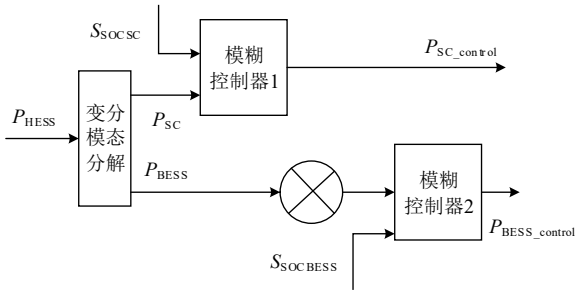


图 2　混合储能控制策略

Fig. 2　Hybrid energy storage control strategy

3）模糊控制器 2 按照模糊规则 2 和模糊隶属度函数 2 对 P_{BESS} 进行控制，模糊规则 1 如附录表 D2、模糊隶属度 1 如附录图 D1(b)所示。

修正后的超级电容和蓄电池功率如下：

$$\begin{cases} P_{SC_control}(t)=k_{SC}(t)P_{SC}(t) \\ P_{BESS_control}(t)=k_{BESS}(t)P_{BESS}(t) \end{cases} \tag{23}$$

式中：$P_{BESS}(t)$为蓄电池在 t 时刻的功率；$P_{SC}(t)$为超级电容在 t 时刻的功率；k_{BESS} 为蓄电池修正系数；k_{SC} 为超级电容修正系数；$P_{BESS_control}$ 为蓄电池修正功率；$P_{SC_control}$ 为超级电容修正功率。

4　算例仿真与结果分析

为验证本文所提模型和方法的有效性，以含分布式光伏、储能和负荷的配电系统对混合储能选址定容问题进行研究。本文选取湖北某地的光伏和负荷数据为研究对象，以标准 IEEE33 节点配电网(图 3)和标准 IEEE118 节点配电网对本文方法的有效性进行验证。首先以 IEEE33 节点配电网为基础，对本文方法进行详细说明，之后以 IEEE118 节点配电网对有效性进一步验证。IEEE33 节点配电网的电压等级为 12.66kV，节点 1 为平衡节点，通过变电站与上级电网连接。其中，负荷节点有 19 个，典型日负荷曲线如附录图 E1 所示，光伏安装节点有 5 个，分别为节点 9、13、16、28、30。对光伏和负荷数据的处理如附录 E 所示。储能相关参数见表 1。

为验证 VMD 和模糊控制算法对混合储能控制的有效性，本文以蓄电池容量 0.143MW、超级电容

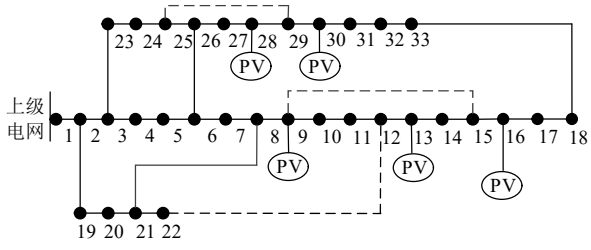


图 3　IEEE33 节点配电网拓扑

Fig. 3　IEEE33 node distribution network topology diagram

表 1　储能相关参数

Table 1　Energy storage related parameters

储能系统	单位容量安装成本/元	单位功率运行维护成本/元	单位容量处置成本/元	荷电状态区间
蓄电池	1500	0.5	0.08	[0.1~0.9]
超级电容	6500	0.5	0.04	[0.15~0.85]

容量 0.137MW、位于节点 23 的混合储能为例。

首先对储能系统功率进行 VMD 分解，如附录图 F1 所示。共 6 个分量，IMF1~IMF6 为储能系统总功率的模态分量，随着模态分量阶数的增大，各分量的波动程度逐渐减小。

之后，确定高低频分界。配置混合储能的目的是让 2 种类型的储能装置承担不同类型的功率任务，因此，需要在功率划分阶段尽可能保证分配的合理。IMF 间的重构结果如附录图 F2 所示，其中 $f_{2c}(1)$=IMF1，$f_{2c}(2)$=IMF1+IMF2，$f_{2c}(3)$—$f_{2c}(6)$以此类推。由图 F2 可知，$f_{2c}(1)$的曲线幅度更适合作为蓄电池功率。因此，蓄电池的功率为 IMF1，超级电容的功率为 IMF2+IMF3+IMF4+IMF5+IMF6。

最后，计算重构分量的 SOC，并输入模糊控制器，调整重构分量，防止发生功率越限。模糊控制储能功率是储能功率 P 乘以 k，调整后的储能功率与原功率存在 ΔP 的差值，ΔP 的再分配会降低高低频功率的分配效果和模糊控制的调节效果，表 2 是差值的舍去与否对储能调节能力的影响。

表 2　舍去 ΔP 对目标函数的影响

Table 2　Impact of ΔP 's abandonment on object function

ΔP 是否舍去	f_2	f_3	f_4
是	10.1927	1910.5	12.10
否	10.1897	1910.6	12.22

由表 2 可以看出，ΔP 的舍去与否对储能的调节能力影响很小，因此可以将 ΔP 舍去，来保证储能高低频控制和模糊控制的效果。

混合储能调整前后的 SOC 如图 4 所示。图 4(a)表示重构后的 2 种储能 SOC，图 4(b)表示故意分配后储能发生越限的模糊控制，用于展现模糊控制的防越限效果。由图 4(b)可知，经重构后的混合储能越限现象严重，蓄电池 SOC 越上界，最高可达 1.17，超级电容越下界，最低可达–0.17，经模糊控制，蓄电池 SOC 控制在 0.4~0.9，超级电容 SOC 控制在 0.1~0.7，因 VMD 分解重构产生的越界得到显著控制，充放电深度也有所改善，且储能的充放电次数与其他一些研究的储能充放电次数[26-28]相比，充放电次数有明显改善，达到延长储能寿命的作用。

