

文章编号:1671-6833(2025)06-0075-09

考虑光伏预测误差和并网波动率的储能容量配置

王明东¹, 周政宇¹, 杨宏杰², 李忠文¹

(1. 郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 黄河勘测规划设计研究院有限公司, 河南 郑州 450003)

摘要:为满足并网要求并保障电力系统的稳健运行,提出了一种以降低光伏预测误差、平抑并网功率波动以及最小化等年值成本为目标的双层优化模型。上层规划旨在实现等年值成本最小化,其成本构成包括系统的投资、设备更换、维护费用以及碳排放效益成本。为提升系统经济性,提出了一种模糊遗传粒子群算法对模型进行优化分析;在下层规划中,模型以最小化预测误差和并网波动率为目标。基于超级电容器和蓄电池的不同特性,构建了充放电功率分配策略,从而提升系统的响应速度和延长蓄电池循环寿命。采用求解器进行控制,以实现光伏预测误差的补偿和平滑光伏输出波动。最后,基于上述模型构建模型评估指标函数,并以某光伏电站为例进行案例分析,结果表明:所提算法在此模型中拥有更快的收敛速度和更寻优能力,同时优化后模型相较于优化前,预测误差的RMSE、MAPE分别降低99.95%和99.97%;最大并网波动率降低96.08%,验证了所提策略的有效性和实用性。

关键词:光伏发电;混合储能;等年值成本;补偿预测误差;平抑并网波动;双层规划模型

中图分类号:TM73;TM615;TM711

文献标志码:A

doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2025.06.005

提高新能源在总能源结构中的占比成为实现“双碳”目标的重要手段。其中太阳能因其再生性、环保性及广泛可用性,成为可持续发展的关键能源选择。然而,光伏发电因其自身特性及外部环境的影响,表现出显著的随机性、间歇性与波动性,这在并网过程中对电网的稳定性构成了较大挑战。为提高电能质量,光伏发电系统中配置储能已成为行业标准,尤其在可再生能源发电侧有广泛应用。蓄电池具有高密度和可以长时间储存电能的优点,但功率密度低、循环寿命短;超级电容器具备高功率密度、长循环寿命以及快速充放电的优点,但能量密度低。所以可将蓄电池与超级电容器混合使用,作为光伏发电系统的储能方案^[1],可以有效补偿预测误差和平抑出力波动^[2]。

闫群民等^[3]采用完全集合经验模态分解和希尔伯特变换初步分配混合储能系统的内部功率,利用均衡管理方法修正其衰减后,再进行修正参考功率的容量配置。马超等^[4]为优化配置多个光伏组件组合电站的混合储能容量,提出一种融合统计分析数学模型的配置方法。李相俊等^[5]通过分析

日前光伏出力预测误差曲线的置信水平,确定储能的额定功率和容量。余洋等^[6]针对电池储能系统进行光伏波动平抑时寿命损耗高及荷电状态一致性问题,提出了光伏波动平抑下改进K-means的BESS动态分组控制策略。上述文献多直接使用历史或预测出力数据作为次日调度值,这不仅误差较大,还难以满足并网计划。段俊东等^[7]提出了一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的储能系统(energy storage systems, ESS)容量优化方法。通过EMD处理DG配网功率样本,结合ESS运行效率和荷电状态约束,确定了ESS的最小容量需求。陈阳等^[8]提出了一种针对预测误差补偿和平滑并网功率波动的双层优化模型,但未考虑储能容量成本,仅使用电池作为储能元件,忽视了混合储能系统中超级电容的应用。

为解决这些问题,本文构建了一种双层规划模型,目标是补偿光伏预测误差、平稳并网功率波动,并最小化等年值成本。首先,对光伏出力进行预测;其次,上层模型以等年值成本最小为目标,其由系统的投资成本、设备更换成本、维护成本、碳排放效益

收稿日期:2025-04-25;修订日期:2025-06-06

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62273312);河南省自然科学基金资助项目(212300410406)

作者简介:王明东(1971—),男,河南濮阳人,郑州大学教授,博士,主要从事新型电力系统分析与控制方面的研究, E-mail: d894@163.com。

引用本文:王明东,周政宇,杨宏杰,等.考虑光伏预测误差和并网波动率的储能容量配置[J].郑州大学学报(工学版),2025,46(6):75-83,111.(WANG M D, ZHOU Z Y, YANG H J, et al. Consideration of dual-layer hybrid energy storage capacity configuration accounting for photovoltaic forecasting errors and grid fluctuation rates[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2025, 46(6): 75-83, 111.)

成本构成;再次,采用模糊遗传粒子群算法建立不同性质充放电功率分配策略,以补偿光伏预测误差和平滑功率波动;最后,通过模型评估验证策略的有效性,并检验储能容量配置的合理性。

1 储能系统结构及其发电特性

在实际应用中,光伏出力因天气因素(如辐照度、温度、湿度)而波动且不确定^[9],因此为了便于提高系统稳定性通常进行短期或超短期预测^[10],但预测结果与实际情况经常存在偏差。为此,采用混合储能系统来补偿预测误差^[11],并尽量平抑并网功率波动^[12]。光伏发电系统如图 1 所示。

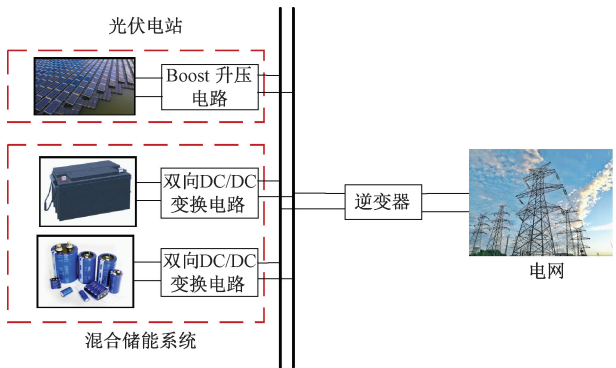


图 1 光伏发电系统

Figure 1 Photovoltaic power generation system

由图 1 可知,光伏发电系统由光伏电站、混合储能系统组成。光伏电站由光伏电池板通过 Boost 升压电路组成,连接至直流母线;混合储能系统由蓄电池和超级电容与双向 DC/DC 变换电路组成,接入直流母线,通过逆变器与电网相连。

