储能技术经济性分析

# 基于Stacking集成学习的构网型储能全生命周期价值评估研究

张 欢[1]，李佳乐[1]，杭 烨[1]，蒋建立[2,3]
（[1]华北电力大学经济管理系，河北省 保定市 071003；[2]中国石油大学（北京）克拉玛依校区，新疆 克拉玛依 834000；[3]碳中和与能源经济咨询研究平台，新疆 克拉玛依 834000）

**摘 要：**构网型储能被视为新型电力系统的“稳定器”，其价值体现在提高电网稳定性、增加新能源消纳与减少碳排放等多方面。本文提出一种基于Stacking集成学习的构网型储能全生命周期价值评估框架。首先，从技术、经济、社会和环境四个维度界定价值边界，明确各维度指标的量化机理及货币化折算路径；其次，依据各维度数据特征分别构建XGBoost、双层LSTM、LightGBM和单层LSTM子模型，并引入SHAP方法开展特征筛选与作用机理归因；进一步构建两层Stacking集成框架，以四维子模型输出及场景特征作为元特征，利用XGBoost元学习器刻画四维价值之间的非线性协同关系。最后，以新疆克州300 MW/1200 MWh构网型独立储能示范项目开展实证评估。结果表明，Stacking模型的$R^2$达到0.9808±0.0007，优于线性加权、随机森林和单一XGBoost模型；维度缺失与SHAP分析进一步表明，技术、经济、社会和环境价值均具有有效信息增量，其中经济价值与技术价值是综合价值变化的主要驱动因素。研究表明，基于Stacking集成学习的四维融合方法能够较好表征构网型储能全生命周期综合价值，为项目投资布局、运行优化及市场补偿机制设计提供量化依据。

**关键词：**构网型储能；全生命周期价值评估；Stacking集成学习；XGBoost；综合效益
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0532
中图分类号：TM 74；TK 01　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-18

# Life-Cycle Value Evaluation of Grid-Forming Energy Storage Based on Stacking Ensemble Learning

ZHANG Huan[1], LI Jiale[1], HANG Ye[1], JIANG Jianli[2,3]
([1]Department of Economic Management, North China Electric Power University, Baoding, Hebei, China 071100; [2]China University of Petroleum Beijing at Karamay, Karamay, Xinjiang, China 834000; [3]Carbon Neutrality and Energy Economic Consulting Research Platform, Karamay, Xinjiang, China 834000)

**Abstract:** Grid-forming energy storage (GFMS) is seen as a stabilizer for power systems with high penetration of renewable energy, delivering value through improved grid stability, greater accommodation of renewable energy, and lower carbon emissions. This study develops a full life-cycle value evaluation framework for GFMS based on Stacking ensemble learning. First, the four-dimensional value indicator system covering technical, economic, social and environmental dimensions is constructed, and the quantitative mechanism and monetization conversion path of indicators in each dimension are clarified. Second, XGBoost, a two-layer LSTM, LightGBM, and a single-layer LSTM are constructed as dimension-specific sub-

收稿日期：2026-06-22；修改稿日期：2026-08-19。
基金项目：国家自然科学基金（72564039），河北省自然科学基金（G2024502001）。
第一作者：张欢（1984—），女，博士，副教授，研究方向：电力市场，E-mail：huanzhang@ncepu.edu.cn；通信作者：蒋建立（1985—），男，博士，副教授，研究方向：能源经济与政策，E-mail：jiangjl@cupk.edu.cn。
引用本文：张欢, 李佳乐, 杭烨, 等. 基于Stacking集成学习的构网型储能全生命周期价值评估研究[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-18.
**Citation**：ZHANG Huan, LI Jiale, HANG Ye, et al. Life-Cycle Value Evaluation of Grid-Forming Energy Storage Based on Stacking Ensemble Learning[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-18.

models, and SHAP is introduced for feature screening and mechanism attribution. Furthermore, a two-layer Stacking framework is established using five-fold out-of-fold (OOF) prediction, where the outputs of the four sub-models together with scenario features are used as meta-features and XGBoost is employed as the meta-learner to capture nonlinear synergistic relationships among the four value dimensions. Finally, the framework is validated using the 300 MW/1200 MWh grid-forming independent energy storage demonstration project in Kezhou, Xinjiang. The results show that the Stacking model achieves an $R^2$ of 0.9808± 0.0007, outperforming linear weighting, random forest, and a single XGBoost model. Dimensional ablation and SHAP analyses further indicate that all four value dimensions provide effective information gains, with economic and technical values being the main drivers of comprehensive value variation. The proposed four-dimensional Stacking framework can effectively characterize the full life-cycle comprehensive value of GFMS and provides quantitative support for investment siting, operational optimization, and market compensation mechanism design.

**Keywords:** Grid-forming energy storage; Life-cycle value evaluation; Stacking ensemble learning; XGBoost; Comprehensive benefits

随着全球能源转型的加速，构建以新能源为主体的新型电力系统已成为国际能源发展的战略共识。在此背景下，构网型储能通过虚拟同步机（VSG，模拟同步发电机惯量响应的控制技术）主动调节电网参数，为系统注入惯量支撑与短路容量，显著提升电网的抗扰动能力[1-2]。该技术在增强电网稳定性、促进新能源消纳、提升系统灵活性以及强化能源整体韧性等方面发挥着至关重要的作用，已成为新型电力系统的重要支撑[3-4]。构网型储能的技术复杂性、高性能要求以及特殊应用场景导致其成本较高[5]，但现行电力市场机制对其补偿标准，尤其未能充分体现其综合价值[6]。因此，亟需从技术、经济、社会与环境等多维度，全面评估构网型储能的综合价值，以正确认识其重要性，并为项目投资决策、规划配置、市场补偿机制完善及精细化运营提供理论支撑与量化依据。关于构网型储能在新型电力系统中的控制[7-9]、配置[10-11]与优化调度[12-14]等方面的研究，体现了构网型储能作为一种重要的灵活性资源，在提升电网稳定性和可再生能源消纳能力方面具有显著优势。现有市场机制对构网型储能的综合价值的激励不足，且对其在电力系统中的综合价值评估缺乏系统的理论框架和方法。在储能价值评估方面，文献[15]指出，传统框架未能捕捉储能在稳定支撑层面的隐性贡献，致使其价值被低估；文献[16]综述了储能价值来源，指出传统方法在多时间尺度系统支撑价值识别上存在短板；文献[17]指出，综合能源系统效益评价需从单一指标转向多维度综合评估。在评价体系构建方面，文献[18]提出了基于AHP和TOPSIS-模糊综合评价的多场景储能选型方法；文献[19]提出了基于BMW和TOPSIS相结合的新型储能场景适用性评价方法，建立了涵盖技术、经济等4类11个指标的体系；文献[20]构建了首个储能产业高质量发展综合评价指标体系，并借助障碍度模型识别了制约因素。上述文献虽构建了多维框架，但均未针对构网型储能的隐性系统价值进行专项建模，技术价值的货币化路径不明确。

机器学习在电力系统工程中得到广泛应用，尤其在价值评估中体现了方法的先进性与适用性[21]。基于XGBoost、LightGBM、GRU、CNN-LSTM及随机森林等算法的模型，在电池过热预警[22]、短期负荷预测[23]及光伏功率预测[24]等研究中取得了良好效果，验证了数据驱动方法处理复杂非线性问题的能力。本文借鉴上述方法，结合构网型储能的运行特性与多维价值构成，构建包括技术、经济、社会与环境综合价值的全生命周期价值量化模型，并以新疆克州300 MW/1200 MWh构网型独立储能示范项目为案例展开研究。首先，按照最终受益主体和损失归属将构网型储能价值划分为技术、经济、社会和环境四个维度；其次，分别采用XGBoost、双

层LSTM、LightGBM和单层LSTM建立各维度子模型，应用SHAP进行特征筛选与归因分析；最后，训练XGBoost元学习器，并通过对照、消融和异构场景测试评估预测有效性。

文章的边际贡献在于：(1)突破既有研究对构网型储能单一维度效益或简单加权综合价值的评估局限，将构网型储能全生命周期价值划分为技术、经济、社会和环境四个维度，建立统一货币化口径并明确核算边界。(2)引入Stacking集成学习框架，以XGBoost、双层LSTM、LightGBM为基学习器，以浅层XGBoost为元学习器，通过双层堆叠泛化策略自动捕捉四维价值间的非线性关系，相较线性加权及单一机器学习模型显著提升了评估精度；同时结合SHAP归因方法，增强了模型的可解释性。(3)以新疆克州300 MW/1200 MWh项目为实证对象，验证了研究框架的有效性，并通过留一场景外推、时间异构子域检验及政策参数压力测试，系统评估了模型的泛化能力与稳健性，为构网型储能的价值评估提供有效工具。