光伏出力区间在 05:00—20:00，而储能在全时段都在动作。由于储能的动作针对的是配电网中的

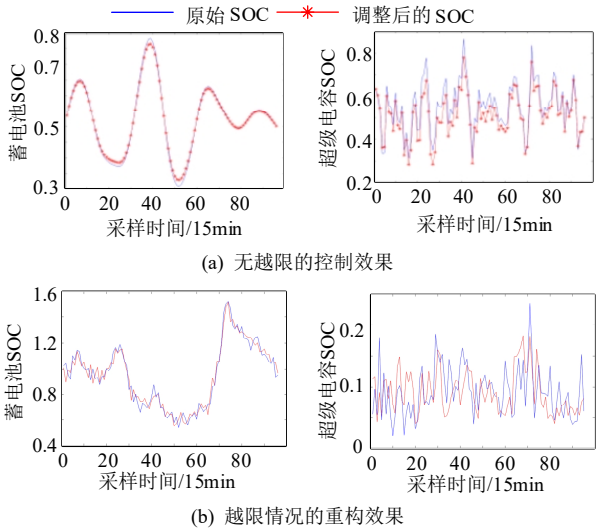


图 4 蓄电池和超级电容 SOC

Fig. 4 SOC of battery and supercapacitor

稳定性问题，即线路损耗、电压偏移和净负荷波动 3 种指标，光伏和负荷均会影响 3 个指标，因此储能在全时段动作。在光伏不发电时段，负荷用电不断波动，影响配电网稳定性，储能会产生一定幅度的动作，在光伏发电时段，储能的动作更频繁，动作幅度也更大，因此储能在全时段均会产生动作。

为验证本文配置策略的有效性，设置 4 种方案进行仿真对比。方案 1：不接入光伏和储能。方案 2：接入光伏，不接入储能。方案 3：有储能接入但接入位置随机。方案 4：本文所提的混合储能定容选址方法和运行策略。

各方案结果如表 3 所示。方案 4 的运维成本比方案 3 低很多。方案 1 的节点电压波动最低，为 6.09，线路损耗最高，为 2162.8kW；方案 2 因光伏的接入，其节点电压波动比方案 1 高出 66.8%，线路损耗略有降低；方案 3 因储能位置不合理，电压波动略微降低；方案 4 根据本文方法选取了合理的储能位置与运行策略，电压波动与方案 3 相比降低了 3.15%，线路损耗与方案 3 相比降低了 0.12%，因此本文储能策略能有效降低电压波动和线路损耗，达到了稳定配电网的目的。4 种方案对应的电压和线路损耗数据如附录图 F3 和 F4 所示。

各方案净负荷波动如图 5 所示。方案 1 的净负荷波动最低，因储能的接入，方案 3 比方案 1 上升了 133.1%，而经优化后，方案 4 净负荷波动较方案 3 降低了 1.7%，由图 5 可以看出，选定储能的净负荷曲线比随机储能的曲线更加平滑。

表 3 4 种方案的结果对比

Table 3 Results of each scheme

方案	位置	蓄电池/MW	超级电容/MW	f_1	f_2	f_3	f_4
1	—	—	—	—	6.09	2162.8	3.77
2	—	—	—	—	10.16	1909.6	5.35
3	32	0.37	0.23	144	10.13	1911.6	8.79
4	23	0.243	0.357	114	9.81	1909.3	8.64

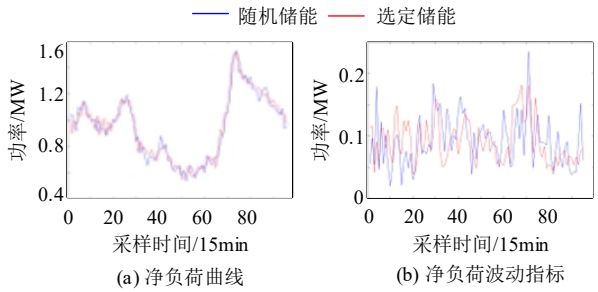


图 5 方案 3、4 的净负荷指标

Fig. 5 Load indicators for schemes 3 and schemes 4

为验证本文集中式储能在配电网中的有效性，将单节点集中式储能配置和双节点储能配置对比。2 种方案的储能配置和目标函数如表 4 所示。

表 4 集中式和分散式储能的对比

Table 4 Comparison of centralized and distributed energy storage

方案	位置	蓄电池/MW	超级电容/MW	f_1	f_2	f_3	f_4
集中式	23	0.243	0.357	114	9.81	1909.3	8.64
双节点	6	0.220	0.140	195.3	9.97	1909.5	10.32
	17	0.135	0.105				

集中式储能在节点 23 配置 0.6MW 储能，双节点储能在节点 6 和节点 17 分别配置 0.36MW 和 0.24MW 储能。可以明显看出，在相同储能容量配置下，集中式储能对配电网的优化更有优势。

IEEE118 节点配电网比 IEEE33 节点配电网的工况更加复杂，可在 IEEE118 配电网中配置一处集中式储能，进一步检验本文方法在更复杂环境中的有效性。配电网中含 10 处光伏节点，共 750MW，76 处负荷节点，共 2100MW，配电网结构如附录图 F5 所示。

经运算，储能的最优配置为 113 节点的 35.2960MW 蓄电池和 42.4840MW 超级电容器。将无储能的配电网、随机位置储能的配电网和最优位置储能的配电网通过运行优化在 50 次迭代下的各指标进行对比，如图 6 所示。由图 6 可知，最优位置储能的配电网性能明显比其余优秀。IEEE118 配电网分析过程与 IEEE33 配电网节点的分析过程类似，由于篇幅有限，本次就不再赘述。

为进一步验证本文算法的有效性，在不同光伏渗透率下配置储能，探究光伏渗透率对储能选址定容的影响。

本文在光伏渗透率 14%、16%和 18%下，在 5 个不同节点和不同储能容量下的 4 种指标进行对比。

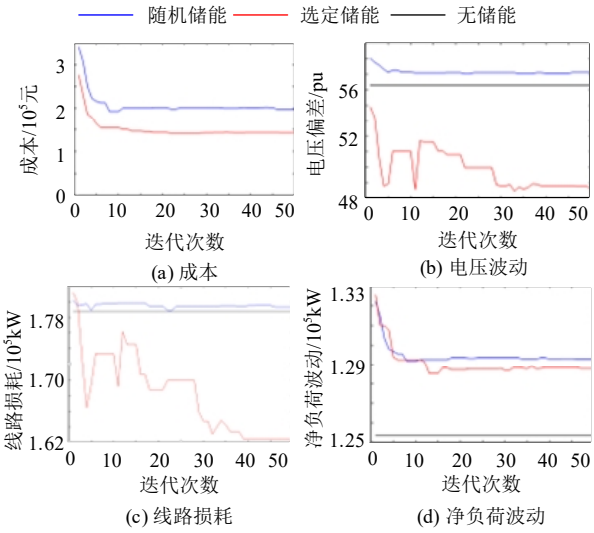


图 6　4 种指标的对比

Fig. 6　Comparison of four indicators

由图 7 可知，在光伏渗透率较低时，随着储能容量的增加，各指标的数值也会增加，而在不同的节点下，各指标的数值也会存在差异；在光伏渗透率升高后，随着储能容量的升高，各指标数值有降低的现象，在不同节点下，各指标数值存在差异，有时会存在显著差异的情况。因此，随着光伏渗透率的变化，储能的选址定容也会随之发生变化。