在多目标规划问题中,双层规划问题最为常见。在双层规划中,上层决策会影响下层行为,并对下层目标的实现产生部分影响,但无法完全控制下层的选择。下层在上层决策的限制下拥有自主权,其结构如图 2 所示^[13]。

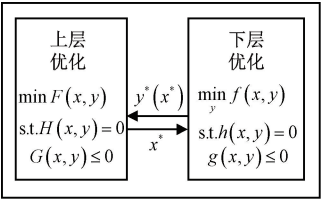


图 2 双层优化结构

Figure 2 Double-layer optimized structure

在双层优化模型中, F 和 f 为不同的目标函数, H 、 G 、 h 和 g 为约束条件。 x 和 y 为上层优化的决策变量,但 x 在下层中作为参数。因此,双层优化模型是一个由另一个优化问题制约的模型,通常难以确保获得全局最优解,但在满足一定条件下,可以认为达到了全局最优。

2 双层模型控制策略

2.1 双层规划模型

针对光伏出力预测存在误差以及并网波动率高等问题,在等年值成本下优化混合储能容量,以补偿预测误差和平滑功率波动,建立了双层规划模型。上层模型目标是最小化等年值成本,决策变量为超级电容与蓄电池的容量配置;下层模型目标是最小化预测误差和并网波动率,决策变量为超级电容与蓄电池的荷电状态功率。通过考虑 5 种环境因素(天气温度、天气相对湿度、全球水平辐射、漫反射水平辐射和降雨量),利用基于二次模态分解和核主成分分析双向长短期记忆神经网络的光伏功率预测,预测模型流程图如图 3 所示。双层模型流程框图如图 4 所示。

上层等年值成本目标函数^[14]为

$$\min F_1 = F_{CY} + F_{CM} + F_Z - F_{CO_2} \tag{1}$$

式中: F_{CY} 为等年值初始投资成本; F_{CM} 为等年值维持成本; F_Z 为等年值更换成本; F_{CO_2} 为等年值碳排放成本。

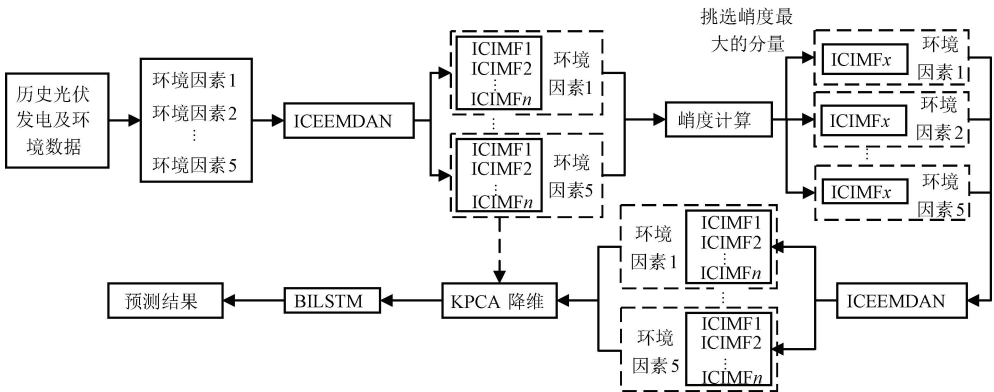


图 3 预测模型流程图

Figure 3 Predictive modeling flowchart

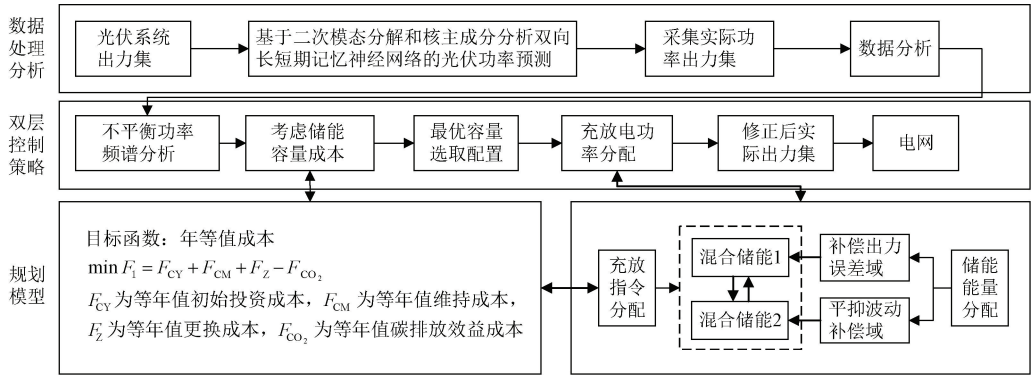


图 4 双层模型流程框图

Figure 4 Block diagram of the double-layer model flow

等年值初始投资成本主要由蓄电池和超级电容的购买成本与处置成本之和组成:

$$F_{CY} = (N_{bat} C_{bat} + N_{sc} C_{sc}) f_i \quad (2)$$

式中: N_{bat} 、 N_{sc} 分别为蓄电池、超级电容数量; C_{bat} 、 C_{sc} 分别为蓄电池、超级电容年均购买成本和处置成本之和^[16]; f_i 为设备的折旧系数。 f_i 公式为

$$f_i = \frac{h(1+h)^{Y_i}}{(1+h)^{Y_i} - 1} \quad (3)$$

式中: h 为贴现率, 此处取值 7%^[15]; Y_i 为对应设备使用年限。

等年值维持成本为系统在运行过程中产生的安装、损耗、维护、人工费用等成本:

$$F_{CM} = W_{bat} C_{bM} + W_{sc} C_{sM} \quad (4)$$

式中: W_{bat} 、 W_{sc} 分别为蓄电池、超级电容使用容量, C_{bM} 、 C_{sM} 分别为蓄电池、超级电容的每千瓦时维修价格。在这里超级电容的维护成本不计^[17], 即

