第 52 卷 第 3 期：1135-1160 高电压技术 Vol.52, No.3: 1135-1160
2026 年 3 月 31 日 High Voltage Engineering March 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250210

偏远山区配电网的“光储充”双层优化配置策略

王 果，李 瑞，陈 鑫，闵永智，郭文凯，苏鹏飞
（兰州交通大学自动化与电气工程学院，兰州 730070）

摘 要：针对偏远山区负荷分散、经济不发达、电压质量差、有功损耗高等问题，为满足新农村建设和新能源汽车下乡需求，通过配置光伏(photovoltaic, PV)、电池储能(battery energy storage system, BESS)和电动汽车充电桩(electric vehicle supply equipment, EVSE)，在有效提升配电网供电质量的同时为改善民生提供电力保障。首先，通过概率模型处理偏远山区的 PV 出力和负荷不确定性，基于蒙特卡洛模拟偏远山区电动汽车(electric vehicle, EV)充电负荷，采用多场景分析法、时段划分法与 K-means++聚类法构建综合考虑偏远山区 EV 充电负荷的源荷时序运行场景；其次，建立偏远山区配电网的“光储充”双层优化配置模型，上层规划层以综合成本最小为目标，确定 PV、BESS 和 EVSE 的位置与容量，下层运行层满足电压偏差小、有功损耗低的综合指标，实现 PV、BESS 和 EVSE 的最优模拟运行；再次，通过模型转换将双层模型转换为含上下层决策变量的单层多目标模型，提出多目标浣熊优化算法(multi-objective coati optimization algorithm, MOCOA)并对其改进得到改进 MOCOA(improved multi-objective coati optimization algorithm, IMOCOA)，采用 IMOCOA 和模糊数学法对转换后的模型求解得到最优配置方案；最后，以基于某偏远山区实际数据改进的 IEEE 33 节点配电网和西部陕南某偏远山区实际配电网分别进行验证，结果表明，所提配置策略适用于偏远山区配电网“光储充”优化，能在经济掣肘情况下显著提升电压质量、降低有功损耗，所提求解方法的计算速度相比于模型转换前提升 70%以上，比 NSGA2 和 MOPSO 的求解精度更高。

关键词：偏远山区配电网；光储充；双层优化配置；选址定容；模型转换；改进多目标浣熊优化算法

Dual-layer Optimization Configuration Strategy for the “Photovoltaic-Storage-Charging” System in the Distribution Network of Remote Mountainous Areas

WANG Guo, LI Rui, CHEN Xin, MIN Yongzhi, GUO Wenkai, SU Pengfei
(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Aimed at the problems of scattered loads, underdeveloped economy, poor voltage quality, and high active power loss in remote mountainous areas, in order to meet the needs of new rural construction and new energy vehicles going to the countryside, photovoltaic (PV), battery energy storage system (BESS) and electric vehicle supply equipment (EVSE) are configured to effectively improve the power supply quality of distribution network and provide power guarantee for improving people’s livelihood. Firstly, the PV output and load uncertainty in remote mountainous areas are processed by probability model. Based on Monte Carlo simulation of electric vehicle (EV) charging load in remote mountainous areas, multi-scenario analysis method, time division method and K-means++ clustering method are used to construct the source-load sequential operation scenario considering EV charging load in remote mountainous areas. Secondly, the “photovolatic-storage-charging” bi-level optimal configuration model of distribution network in remote mountainous areas is established. The upper planning layer determines the location and capacity of PV, BESS and EVSE with the minimum comprehensive cost as the goal. The lower operation layer meets the comprehensive index of small voltage deviation and low active power loss, and realizes the optimal simulation operation of PV, BESS and EVSE. Thirdly, the two-layer model is transformed into a single-layer multi-objective model with upper and lower decision variables through model transformation. The multi-objective coati optimization algorithm (MOCOA) is proposed and improved to obtain the improved multi-objective coati optimization algorithm (IMOCOA). The optimal configuration scheme is obtained by using IMOCOA and fuzzy mathematics method to solve the transformed model. Finally, the improved IEEE 33 node distribution network based on the actual data of a remote mountainous area and the actual distribution network in a remote mountainous area in the south of Shaanxi are verified, respectively. The results show that the proposed configuration strategy is suitable for the optimization of “photovolatic-storage-charging” in the remote

基金资助项目：国家自然科学基金(52467007)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China(52467007).

mountainous area distribution network, which can significantly improve the voltage quality and reduce the active power loss under the economic constraints. The proposed solution method is more than 70% faster than the calculation speed before model conversion, and has higher accuracy than NSGA2 and MOPSO.

Key words：remote mountainous distribution network; photovoltaic-storage-charging; two-tier optimal allocation; siting and capacity determination; model transformation; improved multi-objective coati optimization algorithm

0 引言

全面巩固提升农村电力保障水平，推动构建农村新型能源体系[1]，超前建设充电基础设施，推动新能源汽车下乡[2]，是乡村振兴的重要举措。在偏远山区，光照资源充足，但由于负荷分散且供电距离较长，导致低压问题频繁出现，此外，充电设施的规划面临历史数据不足和地理条件限制的挑战，因此，合理高效地配置资源对改善居民用电质量和提升出行便利性至关重要。

针对配电网“光储充”优化配置模型研究，文献[3]以公交车站为对象，考虑气候对光伏(photovoltaic, PV)发电的影响，建立了以经济性为导向的“光充”位置容量配置及调度；文献[4]以电动汽车(electric vehicle, EV)规模化接入城市配电网为对象，考虑车-站-网耦合，建立了以收益和成本为导向的“储充”双层协同配置模型；文献[5]以高速公路为对象，考虑负荷时空特性，建立了以综合成本最小为目标的“光储充”容量配置模型；文献[6]以老式充电站为对象，考虑设备使用周期，建立了以安全效能成本为优化目标的“光储充”一体化充电站的配置方法。文献[7]以车站为对象，考虑 PV 和 EV 行为的不确定性，提出了一种新的 PV 与电池储能(battery energy storage system, BESS)集成至充电站的容量配置方法；文献[8]以住宅区为对象，考虑多重负载需求响应及其不确定性的规划问题，提出了以经济、环境和安全为目标的“光储充”容量配置模型；文献[9]以电动汽车充电桩(electric vehicle supply equipment, EVSE)运营商为对象，提出了以收益最大为目标的“光储充”最优容量配置模型；文献[10]以商业区域 EVSE 为对象，建立 PV 混合模型和 EV 随机仿真模型，提出了新型的“光储充”一体化同步容量配置和调度优化模型。从研究对象来看，现有研究多聚焦于城市配电网[11]、公路[12]或铁路[13]，对偏远山区配电网这一特殊对象关注不足；从配置目标来看，多立足于收益、成本或碳减排，而对经济不发达、地理因素复杂、气象条件限制、充电设施不足、用电质量较差、有功损耗较高的偏远山区这一对象缺乏因地制宜的策略，因此，实现偏远山区居民“用上电”到“用好电”，“想出行”到“能出行”，进行综合考虑偏远山区 EV 充电负荷的配电网“光储充”优化配置亟需研究。

针对模型求解方法研究，主要分为商用求解器[14-15]和智能优化算法[16-18] 2 大类别。商用求解器多采用 Yalmip 平台结合 Cplex、Mosek[14]等成熟商业求解器，结合二阶锥松弛、线性化处理、Big-M 法等手段求解，计算速度快，但处理模型受限，最适用于单目标问题；目前智能优化算法居多，例如混沌粒子群-混合整数线性规划算法[4]、快速非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm-Ⅱ, NSGA2)[19]、与优劣解距离法结合的改进多目标粒子群算法[20]以及协同进化遗传算法[21]，该类方法应用范围广，处理复杂模型能力强，但计算速度相对较慢，且经典方法在求解双层模型时，面临收敛时间较长、计算精度一般、超参数设置困难等问题。因此，需要重视如何将复杂的混合整数非线性双层模型进行处理以加快求解速度，开发出收敛性较好、求解精度较高、无超参数设置的多目标优化算法。

针对现有研究存在的问题，本文立足偏远山区经济掣肘条件下优质用电与经济供电的理念，满足新农村建设和新能源汽车下乡需求，因地制宜提出考虑偏远山区配电网“光储充”双层优化配置策略。首先，通过概率模型对 PV 出力和居民负荷进行不确定性处理，同时基于偏远山区特性，建立 EV 充电负荷模型和 BESS 充放电模型，并采用多场景分析与时段划分法构建 PV 与负荷典型时序运行场景；其次，结合经济性与优质性建立“光储充”双层优化配置模型，上层以年综合成本最小为目标对“光储充”规划，向下层传递 PV、BESS 和 EVSE 的位置容量；下层考虑电压偏差和网络损耗小的综合指标，实现系统在时序场景下的最优运行；然后，通过上下层参数关联将所提模型进行转换来提升求解速度，并提出无超参数设置的改进多目标浣熊优化算法(improved multi-objective coati optimization algorithm, IMOCOA)求解模型；最后，以基于某偏

远山区实际数据改进的 IEEE 33 节点配电网和西部陕南某偏远山区实际配电网分别进行算例分析，验证了所提方法的有效性。

1　偏远山区配电网“光储充”总体配置框架

偏远山区不同于沿海地区或一线、二线城市，其经济发展水平较为缓慢，需建设投资的产业较多，电网尤甚，导致一般首要考虑主网业务，在配电网中易出现成本受限的情况，其规划、调度需考虑如何利用有限的经济实现多方面较好的效果。本文聚焦于偏远山区复杂地形下分散居住的居民区，其配电网拓扑为辐射状，用电负荷具有明显季节特性，由于供电距离长、导线线径小，电压质量差和网络损耗高的问题突出，尤其对于远离居民区的中末端散户而言电压问题更加严重。考虑到山区光照资源丰富以及未来电动汽车的发展，基于偏远山区负荷与拓扑，提出经济受限下兼顾优质运行与经济运行的“光储充”双层优化配置策略，实现偏远山区 PV、BESS、EVSE 的共同优化，总体配置框架见图 1。

2　偏远山区配电网“光储充”-负荷特性及时序运行场景的构建

2.1　“光储充”及偏远山区负荷特性

2.1.1　PV 出力特性

诸多偏远山区山大沟深，有限的平原地区被高山分隔，远离主网，复杂的地形在一定程度上限制了电源点的建设，电源点分布相对城市较少，网架较为薄弱，新建设电源点又受地理因素与经济因素掣肘，分布式电源的规划可以得到一定程度改善；另一方面，由于高山阻隔，风力资源较少，但光照资源受此影响较小，且光伏适宜安装地点较多，具有强大的光照开发禀赋，因此分布式电源方面尽可能地考虑光伏配置。PV 出力特性详见文献[22]。

2.1.2　BESS 充放电特性

BESS 充放电特性详见附录 A。

2.1.3　EV 充电负荷特性

偏远山区 EV 由于缺少历史数据，在规划时只能借鉴 EV 类型和充电行为进行计算[23]，因此本文提出偏远山区 EV 负荷模型。EV 充电时长 T_m^{EV} 由以下因素共同决定[23]：

$$T_m^{\mathrm{EV}}=\frac{\left(1-E_m^{\mathrm{EV,max}}\right)Q^{\mathrm{EV}}}{\lambda^{\mathrm{EV}}P_{m,s,t}^{\mathrm{EV,max}}} \tag{1}$$

式中：$E_m^{\mathrm{EV,max}}$ 为车辆 m 的电量百分比；$P_{m,s,t}^{\mathrm{EV,max}}$ 为车辆 m 在 s 季节 t 时段的充电功率最大值；λ^{EV}、Q^{EV} 分别为 EV 当前的充电效率以及电池容量。

偏远山区 EV 未来主要为私家车，晚上下班后充电以满足第 2 日需求，充电地方与时刻更加集中，采用交流慢充，充电功率基准值为 7 kW。在偏远山区，通过人口×汽车保有量的方法，基于蒙特卡洛模拟[24]未来 5 年的 EV 数量，计算流程如图 2 所示。

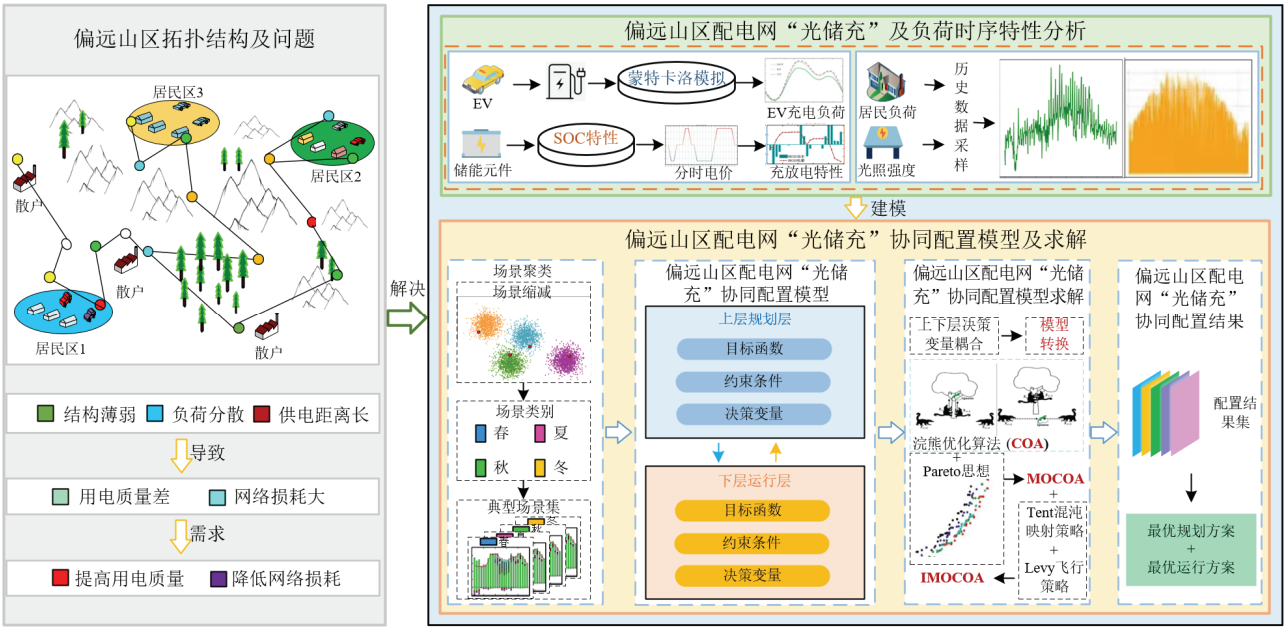


图 1　偏远山区配电网“光储充”双层优化总体配置策略框架图

Fig.1　Framework diagram of the overall allocation strategy of “optical storage and charging” two-layer optimization for remote mountainous distribution networks

2.1.4 偏远山区负荷特性

季节属性方面，偏远山区负荷特性相较于城市负荷有明显差异，这是因为偏远山区负荷普遍为居民负荷，春夏秋季人口外流，负荷水平相对较低，冬日返乡人口增多，用电负荷增高，呈现明显“冬大”情况。

时序属性方面，负荷呈现双峰趋势，集中在中午、傍晚时刻，该时段正是居民上班/下班/用餐高峰期；EV 充电负荷基本集中在晚上是由于该时段处于休息时期，晚上开始充电以备第 2 天出行使用。

运行属性方面，由于负荷分散，配电网呈辐射状，但负荷水平大半时间较低，因此偏远山区 10 kV 线路供电距离较长，线路型号较小，阻抗较高，网络损耗较大，线路中末端电压水平较低，尤其冬季，极易出现电压越限情况，电网公司需节能降损，并实现用户“用上电”到“用好电”的转变。

负荷构成方面，由于气象因素、产业因素以及经济因素，偏远山区工厂类可中断柔性负荷较少，基本为居民负荷，山区负荷密度低，增长空间有限。由于社会发展因素，山区各家各户普遍存在洗衣机等部分可转移柔性负荷，且现多实行分时电价，可促进用户根据电价结合自身情况改变用电习惯，因此结合现实因素以及未来电动汽车产业的发展，本文考虑基于分时电价的需求侧响应(demand response, DR)模型，详见文献[25]。

2.2 源荷典型时序运行场景的构建

源荷典型时序运行场景的构建详见文献[25]。

3 偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型

为解决偏远山区居民用电质量差的问题，参考传统规划模型的建立方法，建立了偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型，如图 3 所示，表达式为：

$$\begin{cases} \min\limits_{x_{\mathrm{I}}} F\left(x_{\mathrm{I}},x_{\mathrm{O}}\right)=C_{\mathrm{I}}+C_{\mathrm{O}}, \\ \quad \text{s.t. } G\left(x_{\mathrm{I}}\right)\le 0, H\left(x_{\mathrm{I}}\right)=0 \\ \min\limits_{x_{\mathrm{O}}} f\left(x_{\mathrm{I}},x_{\mathrm{O}}\right)=\left(\Delta U_{\mathrm{all}},P_{\mathrm{loss}}\right), \\ \quad \text{s.t. } g\left(x_{\mathrm{I}},x_{\mathrm{O}}\right)\le 0, h\left(x_{\mathrm{I}},x_{\mathrm{O}}\right)=0 \end{cases} \tag{2}$$

式中：$G(\cdot)$、$H(\cdot)$为上层约束条件；$g(\cdot)$、$h(\cdot)$为下层约束条件；x_{I}、x_{O}分别为上、下层决策变量；C_{I}为投资成本；C_{O}为运维成本。该模型为双层双向。