验证所提改进的 NSGAIII 算法和改进的 OOA 算法的有效性过程如附录 G 所示。

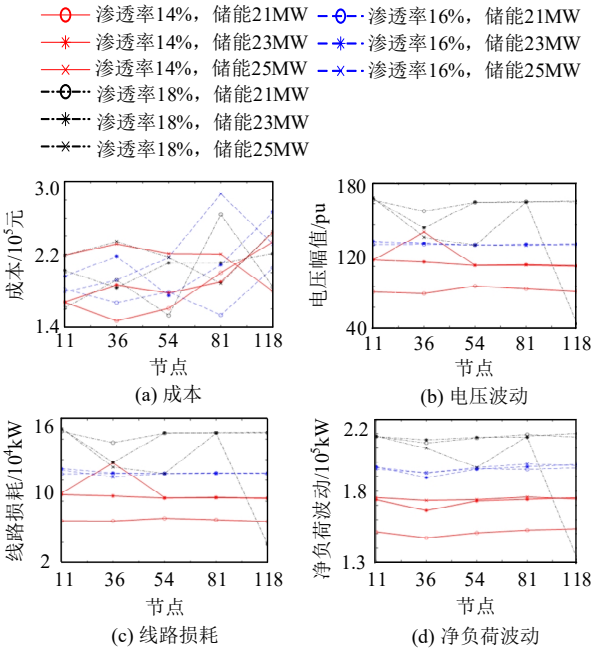


图 7　不同渗透率下各指标对比

Fig. 7　Comparison of various indicators under different penetration rates

5　结论

分布式光伏接入配电网，因其波动性和不确定性，对配电网造成冲击。针对以上问题，本文以配电网的经济性和稳定性为优化目标，提出了一种混合储能选址定容双层优化模型，主要结论如下：

1）以蓄电池和超级电容构成混合储能系统，利用模糊控制修正功率信号，解决了分解重构后的 SOC 越限问题，达到了提高储能寿命的目的，充分发挥蓄电池和超级电容优势互补的作用。

2）提出混合储能选址定容双层优化模型，采用改进的 OOA-NSGAIII 嵌套算法对模型进行求解。设计改进的 OOA-NSGAIII 算法，与传统算法相比具有更好的收敛速度，有效提高了寻优能力。

4）算例结果表明，本文所提出的方法，在降低投资和运行成本的同时，能够有效平抑由于光伏引起的电压波动和线路损耗，降低净负荷波动。

附录见本刊网络版(http://www.dwjs.com.cn/CN/1000-3673/current.shtml)。

参考文献

[1] 葛磊蛟，杜天硕，孙冰．分布式光伏功率数据的 IMOWOA 和 LightGBM 混合虚拟采集方法[J]. 中国电机工程学报，2024，44(3)：1035-1046.
GE Leijiao，DU Tianshuo，SUN Bing. Hybrid virtual collection method of IMOWOA and Light GBM for distributed PV power data [J]. Proceedings of the CSEE，2024，44(3)：1035-1046(in Chinese).

[2] 林珊，赵涛，农兴中，等．相间短路故障条件下级联 H 桥光伏逆变器的有功功率回流抑制策略[J]．太阳能学报，2024，45(3)：470-479.
LIN Shan，ZHAO Tao，NONG Xingzhong，et al．An active power backflow suppression strategy for cascaded H-bridge photovoltaic inverter under inter-phase short-circuit fault conditions[J]．Acta Energiae Solaris Sinica，2024，45(3)：470-479(in Chinese).

[3] 刘嘉恒，张明，葛磊蛟，等．基于改进郊狼优化算法的光伏智能边缘终端优化配置方法[J]. 电工技术学报，2021，36(7)：1368-1379.
LIU Jiaheng，ZHANG Ming，GE Leijiao，et al. Optimal configuration method of photovoltaic intelligent edge terminal based on improved coyote optimization algorithm[J] . Transactions of China Electrotechnical Society，2021，36(7)：1368-1379(in Chinese).

[4] 廖文龙，杨德昌，葛磊蛟，等．基于像素卷积生成网络的可再生能源场景生成[J]．高电压技术，2022，48(4)：1320-1331.
LIAO Wenlong，YANG Dechang，GE Leijiao，et al. Renewable energy scenario generation based on pixel convolutional generative networks[J]. High Voltage Engineering，2022，48(4)：1320-1331(in Chinese).

[5] 陈实，郭正伟，周步祥，等．考虑 5G 基站储能可调度容量的有源配电网协同优化调度方法[J]. 电网技术，2023，47(12)：5225-5241.
CHEN Shi，GUO Zhengwei，ZHOU Buxiang，et al．Coordinated optimization scheduling for active distribution networks considering schedulable capacity of energy storage for 5G base stations[J]．Power System Technology，2023，47(12)：5225-5241(in Chinese).

[6] 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).

[7] 李嘉乐，杨博，胡袁炜骥，等．考虑需求侧响应的电-氢混合储能系统选址定容[J]．电网技术，2023，47(9)：3698-3714.
LI Jiale，YANG Bo，HU Yuanweij，et al．Location and capacity planning of electricity hydrogen hybrid energy storage

systemconsidering demand response[J]. Power System Technology，2023，47(9)：3698-3714(in Chinese).

[8] 洪烽，贾欣怡，梁璐，等. 面向风电场频率支撑的混合储能层次化容量优化配置[J]. 中国电机工程学报，2024，44(14)：5596-5606.
HONG Feng，JIA Xinyi，LIANG Lu，et al. Hierarchical capacity optimization configuration of hybrid energy storage for wind farm frequency support[J]. Proceedings of the CSEE，2024，44(14)：5596-5606(in Chinese).

[9] 刘继春，陈雪，向月. 考虑共享模式的市场机制下售电公司储能优化配置及投资效益分析[J]. 电网技术，2020，44(5)：1740-1749.
LIU Jichun，CHEN Xue，XIANG Yue. Optimal sizing and investment benefit analysis for energy storage of electricity retailers under market mechanisms considering shared mode[J]. Power System Technology，2020，44(5)：1740-1749(in Chinese).

[10] YAN Ning，ZHANG Bo，LI Wei，et al. Hybrid energy storage capacity allocation method for active distribution network considering demand side response[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity，2019，29(2)：1-4.

[11] 麻秀范，张乐萱，于琨澎，等. 考虑5G基站备用储能优化调控的配电网重构双层优化方法[J]. 电工技术学报，2024，39(16)：5028-5041.
MA Xiufan，ZHANG Lexuan，YU Kunpeng，et al. A two-layer optimization approach for distribution network reconfiguration considering optimal regulation of 5G base station backup energy storage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2024，39(16)：5028-5041(in Chinese).

