新型储能技术在可再生能源系统中的应用专刊

基于MODBOC的含氢储能微电网多目标优化调度

潘鹏程[1,2]，周锦琦[1,2]，陈鹤冲[3]，王秋杰[1,2]
（[1]三峡大学电气与新能源学院，湖北 宜昌 443002；[2]三峡大学新能源微电网湖北省协同创新中心，湖北 宜昌 443002；[3]国网湖北省电力有限公司电力科学研究院，湖北 武汉 430077）

摘 要：针对风光出力不确定性、设备故障及外部电网支援受限条件下含氢储能微电网经济性、低碳性与供电可靠性难以协同的问题，本研究建立以期望运行成本、期望运行碳排放量和期望缺供电量（expected energy not supplied，EENS）最小为目标的24 h多场景优化调度模型。基于长期气象数据构建风光联合典型场景，并与柴油发电机正常及强迫停运状态组合形成运行场景，将时变购电上限纳入场景功率平衡，以综合描述新能源波动、设备故障及外网支援能力受限对微电网运行的影响。针对多场景耦合、储氢状态时序关联及复杂运行约束等特点，采用改进型多目标蜣螂优化算法（multi-objective dung beetle optimizer with combined strategies，MODBOC）求解，并通过场景分析、参数敏感性分析和多算法对比验证模型与求解方法的有效性。结果表明，所得Pareto解集反映了运行成本、碳排放与供电可靠性之间的竞争关系。均衡偏好方案的期望运行成本、期望运行碳排放量和EENS分别为629.26元、3083.74 kg和61.41 kWh；相较均衡方案，经济优先方案将运行成本降至588.08元，但碳排放量和EENS分别增至3312.79 kg和75.33 kWh；低碳优先方案将碳排放量降至2941.60 kg，但运行成本和EENS分别增至630.31元和77.89 kWh，表明经济性、低碳性与供电可靠性之间存在明显权衡关系。典型调度结果进一步表明，氢储能可在新能源富余及低负荷时段吸收电能制氢，并在高负荷、高电价时段通过燃料电池释放储氢，实现跨时段能量转移和系统功率协调。所建模型能够刻画多重不确定性下含氢储能微电网经济-低碳-可靠运行之间的协调关系，可为不同运行偏好下的调度决策提供参考。

关键词：微电网；氢储能；多目标优化；碳排放；期望缺供电量
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0769
中图分类号：TM 73 文献标志码：A 文章编号：2095-4239（2026）11-4319-16

Multi-objective optimal scheduling of a microgrid with hydrogen storage using MODBOC

PAN Pengcheng[1,2], ZHOU Jinqi[1,2], CHEN Hechong[3], WANG Qiujie[1,2]
([1]College of Electricity & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei, China;
[2]Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid, Yichang 443002, Hubei, China;
[3]State Grid Hubei Electric Power Research Institute, Wuhan 430077, Hubei, China)

Abstract: To coordinate economic performance, low-carbon operation, and power supply reliability in microgrids equipped with hydrogen storage under uncertainties in photovoltaic and wind power generation, equipment failures, and limited external-grid support, a 24-h multi-scenario optimal scheduling model is developed. The model aims to minimize the expected

收稿日期：2026-09-05；修改稿日期：2026-09-22。
基金项目：湖北省自然科学基金创新发展联合基金重点项目（2026AFC0387）。
第一作者：潘鹏程（1990—），男，博士，讲师，主要从事新型电力系统、分布式能源发电技术方面的研究，E-mail：pcpan@whut.edu.cn；通信作者：陈鹤冲，高级工程师，主要从事风光水储多能互补系统关键技术及多元储能协同方面的研究，E-mail：616639023@qq.com。
引用本文：潘鹏程, 周锦琦, 陈鹤冲, 等. 基于MODBOC的含氢储能微电网多目标优化调度[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(11): 4319-4334.
Citation：PAN Pengcheng, ZHOU Jinqi, CHEN Hechong, et al. Multi-objective optimal scheduling of a microgrid with hydrogen storage using MODBOC[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(11): 4319-4334.

operating cost, expected operating carbon emissions, and expected energy not supplied (EENS). Joint representative photovoltaic-wind scenarios are generated using long-term meteorological data. Each renewable generation scenario is combined with the normal operating and forced-outage states of the diesel generator to establish the operating scenarios. Time-varying upper limits on electricity purchases from the external grid are incorporated into the scenario-based power balance, thereby accounting for the combined effects of renewable generation fluctuations, equipment failures, and restricted grid support on microgrid operation. The model also captures the temporal coupling of hydrogen storage and the complex operational constraints associated with multi-scenario scheduling. By evaluating a unified scheduling framework under different renewable generation conditions, diesel generator states, and grid support limits, the multi-scenario approach links the three performance objectives to a common set of operating conditions. An improved multi-objective dung beetle optimizer with combined strategies (MODBOC) is employed to solve the model. Scenario analysis, parameter sensitivity analysis, and comparisons with multiple algorithms are conducted to assess the effectiveness of the proposed model and solution method. The resulting Pareto solution set shows clear trade-offs among operating cost, carbon emissions, and power supply reliability. Under the balanced preference, the expected operating cost, expected operating carbon emissions, and EENS are 629.26 yuan, 3083.74 kg, and 61.41 kWh, respectively. Compared with the balanced solution, the economic-priority solution reduces the operating cost to 588.08 yuan, while carbon emissions and EENS increase to 3312.79 kg and 75.33 kWh, respectively. The low-carbon-priority solution reduces carbon emissions to 2941.60 kg, while the operating cost and EENS increase to 630.31 yuan and 77.89 kWh, respectively. These results indicate that economic performance, low-carbon operation, and power supply reliability cannot be optimized simultaneously and must be balanced according to operational preferences. Representative dispatch results further show that hydrogen storage absorbs electricity for hydrogen production during periods of abundant renewable generation and low demand. During periods of high demand and high electricity prices, the fuel cell converts the stored hydrogen into electricity for supply. This intertemporal energy transfer facilitates coordinated power management among hydrogen storage, renewable generation, the diesel generator, and the external grid. The proposed model characterizes the trade-offs among economic performance, low-carbon operation, and power supply reliability under multiple uncertainties, providing decision support for selecting scheduling solutions according to different operational preferences.

Keywords: microgrid; hydrogen storage; multi-objective optimization; carbon emissions; expected energy not supplied

为实现“碳达峰、碳中和”目标，新能源和新型负荷不断接入电力系统，微电网需要在提高新能源消纳能力的同时兼顾运行经济性和供电可靠性[1-2]。氢储能通过“电-氢-电”转换实现跨时段能量转移，具有长时储能潜力，可为风光出力波动条件下的微电网调节提供支持[3]。然而，风光出力不确定性、设备运行状态变化和外部电网支援受限会共同影响含氢储能微电网的运行成本、碳排放量和供电可靠性。

现有研究主要围绕电氢耦合调度、不确定性处理和多目标运行展开。已有研究考察了电氢混合储能调度、含氢微电网三目标运行以及“电-气-电”

转换对系统经济性和可靠性的影响[4-6]。针对源荷不确定性，随机优化、多场景和机会约束等方法已得到应用[7-8]。此外，已有研究从含氢储能微网调度、电氢混合储能运行以及经济-低碳-可靠多目标配置等方面开展了探索[9-11]。这些研究为含氢储能系统优化提供了重要基础，但风光联合变化、柴油机强迫停运和外部电网支援能力受限等因素尚未充分纳入统一的场景调度框架，可靠性评价也较少同时考虑缺供电量。从中断电量和停电损失的角度看，供电缺额量化对于可靠性评价具有重要意义[12]。因此，期望缺供电量（expected energy not supplied，EENS）适合与运行成本和碳排放量共同用于调度方案评价。

含氢储能微电网调度具有多时段连续决策、储氢状态时序耦合和复杂运行约束等特点，需要同时兼顾Pareto前沿逼近、目标区域覆盖和可行解保持。针对多目标求解问题，已有研究从MOEA/D、改进多目标蜣螂优化、NSGA-II、MOPSO和*Q*学习等角度开展了方法改进[13-17]；外购电碳排放核算、参考点环境选择、约束处理、SBX和多目标性能评价等方法为本研究的模型构建和算法评价提供了依据[18-22]。但对于风光联合场景、柴油机运行状态、外部电网支援能力和储氢状态共同作用下的多场景调度问题，现有方法仍需要结合具体问题特征进行适配。

综合已有研究，本研究需要解决的主要问题包括：如何在风光出力、柴油机运行状态和外部电网支援能力同时变化的条件下构建统一的多场景调度模型；如何在运行成本、碳排放量和EENS相互制约的情况下获得覆盖不同目标区域的可行Pareto解集；以及如何通过对照分析识别氢储能对经济性、低碳性和供电可靠性的实际作用。已有研究多分别研究上述某一类因素的影响，本研究将风光联合不确定性、柴油机强迫停运、时变购电上限和储氢时序耦合纳入同一调度框架，并针对该问题的决策结构和约束特点设计应用导向的求解方法。针对上述问题，本工作的主要内容如下：

（1）建立计及风光联合不确定性、柴油机强迫停运、时变购电上限和储氢时序耦合的三目标调度模型，以期望运行成本、期望碳排放量和EENS表征经济性、低碳性与可靠性；基于长期气象数据构建风光联合典型场景，并与柴油机状态组合形成统一多场景体系。

（2）针对多场景、高维、强时序耦合和复杂约束等问题特征，构建融合多源引导、模拟二进制交叉、多项式变异、约束优先选择和精英环境选择的多目标蜣螂优化求解框架（multi-objective dung beetle optimizer with combined strategies，MODBOC），以提高不同目标区域的搜索覆盖能力和复杂约束下可行非支配解的保持能力。