上层规划层，针对偏远山区经济不发达特征，

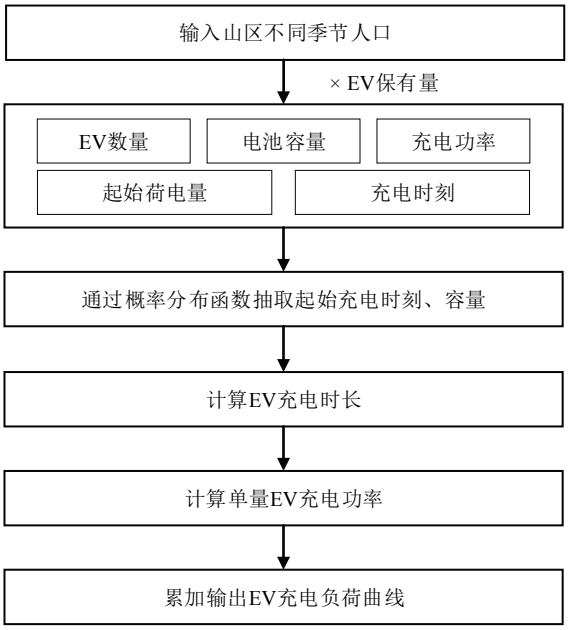


图 2 偏远山区 EV 充电负荷计算流程图

Fig.2 Flowchart of EV charging load calculation in remote mountainous areas

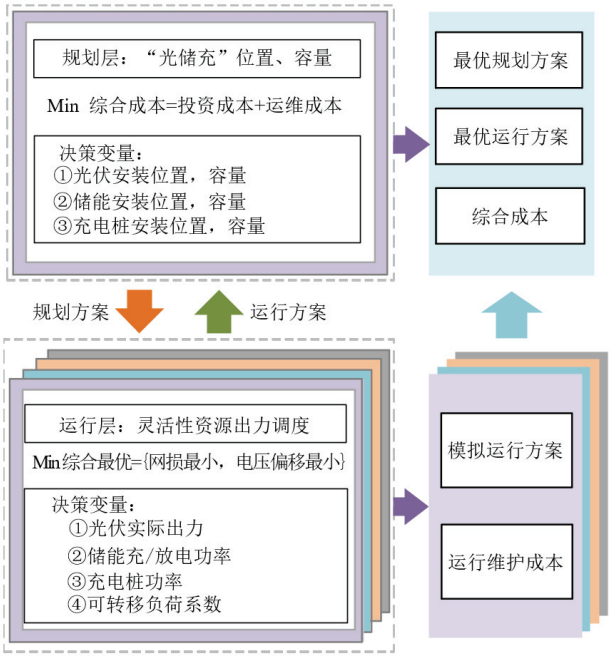


图 3 偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型图

Fig.3 Optimization model of “optical storage and charging” in remote mountainous distribution network

为了不浪费投资，以综合成本最小为目标，决策变量为 PV、BESS 和 EVSE 的位置容量，约束条件为各设备投资与选址定容约束；下层运行层，针对偏远山区居民用电质量差、网络损耗大的问题，以电压偏移和网络损耗综合最小为目标，决策变量为

PV、BESS 和 EVSE 的出力调度及可转移负荷系数，约束条件为系统安全约束和各设备出力约束。双层模型中规划决策变量和运行决策变量可分离[14]。

3.1　上层规划模型

针对偏远山区经济不发达的显著特点，上层规划层以综合成本最小为目标，如式(3)所示。C_{I} 包括折算到每年的 PV 投资成本、BESS 投资成本、EVSE 投资成本之和，如式(4)所示；C_{O} 包括全年 PV 的运维成本、BESS 的运维成本、EVSE 的运维成本、向上级电网购电成本，如式(5)所示。

3.1.1　上层模型目标函数

上层模型目标函数为：

$$\min F = C_{\mathrm{I}} + C_{\mathrm{O}} \tag{3}$$

各项费用计算成本如下文所述。

(1) 投资成本 C_{I}

$$\begin{cases} C_{\mathrm{I}} = C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{PV}} + C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{BESS}} + C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{EVSE}} \\ C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{PV}} = \dfrac{b(1+b)^{y^{\mathrm{PV}}}}{(1+b)^{y^{\mathrm{PV}}}-1} \cdot \sum\limits_{i\in\Omega^{\mathrm{PV}}} c^{\mathrm{PV}} x_i^{\mathrm{PV}} \\ C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{BESS}} = \dfrac{b(1+b)^{y^{\mathrm{BESS}}}}{(1+b)^{y^{\mathrm{BESS}}}-1} \cdot \sum\limits_{i\in\Omega^{\mathrm{BESS}}} c^{\mathrm{BESS}} x_i^{\mathrm{BESS}} \\ C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{EVSE}} = \dfrac{b(1+b)^{y^{\mathrm{EVSE}}}}{(1+b)^{y^{\mathrm{EVSE}}}-1} \cdot \sum\limits_{i\in\Omega^{\mathrm{EVSE}}} c^{\mathrm{EVSE}} x_i^{\mathrm{EVSE}} \end{cases} \tag{4}$$

式中：$C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{PV}}$、$C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{BESS}}$、$C_{\mathrm{I}}^{\mathrm{EVSE}}$ 分别为 PV、BESS、EVSE 的投资费用；b 为贴现率；y^{PV}、y^{BESS}、y^{EVSE} 分别为 PV、BESS、EVSE 的使用寿命；Ω^{PV}、Ω^{BESS}、Ω^{EVSE} 分别为 PV、BESS、EVSE 的候选安装位置构成的集合；c^{PV}、c^{BESS}、c^{EVSE} 分别为单台 PV、BESS、EVSE 的投资费用；x_i^{PV}、x_i^{BESS}、x_i^{EVSE} 分别为 PV、BESS、EVSE 在节点 i 的配置数量。

(2) 运维成本 C_{O}

$$\begin{cases} C_{\mathrm{O}} = C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{PV}} + C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{BESS}} + C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{EVSE}} + C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{pur}} \\ C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{PV}} = \sum\limits_{s=1}^{4} D_s \sum\limits_{t=1}^{24} \sum\limits_{i\in\Lambda^{\mathrm{PV}}} f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{PV}} P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}} \Delta t \\ C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{BESS}} = \sum\limits_{s=1}^{4} D_s \sum\limits_{t=1}^{24} \sum\limits_{i\in\Lambda^{\mathrm{BESS}}} f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{BESS}} \left(P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},+} + P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},-}\right) \Delta t \\ C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{EVSE}} = \sum\limits_{s=1}^{4} D_s \sum\limits_{t=1}^{24} \sum\limits_{i\in\Lambda^{\mathrm{EVSE}}} f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{EVSE}} \left(P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}\right) \Delta t \\ C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{pur}} = \sum\limits_{s=1}^{4} D_s \sum\limits_{t=1}^{24} \sum\limits_{j\in\Omega^{\mathrm{Line}}(1,:)} f_t^{\mathrm{OUT}} P_{1j,s,t} \Delta t \end{cases} \tag{5}$$

式中：$C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{PV}}$、$C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{BESS}}$、$C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{EVSE}}$ 分别为 PV、BESS、EVSE 运维费用；$C_{\mathrm{O}}^{\mathrm{pur}}$ 为向上级电网购电费用；D_s 为 s 季节天数；Λ^{PV}、Λ^{BESS}、Λ^{EVSE} 分别为 PV、BESS、EVSE 的安装位置构成的集合；$f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{PV}}$ 为 PV 单位运维费用；$f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{BESS}}$ 为 BESS 单位充、放电功率运维费用；$f_{\mathrm{O}}^{\mathrm{EVSE}}$ 为 EVSE 单位运维费用；f_t^{OUT} 为 t 时段购电电价；$P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}$ 为 i 节点 s 季节 t 时段 PV 注入的有功功率；$P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},+}$、$P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},-}$ 分别为 i 节点 s 季节 t 时段 BESS 充电功率、放电功率；$P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}$ 为 i 节点 s 季节 t 时段 EVSE 负荷需求的有功功率；Δt 取 1 h；$\Omega^{\mathrm{Line}}(1,:)$ 为以发电机节点为首端节点的交流支路的末端节点构成的集合；$P_{1j,s,t}$ 为 s 季节 t 时段上级电网流入本级电网的有功功率。

3.1.2　上层模型约束条件

(1) PV、BESS 和 EVSE 位置约束

$$\left\{\Lambda^{\mathrm{PV}} \subseteq \Omega^{\mathrm{PV}}, \Lambda^{\mathrm{BESS}} \subseteq \Omega^{\mathrm{BESS}}, \Lambda^{\mathrm{EVSE}} \subseteq \Omega^{\mathrm{EVSE}}\right\} \tag{6}$$

(2) PV、BESS 和 EVSE 数量约束

$$\begin{cases} 0 \le x_i^{\mathrm{PV}} \le x_i^{\mathrm{PV,max}}, \forall i \in \Lambda^{\mathrm{PV}} \\ 0 \le x_i^{\mathrm{BESS}} \le x_i^{\mathrm{BESS,max}}, \forall i \in \Lambda^{\mathrm{BESS}} \\ 0 \le x_i^{\mathrm{EVSE}} \le x_i^{\mathrm{EVSE,max}}, \forall i \in \Lambda^{\mathrm{EVSE}} \end{cases} \tag{7}$$

式中：$x_i^{\mathrm{PV,max}}$ 为节点 i 允许安装的 PV 的最大数量；$x_i^{\mathrm{BESS,max}}$ 为节点 i 允许安装的 BESS 的最大数量；$x_i^{\mathrm{EVSE,max}}$ 为节点 i 允许安装的 EVSE 的最大数量。

3.2　下层运行模型

针对偏远山区电压质量差、有功损耗高、高峰时段中末端电压不达标的典型问题，为了保证偏远山区居民用电优质、电网公司供电经济，下层运行层以电压偏移量 ΔU_{all} 小、网络总损耗 P_{loss} 少总体最优为目标。

3.2.1　下层模型目标函数

下层模型目标函数 f 为：

$$\min f = \left\{\Delta U_{\mathrm{all}}, P_{\mathrm{loss}}\right\} \tag{8}$$

式中：ΔU_{all} 为电压偏移量，其计算式见式(9)；P_{loss} 为网络总损耗，其计算式见式(10)。

$$\Delta U_{\mathrm{all}} = \sum_{s=1}^{4} D_s \sum_{t=1}^{24} \sum_{i\in\Omega^{\mathrm{Bus}}} \left| \left(U_{i,s,t}^{*}\right)^2 - 1 \right| \tag{9}$$

$$P_{\mathrm{loss}} = \sum_{s=1}^{4} D_s \sum_{t=1}^{24} \sum_{ij\in\Omega^{\mathrm{Line}}} \left(I_{ij,s,t}^2 R_{ij}\right) \tag{10}$$

式中：$U_{i,s,t}^{*}$ 为节点 i 在 s 季节 t 时段电压的标幺值；Ω^{Bus} 为所有节点的集合；$|\cdot|$ 为绝对值计算式；$I_{ij,s,t}$ 为支路 ij 在 s 季节 t 时段的电流值；R_{ij} 为支路 ij 的电阻；Ω^{Line} 为所有支路的集合。

3.2.2 下层模型约束条件

下层模型约束条件包含：潮流约束[26]；电压约束；电流约束；上级电网流入本级电网功率约束；PV 约束；BESS 约束；EVSE 约束[27]；DR 约束。各约束详见附录 B。

4 偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型求解

上述模型对规划层及运行层进行了单独建模，但上、下层需独立求解，在迭代过程中互相反复传递参数，导致存在求解速度慢的问题，且传统智能优化算法多存在超参数设置，影响求解精度。鉴于各层决策变量存在强耦合关系，提出模型转换法并开发出 IMOCOA 算法[28]。详见附录 C。

5 算例分析

为验证模型有效性，首先，以基于某偏远山区实际数据改进的 IEEE 33 节点配电网为研究对象，从模型自身性能进行分析；然后，与其他模型对比；最后，在我国西部陕南某偏远山区实际配电网进行应用(详见附录 E)，确保所建模型在实际应用中达到预期效果。

5.1 参数设置

改进的IEEE 33节点配电网拓扑图如图4所示，其中无负荷节点(偏远山区联络节点)共 8 个，该类节点为带有小部分平坦地区的地形，需监视其电压水平，散户节点 9 个，居民区节点 15 个，电压基准值为 12.66 kV，上下限分别为 1.070 0、0.930 0 pu；负荷功率基准值为 5 573+j3 450 kVA；PV、BESS、EVSE 参数如附录 D 表 D1 所示，弃光成本为 0.4 元/kWh；BESS 每日荷电量初始值为 50%，上下限分别为 90%、10%，充放电效率均为 0.9；受偏远山区地理因素限制，PV、BESS、EVSE 的安装位置及数量如附录 D 表 D2 所示；偏远山区各时段电价如附录 D 表 D3 所示。

以 2023 年 1 h 级光照强度、负荷为基础数据，按照第 1 章所提方法构建春、夏、秋、冬 4 个场景，得到偏远山区典型日PV出力曲线与负荷曲线与EV充电负荷曲线，如附录 D 图 D1 所示。

5.2 模型仿真分析

5.2.1 所建模型结果分析

本文所建优化配置模型规划结果如表 1 所示。结合偏远山区拓扑情况，从规划角度分析表 1。首先，在物理层面，PV 所安装的节点均是负荷较重的节点(如 6 节点)或是末端节点(如 18 节点)，可以实现“自发自用、余量就地消纳”，抬升居民用电电压，使 PV 作用最大化。BESS 则分布在与 PV 重合(如 6 节点、18 节点)或负荷中末端(如 14 节点、18 节点)的位置，BESS 安装位置与 PV 有部分重合，这是因为PV出力过大时BESS能消纳部分PV出力从而降低弃光率，光-储共同作用使设备利用率达到最大；BESS 安装在负荷末端位置是由于末端节点在晚上高峰负荷时段(21:00—23:00)电压极易不达标，电压质量差，且距离电源点极远，有功损耗高，而 PV 该时段出力为 0，在此处配置 BESS 可以在晚上充当电源点进行放电，就地消纳负荷以使电压达标并降低损耗，同时相对于整个配电网来说实现“削峰”作用；BESS 安装数量较少是因为原始配电网全年电压最低值发生在冬季 22:00，为 0.902 4 pu，距离电压下限 0.027 6 pu，即使 PV 在该时段出力为 0，但配合 DR 后，BESS 也无需太多放电即可使电压达标，因此 BESS 配置数量较少。EVSE 安装在负荷较轻的位置(如 9 节点、31 节点)，该部分节点电压质量较好，可以增加一部分负荷，电压虽会略微降低但依旧达标，有功损耗略微增加但对于方便人们出行至关重要。其次，在工程应用层面，PV

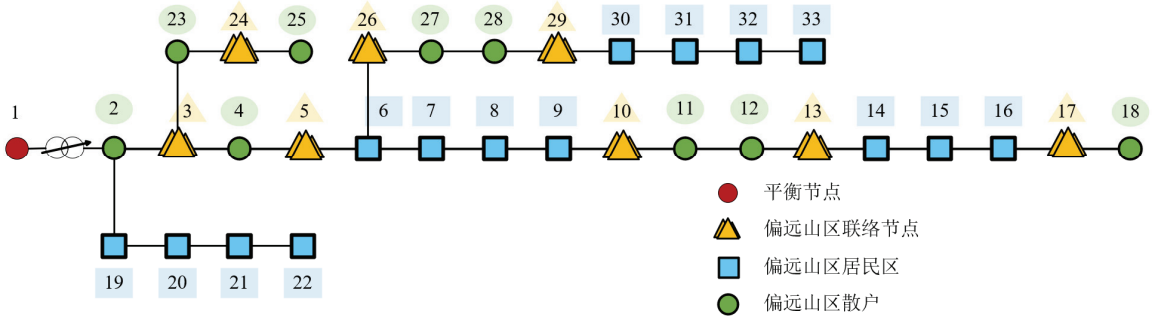


图 4 改进的 IEEE 33 节点配电网拓扑图

Fig.4 Topology of improved IEEE 33 node distribution network

比 BESS、EVSE 的占地面积大，安装位置多为带有平地的山坡或较为空旷的平地(如 18 节点、27 节点)，不会占用居民土地资源且距离居民区较近，外部环境不会掣肘，且容易施工。而 BESS 既可以安装在空旷地区及配置有 PV 的地区(如 18 节点)，也能安装在居民区附近(如 6 节点、14 节点)，其噪音小，不会影响居民日常生活。而安装 EVSE 时，由于地理条件约束，安装地址基本为居民区内部(如 9 节点、31 节点、33 节点)，方便未来人们日常充电出行，为返乡人员充电提供有力的支持，为新一代家电下乡打好坚实基础。以上“光储充”配置既合理分配资源，又结合山区地理拓扑特征，方便施工及运维检修。

本文所建优化配置模型各项成本如表 2 所示。结合各设备出力情况，从运行角度分析表 2 可知：所建配置模型综合成本为 688.47 万元，其中全年折算总投资成本为 77.12 万元，总运行成本为 611.35 万元，相比原配电网降低 1.87%；电压偏移量为 7 964.87 pu，相比原配电网降低 30.09%，全年最低电压由 0.902 4 pu 升高到 0.939 3 pu，电压全部合格的同时电压质量更好，从这一维度来看供电更具优质性；有功损耗为 209.11 MWh，相比原配电网降低 30.15%，从这一维度来看供电更具经济性。

PV 总装机容量达到 1 540 kW，渗透率为 36.05%，一定程度上有利于偏远山区配电网向“绿色低碳”转型，从传统农村向新农村转变；另一方面，偏远山区配电网电源点较少，网架结构薄弱，虽然 PV 出力具有不确定性，但 PV 的分布式规划相比原来从无到有，配合 BESS 在一定程度上增强了配电网；以 27 节点配置的 PV 为例，其四季弃光情况如附录 D 图 D2 所示，全年总弃光率为 1.18%，弃光成本仅为 2.46 万元，各季节弃光率分别为 3.37%、0、0.73%、0，整体弃光现象极少。结合附录 D 图 D1 分析可知，在春季，光照较充沛，PV 发电量大，但中午时段用电需求低，同时 BESS 由于有额定充电功率限制、自放电率以及 SOC 保护，导致春季 PV 出力高峰时负荷、EV、BESS 无法完全消纳所有 PV 出力而出现少量弃光现象；在夏季，光照极充沛，PV 大发，且 PV 配置较少，但夏季中午时段用电需求较高，再加上多余电力会充入 BESS 系统与 EVSE，因此可以完全消纳；在秋季，光照较弱，中午时段用电需求比春季还低，即使多余电力会充入 BESS 系统与 EVSE，也有部分无法完全消纳，该季节所有 PV 总弃光率仅为 1.03%；在冬季，光照极弱，PV 出力小，同时负荷需求大，因此不会出现任何弃光现象。