[12] LI Xiangjun，MA Rui，YAN Ning，et al. Research on optimal scheduling method of hybrid energy storage system considering health state of echelon-use lithium-ion battery[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity，2021，31(8)：0604204.

[13] 孙东磊，赵龙，孙凯祺，等. 新能源接入下配电系统混合储能选址定容优化策略研究[J]. 太阳能学报，2024，45(1)：423-432.
SUN Donglei，ZHAO Long，SUN Kaiqi，et al. Research on optimization strategy of hess site and capacity selection in distribution system with renewable energy access[J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2024，45(1)：423-432(in Chinese).

[14] WANG Huaqing，XIE Zhuoshi，PU Lei，et al. Energy management strategy of hybrid energy storage based on Pareto optimality[J]. Applied Energy，2022，327：120095.

[15] SHEN Yongpeng，XIE Junchao，HE Ting，et al. CEEMD-fuzzy control energy management of hybrid energy storage systems in electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion，2024，39(1)：555-566.

[16] 田博文，张志禹，杨梦飞. 基于多次滑动均值滤波的混合储能功率分配与定容研究[J]. 电工技术学报，2024，39(5)：1548-1564.
TIAN Bowen，ZHANG Zhiyu，YANG Mengfei. Research on hybrid energy storage power allocation and capacity determination based on multiple moving average filtering[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2024，39(5)：1548-1564(in Chinese).

[17] 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 Dexi，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(in Chinese).

[18] 陈泽西，孙玉树，张妍，等. 考虑风光互补的储能优化配置研究[J]. 电工技术学报，2021，36(S1)：145-153.
CHEN Zexi，SUN Yushu，ZHANG Yan，et al. Research on energy storage optimal allocation considering complementarity of wind power and PV[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2021，36(S1)：145-153(in Chinese).

[19] WANG Xin，ZHOU Jiashu，QIN Bin，et al. Coordinated power smoothing control strategy of multi-wind turbines and energy storage systems in wind farm based on MADRL[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy，2024，15(1)：368-380.

[20] SUN Yushu，TANG Xisheng，SUN Xiaozhe，et al. Model predictive control and improved low-pass filtering strategies based on wind power fluctuation mitigation[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy，2019，7(3)：512-524.

[21] 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 Cuiping，SI Wenbo，LI Junhui，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(in Chinese).

[22] 谢超，张建文，李星. 基于EEMD与模糊控制的混合储能控制策略[J]. 电测与仪表，2019，56(20)：124-129.
XIE Chao，ZHANG Jianwen，LI Xing. Hybrid energy storage control strategy based on EEMD and fuzzy control[J]. Electrical Measurement & Instrumentation，2019，56(20)：124-129(in Chinese).

[23] ZHANG Xibeng，WANG Benfei，GAMAGE D，et al. Model predictive and iterative learning control based hybrid control method for hybrid energy storage system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy，2021，12(4)：2146-2158.

[24] DEHGHANI M，TROJOVSKÝ P. Osprey optimization algorithm：a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. Frontiers in Mechanical Engineering，2023，8：1126450.

[25] SUN Xiaodong，XU Naixi，YAO Ming. Sequential subspace optimization design of a dual three-phase permanent magnet synchronous hub motor based on NSGA III[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification，2023，9(1)：622-630.

[26] 贾东卫，任永峰，李莉美，等. 基于集合经验模态分解的微电网混合储能优化配置[J]. 太阳能学报，2023，44(2)：239-246.
JIA Dongwei，REN Yongfeng，LI Limei，et al. Research on optimization of hybrid energy storage capacity using ensemble empirical mode decomposition and fuzzy control[J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2023，44(2)：239-246(in Chinese).

[27] 焦东东，陈洁，方圆，等. 基于变分模态分解下利用混合储能平抑风电出力波动的控制策略[J]. 电测与仪表，2021，58(5)：14-19，30.
JIAO Dongdong，CHEN Jie，FANG Yuan，et al. Control strategy of hybrid energy storage for suppressing fluctuation of wind power output based on variational mode decomposition[J]. Electrical Measurement & Instrumentation，2021，58(5)：14-19，30(in Chinese).

[28] 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(in Chinese).

在线出版日期：2024-12-03。
收稿日期：2024-07-26。



陈浈斐

作者简介：
陈浈斐(1987)，女，博士，副教授，研究方向为电力设备故障诊断，E-mail：chenzhenfei@hhu.edu.cn；
马程(2001)，男，硕士研究生，研究方向为混合储能的选址定容，E-mail：majs139@163.com；
葛磊蛟(1984)，男，通信作者，博士，副教授，研究方向为智能配电网态势感知、新能源并网优化控制和智能配用电大数据云计算技术，E-mail：legendlj99@tju.edu.cn。

（责任编辑　马晓华）

附录 A

变分模态分解步骤：

1）构造约束变分模型。

$$\begin{cases} \min\limits_{u_k(t)\omega_k} = \{\sum\limits_{k=1}^{K} \| \partial_t[(\delta(t)+\dfrac{j}{\pi t})u_k(t)]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t} \|_2^2\} \\ \mathrm{s.t.}\sum\limits_{k=1}^{K} u_k = f(t) \end{cases} \tag{A1}$$

式中：u_k、ω_k表示分解后子序列与中心频率的集合；K 表示模态分量的总数；$\delta(t)$表示狄拉克分布函数；$f(t)$为原始信号。

2）利用二次惩罚因子和拉格朗日乘子法，引入增广拉格朗日函数，将约束性变分问题转变为非约束性变分问题，如式(A2)所示：

$$\begin{aligned} &L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda) = \\ &\alpha\sum_{k=1}^{K} \| \partial_t[(\delta(t)+\frac{j}{\pi t})u_k(t)]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t} \|_2^2 + \\ &\| f(t)-\sum_{k=1}^{K} u_k(t) \|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t)-\sum_{k=1}^{K} u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \tag{A2}$$

式中：λ 为拉格朗日算子，α 为惩罚因子。

3）采用交替方向乘子解决上述变分问题，通过交替迭代更新计算，求式(A2)的鞍点：

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 \,\mathrm{d}\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 \,\mathrm{d}\omega} \tag{A3}$$

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum\limits_{i\neq k} \hat{u}_k^{n}(\omega) + \dfrac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k^n)^2} \tag{A4}$$

式中：$\hat{f}(\omega)$ 、$\hat{u}_k(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为$f(t)$、$u(t)$和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换；n 为迭代次数。