$$F_{CM} = W_{bat} C_{bM} \quad (5)$$

等年值更换成本为当系统中的部件达到使用寿命时更换所产生的成本:

$$F_Z = N_i C_i f_{ri} \frac{h}{(1+h)^{Y_i} - 1} \quad (6)$$

式中: N_i 第 i 种储能数量; C_i 为第 i 种储能的年均购买成本和处置成本之和; Y_i 为系统生命周期; f_{ri} 为一个变量因素。 f_{ri} 公式为

$$f_{ri} = \frac{h(1+h)^Y}{(1+h)^Y - 1}; \quad (7)$$

$$k = Y \cdot INT\left(\frac{Y}{Y_i}\right) \quad (8)$$

等年值碳排放成本为企业可在碳交易市场出售碳排放配额所获取的碳交易收益:

$$F_{CO_2} = P_{CO_2} \cdot \tau \cdot \sum_{t=1}^{8760} P_{PT}(t) \quad (9)$$

式中: P_{CO_2} 为碳排放交易价格, 为 0.046 元/kg; τ 为单位碳排放量指数, 为 0.57 kg/(kW·h); $P_{PT}(t)$ 为 t 时刻光伏发电量, $t=8760$ h 时 $P_{PT}(t)$ 表示全年发电量。

下层补偿预测误差和平抑波动目标函数分别为:

$$\min P(t) = |P_{tr}(t) - P_{pre}(t)|; \quad (10)$$

$$\min \Delta p(t) = (p_u(t) - p_u(t-1))^2 \quad (11)$$

式中: P 为光伏出力的不平衡功率; P_{tr} 为光伏出力功率; P_{pre} 为光伏预测出力; Δp 为并网波动功率; p_u 为并网功率。

下层约束条件包括光伏预测误差允许范围约束、并网波动率约束、储能系统充放电功率约束和储能系统荷电状态约束。

(1) 光伏预测误差允许范围约束:

$$-10\% P_{tr} \leq P \leq 10\% P_{tr} \quad (12)$$

(2) 并网波动率约束: 根据文献[18], 光伏发电接入电网有功功率在 10 min 内存在波动率限制, 即

$$r_{10max} < R_{10}; \quad (13)$$

$$r_{10} = \frac{\max P_{10}(t) - \min P_{10}(t)}{P_R} \quad (14)$$

式中: r_{10} 、 R_{10} 分别为 10 min 内光伏发电波动率和波动限制值; $\max P_{10}(t)$ 、 $\min P_{10}(t)$ 分别为 t 时刻光伏发电功率最大值和最小值; P_R 为光伏电站的额定装机功率。

(3) 储能系统充放电功率约束:

$$\begin{cases} E_{batmin} < E_{bat}(t) < E_{batmax}; \\ E_{scmin} < E_{sc}(t) < E_{scmax} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $E_{bat}(t)$ 、 $E_{sc}(t)$ 分别为 t 时刻蓄电池、超级电容的充放电功率。

(4) 储能系统荷电状态约束^[19]:

$$\begin{cases} SOC_{batmin} < SOC_{bat}(t) < SOC_{batmax}; \\ SOC_{scmin} < SOC_{sc}(t) < SOC_{scmax} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $SOC_{bat}(t)$ 、 $SOC_{sc}(t)$ 分别为 t 时刻蓄电池、超级电容的荷电状态。

2.2 储能系统配置方法

在双层规划模型中,上层在考虑等年值成本的基础上,采用智能优化算法对混合储能系统进行容量配置。

2.2.1 基本粒子群算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 受到鸟群行为的启发,用于在多维空间中搜索和优化,其中每个粒子代表一个可能的解。通过在搜索空间中移动来寻找最优解,并根据自身及群体经验调整其速度和位置。粒子的速度和位置根据式 (17)、式 (18) 进行更新^[20]。

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1(t) [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2(t) [p_{gj}(t) - x_{ij}(t)]; \quad (17)$$
$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1). \quad (18)$$

粒子群算法具有易于实现、强大的全局搜索能力、良好的鲁棒性、高精度和快速收敛等优点。然而,它也存在局限,如容易陷入局部最优和对参数较为敏感。

2.2.2 算法改进

遗传粒子群优化算法 (genetic particle swarm optimization, GPSO) 融合了粒子群算法与遗传算法的优点,可增加算法的多样性和搜索能力。但对于惯性权重 ω 、学习因子 c_1 和 c_2 的设定同样也会影响算法的寻优速度以及精度。之前多数都是按照经验将参数设置为定值或依照算法收敛思路设置一个收敛函数,不能按照所处的寻优进度自动设置最优的参数。本文将模糊控制与遗传粒子群算法相结合,使用模糊推理系统来实现参数 ω 、 c_1 和 c_2 自适应调整,模糊推理结构示意图如图 5 所示。

迭代进程被模糊化为由 3 个隶属度函数表示的模糊变量,性能改进被模糊化为由 4 个隶属度函数表示的模糊变量隶属度函数,如图 6 所示。如图 7 所示, ω 、 c_1 和 c_2 模糊变量被模糊化为 3 个隶属度函数。