表 1　所提优化配置模型的规划结果

Table 1　Planning results of the proposed optimal configuration model

规划内容	规划结果
PV 选址(数量)	18(3)、27(5)、6(3)
BESS 选址(数量)	6(1)、18(1)、14(1)
EVSE 选址(数量)	31(5)、33(8)、9(11)

以 18 节点的 BESS 为例，其四季充放电情况如附录 D 图 D3 所示，正值表示放电，负值表示充电。与 PV 配合角度来看，BESS 在中午 PV 大发时段充电以减少光照资源浪费，在晚上于凌晨 PV 疲软时段放电以减少上级电网购电；从与分时电价配合角度来看，BESS 大多在晚上电价峰时段以及平时段放电，在谷时段充电，一定程度上实现峰谷套利；从与负荷配合角度来看，BESS 在用电低谷时段充电，在晚上用电高峰时段放电，有效“削峰填谷”；从电压质量角度来看，冬季晚上 22:00 为全年电压最低点，此时 PV 出力为 0，BESS 放电就地消纳负荷，一定程度上为电压达标贡献作用；从自放电率角度来看，即使 BESS 处于静置状态，如春季的 09:00、夏季的 07:00、秋季的 09:00、冬季的 05:00—07:00，但由于自放电率的存在，BESS 的剩余电量会缓慢减少，这是 BESS 自身限制所导致的；从电力电量平衡角度来看，BESS 实现了电量的存储、转移。

由于偏远山区各家各户普遍存在洗衣机等可转移柔性负荷，基于分时电价的 DR 后总负荷的“削峰填谷”情况如附录 D 图 D4 所示，总体来看，根

表 2　所提优化配置模型各项成本

Table 2　Cost of the proposed optimal configuration model

模型	投资成本/万元				运行成本/万元						综合成本/万元	年电压偏移量/pu	年网络损耗/MWh
	PV	BESS	EVSE	总投资成本	PV	BESS	EVSE	弃光成本	购电成本	总运行成本			
原配电网	—	—	—	—	—	—	—	—	701.61	701.61	701.61	11 392.76	316.45
本文模型	54.21	22.53	0.38	77.12	51.45	13.59	6.21	2.46	537.65	611.35	688.47	7 964.87	209.11

据分时电价，用户总会在 01:00—06:00、12:00—16:00 电价处于非高峰时段使用柔性负荷以节省用电费用。春、秋、冬原始峰谷差值均有所减小，最大为冬季的 2 191.85 kW，引入 DR 后，差值降至 1 292.83 kW，降幅 41.02%，表明 DR 能在一定程度上有效改善负荷分布，降低峰谷差；夏季峰谷差有所增大，由 743.00 kW 增大为 919.91 kW，这是由于夏季负荷水平比较均匀，而且 11:00—16:00 低谷电价时期负荷水平较高，导致居民为了节省电费进一步在该时段用电，进而使峰谷差略微加剧。

对于系统供电安全性与可靠性，偏远山区四季设备出力情况符合电力电量平衡原则，如附录 D 图 D5 所示。总体来看，PV 中午出力高，减少电网购电；BESS 在电价低谷时段或 PV 大发时段充电，在电价高峰时段或 PV 无力时段放电；PV 出力冬季相对较少，有功损耗和电网购电电量在冬季偏高。

全年各节点电压如附录 D 图 D6 所示，全年最低电压所在时段各节点电压如附录 D 图 D7 所示。最低电压为 0.939 3 pu，电压波动范围为 0.939 3~1.011 2 pu，电压均达标，满足山区居民优质用电，实现偏远山区居民从“用上电”到“用好电”的转变。

5.2.2 模型对比分析

从参与主体角度出发，设置以下对比模型，分析不同主体情况下配置结果，验证所建模型优势，因建设 EVSE 为引导作用，故不参与对比。

模型 1：本文配置模型。

模型 2：仅配置 PV 与 EVSE，考虑 DR。

模型 3：仅配置 BESS 与 EVSE，考虑 DR。

模型 4：配置 PV、BESS 与 EVSE，不考虑 DR。

模型 5：在模型 1 的基础上将下层目标函数替换为仅考虑运维成本。

模型 1、2、3、4 基于参与主体，对比分析单一主体与多主体配置结果，验证模型合理性；模型 1、5 从目标函数出发，对比不同目标下偏远山区电压质量的改善效果，验证目标函数必要性。各模型的配置结果、目标函数结果分别如表 3、表 4 所示。

对比模型 1、2 可知，模型 2 相比模型 1 综合成本减少了 11.30 万元，但最低电压仅为 0.913 8 pu，距离达标还有一定差距，这是由于冬季晚上负荷水平较高时 PV 出力为 0，又没有 BESS 放电，因此仅靠 DR 无法使电压达标；电压偏移增加了 1 088.36 pu，增幅为 13.66%，供电优质性较差；有功损耗增加了 30.25 MWh，增幅为 14.47%，经济性较差，这是由于晚上负荷需求较大时段没有 BESS 放电就地消纳部分负荷；弃光成本高达 128.24 万元，这是由于未配置 BESS，中午 PV 大发时段负荷与 EVSE 无法完全消纳，导致光照资源的浪费，低碳性较差。

表 3 各模型配置结果

Table 3 Configuration results by programme

模型	配置结果		
	PV 的位置 (数量)	BESS 的位置 (数量)	EVSE 的位置 (数量)
1	18(3)、27(5)、6(3)	6(1)、18(1)、14(1)	31(5)、33(8)、9(11)
2	3(3)、12(2)、26(3)	—	9(10)、14(5)、31(4)
3	—	18(1)、20(1)	6(6)、20(4)、31(4)
4	4(4)、6(2)、12(4)、18(3)	9(2)、18(2)	8(5)、14(2)、20(5)、31(6)
5	3(3)、6(3)、26(4)	3(1)、6(1)、20(1)	7(10)、9(5)、31(5)

表 4 各模型配置目标函数结果

Table 4 Results of the objective function for each model configuration

模型	年综合成本/万元	年电压偏移量/pu	年网络总损耗/MWh	年最低电压/pu
原配电网	701.61	11 392.76	316.45	0.902 4
1	688.47	7 964.87	209.11	0.939 3
2	677.17	9 053.23	239.36	0.913 8
3	717.53	9 412.85	323.47	0.928 4
4	755.15	8 764.31	232.59	0.924 6
5	680.54	8 814.83	247.62	0.930 0

对比模型 1、3 可知，模型 3 相比模型 1 综合成本增加 29.06 万元，最低电压也仅 0.928 4 pu，并未达标，电压偏移与网络损耗比原始配电网还高，这是由于冬季晚上负荷尖峰时段 BESS 可以放电，抬升局部电压；电压偏移与损耗变得更大是因为 BESS 需要充电，但系统中又没有 PV 等外部电源，只能依靠上级电网，充电时段增大了负荷，且 BESS 受充放电效率与自放电率的影响，并不能对上级电网提供的电量 100%消纳，因此模型 3 的电压偏移与有功损耗更大。

对比模型 1、4 可知，模型 4 相比模型 1 综合成本增加了 66.68 万元，电压最低为 0.924 6 pu，尚未达标，这是由于不考虑 DR 后，冬季负荷尖峰时段只能靠 BESS 放电与上级电网供电，而线路太长使电压降较高，单纯靠这 2 个主体不结合 DR 不足以满足电压达标要求；电压偏移与网络损耗分别增加 10.04%与 11.23%，反而验证了 DR 改善负荷分布的优点。

对比模型 1、5 可知，模型 5 仅考虑成本最低，使得综合成本下降了 7.93 万元，在“光储充”以及 DR 的配合下电压也达到了 0.930 0 pu，单纯从电压达标这个角度看的确具有优势，但若结合电网公司担当的社会责任、电压质量角度、线损率，则会发现模型 5 电压偏移增加了 849.96 pu，增加 10.67%，说明全年电压不够优质，电压极易越下限，抗外部扰动较差；网络损耗增加了 38.51 MWh，增加 18.42%，从这一角度看说明一定程度上削弱了经济性，且难以满足线损率考核达标的要求。

分析以上对比结果可知，基于 DR 的偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型综合性能表现更佳，能够有效应对偏远山区问题，在经济不发达前提下，大幅增强电压优质性，显著降低网络损耗。

5.3　模型求解对比分析

为验证模型转换优越性，设置以下对比方法：

方法 1：模型转换+IMOCOA 求解。

方法 2：COA+IMOCOA 分别求解上下层。

同一随机数种子下不同求解方法对比结果如表 5 所示。

2 种方法各项指标的求解精度均不超过 1%，说明 2 种方法均能实现有效求解，但在求解时间上，方法 1 相较方法 2 减少 76.80%，计算速度显著提高，实验性能大幅增强。

为验证所提 IMOCOA 的优越性，分别采用最经典的 NSGA2、多目标粒子群(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法与 IMOCOA 求解转换后的模型。所得 Pareto 前沿解对比如图 5 所示。分析可知：IMOCOA 相较于 NSGA2 和 MOPSO 所得结果收敛性更好，所得最优折衷解的年综合成本、年电压偏移量、年网络总损耗分别为 688.47 万元、7 964.87 pu、209.11 MWh；NSGA2 的最优折衷解分别为 709.12 万元、8 163.99 pu、230.02 MWh；MOPSO 的最优折衷解分别为 716.61 万元、8 124.17 pu、215.38 MWh；IMOCOA 比 NSGA2 和 MOPSO 的精度更高一些。

表 5　不同求解方法对比结果

Table 5　Comparison results of different solution methods

方法	年综合成本/万元	电压偏移量/pu	网络总损耗/MWh	求解时间/min
1	688.47	7 964.87	209.11	678
2	699.78	7 903.71	205.92	2 912

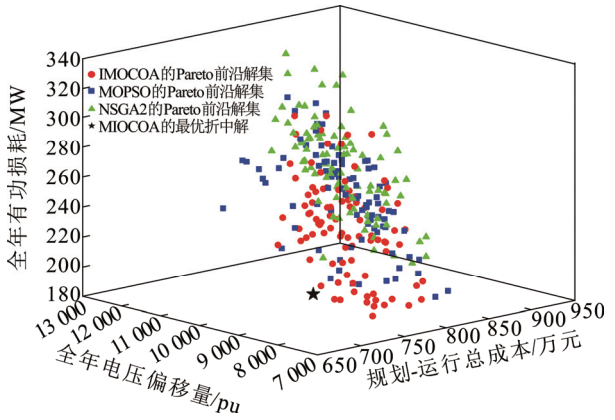


图 5　Pareto 前沿解对比图

Fig.5　Comparison chart of Pareto frontier solutions

6　结论

1）提出的偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型，针对偏远山区地理因素复杂、经济不发达、光照资源丰富、居民负荷分散、供电距离长、电网结构薄弱、电压质量差、有功损耗高等特点，结合内循环环境 EV 下沉至广大农村与山区的现实因素，创新性地将偏远山区电动汽车充电桩提前统筹，纳入配电网规划范围，综合考虑 PV、BESS 和 EVSE 优化配置，在有限成本下，显著改善偏远山区配电网用电质量、降低网络损耗。

2）针对求解复杂优化配置双层模型收敛慢、精度低的问题，提出模型转换方法，显著提升求解效率，相比转换前模型其求解时间显著减少，实验性能大幅增强；基于 COA 与 Pareto 思想，采用外部归档集修剪策略、自适应网格技术、混沌映射策略、Levy 飞行策略，提出 IMOCOA 算法，相比 NSGA2、MOPSO 等经典多目标优化算法，收敛性更好，最优折衷解精度更高。

本研究针对偏远山区特点与用电需求，提出因地制宜的“光储充”解决方案，为优质经济供电和电动汽车普及提供理论支撑。然而，本研究在气象因素方面仅重点分析了季节特性典型场景，未充分考虑大雪、沙尘暴等极端天气对 PV 出力及 EVSE 使用效率的影响；未来可进一步探索动态电价策略、多能源协同优化、极端天气下的能源保障措施，为偏远山区提供更全面的解决方案。

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

参考文献　References

[1]　国家发展和改革委员会，国家能源局，国家乡村振兴局. 关于实施农村电网巩固提升工程的指导意见[EB/OL]. (2023-07-04)

[2025-04-16]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghxwj/202307/t20230714_1358371. html.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration, National Rural Revitalization Bureau. Guiding opinions on the implementation of rural power grid consolidation and upgrading project[EB/OL]. (2023-07-04)[2025-04-16]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghxwj/202307/t20230714_1358371. html.

[2] 国家发展和改革委员会，国家能源局. 关于加快推进充电基础设施建设更好支持新能源汽车下乡和乡村振兴的实施意见[EB/OL]. (2023-05-14)[2025-04-16]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202305/content_6874368. htm.
National Development and Reform Commission, National Energy Agency. Implementation opinions on accelerating the construction of charging infrastructure to better support new energy vehicles to the countryside and rural revitalization[EB/OL]. (2023-05-14)[2025-04-16]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202305/content_6874368.htm.

[3] 刘小寒，程 颖，王聘玺，等. “光储充”一体化公交充电设施两阶段鲁棒选址方法[J]. 中国公路学报，2024，37(4)：14-23.
LIU Xiaohan, CHENG Ying, WANG Pinxi, et al. Two-stage robust location approach for solar-powered bus-charging infrastructure integrated with energy storage[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(4): 14-23.

[4] 张 剑，蔡绍堂，杨 挺，等. 计及移动储能车的充电基础设施与配电网协同规划方法[J]. 中国电机工程学报，2025，45(11)：4216-4230.
ZHANG Jian, CAI Shaotang, YANG Ting, et al. Coordinated planning method of charging infrastructure and distribution grid taking into account mobile energy storage vehicles[J]. Proceedings of the CSEE,, 2025, 45(11): 4216-4230.

[5] 李帅兵，朱宇辰，谭九鼎，等. 计及负荷时空特性的高速公路链式微网光-储-充容量优化配置方法[J]. 电网技术，2025，49(7)：2768-2778.
LI Shuaibing, ZHU Yuchen, TAN Jiuding, et al. Optimal method for photovoltaic-storage-charging capacity configuration of microgrid-in-chain on expressways considering load spatio-temporal characteristics[J]. Power System Technology, 2025: 49(7): 2768-2778.

[6] 杨 楠，梁金正，丁 力，等. 考虑改造扩建和安全效能成本的光储一体化充电站规划方法[J]. 电网技术，2023，47(9)：3557-3567.
YANG Nan, LIANG Jinzheng, DING Li, et al. Integrated optical storage charging considering reconstruction expansion and safety efficiency cost[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3557-3567.

[7] LIN H, LIU S L, LIAO S W, et al. A two-stage robust optimal capacity configuration method for charging station integrated with photovoltaic and energy storage system considering vehicle-to-grid and uncertainty[J]. Energy, 2025, 319: 135057.

[8] ZHANG M J, YAN Q Y, GUAN Y J, et al. Joint planning of residential electric vehicle charging station integrated with photovoltaic and energy storage considering demand response and uncertainties[J]. Energy, 2024, 298: 131370.

[9] JANG S R, YOON A Y, KIM S S. Optimal capacity determination of photovoltaic and energy storage systems for electric vehicle charging stations[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 106: 114730.

[10] DONG X J, SHEN J N, LIU C W, et al. Simultaneous capacity configuration and scheduling optimization of an integrated electrical vehicle charging station with photovoltaic and battery energy storage system[J]. Energy, 2024, 289: 129991.

[11] 张家美，孙 凯，李洪涛，等. 考虑光-车-氢接入的新型城市配电网规划研究综述与展望[J]. 高电压技术，2024，50(3)：1067-1079.
ZHANG Jiamei, SUN Kai, LI Hongtao, et al. Review and prospect of future city distribution networks considering the integration of PV-EV-hydrogen[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1067-1079.

[12] 陈艳波，田昊欣，刘宇翔，等. 计及电动汽车需求响应的高速公路服务区光储充鲁棒优化配置[J]. 中国电机工程学报，2025，45(5)：1752-1766.
CHEN Yanbo, TIAN Haoxin, LIU Yuxiang, et al. Robust optimization configuration of photovoltaic-storage-charging integrated system in expressway service area considering demand response of electric vehicles[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(5): 1752-1766.

[13] 李 欣，马学东，赵天阳. 考虑再生制动能量不确定性的光储两相接入牵引供电系统能量优化调度[J/OL]. 高电压技术，2025：1-13 [2025-04-14]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520. hve. 20241722.
LI Xin, MA Xuedong, ZHAO Tianyang. Energy optimization scheduling of photovoltaic-storage two-phase integrated traction power supply system considering the uncertainty of regenerative braking energy[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025: 1-13[2025-04-14]. https://doi. org/10.13336/j. 1003-6520. hve. 20241722.

[14] 张忠会，雷大勇，蒋昌辉，等. 基于二阶锥规划和 NNC 法的交直流混合配电网双层规划模型及其求解方法[J]. 中国电机工程学报，2023，43(1)：70-84.
ZHANG Zhonghui, LEI Dayong, JIANG Changhui, et al. A bi-level planning model and its solution method of AC/DC hybrid distribution network based on second-order cone programming and NNC method[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 70-84.

[15] 卢志刚，刘钰杰，董文恺，等. 基于电−碳耦合运行的碳中和区光储联合转型规划[J]. 高电压技术，2023，49(4)：1350-1361.
LU Zhigang, LIU Yujie, DONG Wenkai, et al. Joint transformation planning of photovoltaic and storage in carbon neutralization area based on electric-carbon coupling operation[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(4): 1350-1361.