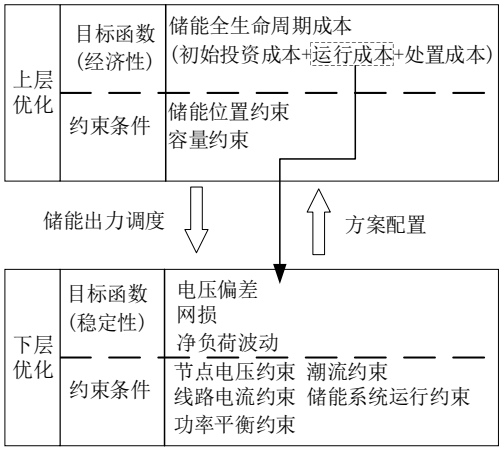


图 A1　储能选址定容双层优化模型

Fig. A1　Double layer optimization model for energy storage site selection and fixed capacity

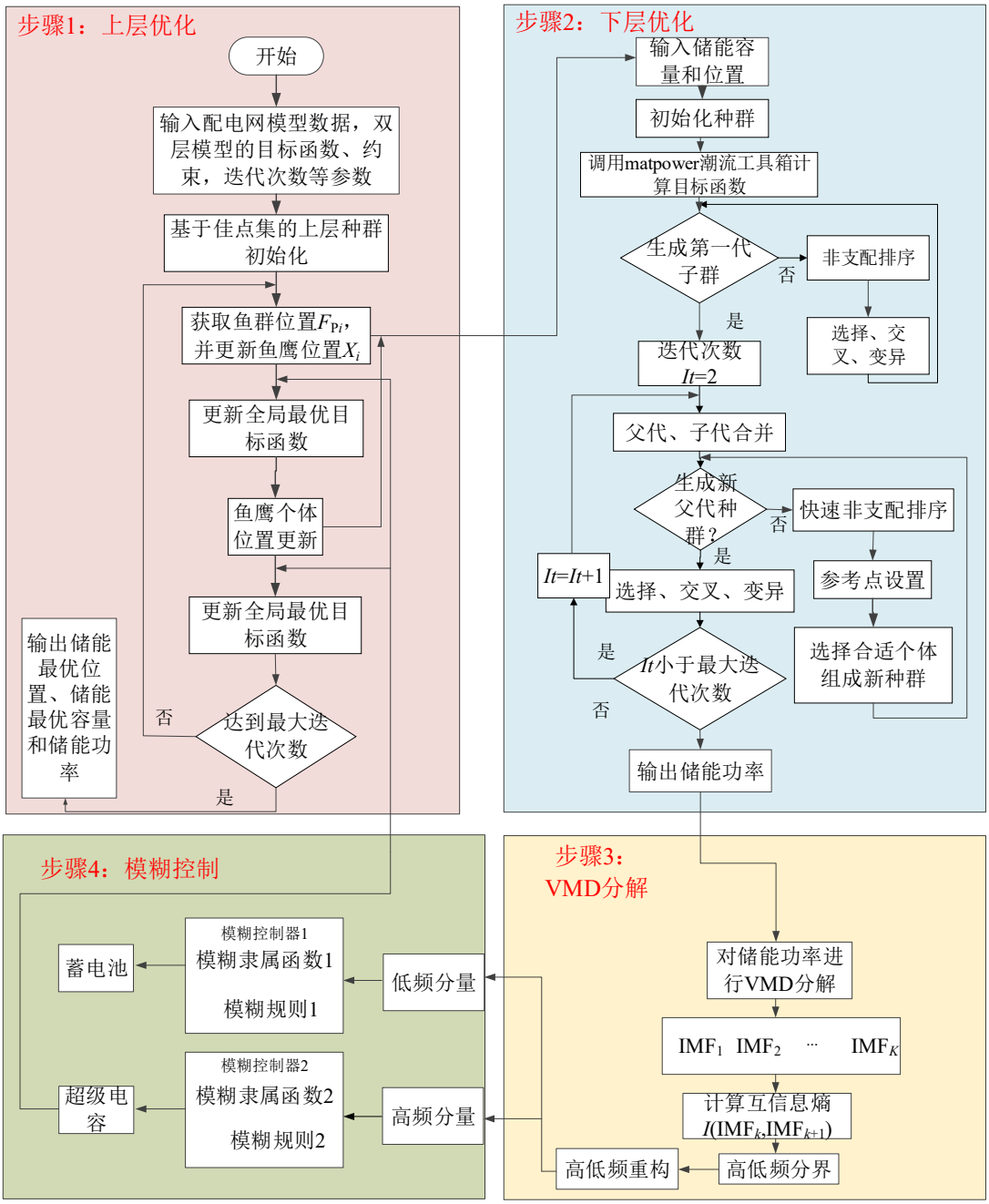


图 A2　混合储能双层优化流程图

Fig. A2　Hybrid energy storage double-layer optimization process diagram

附录 B

OOA 算法步骤

OOA 算法分为两阶段，第一阶段是定位和捕鱼阶段，即全局搜索阶段。每只鱼鹰将搜索空间中目标函数值更优的位置视为鱼群，可以表示为

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{P}i}=\{\boldsymbol{X}_k \mid k\in\{1,2,\cdots,N\}\wedge \boldsymbol{F}_k<\boldsymbol{F}_i\}\cup\{\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}\} \tag{B1}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{\mathrm{P}i}$是第 i 只鱼鹰的鱼群；$\boldsymbol{X}_k$为第 k 个鱼鹰的位置；$\boldsymbol{F}_k$和 $\boldsymbol{F}_i$分别为第 k 个和第 i 个鱼鹰的目标函数值；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}$是最佳鱼鹰的位置；$N$ 为鱼鹰的数量。

鱼鹰会随机选择鱼群中一条鱼的位置攻击。通过模拟鱼鹰的移动方式，更新鱼鹰的位置，具体如式(B2)所示：

$$x_i^{P1}=x_i+r(S_{\mathrm{F}}-Ix_i) \tag{B2}$$

式中：x_i^{P1}为鱼鹰 i 的新位置；x_i为鱼鹰的位置；S_{F}为鱼鹰选中的鱼；r 为[0,1]之间的随机数，I 的值为{1,2}中的任意数。

第二阶段把鱼带到合适的位置，即局部开发阶段。鱼鹰将捕获的鱼带到安全位置进食，使鱼鹰的位置发生小幅度改变，如式(B3)所示：

$$x_i^{\mathrm{P2}}=x_i+\frac{B_{\mathrm{lb}}+r(B_{\mathrm{ub}}-B_{\mathrm{lb}})}{t},\quad i=1,2,\cdots,N;t=1,2,\cdots,T_{it} \tag{B3}$$