模糊系统规则遵循以下规则:惯性权重 ω 初始设定一个较大的值,逐步减小以促进较早阶段的全局搜索,随着迭代进度的增加,逐渐减小 ω 的值,以减

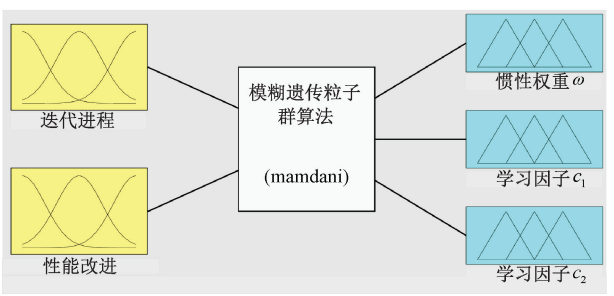


图 5 模糊推理结构

Figure 5 Fuzzy inference structure

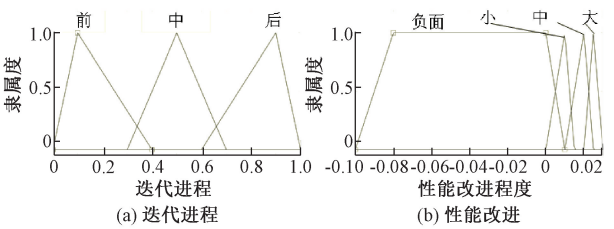


图 6 模糊推理输入量的隶属度函数

Figure 6 Affiliation functions for fuzzy inference input quantities

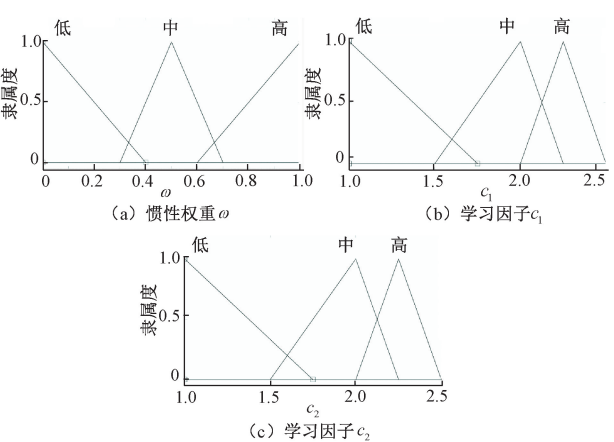


图 7 模糊推理输出量的隶属度函数

Figure 7 Affiliation function for fuzzy inference output quantities

少粒子在最后阶段的振荡,有利于更精细地搜索局部最优解。学习因子 c_1 和学习因子 c_2 在寻优初期时较大,以增加全局搜索能力,随着迭代进行而逐渐减小,在此基础上进行模糊规则的设计,如表 1 所示。

在这个过程中模糊控制会自动调节 ω 、 c_1 和 c_2 系数大小,以此达到自适应的效果,步骤如下。

表 1 模糊规则表
Table 1 Fuzzy rules

负面改进				改进较小			改进中等			改进较大		
ω	c_1	c_2		ω	c_1	c_2	ω	c_1	c_2	ω	c_1	c_2
前期	高	高	高	中	低	低	高	中	中	高	高	高
中期	高	高	高	中	低	低	中	中	中	中	中	中
后期	高	高	高	低	低	低	中	低	高	低	中	中

- 步骤 1** 初始化粒子位置和速度,计算适应度值。
- 步骤 2** 基于模糊逻辑来动态调整权重和学习因子,优化粒子的移动。
- 步骤 3** 对粒子更新,依据全局和个体最优位置调整速度和位置。
- 步骤 4** 选取粒子进入杂交池,选择父代粒子并生成子代粒子,若子代更优,则更新相应粒子的位置和速度。
- 步骤 5** 随机选择部分粒子进行变异操作,改变其位置,若变异后的粒子比原粒子更优,则更新该粒子的位置。
- 步骤 6** 判断是否满足终止条件,如未满足,则重新迭代。

2.3 混合储能充放电功率分配策略

运用混合储能补偿光伏预测功率误差,当光伏预测功率小于实际功率,即 $P(t) = P_{tr}(t) - P_{pre}(t) > 0$ 时,混合储能系统充电;当光伏预测功率大于实际功率,即 $P(t) = P_{tr}(t) - P_{pre}(t) < 0$ 时,混合储能系统放电。考虑到混合储能中蓄电池与超级电容的不同特性,为提高系统响应速度和蓄电池的循环寿命,首先将 $P(t)$ 利用变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 分为频率高、幅值低和频率低、幅值高两部分,再将频率高、幅值低的部分通过超级电容进行补偿,同时将频率低、幅值高的部分通过蓄电池进行补偿。

当使用混合储能平抑并网波动时,将上述进行预测补偿过的功率用 VMD 分解为高频与低频分量,将满足 10 min 波动率的低频分量输出到电网中,将剩余高频分量再次分解,高频部分通过超级电容补偿,同时低频部分由蓄电池负责。

蓄电池如果不受保护过度充放电,将造成损耗降低循环寿命。如果蓄电池的 S_{soc} 已经达到过充危险区,则应控制蓄电池不再进行充电;反之若蓄电池的 S_{soc} 一旦进入过放危险区,应停止蓄电池放电。如果蓄电池突然需要较大功率补偿,它很可能会进入危险区。遇到以上情况,则需要将超出危险区的部分交给超级电容进行补偿。

综上所述,混合储能充放电功率分配策略如图 8 所示。

3 算例仿真

3.1 研究对象与参数的确定

本文选取某光伏电站 2022 年 3 月 1 日至 2022 年 5 月 31 日共 3 个月的光伏发电功率数据进行光

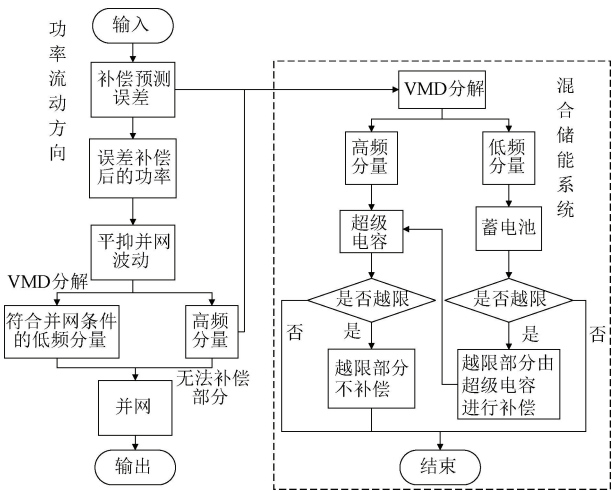


图 8 混合储能充放电功率分配策略
Figure 8 Hybrid energy storage charging and discharging power allocation strategy

伏预测。为适应不同天气情况下光伏出力特性不同以及预测精准度不同,将测试集中的数据运用 K -means++ 聚类算法进行天气划分。由于 K -means++ 聚类属于无监督算法,超参数 K 的取值需要人为确定。在此根据评价指标轮廓系数对 K 值寻优, K 值选取 3~9 的区间,不同 K 值对应的轮廓系数均值如图 9 所示。

