文章编号:1674-7607(2026)10-0074-10 DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.250317

基于典型场景分析的 PSO-DP 的离网风光电解制氢系统双层嵌套配置优化策略

欧阳彦超[1]， 罗晓炜[2]， 林光伟[2]， 王志敏[1]，
陈 明[1]， 祝 乔[2]， 杨 锦[1]
(1. 东方电气集团东方锅炉股份有限公司，四川成都 611730；
2. 西南交通大学 机械工程学院，四川成都 610031)

摘 要：为了解决离网型风光电解制氢系统在配置过程中，因环境数据高维波动性导致的系统效率低、经济性不足等问题，对典型场景下的光伏、风机以及蓄电池的容量进行了优化研究。首先，构建了包含电解槽寿命模型在内的关键组件数学模型。随后，创新性地采用场景生成技术将全年环境数据压缩为 12 个典型场景，以降低优化的复杂度。同时，以平准化制氢成本最小化为目标函数，考虑电解槽寿命衰减与氢气经济价值折现因素。基于此，设计双层嵌套优化框架：内层基于动态规划实现各典型场景下的最优功率分配，外层通过粒子群算法优化系统容量配置。最后，以西藏八宿地区的环境数据作为场景案例，获得了 1 000 m^3/h 目标制氢量下的最优配置方案，验证了所提策略在系统优化性能和经济性方面的优越性。

关键词：制氢系统；能量管理；配置优化；典型场景分析；动态规划
中图分类号:TK91 **文献标志码**:A **学科分类号**:470.30

Two-layer Nested Configuration Optimization Strategy for Off-grid Wind-Solar Electrolysis Hydrogen Production System Based on Typical Scenario Analysis of PSO-DP

OUYANG Yanchao[1]， *LUO Xiaowei*[2]， *LIN Guangwei*[2]， *WANG Zhimin*[1]，
CHEN Ming[1]， *ZHU Qiao*[2]， *YANG Jin*[1]
(1. Dongfang Boiler Co., Ltd., Dongfang Electric Corporation, Chengdu 611730, Sichuan Province, China; 2. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan Province, China)

Abstract: In order to solve the problems of low system efficiency and insufficient economy caused by the high dimensional volatility of environmental data during the configuration of off-grid wind-solar electrolysis hydrogen production system, an optimization study was conducted on the capacity of photovoltaic, wind turbine, and storage battery in typical scenarios. First, a mathematical model of key components including the electrolyzer life model was constructed. Subsequently, scenario generation technology was innovatively

收稿日期:2025-05-29 **修订日期**:2025-07-29
基金项目:四川省重大科技专项资金资助项目(2024ZDZX0034)
作者简介:欧阳彦超(1994—)，男，四川资阳人，工学硕士，工程师，主要从事 PEM 水电解制氢技术方面的研究，E-mail：ouyangyc7314@dongfang.com。

adopted to compress the annual environmental data into 12 typical scenarios to reduce the complexity of optimization. Meanwhile, the minimization of levelized hydrogen production cost was taken as the objective function, and the factors of electrolyzer life decay and economic value discount of hydrogen were considered. Based on this, a two-layer nested optimization framework was designed: the inner layer realized the optimal power allocation under each typical scenario based on dynamic programming, and the outer layer optimized the system capacity allocation by particle swarm algorithm. Finally, the environmental data of Basu area in Tibet was used as a scenario case to obtain the optimal configuration under the target hydrogen production capacity of 1 000 m^3/h, which verified the superiority of the proposed strategy in terms of system optimization performance and economy.

Key words: hydrogen production system; energy management; configuration optimization; typical scenario analysis; dynamic programming

随着全球环境问题与能源危机的加剧,以太阳能、风能为代表的可再生能源在电力系统中的占比显著提升。然而,此类能源固有的间歇性、随机性与波动性特征,对电力系统的稳定性提出了严峻挑战。在此背景下,开发高效、可靠的长期大规模储能技术成为关键研究方向。相较于电池储能、飞轮储能及抽水蓄能等传统技术,氢能因其能量密度高、零碳排放和可跨区域灵活输送等优势,被视为长期大规模储能的理想载体。因此,针对可再生能源制氢系统开展配置优化研究,提升其全生命周期经济性,不仅能够推动可再生能源的高效消纳,也为实现低碳能源转型提供了重要的理论与技术支撑[1-2]。

在可再生能源制氢系统的配置优化中,能量管理策略是影响系统性能的关键因素。当前,相关研究中的能量管理策略主要分为基于规则策略和基于优化策略[3]。基于规则策略指的是通过预设的规则或逻辑条件对系统功率进行分配。如文献[4]依据蓄电池的荷电状态(SOC)和电解槽的功率约束范围,动态调整蓄电池、燃料电池及电解槽的运行功率;文献[5]则基于蓄电池SOC、储氢罐的储氢水平(LOH)及电力需求,采用固定规则控制[6]各组件运行状态,实现系统能量调度。基于优化策略指的是通过数学建模与优化算法求解最优功率分配序列[7]。如文献[8]采用线性规划方法(LP)优化风光氢多能供应系统(WSHMES)的电力分配,以最大化可再生能源利用率。尽管基于规则的策略具有简单易行、适应性强的优势,但其灵活性较低,且缺乏明确的优化目标,导致系统整体性能提升有限。相比之下,基于优化的策略凭借目标导向性强、计算精度高的特点,已成为当前研究的重点方向,但是计算时间相对较长。

对于配置优化而言,其环境输入条件是决定系统配置容量大小的根本因素。一般采用的分析方法主要包括2类:一类是直接采用完整时间序列(如全年8 760 h)的环境参数进行优化计算。如文献[9]基于美国克恩县年度太阳辐照度、气温及风速数据,求解混合能源系统的最优配置;文献[10]利用区域全年逐时光强、风速和温度数据,量化评估不同组件技术方案对系统尺寸优化的影响。另一类是通过数据降维将历史数据归纳为代表性场景,并将场景数据作为输入进行配置优化计算。如文献[11]采用K-means++算法对吉林陶南地区6年风光数据进行场景划分,进而开展制氢系统容量优化与调度研究。第一类方法虽可获得精确解,但存在计算量大的缺陷。因此,目前研究开始聚焦于第二类场景分析方法,通过提取关键特征场景[12],在保证计算效率的同时突出主导工况特征,使其具有更高的潜在研究价值。

综合上述文献综述情况,针对离网风光互补制氢系统的配置优化问题,笔者提出了一种基于典型场景分析的双层嵌套优化策略,即粒子群优化-动态规划-典型场景(PSO-DP-SC)策略。该策略的内层为基于典型场景动态规划思想的能量管理方法,而外层是采用粒子群优化的配置优化算法。此外,在系统的经济性模型中,额外考虑了电解槽寿命和氢气经济价值折现的影响,使得优化模型的计算具有更高价值。