式中：B_{ub}、B_{lb}分别为 x_i 的上界和下界；t 为迭代次数，T_{it}为最大迭代次数。

佳点集步骤

1）计算 $\boldsymbol{r}$ 值，$\boldsymbol{r}=(r_1,r_2,\cdots,r_n)$,其中，

$r_j=\mathrm{mod}[2\cos(\frac{2\pi j}{7})m_i,1],1\le j\le n$。$m_i$ 表示第 i 个个体。

2）构造数量 m 的佳点集：

$$\boldsymbol{P}_n(i)=\{(r_1i_1,r_2i_2,\cdots,r_ni_n)\},i=1,2,\cdots,n \quad \text{(B4)}$$

3）将 P_n 映射到种群所在的可行域上：

$$\boldsymbol{X}_i^j=\boldsymbol{a}_j+\boldsymbol{P}_n(i)(\boldsymbol{b}_j-\boldsymbol{a}_j) \quad \text{(B5)}$$

式中：$\boldsymbol{a}_j$ 表示当前维度的下限；$\boldsymbol{b}_j$ 表示当前维度的上限。

Levy 扰动公式

$$\begin{cases}\mathrm{Levy}=\dfrac{\mu}{|v|^{1/\beta}}\\ \mu\sim(0,\sigma_\mu^2),v\sim(0,\sigma_v^2)\\ \sigma_\mu^2=\dfrac{\Gamma(1+\beta)\sin(\frac{\pi\beta}{2})}{2^{\frac{\beta-1}{2}}\beta\Gamma(\frac{1+\beta}{2})}\\ \sigma_v^2=1\end{cases} \quad \text{(B6)}$$

$$x_i^{P1}=x_i+\mathrm{Levy}(S_\mathrm{F}-Ix_i) \quad \text{(B7)}$$

$$x_i^{\mathrm{P2}}=x_i+\frac{B_\mathrm{lb}+\mathrm{Levy}(B_\mathrm{ub}-B_\mathrm{lb})}{t} \quad \text{(B8)}$$

$$i=1,2,\cdots,N;t=1,2,\cdots,T_{it}$$

式中：x_i^{P1} 为鱼鹰 i 的新位置；x_i 为鱼鹰的位置；t 为迭代次数，T_{it} 为最大迭代次数；Levy 为 Levy 扰动的随机步长；β为 1.5；Γ 为伽马函数。

附录 C

1）以储能功率为决策变量，进行参数初始化，随机生成一个包含多个个体的初始种群。

2）对初始种群中的个体进行非支配排序，将个体分为不同的等级，其中第一级包含 Pareto 前沿上的非支配解，第二级包含被第一级支配的解，以此类推。

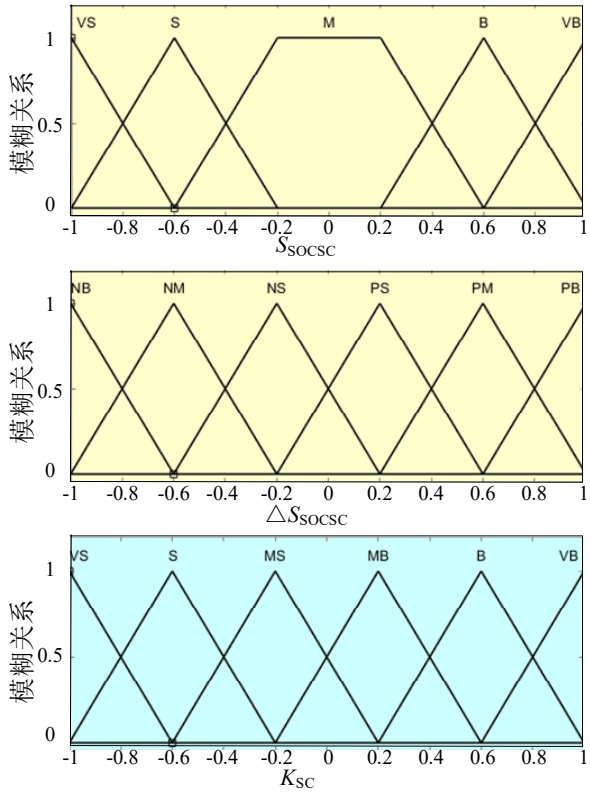
3）选择前几个非支配级别中的所有解，以确保高质量的解被保留，对于同一等级的解，根据它们的参考点选择一部分以维持多样性，选择的解进入下一代种群。

4）使用交叉和变异生成下一代解：通过交叉方法，利用父代解产生多个子代解；通过变异方式，对决策变量进行随机变化。

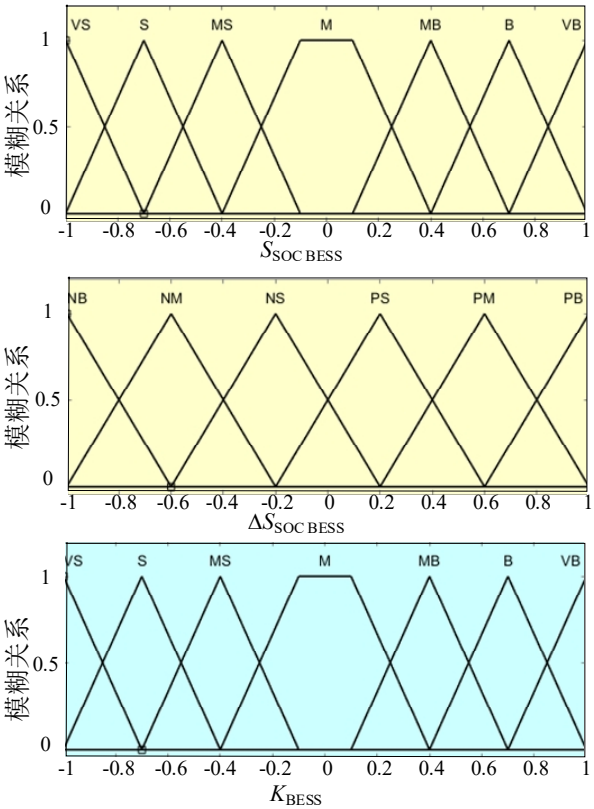
5）迭代完成后，最终的种群即非劣解集。

附录 D

模糊集[VS、S、MS、M、MB、B、VB、NB、NM、NS、PS、PM、PB]分别代表[非常小、小、中小、中、中大、大、非常大、负大、负中、负小、正小、正中、正大]。