[16] 潘长宁，曾千城，肖 锋，等. 考虑偏远地区水光储阶段式双层优化短期调度策略[J]. 高电压技术，2025，51(1)：356-367.
PAN Changning, ZENG Qiancheng, XIAO Feng, et al. Short-term scheduling strategy for two-stage optimization of hydro-photovoltaic-storage in remote areas[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 356-367.

[17] FAN W, JU L W, TAN Z F, et al. Two-stage distributionally robust optimization model of integrated energy system group considering energy sharing and carbon transfer[J]. Applied Energy, 2023, 331: 120426.

[18] 王成磊，匡 熠，濮永现，等. 基于改进生成对抗网络场景生成的长-短期储能优化配置[J]. 高电压技术，2024，50(3)：1131-1144.
WANG Chenglei, KUANG Yi, PU Yongxian, et al. Optimal configuration of long-term and short-term energy storage based on improved generative adversarial network scenarios[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1131-1144.

[19] 王子辉，贾燕冰，韩肖清，等. 计及谐波静态电压稳定的配电网光储容量优化[J]. 高电压技术，2025，51(2)：864-875.
WANG Zihui, JIA Yanbing, HAN Xiaoqing, et al. Optimal capacity configuration of photovoltaic and storage in distribution network considering the influence of harmonic static voltage stability[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(2): 864-875.

[20] 李建林，谭宇良，王 含，等. 配网及光储微网储能系统配置优化策略[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1893-1902.
LI Jianlin, TAN Yuliang, WANG Han, et al. Research on configuration optimization of energy storage system in distribution network and optical storage microgrid[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1893-1902.

[21] 李　琦，韩运滨，白　章，等. 离网型风光发电联合制氢系统的协调运行策略与容量配置优化[J]. 中国电机工程学报，2024，44(20)：8136-8145.
LI Qi, HAN Yunbin, BAI Zhang, et al. Coordination operation strategy and capacity optimization of off-grid wind-solar hybrid hydrogen production system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(20): 8136-8145.

[22] 赵洪山，胡　浈，魏　伟，等. 考虑相关性的配电网分布式光伏承载能力提升方法[J]. 电力系统保护与控制，2025，53(1)：37-46.
ZHAO Hongshan, HU Zhen, WEI Wei, et al. A method to improve the carrying capacity of a distributed photovoltaic power distribution network considering correlation[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(1): 37-46.

[23] 罗　平，杨泽喆，张嘉昊，等. 考虑多场景充电需求预测的电动汽车充电站规划[J]. 高电压技术，2025，51(1)：368-378.
LUO Ping, YANG Zezhe, ZHANG Jiahao, et al. Electric vehicle charging station planning considering multi-scene charging demand forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 368-378.

[24] 田雪沁，杨　恒，袁铁江，等. 基于共享氢储能的电氢制充注一体站日前优化经济调度[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3551-3561.
TIAN Xueqin, YANG Heng, YUAN Tiejiang, et al. Optimized economic scheduling of electric hydrogen production and charging integrated station based on shared hydrogen energy storage ahead of time[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3551-3561.

[25] 陈　鑫，王　果，闵永智，等. 计及低碳与经济的配电网源-网-荷-储协同规划模型[J]. 电力系统保护与控制，2025，53(7)：1-15.
CHEN Xin, WANG Guo, MIN Yongzhi, et al. A source-network-load-storage collaborative planning model for a distribution network considering low carbon and economy[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(7): 1-15.

[26] 王振浩，王振霆，王泽一，等. 含高渗透率 DPV 交直流混合配电网多时间尺度分布式电压优化[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3466-3476.
WANG Zhenhao, WANG Zhenting, WANG Zeyi, et al. Multi-time scale distributed voltage optimization for high penetration photovoltaic AC/DC hybrid distribution networks[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3466-3476.

[27] 陈海鹏，唐俊敏，吴　昊，等. 计及电动汽车需求响应与碳配额收益的配电网优化调度[J]. 电网技术，2025，49(7)：2841-2851.
CHEN Haipeng, TANG Junmin, WU Hao, et al. Optimal scheduling of distribution network considering electric vehicle demand response and carbon quota revenue[J]. Power System Technology, 2025, 49(7): 2841-2851.

[28] DEHGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKÁ E, et al. Coati optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259: 110011.



王　果(通信作者)
1977—，女，博士，教授，博导
主要从事电能质量分析与控制、电力电子技术及其应用、电力设备在线监测技术方面的研究工作
E-mail: wangguo@lzjtu.edu.cn

WANG Guo
Ph.D., Professor
Corresponding author



李　瑞
1999—，女，硕士生
主要研究方向为配电网调度与优化
E-mail: 936923172@qq.com

LI Rui

收稿日期　2025-02-18　在线出版日期　2025-04-28　　编辑　程子丰

附录 A

BESS 通过充放电过程实现削峰填谷，其运行状态可由各时刻荷电状态来表征[16]，如式(A1)所示。

$$E_{i,s,t+1}^{\mathrm{BESS}}=\left(1-\sigma\right)\cdot E_{i,s,t}^{\mathrm{BESS}}+\left(P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},+}\eta^{+}-P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},-}/\eta^{-}\right)\Delta t \tag{A1}$$

式中：σ为 BESS 的自放电率；$P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},+}$、$P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},-}$分别为节点 i 的 BESS 在 s 季节 t 时段充、放电功率；$E_{i,s,t}^{\mathrm{BESS}}$、$E_{i,s,t+1}^{\mathrm{BESS}}$分别为节点 i 的 BESS 在 s 季节 t 时段、t+1 时段的荷电量；η^{+}和 η^{-}分别为充、放电效率；Δt 为时间间隔，取 1 h。

附录 B

(1) 支路电流法潮流约束

$$\begin{cases}\displaystyle\sum_{k\in\Omega^{\mathrm{Line}}(j,:)}P_{jk,s,t}-\sum_{i\in\Omega^{\mathrm{Line}}(:,j)}\left(P_{ij,s,t}-I_{ij,s,t}^{2}R_{ij}\right)=\\ \left(P_{j,s,t}^{\mathrm{PV}}+P_{j,s,t}^{\mathrm{BESS},-}+P_{j,s,t}^{\mathrm{out}}\right)-\left(P_{j,s,t}^{\mathrm{Load}}+P_{j,s,t}^{\mathrm{BESS},+}+P_{j,s,t}^{\mathrm{EVSE}}+P_{j,s,t}^{\mathrm{in}}\right)\\ \displaystyle\sum_{k\in\Omega^{\mathrm{Line}}(j,:)}Q_{jk,s,t}-\sum_{i\in\Omega^{\mathrm{Line}}(:,j)}\left(Q_{ij,s,t}-I_{ij,s,t}^{2}X_{ij}\right)=\\ \left(Q_{j,s,t}^{\mathrm{PV}}+Q_{j,s,t}^{\mathrm{out}}\right)-\left(Q_{j,s,t}^{\mathrm{Load}}+Q_{j,s,t}^{\mathrm{EVSE}}+Q_{j,s,t}^{\mathrm{in}}\right)\\ U_{j,s,t}^{2}=U_{i,s,t}^{2}-2\left(P_{ij,s,t}R_{ij}+Q_{ij,s,t}X_{ij}\right)+I_{ij,s,t}^{2}\left(R_{ij}^{2}+X_{ij}^{2}\right)\\ I_{ij,s,t}^{2}=\left(P_{ij,s,t}^{2}+Q_{ij,s,t}^{2}\right)/U_{i,s,t}^{2},\forall ij\in\Omega^{\mathrm{Line}}\end{cases} \tag{B1}$$

式中：$\Omega^{\mathrm{Line}}\left(j,:\right)\Omega^{\mathrm{Line}}(j,:)$为以 j 为 from 节点所在支路的 to 节点集合；$\Omega^{\mathrm{Line}}\left(:,j\right)$为以 j 为 to 节点所在支路的 from 节点集合；$P_{ij,s,t}$ ($Q_{ij,s,t}$)、$P_{jk,s,t}$ ($Q_{jk,s,t}$)分别为支路 ij、支路 jk 上的有功(无功)功率；X_{ij} 为支路 ij 的电抗；$P_{j,s,t}^{\mathrm{PV}}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{BESS},-}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{out}}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{Load}}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{BESS},+}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{EVSE}}$、$P_{j,s,t}^{\mathrm{in}}$分别为 s 季节 t 时段流入 j 节点的 PV 有功、BESS 放电、转出负荷有功、原始负荷有功、BESS 充电、EVSE 有功、转入负荷有功；$Q_{j,s,t}^{\mathrm{PV}}$、$Q_{j,s,t}^{\mathrm{out}}$、$Q_{j,s,t}^{\mathrm{Load}}$、$Q_{j,s,t}^{\mathrm{EVSE}}$、$Q_{j,s,t}^{\mathrm{in}}$分别为 s 季节 t 时段流入 j 节点的 PV 无功、转出负荷无功、原始负荷无功、EVSE 无功、转入负荷无功；$U_{i,s,t}$、$U_{j,s,t}$分别为 s 季节 t 时段节点 i、节点 j 的电压。

(2) 节点电压约束

$$U_{i,\min}\le U_{i,s,t}\le U_{i,\max},\forall i\in\Omega^{\mathrm{Bus}} \tag{B2}$$

式中：$U_{i,\min}$、$U_{i,\max}$分别为节点 i 的电压下限、上限。

(3) 支路电流约束

$$0\le I_{ij,s,t}\le I_{ij,\max},\forall ij\in\Omega^{\mathrm{Line}} \tag{B3}$$

式中：$I_{ij,\max}$为支路 ij 允许流过的最大安全电流。

(4) 上级电网流入本级电网功率约束

$$\begin{cases}P_{\min}^{\mathrm{Gen}}\le\displaystyle\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{Line}}(1,:)}P_{1j,s,t}\le P_{\max}^{\mathrm{Gen}}\\ Q_{\min}^{\mathrm{Gen}}\le\displaystyle\sum_{j\in\Omega^{\mathrm{Line}}(1,:)}Q_{1j,s,t}\le Q_{\max}^{\mathrm{Gen}}\end{cases} \tag{B4}$$

式中：$Q_{1j,s,t}$为 s 季节 t 时段上级电网流入本级电网的无功功率；$P_{\min}^{\mathrm{Gen}}$ ($Q_{\min}^{\mathrm{Gen}}$)、$P_{\max}^{\mathrm{Gen}}$ ($Q_{\max}^{\mathrm{Gen}}$)分别为上级电网流入本级电网的有功(无功)功率下限、上限。

(5) PV 运行约束

$$\begin{cases}0\le P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}\le P_{i,s,t}^{\mathrm{PV,max}},\forall i\in\Lambda^{\mathrm{PV}}\\ Q_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}=P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}\tan\varphi^{\mathrm{PV}},\forall i\in\Lambda^{\mathrm{PV}}\end{cases} \tag{B5}$$

式中：φ^{PV}为 PV 的功率因数角，功率因数取 0.98。

(6) BESS 运行约束

$$\begin{cases}\xi_{i,s,t}^{+}+\xi_{i,s,t}^{-}\le 1\\ 0\le P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},+}\le\xi_{i,s,t}^{+}P_{i}^{\mathrm{BESS,max}}\\ 0\le P_{i,s,t}^{\mathrm{BESS},-}\le\xi_{i,s,t}^{-}P_{i}^{\mathrm{BESS,max}}\\ \tau_{\min}^{\mathrm{BESS}}E_{i}^{\mathrm{BESS,max}}\le E_{i,s,t}^{\mathrm{BESS}}\le\tau_{\max}^{\mathrm{BESS}}E_{i}^{\mathrm{BESS,max}}\\ E_{i,s,1}^{\mathrm{BESS}}=E_{i,s,25}^{\mathrm{BESS}}=\tau_{\mathrm{initial}}^{\mathrm{BESS}}E_{i}^{\mathrm{BESS,max}}\\ \forall i\in\Lambda^{\mathrm{BESS}}\end{cases} \tag{B6}$$

式中：$\xi_{i,s,t}^{+}$、$\xi_{i,s,t}^{-}$分别为 BESS 充、放电状态，为 0-1 二进制整型变量；$P_{i}^{\mathrm{BESS,max}}$为节点 i 的 BESS 额定充放电功率；EBESS,max i 为节点 i 的 BESS 电量上限；$E_{i,s,1}^{\mathrm{BESS}}$、$E_{i,s,25}^{\mathrm{BESS}}$分别为节点 i 在 s 季节的当日零点、次日零点 BESS 的初始电量；$\tau_{\min}^{\mathrm{BESS}}$、$\tau_{\max}^{\mathrm{BESS}}$、$\tau_{\mathrm{initial}}^{\mathrm{BESS}}$分别为 BESS 荷电量的下限、上限、初始值。

(7) EVSE 约束

$$\begin{cases}0\le P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}\le P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE,max}},\forall i\in\Lambda^{\mathrm{EVSE}}\\ Q_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}=P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}\tan\varphi^{\mathrm{EVSE}},\forall i\in\Lambda^{\mathrm{EVSE}}\\ P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE,max}}=x_{i}^{\mathrm{EVSE}}P^{\mathrm{EVSE,max}},\forall i\in\Lambda^{\mathrm{EVSE}}\end{cases} \tag{B7}$$

式中：$P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}$、$P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE,max}}$分别为节点 i 的 EVSE 在 s 季节 t 时段有功功率、最大有功功率，$P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE}}$根据 2.1.3 节的方法得到；$P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE,max}}$根据节点 i 配置的 EVSE 数量与 EVSE 的最大功率 $P^{\mathrm{EVSE,max}}$ 决定。

(8) DR 约束

DR 约束参见文献[25]。

附录 C

1 模型转换

采用参数关联、二阶锥转换法将原混合整数非线性双层模型转换为单层混合整数线性规划模型，使上下层“光储充”参数关联统一，转换方法如下：

(1) PV、BESS、EVSE 上、下层关联方法

$$\begin{cases} P_{i,s,t}^{\mathrm{PV,max}} = P_{s,t}^{\mathrm{PV,max}} x_i^{\mathrm{PV}} & ,i \in \Lambda^{\mathrm{PV}} \\ P_i^{\mathrm{BESS,max}} = P^{\mathrm{BESS,max}} x_i^{\mathrm{BESS}} & ,i \in \Lambda^{\mathrm{BESS}} \\ E_i^{\mathrm{BESS,max}} = E^{\mathrm{BESS,max}} x_i^{\mathrm{BESS}} & ,i \in \Lambda^{\mathrm{BESS}} \\ P_{i,s,t}^{\mathrm{EVSE,max}} = P_{s,t}^{\mathrm{EVSE,max}} x_i^{\mathrm{EVSE}} & ,i \in \Lambda^{\mathrm{EVSE}} \end{cases} \tag{C1}$$

式中：$P_{s,t}^{\mathrm{PV,max}}$、$P_{s,t}^{\mathrm{EVSE,max}}$分别为单台 PV、EVSE 在 s 季度 t 时段的最大有功出力；$P^{\mathrm{BESS,max}}$ 为单台 BESS 充放电功率上限；$E^{\mathrm{BESS,max}}$ 为单台 BESS 电量上限。

(2) 使用上述方法替换掉双层模型中的对应项，以获取同时包含上下层模型决策变量的新模型，模型结构如下所示。

$$\begin{cases} \min\limits_{x^{\mathrm{I}}} F_{\mathrm{all}}\left(x_{\mathrm{I}}, x_{\mathrm{O}}\right) = \left\{C_{\mathrm{I}} + C_{\mathrm{O}}, \Delta U_{\mathrm{all}}, P_{\mathrm{loss}}\right\} \\ \text{s.t.} \quad G_{\mathrm{all}}\left(x_{\mathrm{I}}\right) \le 0, g_{\mathrm{all}}\left(x_{\mathrm{I}}, x_{\mathrm{O}}\right) \le 0 \\ \qquad H_{\mathrm{all}}\left(x_{\mathrm{I}}\right) = 0, h_{\mathrm{all}}\left(x_{\mathrm{I}}, x_{\mathrm{O}}\right) = 0 \end{cases} \tag{C2}$$

式中：$F_{\mathrm{all}}(\bullet)$ 为转换后模型的目标函数形式；$G_{\mathrm{all}}(\bullet)$、$H_{\mathrm{all}}(\bullet)$、$g_{\mathrm{all}}(\bullet)$、$h_{\mathrm{all}}(\bullet)$为变量替换后单层模型的约束条件形式。

2 模型求解

转换后的最终模型实际上是一个单层多目标混合整数优化问题，商业求解器在求解单目标问题下才具有显著优势，若将其结合赋权法则面临权重难以确定以及归一化问题，故本文采用智能优化算法。对于算法的选择需考虑以下问题：(1) 理论方面。竞争性较强，需有较好的收敛性与全局寻优能力，能解决实际问题；(2) 参数方面。最好无超参数设置，防止反复调整超参数以及超参数对计算结果的影响；(3) 精度方面。需有较高的精度以使优化配置结果更好的进行理论指导。因此，本文选择浣熊优化算法(Coati Optimization Algorithm, COA)。

COA 是由 Dehghani Mohammad 等人于 2023 年提出的新型元启发式优化算法，相比于遗传算法、粒子群算法等经典算法，其虽然计算速度有所下降，但具有更快的收敛速度和更高的寻优精度，因此总计算速度依旧较快，且无超参数设置，降低了计算过程中性能下降的风险。但该算法为单目标优化算法，转换后模型属于多目标问题，因此，基于 COA 与 Pareto 思想，引入快速非支配排序的自适应网格解修剪策略，提出一种新型的多目标浣熊优化算法 MOCOA 并进行改进，开发出 IMOCOA 算法。

2.1 MOCOA 算法

(1) 非支配关系

在最小化问题中，对任意的两个个体 x_1 与 x_2，当且仅当 x_1、x_2 满足式(C3)时，为 Pareto 支配关系，即 x_1 支配 x_2，符号相反时为 x_2 支配 x_1，否则 x_1 与 x_2 互不支配。

$$\begin{cases} f_i\left(x_1\right) \le f_i\left(x_2\right), \forall i \in \left\{1,2,3...f_{\mathrm{num}}\right\} \\ f_i\left(x_1\right) < f_i\left(x_2\right), \exists i \in \left\{1,2,3...f_{\mathrm{num}}\right\} \end{cases} \tag{C3}$$