1 风光互补制氢系统描述及建模

离网型可再生能源系统因其独立运行特性,无需依赖公共电网基础设施,从而有效规避了电网停电等外部干扰因素,在偏远地区及无电网覆盖区域具有显著的应用优势。从系统架构角度分析,直流母线型系统相较于交流系统具有结构简洁、控制复杂度低等特点,这不仅有利于系统配置优化模型的构建,还能提升仿真分析与结果验证的可靠性。基

于上述考量，本研究选取离网直流母线型风光互补制氢系统作为研究对象，其架构如图 1 所示。

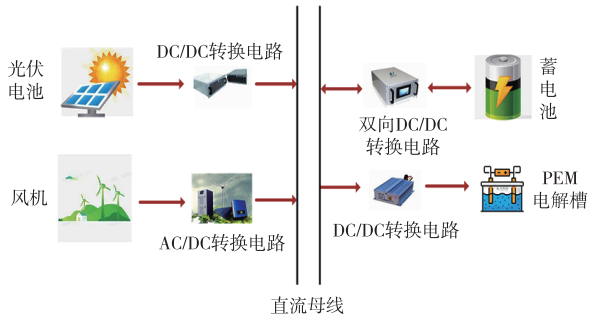


图 1 离网直流母线型风光互补制氢系统

Fig. 1 Off-grid DC bus wind-solar complementary hydrogen production system

为了简化分析，暂不考虑直流-直流（DC-DC）及交流-直流（AC-DC）变换器的建模与效率损耗。在图 1 中，系统主要由光伏板、风机、蓄电池和电解槽组成。风光发电经变换器汇入直流母线后，由能量管理策略分配至蓄电池或电解槽：蓄电池用于平抑风光波动，提升产氢量与能效；电解槽则用于制氢，且其单位产氢成本用于评估系统的经济性。

1.1 光伏模型

光伏的输出功率主要取决于当地的辐照条件和光伏组件的温度，k 时刻光伏输出功率 $P_{\mathrm{pv}}(k)$ 可由下式表示[5]：

$$P_{\mathrm{pv}}(k)=\eta_{\mathrm{df}}P_{\mathrm{pv,rated}}\frac{S_{\mathrm{ri}}(k)}{S_{\mathrm{ri,stc}}}\times[1+K_t(T_{\mathrm{pv}}(k)-T_{\mathrm{amb,stc}})] \tag{1}$$

式中：η_{df} 为遮阳引起的降额系数；$P_{\mathrm{pv,rated}}$ 为光伏组件的额定功率；$S_{\mathrm{ri}}(k)$ 为 k 时刻的辐照强度；$S_{\mathrm{ri,stc}}$ 为标准测试条件下的辐照强度（1 kW/m^2）；K_t 为功率温度系数；$T_{\mathrm{pv}}(k)$ 为光伏组件在 k 时刻的温度；$T_{\mathrm{amb,stc}}$ 为标准环境温度，取 25 ℃。

光伏组件在 k 时刻的温度 $T_{\mathrm{pv}}(k)$ 表达式如下[5]：

$$T_{\mathrm{pv}}(k)=T_{\mathrm{amb}}(k)+\frac{S_{\mathrm{ri}}(k)}{800}\cdot(T_{\mathrm{pv,nom}}-20) \tag{2}$$

式中：$T_{\mathrm{amb}}(k)$ 为 k 时刻的环境温度；$T_{\mathrm{pv,nom}}$ 为标称工况下光伏组件的工作温度。

1.2 风力电机模型

在 k 时刻风力机组的输出功率 $P_{\mathrm{w}}(k)$ 与风速的关系可近似用分段函数表示如下[13]：

$$P_{\mathrm{w}}(k)=\begin{cases}0, & v_{\mathrm{w}}(k)\leqslant v_{\mathrm{in}}\\ P_{\mathrm{w,rated}}\cdot\dfrac{(v_{\mathrm{w}}(k))^3-v_{\mathrm{in}}^3}{v_{\mathrm{rated}}^3-v_{\mathrm{in}}^3}, & v_{\mathrm{in}}<v_{\mathrm{w}}(k)\leqslant v_{\mathrm{rated}}\\ P_{\mathrm{w,rated}}, & v_{\mathrm{rated}}<v_{\mathrm{w}}(k)\leqslant v_{\mathrm{out}}\\ 0, & v_{\mathrm{w}}(k)>v_{\mathrm{out}}\end{cases} \tag{3}$$

式中：$P_{\mathrm{w,rated}}$ 为风电机组的额定功率；$v_{\mathrm{w}}(k)$ 为在风力电机高度处 k 时刻的风电机组运行风速；v_{rated} 为风力机组的额定风速；v_{in} 为风电机组的切入风速；v_{out} 为风力机组的切出风速。

1.3 储能电池

由于本文更关注电池功率的输出，因此采用电池能量状态对电池进行数学建模[14]：

$$\begin{cases}S_{\mathrm{bat}}(k)=S_{\mathrm{bat}}(k-1)-\dfrac{P_{\mathrm{bat}}(k-1)}{E_{\mathrm{cell,nom}}N_{\mathrm{bat}}}\Delta t\\ P_{\mathrm{bat}}(k-1)=P_{\mathrm{bat_ch}}(k-1)\times\eta_{\mathrm{bat,ch}}+\dfrac{P_{\mathrm{bat_dc}}(k-1)}{\eta_{\mathrm{bat,dc}}}\end{cases} \tag{4}$$

式中：$S_{\mathrm{bat}}(k)$ 和 $S_{\mathrm{bat}}(k-1)$ 分别为电池在 k 和 $k-1$ 时刻的能量状态；$E_{\mathrm{cell,nom}}$ 为单个电池的标称容量；N_{bat} 为电池数量；$P_{\mathrm{bat}}(k-1)$ 为电池在 $k-1$ 时刻的实际功率（充电为负，放电为正）；$P_{\mathrm{bat_ch}}(k-1)$ 和 $P_{\mathrm{bat_dc}}(k-1)$ 分别为电池在 $k-1$ 时刻的充电功率和放电功率；$\eta_{\mathrm{bat,ch}}$ 为充电效率；$\eta_{\mathrm{bat,dc}}$ 为放电效率；Δt 为采样间隔。

1.4 PEM 电解槽模型

PEM 电解槽的工作功率 $P_{\mathrm{pem}}(k)$ 计算公式如下[5]：

$$P_{\mathrm{pem}}(k)=N_{\mathrm{pem}}V_{\mathrm{pem}}(k)I_{\mathrm{pem}}(k) \tag{5}$$