## 1　构网型储能全生命周期价值评价指标

构网型储能依托虚拟同步机与下垂控制策略，以电压源形式成为电网的主动运行节点[2]，其控制结构通常包含虚拟惯量环节、阻尼环节与电压调节环节三部分。独特的控制方式使其价值在毫秒级至日级的多个时间尺度上逐层释放：在毫秒级，通过虚拟惯量快速调节有功功率，抑制频率骤降，并在短路等严重电网扰动下输出大电流提供支撑；在秒至分钟级，依靠下垂控制持续修正输出功率，将系统运行状态拉回安全稳定区间；在小时至日级，则结合分时电价、新能源出力与负荷预测结果制定充放电策略，参与电力市场获取套利及辅助服务收益。基于上述价值释放特征及受益主体，本文将构网型储能的全生命周期价值划分为技术、经济、社会与环境四个维度。技术维度归集电网侧设备和稳定控制损失，经济维度归集运营主体现金流，社会维度归集用户侧失负荷损失，环境维度归集新增新能源消纳对应的碳减排外部性（见表1）。这种划分保证同一终端收益或损失只进入一个维度，从而在承认维度间物理耦合的同时避免重复货币化。

### 1.1　构网型储能的技术价值指标

构网型储能依托虚拟同步机主动构建电压、频率基准所产生的隐性电网支撑价值。为精准量化其技术外部效益，本文遵循物理过程可量化、终端价值可统一折算的原则，搭建技术价值指标体系，包含三项物理特征指标与一项货币化综合指标。构网型储能在电网暂态过程中的支撑能力表现为系统等效惯量提升、频率变化率改善与暂态电压最低点抬升，系统稳定风险成本降低额作为物理暂态贡献终端货币化指标，是按照暂态支撑提升安全裕度、降低系统失效概率、减少故障经济损失的逻辑完成量化[23]。未配置储能时，弱电网受冲击易逾越安全红线，潜在风险成本$C_{risk,0}$较高；构网型储能接入后，直接改善了上述三大物理过程指标，将系统状态强力拉回安全边界内，使触及失效边界的概率大幅压低，风险成本降至$C_{risk,1}$。最终，构网型储能的技术价值$V_{tech}$被量化为配置前后的风险成本差值如式(1)与式(2)。

$$V_{tech} = C_{risk,0} - C_{risk,1} \tag{1}$$

**表1　四维价值边界界定**

**Table 1　Boundary Definition of Four-dimensional Value**

| 维度划分 | 物理作用及传导关系 | 基学习器实际输入特征 | 货币化指标 | 非重复计入的项目 |
|---|---|---|---|---|
| 技术价值 | 构网控制通过惯量、阻尼及有功/无功支撑改善频率和电压稳定；该改善还可能减少EENS并提高新能源接纳能力，因而向社会维和环境维传导 | SCR、新能源装机比例、容量配置系数、虚拟惯量、阻尼系数、初始电压偏差 | 配置前后系统稳定风险成本之差 | 不计入EENS停电损失、新能源消纳价值和市场现金流 |
| 经济价值 | 电价和新能源出力共同决定充放电时段；SOC与容量调度影响技术备用、孤岛支撑和新能源消纳，形成经济—技术、经济—社会和经济—环境约束耦合 | 历史电价、风光出力波动、实时负荷 | 全寿命周期净收益 | 各组成项只用于形成净经济价值，不再单独进入综合价值 |
| 社会价值 | 技术支撑通过降低故障期间的负荷切除并提高黑启动、孤岛运行能力减少EENS；SOC被市场套利占用时可能削弱可靠性 | 气象特征、负荷与电网特征、储能配置特征 | 有储能与无储能情景下的EENS | 储能容量、黑启动概率、孤岛时长和EENS为输入或中间状态，不作为独立货币价值计算 |
| 环境价值 | 稳定支撑可能提高新能源可接纳出力，但储能充电时段电源结构和充放电损耗会改变净减排效果，体现技术—环境和经济—环境耦合 | 前24小时MEF序列、电网逐小时负荷、风光出力、火电容量占比及跨省输电量 | 碳减排价值货币化 | 新能源消纳量、碳减排量不重复加总；不计入售电收入 |

$$C_{risk} = \sum_{i}^{n} P_i(x) L_i(x) \tag{2}$$

其中$V_{tech}$表示系统稳定支撑价值，$C_{risk}$表示某个储能系统的系统稳定风险成本，可以表示为$n$个风险事件与其造成损失乘积求和，$C_{risk,0}$表示无构网型储能时的系统稳定风险成本，$C_{risk,1}$代表相同容量下配置构网型储能后的系统稳定风险成本。式中，$P_i(x)$表示在外部场景$x$（如特定新能源出力与负荷水平）下，第$i$类严重事件（如频率失稳）在全年时间尺度内的发生概率；$L_i(x)$为相应事件单次发生所导致的经济损失。对于每一个外层场景，内层蒙特卡洛仿真通过生成共同随机数序列$\varepsilon_m$对配置储能前后的系统状态进行成对比较，以消除随机波动对评估结果的影响。条件事件概率$q_i$的估计公式为

$$q_i = \sum_{1}^{N_{MC}} g_i(x,\varepsilon_m) \big/ N_{MC} \tag{3}$$

其中，$g_i$为指示函数，若第$m$次仿真中发生第$i$类事件则取1，否则取0；$N_{MC}$为内层蒙特卡洛抽样总次数。为将仿真所得的条件概率折算为全年实际概率，本文依据IEEE RTS-96基准系统提供的设备可靠性参数进行年化校准：暂态故障频率取0.70次/(回·年)，永久停运频率取0.22次/(回·年)，据此将仿真步长内的概率换算为年失效概率$P_i(x)$，从而确保后续风险成本估计具有工程可信度。

单次损失$L_i(x)$采用三角分布，低值、众数和高值分别由公开维护合同、220kV线路大修/工程投资以及同类主变/GIS设备合同确定。每次扰动按“重大设备损坏—线路跳闸修复—频率/电压紧急处置—无技术损失”的优先级只进入一个终端事件，避免同一事故在技术账户内重复计量。通过此机制，物理暂态贡献作为后文技术价值基学习器的监督训练标签，其预测输出作为元特征汇入多维价值集成的元学习器中。

### 1.2 构网型储能的经济价值指标

构网型储能的经济价值体现为市场现金流扣除运行成本后的净收益。本文以统一核算期内的套利收益、辅助服务补偿和电池退化成本计算，见式(4)—(7)。暂态调节造成的微循环损耗仅计入电池退化成本，不再计入技术维度；电价序列由LSTM预测，所得经济价值作为Stacking模型的经济价值元特征。

$$V_{econ} = R_{\text{arb}} + R_{\text{aux}} - C_{\text{deg}} \tag{4}$$

其中$V_{econ}$为核算期运行净收益；$R_{\text{arb}}$为多时间尺度下的充放电能量套利净收益；$R_{\text{aux}}$为参与电网调频、容量释放等辅助服务市场获得的净补偿；$C_{\text{deg}}$为剥离构网高频动态调节后核算出的电池寿命退化成本。

$$R_{\text{arb}} = \sum_{t=1}^{T} \left( P_{\text{dis},t} \cdot \lambda_t \cdot \eta_{\text{dis}} - \frac{P_{\text{ch},t} \cdot \lambda_t}{\eta_{\text{ch}}} \right) \Delta t \tag{5}$$

其中$T$为运行总小时数；$P_{\text{dis},t}$和$P_{\text{ch},t}$分别为$t$时刻储能电站的放电与充电功率；$\eta_{\text{dis}}$和$\eta_{\text{ch}}$为对应的放充转换效率；$\Delta t$为时间步长；$\lambda_t$为$t$时刻的分时边际电价。该时序电价序列具有强非线性和日内周期性，将作为后文时序长短期记忆网络（LSTM）预测模型的核心驱动源。

$$C_{deg} = \varepsilon_d \times E_{rated} \times C_{bat} \tag{6}$$

其中$E_{rated}$为电池系统额定能量，$C_{bat}$为电池单位容量成本，等效容量衰减率$\varepsilon_d$。

依据Palmgren-Miner线性损伤累积准则计算单日等效容量衰减率

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^{I} \frac{n_i}{N(DOD_i)} \tag{7}$$

其中，$N(DOD_i)$为在对应放电深度$DOD_i$下由电池物理特性决定的额定可循环次数。由于磷酸铁锂电池的循环寿命对放电深度$DOD_i$高度敏感，引入工程雨流计数法[24]对全天复杂的荷电状态（SOC）轨迹进行处理，提取出各等效循环的放电深度$DOD_i$与循环次数$n_i$。