(a) 模糊隶属度函数 1



(b) 模糊隶属度函数 2

图 D1　模糊隶属度函数

Fig. D1　Fuzzy membership function

表 D1　模糊规则 1

Table D1　Fuzzy rule 1

ΔS_{SOCSC}	K_{SC}				
	S_{SOCSC}= VS	S_{SOCSC}= S	S_{SOCSC}= M	S_{SOCSC}= B	S_{SOCSC}= VB
NB	VS	S	MS	MB	VB
NM	VS	MB	B	VB	VB
NS	VS	B	VB	VB	VB
PS	VB	VB	VB	B	VS
PM	VB	VB	MB	MB	VS
PB	VB	MB	MS	S	VS

表 D2　模糊规则 2

Table D2　Fuzzy rule 2

$\Delta S_{SOCBESS}$	K_{BESS}				
	$S_{SOCBESS}$= VS	$S_{SOCBESS}$= S	$S_{SOCBESS}$= M	$S_{SOCBESS}$= B	$S_{SOCBESS}$= VB
NB	VS	S	MS	MB	VB
NM	VS	MB	B	VB	VB
NS	VS	B	VB	VB	VB
PS	VB	VB	VB	B	VS
PM	VB	VB	MB	MB	VS

附录 E

对光伏场景，采用 k-medoids 算法对光伏数据进行聚类，得到四个光伏出力场景，一个光伏节点场景对应的天数和概率如表 E1 所示。考虑到存在极端光伏出力场景，会使典型场景可靠性降低，本文将典型场景和场景概率相乘，将结果相加后得到典型场景。对负荷场景，考虑到实际负荷数据与配电网存在一定不适配的问题，为保留其负荷特性，对负荷数据进行标幺化处理，并与配电网节点处额定功率相乘，得出可用的负荷数据。典型日光伏曲线如图 E2 所示。

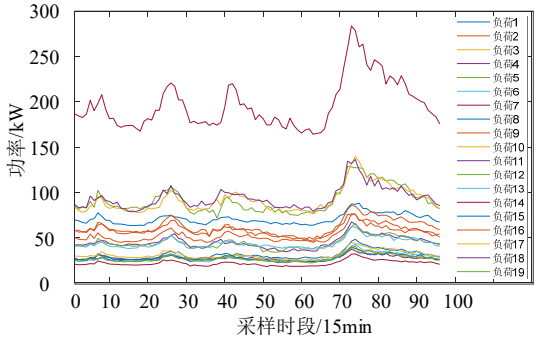


图 E1　典型日负荷曲线

Fig. E1　Typical daily load curve

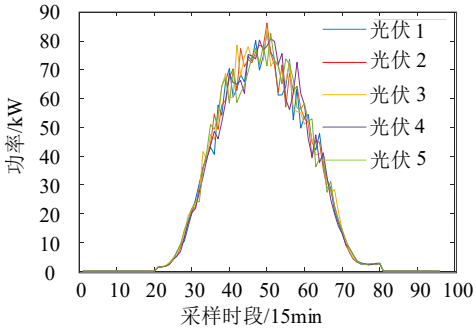


图 E2　典型日光伏曲线

Fig. E2　Typical solar photovoltaic curve

表 E1　各场景的天数

Table E1　Days of scenarios

场景	概率
1	0.4769
2	0.0085
3	0.4376
4	0.0769

附录 F

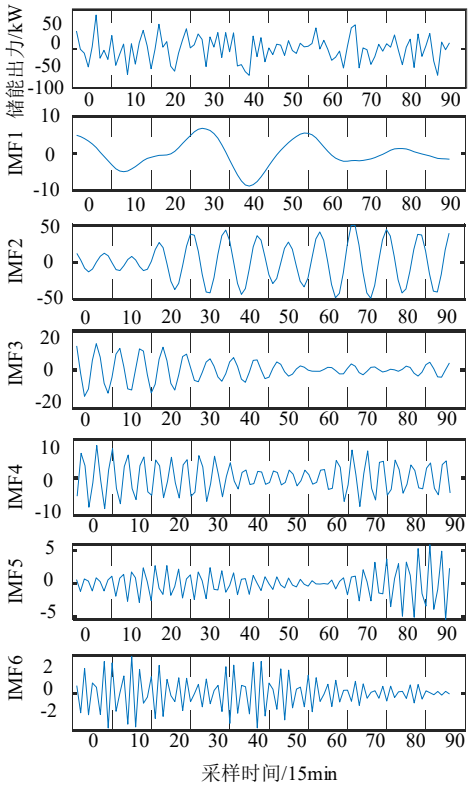


图 F1　储能的 VMD 分解

Fig. F1　VMD decomposition of energy storage

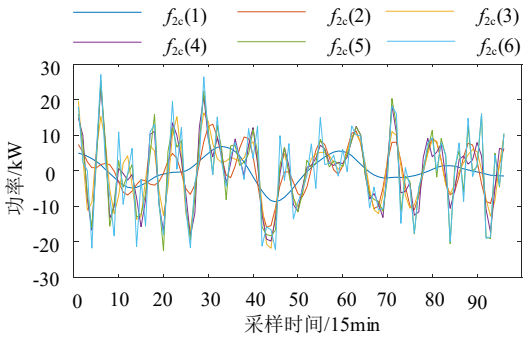
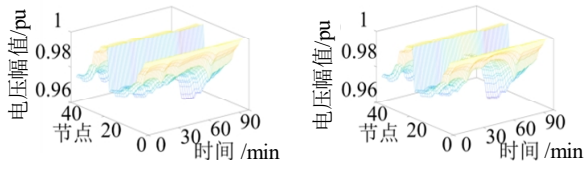
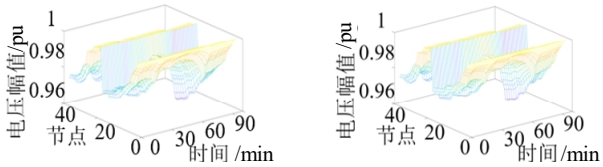