式中：N_{pem} 为 PEM 电解槽中电解小室的数量；$V_{\mathrm{pem}}(k)$ 和 $I_{\mathrm{pem}}(k)$ 分别为电解小室在 k 时刻的电压和电流。

k 时刻 PEM 电解槽的产氢速率 $\dot{V}_{\mathrm{H_2}}(k)$ 为[15]

$$\dot{V}_{\mathrm{H_2}}(k)=\frac{N_{\mathrm{pem}}I_{\mathrm{pem}}(k)}{2F}\eta_{\mathrm{pem}}\times t_{\mathrm{s}}\times\frac{V_{\mathrm{m}}}{1\ 000} \tag{6}$$

式中：η_{pem} 为电解槽效率；t_{s} 为采样间隔具备的秒数，取 3 600 s；V_{m} 为标准状况下的气体摩尔体积，取 22.4 mol/L；F 为法拉第常数，F=96 485 C/mol。

综合考虑 PEM 电解槽的有效运行小时数和年内启动次数，PEM 电解槽的寿命 L_{pem} 计算公式如下[5]：

$$L_{\mathrm{pem}}=\left(\frac{N_{\mathrm{h,yr,pem}}}{N_{\mathrm{h,tot,pem}}}+\frac{N_{\mathrm{st,yr,pem}}}{N_{\mathrm{st,tot,pem}}}\right)^{-1} \tag{7}$$

式中：$N_{\mathrm{h,tot,pem}}$ 和 $N_{\mathrm{st,tot,pem}}$ 分别表示 PEM 电解槽在其生命周期的总工作小时数和总启动次数；$N_{\mathrm{h,yr,pem}}$ 和 $N_{\mathrm{st,yr,pem}}$ 分别表示以年为周期的模拟运行中 PEM 电解槽的工作小时数和启动次数。

2 基于双层结构的配置优化策略

2.1 优化目标

本研究以平准化制氢成本（levelized cost of

hydrogen，LCOH）最小化作为配置优化目标，记平准化制氢成本为 C_{H_2}，其可表示[5]为

$$\min C_{H_2}=\frac{C_{NPC,total}}{\sum_{n=1}^{T_p}\frac{m_{H_2,year}}{(1+d)^n}} \tag{8}$$

式中：$C_{NPC,total}$为项目周期内的总投入成本；T_p 为项目周期，a；d 为年折现率；n 为项目运行年份索引；$m_{H_2,year}$ 为系统在一年仿真时间内产生的氢气总质量。

$m_{H_2,year}$可以表示为

$$m_{H_2,year}=\sum_{k_0}^{k_{end}}\dot{V}_{H_2}(k) \tag{9}$$

式中：k_0 和 k_{end}分别为输入环境数据开始和结束的时间点。

总投入成本 $C_{NPC,tot}$可以表示为

$$C_{NPC,total}=C_{inv,tot}+C_{NPC,OM,tot}+C_{NPC,rep,tot}-C_{NPC,sal,tot} \tag{10}$$

式中：$C_{inv,tot}$为项目初始投入成本；$C_{NPC,OM,tot}$为项目运维成本现值；$C_{NPC,rep,tot}$为项目设备替换成本现值；$C_{NPC,sal,tot}$为设备残值现值。

$$C_{inv,tot}=\sum_j P_{rate,j}N_j c_{inv,j} \tag{11}$$

$$C_{NPC,OM,tot}=\sum_{n=1}^{L_{PR}}\frac{\sum_j P_{rate,j}N_j c_{om,j}}{(1+d)^n} \tag{12}$$

$$C_{NPC,rep,tot}=\sum_{n=1}^{L_{PR}}\frac{\sum_j P_{rate,j}N_j c_{rep,j}}{(1+d)^n} \tag{13}$$

$$C_{NPC,sal,tot}=\sum_j C_{inv,j}\zeta_j \tag{14}$$

式中：j 为组件类型索引；$P_{rate,j}$ 为组件 j 的额定功率；N_j 为组件 j 的数量；$c_{inv,j}$、$c_{om,j}$ 和 $c_{rep,j}$ 分别为组件 j 的单位初始投资成本、单位年运维成本和单位替换成本；$C_{inv,j}$为组件 j 的初始投资成本；ζ_j 为项目结束时组件 j 的剩余寿命比例；L_{PR}为项目运行周期，a。

2.2　约束条件

本文所研究的风光互补制氢系统包含以下约束条件。

（1）组件数量约束

$$N_{j,min}\leqslant N_j\leqslant N_{j,max} \tag{15}$$

式中：$N_{j,min}$和 $N_{j,max}$分别为核心组件数量的下限与上限。

（2）总产氢量约束

对于系统来说，年产氢量存在下列约束：

$$(m_{H_2,year}-m_{H_2,goal})/m_{H_2,goal}\leqslant\kappa \tag{16}$$

式中：κ 为允许的偏差精度；$m_{H_2,goal}$为系统设定的年目标产氢量。

（3）蓄电池运行功率约束

在电池约束条件中，重点考虑电池的能量状态约束与充放电功率约束

$$S_{bat,min}\leqslant S_{bat}(k)\leqslant S_{bat,max} \tag{17}$$

$$P_{bat,min}\leqslant P_{bat}(k)\leqslant P_{bat,max} \tag{18}$$

式中：$S_{bat,min}$ 和 $S_{bat,max}$分别为电池能量状态允许的最低值和最高值；$P_{bat,min}$ 和 $P_{bat,max}$分别为电池输出功率的最低值和最高值。

在本研究中，规定电池充电功率为负、放电功率为正，且最大充放电功率均为电池额定容量的 80%[16]。

$$\begin{cases}P_{bat,min}=-0.8\times E_{cell,nom}N_{bat}\\P_{bat,max}=0.8\times E_{cell,nom}N_{bat}\end{cases} \tag{19}$$

（4）电解槽运行功率约束

PEM 电解槽的负荷范围[17]为

$$P_{pem,min}\leqslant P_{pem}(k)\leqslant P_{pem,max} \tag{20}$$

$$\begin{cases}P_{pem,min}=5\%\times P_{pem,rated}N_{pem}\\P_{pem,max}=100\%\times P_{pem,rated}N_{pem}\end{cases} \tag{21}$$

式中：$P_{pem,rated}$ 为单个 PEM 电解槽的额定功率；$P_{pem,min}$和$_{pem,max}$分别为 PEM 电解槽的最小负荷和最大负荷。