### 1.3 构网型储能的社会价值指标

构网型储能凭借优异的电压支撑能力，可在主网故障断开时实现黑启动，支撑局部电网孤岛运行，有效降低大范围停电带来的社会经济损失，所以本文以供电可靠性保障价值衡量构网型储能的社会价值[25]。储能的保供能力选取黑启动可用容量、孤岛运行支撑时长、期望失供电量降低值三项物理指标，并以供电可靠性保障价值作为货币化终端指标，完成社会价值量化。该指标通过对比储能投运前后系统期望停电损失得到式(8)：

$$V_{\text{social}} = (EENS_0 - EENS_1) \times C_L \tag{8}$$

其中$EENS_0$和$EENS_1$分别表示未配置与配置构网型储能条件下的期望失供电量，$C_L$表示单位失负荷电量对应的社会经济损失成本。该指标能够综合反映储能在故障扰动、极端天气和供电紧张场景下对关键负荷保障和系统可靠性提升的社会效益。

### 1.4　构网型储能的环境价值指标

构网型储能的环境价值集中体现为提升新能源消纳能力。通过强化电网稳定性，回收原本受限的清洁能源电量，新增绿电出力替代传统化石能源发电，实现碳减排；再依托碳排放权交易市场，将减排效益转化为经济收益，结合生态外部效益形成综合环境价值。本文通过净促进新能源消纳增量计算碳减排量如式(9)，并通过碳市场价格进行货币化如式(10)。

$$E_{\text{carbon}} = \Delta E \times MEF_{\text{w}} \tag{9}$$

其中$E_{\text{carbon}}$为构网型储能赋能下的系统级年度直接碳减排总量；$\Delta E$为通过电网控制策略提升所获取年净促进新能源消纳增量，$MEF_{\text{w}}$为由LSTM时序预测序列聚合提炼出的区域电网加权平均边际碳排放因子。

$$V_{\text{env}} = E_{\text{carbon}} \times p_c \tag{10}$$

其中$p_c$为全国碳排放权交易市场的出清价格。

## 2　构网型储能价值评估与整合模型

在明确构网型储能多维价值评估的总体思路与指标划分的基础上，本节具体展开评估模型的构建过程。2.1节分别针对技术、经济、社会及环境四个维度，构建相应的价值评估模型，量化各维度的贡献；2.2节进一步建立基于Stacking集成学习的综合评估模型，通过融合四个维度的输出特征，挖掘其间的非线性协同效应，实现构网型储能综合价值的精准评估。

### 2.1　构网型储能价值评估模型

#### 2.1.1　基于XGBoost的技术价值模型

技术价值核心是量化构网型储能对电网稳定边界的拓展能力，本文采用机器学习替代耗时的电磁暂态仿真开展评估。依托Matlab/Simulink搭建含戴维南等效网架、风光变流器与构网型储能的弱电网仿真模型，通过多维参数网格扫描，遍历系统短路比、新能源渗透率、储能容量、虚拟惯量系数、阻尼系数、节点电压初始偏差六大参数，生成全覆盖六维输入特征。对特征矩阵做Z-score标准化以消除量纲影响，再按8:2比例将样本划分为训练集与测试集。

本文选取XGBoost作为回归基学习器，借助二阶泰勒展开与树结构正则项控制模型复杂度，目标函数与正则项如式(11)与(12)：

$$Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)\right) + \Omega(f_t) \tag{11}$$

$$\Omega(f_t) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^{T} w_j^2 \tag{12}$$

训练完毕后的XGBoost模型即可脱离物理仿真软件独立运行。模型直接预测并输出该特定工况下的系统稳定风险成本降低额（万元/日）。

#### 2.1.2　基于双层LSTM的经济价值模型

储能经济效益与分时电价深度绑定，现货电价受市场博弈、电网阻塞、燃料成本影响，呈现强时序波动与非线性特征。本文构建双层长短期记忆网络（LSTM）挖掘时序特征，第一层提取小时级峰谷波动和局部时序特征，第二层进一步聚合跨日依赖和多变量非线性关系，最终输出未来24小时电价序列。模型输入选取历史分时电价、系统负荷、风光出力等多维时序数据，采用滑动窗口法，以连续72小时数据为输入、未来24小时电价为预测标签，所有特征统一完成Z-score标准化。

网络结构由输入层、双层LSTM隐藏层与全连接层组成，依靠遗忘门、输入门、输出门与细胞状态捕捉长期时序关联，结合基于时间的反向传播算法与Adam优化器迭代训练，并引入早停机制防止过拟合如式(13)—(17)。

$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_f\right) \tag{13}$$

$$i_t = \sigma\left(W_i \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_i\right) \tag{14}$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tanh\left(W_c \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_c\right) \tag{15}$$

$$o_t = \sigma\left(W_o \cdot \left[h_{t-1}, x_t\right] + b_o\right) \tag{16}$$

$$h_t = o_t \odot \tanh\left(C_t\right) \tag{17}$$

其中$W$与$b$为对应门控的权重矩阵与偏置向量；$h_{t-1}$为前一时刻隐藏状态。网络采用均方误差（MSE）作为回归训练的目标损失函数如式(18)。

$$L_{\text{MSE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2 \tag{18}$$

完成电价预测并反归一化后，结合雨流计数法与Palmgren-Miner损伤累积准则核算电池循环损耗，依次计算峰谷套利收益、辅助服务收益与电池退化成本，最终得到储能全寿命周期净收益，作为经济维度核心元特征。

#### 2.1.3　基于LightGBM的社会价值模型

社会价值以储能投运前后系统期望失供电量（EENS）变化为核心量化依据，该类数据属于高维异构数据，同时包含连续型与离散型特征，因此

本文采用LightGBM模型开展建模。模型输入特征分为三类：气象指标、负荷与电网运行指标、储能配置指标，全部特征经Z-score标准化后，按8:2划分为训练集与测试集。LightGBM引入单边梯度采样，保留梯度较大的关键故障场景样本、对常规场景样本随机欠采样，在保障精度的同时提升训练效率。模型以直方图方差增益作为特征分裂判据如式 (19)：

$$Gain = \frac{1}{2}\left[\frac{\left(\sum_{i\in I_L} g_i\right)^2}{\sum_{i\in I_L} h_i} + \frac{\left(\sum_{i\in I_R} g_i\right)^2}{\sum_{i\in I_R} h_i} - \frac{\left(\sum_{i\in I} g_i\right)^2}{\sum_{i\in I} h_i}\right] \tag{19}$$

模型输出不同场景下的期望失供电量，计算配置储能前后的差值，结合单位失负荷社会损失成本，得到货币化的社会价值，并将其作为元特征输入后续集成模型。

2.1.4 基于LSTM的环境价值模型

环境价值体现为储能替代化石能源发电所带来的碳减排效益，难以通过市场化手段直接回收，但对低碳转型政策评价至关重要，且对碳市场准入评估与绿色金融产品定价具有重要参考意义。本文构建单层LSTM对电网逐小时边际碳排放强度（Marginal Emission Factor, MEF）进行动态预测，以获取精确的时变碳排放因子序列。针对MEF的物理替代机理与时序强耦合特性，本文采用滑动窗口法，设定过去固定历史步长24小时作为输入步，未来24小时作为输出步，构建了环境维度的多维时序输入特征向量，包含以下核心边界变量：前24小时的历史MEF序列、系统全网逐小时总负荷、风电与光伏出力率、煤电机组开机容量占比以及区域跨省电力交换净值。统一采用Z-score标准化对时序特征矩阵进行规范化处理。预测出的动态MEF曲线经过多场景时间加权，提炼为周期加权平均边际碳排放因子，最终核算出项目的综合碳减排环境价值，并将其作为后续Stacking集成模型的关键环境元特征。

**2.2 构网型储能多维价值评估堆叠泛化集成模型**

2.2.1 基于SHAP值特征重要性模型

构网型储能综合价值受储能容量、电价、新能源渗透率、碳价、系统故障风险等多重因素影响，各变量间存在复杂非线性耦合关系。为提升模型可解释性、识别价值驱动因素，本文引入SHAP方法开展特征归因分析。该方法依托合作博弈论思想，将模型综合价值预测值拆解为各输入特征的边际贡献之和。$V_{total} = V_{base} + \sum_{i=1}^{n}$ (20)

其中，$V_{total}$表示模型预测得到的综合价值量，$V_{base}$表示模型在样本总体上的基准输出，$\phi_i$表示第$i$个特征对综合价值的边际贡献。若某特征的SHAP值为正，则说明该特征推动综合价值上升；若其SHAP值为负，则说明该特征对综合价值具有抑制作用。技术价值XGBoost、社会价值LightGBM和Stacking元学习器采用Tree-SHAP；经济与环境LSTM采用适用于可微神经网络的Gradient-SHAP近似。