（3）通过场景分析、参数敏感性分析、多算法重复运行、消融实验、Pareto偏好决策和无氢储能对照，分析模型与求解方法的适用性，揭示运行成本、碳排放量和EENS之间的权衡关系，以及氢储能对跨时段能量转移、低碳运行和供电可靠性目标可达范围的影响。

1　微电网优化调度模型

1.1　系统结构

本研究微电网由光伏、风机、柴油发电机、氢储能系统、外部电网和电负荷组成，如图1所示。氢储能包括电解槽、储氢罐和燃料电池，通过“电-氢-电”实现跨时段能量转移[23]。

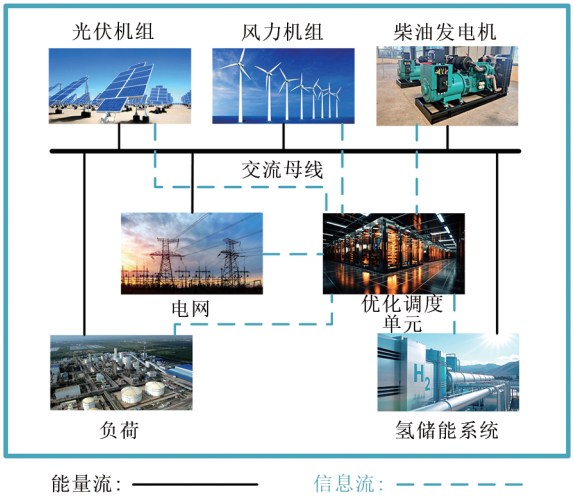


图1　微电网结构图

Fig. 1　Structure diagram of microgrid

风光、柴油机、氢储能和外部电网共同参与功率平衡。供电不足且购电达到上限时，剩余缺额计为失负荷；电量富余且外送受限时，剩余电量计为弃电。各设备在运行与储氢状态约束下协调调度。

1.2　各单元数学模型

光伏出力由太阳辐照度和环境温度共同决定。

根据环境温度与辐照度计算光伏电池工作温度，并对输出功率进行修正：

$$\begin{cases} T_{\mathrm{cell},s,t} = T_{s,t} + \dfrac{\mathrm{NOCT} - 20}{800} I_{s,t} \\ P_{\mathrm{PV},s,t} = \min\left\langle P_{\mathrm{PV}}^{\mathrm{rated}}, \max\left\{0, P_{\mathrm{PV}}^{\mathrm{rated}} \dfrac{I_{s,t}}{I_{\mathrm{ref}}}\left[1 + \alpha_{\mathrm{PV}}\left(T_{\mathrm{cell},s,t} - T_{\mathrm{ref}}\right)\right]\right\}\right\rangle \end{cases} \tag{1}$$

式中，$P_{\mathrm{PV},s,t}$和$P_{\mathrm{PV}}^{\mathrm{rated}}$分别为光伏出力和额定功率，kW；$I_{s,t}$和$I_{\mathrm{ref}}$为实际辐照度和标准测试辐照度，W/m²；$T_{s,t}$和$T_{\mathrm{cell},s,t}$分别为环境温度和电池工作温度，℃；$T_{\mathrm{ref}}$为标准测试温度，℃；NOCT为额定工作温度，℃；$\alpha_{\mathrm{PV}}$为功率温度系数。

风电出力采用分段三次功率曲线描述：

$$P_{\mathrm{WT},s,t} = \begin{cases} 0, & v_{s,t} < v_{\mathrm{ci}} \\ P_{\mathrm{WT}}^{\mathrm{rated}} \dfrac{v_{s,t}^3 - v_{\mathrm{ci}}^3}{v_{\mathrm{r}}^3 - v_{\mathrm{ci}}^3}, & v_{\mathrm{ci}} \leqslant v_{s,t} < v_{\mathrm{r}} \\ P_{\mathrm{WT}}^{\mathrm{rated}}, & v_{\mathrm{r}} \leqslant v_{s,t} < v_{\mathrm{co}} \\ 0, & v_{s,t} \geqslant v_{\mathrm{co}} \end{cases} \tag{2}$$

式中，$P_{\mathrm{WT},s,t}$和$P_{\mathrm{WT}}^{\mathrm{rated}}$分别为风电出力和额定功率，kW；$v_{s,t}$为实际风速，m/s；$v_{\mathrm{ci}}$、$v_{\mathrm{r}}$和$v_{\mathrm{co}}$分别为切入、额定和切出风速，m/s。

柴油发电机燃料成本采用二次函数表示，同时计及固定运行成本和变动运维成本。

$$C_{\mathrm{DG},s} = \sum_{t=1}^{T}\left[aP_{\mathrm{DG},s,t}^2 + bP_{\mathrm{DG},s,t} + cu_{\mathrm{DG},s,t} + c_{\mathrm{DG}}^{\mathrm{om}} P_{\mathrm{DG},s,t}\right]\Delta t \tag{3}$$

式中，$C_{\mathrm{DG},s}$为柴油发电机运行成本，元；$P_{\mathrm{DG},s,t}$为实际出力，kW；a、b、c为燃料成本系数；$c_{\mathrm{DG}}^{\mathrm{om}}$为单位发电量运维成本；$u_{\mathrm{DG},s,t}$为运行状态变量；$\Delta t$为调度步长，h。

电解槽将电能转化为氢能，其能量转换关系为

$$P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{out}} = \eta_{\mathrm{elec}} P_{\mathrm{elec},t} \tag{4}$$

式中，$P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{out}}$为产氢等效功率，kW；$P_{\mathrm{elec},t}$为电解槽耗电功率，kW；$\eta_{\mathrm{elec}}$为电制氢效率。

氢燃料电池将氢能转化为电能：

$$P_{\mathrm{HFC},t} = \eta_{\mathrm{HFC}} P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{in}} \tag{5}$$

式中，$P_{\mathrm{HFC},t}$为燃料电池发电功率，kW；$P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{in}}$为耗氢等效功率，kW；$\eta_{\mathrm{HFC}}$为氢电转换效率。

考虑制氢、耗氢和静置损耗，储氢罐能量动态平衡关系为

$$E_{\mathrm{H}_2,t} = \left(1 - \lambda_{\mathrm{H}_2}\right) E_{\mathrm{H}_2,t-1} + \left(P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{out}} - P_{\mathrm{H}_2,t}^{\mathrm{in}}\right)\Delta t \tag{6}$$

式中，$E_{\mathrm{H}_2,t}$为储氢量，kWh；λ_{H_2}为单位时段静置损耗率。储氢状态由相邻时段的制氢和耗氢过程耦合，其容量及周期末状态限制在运行约束中给出[24]。

1.3 多场景不确定性建模

系统运行同时受到风光出力不确定性、柴油机可用状态变化以及外网支援能力受限的影响。本研究以历史气象数据构建风光联合典型场景，并考虑柴油机强迫停运和时变外网购电能力约束。

风光场景采用ERA5逐小时再分析数据[25]。选取新疆哈密市伊吾县气象网格点，提取2021—2023年离地2 m温度、100 mU/V风速分量和地表向下短波辐射；转换为北京时间并剔除不完整日后得到1094个日样本。各变量按小时对网格点取均值，经处理并由式(1)、式(2)转换为逐时光伏和风电出力。

为保持同一历史日内光伏与风电出力的时序对应关系及相关性[26-27]，将每个完整日的24 h光伏和风电出力组合为48维联合特征向量：

$$\boldsymbol{x}_d = \left[\frac{P_{\mathrm{PV},d,1}}{P_{\mathrm{PV}}^{\mathrm{rated}}} \cdots \frac{P_{\mathrm{PV},d,T}}{P_{\mathrm{PV}}^{\mathrm{rated}}}, \frac{P_{\mathrm{WT},d,1}}{P_{\mathrm{WT}}^{\mathrm{rated}}} \cdots \frac{P_{\mathrm{WT},d,T}}{P_{\mathrm{WT}}^{\mathrm{rated}}}\right] \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{x}_d$为风光联合特征向量；d为历史日编号。

对联合特征进行标准化处理：

$$z_{d,j} = \frac{x_{d,j} - \mu_j}{\sigma_j} \tag{8}$$

式中，$z_{d,j}$和$x_{d,j}$分别为标准化值和原始特征值；μ_j和σ_j分别为样本均值和标准差。

为降低典型日场景维数并保留风光出力的时序特征，本研究采用基于历史负荷、光伏和风电日时序数据生成典型场景的聚类思路[28]，并利用K-means对标准化后的风光联合日曲线进行聚类，目标函数为

$$\min J = \sum_{k=1}^{K}\sum_{d \in C_k} \left\| \boldsymbol{z}_d - \boldsymbol{m}_k \right\|_2^2 \tag{9}$$

式中，J为聚类目标函数；K为聚类数；C_k和$\boldsymbol{m}_k$分别为样本集合和聚类中心。对K为4~12进行扫描，采用轮廓系数（silhouette coefficient）和Davies-Bouldin指数（Davies-Bouldin index，DBI）评价聚类质量，并采用均方根误差（root mean square error，RMSE）评价光伏和风电日曲线的重构效果。综合聚类质量、场景重构能力及后续优化计算规模确定代表场景数。综合上述指标及代表场景数量，选取K = 9。同时统计各代表场景的季节

样本构成，并采用Pearson线性相关系数和Spearman秩相关系数比较原始样本、联合聚类和独立聚类的风光相关结构。

各场景代表曲线取相应聚类内历史日风光出力的逐时均值，其发生概率为

$$p_k = \frac{n_k}{N_d} \tag{10}$$

式中，p_k为风光场景概率；n_k为样本日数；N = 1094，为完整日样本总数。最终得到9个风光联合典型场景。

柴油机设置正常和强迫停运2种状态，并分别与9个风光场景组合，其概率为

$$\begin{cases} p_k^{\text{on}} = p_k(1 - q_{\text{FOR}}) \\ p_k^{\text{off}} = p_k q_{\text{FOR}} \end{cases} \tag{11}$$