（5）发电功率约束

对于系统来说，任意时刻 k 的发电功率、电池功率和电解槽功率存在以下约束条件：

$$P_{pv}(k)+P_w(k)\geqslant P_{bat}(k)+P_{pem}(k) \tag{22}$$

2.3　双层结构配置优化策略

针对离网风光电解制氢系统的配置优化，设计了一种基于双层结构的优化策略，其中内层采用基于场景分析的动态规划策略对功率进行分配，外层采用粒子群优化算法进行配置搜优。

（1）基于场景生成的动态规划能量管理策略

采用基于场景分析的动态规划策略对系统组件之间的功率关系进行管理，其具体流程如图 2 所示。此策略的核心要点在于先对输入的环境条件数据进行场景分析，得到若干个风速、光照强度和温度联合典型场景，再以此为基础，针对每个典型场景实行基于动态规划的组件功率分配。这样一方面可以在保证全局计算精确度的基础上降低求解的复杂程度，另一方面可以提高优化计算效率。

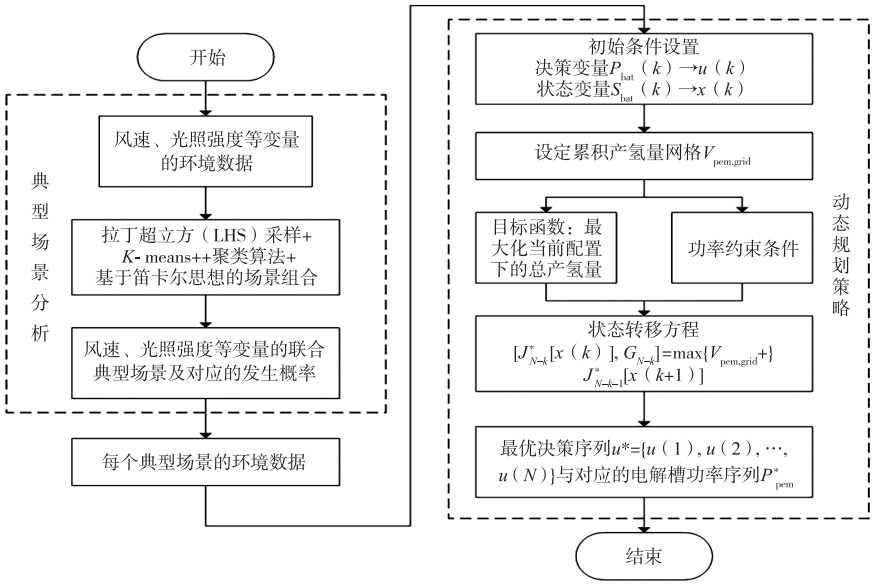


图 2 基于典型场景与动态规划的系统能量管理方法流程图

Fig. 2 Flow chart of system energy management method based on typical scenario and dynamic programming

图 2 中，$u(k)$为第 k 时刻动态规划的决策变量；$P_{bat}(k)$为对应蓄电池功率；$x(k)$为第 k 时刻的状态变量，对应蓄电池能量状态 $S_{bat}(k)$；$V_{pem,grid}(k)$为动态规划中离散化的 PEM 电解槽累计产氢量网格；$J^*_{N-k}[x(k)]$为第 k 阶段状态为 $x(k)$，从当前阶段至终止阶段的最优累积目标函数值；G_{N-k}为该阶段对应的最优决策；N 为动态规划的总决策阶段数；$u^*=\{u(1),u(2),\cdots,u(N)\}$为最优决策序列；$P^*_{pem}$为对应的 PEM 电解槽最优运行功率序列。内层首先输入风速、光照强度和环境温度数据，经场景生成获得联合典型场景及其发生概率；随后以各典型场景为输入建立状态空间与决策空间，通过动态规划逐时求解蓄电池与电解槽的最优功率分配，并输出各场景的产氢量及运行状态，供外层配置优化计算使用。

（2）基于粒子群优化的配置搜优策略

由于粒子群优化算法具有原理简单、通用性强和搜索能力强等优点[18]，在自然启发算法中具有相当的代表性，因此选择该算法作为外层的配置优化方法，在上述基于典型场景的动态规划的能量管理方法基础上，设计基于双层结构的配置优化策略，其原理如图 3 所示。图中：$N_j(k)$为外层 PSO 优化得到的第 j 类系统组件配置数量；$u(k)$为内层动态规划第 k 决策阶段的蓄电池功率决策变量，即 $u(k)=P_{bat}(k)$；$\boldsymbol{x}_i^l$ 为第 l 次迭代时第 i 个粒子的当前位置向量，其各维对应风机、光伏、PEM 电解槽和蓄电池的容量配置变量；$f(\boldsymbol{x}_i^l)$为粒子 $\boldsymbol{x}_i^l$ 对应的适应度函数值；l 为当前迭代次数；l_{max}为最大迭代次数。值得注意的是，在计算

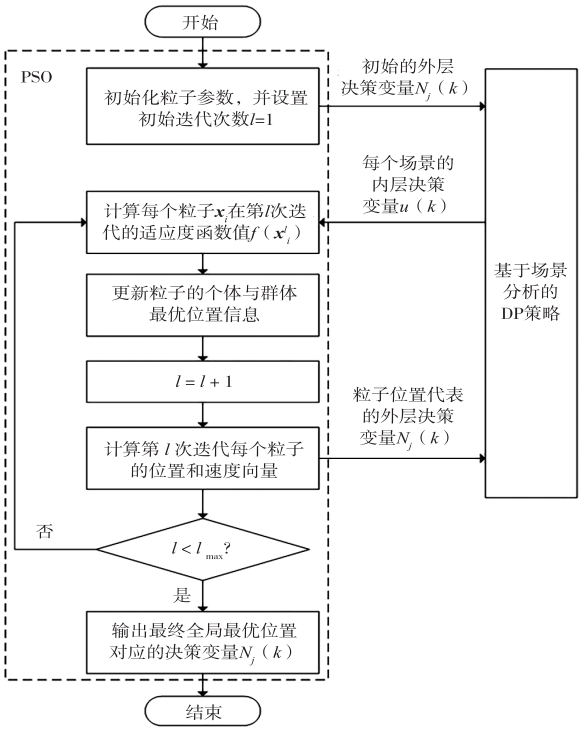


图 3 双层结构配置优化策略流程图

Fig. 3 Flow chart of optimization strategy for two-layer configuration

粒子适应度函数值时，需要根据每个场景的功率分配情况计算其总产氢量，再根据每个场景的发生概率和总天数计算总产氢量。

图 3 给出了双层配置优化的整体流程。外层采用粒子群优化算法（PSO）生成风机、光伏、PEM 电解槽和蓄电池的候选容量；对每个候选方案，内层调用图 3 所示的典型场景动态规划进行功率分配，并