2.2.2 基于堆叠泛化集成模型的代理评估模型

本文构建融合高保真离线仿真与机器学习在线代理的评估框架，采用两层Stacking堆叠泛化集成模型实现高精度评估。其中，堆叠泛化（Stacking）集成模型通过基学习器层和元学习器层两层架构实现对复杂映射关系的深度拟合。基学习器层（Base Learners）由针对四类价值维度的专业模型组成，负责提取特定领域的中间特征。基学习器输出不再是抽象指标，而是预测各维度的定量结果，如系统暂态稳定风险降低额、全寿命周期净收益、失负荷避免损失及碳减排环境经济效益等。这些预测结果与原始场景特征共同构成高维元特征空间。元学习器层（Meta Learner）是高保真仿真的高效代理模型。其任务是捕获多维价值结果及场景特征之间的非线性耦合与边际贡献演化规律。针对该映射的复杂性，选用XGBoost等非线性集成模型。

该框架以高精度联合仿真生成的综合货币价值标签（非四维简单加权，而是时序生产模拟、可靠性评估与典型扰动仿真联合解算的系统级收益总和）作为监督目标（式(21)）：

$$Y = f\left(V_{tech}, V_{econ}, V_{social}, V_{env}\right) \tag{21}$$

式中，Y表示构网型储能在给定场景下的综合货币价值；$V_{tech}, V_{econ}, V_{social}, V_{env}$分别表示技术、经济、社会和环境维度的货币价值；由于各维价值间存在非线性关系，且其边际贡献会随系统状态变化而动态调整，因此本文不采用简单线性加总方式刻画综合价值，而是通过机器学习模型学习其复杂映

射关系。

## 3　新疆克州构网型储能项目价值评估分析

### 3.1　新疆克州项目概述

本文选取新疆克孜勒苏柯尔克孜自治州300MW/1200MWh构网型独立储能示范项目作为实证算例。该项目于2024年11月全容量并网，是目前全球单体规模最大的磷酸铁锂构网型储能电站。项目并网点位于750kV主网末端，系统等效短路比为1.5—2.0，低于弱电网临界值3.0，属于典型极弱电网场景；同时区域风光资源富集、新能源渗透率持续走高，十分契合构网型储能技术价值评估的研究条件。采用区域电力市场、负荷变化、新能源出力、边际碳排放因子、气象扰动及供电可靠性风险等外部场景等部分采用2023年及以前历史数据[①]。上述历史数据主要承担模型训练与场景生成作用；项目层面的价值评估则基于克州项目的装机规模、储能时长、并网点短路比、区域新能源渗透率、2024年公开市场参数及高保真仿真样本进行映射和校准。

算例数据采用“实测统计数据+高保真仿真数据”双轨获取。仿真平台为Matlab/Simulink R2023b及其Simscape Power Systems工具箱，以戴维南等效电路模拟750kV骨干网背景系统，通过调整等效阻抗改变系统短路比（SCR），在SCR∈[1.2, 3.5]、以0.1为步长重点覆盖SCR<2.0区间的参数空间内随机采样10000组样本。外部市场、碳排放与社会数据则取自权威公开渠道，核心外部参数取值如下：新疆分时电价峰/平/谷/深谷分别为0.62/0.40/0.21/0.10元/kWh，调频补偿电价0.25元/kWh，LFP电池单位容量成本650元/kWh；西北电网基准线排放因子BM=0.3441 $tCO_2$/MWh，碳价基准取75元/吨；单位失负荷损失成本$C_L$取克州地区参考值35.0元/kWh（低于东部50—80元/kWh的通常取值，与本地产业结构相符）。

各子模型与Stacking元学习器的训练参数、数据划分如表2所示。技术价值XGBoost模型、社会价值LightGBM模型均将样本按8:2划分为训练集与测试集；经济、环境价值LSTM模型分别采用多年时序实测数据完成训练与验证；元学习器依托五折交叉验证（OOF）方式生成元特征。

**表2　各价值子模型与元学习器的训练参数配置**

**Table 2　Training configuration of sub-models and meta-learner**

| 模型 | 对应维度 | 关键训练参数 | 数据划分 |
|---|---|---|---|
| XGBoost | 技术价值 | n_estimators=420, learning_rate=0.035, max_depth=5, min_child_weight=3, subsample=0.86, colsample_bytree=0.90, reg_lambda=1.2, reg_alpha=0.01 | 10000组仿真样本按8:2划分 训练集内部5折CV |
| Stacked LSTM | 经济价值(电价) | 双层堆叠(128, 64)+Dense(64), Dropout=0.2, lookback=72 h, horizon=24 h, Adam(1e−3), epochs=100, batch_size=32 | 2023全年(8760步)训练, 2024测试 |
| LSTM | 环境价值(MEF) | 单层(隐藏128), 回看24 h, 输出未来24 h, Adam(1e−3) | 2021—2023训练, 2024测试 |
| LightGBM | 社会价值(EENS) | learning_rate=0.05, max_depth=8, num_leaves=63, min_child_samples=20, colsample_bytree=0.8, subsample=0.8, n_estimators=500 | 8768条训练、4384条测试 |
| XGBoost | 元学习器 | n_estimators=100, learning_rate=0.01, max_depth=4, subsample=0.8, colsample_bytree=0.8, reg_lambda=1.5 | 五折OOF生成元特征 |

### 3.2　克州构网型储能项目价值指标评估

#### 3.2.1　克州构网型储能项目技术价值评估

基于10000组样本，锁定8000组训练样本和2000组测试样本，并在训练集实施五折交叉验证和超参数搜索。XGBoost、SVR与随机森林均使用相同方案，采用MAE、RMSE和$R^2$对比，结果见表3和4。

为降低单次训练—测试划分随机性对评价结果的影响，本文采用五折交叉验证，对XGBoost、支持向量回归（SVR）和随机森林（RF）三种技术价值预测模型进行统一比较，并以MAE、RMSE和$R^2$的五折均值及标准差评价模型的预测精度与稳

①电价、负荷及风光出力时序数据来源于新疆电力交易中心公开数据；辅助服务补偿依据新疆电力辅助服务市场规则；分时电价及时段划分依据新疆维吾尔自治区发展改革委发布的分时电价政策；西北电网基准线排放因子取自生态环境部发布的《中国区域电网基准线排放因子》。

表3 模型五折交叉验证性能统计

**Table 3 Performance Statistics of Each Models via 5-fold Cross-Validation**

| 模型 | MAE/（$10^4$CNY·d$^{-1}$） | RMSE/（$10^4$CNY·d$^{-1}$） | $R^2$ |
|---|---|---|---|
| XGBoost | 0.4520±0.0071 | 0.5682±0.0086 | 0.9822±0.0010 |
| SVR | 0.4961±0.0078 | 0.5975±0.0096 | 0.9764±0.0008 |
| Random Forest | 0.6578±0.0155 | 0.8384±0.0197 | 0.9613±0.0029 |

表4 各模型锁定测试集预测性能统计

**Table 4 Prediction Performance of Each Model on Fixed Test Set**

| 模型 | MAE/（$10^4$CNY·d$^{-1}$） | RMSE/（$10^4$CNY·d$^{-1}$） | $R^2$ |
|---|---|---|---|
| XGBoost | 0.4266 | 0.5345 | 0.9849 |
| SVR | 0.4804 | 0.6321 | 0.9788 |
| Random Forest | 0.6544 | 0.8278 | 0.9638 |

定性。五折交叉验证结果表明，XGBoost的MAE、RMSE和$R^2$分别为0.4520±0.0071万元/日、0.5682±0.0086万元/日和0.9822±0.0010。为进一步检验模型的泛化能力，模型确定后在预先保留的2,000组锁定测试样本上进行一次性评价。测试结果显示，XGBoost的MAE、RMSE和$R^2$分别为0.4266万元/日、0.5345万元/日和0.9849。锁定测试结果与五折交叉验证结果的变化趋势基本一致，且模型测试集RMSE相对五折均值未出现明显增大，说明模型具有较稳定的样本内泛化能力。综合比较可知，XGBoost的预测精度较好，具有较高的预测能力。考虑到本文不仅需要完成技术价值预测，还需要借助TreeSHAP识别各物理输入特征的重要性，因此本文综合预测精度、模型可解释性，最终选择XGBoost作为技术价值预测与解释模型。