式中：$f_i(\bullet)$ 为第 i 个目标函数表达式；x_1、x_2 为任意 2 个可行解；f_{num} 为目标函数个数。

(2) 快速非支配排序

首先，对于种群中的所有个体，依次分别计算支配每个个体的个体个数 $n_{\mathrm{individual}}$ 和每个个体支配的个体的集合 $S_{\mathrm{individual}}$，每个个体该计算过程完成后，将当前的 $n_{\mathrm{individual}}$ 等于 0 的个体全部计入 Pareto 支配等级 1 中，记为 F_1；然后，将 F_1 中的个体暂时“移出”种群，并再次重复上述过程，将 $n'_{\mathrm{individual}}$ 等于 0 的个体全部计入 Pareto 支配等级 2 中，记为 F_2；循环往复直至整个种群所有个体排序完毕。F_1 中的个体即为种群中非支配个体。

(3) 外部归档集策略

外部归档集 R_{ep} 大小与种群中个体数相同，用于存储寻优过程中精英非支配解归档集最开始是空的，首先将初始化种群的 F_1 中的所有个体存储，然后开始将每次迭代后种群的 F_1 中的所有个体存储，比较新存入的个体与原 R_{ep} 中个体的非支配关系，并对 R_{ep} 进行更新。

(4) 自适应网格技术

首先，遍历外部归档集 R_{ep} 中每个个体，根据设置的网格分格数与网格密度系数自适应创建网格，然后，提取所有个体的网格并计算这些网格中分别存储的个体数量，个体越少越好，最后，确定 R_{ep} 中每个个体的被选择概率。如果 R_{ep} 中的个体溢出，则采用第(8)步外部归档集修剪策略并重新进行自适应网格划分。

(5) 当前全局最优个体选取策略

计算出 R_{ep} 中每个个体的网格信息后，用轮盘赌选择策略从 R_{ep} 中选取当前全局最优个体 L_{eader}。

(6) 种群全局寻优更新操作

对种群中前一半个体、后一半个体分别通过式(C4)、式(C5)进行全局寻优。

$$X_{p,q}^{g_{\mathrm{en}}+1} = X_{p,q}^{g_{\mathrm{en}}} + r \cdot \left(L_{\mathrm{eader},q} - I \cdot X_{p,q}^{g_{\mathrm{en}}}\right) \tag{C4}$$

$$\begin{cases} X_{p,q}^{g_{\text{en}}+1}=X_{p,q}^{g_{\text{en}}}+r\cdot\left(I_{\text{guana},q}-I\cdot X_{p,q}^{g_{\text{en}}}\right) & F_{I_{\text{guana}}}<F_{X_p^{g_{\text{en}}}} \\ X_{p,q}^{g_{\text{en}}+1}=X_{p,q}^{g_{\text{en}}}+r\cdot\left(X_{p,q}^{g_{\text{en}}}-I_{\text{guana},q}\right) & F_{I_{\text{guana}}}\geq F_{X_p^{g_{\text{en}}}} \end{cases} \tag{C5}$$

式中：$X_{p,q}^{g_{\text{en}}}$ 为第 g_{en} 次迭代第 p 个个体的第 q 个决策变量；r 为[0, 1]的均匀随机数；I 为 1 或 2 的均匀随机整数；$I_{\text{guana},q}$ 为随机生成的一个新的可行解个体的第 q 个决策变量；$F_{X_p^{g_{\text{en}}}}$ 为第 g_{en} 次迭代第 p 个个体的适应度函数值，在本文为目标函数值。

(7) 种群局部寻优更新操作

种群所有个体通过式(C6)进行局部寻优。

$$\begin{cases} L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}=L_{\text{b},q}/g_{\text{en}}\,,\quad U_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}=U_{\text{b},q}/g_{\text{en}} \\ X_{p,q}^{g_{\text{en}}+1}=X_{p,q}^{g_{\text{en}}}+ \\ \quad(1-2r)\left(L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}+r\cdot\left(U_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}-L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}\right)\right) \end{cases} \tag{C6}$$

式中：$L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}$、$U_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}$ 分别为第 q 个决策变量下限、上限的第 g_{en} 次迭代的自适应值；$L_{\text{b},q}$、$U_{\text{b},q}$ 分别为第 q 个决策变量下限、上限。

(8) 外部归档集修剪策略

将更新后的种群采用快速非支配排序将非支配解加入外部归档集后，若超出归档集的限制且不在同一 Pareto 等级，则采用 Pareto 支配关系进行修剪，剔除被支配的个体；若在同一 Pareto 等级，则采用轮盘赌选择策略根据自适应网格技术计算的概率剔除相对较差个体，直至满足归档集的阈值，该集的个体即为历次迭代种群中的精英个体，也即 Pareto 最优前沿解。

(9) 最优折中解选取策略

得到 Pareto 最优前沿解集后，为了给决策者提供参考，基于模糊数学与归一化思想，采用模糊隶属度方法，如式(C7)所示。

$$H_k=\begin{cases} 1 & u_k<u_{i\min} \\ \dfrac{u_{k\max}-u_k}{u_{k\max}-u_{k\min}} & u_{k\min}<u_k<u_{k\max} \\ 0 & u_{k\max}<u_k \end{cases} \tag{C7}$$

式中：u_k 为第 k 个目标函数值；$u_{k\max}$ 和 $u_{k\min}$ 分别为第 k 个目标函数的上、下限。

在所有解决方案中，采用式(C8)计算满意度，具有最高满意度值的为最佳折衷方案。

$$H=\frac{1}{3}\sum_{k=1}^{3}H_k \tag{C8}$$

2.2 IMOCOA 算法

提出的MOCOA方法不仅确保了解决方案的收敛性，也兼顾了解的多样性，而且无任何超参数设置问题，但分析可知仍具有以下问题：(1) 随机初始造成个体分布不够均匀，种群多样性不足；(2) 后期易陷局部最优的问题。为此针对问题 1，引入 Tent 混沌策略；针对问题 2，在局部寻优阶段引入 Levy 飞行策略对本文所提 MOCOA 进行进一步改进。

(1) Tent 混沌映射策略

由于 Tent 映射可生成均布于[0, 1]的初始值，具有更好的遍历性、均匀性，因此利用 Tent 映射生成[0, 1]均匀随机变量 y，数学表达式为：

$$y_{p,q+1}=\begin{cases} \dfrac{y_{p,q}}{u} & ,0\leq y_{p,q}\leq u \\ \dfrac{1-y_{p,q}}{1-u} & ,u\leq y_{p,q}\leq 1 \end{cases} \tag{C9}$$

式中：u 取 0.5；$y_{p,q}$、$y_{p,q+1}$ 分别为第 p 个个体第 q、q+1 个决策变量；当 q=1 时，$y_{p,q}$ 由随机函数产生。

再将其变换到个体解空间，增加初始种群多样性，个体初始解的数学表达式为：

$$X_{p,q}=L_{\text{b},q}+y_{p,q}\cdot\left(U_{\text{b},q}-L_{\text{b},q}\right),\ p=1,2,3\ldots,P_{\text{op}} \tag{C10}$$

式中：$X_{p,q}$ 为初始化种群个体可行解第 p 个个体的第 q 个决策变量；P_{op} 表示种群数量。

(2) Levy 飞行策略

Levy 飞行本质是一种随机的概率分布，有较高概率出现大跨步而跳出局部最优点，数学表达式为：

$$\begin{cases} \sigma_{\text{u}}=\dfrac{\Gamma\left(1+\alpha_{\text{evy}}\right)\cdot\sin\left(\pi\alpha_{\text{evy}}/2\right)}{\Gamma\left(\left(1+\alpha_{\text{evy}}\right)/2\right)\cdot\alpha_{\text{evy}}\cdot 2^{\left(\alpha_{\text{evy}}-1\right)/2}},\ \sigma_{\text{v}}=1 \\ L_{\text{evy}}=0.01\dfrac{u}{|v|^{1/\alpha_{\text{evy}}}} \end{cases} \tag{C11}$$

式中：u 是服从 $N\left(0,\sigma_u^2\right)$ 的正态分布随机数；v 是服从 $N\left(0,\sigma_v^2\right)$ 的正态分布随机数；L_{evy} 是模拟 Levy 飞行路径值；α_{evy} 取 1.5。

则式(C6)的第 3 项更新为：

$$\begin{aligned} &X_{p,q}^{g_{\text{en}}+1}=L_{\text{evy}}\cdot X_{p,q}^{g_{\text{en}}}+ \\ &(1-2r)\cdot\left(L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}+r\cdot\left(U_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}-L_{\text{b,local},q}^{g_{\text{en}}}\right)\right) \end{aligned} \tag{C12}$$

2.3 求解流程

双层模型转换后可以在同一层直接求得 PV、BESS、EVSE 选址定容规划方案以及 PV 出力、BESS 充放电功率、需求响应的最优运行方案。具体求解步骤如下，其流程图如图 C1 所示。

Step1：初始化 IMOCOA 参数。采用 Tent 混沌策略初始化种群，检验是否满足约束条件，不满足

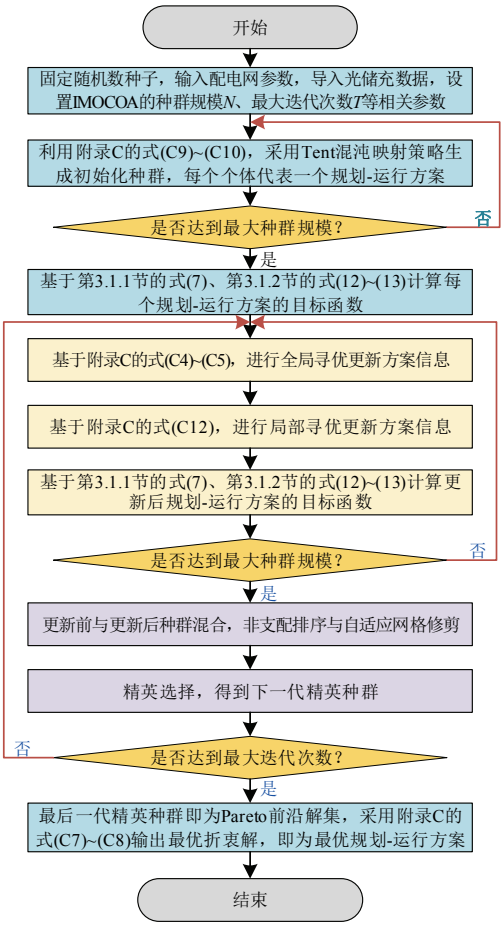


图 C1　求解流程图

Fig.C1　Flowchart of the solution

则重新生成，直至满足并计算每个个体的适应度值。

Step2：快速非支配排序。首先得到每个个体的非支配等级和被支配个体数量的信息；其次建立外部归档集，并计算自适应网格信息；然后根据轮盘赌选择策略选取当前全局最优解。

Step3：更新迭代。基于全局寻优阶段与改进后的局部寻优阶段公式更新各个体信息，检验是否满足约束条件，不满足则重新更新，直至满足并计算每个个体的适应度值。

Step4：外部归档集修剪。更新 R_{ep}，进行快速非支配排序，剔除被支配个体与较劣个体，直至达到设定的归档集阈值，即为历次迭代种群精英个体。

Step5：重复 Step3~Step4，直至达到设定的迭代次数或收敛误差精度。

Step6：最优折中解选取。采用最优折中解选取策略得到最优折中解并输出结果，即最优规划-运行方案。

附录 D

表 D1　PV、BESS、EVSE 参数

Table D1　PV, BESS, EVSE parameters

类型	单台额定容量	单台投资费用/万元	单位电量维护费用/(元/kWh)	贴现率	全寿命周期
PV	140 kW	63	0.15		25 年
BESS	100 kW/600 kWh	96	0.15	6%	25 年
EVSE	7 kW	0.3	0.15		25 年

表 D2　PV、BDSS、EVSE 限制

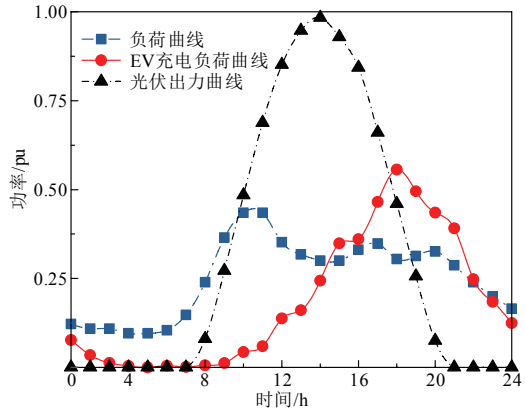
Table D2　PV, BESS, EVSE restrictions

类型	待选安装位置	规划位置数量/个	各位置最小安装数量/个	各位置最大安装数量/个
PV	2、3、4、6、8、10、12、15、18、20、26、27、29、30、31、32		1	5
BESS	3、6、9、14、18、20、28、29、31、33	3	1	5
EVSE	6、7、9、14、18、20、21、30、31、33		5	30

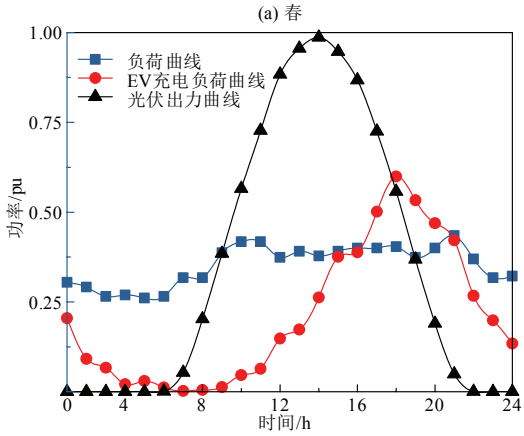
表 D3　偏远山区各时段电价

Table D3　Electricity tariffs for remote mountainous areas by time of day

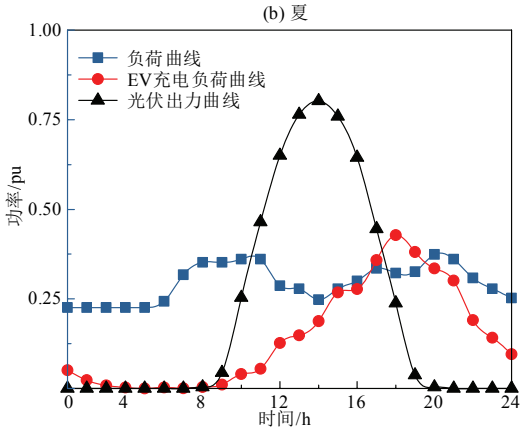
峰谷时段	时段	电价/(元·kWh^{-1})
低谷	02:00—03:00、11:00—16:00	0.261
正常	01:00，17:00，24:00 04:00—06:00、09:00—10:00	0.510
高峰	07:00—08:00、18:00—23:00	0.759



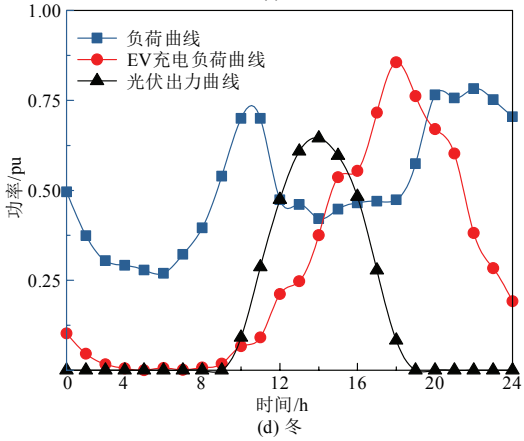
(a) 春



(b) 夏



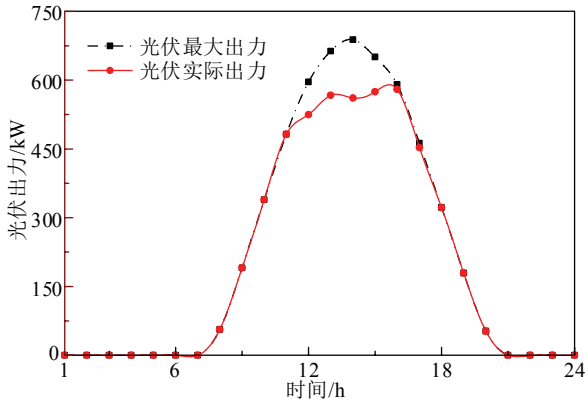
(c) 秋



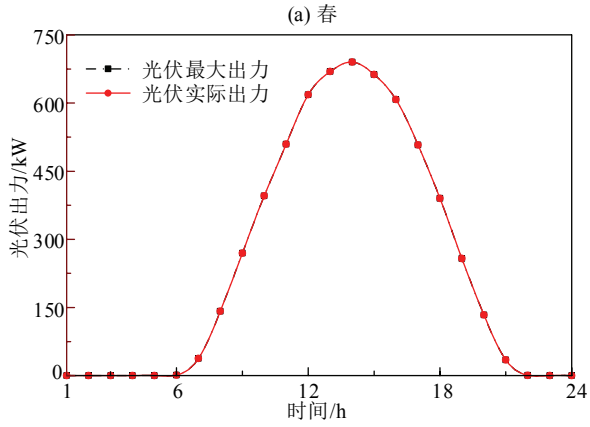
(d) 冬

图 D1　光伏、负荷四季典型日出力及 EV 充电负荷曲线

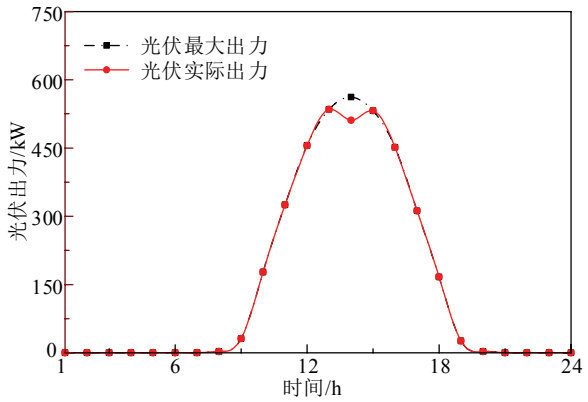
Fig.D1　Typical daily output curve of photovoltaic and load in four seasons and EV charging load curve