据此计算年产氢量、设备寿命和 C_{H_2}；外层根据适应度函数更新粒子速度与位置，直至达到最大迭代次数，最终输出最优容量配置。

首先设置粒子种群规模与最大迭代次数。本文容量配置包含风机、光伏、PEM 电解槽和蓄电池 4 个决策维度。为兼顾搜索覆盖性与计算量，将每个维度的取值范围等分为 4 个区间，并采用组合方式初始化 $4^4=256$ 个粒子。迭代终止采用最大迭代次数判据，取 $l_{max}=1\ 000$。多次测试表明，该设置可使适应度函数稳定收敛。

随后设置惯性权重 w 以及加速度因子 c_1 和 c_2，用于更新粒子的速度和位置。惯性权重 w 用于平衡全局搜索与局部搜索：较大的 w 有利于扩大搜索范围，较小的 w 有利于提高局部搜索精度。为兼顾两者，本文采用随迭代次数线性递减的动态惯性权重 w^l，其计算式为

$$w^l=w_{end}+(w_{start}-w_{end})\times\left(1-\frac{l}{l_{max}}\right) \tag{23}$$

式中：w_{start} 和 w_{end} 分别为初始和终止惯性权重，本文取 $w_{start}=0.9$、$w_{end}=0.4$；l 为当前迭代次数；l_{max} 为最大迭代次数。

粒子的加速度因子 c_1 和 c_2 分别为粒子向个体最优位置向量 $\boldsymbol{p}_{i,best}$ 和群体最优位置向量 $\boldsymbol{g}_{best}$ 移动的加速度，也分别代表粒子对个体位置信息和群体位置信息的学习能力。在本研究中，为了增强全局优化能力，设置 $c_1=1$ 和 $c_2=2$。收敛图如图 4 所示。由图 4 可知，随着外层 PSO 迭代过程推进，风机容量和 LCOH 均逐步下降并趋于稳定。前期迭代过程中较优解更新较为频繁，两个指标变化明显；随着迭代次数增加，其变化幅度逐渐减小，并在约 400 次迭代后基本稳定，此后未出现明显变化。该结果表明，所采用的 PSO 能够在给定搜索范围内实现稳定收敛，为后续最优容量配置结果的确定提供了依据。

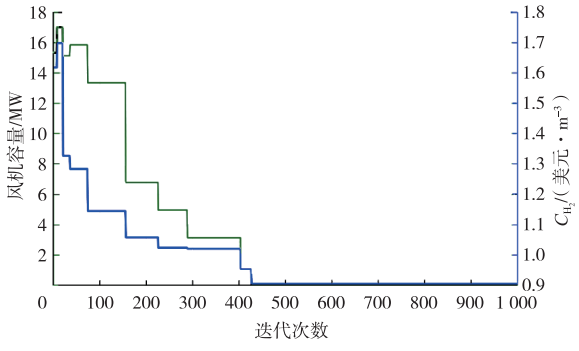


图 4　八宿 PSO-DP-SC 策略在外层搜优时风机容量和 LCOH 的收敛曲线

Fig. 4　Convergence curves of wind turbine capacity and LCOH during outer layer search optimization of Basu PSO-DP-SC strategy

3　配置优化仿真分析

3.1　典型场景分析

采用国家气象局提供的西藏八宿地区的风速、光照强度和环境温度数据（2020 年）作为输入。所使用数据的采样间隔均为 1 h，采样时长为 1 a（8 784 h），如图 5 所示。在此基础上，对其采用基于拉丁超立方采样、K-means++聚类算法的场景处理方法，得到该地区归一化后的十二个典型场景，如图 6～图 8 所示，对应的发生概率如表 1～表 3 所示。

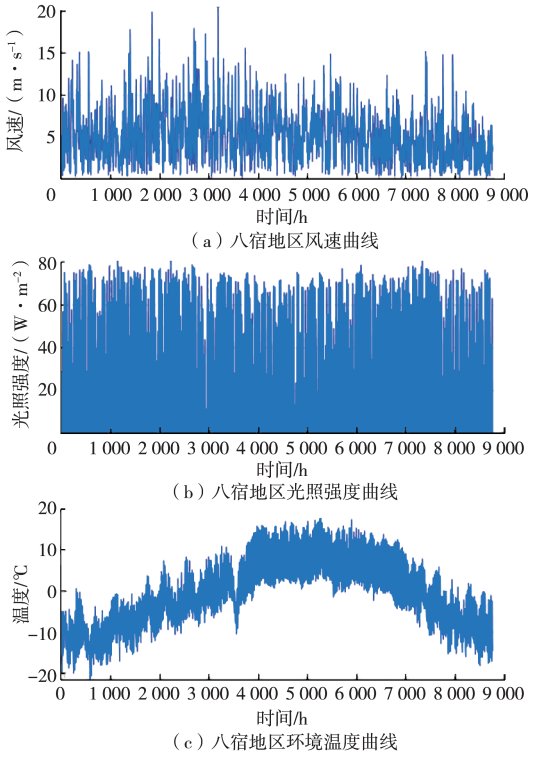


图 5　西藏八宿地区环境数据曲线（2020）

Fig. 5　Environmental data curve of Basu area in Tibet (2020)

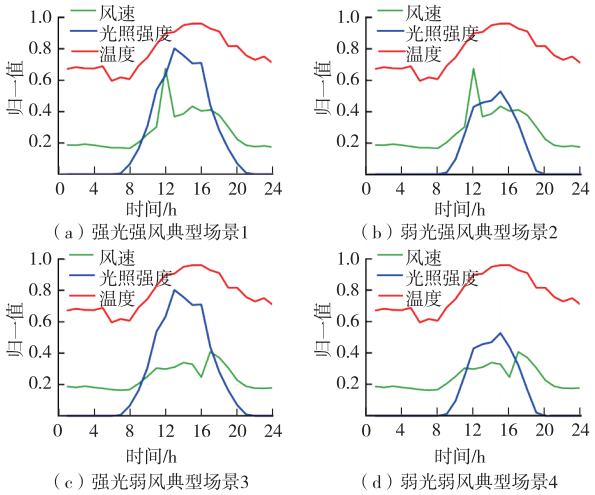
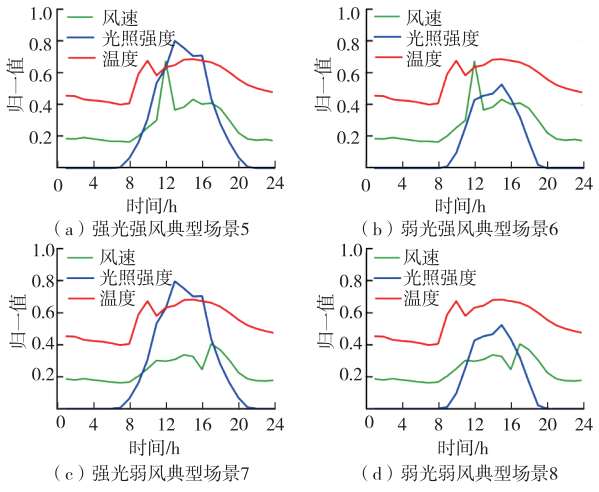