图1和图2的SHAP结果表明，虚拟惯量与短路比SCR是影响构网储能技术价值的核心特征，平均绝对SHAP贡献分别达到2.0623万元/日与1.9204万元/日，显著高于其余参数。其中，虚拟惯量呈现由负向正的贡献转换规律，惯量水平越高，储能的频率支撑技术价值越突出；而SCR与技术价值呈显著负相关，弱电网低SCR工况下储能稳定贡献显著提升，验证了弱电网是构网型储能技术价值放大器的机理。

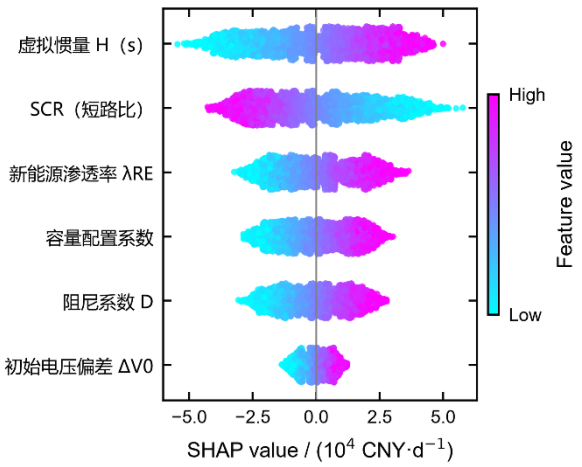
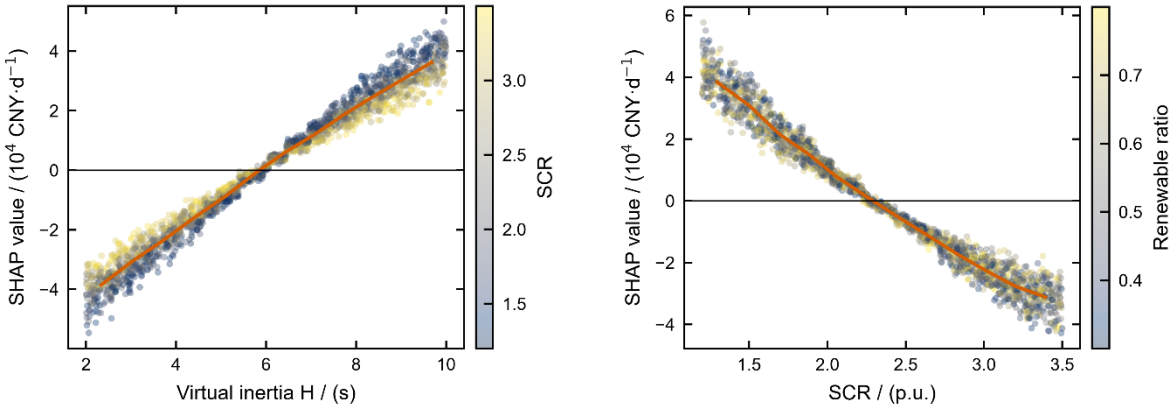



图1 技术价值SHAP特征重要性

**Fig. 1 SHAP Feature Importance for Technical Value**




(a) 虚拟惯量H

(a) Virtual Inertia H

(b) 短路比SCR

(b) Short-circuit Ratio (SCR)

图2 虚拟惯量和短路比SHAP依赖图

**Fig.2 SHAP Dependence on Virtual Inertia and Short-Circuit Ratio**

在完成模型验证的基础上，本文将2024年全年8760个运行时间步的实时特征数据作为输入，调用训练好的XGBoost模型进行批量推理，获得逐日技术价值预测序列，并累加得到年度技术价值估算结果。结果显示，克州300 MW/1200 MWh构网型储能项目2024年全年系统稳定风险成本降低额约为0.2497。其中，弱电网季节的日均技术价值约为47.3万元，显著高于夏季光伏大发期的日均技术价值约为29.8万元，体现了技术价值对运行场景的显著依赖性。该年度估算结果将作Stacking集成模型的一项关键输入，参与综合价值的最终整合评估。

3.2.2　克州构网型储能项目经济价值评估

以2024年全年数据测试双层LSTM电价预测模型，模型的MAE、RMSE、$R^2$和MAPE分别为0.02330 元/kWh、0.02943 元/kWh、0.9500 和8.60%。更换随机森林模型后，分别为0.02815元/kWh、0.03622 元/kWh、0.9241 和11.27%。双层LSTM模型表现更优。因此，依托LSTM模型预测的24小时电价，结合新疆分时电价特点，采用“二充二放”运行策略提升收益。项目0:00-8:00以200MW功率低谷电价0.21 元/kWh充电，SOC由10%升至60%；11:00-14:00在高峰电价0.62 元/kWh下以150MW放电，SOC降至25%，完成首轮价差套利；13:00-17:00依托光伏大发形成的0.10 元/kWh深谷电价，以180MW二次充电，SOC回升至85%；19:00-23:00用电晚高峰期间，再次以180MW、0.62 元/kWh电价放电，SOC回落至10%，既实现二次套利，也保障了电网高峰供电。

采用Gradient-SHAP对双层LSTM电价预测模型开展时序归因分析，全局特征贡献如图3(a)所示，历史电价、系统负荷为决定电价演化的两大核心特征，光伏、风电出力占比的影响幅度相对有限。从单特征依赖曲线进一步分析，历史电价、系统负荷均存在明确的贡献阈值（图3(c)和3(d)）。当电价高于0.30 元/kWh且系统负荷高于$3200\times10^4$ kW时，两类变量将对未来电价形成持续正向拉动作用；反之则产生抑制效果，直观揭示了负荷、电价时序自相关驱动电价波动的内在规律。结合时序滞后SHAP分布（图3(b)），LSTM通过捕捉30h内短期负荷、电价时序关联实现高精度电价推演，各输入变量的贡献方向与强弱具备清晰可解释的物理经济含义，有效规避循环神经网络黑盒缺陷。

以2024年8月15为例，依据LSTM预测电价序列执行“二充二放”策略，并结合雨流计数法核算退化成本，各分项计算结果见表5。

典型日净收益31.7万元；套利与辅助服务收益55.3万元，电费及电池退化成本23.6万元。电池退化成本影响显著，必须纳入经济核算。将此推广至全年，2024年全年净收益约0.68亿元。夏季峰谷价差大，日均净收益38.5万元（全年最高）；冬季价差偏小，日均净收益24.3万元。

3.2.3　克州构网型储能项目社会价值评估

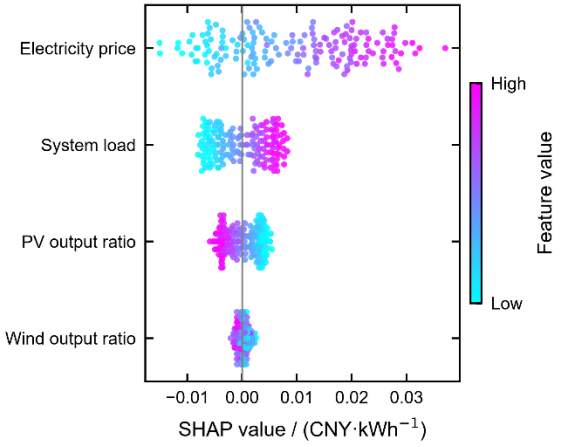
社会价值模型使用13152条独立记录，其中两个重复批次共8768条用于训练，第三个完整重复批次4384条作为测试集，训练集实施五折交叉验证。LightGBM模型在独立测试批次上的MAE、RMSE和$R^2$分别为0.001212万kWh/日、0.001763万kWh/日和0.9915。替换随机森林和SVR模型后，$R^2$分别为0.9880和0.9808；分组五折交叉验证中LightGBM的$R^2$平均值为0.9917。图4为LightGBM模型的预测性能。可以看出，LightGBM在4384条预测值总体分布于参考线附近，完整测试集的MAE、RMSE和$R^2$分别为0.001212万kWh/d、0.001763万kWh/d和0.9915，具有较好预测性能。因此，本文使用LightGBM作为社会价值的预测模型。

由图5(a)可见，储能容量、平均修复时间、结冰风险指数、孤岛运行时长、沙尘等级和负荷增长率的平均绝对SHAP值分别为0.008921、0.005824、0.004582、0.003123、0.002259和0.001802万kWh/d，对应占总解释量的31.2%、20.4%、16.0%、10.9%、7.9%和6.3%。由于模型输出为EENS，正SHAP值表示该特征使预测失供电量高于背景期望，负SHAP值表示预测失供电量降低。图5(b)显示平均修复时间延长时SHAP贡献总体上升，并约在7.7h附近由负转正，表明故障持续时间较长会增加预测EENS；图5(c)显示结冰风险指数升高时SHAP贡献持续增加，并约在0.30附近由负转正，且较长修复时间会进一步放大高结冰风险场景的失供电风险。