式中，q_{FOR}为柴油发电机强迫停运率；p_k^{on}和p_k^{off}分别为正常运行和强迫停运状态下的组合场景概率。

9个风光场景与柴油机2种状态组合形成18个运行场景。柴油机实际出力为

$$P_{\text{DG},s,t} = \xi_s P_{\text{DG},t} \tag{12}$$

式中，$P_{\text{DG},t}$为柴油发电机的统一计划出力，kW；$P_{\text{DG},s,t}$为实际出力，kW；ξ_s为柴油发电机可用状态，正常运行和强迫停运时分别取1和0。燃料消耗、运维成本及直接碳排放均按实际出力计算。

外网支援能力以时变最大购电功率表征；供电不足且达到购电上限时，未满足需求计为失负荷。

1.4　目标函数

以期望运行成本、期望运行碳排放量和EENS分别表征经济性、低碳性与供电可靠性。

运行成本包括柴油发电燃料与运维、电解槽和燃料电池运维、购售电净成本及弃电惩罚，期望运行成本为

$$\begin{aligned} f_1 = \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{T} [& aP_{\text{DG},s,t}^2 + bP_{\text{DG},s,t} + cu_{\text{DG},s,t} + c_{\text{DG}}^{\text{om}} P_{\text{DG},s,t} + \\ & c_{\text{elec}}^{\text{om}} P_{\text{elec},t} + c_{\text{HFC}}^{\text{om}} P_{\text{HFC},t} + \\ & \lambda_{\text{buy},t} P_{\text{buy},s,t} - \lambda_{\text{sell},t} P_{\text{sell},s,t} + c_{\text{curtail}} P_{\text{curtail},s,t}] \Delta t \end{aligned} \tag{13}$$

式中，f_1为期望运行成本，元；p_s为场景概率；a、b、c为柴油发电机燃料成本系数；$c_{\text{DG}}^{\text{om}}$、$c_{\text{elec}}^{\text{om}}$和$c_{\text{HFC}}^{\text{om}}$为设备运行维护成本系数；$\lambda_{\text{buy},t}$和$\lambda_{\text{sell},t}$分别为购、售电价格；$c_{\text{curtail}}$为弃电惩罚系数。

碳排放边界限定为运行阶段，计及柴油发电直接CO_2排放[29]和外购电间接CO_2排放，期望运行碳排放量为

$$f_2 = \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{T} \left(e_{\text{DG}} P_{\text{DG},s,t} + e_{\text{grid}} P_{\text{buy},s,t} \right) \Delta t \tag{14}$$

式中，f_2为期望运行碳排放量，kg；e_{DG}和e_{grid}分别为柴油发电机和外购电的CO_2排放因子。电解制氢用电排放已计入其供电来源，燃料电池运行端不重复计算，不计设备制造和建设等生命周期排放。

EENS为各场景未满足负荷电量的概率加权期望值[12]：

$$f_3 = \sum_{s=1}^{N_s} p_s \sum_{t=1}^{T} P_{\text{loss},s,t} \Delta t \tag{15}$$

式中，f_3为EENS，kWh；$P_{\text{loss},s,t}$为失负荷功率，kW。该指标用于表征系统供电可靠性，类似的期望缺电量指标也用于储能可靠性配置分析[30]。

1.5　运行约束

各运行场景下的功率平衡满足：

$$\begin{aligned} & P_{\text{DG},s,t} + P_{\text{HFC},t} + P_{\text{PV},s,t} + P_{\text{WT},s,t} + P_{\text{buy},s,t} + P_{\text{loss},s,t} = P_{\text{load},t} + \\ & \qquad P_{\text{elec},t} + P_{\text{sell},s,t} + P_{\text{curtail},s,t} \end{aligned} \tag{16}$$

式中，$P_{\text{load},t}$为负荷功率，kW；$P_{\text{buy},s,t}$、$P_{\text{sell},s,t}$、$P_{\text{loss},s,t}$和$P_{\text{curtail},s,t}$分别为购电、售电、失负荷和弃电功率，kW。

根据系统净功率缺额确定各场景下的功率递补量：

$$\begin{cases} D_{s,t} = P_{\text{load},t} + P_{\text{elec},t} - P_{\text{DG},s,t} - \\ \qquad P_{\text{HFC},t} - P_{\text{PV},s,t} - P_{\text{WT},s,t} \\ P_{\text{buy},s,t} = \min \left\{ \left[D_{s,t} \right]^+, P_{\text{grid},t}^{\max} \right\} \\ P_{\text{loss},s,t} = \left[D_{s,t} - P_{\text{buy},s,t} \right]^+ \\ P_{\text{sell},s,t} = \min \left\{ \left[-D_{s,t} \right]^+, P_{\text{sell}}^{\max} \right\} \\ P_{\text{curtail},s,t} = \left[-D_{s,t} - P_{\text{sell},s,t} \right]^+ \end{cases} \tag{17}$$

式中，$D_{s,t}$为净功率缺额，kW；$[\cdot]^+$表示取正值；$P_{\text{grid},t}^{\max}$和$P_{\text{sell}}^{\max}$分别为最大购电和售电功率，kW。缺电时外网在购电上限内补充，剩余计为失负荷；富余时在售电上限内外送，其余计为弃电。

储氢量满足容量边界和周期末状态约束：

$$\begin{cases} E_{\text{H}_2}^{\min} \leqslant E_{\text{H}_2,t} \leqslant E_{\text{H}_2}^{\max} \\ \left| E_{\text{H}_2,\text{T}} - E_{\text{H}_2,0} \right| \leqslant \Delta E_{\text{H}_2}^{\text{tol}} \end{cases} \tag{18}$$

式中，$E_{\text{H}_2}^{\max}$和$E_{\text{H}_2}^{\min}$分别为储氢量上、下限，kWh；$\Delta E_{\text{H}_2}^{\text{tol}}$为周期末储氢量允许偏差。

柴油发电机、电解槽和氢燃料电池允许停机，运行时其功率满足：

$$P_{i,t} \in \{0\} \cup \left[P_i^{\min}, P_i^{\max} \right], i \in \{\text{DG, elec, HFC}\} \tag{19}$$

式中，$P_i^{\min}$和$P_i^{\max}$分别为设备最小稳定运行功率和最大运行功率，kW。

各可控设备相邻时段的功率变化满足：

$$\begin{cases} -r_i^{\text{down}}\Delta t \leqslant P_{i,t} - P_{i,t-1} \leqslant r_i^{\text{up}}\Delta t, \\ i \in \{\text{DG, elec, HFC}\}, \\ t = 2, 3\cdots T \end{cases} \tag{20}$$

式中，r_i^{up}和r_i^{down}分别为向上和向下爬坡速率，kW/h。

电解槽与氢燃料电池不同时运行：

$$P_{\text{elec},t}P_{\text{HFC},t} = 0, \quad t = 1, 2\cdots T \tag{21}$$

本研究以长期历史数据构建的风光典型场景表征不同可能的运行条件。为比较同一设备运行方案在各类条件下的综合表现，柴油发电机、电解槽和燃料电池在各场景中采用一致的24 h计划出力。柴油机处于强迫停运状态时，其实际出力由可用状态确定；风光出力及柴油机状态变化引起的功率偏差，则通过购售电、弃电和失负荷量进行平衡。由此得到的结果反映了统一设备运行方案在不同典型条件下的经济性、低碳性和供电可靠性差异。

在上述统一设备运行方案下，模型采用确定性24 h负荷和恒定电解槽、燃料电池效率；ERA5用于构建长期统计典型场景，外网支援以时变购电上限等效。未考虑内部配电潮流、设备启停成本及最小开停机时间，因此结果用于系统级能量调度与多目标权衡，不直接反映配电网电压及启停瞬态。

2 MODBOC求解方法与改进策略

2.1 MODBOC求解框架

含氢储能微电网多目标调度涉及24 h连续功率决策、储氢时序耦合及设备出力、爬坡、储氢容量和功率平衡等约束，且成本、碳排放和EENS相互制约，求解需同时保证非支配解的收敛性、覆盖性和可行性。

蜣螂优化算法（DBO）通过滚球、繁殖、觅食和偷食实现群体搜索[16]。在多目标DBO基础上，本研究构建由多源引导、SBX重组、多项式变异和约束优先精英选择共同组成的MODBOC求解框架。多源引导通道从当前高质量个体、目标折中个体和精英档案方向中选取引导者，用于向经济性、低碳性和供电可靠性对应的不同目标区域提供定向搜索；SBX作为主要候选解生成方式，对不同调度方案的逐时设备出力进行变量重组[19-21]；多项式变异用于维持搜索扰动和局部区域探索；约束优先选择和精英环境选择则负责在功率平衡、设备边界、储氢状态及EENS等约束共同作用下保持可行非支配解。

在正式运行中，多源引导、SBX和蜣螂搜索分别按照约4%、90%和6%的候选解配额产生子代，多项式变异作用于相应搜索通道产生的候选解。父代选择首先比较约束违反程度，在可行性相同的情况下进一步比较非支配等级和拥挤度；父代和子代合并后，再通过约束非支配排序和拥挤距离进行精英环境选择。由此，MODBOC形成“主搜索通道提供大范围方案重组、多源引导补充目标方向、变异维持搜索活性、约束选择保持可行性”的协同求解过程。