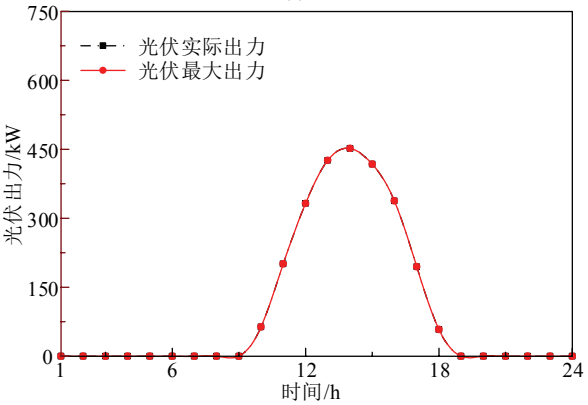
(a) 春



(b) 夏



(c) 秋



(d) 冬

图 D2　27 节点 PV 四季弃光情况图

Fig.D2　27-node PV four-season light abandonment map

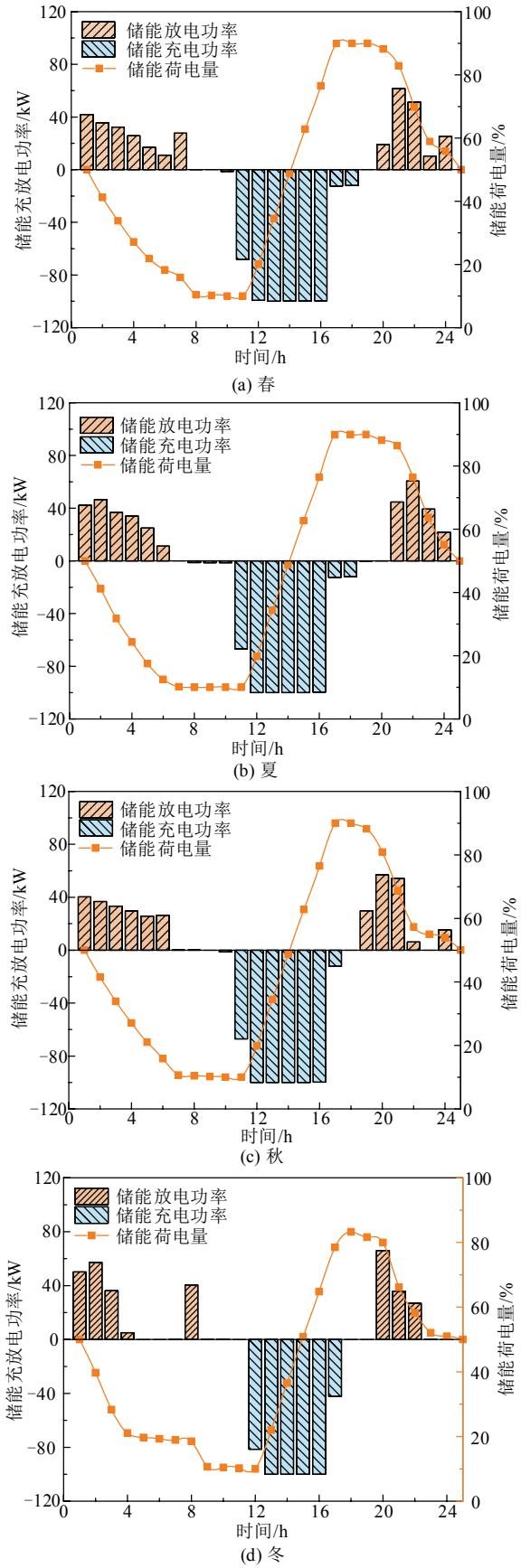


图 D3　18 节点 BESS 四季充放电情况

Fig.D3　Charging and discharging of the 18-node BESS for four seasons

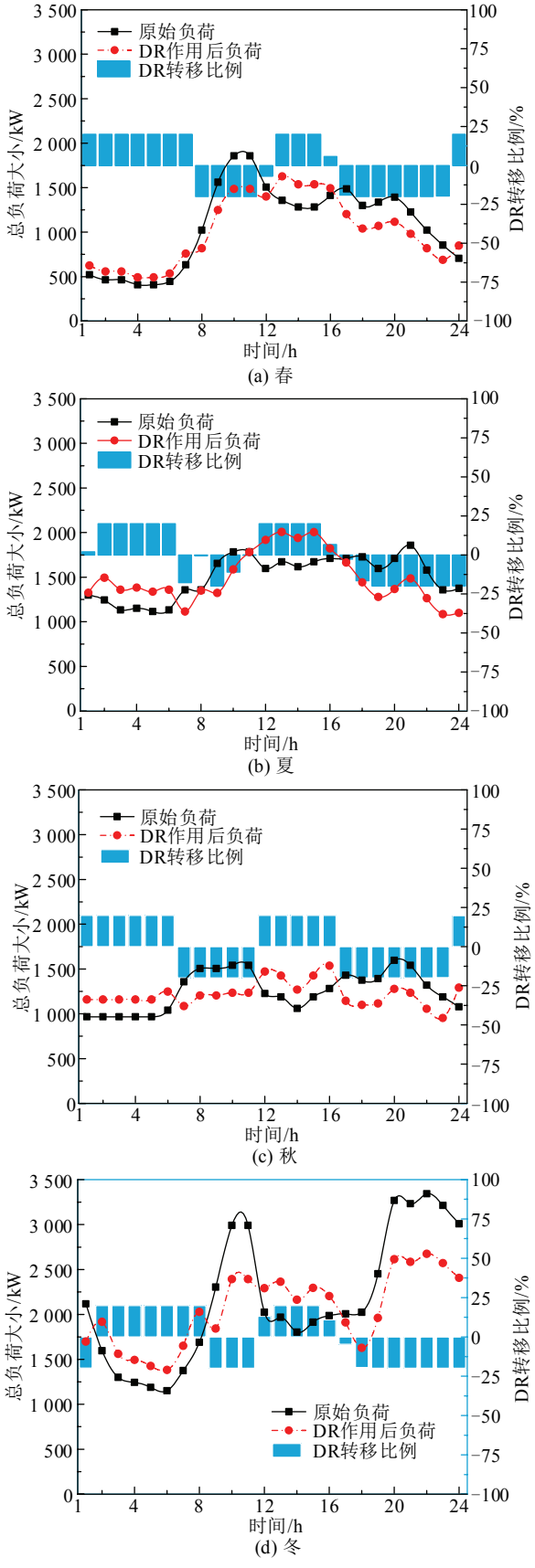


图 D4　四季全时段总负荷削峰填谷图

Fig.D4　Four-season, full-time total load shaving map

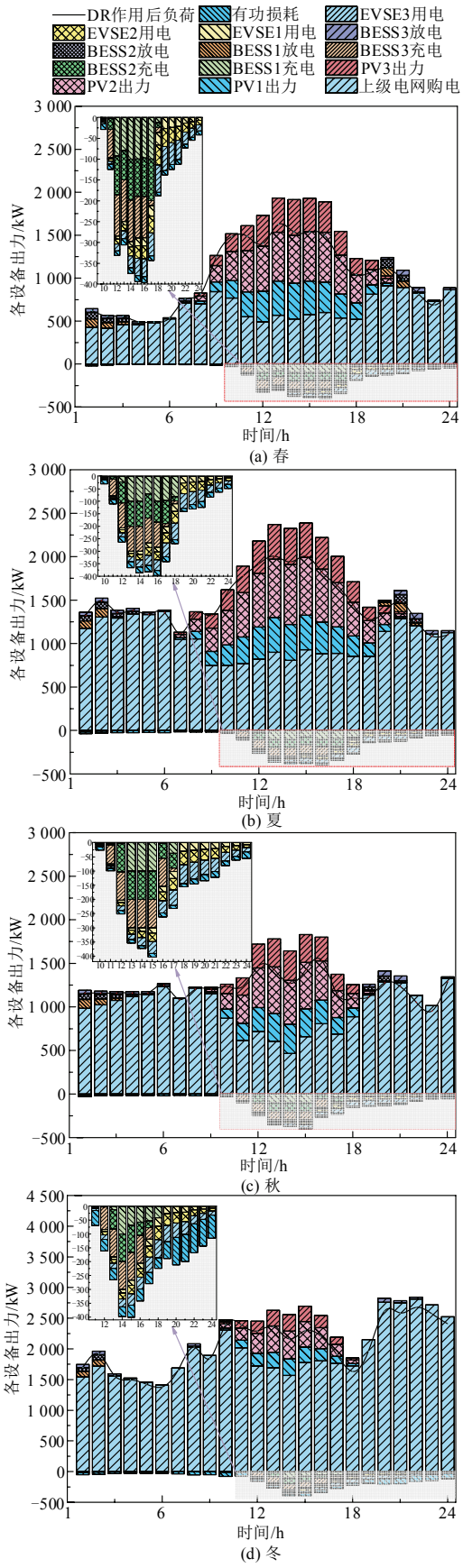


图 D5　四季各设备出力情况

Fig.D5　Output of each piece of equipment during the four seasons

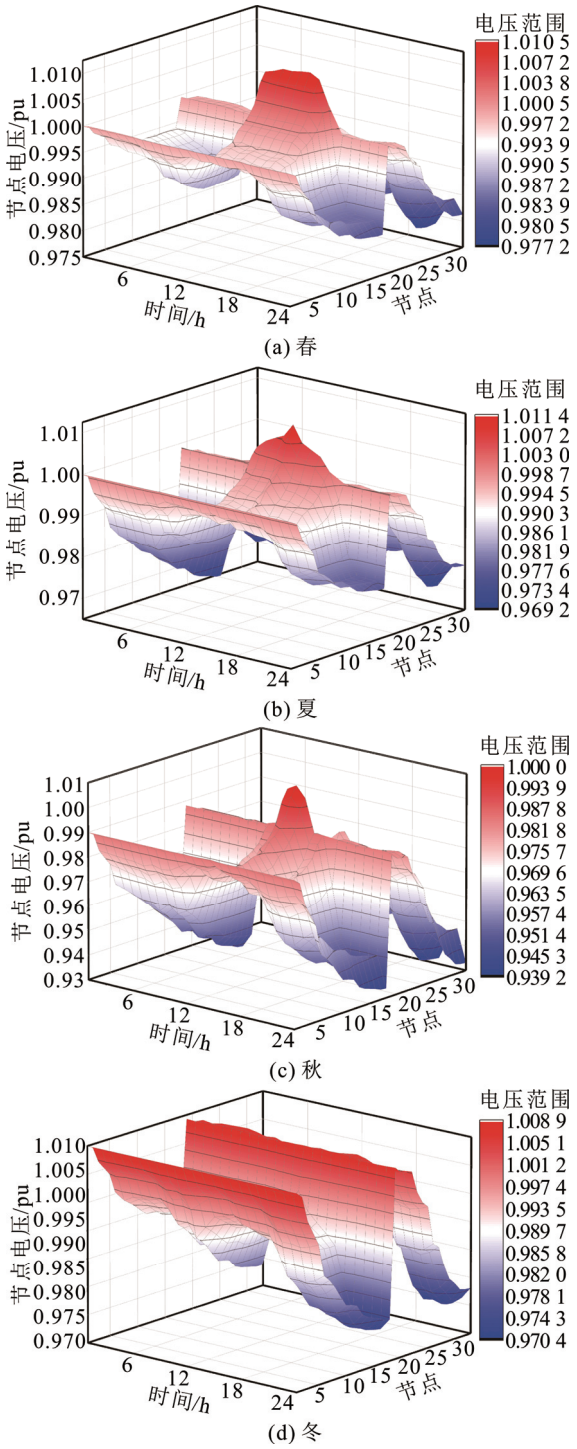


图 D6　全年各节点电压图

Fig.D6　Annual voltage diagram of each node

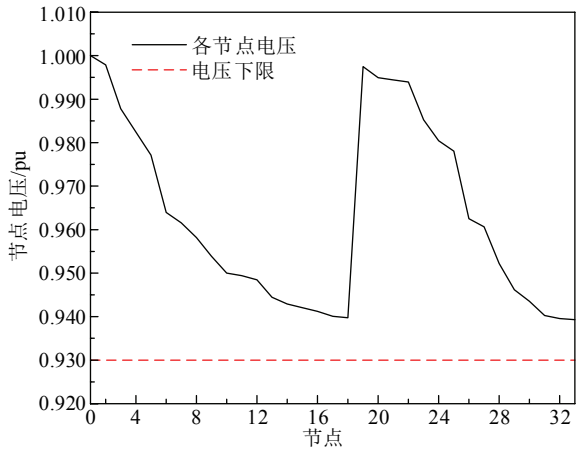


图 D7　最低电压值所在时段的各节点电压图

Fig.D7　The voltage diagram of each node in the period of the lowest voltage value

附录 E

以西部陕南某偏远山区实际配电网为研究对象，完整拓扑图如图 E1 所示，电压基准值为 10 kV，负荷功率基准值为 2 990+j 1 274 kVA，共 52 个节点，其中无负荷节点(偏远山区联络节点)共 20 个，该类节点为带有小部分平坦地区的地形，需监视其电压水平，散户节点 14 个，居民区节点 18 个，共 332 户，10 kV 线路总长度 16.24 km，导线型号为 LGJ-50，根据我国 10 kV 配电网电压偏差±7%要求，电压上下限分别为 1.070 0 pu、0.930 0 pu；PV、BESS、EVSE 的具体参数如表 E1 所示，弃光成本 0.4 元/kWh；BESS 每日初始荷电量为 30%，上下限分别为 90%、10%，充放电效率均为 0.9；受偏远山区地理因素限制，适于安装 PV、BESS、EVSE 的位置及数量如表 E2 所示。偏远山区各时段电价见附录 D 的表 D3。

本文所建优化配置模型规划结果如表 E3 所示。结合图 E1 偏远山区拓扑情况，从规划角度分析表 E3：首先，在物理层面，PV 所安装的节点均是距离重负荷较近的带空旷地形的节点(如 12 节点、27 节点、10 节点、15 节点)或是末端节点(如 29 节点)，可以实现“自发自用，余量就地消纳”，抬升居民用电电压，使 PV 作用最大化。BESS 则分布在与 PV 距离较近(如 28 节点、42 节点)或中前端散户节点(如 6 节点、42 节点)或末端位置(如 51 节点)，与 PV 较近是由于 PV 出力过大时 BESS 能消纳部分 PV 出力从而降低弃光率，光-储共同作用使设备利用率达到最大，安装在中前端散户节点是因为这类位置负荷较轻，且离电源点较近，电压质量相对较好，BESS 可以在低谷时段充当负荷而不过分降低电压质量，在冬季尖峰时段放电减少对上级电网的依赖，安装在负荷末端位置是由于末端节点在晚上高峰负荷时段(21:00—23:00)电压极易不达标，电压质量差，且距离电源点极远，有功损耗高，而 PV 该时段出力为 0，在此处配置 BESS 可以晚上充当电源点进行放电，就地消纳负荷以使电压达标的同时降低损耗，同时相对整个配电网来说实现“削峰”作用；BESS 安装数量较多是因为原始配电网全年电压最低值仅为 0.872 3 pu。而 PV 在该时段出力为 0，即使配合 DR 电压达标压力仍较大，需要 BESS 放电才可使电压达标，因此 BESS 配置数量较多了一些。EVSE 安装率达到 31.02%，配置在居民区(如 17 节点)、距离电源点较近(如 3 节点)、距离 PV 与 BESS 较近(如 28 节点、37 节点、9 节点)位置，服务人民的同时方便外部电源点供电，不会造成网络损耗急剧增多与电压质量大幅下降情况的发生。其次，在工程应用层面，PV 占地面积大，安装位置多为带有平地的山坡，不会占用居民土地资源的同时又距离居民区较近(如 12 节点、29 节点、10 节点、15 节点)，外部环境不会掣肘，且容易施工。而 BESS 既可以安装在空旷地区及离 PV 较近

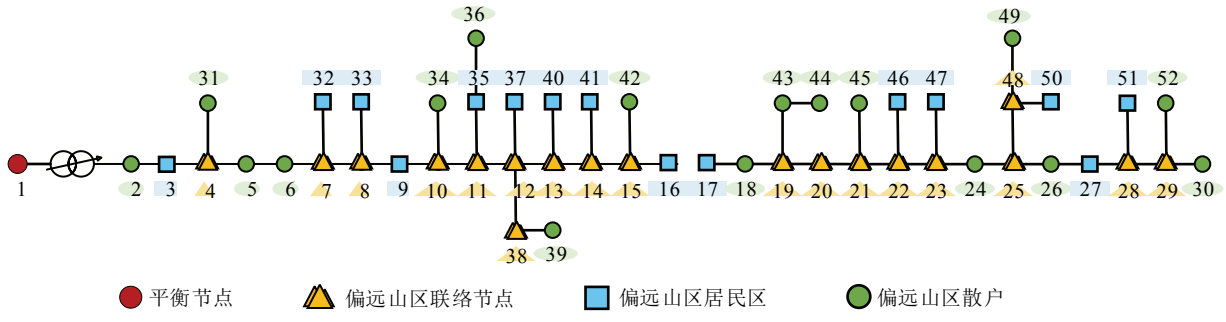


图 E1　西部某偏远山区实际配电网拓扑图

Fig.E1　A topology diagram of the actual distribution network in a remote mountainous area in the west

表 E1　PV、BESS、EVSE 参数

Table E1　PV, BESS, EVSE parameters

类型	单台额定容量	单台投资费用/万元	单位电量维护费用/(元/kWh)	贴现率	全寿命周期
PV	140 kW	63	0.15		25 年
BESS	200 kW/600 kWh	96	0.15	6%	25 年
EVSE	7 kW	0.3	0.15		25 年