将2024年全年的气象实况数据、电网运行参数及储能配置特征输入LightGBM模型，针对储能

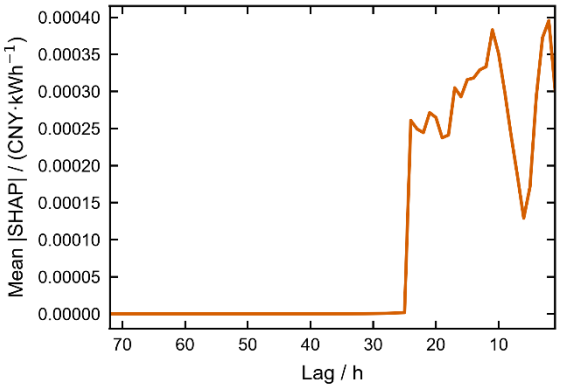
图3 基于双层LSTM模型的电价影响因素

Fig. 3 Factors Affecting Electricity Prices Based on Two-Layer LSTM Model



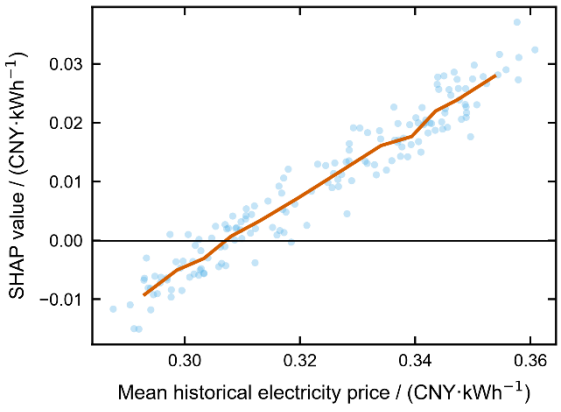

(a) SHAP全局特征重要性

(a) Global SHAP feature importance



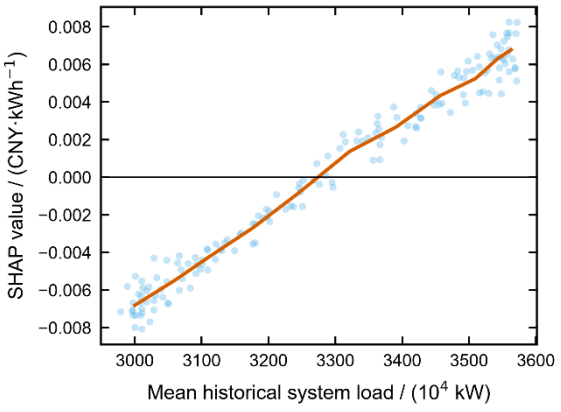

(b) 时间滞后分布

(b) Lag profile of SHAP contributions




(c) 历史电价的SHAP依赖关系

(c) SHAP dependence on historical electricity price




(d) 系统负荷的SHAP依赖关系

(d) SHAP dependence on system load

表5 经济价值算例结果

Table 5 Calculation Results of Economic Value

| 收益/成本项 | 数值（万元） | 备注 |
|---|---|---|
| 充放电能量套利收益 | 42.5 | 峰谷价差×充放电量，$\lambda_t$来源于LSTM预测 |
| 辅助服务补偿 | 12.8 | 调频、惯量响应服务费（依据新疆辅助服务市场规则） |
| 充电电费支出 | 15.2 | 低谷/深谷时段充入，主要为0.10–0.21元/kWh时段 |
| 电池退化成本 | 8.4 | 雨流计数法核算，含构网调节额外损耗 |
| 单日净收益 | 31.7 | 显著高于传统跟网型同等规模项目（约18–22万元） |

并网点下游的阿图什市局部终端供电网络，分别预测未配置储能（$EENS_0$）和配置300 MW/1200 MWh构网型储能（$EENS_1$）两种情景下的期望失供电量，结果见表6。

配置构网型储能后，项目下游局部配网年度EENS降至8.0万kWh，降幅55.6%，年社会价值约350万元；该优化效果仅局限于局部配网，无法提升克州广域主网可靠性，主网指标主要受网架、输电通道及极端气候影响。储能一方面可强化日常电压支撑、减少停电，另一方面还能在故障时实现

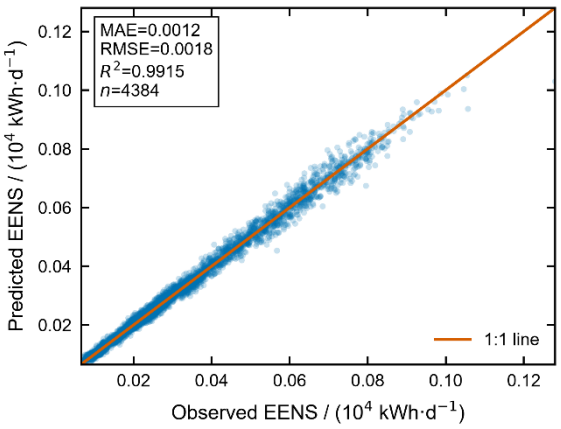



**图4　社会价值LightGBM模型的预测性能**

**Fig. 4　Prediction Performance of LightGBM Model**

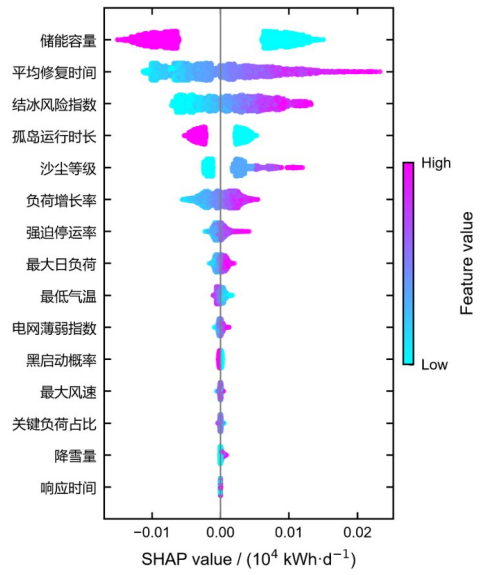
黑启动与孤岛供电，保障关键负荷供电。

3.2.4　克州构网型储能项目环境价值评估

本文采用LSTM模型对西北电网逐小时MEF进行动态预测，以获取精确的时变碳排放因子序列。数据来源于中国电力企业联合会发布的《全国电力工业统计快报》及西北能源监管局年度运行报告，时间跨度为2021—2023年，2024年数据用于测试。LSTM模型的MAE、RMSE、$R^2$和MAPE分别为0.03599、0.04546、0.8442和11.37%，替换Ridge和随机森林模型后，$R^2$分别为0.8058和0.8237，低于LSTM模型。此外，与静态BM相比，动态MEF在夏季光伏大发时段和冬季煤电调峰时段之间的差异高达0.3 $tCO_2$/MWh以上（图6）。

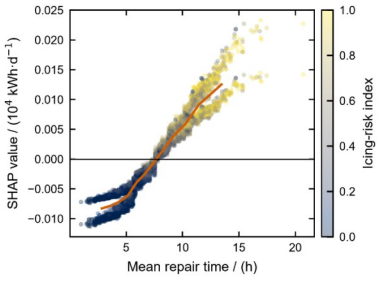
基于Gradient-SHAP开展时序归因分析，全局特征贡献如图7(a)所示。MEF与火电比例是决定环境价值的核心变量，而新能源出力、系统负荷及跨区交换功率的影响幅度相对有限。时序滞后分布（图7(b)）进一步揭示，MEF仅存在5 h以内短期时序依赖，与经济价值72 h长周期时序演化特征存在显著机理差异，两类时序模型虽复用相同LSTM基础架构，但时序依赖窗口与驱动逻辑天然区分。单特征依赖曲线（图7(c)和(d)）表明，MEF、火电比例均存在明显阈值，当MEF高于0.37 $tCO_2$/MWh、火电占比超过0.48时，两因素对环境价值表现出持续正向效应，反之则产生抑制效果。

结合Matlab仿真数据测算，配置构网型储能后区域弃光弃风率由12.3%降至3.8%，结合当地风光装机规模与年等效满发小时数，算出年新能源



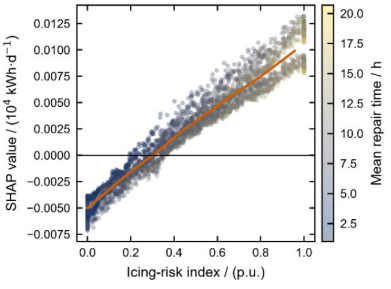

(a) SHAP全局特征重要性

(a) Global SHAP Feature Importance




(b) 平均修复时间的SHAP依赖关系

(b) SHAP Dependence on Mean Repair Time




(c)结冰风险指数的SHAP依赖关系

(c) SHAP Dependence on Icing-Risk Index

**图5　基于LightGBM模型的社会价值影响因素分析**

**Fig. 5　Analysis of Social Value Influencing Factors Based on LightGBM Model**

消纳增量约$5.24\times10^5$ MWh；再乘以加权平均边际碳排放因子，得到年碳减排17.92万吨；按75元/吨碳价计算，碳减排年价值为1344万元，叠加各类综合增益后，项目年总环境价值约0.30亿元。鉴于碳价格在政策演变和市场供需影响下具有一定不