2.2 搜索与选择策略

基础DBO在多目标调度中容易集中于有限目标区域，而本研究调度问题同时包含运行成本、碳排放量和EENS三个相互制约的目标，若搜索过程过早集中于某一目标区域，可能造成低成本、低碳和高可靠性等不同类型调度方案覆盖不足。为此，MODBOC的多源引导通道分别从当前高质量个体、目标折中个体和精英档案方向中选取引导者。其中，当前高质量个体用于强化已形成的优良调度模式，折中个体用于保持经济性、低碳性和供电可靠性之间的协调区域，档案方向个体则用于补充当前解集覆盖不足的目标方向，其主要搜索形式为

$$\boldsymbol{v}_i^g = \boldsymbol{x}_i^g + a_g F_i^g\left(\boldsymbol{x}_{\text{L},i}^g - \boldsymbol{x}_i^g\right) + b_g F_i^g\left(\boldsymbol{x}_{r_1}^g - \boldsymbol{x}_{r_2}^g\right) \tag{22}$$

式中，$\boldsymbol{x}_i^g$为待更新个体；$\boldsymbol{v}_i^g$为搜索向量；$\boldsymbol{x}_{\text{L},i}^g$为引导个体；$\boldsymbol{x}_{r_1}^g$和$\boldsymbol{x}_{r_2}^g$为随机个体；$F_i^g$为搜索步长因子；$a_g$和$b_g$分别为引导项和差分扰动项的权重。

为避免搜索集中于少数目标区域，档案方向个体按照均匀参考方向进行选取。程序首先对候选解的3个目标进行理想点平移和尺度归一化，再将其与均匀参考方向关联，并依据沿参考方向的收敛距离和垂直偏离程度筛选领导者。该过程使引导通道不仅关注当前目标值较优的方案，也能够主动保留不同目标方向上的非支配调度方案。对于微电网调度问题，这种方向性引导的实际作用在于扩大可供决策者选择的运行方案范围，使经济优先、低碳优先和可靠性优先等不同运行偏好下的候选方案不易因搜索集中而被遗漏。

对于多时段连续功率变量，引入SBX对两个

父代调度方案进行变量信息重组[21]。两个父代个体的第j个决策变量产生的候选子代为

$$\begin{cases} x_{c_1,j} = \dfrac{1}{2}\left[(1+\beta_j)x_{p_1,j} + (1-\beta_j)x_{p_2,j}\right] \\ x_{c_2,j} = \dfrac{1}{2}\left[(1-\beta_j)x_{p_1,j} + (1+\beta_j)x_{p_2,j}\right] \end{cases} \tag{23}$$

式中，$x_{p_1,j}$和$x_{p_2,j}$为父代变量；$x_{c_1,j}$和$x_{c_2,j}$为候选子代变量；β_j为由随机数和交叉分布指数确定的分布系数。SBX重组不同调度方案的变量信息，是MODBOC的主要候选解生成方式。

为避免种群集中后缺少新搜索方向，对候选解施加多项式变异。SBX子代采用逐变量变异，多源引导和蜣螂搜索子代采用随迭代调整的变异概率：

$$\begin{cases} p_{\mathrm{m}}^{\mathrm{SBX}} = \dfrac{1}{D} \\ p_{\mathrm{m}}^{g}(g) = \dfrac{1 - \dfrac{0.25\,g}{G_{\max}}}{D} \end{cases} \tag{24}$$

式中，$p_{\mathrm{m}}^{\mathrm{SBX}}$和$p_{\mathrm{m}}^{g}$分别为SBX子代和其他搜索子代的逐变量变异概率；$D$为决策变量维数；$g$和$G_{\max}$分别为当前迭代次数和最大迭代次数，后者随迭代而降低，以兼顾前期搜索和后期收敛。

其中，多源引导并非替代SBX等主搜索机制，而是以较小的候选解配额提供面向目标方向的补充搜索。其作用主要体现在解集覆盖层面，当多个算法均能够逼近部分Pareto前沿时，多源引导有助于提供其他搜索通道未覆盖的非支配调度方案，从而提高最终解集对不同运行偏好的支撑能力。

针对复杂约束，将各约束违反程度量纲为1化，以总违反量衡量个体可行性：

$$\mathrm{CV}_i = \sum_{q=1}^{Q} \max\left[0, \bar{c}_q(\boldsymbol{x}_i)\right] \tag{25}$$

式中，CV_i为约束违反总量；$\bar{c}_q$是量纲为1化约束违反函数；Q为约束项数。父代优先保留违反程度较小的个体，可行性相同时比较非支配等级和拥挤距离。父子代合并后采用同一原则排序，并以拥挤距离从临界前沿选解。

2.3　整体求解流程

MODBOC框架下具体求解流程如图2所示。

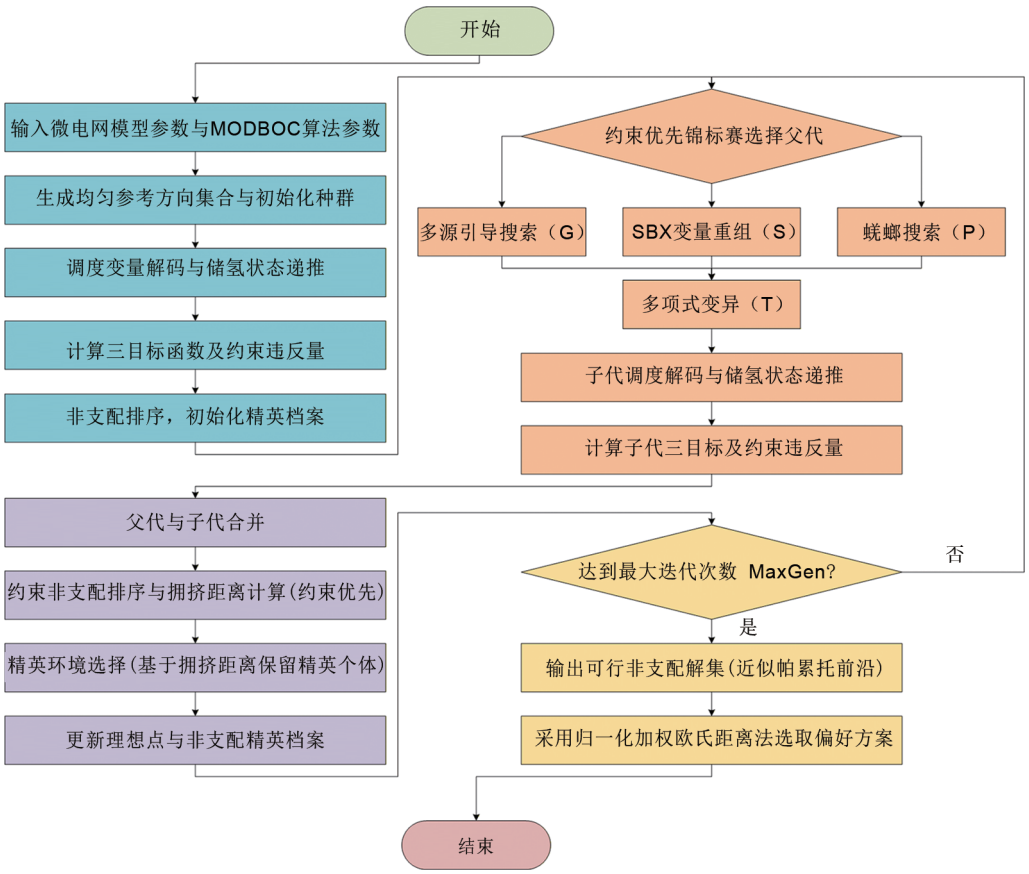


图2　基于MODBOC的含氢储能微电网多目标优化调度流程

Fig. 2　Multi-objective scheduling process of a microgrid with hydrogen storage using MODBOC

3 微电网仿真实验与结果分析

仿真实验基于MATLAB R2022b（9.13.0.2049777）计算环境完成，运行平台为Windows 11 64位操作系统，处理器为AMD Ryzen 9 7940HX（2.40 GHz），内存为16 GB。依次分析场景表征、算法性能和调度决策：先验证风光联合场景及关键设定，再开展多算法统计与消融比较，随后分析Pareto代表方案和典型调度，最后通过无氢储能对照识别氢储能模块对经济性、低碳性和供电可靠性权衡的影响。

3.1 算例设置与评价方法

3.1.1 微电网运行参数

调度周期24 h、步长1 h。系统包括光伏、风电、柴油机、电解槽、储氢罐、燃料电池和外网。外购电 CO_2 排放因子采用2023年新疆省级电力平均二氧化碳排放因子，柴油发电机 CO_2 排放因子取1.27 kg CO_2/kWh[29]。其余设备容量、运行效率及运维成本等参数见表1，并结合系统450 kW峰值负荷进行配置。

表1 微电网主要运行参数

Table 1 Main operating parameters of the microgrid

参数	数值	参数	数值
光伏额定功率/kW	600	风电额定功率/kW	300
柴油发电机最小/最大功率/kW	25/350	柴油发电机爬坡限值/(kW/h)	±120
电解槽最小/最大功率/kW	20/250	电解槽电制氢效率	0.75
燃料电池最小/最大功率/kW	20/250	燃料电池氢电转换效率	0.60
电解槽、燃料电池爬坡限值/(kW/h)	±150	柴油发电机强迫停运率	0.05
储氢量最小/初始/最大值/kWh	50/300/1000	周期末储氢允许偏差/kWh	25
储氢罐单位时段静置损耗率	0.001	主网最大售电功率/kW	300
柴油发电机碳排放因子/[kg CO_2/kWh]	1.27	购电碳排放因子/(kg CO_2/kWh)	0.6021
燃料电池运行端碳排放因子/[kg CO_2/kWh]	0	EENS上限/kWh	220