图 6　夏季典型场景各个变量的归一化曲线

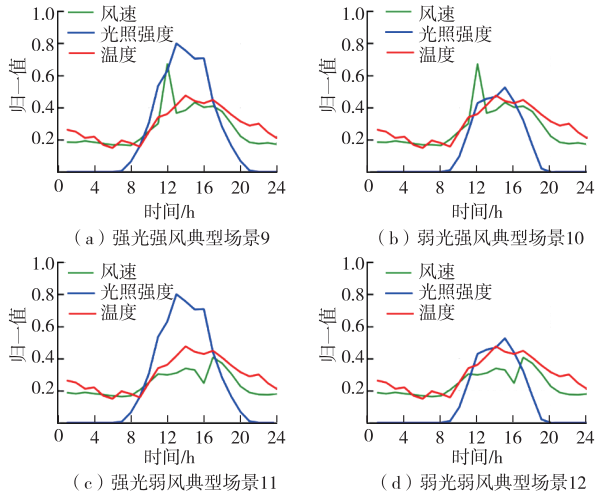
Fig. 6　Normalized curves of each variable of typical scenarios in summer



（a）强光强风典型场景5 （b）弱光强风典型场景6
（c）强光弱风典型场景7 （d）弱光弱风典型场景8

图 7 春季和秋季典型场景各个变量的归一化曲线

Fig. 7 Normalized curves of each variable of typical scenarios in spring and autumn



（a）强光强风典型场景9 （b）弱光强风典型场景10
（c）强光弱风典型场景11 （d）弱光弱风典型场景12

图 8 冬季典型场景各个变量的归一化曲线

Fig. 8 Normalized curves of each variable of typical scenarios in winter

可以看出，每个季节均包含 4 类特征场景：强风强光、强风弱光、弱风强光和弱风弱光。这种划分方式使得联合典型场景具备更加突出的天气和季节性特征。

表 1 夏季典型场景概率

Tab. 1 Probability of typical scenarios in summer

场景 1	场景 2	场景 3	场景 4
0.053 0	0.024 3	0.187 0	0.085 8

表 2 春季和秋季典型场景概率

Tab. 2 Probability of typical scenarios in spring and autumn

场景 5	场景 6	场景 7	场景 8
0.047 6	0.021 8	0.168 0	0.077 1

表 3 冬季典型场景概率

Tab. 3 Probability of typical scenarios in winter

场景 9	场景 10	场景 11	场景 12
0.050 8	0.023 3	0.179 2	0.082 2

对八宿地区一年 8 784 h 的环境数据和上一小节得到的联合典型场景集数据进行典型性和代表性检验，结果如表 4 所示。由表 4 可以发现，风速、光照强度和温度 3 个环境变量的实际平均值与场景平均值的偏差分别为 2.78%、3.74%和 3.43%，均控制在 5%以内，因此可以认为这些变量对应的典型场景集具有一定的典型性和代表 4，且本章采用的场景生成方法是有效的。

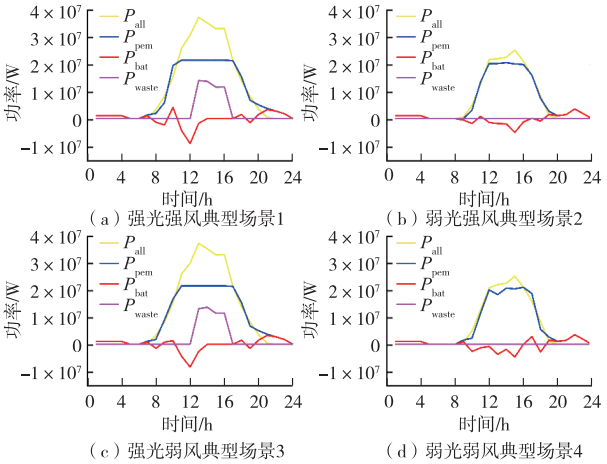
表 4 八宿地区的环境条件相关参数统计

Tab. 4 Statistics of environmental condition-related parameters in Basu area

环境变量	最大值	最小值	平均值	场景平均值
风速/(m·s^{-1})	15.268 2	0.028 0	3.871 5	3.763 7
光照强度/(W·m^{-2})	1 114.00	0	241.08	232.04
温度/℃	17.855 3	−21.797 0	−1.070 8	−1.107 6

3.2 能量管理结果分析

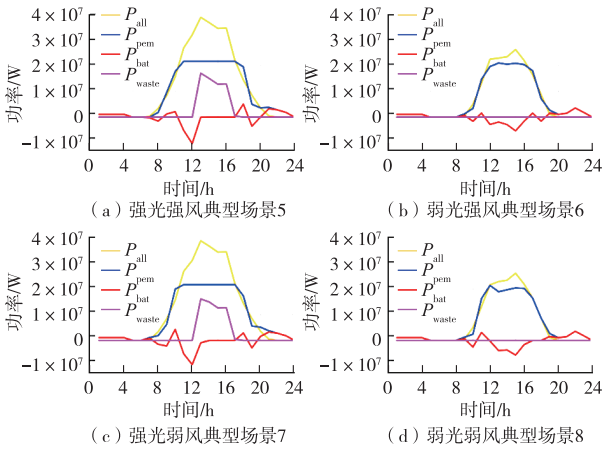
以风机容量 1.181 4 MW、光伏容量 50.467 6 MW，PEM 电解槽容量 21.648 6 MW 和蓄电池容量 19.341 5 MW·h 这一配置方案作为固定的配置输入条件，可以得到此策略在八宿地区的每个联合典型场景下的能量管理情况，结果如图 9～图 11 所示。其中，P_{all}、P_{pem}、P_{bat}和 P_{waste}分别表示风光总发电功率、PEM 电解槽功率、蓄电池功率和弃电功率。