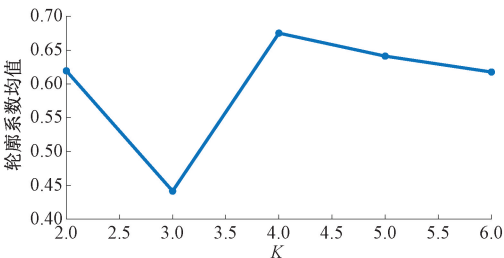


图 9 不同 K 值对应的轮廓系数均值
Figure 9 The mean of the profile coefficients corresponding to the different K values

由图 9 可知, $K=4$ 时轮廓系数取得最大值,即聚类效果最好,因此确定将天气类型分为 4 类。然后考虑影响光伏输出功率的 5 个环境因素,采用基于二次模态分解和核主成分分析双向长短期记忆神经网络进行光伏功率预测。求解后的光伏预测功率曲线如图 10 所示。

光伏电站数据采集时间尺度 5 min,采样数据点为 144。蓄电池、超级电容的充放电效率分别设置为 90%, 98%, 二者荷电状态 (SOC) 范围分别为 (20%, 80%)、(10%, 90%), 4 种典型日天气的蓄电池、超级电容的初始 SOC 为 0.5,系统生命周期为 30 a。

蓄电池、超级电容器的参数如表 2 所示。

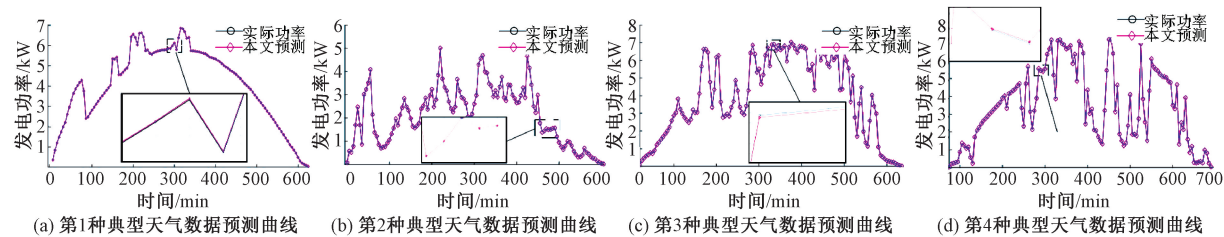


图 10 4 种典型天气光伏预测功率曲线

Figure 10 Predicted PV power curves for four typical weather conditions

表 2 蓄电池、超级电容器参数

Table 2 Parameters of batteries and supercapacitors

设备	单机	购买与处	运维成本/	使用
	容量/W·h	置成本/元	(元·kW ⁻¹ ·a ⁻¹)	年限/a
蓄电池	1 200	450	7	5
超级电容	3. 53	13	0	—

3.2 储能容量的确定

通过上层规划模型的目标函数计算蓄电池和超级电容的容量,以满足补偿预测误差和平抑波动的需求,确保功率预测误差保持在光伏出力指标范围内且控制在 5% 以内。

为验证本文所提出模糊自适应遗传粒子群算法的收敛性和计算效率,将其与粒子群优化算法、遗传粒子群优化算法进行比较。挑选第 1 种典型天气数据进行验证,同时设置种群规模 5,迭代次数 15,杂交概率 0. 5,变异概率 0. 05,算法迭代过程如图 11 所示。

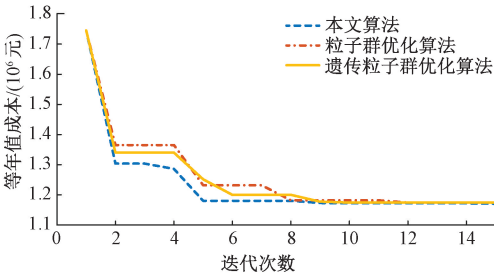


图 11 3 种算法迭代过程比较

Figure 11 Comparison of the iterative process of the three algorithms

经验证,相较于粒子群优化算法和遗传粒子群优化算法,该算法在迭代速度和优化能力方面表现出显著优势。具体而言,该算法利用自适应机制动态调整遗传操作中的选择、交叉和变异率,相比于固定参数的算法,更能够在不同的优化阶段灵活应对问题的复杂性。此外,模糊逻辑的引入,使得算法在搜索过程中的决策更加智能,能够有效地平衡探索与利用,从而避免了传统算法中常见的早熟收敛问题。将 4 种典型天气数据带入,迭代过程如图 12 所示。

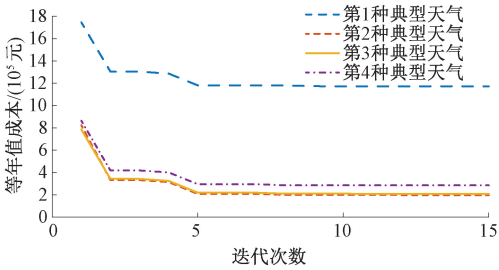


图 12 4 种典型天气数据迭代过程

Figure 12 Four typical iterative processes for weather data

由图 12 可得,上层函数迭代到第 10 步后收敛,根据上层模型,配置的混合储能容量结果见表 3。

表 3 混合储能容量配置

Table 3 Hybrid energy storage capacity configuration

天气 种类	补偿误差		平抑波动		最小等 年值 成本/元
	蓄电池 数量	超级电 容数量	蓄电池 数量	超级电 容数量	
1	5	413	24	6 195	1 172 400
2	1	3	6	5 605	196 230
3	1	6	6	7 809	208 820
4	1	6	6	7 809	284 520

为保证系统在任何天气都能正常运行,选择补偿预测误差的蓄电池数量为 5 个,超级电容数量为 413 个;用于平抑波动的蓄电池数量为 24 个,超级电容数量为 7 809 个。

按照以上混合储能数量设定,自 2022 年 5 月 23 日至 2022 年 5 月 29 日运行,得出光伏发电系统运行一周的等年值成本,如表 4 所示。

表 4 运行一周等年值成本

Table 4 Equivalent annual operating cost of one week

类型	成本/元
等年值初始投资成本	13 272. 00
等年值维持成本	1 125 900. 00
等年值更换成本	883. 26
等年值碳排放成本	7 687. 40
等年值总成本	1 132 367. 86