日负荷量6150 kWh，峰值450 kW（18:00—19:00），谷值90 kW（03:00—04:00）。购电价分时取0.25、0.50、0.80和1.50元/kWh，售电价为同期购电价的70%。时变购电上限处于80～200 kW，17:00—21:00依次为120、100、80和80 kW。时变购电上限用于等效表征上级配网在不同时段可向微电网提供的PCC剩余供电能力。考虑系统高负荷时段上级电网可用支援容量下降，17:00—21:00设置较低的购电上限。由于本研究未采用具体配网运行断面的实测可用容量，上述参数作为典型化运行约束设置，并在第3.2.3节通过基准值0.8、1.0和1.2倍的敏感性分析检验结论对外网支援能力设定的依赖。9个风光场景与柴油机正常/停运状态组合为18个场景。EENS上限为220 kWh，约束对象为全部场景缺供电量的概率加权期望值。

3.1.2 算法设置与公平性控制

对比MODBO、NSGA-III、NSGA-II和MOPSO，程序基于PlatEMO 4.14改造[31]，统一接入相同微电网模型、物理解码器和约束处理模块。算法种群规模均为300、最大进化代数1500，并以30个配对随机种子独立运行；同一随机种子下共享初始种群、历史数据、场景、模型、目标、边界和约束。为进一步考察氢储能模块的作用，另设置无氢储能对照试验。该试验不参与5种算法共同参考前沿的构建，仅在相同风光-柴油机运行场景、目标函数、约束条件及单次优化预算下，将电解槽和燃料电池的逐时出力固定为0，并采用10个配对随机种子重新优化。

3.1.3 性能评价指标与统计方法

由于真实Pareto前沿未知，将5种算法30次运行的全部可行非支配解合并、去重并再次非支配筛选，构建共同参考前沿；各目标按共同理想点和最差点归一化。为检验经验共同参考前沿对独立运行次数的稳定性，将5种算法的累计运行结果分别按10、15、20、25和30次合并构建共同参考前沿，并固定采用30次正式实验确定的统一归一化边界及HV参考点进行比较。结果表明，随着累计运行次数增加，共同参考前沿逐渐趋于稳定。15、20和25次累计前沿相对30次前沿的HV差异分别为0.2788%、0.1532%和0.1076%，对应至30次共同参考前沿的IGD+分别为0.001360、0.000720和0.000430。当累计运行次数达到25次时，参考

前沿理想点和最差点相对30次结果的最大归一化偏移均为0，说明目标空间边界已基本稳定。因此，采用30次配对独立运行结果构建共同参考前沿具有较好的经验稳定性，可作为各算法性能指标计算的统一参考。

采用HV、IGD+、全局非支配贡献率和综合折中距离评价性能。HV越大表示前沿逼近与覆盖越好，IGD+越小表示与共同参考前沿越接近。全局非支配贡献率在同一随机种子下合并5种算法解集后计算；重复获得的同一点在相应算法间等分贡献。

综合折中距离为归一化三目标与共同理想点的等权欧氏距离，越小表示折中性越好；该指标仅用于解集评价，不作为优化目标。

统计分析采用Friedman检验总体差异，配对Wilcoxon符号秩检验以MODBOC在相应指标上占优为单侧备择，并对同一指标下与其余四种算法的比较进行Holm校正；A_{42}表示从两算法各抽取一次运行结果时，MODBOC沿该指标有利方向占优的概率，平局计半。同时报告Vargha-Delaney效应量，显著性水平0.05。综合排名由HV、IGD+、全局非支配贡献率和综合折中距离经指标同向化与归一化后等权计算确定，均基于30次配对运行。

3.2　风光联合场景及敏感性分析

3.2.1　风光联合代表场景

将2021—2023年ERA5的1094个完整日按同日24 h光伏、风电出力组成联合特征，经标准化和*K*-means聚类得到9个天气场景，再与柴油机正常/停运状态组合为18个运行场景；天气场景概率为5.48%～24.13%。

图3显示9个代表场景的逐时出力及概率。光伏均呈日间单峰但峰值和持续时长不同，风电日内变化更分散；联合聚类使每个场景中的光伏与风电保持固定配对。

1094个历史日春、夏、秋、冬占比分别为25.23%、25.23%、24.95%和24.59%。W01以冬季为主（69.32%），W02秋季占50.27%，W05和W08夏季分别占82.35%和73.75%，W03和W07春季分别占54.82%和51.25%，其余为多季节混合，说明9个场景覆盖了典型季节组合。进一步以日光伏、风电发电量比较历史样本、联合聚类和独立聚类，结果见表2。

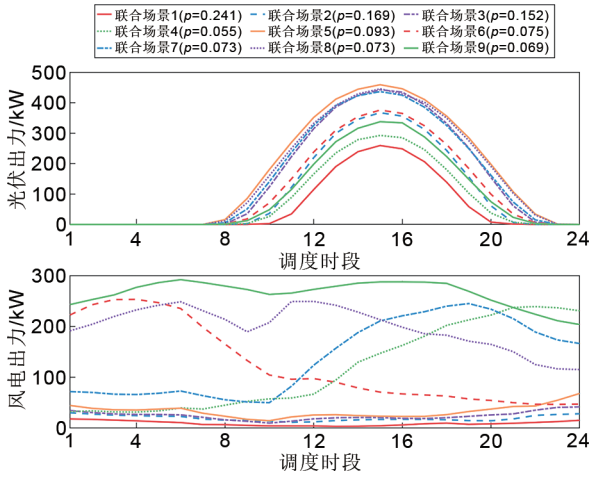


图3　风光联合代表场景及其概率

Fig. 3　Representative joint photovoltaic-wind scenarios and their probabilities

表2　不同场景构建方式下风光日发电量相关系数

Table 2　Correlation coefficients of daily photovoltaic and wind generation under different scenario construction methods

场景构建方式	Pearson相关系数	Spearman相关系数
历史配对样本	0.213	0.332
风光联合聚类	0.251	0.496
风光独立聚类组合	0.000	0.000

历史样本Pearson和Spearman系数为0.213和0.332；联合聚类为0.251和0.496，绝对偏差0.037和0.164；独立聚类组合均接近0。结果表明，与风光独立聚类后再组合相比，联合聚类能够保留历史样本中风光日发电量的正相关特征，其中Pearson相关系数与历史配对样本较为接近；独立聚类组合则基本丢失该相关关系。因此，采用联合日曲线聚类有利于避免风光场景独立构造造成的配对相关信息损失。

3.2.2　场景数敏感性分析

为权衡场景表征与计算规模，将*K*由4增至12，并以轮廓系数、DBI及光伏/风电重构RMSE评价，结果见表3。

随*K*增加，光伏和风电RMSE总体下降，但各聚类指标最优*K*不一致：*K*=4时轮廓系数最高，*K*=7时DBI最低；*K*由4增至9，光伏RMSE由41.02降至31.12 kW，风电RMSE由61.64降至53.28 kW。继续增大*K*虽可降低部分误差，但计算规模同步增加。

K=9时各场景概率对应为5.48%～24.13%，

表3 不同场景数下的聚类评价结果

Table 3 Clustering evaluation results under different numbers of scenarios

*K*值	轮廓系数	DBI	光伏RMSE/kW	风电RMSE/kW
4	0.3502	1.3745	41.02	61.64
5	0.3038	1.3362	37.26	62.09
6	0.3006	1.3115	33.49	59.63
7	0.3120	1.2235	34.98	54.64
8	0.3180	1.2852	33.25	53.58
9	0.2718	1.2960	31.12	53.28
10	0.2756	1.3241	29.67	52.14
11	0.2722	1.3580	28.38	51.81
12	0.2749	1.3462	28.95	49.34

均有历史样本支撑；与柴油机2种状态组合后形成18个场景。由表3可见，不同评价指标对应的最优*K*并不一致，*K*=9并非单一聚类指标意义下的最优值。考虑*K*由4增至9时风光重构误差已明显降低，而继续增加场景数仅获得有限的误差改善并同步增加后续多场景优化规模，因此综合聚类表征能力、重构精度和计算复杂度，取*K*=9。

3.2.3 关键模型参数敏感性分析

对EENS上限、外网支援能力和氢储能转换效率开展敏感性分析。为控制计算量，各组种群规模为120、迭代300代，每个参数水平采用3个配对随机种子。EENS上限取200、220和240 kWh时均获得可行Pareto解。上限由240收紧至200 kWh时，最低运行成本由639.58元增至661.08元，最低碳排放量由2226.44 kg增至2323.35 kg，表明更严格的可靠性约束压缩低成本、低排放方案空间。

购电上限按基准值0.8、1.0和1.2倍调整时均获得可行Pareto解。外网支援增强后，最低碳排放量由2533.51 kg降至2021.47 kg，最低EENS由100.52 kWh降至55.13 kWh，说明外网能力影响低排放和高可靠区域的可达范围，但三目标基本权衡关系不变。电解槽和燃料电池效率在基准值附近±5%扰动时均获得可行Pareto解。效率降低5%、基准和提高5%时，最低碳排放量分别为2311.92、2283.08和2255.64 kg，综合折中距离为0.4585、0.4551和0.4375。效率会改变前沿位置和代表方案，但不改变三目标基本权衡。

3.3 多算法性能比较

3.3.1 多次运行统计结果

5种算法30次配对运行结果见表4。Friedman检验表明，HV、IGD+、全局非支配贡献率和综合折中距离的总体差异均显著。

表4 5种算法30次独立运行的性能统计结果

Table 4 Statistical performance of the five algorithms over 30 independent runs

算法	HV	IGD+	全局非支配贡献率/%	综合折中距离	综合排名
MODBOC	0.9236±0.0368	0.0246±0.0041	33.87±4.83	0.2457±0.0095	1
NSGA-II	0.9299±0.0355	0.0239±0.0031	29.29±4.26	0.2424±0.0067	2
NSGA-III	0.7578±0.0482	0.0354±0.0079	33.53±3.00	0.2741±0.0163	3
MODBO	0.7843±0.0701	0.0490±0.0078	3.30±2.64	0.2821±0.0206	4
MOPSO	0.3622±0.0157	0.1842±0.0094	0.009±0.036	0.4393±0.0132	5