（a）强光强风典型场景1 （b）弱光强风典型场景2
（c）强光弱风典型场景3 （d）弱光弱风典型场景4

图 9 夏季不同典型场景下的能量管理结果

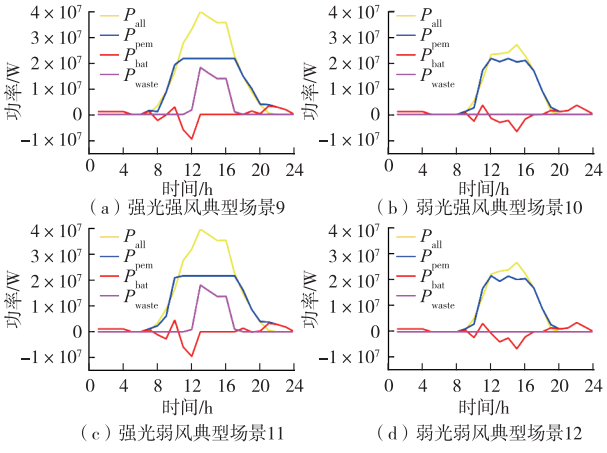
Fig. 9 Energy management results for different typical scenarios in summer



（a）强光强风典型场景5　（b）弱光强风典型场景6
（c）强光弱风典型场景7　（d）弱光弱风典型场景8

图 10　春季和秋季不同典型场景下的能量管理结果

Fig. 10　Energy management results for different typical scenarios in spring and autumn



（a）强光强风典型场景9　（b）弱光强风典型场景10
（c）强光弱风典型场景11　（d）弱光弱风典型场景12

图 11　冬季不同典型场景下的能量管理结果

Fig. 11　Energy management results for different typical scenarios in winter

以图 9 夏季中 4 个典型场景的能量管理状况为例进行分析。首先，从发电功率的角度进行分析。根据图 6 的结果，4 个联合典型场景分别代表强光强风、弱光强风、强光弱风和弱光弱风的天气条件。根据前面对配置方案的分析可知，该地区的风机配置容量相较于光伏配置容量小很多，这将会导致风机的整体发电功率比光伏的整体发电功率小很多，对总体发电功率的影响很小，使得总发电功率更接近光伏发电功率的变化趋势。因此，强光典型场景 1 和 3，弱光典型场景 2 和 4 这些同类场景之间发电功率的变化几乎一致。同时，电解槽的功率与光伏功率保持同样的趋势，但可以发现，由于电解槽配置以及电池配置的限制，在强光场景下存在能量浪费的情况。可以通过提高配置减少这部分浪费，但会使初始投入成本大幅增加。计算 4 种场景下对应的 LCOH 值，场景 1 强光强风的 LCOH 值最小，为 0.827 8 美元/m^3；其次为场景 3 强光弱风的 LCOH 值，为 0.841 6 美元/m^3；场景 2 弱光强风的 LCOH 值为 1.026 5 美元/m^3；场景 4 弱光弱风的 LCOH 值为 1.043 2 美元/m^3。LCOH 值的大小与制氢量成反比，在风能光能充足时，制氢量最大，因此在强光强风场景下 LCOH 值最小。

3.3　容量配置敏感性分析

现有研究在评估电解槽寿命时常采用固定寿命假设，如文献[19]将电解槽寿命设为 10 a。相比之下，本文建立了考虑运行工况影响的变值寿命模型。由于电解槽寿命是影响系统容量配置和全生命周期成本的重要因素，下面对不同寿命模型下的容量配置结果进行敏感性分析。

由表 5 可知，在八宿地区采用粒子群优化-动态规划-典型场景（PSO-DP-SC）策略进行配置优化时，与变值寿命模型相比，采用 10 a 定值寿命模型会使发电侧和蓄电池的配置规模增大、电解槽配置规模减小，并使系统 LCOH 提高 18.00%。这表明，考虑电解槽寿命随运行工况变化能够更合理地反映设备全生命周期成本，有助于获得经济性更优的容量配置方案。

表 5　典型场景＋DP 优化策略下不同寿命模型对配置结果的影响

Tab. 5　Influence of different lifetime models on configuration results under strategy of typical scenario ＋ DP

寿命模型	风机容量/MW	光伏容量/MW	PEM 电解槽容量/MW	蓄电池容量/(MW·h)	综合制氢成本/(美元·m^{-3})
定值	1.181 4	49.273 3	19.289 0	20.550 1	1.164 5
变值	1.181 4	50.467 6	21.648 6	19.341 5	0.954 9

3.4　容量配置优化分析

以图 5 展示的环境数据作为输入条件，参考文献[17]中的制氢量目标，设定平均目标制氢量为 1 000 m^3/h，采用 PSO-DP-SC 算法对风光电解制氢系统进行配置优化。为了验证所选取策略在优化性能和计算效率上的优势，额外选取了基于一年 8 784 h 环境数据的 DP 策略和文献[19]中的固定规则策略的优化结果作为能量管理策略的横向对比，得到相关配置优化结果，如表 6 所示。

由表6可以发现，相较于基于规则策略，PSO-

表 6 八宿地区采用不同策略进行能量管理的配置优化结果

Tab. 6 Configuration optimization results of energy management using different strategies in Basu area

能量管理策略	风机容量/MW	光伏容量/MW	PEM 电解槽容量/MW	蓄电池容量/(MW·h)	综合制氢成本/(美元·m^{-3})	计算时间/s
固定规则策略	0	57.561 6	22.270 7	0	1.218 2	603
DP	0.231 7	48.627 8	23.449 4	4.686 1	0.835 1	36 127
PSO-DP-SC	1.181 4	50.467 6	21.648 6	19.341 5	0.954 9	1 817

DP-SC 策略的 LCOH 降低了 25.71%，但是相较于 DP 策略，PSO-DP-SC 策略的 LCOH 高 8.36%。这一现象源于 PSO-DP-SC 策略独特的优化机制与传统配置优化策略的本质差异。由于 PSO-DP-SC 策略的核心是对每个典型场景独立实施 DP 策略优化，确保场景内功率分配始终指向最大产氢量目标。通过场景概率与运行天数的乘积进行结果聚合，虽非严格意义上的全局最优，但因每个场景均实现产氢量最大化，其加权总和仍显著优于无优化目标的规则策略。因此，在相同配置下，无优化目标的基于规则策略的总产氢量最小，具有全局优化目标的 DP 策略总产氢量最大，而 PSO-DP-SC 策略居中，从而导致三者的 LCOH 也呈现对应的高低排序。

此外，相较于其余 2 种配置优化策略，PSO-DP-SC 策略明显呈现出更大的电池容量配置，其原因主要分为三点：第一，PSO-DP-SC 策略优化后光伏容量缩减，导致发电功率供给下降，为维持制氢功率需求，系统通过增大电池功率容量来补偿发电缺口，进而带动储能容量规模扩张；第二，该策略基于典型场景的日周期优化特性，其电池能量状态约束更加严格，直接推动了电池容量增加；第三，电池容量配置的增大也会使其充放电功率增大和发电端的功率波动增加，为了消纳这些波动，系统需要进一步扩大发电设备的容量配置，形成正向反馈调节。