由表 4 可知,系统运行一周所需要的最小等年值成本为 1 132 367. 86 元。

3.3 不同场景的仿真分析

上层模型确定了混合储能系统所需要的蓄电池和超级电容的容量配置,下层加入混合储能前后补偿误差的结果如图 13 所示。

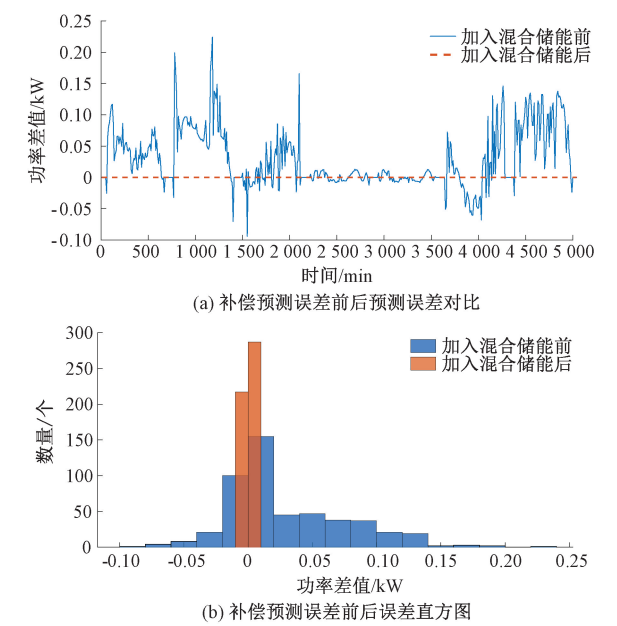


图 13 补偿预测误差前后数据对比

Figure 13 Comparison before and after compensating for prediction error

由图 13 可以看出,在未加入储能前,误差需求的波动较大,在加入混合储能后光伏预测功率和实际功率的误差大幅度减少。补偿预测误差过程中混合储能的运行情况如图 14 所示。

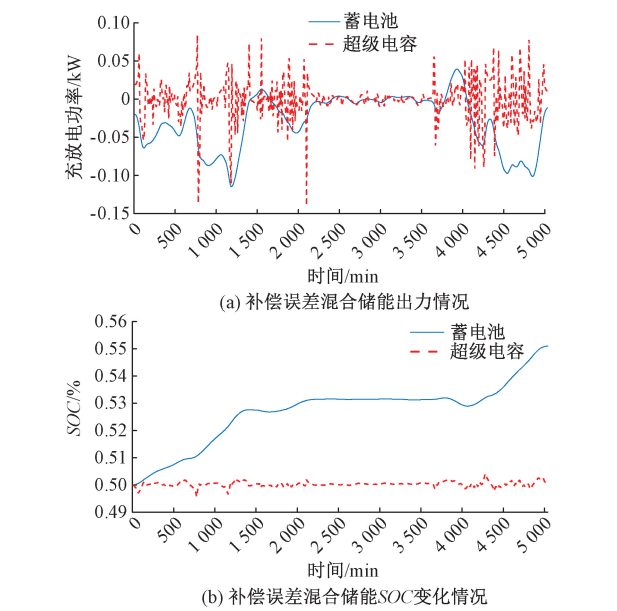


图 14 补偿误差过程中混合储能运行情况

Figure 14 Hybrid energy storage operation during compensation of errors

从图 14(a)、14(b)中可以看出,蓄电池主要用

来处理幅值大且频率低的误差信号,超级电容主要用来处理幅值小且频率高的误差信号,可以大幅度延长蓄电池使用寿命且提高系统响应速度。

为验证控制策略的有效性,引入预测指标函数,包括均方根误差 ($RMSE$)、平均绝对百分比误差 ($MAPE$)。这些指标有效表征了系统的预测效果,模型评价结果见表 5。

表 5 评价指标

Table 5 Evaluation indicators	
补偿前	
$RMSE/kW$	$MAPE/\%$
0.055 5	7.015 7
补偿后	
$RMSE/kW$	$MAPE/\%$
0.000 026	0.002 07

引入混合储能并采用充放电策略后,预测误差的 $RMSE$ 、 $MAPE$ 分别降低了 99.95%、99.97%,证明策略和储能容量配置的合理性。加入混合储能前后进行平抑波动的结果如图 15 所示。

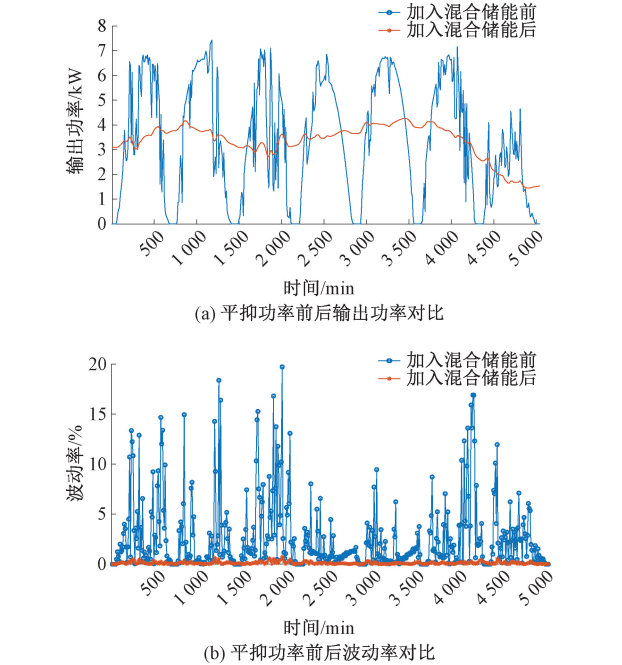


图 15 平抑功率前后数据对比

Figure 15 Comparison of data before and after power leveling

由图 15(a)可得,混合储能系统将补偿预测误差后的功率低频输出到电网之中。在加入混合储能前光伏发电系统输出功率的波动率最大值为 19.732 9%。在加入混合储能后波动率最大为 0.773 1%,最大并网波动率降低 96.08%,波动均未超过 10%的要求,表明 VMD 在平抑功率波动方面效果良好。