表6 社会价值算例结果

Table 6 Calculation Results of Social Value

| 评估项目 | 数值 | 说明 |
|---|---|---|
| 未配置储能期望失供电量（$EENS_0$） | 18.0 万 kWh / 年 | 基于历史故障率与气象数据估算 |
| 配置储能后期望失供电量（$EENS_1$） | 8.0 万 kWh / 年 | 含黑启动及离网 4 小时保供贡献 |
| EENS 降低量（ΔEENS） | 10.0 万 kWh / 年 | 同比下降约 55.6% |
| 单位失负荷损失成本（$C_L$） | 35.0 元 /kWh | |
| 年度社会价值（$V_{social}$） | 350.0 万元 / 年 | 局部配电网范围估算 |

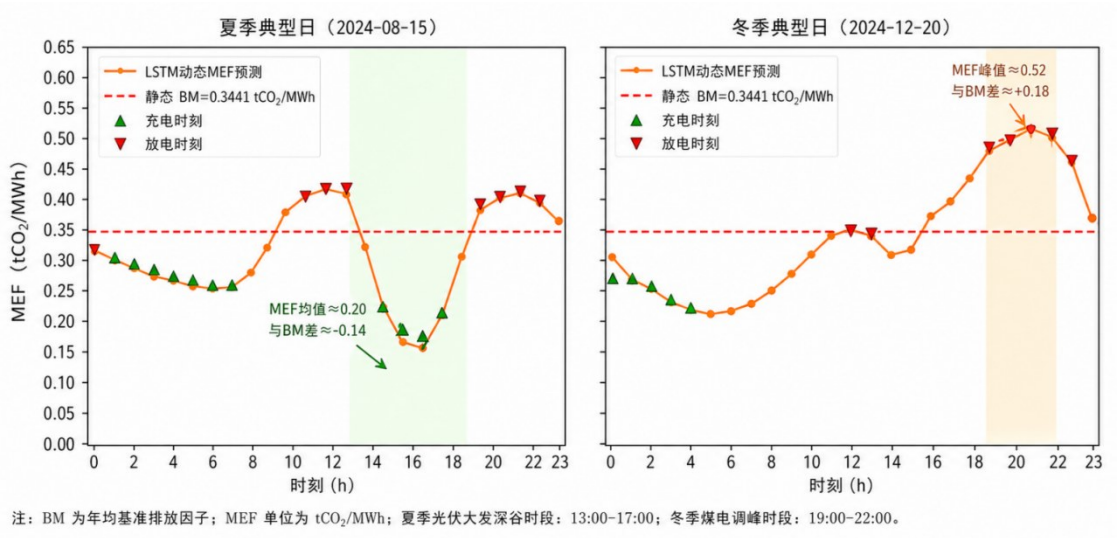



图6 MEF动态预测值与静态基准BM对比

Fig. 6 Comparison between MEF Dynamic Predicted Values and Static Benchmark BM

确定性，本文对碳价进行敏感性分析如表7。

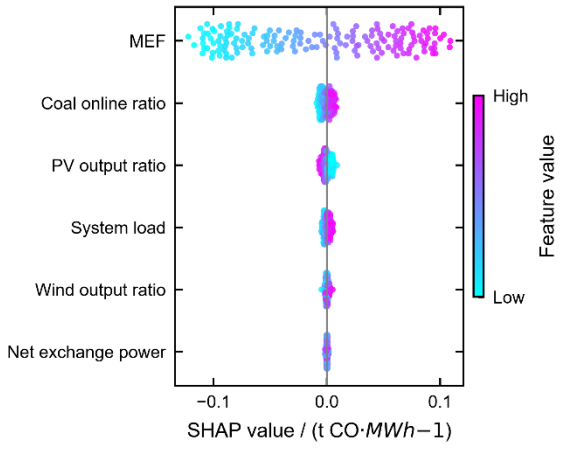
### 3.3 克州构网型储能多维价值评估集成

以四维子模型的年度预测结果作为元特征，输入Stacking元学习器（浅层XGBoost），经五折OOF生成元特征以防数据泄露。元学习器的监督标签Y为高保真时序生产模拟、可靠性评估与典型扰动仿真联合生成的综合货币价值，而非四维简单加权，从而隐含各维度的耦合效应。

按四维分项算术加总，克州项目2024年度综合价值约1.2643亿元，其中经济价值占53.78%、技术价值占19.75%、环境价值占23.73%、社会价值占2.74%。模型分析进一步揭示了三类典型协同关系：技术价值对经济价值存在保底效应，在短路比小于1.8的极弱电网场景下，二者协同溢价达14.7%；经济价值对社会价值存在资金循环效应，项目日均收益提升会进一步增强孤岛保供能力；技术价值对环境价值存在消纳赋能效应，高新能源渗透率场景下，电网稳定支撑能力可有效放大碳减排效益。

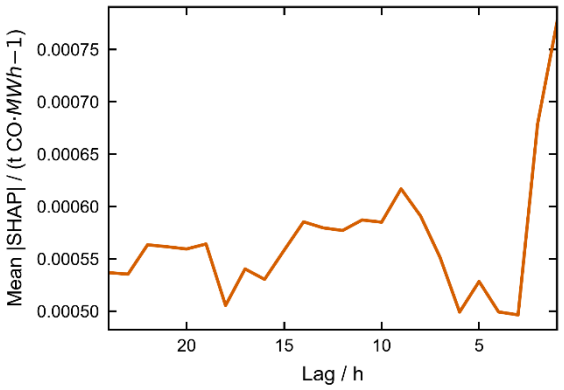
为验证Stacking模型的合理性，本文将线性算术加权、随机森林、XGBoost与Stacking集成框架进行消融对照实验。在统一数据集、预处理方式与评价标准的条件下，系统探究了不同特征融合架构与建模方式对综合价值预测性能的影响。由表8可知，线性算术加权模型预测性能较差，MAE、RMSE分别为0.0767±0.0009、0.0909±0.0009，$R^2$仅为0.8915±0.0011，拟合精度有限，验证了非线性集成建模的必要性。机器学习模型预测能力显著优于线性加权方法，其中Stacking集成框架表现最优。

为进一步检验特征之间的协同效应，本文通过双维度价值缺失实验，引入交互效应$I_{ij}$定量表征四维价值的非线性交互关系（表9）。结合5次随机划分实验，结果显示所有维度组合的交互量均稳定为正值，证实技术、经济、社会、环境四维价值特征并非简单线性叠加，存在协同效应。其中，经济-环境、技术-环境维度的交互强度最为突出。实验有效揭示了Stacking模型性能的优越性，充分验证



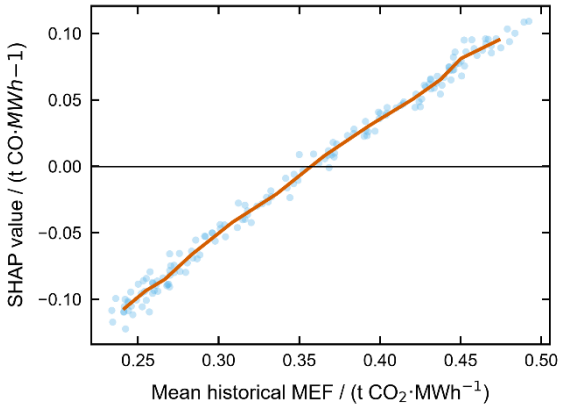

(a)　MEF的SHAP全局特征重要性

(a)　Global SHAP Feature Importance of MEF



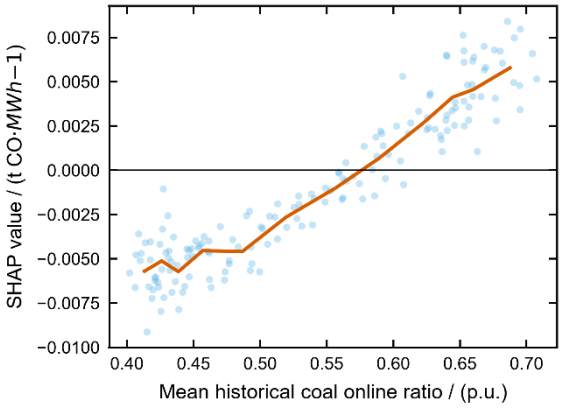

(b)　MEF的SHAP贡献时间滞后分布

(b)　Lag Profile of SHAP Contributions in MEF




(c)　MEF的SHAP依赖关系

(c)　SHAP Dependence on MEF




(d)　火电比例的SHAP依赖关系

(d)　SHAP Dependence on Thermal Power Ratio

**图7　基于LSTM模型的环境价值影响因素分析**

**Fig.7　Analysis of Environmental Value Influencing Factors Based on LSTM Model**

**表7　碳价变化对环境价值的影响分析**

**Table 7　Analysis of the Impact of Carbon Price Changes on Environmental Value**

| 碳价情景（元/吨） | 年碳减排量（万吨） | 环境价值（亿元） | 占综合价值比例 |
|---|---|---|---|
| 50 | 17.92 | 0.090 | 6.8% |
| 75 | 17.92 | 0.134 | 9.8% |
| 100 | 17.92 | 0.179 | 12.7% |
| 150 | 17.92 | 0.269 | 17.9% |