最后，仿真结果表明，PSO-DP-SC 策略通过典型场景生成显著降低了动态规划的求解维度。与基于全年 8 784 h 环境数据的 PSO-DP 策略相比，其计算时间缩短近 20 倍，表明该策略能够显著提高配置优化的计算效率。

4 结论

(1) 建立了离网型风光电解制氢系统的综合数学模型，包括光伏、风力电机、蓄电池和电解槽等组件的数学模型。在建模过程中，引入了 PEM 电解槽的寿命模型，提高了系统经济性模型的实用性。

(2) 在配置优化过程中，将基于联合典型场景的动态规划策略作为内层能量管理，粒子群优化算法作为外层，构成双层结构的系统配置优化策略。以西藏八宿地区为例，与内层采用基于规则策略优化的配置结果相比，该方法的配置结果平准化制氢成本降低了 25.71%；与内层采用动态规划策略的配置方案相比，成本虽高出 8.36%，但计算时间缩短了近 20 倍。这些结果说明此策略能在系统经济性和计算效率之间取得良好的平衡，进一步满足系统的设计要求。

参考文献：

[1] INCER-VALVERDE J, PATIÑO-ARÉVALO L J, TSATSARONIS G, et al. Hydrogen-driven power-to-X: state of the art and multicriteria evaluation of a study case[J]. Energy Conversion and Management, 2022, 266: 115814.

[2] XU Yike, LIU Zhenyu, CONG Wenhua, et al. Application and progress of confinement synthesis strategy in electrochemical energy storage[J]. Transactions of Tianjin University, 2023, 29(2): 151-187.

[3] NIVOLIANITI E, KARNAVAS Y L, CHARPENTIER J F. Energy management of shipboard microgrids integrating energy storage systems: a review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 189: 114012.

[4] IPSAKIS D, VOUTETAKIS S, SEFERLIS P, et al. Power management strategies for a stand-alone power system using renewable energy sources and hydrogen storage[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2009, 34(16): 7081-7095.

[5] MAROCCO P, FERRERO D, LANZINI A, et al. Optimal design of stand-alone solutions based on RES+hydrogen storage feeding off-grid communities [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 238: 114147.

[6] 贾晓强，李德智，陈洪银. 考虑碳交易的工业园区多源冷热电联供系统优化运行策略[J]. 动力工程学报，2023，43(8)：1095-1102.
JIA Xiaoqiang, LI Dezhi, CHEN Hongyin. Optimal operation strategy of multi-source cogeneration system for industrial park considering carbon trading [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(8): 1095-1102.

[7] 周建国，吴昭波. 双碳目标下基于 Stackelberg 和合作博弈的虚拟电厂双层优化调度[J]. 动力工程学

报，2024，44(10)：1611-1619.
ZHOU Jianguo，WU Zhaobo. A two-level optimization scheduling of a virtual power plant based on stackelberg and cooperative game theory under the dual carbon goals[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2024，44(10)：1611-1619.

[8] LIU Lintong，ZHAI Rongrong，HU Yangdi. Multi-objective optimization with advanced exergy analysis of a wind-solar-hydrogen multi-energy supply system [J]. Applied Energy，2023，348：121512.

[9] BADE S O，TOMOMEWO O S. Optimizing a hybrid wind-solar-biomass system with battery and hydrogen storage using generic algorithm-particle swarm optimization for performance assessment[J]. Cleaner Energy Systems，2024，9：100157.

[10] GHANBARI K，MALEKI A，REZAEI OCHBELAGH D. Investigating the effect of various types of components in optimal designing of a solar/wind/storage hybrid system[J]. Journal of Energy Storage，2025，110：115273.

[11] SU Wei，LI Qi，ZHENG Wenjin，et al. Enhancing wind-solar hybrid hydrogen production through multi-state electrolyzer management and complementary energy optimization[J]. Energy Reports，2024，11：1774-1786.

[12] 王晋君，苟凯杰，陈衡，等. 平抑风电波动的飞轮-电化学混合储能容量优化配置研究[J]. 动力工程学报，2024，44(3)：439-446.
WANG Jinjun，GOU Kaijie，CHEN Heng，et al. Allocation optimization of flywheel-electrochemical hybrid energy storage capacity to stabilize wind power fluctuations[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2024，44(3)：439-446.

[13] MENG Gaojun，DING Yanwen，PAU Giovanni，et al. Multi-objective capacity optimization configuration of independent wind-photovoltaic-hydrogen-battery system based on improved MOSSA algorithm [J]. Frontiers in Energy Research，2023，10：1077462.

[14] BAO Xinyuan，CHEN Liping，LOPES A M，et al. Joint estimation of state-of-charge and state-of-energy of lithium-ion batteries at different ambient temperatures based on domain adaptation and unscented Kalman filter[J]. Electric Power Systems Research，2024，231：110284.

[15] SCHNUELLE C，WASSERMANN T，FUHRLAENDER D，et al. Dynamic hydrogen production from PV & wind direct electricity supply-Modeling and techno-economic assessment[J]. International Journal of Hydrogen Energy，2020，45(55)：29938-29952.

[16] WU Yan，AZIZ S M，HAQUE M H. Vehicle-to-home operation and multi-location charging of electric vehicles for energy cost optimisation of households with photovoltaic system and battery energy storage [J]. Renewable Energy，2024，221：119729.

[17] ZHANG Jie，XIAO Fei，MA Fan，et al. Capacity optimization allocation method for off-grid RES-h2 microgrid system considering the load-follow-source mechanism[J]. Electric Power Systems Research，2024，231：110378.

[18] LI Junhui，ZHANG Zheshen，SHEN Baoxing，et al. The capacity allocation method of photovoltaic and energy storage hybrid system considering the whole life cycle[J]. Journal of Cleaner Production，2020，275：122902.

[19] REN Yan，JIN Kunyong，GONG Chuanli，et al. Modelling and capacity allocation optimization of a combined pumped storage/wind/photovoltaic/hydrogen production system based on the consumption of surplus wind and photovoltaics and reduction of hydrogen production cost[J]. Energy Conversion and Management，2023，296：117662.

（上接第 61 页）

ZHANG Zhong，AN Jizhen，PAN Peiyuan，et al. Performance analysis of combined heat and power system coupling fuel cell and organic rankine cycle based on methanol reforming[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2023，43(8)：1068-1076.