在平抑波动过程中混合储能运行情况如图 16 所示。

由图 16 可知,在平抑波动的过程中,低频率率

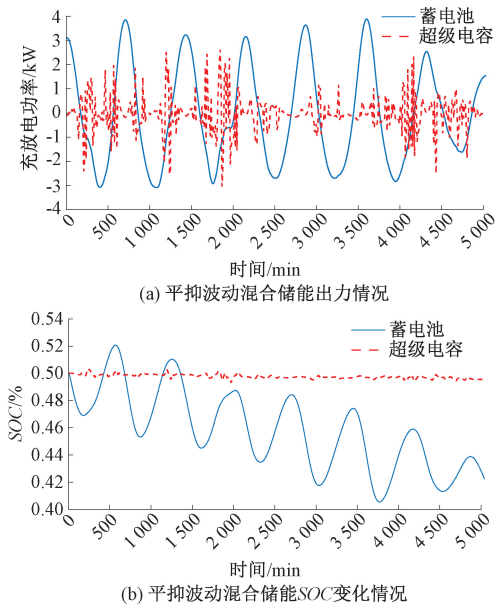


图 16 平抑波动过程中混合储能运行情况

Figure 16 Hybrid energy storage operation during smoothing of fluctuations

主要交给蓄电池进行处理,高频功率主要交给超级电容进行处理,这样大幅度提高了蓄电池的使用寿命和系统的响应速度。

4 结论

本文提出了一种双层优化规划模型,旨在解决光伏发电中的预测误差和功率波动问题,同时实现最小等年值成本。上层优化以最小化系统的等年值成本为目标,包括投资、设备更换、维护和碳排放效益成本,采用模糊遗传粒子群算法进行优化。结果显示,补偿预测误差的储能配置为 5 个蓄电池和 413 个超级电容器,而平抑功率波动的配置为 24 个蓄电池和 7 809 个超级电容器,系统运行一周的最小等年值成本为 1 132 367.86 元。下层优化则以最小化预测误差和并网波动率为目标,通过制定充放电功率分配策略,提高系统响应速度和蓄电池循环寿命。引入混合储能系统后,光伏发电的预测误差和功率波动率显著降低,为新能源储能的优化利用提供了有价值的参考。

参考文献:

[1] 丁明,张颖媛,茆美琴,等. 包含钠硫电池储能的微网系统经济运行优化[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(4): 7-14.
DING M, ZHANG Y Y, MAO M Q, et al. Economic operation optimization for microgrids including Na/S battery storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 7-14.

[2] 李建林,袁晓冬,郁正纲,等. 利用储能系统提升电网电能质量研究综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(8): 15-24.
LI J L, YUAN X D, YU Z G, et al. Comments on power quality enhancement research for power grid by energy storage system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(8): 15-24.
[3] 闫群民,刘语忱,董新洲,等. 基于 CEEMDAN-HT 的平抑光伏出力混合储能容量优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(21): 43-53.
YAN Q M, LIU Y C, DONG X Z, et al. Hybrid energy storage capacity optimization configuration for smoothing PV output based on CEEMDAN-HT[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 43-53.
[4] 马超,董森,华正操. 多种光伏组件组合光伏电站的混合储能容量优化配置研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2020, 53(11): 1128-1135.
MA C, DONG S, HUA Z C. Capacity configuration of hybrid energy storage system for PV power stations using multiple solar trackers[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(11): 1128-1135.
[5] 李相俊,马会萌,姜倩. 新能源侧储能配置技术研究综述[J]. 中国电力, 2022, 55(1): 13-25.
LI X J, MA H M, JIANG Q. Review of energy storage configuration technology on renewable energy side[J]. Electric Power, 2022, 55(1): 13-25.
[6] 余洋,陆文韬,陈东阳,等. 光伏波动平抑下改进 K-means 的电池储能动态分组控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 1-11.
YU Y, LU W T, CHEN D Y, et al. Dynamic grouping control strategy for battery energy storage based on improved K-means under photovoltaic fluctuation suppression[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 1-11.
[7] 段俊东,付子恒,张普胜,等. 平滑含 DG 配网功率波动的储能容量优化研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(5): 50-54.
DUAN J D, FU Z H, ZHANG P S, et al. Optimized study of energy storage systems capacity for power smoothing of distribution containing DG[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41(5): 50-54.
[8] 陈阳,谢丽蓉,马兰,等. 考虑光伏预测误差兼顾平抑波动的双层储能运行策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(1): 70-79.
CHEN Y, XIE L R, MA L, et al. Double-layer energy storage operation strategy that takes into account PV output error and smooths out fluctuations[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(1): 70-79.