表 E2　PV、BESS、EVSE 限制

Table E2　PV, BESS, EVSE restrictions

类型	待选安装位置	规划位置数量/个	各位置最小安装数量/个	各位置最大安装数量/个
PV	2、3、4、6、8、10、12、15、18、20、26、27、29、30、31、32、38、41、43、48、50		1	6
BESS	3、6、9、14、18、20、28、29、31、33、36、39、42、46、51、52	5	1	6
EVSE	3、6、9、14、17、20、28、29、31、33、37、38、45、47、51		10	30

表 E3　所建优化配置模型的规划结果

Table E3　The planning results of the optimal configuration model are given

规划内容	规划结果
PV 选址(数量)	12(4)、27(5)、29(6)、10(2)、15(6)
BESS 选址(数量)	51(4)、28(3)、42(4)、6(3)、46(3)
EVSE 选址(数量)	17(16)、28(20)、37(25)、3(26)、9(16)

的地区(如 28 节点、42 节点)，也能安装在居民附近(如 6 节点、42 节点)，其噪音小，不会影响日常生活。EVSE 时，安装地址基本为居民区内部(如 3 节点、9 节点、17 节点、37 节点)或距离居民区较近的点(如 28 节点)，方便未来人们日常充电出行，为返乡人员充电提供有力的支持，为新一代家电下乡打好坚实基础。以上“光储充”安配置位置结合山区地理拓扑特征，在进行合理的资源分配上，便于施工，也便于运维检修。

本文模型配置各项成本如表 E4 所示。结合各设备出力情况，从运行角度分析表 E4。所建配置模型综合成本为 720.80 万元，其中年折算总投资成本为 242.63 万元，总运行成本为 478.17 万元，相比原配电网综合成本增加 189.53 万元，这是因为虽然该偏远山区实际配电网负荷较小，但是线路却极长(供电距离长达 16.24 km)，负荷极分散，造成有功损耗大，末端电压极低(最低电压仅 8.72 kV)，为了使电压合格与损耗降低，就导致 PV 与 BESS 配置数量较多，导致折算年投资成本较高；而 PV、BESS 运维成本比上级电网购电成本低，所以年运行成本反而下降。电压偏移量为 13 569.01 pu，相比原配电网降低了 16 563.27 pu，全年最低电压则由 0.872 3 pu 升高为 0.930 0 pu，电压全部合格的同时电压质量更好，从这一维度来看供电更具优质性；有功损耗为 209.11 MWh，相比原配电网降低 30.15%，从这一维度来看供电更具经济性。进一步横向对比分析，相比改进的 IEEE 33 节点算例(记为算例 A)，该实际配电网(记为算例 B)优化配置后的综合成本高于原始配电网，而在算例 A 中优化配置后的综合成本略低于原始配电网，这主要是因为投资成本，在算例 A 中线路较短，末端电压虽然不达标(0.902 4 pu)，但距离下限(0.930 0 pu)较近，所以光储充配置较少便可以解决电压不达标与电压质量差的问题，年折算投资成本较低；算例 B 线路较长，末端电压远不达标(0.872 3 pu)，距离下限(0.930 0 pu)较远，所以光储充配置较多，年折算投资成本较高。虽然两者运行成本均低于原始配电网，但由于投资成本原因，导致两个算例综合成本的不同。在算例 A 中，优化配置模型的综合成本略低于原始配电网，所提模型的优质性、便利性、系统经济性、局部经济性体现淋漓尽致；在算例 B 中，优质性、便利性完美体现的同时，从有功网损降低这一方面，经济性也展现出来。

PV 总装机容量达到 3 360 kW，偏远山区配电网完美符合“两山理论”；另一角度来看。偏远山区配电网电源点较少，网架结构薄弱，虽然 PV 出力具有不确定性，但 PV 的分布式规划相比原来从无到有，再配合 BESS 极大增强了配电网结构；以 12 节点配置的 PV 为例，其四季的弃光情况如图 E2 所示，在极高比例的 PV 配置下全年的总弃光率仅

表 E4　所建优化配置模型各项成本

Table E4　The cost of the optimal configuration model is built

模型	投资成本/万元				运行成本/万元						综合成本/万元	年电压偏移量/pu	年网络损耗/MWh
	PV	BESS	EVSE	总投资成本	PV	BESS	EVSE	弃光成本	购电成本	总运行成本			
原配电网	—	—	—	—	—	—	—	—	531.27	531.27	531.27	30 132.28	441.03
本文模型	113.35	127.67	1.61	242.63	107.46	72.97	26.64	5.59	265.52	478.17	720.80	13 569.01	155.56

为 1.29%，弃光成本为 5.59 万元，各季节的弃光率则分别为 3.05%、1.03%、0、0，整体弃光现象极少。进一步分析可知，在春季，光照较充沛，PV 发电量大，但中午时段用电需求低，同时 BESS 由于有额定充电功率限制、自放电率以及 SOC 保护，导致春季 PV 出力高峰时负荷、EV、BESS 无法完全消纳所有 PV 出力而出现少量弃光现象；在夏季，光照极充沛，PV 大发，且 PV 配置较多，但夏季中午时段用电需求较高，再加上多余电力会充入 BESS 系统与 EVSE，因此几乎可以完全消纳，该季节所有 PV 总弃光率仅为 1.03%；在秋季，光照较弱，中午时段用电需求低，再加上多余电力会充入 BESS 系统与 EVSE，因此可以完全消纳；在冬季，光照极弱，PV 出力小，同时负荷需求大，因此不会出现任何弃光现象。

以 51 节点的 BESS 为例，其四季充放电情况如图 E3 所示，正值表示放电，负值表示充电。与 PV 配合角度来看，BESS 在中午 PV 大发时段充电以减少光照资源浪费，在晚上凌晨 PV 疲软时段放电以减少上级电网购电；与分时电价配合角度来看，BESS 大多在晚上电价峰时段以及平时段放电，在谷时段充电，一定程度实现峰谷套利；与负荷配合角度来看，BESS 在用电低谷时段充电，在晚上用电高峰时段放电，有效“削峰填谷”；从电压质量角度来看，冬季晚上 22:00 为全年电压最低点，此时 PV 出力为 0，BESS 放电就地消纳负荷，一定程度为电压达标贡献作用；从自放电率角度来看，即使 BESS 处于静置状态，如春季的 08:00、夏季的 07:00、秋季的 06:00—09:00、冬季的 04:00—07:00，但由于自放电率的存在，BESS 的电量会极缓慢的损耗减少，这是 BESS 自身限制导致；从电力电量平衡角度来看，BESS 实现了电量的存储、转移。

由于偏远山区各家各户普遍存在洗衣机等可转移柔性负荷，基于分时电价的 DR 后总负荷的“削峰填谷”情况如图 E4 所示。总体来看，人们根据分时电价，会在 03:00—04:00、09:00—18:00 电价处于非高峰时段使用柔性负荷以节省用电费用，但由于春夏秋季即使在高峰时段，原始负荷水平也相对较低，末端电压几乎均在 0.956 0 pu 及以上，且由于 PV 配置较多外加中午时段大发，能够消纳转移过来的负荷的同时电压不会有丝毫下降，所以负荷中午时段反而比之前更多，峰谷差值有所增加；冬季则是因为“双峰”时段负荷水平太高，PV 出力太弱，部分负荷转移至其他时段，所以反而整体峰谷差值减小了。引入 DR 后，冬季峰谷差值由 1 534.00 kW 降低至 904.80 kW，降幅 41.02%。表明 DR 能一定程度上有效改善重载负荷分布。

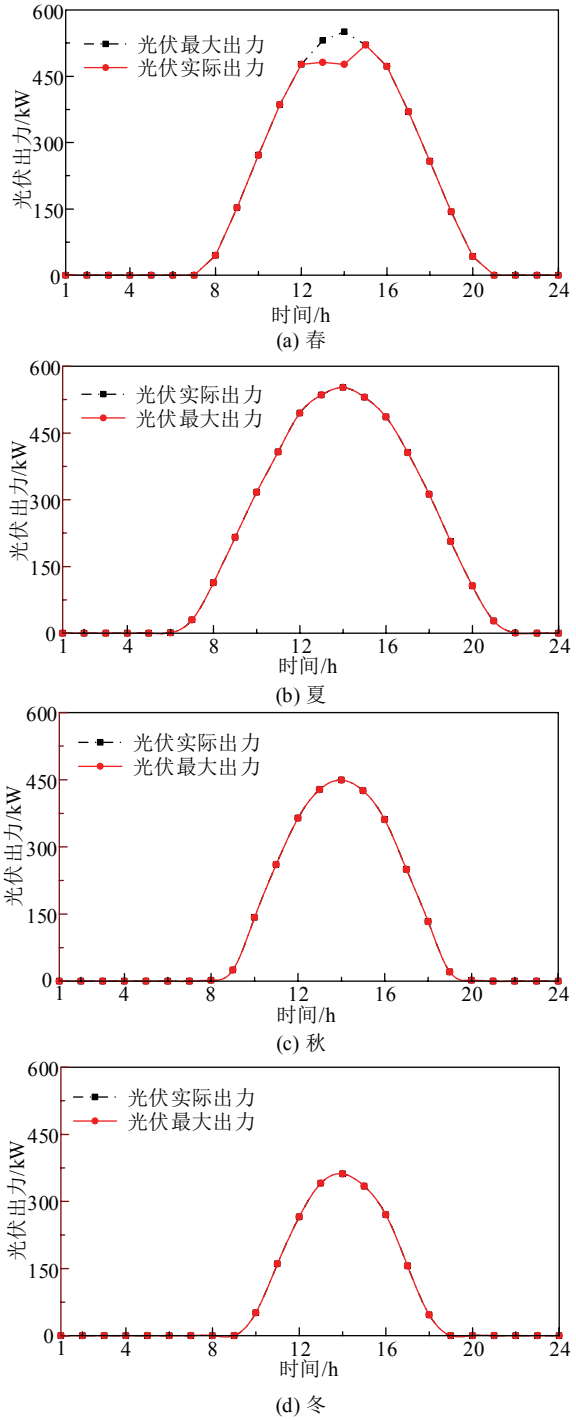
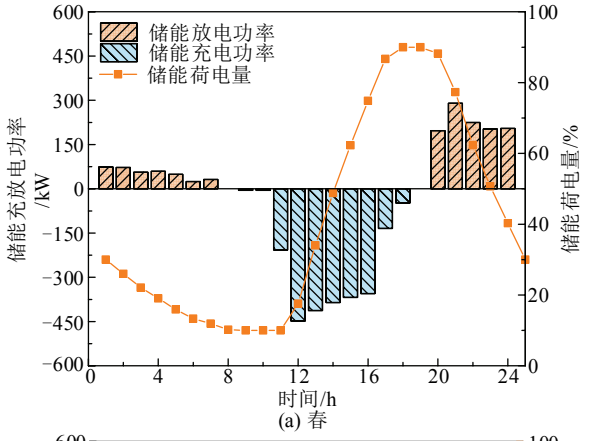


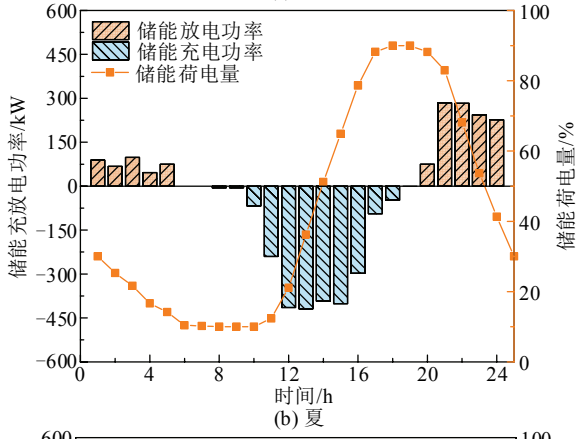
图 E2　12 节点 PV 四季弃光情况图

Fig.E2　12-node PV four-season light abandonment map

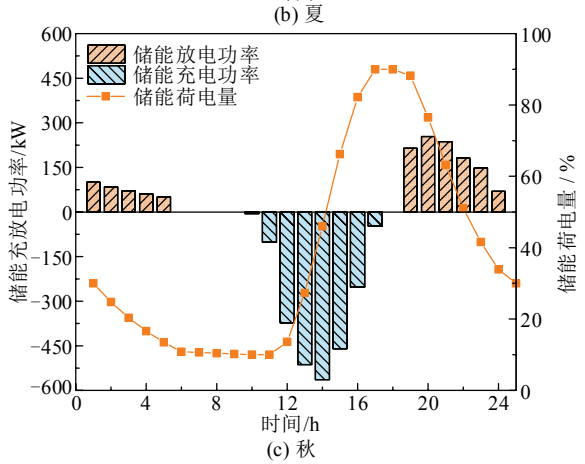
对于系统供电安全性与可靠性，偏远山区四季设备出力情况符合电力电量平衡原则，如图 E5 所示。总体来看，PV 中午出力高，减少电网购电；



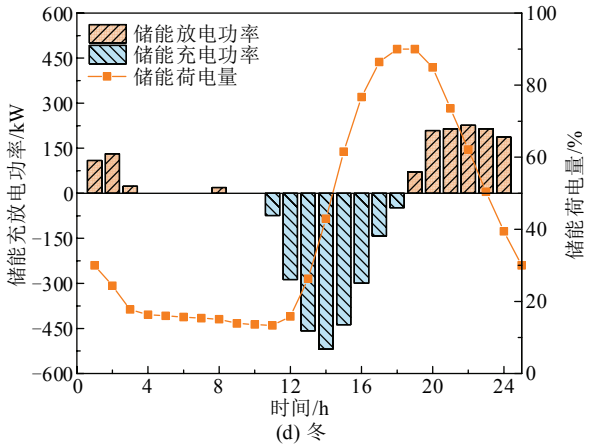
(a) 春



(b) 夏



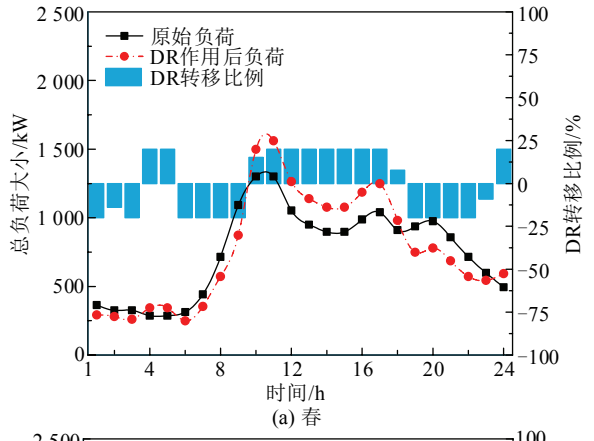
(c) 秋



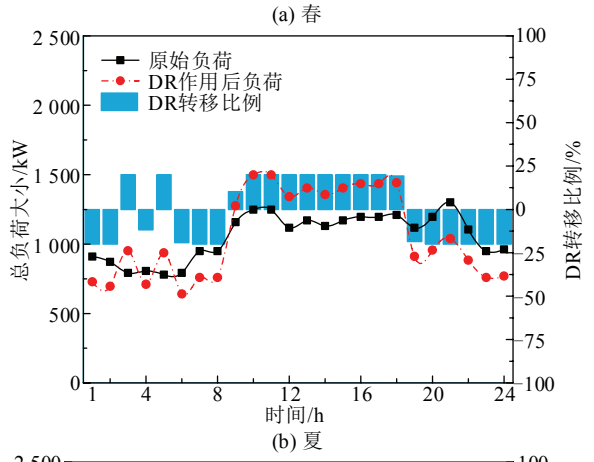
(d) 冬

图 E3　51 节点 BESS 四季充放电情况

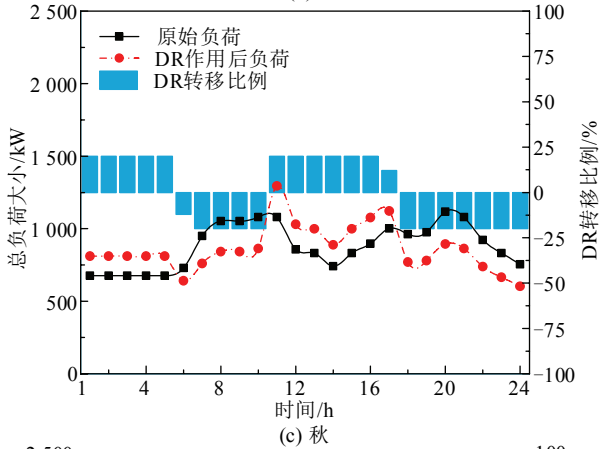
Fig.E3　Charging and discharging of the 18-node BESS for four seasons