图 F2　IMF 间重构结果

Fig. F2　Reconstruction results between IMFs



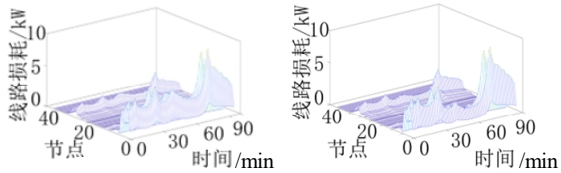
(a) 方案 1　　(b) 方案 2



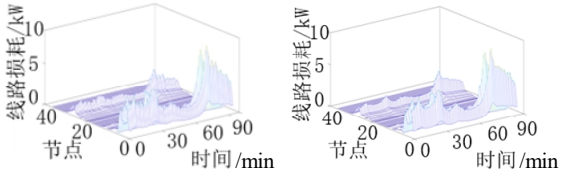
(c) 方案 3　　(d) 方案 4

图 F3　不同方案下节点电压曲线

Fig. F3　Node voltage curves under different schemes



(a) 方案 1　　(b) 方案 2



(c) 方案 3　　(d) 方案 4

图 F4　不同方案下支路线路损耗曲线

Fig. F4　Loss curves of branch lines under different schemes

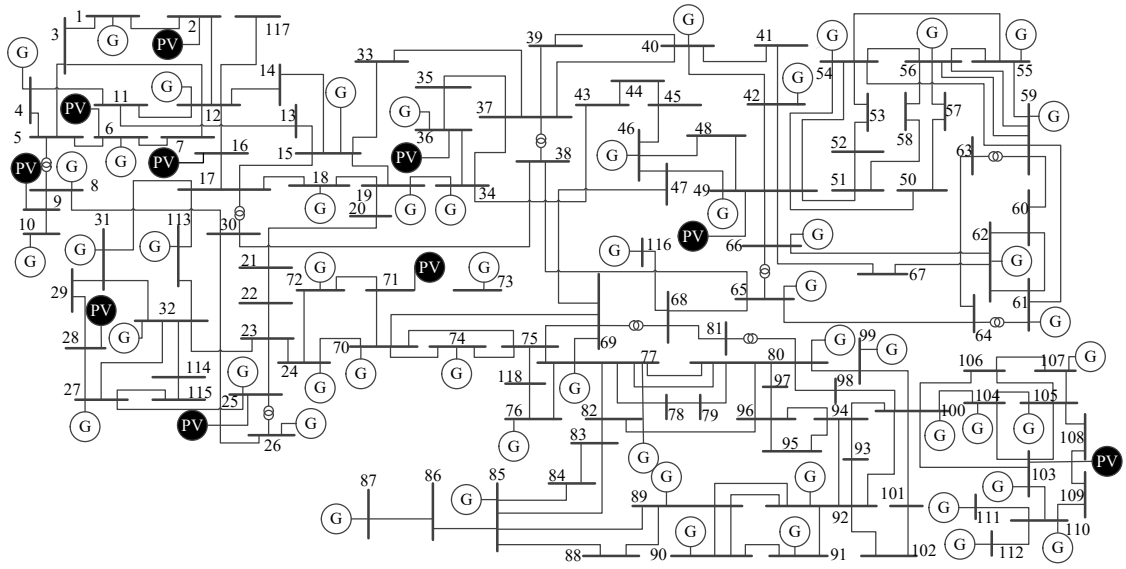


图 F5　IEEE118 节点配电网拓扑图

Fig. F5　IEEE 118 Node Distribution Network Topology Diagram

附录 G

为验证所提改进的 NSGAIII 算法的有效性，本文将传统 NSGAIII 算法与改进算法对比。将两种算法迭代 200 次，将各次迭代中的最优解对比，如图 G1 所示。

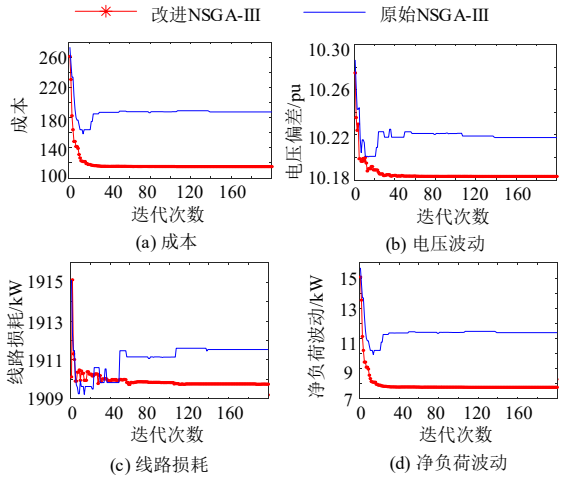


图 G1　两种算法各指标收敛速度

Fig. G1　Convergence speed of each indicator of the two algorithms

由图 G1 可知，在四种目标函数的收敛曲线中，传统的 NSGAIII 算法分别在大约第 30 次、第 60 次、第 110 次和第 60 次迭代达成收敛，寻找到最优解，且迭代过程中有很强的波动性，因此收敛过程并不稳定，而改进的 NSGAIII 算法分别在大约第 30 次、第 40 次、第 60 次和第 20 次迭代左右就达到收敛，且收敛过程中单调递减，迭代曲线波动很小，收敛速度明显更快，搜索能力更强。改进算法寻找到的目标函数较传统算法更小，这说明传统的 NSGAIII 在多目标优化中没有找到最优的目标函数，陷入了局部最优，而改进的 NSGAIII 通过差分进化的改进策略跳出局部最优，全局寻优的能力更强。仿真结果表明，本文改进的 NSGAIII 算法在收敛速度和寻优能力方面均有明显优势。

为验证改进的鱼鹰优化算法在双层嵌套算法中的有效性，本文将改进的鱼鹰优化算法、原始鱼鹰优化算法、遗传优化算法(genetic algorithm，GA)、粒子群优化算法(particle swarm optimization，PSO)、麻雀优化算法(sparrow search algorithm，SSA)进行对比。因本文算例采用的是双层嵌套算法，难以在算例中通过文中目标函数进行验证，因此，本文采用 CEC(国际进化计算会议)测试函数对来验证算法的有效性，如公式 G1 所示。

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}|x_i|+\prod_{i=1}^{n}|x_i| \tag{G1}$$

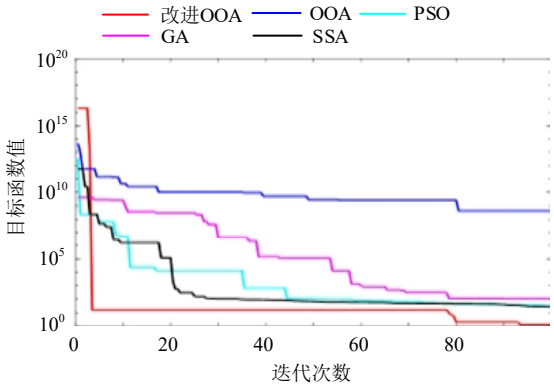


图 G2　优化算法迭代过程对比

Fig. G2　Comparison of iterative processes of algorithms

该函数理论最小值为 0，目标函数值越接近 0，代表算法迭代效果越好。由图 G2 可知，与其余 4 种算法相比，改进的鱼鹰算法与其余算法相比迭代速度更快，并且寻优得到的目标函数最终结果明显更优秀，因此改进的鱼鹰优化算法在收敛速度和寻优能力方面均有优势。