5种算法30次运行均获得可行Pareto解。相较MODBO，MODBOC平均HV提高17.76%，IGD+降低49.80%，全局非支配贡献率提高30.57个百分点，综合折中距离降低12.88%，说明改进机制显著改善前沿逼近和非支配解获取。

MODBOC与NSGA-II在整体前沿质量方面较为接近。NSGA-II的平均HV略高，IGD+和综合折中距离略低，但3项差异经Holm校正后均不显著；MODBOC的全局非支配贡献率为33.87%±4.83%，较NSGA-II高4.57个百分点，且差异具有统计意义。对本研究调度问题而言，HV、IGD+和综合折中距离主要反映算法获得的Pareto前沿整体位置、形状和折中质量，而全局非支配贡献率进一步反映某一算法能否提供其他算法未覆盖的有效调度方案。18个运行场景下，运行成本、碳排放量和EENS之间存在明显冲突，实际决策并不只是寻找一个目标值最低的方案，而是需要在不同运行偏好下从多个非支配调度方案中进行选择。MODBOC较高的全局非支配贡献率，说明其能够在联合非支配前沿中保留更多具有独立目标组合的调度方案，为经济优先、低碳优先和可靠性优先等不同运行要求提供更充分的候选决策空间。

因此，MODBOC相较其他算法的应用价值不只体现在某个单一指标的数值改善，更体现在多场

景调度中对不同目标区域的有效覆盖。对于微电网运行者而言，这意味着当电价、外部电网支援能力或可靠性要求发生变化时，可以从更完整的非支配方案集合中选择相应的调度策略，而不必依赖集中于单一目标区域的有限解集。

图 4 显示，MODBOC 与 NSGA-II 在 HV、IGD+和折中距离上的分布接近，MODBOC 贡献率整体更高；NSGA-III 前沿逼近较弱，MODBO 和 MOPSO 差距更明显。按 4 指标等权归一化综合损失，对每组配对运行中的 5 种算法排序，MODBOC 排名第 1，在 30 次独立运算中，共 19 次综合排名为第 1（27 次排名进入前 2）。

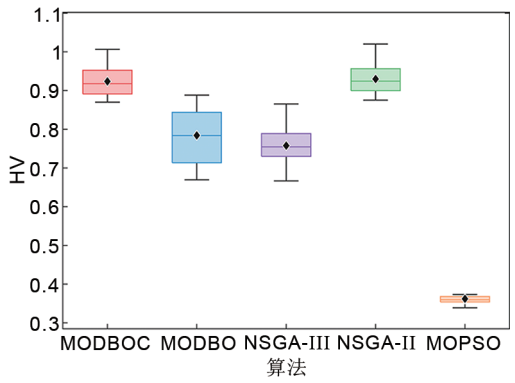
3.3.2　Pareto 前沿分布与极端区域覆盖

以随机种子 20260728 对应的一组配对运行为例，展示 5 种算法的 Pareto 前沿。在该组随机种子对应的运行中，MODBOC 的 HV、IGD+和折中距离分别为 0.9560、0.0239 和 0.2478，接近 30 次统计水平。

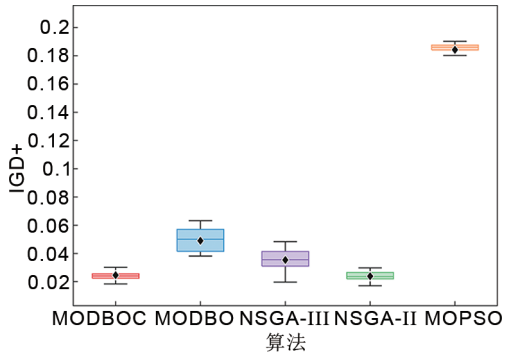
5 种算法 Pareto 前沿见图 5。图 5 表明三目标存在明显制约。MODBOC 和 NSGA-II 主要分布于联合非支配前沿附近，覆盖较好；NSGA-III 覆盖部分中间区域，MODBO 和 MOPSO 距离联合前沿较远。结合表 4，MODBOC 与 NSGA-II 总体性能最接近，但目标区域覆盖有所差异。

在 30 组配对随机种子的运行中，MODBOC 和 NSGA-II 最低运行成本均值分别为（547.41±18.02）元和（541.21±18.75）元，差异不显著；最低碳排放量分别为（2221.62±14.02）kg 和（2234.70±10.78）kg，MODBOC 低 0.59% 且差异显著（p = 0.00025，A_{12} = 0.770）；最低 EENS 为（44.54±2.37）kWh 和（45.55±1.65）kWh，差异不显著。

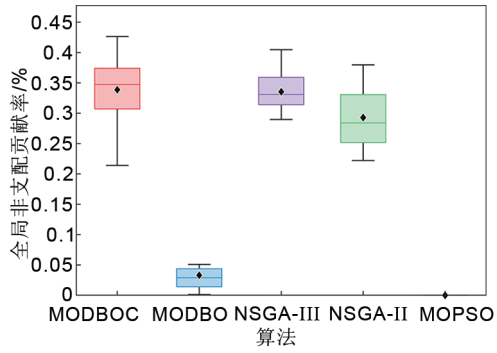
全部运行中，最低成本、最低碳排放量和最低 EENS 分别由不同算法及不同 Pareto 方案获得，说明三类单目标极值对应不同的运行偏好。对于本研究的微电网调度问题，算法评价不仅需要考察是否能够接近某一极端目标，还需要考察能否持续提供覆盖不同经济性、低碳性和供电可靠性区域的可行方案。MODBOC 相较 MODBO 在综合前沿质量方面具有明显改善，并通过多源引导和精英档案保留不同目标方向的非支配解，使其能够为后续偏好决策提供更完整的调度方案集合。



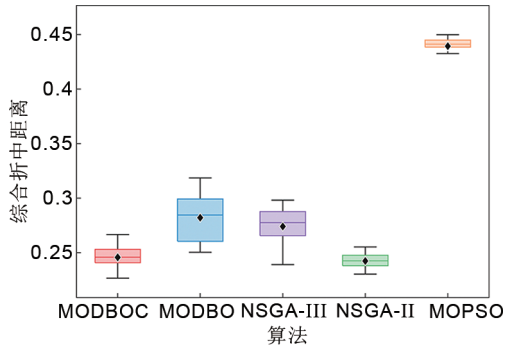
(a) HV 指标对比



(b) IGD+指标对比



(c) 全局非支配贡献率指标对比



(d) 综合折中距离指标对比

图 4　5 种算法 30 次独立运行的性能指标分布
Fig. 4　Performance distributions of the five algorithms over 30 independent runs

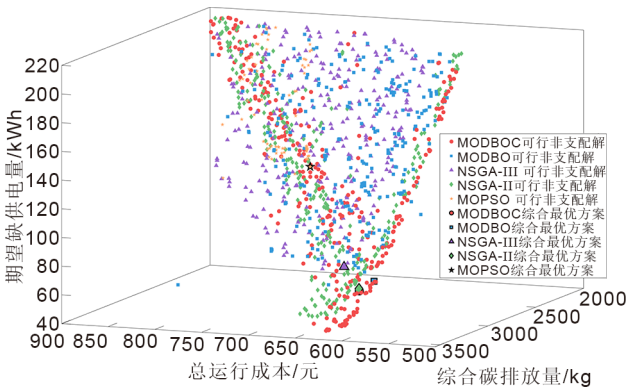


图5 5种算法Pareto前沿三维对比

Fig. 5 3D comparison of Pareto fronts of the five algorithms

3.4 改进策略消融实验

为分析各策略在调度求解中的作用，在MODBO与完整MODBOC之间设置去除式消融，分别关闭多源引导、SBX、多项式变异及约束优先/精英选择，分别记为w/o-G、w/o-S、w/o-P和w/o-T。各版本采用相同的模型、场景、目标函数、种群规模、进化代数和随机种子。为保持每一代候选解数量和总评价预算一致，关闭某一搜索通道后，其候选解配额转移至保留的搜索通道：关闭多源引导时，原4%的引导配额转由SBX承担；关闭SBX时，其配额转由蜣螂搜索承担；关闭多项式变异时，仅关闭变异操作；关闭约束优先/精英选择时，则关闭约束优先锦标赛父代选择和父子代合并后的精英环境选择。由此，消融结果反映的是不同机制在相同计算预算下的实际作用。各版本采用相同模型、场景和目标，设置种群规模为120、迭代次数为500，以10个配对随机种子独立运行，结果见表5。

表5 MODBOC改进策略消融实验结果

Table 5 Ablation results of the improvement strategies in MODBOC

算法版本	可行率/%	HV	IGD+	全局非支配贡献率/%	综合折中距离
MODBO	100	0.6013±0.0352	0.0768±0.0067	3.98±1.55	0.3725±0.0126
w/o-G	100	0.7531±0.0496	0.0359±0.0065	24.23±3.54	0.3297±0.0095
w/o-S	100	0.6959±0.0415	0.0559±0.0170	23.03±4.10	0.3606±0.0204
w/o-P	100	0.5931±0.0309	0.0535±0.0079	26.96±3.38	0.3539±0.0074
w/o-T	0	—	—	0	—
MODBOC	100	0.7531±0.0443	0.0360±0.0049	21.80±4.83	0.3333±0.0111

相较MODBO，完整MODBOC的HV由0.6013升至0.7531（+25.25%），IGD+由0.0768降至0.0360（−53.17%），贡献率由3.98%升至21.80%（+17.82%），折中距离由0.3725降至0.3333（−10.52%），四项指标均改善。