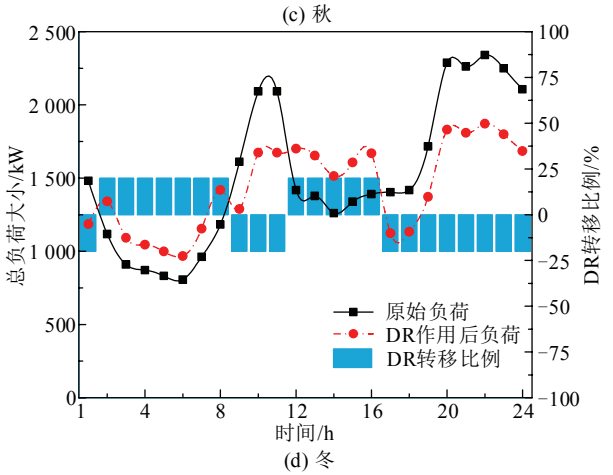
(a) 春



(b) 夏



(c) 秋



(d) 冬

图 E4　四季全时段总负荷削峰填谷图

Fig.E4　Four-season, full-time total load shaving map

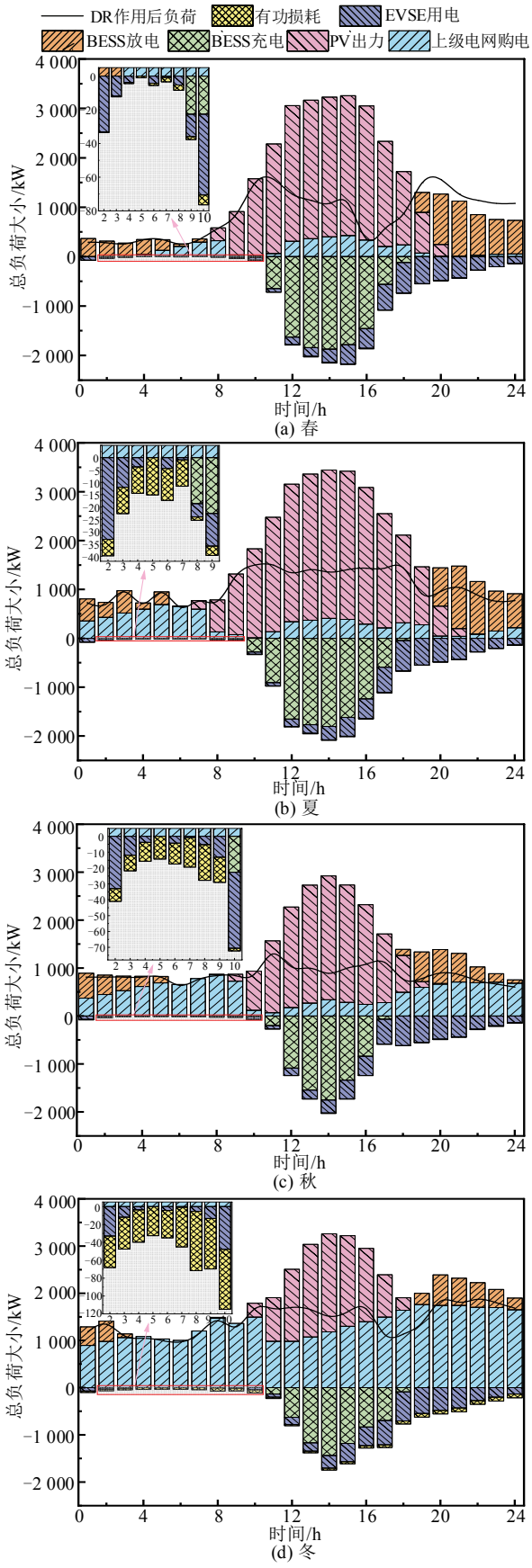


图 E5　四季各设备出力情况

Fig.E5　Output of each piece of equipment during the four seasons

BESS 在电价低谷时段或 PV 大发时段充电，在电价高峰时段或 PV 无力时段放电；PV 出力冬季相对较少，有功损耗和电网购电电量冬季偏高。

全年各节点电压如图 E6 所示，全年最低电压所在时段各节点电压如图 E7 所示。最低电压 0.930 0 pu，电压波动范围 0.930 0 pu~1.007 7 pu，电压均达标且优质，实现偏远山区居民从“用上电”到“用好电”的转变。

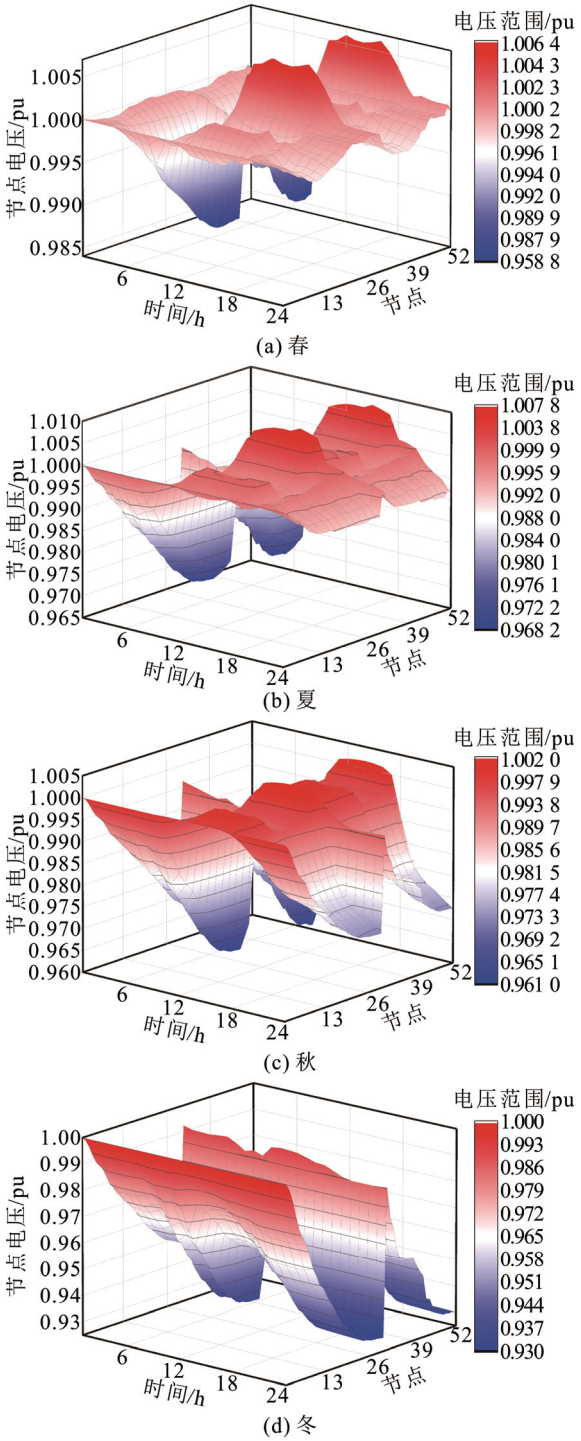


图 E6　全年各节点电压图

Fig.E6　Annual voltage diagram of each node

以 5.2.2 节设置的对比模型进行分析，各模型下的配置规划结果、目标结果分别如表 E5、表 E6 所示；各模型电压如图 E8 所示。

对比模型 1、2 可知，模型 2 相比模型 1 不考虑 BESS，综合成本减少了 19.77 万元，但最低电压仅为 0.895 8 pu，远不达标，这是由于冬季晚上负荷水平较高时 PV 出力为 0，又没有 BESS 放电，所以仅靠 DR 无法使电压达标；电压偏移相比增加 4 607.10 pu，增幅 33.95%，供电优质性较差；有功损耗增加了 61.01 MWh，增幅 39.22%，经济性较差，这是由于晚上负荷需求较大时段没有 BESS 放电就地消纳部分负荷；弃光成本高达 128.24 万元，这是由于未配置 BESS，中午 PV 大发时段负荷与 EVSE 无法完全消纳，导致光照资源的浪费，低碳性较差。

对比模型 1、3 可知，模型 3 相比模型 1 不考虑 PV，但综合成本增加 39.85 万元，最低电压也仅 0.910 0 pu，并未达标，电压偏移与网络损耗比原始配电网还高，电压有所升高是由于冬季晚上负荷尖峰时段 BESS 可以放电，抬升局部电压；电压偏移与损耗变得更大是因为 BESS 需要充电，但系统中有没有 PV 等外部电源，只能依靠上级电网，充电时段增大了负荷，且 BESS 受充放电效率与自放电率的影响，并不能对上级电网提供的电量 100%消纳，所以模型 3 的电压偏移与有功损耗更大。

对比模型 1、4 可知，模型 4 相比模型 1 不考虑 DR，综合成本增加了 69.66 万元，电压最低为 0.908 4 pu，尚未达标，这是由于不考虑 DR 后，冬季负荷尖峰时段只能靠 BESS 放电与上级电网供电，而线路太长使电压降较高，单纯靠这两个主体不结合 DR 不足以满足电压达标要求；电压偏移与网络损耗分别增加 29.10%与 28.26%，反而验证了 DR 改善负荷分布的优点。

对比模型 1、5 可知，模型 5 相比模型 1 仅考虑成本最低，使得综合成本下降了 26.26 万元，在“光储充”以及 DR 的配合下电压也达到了 0.930 0 pu，单纯从电压达标这个角度看的确具有优势，但若结合电网公司担当的社会责任、电压质量角度、线损率，则会发现模型 5 电压偏移增加了 7 252.40 pu，增加 53.45%，说明全年电压不够优质，电压极易越下限，抗外部扰动较差；网络损耗增加了 75.13 MWh，增加 48.30%，从这一角度看说明一

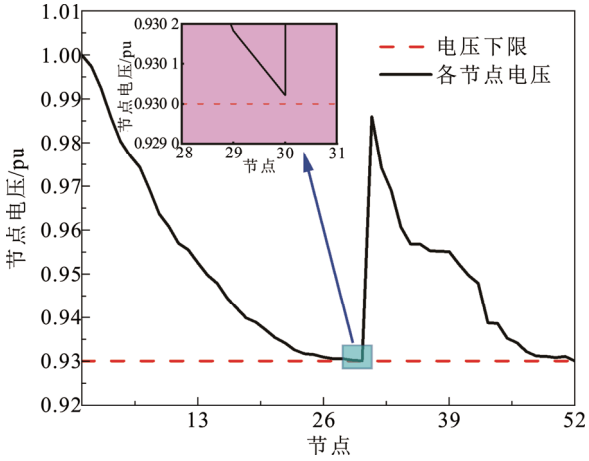


图 E7　最低电压值所在时段的各节点电压图

Fig.E7　The voltage diagram of each node in the period of the lowest voltage value

表 E5　各方案配置结果

Table E5　Configuration results by programme

模型	配置结果		
	PV/(位置/数量)	BESS/(位置/数量)	EVSE/(位置/数量)
1	12(4)、27(5)、29(6)、10(2)、15(6)	51(4)、28(3)、42(4)、6(3)、46(3)	17(16)、28(20)、37(25)、3(26)、9(16)
2	30(5)、41(5)、10(6)、20(3)、31(4)	——	14(13)、51(22)、3(16)、9(27)、33(24)
3	——	3(3)、46(5)、51(4)、52(3)、18(3)	33(19)、9(25)、31(15)、29(10)、51(13)
4	15(6)、48(4)、43(5)、8(5)、10(3)	42(3)、52(4)、20(6)、36(4)、33(4)	38(28)、31(20)、3(18)、33(28)、14(15)
5	32(5)、41(4)、26(3)、27(2)、10(2)	20(4)、3(3)、18(3)、36(4)、14(3)	3(12)、28(10)、38(24)、20(11)、14(26)

表 E6　各模型结果

Table E6　The results of each model

模型	投资成本/万元			运行成本/万元					综合成本/万元	年电压偏移量/pu	年网络损耗/MWh	年最低电压/pu	电压波动范围/pu
	PV	BESS	EVSE	PV	BESS	EVSE	弃光成本	购电成本					
原配电网	—	—	—	—	—	—	—	531.27	531.27	30 132.28	441.03	0.872 3	0.872 3~1.000 0
1	113.35	127.67	1.61	107.46	72.97	26.64	5.59	265.52	720.80	13 569.01	155.56	0.930 0	0.930 0~1.007 7
2	113.35	—	1.60	76.80	—	26.38	128.24	354.77	701.03	18 176.11	216.57	0.895 8	0.895 8~1.003 4
3	—	135.18	1.28	—	14.82	21.21	—	588.16	760.65	33 214.73	454.32	0.910 0	0.910 0~1.000 0
4	113.35	157.71	1.71	108.86	79.66	28.19	0	301.00	790.46	17 517.48	199.52	0.908 4	0.908 4~1.001 9
5	78.85	127.67	1.30	75.73	46.16	21.46	0	343.38	694.54	20 821.41	230.69	0.930 0	0.930 0~1.003 4

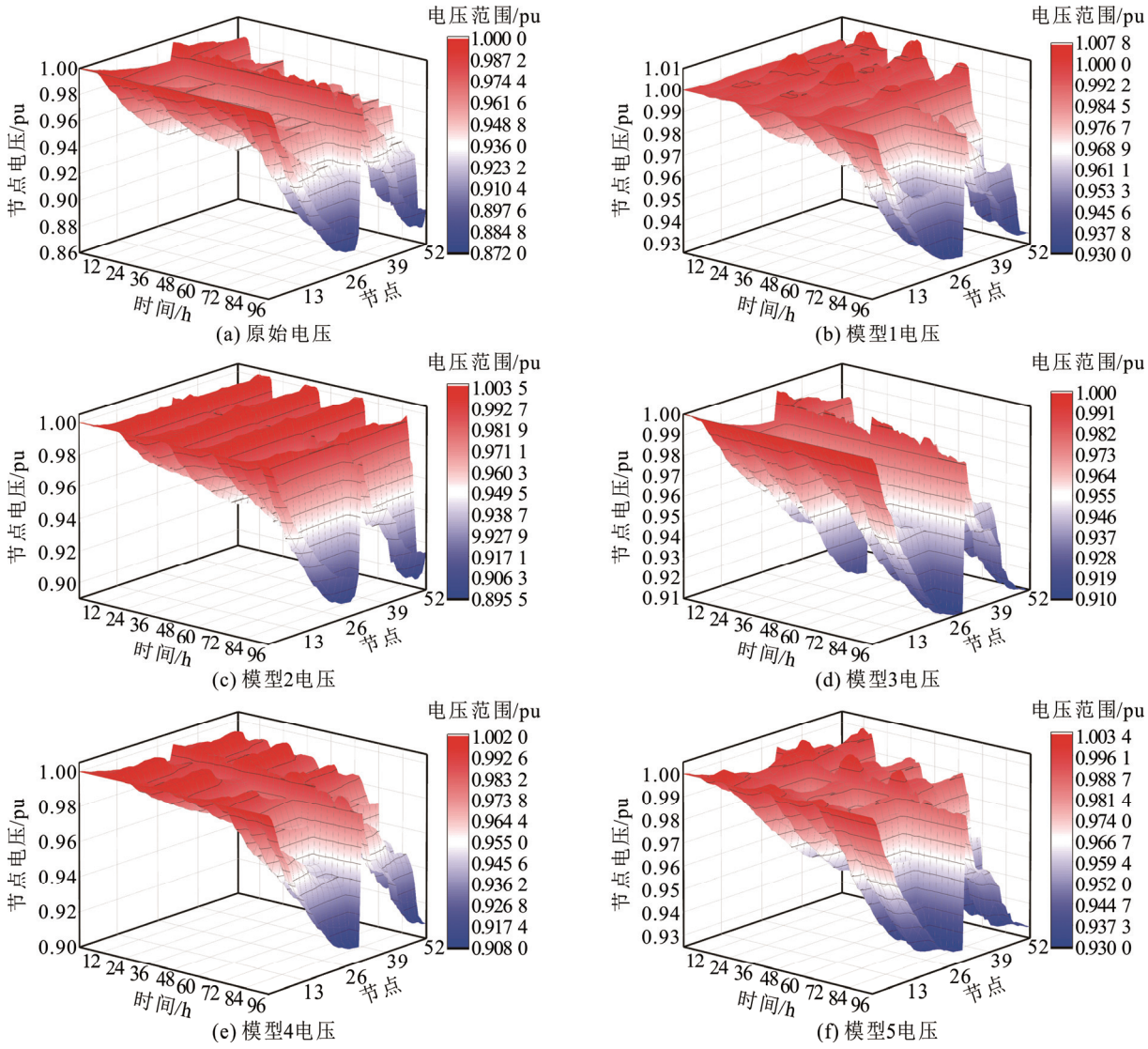


图 E8　各模型节点电压图

Fig.E8　The node voltage diagram of each model

定程度上削弱了经济性，且线损率考核达标的要求难以满足。

分析以上对比结果可知，基于 DR 的偏远山区配电网“光储充”双层优化配置模型综合性能表现更佳，能够有效应对偏远山区问题，在经济不发达前提下，大幅增强电压优质性，显著降低网络损耗。

采用 5.3 节方法 1 与方法 2 求解所提模型，结果如表 E7 所示。两种方法求解的各项指标精度不超过 1%，说明两种方法均能实现有效求解，但在求解时间上，方法 1 相较方法 2 减少 75.34%，计算速度显著提高，实验性能大幅增强。

为验证本文所提 IMOCOA 的优越性，分别采用最经典的 NSGA2、MOPSO 算法与 IMOCOA 求解转换后的模型。所得 Pareto 前沿解对比图如图 E9 所示。分析可知：IMOCOA 相较于 NSGA2 和 MOPSO 所得结果收敛性更好，所得最优折衷解的年综合成本、年电压偏移量、年网络总损耗分别为 720.80 万元、13 569.01 pu、155.56 MWh；NSGA2 的最优折衷解分别为 758.62 万元、15 789.20 pu、181.79 MWh；MOPSO 的最优折衷解分别为 756.84 万元、14 925.90 pu、191.34 MWh；IMOCOA 相比 NSGA2 和 MOPSO 的精度更高一些。

表 E7　不同求解方法对比结果

Table E7　Comparison results of different solution methods

方法	年综合成本/万元	电压偏移量/pu	网络总损耗/MWh	求解时间/min
1	720.80	13 569.01	155.56	632
2	721.56	13 442.08	154.41	2 563

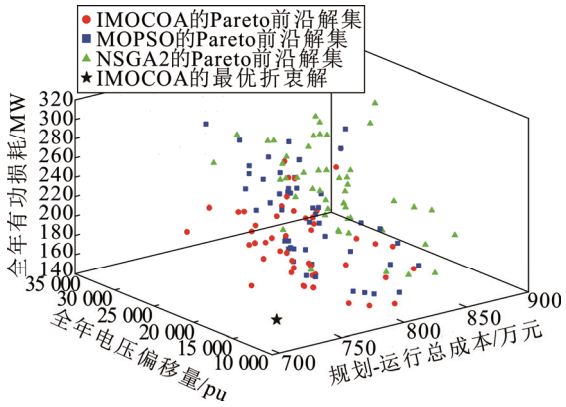


图 E9　Pareto 前沿解对比图

Fig.E9　Pareto frontier solutions comparison chart