- [9] 史如新,王德顺,余涛,等. 基于NARX神经网络-小波分解光伏发电功率预测[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020,41(6): 79-84.
- SHI R X, WANG D S, YU T, et al. Prediction of photovoltaic power generation based on NARX neural network-wavelet decomposition[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020,41(6): 79-84.
- [10] 于波,沈啸轩. 浅谈基于混合储能的光伏发电并网系统的能量管理及协调控制[J]. 中国设备工程, 2021(13): 194-195.
- YU B, SHEN X X. An overview of energy management and coordinated control of grid-connected photovoltaic power generation system based on hybrid energy storage[J]. China Plant Engineering, 2021(13): 194-195.
- [11] BLUDSZUWEIT H, DOMINGUEZ-NAVARRO J A. A probabilistic method for energy storage sizing based on wind power forecast uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26: 1651-1658.
- [12] 程龙,张方华. 用于混合储能系统平抑功率波动的小波变换方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(3): 100-104,128.
- CHENG L, ZHANG F H. Wavelet transform method for hybrid energy storage system smoothing power fluctuation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 100-104,128.
- [13] 丁逸行,徐青山,吕亚娟,等. 考虑需量管理的用户侧储能优化配置[J]. 电网技术, 2019, 43(4): 1179-1186.
- DING Y X, XU Q S, LV Y J, et al. Optimal configuration of user-side energy storage considering power demand management[J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1179-1186.
- [14] 陈崇德,郭强,宋子秋,等. 计及碳收益的风电场混合储能容量优化配置[J]. 中国电力, 2022,55(12): 22-33.
- CHEN C D, GUO Q, SONG Z Q, et al. Optimal configuration of hybrid energy storage capacity for wind farms considering carbon trading revenue[J]. Electric Power, 2022,55(12): 22-33.
- [15] 李雯雯. 多微网混合储能系统的功率协同控制与容量优化配置研究[D]. 成都:西南交通大学, 2021.
- LI W W. Research on power cooperative control and capacity optimization configuration of multi-microgrid hybrid energy storage system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.
- [16] 刘慧文. 独立运行风光柴储微电网多目标容量优化配置研究[D]. 呼和浩特:内蒙古工业大学, 2021.
- LIU H W. Research on multi-objective optimal capacity configuration for standalone microgrid with WT-PV-DEBES[D]. Hohhot: Inner Mongolia University of Technology, 2021.
- [17] 李双拾. 孤立风/光/储直流微电网配置优化研究[D]. 太原:太原理工大学, 2021.
- LI S S. Optimization of isolated wind/solar/storage microgrid[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021.
- [18] 路民辉,孙文文,何国庆. 《光伏发电系统接入配电网技术规定》标准解读和修订建议(英文)[J]. 中国标准化(英文版), 2022(1): 62-65.
- LU M H, SUN W W, HE G Q. Interpretation and revision proposals of GB/T 29319—2012, technical requirements for connecting photovoltaic power system to distribution network[J]. China Standardization, 2022(1): 62-65.
- [19] 皮晟源,刘牧阳,陈雨田,等. 基于IPOA-VMD的风储联合发电系统混合储能容量配置[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 2025;1-10(2025-01-17)[2025-02-18]. <https://link.cnki.net/doi/10.19635/j.cnki.csu-epsa.00158>.
- PI S Y, LIU M Y, CHEN Y T, et al. Hybrid Energy Storage Capacity Allocation for Wind-storage Co-generation System Based on IPOA-VMD[J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2025;1-10(2025-01-17)[2025-02-18]. <https://link.cnki.net/doi/10.19635/j.cnki.csu-epsa.00158>.
- [20] 欧阳海滨,全永彬,高立群,等. 基于混合遗传粒子群优化算法的层次路径规划方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020,41(4): 34-40.
- OUYANG H B, QUAN Y B, GAO L Q, et al. Hierarchical path planning method for mobile robots based on hybrid genetic particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020,41(4): 34-40.

(下转第111页)

Optimization Method for Last Mile Delivery Considering Supply Dynamics of Crowdsourced Personnel

LI Manman, LEI Hailong, ZHAO Boxuan

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Considering the supply dynamics of crowdsourced personnel, an optimization method was proposed for last-mile delivery in scenarios involving both self-operated personnel and crowdsourced personnel in this study. A hybrid delivery optimization model was developed to minimize delivery costs, incorporating decision variables such as crowdsourced personnel compensation, customer assignment schemes, and multi-trip vehicle routing. The constraints was constructed based on a spatio-temporal network, including customer service requirements, load capacities, time windows, and spatio-temporal coordination between vehicles and crowdsourced personnel. To address the problem's characteristics, the minimal cost insertion algorithm was improved, and ten types of destruction operators were designed. An adaptive large neighborhood search algorithm was then improved by integrating the simulated annealing algorithm's concept of accepting inferior solutions to optimize delivery plans. Case studies with 100 customers demonstrated that the improved adaptive large neighborhood search algorithm achieved solutions with 24% lower in delivery cost on average compared with those obtained by GUROBI with 1 hour computation time, while taking only 48.5 seconds on average. The proposed algorithm also outperformed simulated annealing, achieving a maximum cost reduction of 5.5%. The hybrid delivery mode combining self-operated and crowdsourced personnel significantly reduced costs compared to the self-operated-personnel only mode. The hybrid mode proved particularly suitable for scenarios with tight time windows, high vehicle travel costs, and limited job opportunities. The supply dynamics of crowdsourced personnel exhibited significant and stochastic impacts on delivery costs.

Keywords: logistics engineering; last mile delivery; crowdsourced mode; supply dynamics of crowdsourced personnel; vehicle routing; adaptive large neighborhood search algorithm

(上接第 83 页)

Consideration of Dual-layer Hybrid Energy Storage Capacity Configuration Accounting for Photovoltaic Forecasting Errors and Grid Fluctuation Rates

WANG Mingdong¹, ZHOU Zhengyu¹, YANG Hongjie², LI Zhongwen¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Yellow River Engineering Consulting Co., Ltd., Zhengzhou University, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: To meet grid connection requirements and ensure robust operation of the power system, a two-layer optimization model was proposed with objectives of reducing PV prediction errors, smoothing grid-connected power fluctuations, and minimizing annual equivalent costs. The upper-layer planning aimed to minimize annual equivalent costs, which included system investment, equipment replacement, maintenance costs, and carbon emission benefit costs. To improve system economic efficiency, a fuzzy genetic particle swarm algorithm was developed to optimize and analyze the model. In the lower-layer planning, the model aimed to minimize prediction errors and grid connection volatility. Based on distinct characteristics of supercapacitors and batteries, a charging-discharging power allocation strategy was constructed to enhance system response speed and extend battery cycle life. A solver was employed for control implementation to achieve PV prediction error compensation and PV output fluctuation smoothing. Finally, a model evaluation index function was established based on the proposed framework, with a PV power plant serving as a case study. Results demonstrated that the proposed algorithm exhibited faster convergence speed and superior optimization capability in this model. The *RMSE* and *MAPE* of prediction errors were reduced by 99.95% and 99.97% respectively, while the maximum grid connection fluctuation rate decreased by 96.08% after optimization. These findings verified the effectiveness and practicality of the proposed strategy.

Keywords: photovoltaic power generation; hybrid energy storage; leveled annual cost; compensation for prediction error; grid fluctuation smoothing; bilevel planning model