去除SBX后，HV由0.7531降至0.6959，IGD+增至0.0559，综合折中距离增至0.3606。由于关闭SBX后其候选解配额转由蜣螂搜索承担，搜索过程中的逐变量方案重组能力明显减弱，说明SBX对于组合不同时间段设备出力、形成新的调度方案结构具有重要作用。去除多项式变异后，HV降至0.5931，IGD+增至0.0535，综合折中距离增至0.3539。多项式变异直接作用于候选调度变量，能够对柴油机出力、购售电功率以及氢储能相关时序变量进行局部扰动，维持种群在可行区域附近的搜索活性。虽然w/o-P的全局非支配贡献率在本算例中较高，但其HV、IGD+和综合折中距离均出现明显退化，说明较高的非支配贡献率并不能替代对整体前沿覆盖和逼近质量的改善。多项式变异的主要作用是维持解集的整体搜索质量和局部细化能力。

w/o-G与完整MODBOC在HV、IGD+和综合折中距离方面接近，说明在当前算例和固定计算预算下，SBX主搜索通道能够维持较好的总体前沿质量。需要注意的是，关闭多源引导后，原4%的引导候选解配额转移至SBX，使SBX的候选解比例相应增加。因此，w/o-G并不是简单减少搜索过程中的候选解数量，而是以增加主搜索重组次数的方式替代了方向性引导。该结果表明，SBX能够弥补部分由多源引导减少造成的搜索覆盖损失。

多源引导的作用并不在于单独产生大部分候选解，而在于从当前高质量个体、折中个体和档案方向中定向产生少量候选解，补充SBX随机重组可能忽略的目标方向。对于本研究的多目标调度问题，其实际价值主要体现在保留低成本、低碳排放或低EENS等不同边界区域的候选方案，而不是简

单提高所有平均性能指标。因此，w/o-G在当前算例中部分指标接近甚至略优，说明主搜索通道具有较强的基础搜索能力，同时也说明多源引导承担的是目标方向补充和决策空间扩展功能。

w/o-T在10次运行中均未获得满足全部约束的有效Pareto解。根据程序实现，关闭T模块后，不仅取消了基于约束违反程度、非支配等级和拥挤度的父代锦标赛选择，同时也取消了父子代合并后的约束非支配精英环境选择，下一代种群直接由新生成的子代替代。对于包含功率平衡、设备容量、爬坡约束、储氢状态约束和EENS约束的调度模型，这种处理无法持续保留接近可行域边界的优良个体，因而导致可行解逐代丢失。该结果说明，T模块不是普通的排序操作，而是MODBOC能够在复杂约束调度问题中保持可行运行方案的关键机制。

综合消融结果可知，MODBOC各模块承担不同的调度求解功能：SBX负责大比例的跨时段方案重组，多项式变异维持决策变量的局部扰动和搜索活性，多源引导利用当前优良解、折中解和精英档案方向补充目标区域搜索，约束优先与精英环境选择则负责在复杂运行约束下保留可行非支配方案。多源引导在当前算例中的独立平均增益有限，说明其定位是方向性补充而非主搜索通道；但其与SBX、变异和精英档案共同作用，为不同运行偏好下的Pareto方案覆盖提供了必要的搜索来源。尤其是T模块被移除后出现的可行性崩溃，表明可行解保持是该类多场景微电网调度算法区别于一般无约束多目标搜索的重要要求。

3.5　多目标权衡与偏好决策

Pareto解集包含不同成本、碳排放和EENS水平的可行方案。以随机种子20260728的MODBOC解集为例，按统一理想点和尺度归一化，并以加权欧氏距离从均衡、经济优先、低碳优先和可靠优先4类权重中选取代表方案，结果见表6。

表6　不同决策偏好下的Pareto代表方案

Table 6　Representative Pareto solutions under different decision preferences

决策偏好	权重（成本/碳排放/EENS）	运行成本/元	运行碳排放量/kg	EENS/kWh	最大场景ENS/kWh
均衡	0.333/0.333/0.333	629.26	3083.74	61.41	1757.81
经济优先	0.60/0.20/0.20	588.08	3312.79	75.33	1790.04
低碳优先	0.20/0.60/0.20	630.31	2941.60	77.89	1772.13
可靠优先	0.20/0.20/0.60	629.26	3083.74	61.41	1757.81

由表6可见，不同权重对应的代表方案体现出不同的运行偏好。相较均衡方案，经济优先方案降低了运行成本，但碳排放量和EENS有所增加；低碳优先方案降低了碳排放量，但需要在运行成本和供电可靠性方面作出一定让步。可靠优先与均衡偏好选中同一Pareto方案，是由于当前有限Pareto解集中不同权重可能对应同一候选解。由此可见，综合指标可以用于从Pareto解集中筛选一个代表方案，但其结果取决于决策者设定的权重或约束条件；在没有明确运行偏好的情况下，不能将某一个综合指标最小的方案视为唯一客观最优解。权重仅用于方案决策，不参与原三目标模型的优化过程。

进一步统计18个场景的最大单场景ENS。4类方案最不利场景均为W01天气下柴油机强迫停运，概率约1.21%，最大ENS处于1757.81～1790.04 kWh，远高于期望EENS。EENS反映概率加权缺供电，最大单场景ENS反映低概率不利场景风险；因此满足220 kWh期望EENS约束时，仍需关注极端场景供电风险。

图6为均衡方案下18个场景的概率加权期望调度。其中，主要设备出力为各场景共享的计划轨迹，购售电、弃电和缺供电量为不同场景下计算得到的平衡结果。低负荷时段主要由风电和购电供能；日间光伏增加后，电解槽吸收富余电能并提升储氢量；高负荷、高电价时柴油机增发，燃料电池释放前期储氢。储氢量始终满足容量和周期末约束。购售电、缺供电等为场景概率加权期望值。

不同偏好方案表明三目标无法同时最优，Pareto解集可按预算、低碳和可靠性要求选择最终方案。

3.6　无氢储能对照分析

为检验氢储能模块对调度结果的影响，在保持风光场景、柴油机状态、外部电网支援限制、负荷曲线、目标函数及约束条件不变的情况下，构建无氢储能对照模型。该模型将电解槽和燃料电池的逐时出力固定为0，仅优化柴油发电机的24 h调度计

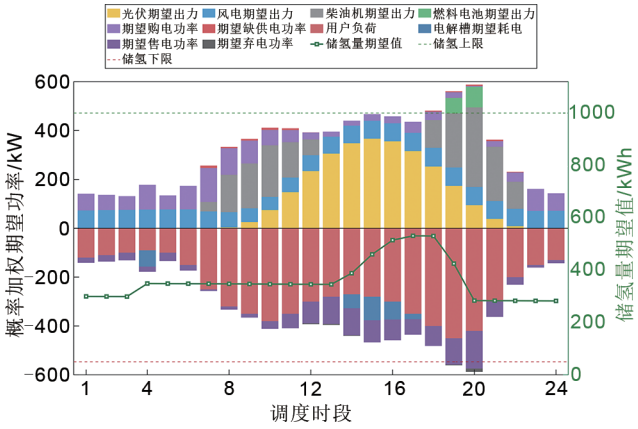


图6 均衡偏好方案下的概率加权期望调度结果

Fig. 6 Probability-weighted expected dispatch results under the balanced preference

划，购电、售电、弃电和失负荷变量仍按照原模型中的场景递补方式确定。

无氢储能模型采用与含氢模型相同的MODBOC参数、种群规模和最大进化代数，即种群规模为300、最大进化代数为1500，单次运行评价次数为450300，并使用10个配对随机种子进行独立运行。10次运行的初始可行率和最终可行率均为100%，每次运行均获得298～300个可行非支配解。

表7给出了2种模型在3个目标单独优化方向上的Pareto端点统计结果。对于每个随机种子，首先从该次运行获得的最终可行Pareto解集中分别提取运行成本、碳排放量和EENS的最小值，再对10个配对随机种子下的同一目标端点分别计算均值和标准差。

表7 含氢与无氢储能模型的Pareto端点对比

Table 7 Comparison of Pareto endpoints between models with and without hydrogen storage

模型	运行成本/元	运行碳排放量/(kg CO_2)	EENS/kWh
含氢	545.09±15.96	2223.35±14.44	44.80±2.69
无氢	463.81±21.69	2381.00±1.06	49.97±4.04

由表7可见，无氢储能模型的最小期望运行成本为（463.81±21.69）元，较含氢储能模型降低14.91%。这是由于无氢模型不再承担电解槽制氢、燃料电池运行及相关能量转换过程的运行成本。与此同时，无氢储能模型的最小期望运行碳排放量为（2381.00±1.06）kg，较含氢储能模型增加7.09%；最小EENS为（49.97±4.04）kWh，较含氢储能模型增加11.53%。结果表明，氢储能会引入一定的转换运行成本，但能够通过跨时段能量转移改善低碳性和供电可靠性目标的可达范围。

4 结 论

针对多场景不确定性下含氢储能微电网的经济-低碳-可靠协同问题，本研究建立三目标调度模型并采用MODBOC求解，主要结论如下：

（1）模型统一考虑风光联合不确定性、柴油机强迫停运、外网支援受限和储氢时序耦合。基于长期气象数据构建9个风光联合典型场景，并与柴油机两种状态组合为18个运行场景，在控制计算规模的同时表征典型出力差异，并保留风光配对的正相关特征。敏感性分析表明，EENS约束、外网支援和氢储能效率会改变Pareto前沿可达范围，但所考察范围内三目标基本权衡关系稳定，说明所建模型能够用于分析多场景运行条件下三目标之间的协调关系。

（2）针对所建模型多场景、高维、强时序耦合和复杂约束等特征，MODBOC通过多源引导、SBX、多项式变异、约束优先选择和精英环境选择，分别承担目标方向补充、跨时段方案重组、局部搜索维持和可行非支配解保持等功能。5种算法的配对运行结果表明，MODBOC相较原始MODBO在Pareto前沿逼近、非支配解贡献和综合折中性能方面得到改善；其全局非支配贡献率高于NSGA-II，说明该方法能够提供更多具有独立经济性-低碳性-可靠性权衡关系的候选调度方案。消融实验进一步表明，SBX和多项式变异对前沿搜索质量具有重要作用，多源引导能够补充不同目标方向的搜索，约束优先选择与精英环境选择则是复杂约束下保持可行调度方案的关键。由此，MODBOC能够为多场景微电网在不同运行偏好和外部条件下的调度决策提供较完整的Pareto候选方案集合。

（3）所得Pareto前沿表明，期望运行成本、期望运行碳排放量和EENS相互制约。典型调度结果显示，氢储能通过低负荷及新能源富余时段制氢储能、高负荷及高电价时段燃料电池发电实现跨时段能量转移，并与柴油发电机和外部电网共同参与功率协调，拓展经济性、低碳性与供电可靠性之间的协调空间。不同偏好方案进一步显示，降低运行成本或运行碳排放量均需在其他目标上作出相应权

衡，Pareto解集能够为不同运行要求提供相应的可行调度方案。同时，概率加权EENS与最大单场景ENS反映不同层面的可靠性信息，在满足期望可靠性要求的同时仍需关注低概率风光不利条件与设备故障叠加形成的供电风险。由此可见，所建模型能够为含氢储能微电网在不同运行要求下的经济-低碳-可靠协同调度提供决策空间。

参 考 文 献

[1] 吴鸣, 张楠春, 梁英, 等. 新型电力系统背景下微电网技术研究与发展[J]. 新型电力系统, 2024, 2(3): 251-271.
WU M, ZHANG N C, LIANG Y, et al. Research and development of microgrid technology in the context of new type power system [J]. New Type Power Systems, 2024, 2(3): 251-271.

[2] 李明, 尹文良, 李勇康, 等. 多源耦合不确定性下含电氢储能的微电网低碳容量优化配置研究[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(5): 1969-1981.
LI M, YIN W L, LI Y K, et al. Low-carbon capacity optimal configuration of microgrid with hydrogen energy storage under multi-source coupling uncertainties[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(5): 1969-1981.

[3] 林旗力, 陈珍, 王晓虎, 等. 基于"电-氢-电"过程的规模化氢储能经济性分析[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(6): 2068-2077.
LIN Q L, CHEN Z, WANG X H, et al. Economic analysis of large-scale hydrogen energy storage based on the "electric-hydrogen-electric" process[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(6): 2068-2077.

[4] XIE X F, QUAN X J, WU Z J, et al. Optimizing AC/DC microgrid scheduling with electro-hydrogen hybrid energy storage for low-carbon buildings[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2025, 143: 716-727. DOI:10.1016/j.ijhydene.2025.05.016.

[5] KARIMI H. A tri-objectives scheduling model for renewable-hydrogen-based microgrid system considering hydrogen storage system and demand-side management[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 68: 1412-1422. DOI: 10.1016/j.ijhydene.2024.04.330.

[6] PARK J, KANG S, KIM S, et al. Enhancing the economic viability and reliability of renewables based electricity supply through Power-to-Gas-to-Power with green hydrogen[J]. Energy Conversion and Management, 2024, 310: 118485. DOI:10.1016/j.enconman.2024.118485.

[7] 吕海鹏, 希望·阿不都瓦依提, 孟令鹏. 计及源-荷预测不确定性的微电网双级随机优化调度[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(9): 70-78.

[8] ANTONIADOU-PLYTARIA K, STEEN D, TUAN L A, et al. Scenario-based stochastic optimization for energy and flexibility dispatch of a microgrid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3328-3341. DOI:10.1109/TSG.2022.3175418.

[9] 师瑞峰, 宁津, 高毓钦, 等. 含氢储能的公路交通风、光自洽微网系统优化调度策略研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(11): 513-521.
SHI R F, NING J, GAO Y Q, et al. Research on optimal dispatch strategy of wind and solar self-consistent microgrid in road transportation system with hydrogen energy storage[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(11): 513-521.

[10] 何婷, 乔俊强, 吴国栋. 基于GRU算法的弃电量预测及电-氢混合储能系统的运行优化[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(5): 1731-1740.
HE T, QIAO J Q, WU G D. Curtailed power forecasting based on GRU and operation optimization of electric-hydrogen hybrid energy storage system[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(5): 1731-1740.

[11] 张世旭, 李姚旺, 刘伟生, 等. 面向微电网群的云储能经济-低碳-可靠多目标优化配置方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(1): 21-30.
ZHANG S X, LI Y W, LIU W S, et al. Economic, low-carbon and reliable multi-objective optimal configuration method of cloud energy storage for microgrid clusters[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(1): 21-30.

[12] NAZMUL HUDA A S, ŽIVANOVIĆ R. Estimating sensitivity of interrupted energy and outage costs for customers in government, institutions and office buildings due to distribution grid failures using multilevel Monte Carlo technique[J]. Energy and Buildings, 2024, 323: 114766. DOI: 10.1016/j. enbuild. 2024. 114766.

[13] WANG W X, LI K S, TAO X Z, et al. An improved MOEA/D algorithm with an adaptive evolutionary strategy[J]. Information Sciences, 2020, 539: 1-15. DOI:10.1016/j.ins.2020.05.082.

[14] 温夏露, 黄鹤, 茹锋, 等. 基于非支配排序的改进多目标蜣螂算法优化含清洁能源的微电网调度[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2024, 60(6): 1015-1027.
WEN X L, HUANG H, RU F, et al. Improved multi-objective dung beetle optimizer based on non-dominated sorting for optimizing microgrid scheduling with clean energy[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2024, 60(6): 1015-1027.

[15] CHERAGHI R, HOSSEIN JAHANGIR M. Multi-objective optimization of a hybrid renewable energy system supplying a residential building using NSGA-II and MOPSO algorithms[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 294: 117515. DOI: 10.1016/j.enconman.2023.117515.

[16] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336. DOI: 10.1007/s11227-022-04959-6.

[17] TU N W, FAN Z H, PANG X F, et al. A multi-objective scheduling method for hybrid integrated energy systems *via* *Q*-learning-based multi-population dung beetle optimizers[J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 117: 109223. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2024.109223.

[18] 魏文栋, 张鹏飞, 李佳硕. 区域电力相关碳排放核算框架的构建和应用[J]. 中国人口·资源与环境, 2020, 30(7): 38-46.
WEI W D, ZHANG P F, LI J S. The framework of regional electricity-related carbon emissions accounting and its application [J]. China Population, Resources and Environment, 2020, 30(7): 38-46.

[19] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization

algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: Solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601. DOI:10.1109/TEVC.2013.2281535.

[20] JAIN H, DEB K. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 602-622. DOI: 10.1109/TEVC. 2013. 2281534.

[21] PAN L Q, XU W T, LI L H, et al. Adaptive simulated binary crossover for rotated multi-objective optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2021, 60: 100759. DOI: 10.1016/j. swevo.2020.100759.

[22] ZITZLER E, THIELE L, LAUMANNS M, et al. Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 117-132. DOI:10.1109/TEVC.2003.810758.

[23] 姜智霖, 郝峰杰, 袁志昌, 等. 考虑SOC优化设定的电-氢混合储能系统的运行优化[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(8): 65-76.
JIANG Z L, HAO F J, YUAN Z C, et al. Optimal operation of an electro-hydrogen hybrid energy storage system considering SOC optimization setting[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(8): 65-76.

[24] 赵波, 吴启亮, 陈哲, 等. 基于可再生能源的电氢耦合关键技术及示范验证[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(16): 6246-6258, I0010.
ZHAO B, WU Q L, CHEN Z, et al. Key technologies and demonstration verification of electric-hydrogen coupling based on renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(16): 6246-6258, I0010.

[25] Copernicus Climate Change Service. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present[DS/OL]. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2023[2026-07-19]. https://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47.

[26] 李夫刚, 李夫海, 琚承乾, 等. 新能源不确定性表征方法及关键技术问题研究现状、挑战及展望[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(15): 172-187.
LI F G, LI F H, JU C Q, et al. Methods for characterizing renewable energy uncertainty and key technical issues: Research status, challenges, and prospects[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(15): 172-187.

[27] DENSING M, WAN Y. Low-dimensional scenario generation method of solar and wind availability for representative days in energy modeling[J]. Applied Energy, 2022, 306: 118075. DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.118075.

[28] 张伟, 罗世刚, 滕婕, 等. 考虑温控负荷聚合调控的新能源-储能联合规划[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(6): 1901-1912.
ZHANG W, LUO S G, TENG J, et al. Joint planning of renewable energy and storage considering thermostatically controlled loads aggregation regulation[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(6): 1901-1912.

[29] SZABÓ S, PINEDO PASCUA I, PUIG D, et al. Mapping of affordability levels for photovoltaic-based electricity generation in the solar belt of sub-Saharan Africa, East Asia and South Asia[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 3226. DOI: 10.1038/s41598-021-82638-x.

[30] 李渊, 郑舒, 陈永华, 等. 计及系统可靠性约束的配电网储能优化配置[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(1): 193-202.
LI Y, ZHENG S, CHEN Y H, et al. Optimization configuration of distribution network energy storage considering system reliability constraints[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14 (1): 193-202.

[31] TIAN Y, CHENG R, ZHANG X Y, et al. PlatEMO: A MATLAB platform for evolutionary multi-objective optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2017, 12(4): 73-87. DOI: 10.1109/MCI.2017.2742868.