**表8　模型预测性能结果**

**Table 8　Model Prediction Performance Comparison**

| 方法 | MAE | RMSE | $R^2$ |
|---|---|---|---|
| 线性加权 | 0.0767±0.0009 | 0.0909±0.0009 | 0.8915±0.0011 |
| 随机森林 | 0.0409±0.0008 | 0.0520±0.0007 | 0.9645±0.0006 |
| XGBoost | 0.0366±0.0007 | 0.0463±0.0007 | 0.9718±0.0006 |
| Stacking | 0.0303±0.0007 | 0.0382±0.0008 | 0.9808±0.0007 |

了多维价值融合建模的合理性。

对Stacking元学习器施加SHAP归因分析，结果如图8所示。在元特征层面，经济、技术、环境和社会价值的平均绝对SHAP值分别为0.1229、0.1057、0.0546和0.0136亿元，对应总体影响占比分别为41.4%、35.6%、18.4%和4.6%。Spearman相关系数分别为0.9992、0.9981、0.9936和0.9941，说明元学习器主要学习到各维价值与综合预测之间稳定的单调正关联。其中，经济与技术价值合计贡献约77.0%，是综合预测变化的主要信息来源，社会价值的重要性较低。

表9 维度缺失分析结果

Table 9 Dimensionality Reduction Analysis

| 缺失维度 | MAE | RMSE | $R^2$ | 交互效应 $I_{ij}$ |
|---|---|---|---|---|
| 技术+经济 | 0.1451 | 0.1786 | 0.4689 | 0.0201 |
| 技术+社会 | 0.1078 | 0.1278 | 0.7279 | 0.0171 |
| 技术+环境 | 0.1218 | 0.1486 | 0.6322 | 0.0622 |
| 经济+社会 | 0.1046 | 0.1296 | 0.7201 | 0.0117 |
| 经济+环境 | 0.1405 | 0.1726 | 0.5039 | 0.1773 |
| 社会+环境 | 0.0511 | 0.0639 | 0.9320 | 0.0051 |

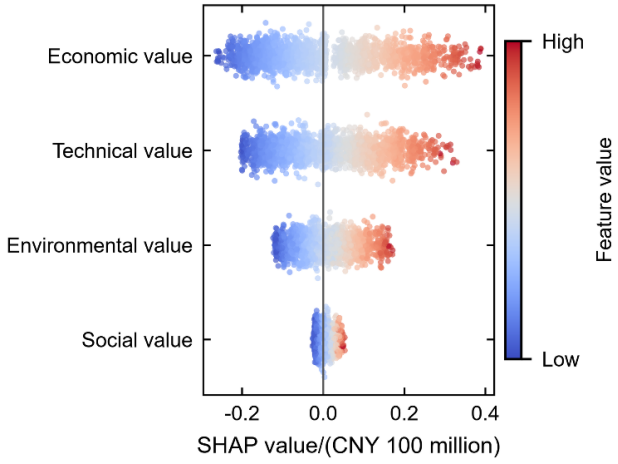



图8 基于Stacking元学习器的四维价值SHAP值

Fig. 8 Four-dimensional SHAP Value based on Stacking Meta-learner

Stacking模型的训练结果进一步揭示了四维价值之间非线性关系。第一，技术价值对经济价值的作用表现为“安全可用性约束”。储能只有在频率最低点、电压最低点、频率变化率和变流器电流均满足安全约束时，才能持续执行套利和辅助服务指令。因此，技术支撑并不直接产生市场收益，而是降低储能脱网或限功率运行的概率，从而提高经济收益的可实现性。当安全约束未被触发时，技术—经济耦合接近于零；当弱电网或高新能源渗透率使安全约束成为活跃约束时，技术支撑才可能产生正向条件效应。第二，技术价值对环境价值的作用表现为“安全约束下的新能源接纳能力提升”。只有当电压、频率或短路比约束限制新能源出力时，构网型储能提供的稳定支撑才可能增加可接纳新能源电量；若系统原本不存在弃电或安全约束未被触发，则技术支撑不会额外产生环境价值。第三，经济运行与社会可靠性之间主要通过SOC储备约束发生作用。套利调度和应急保供共同占用有限的储能能量。当市场放电导致SOC低于可靠性备用阈值时，经济运行会挤占应急保供能力，形成拮抗效应；只有在市场规则设置可靠性备用约束或对备用容量给予补偿时，经济运行与社会价值之间的冲突才能得到缓解。

### 3.4 异构场景外推与稳健性检验

为避免随机划分使相近样本同时进入训练集与测试集而高估模型泛化能力，本文增加留一场景域外推、时间外异构子域检验和政策参数压力测试。每次将一种预先定义的极端场景整体从训练集中剔除，仅用其余场景训练模型，再使用该极端场景测试，并采用42、52、62、72和82五个随机种子重复计算。

表10给出了留一场景域外推结果。技术价值XGBoost在资源富集弱电网、常规能源强电网和高电压风险低容量三类未见场景上的$R^2$分别为0.9865±0.0004、0.9622±0.0015和0.9400±0.0042；社会价值LightGBM在严寒覆冰、高负荷薄弱网架和高停运长修复场景上的$R^2$分别为0.9681±0.0010、0.9900±0.0003和0.9593±0.0013。五次重复结果的离散程度较小，说明模型具有较稳定的外推表现。

表10 技术与社会价值的留一场景域外推结果

Table 10 Leave-one-scenario-domain-out Results for Technical and Social Value

| 模型 | 测试场景 | 测试样本 | MAE | RMSE | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| 技术XGBoost | 资源富集弱电网 | 1041 | 71.15±1.30 | 90.26±1.39 | 0.9865±0.0004 |
| 技术XGBoost | 常规能源强电网 | 919 | 90.56±2.19 | 112.99±2.17 | 0.9622±0.0015 |
| 技术XGBoost | 高电压风险低容量 | 1066 | 80.63±3.16 | 97.76±3.40 | 0.9400±0.0042 |
| 社会LightGBM | 严寒覆冰 | 2440 | 0.00268±0.00005 | 0.00376±0.00006 | 0.9681±0.0010 |
| 社会LightGBM | 高负荷薄弱网架 | 1154 | 0.00152±0.00002 | 0.00209±0.00003 | 0.9900±0.0003 |
| 社会LightGBM | 高停运长修复 | 1762 | 0.00274±0.00004 | 0.00443±0.00007 | 0.9593±0.0013 |

经济与环境时序模型采用严格按时间划分的2024年外部测试段，并进一步按日均运行状态划分高负荷、高新能源出力、高电价波动、高煤电开机和高跨省交换等子域。由表11可见，经济价值双层LSTM在各异构子域的$R^2$为0.9489～0.9514，与完整2024年测试段的0.9500接近；环境价值单层LSTM在各子域的$R^2$为0.8412～0.8465，与完整测试段的0.8442接近，未出现局部工况下的精度失稳。

**表11　经济与环境价值的时间外异构子域稳健性**

**Table 11　Time-external Heterogeneous-subdomain Robustness of Economic and Environmental Value**

| 模型 | 2024年测试子域 | 样本量 | MAE | RMSE | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| 经济双层LSTM | 完整时间外测试 | 8712 | 0.02330 | 0.02943 | 0.9500 |
| 经济双层LSTM | 高负荷日 | 2856 | 0.02328 | 0.02935 | 0.9489 |
| 经济双层LSTM | 高新能源出力日 | 2880 | 0.02309 | 0.02905 | 0.9514 |
| 经济双层LSTM | 高电价波动日 | 4368 | 0.02312 | 0.02934 | 0.9502 |
| 环境单层LSTM | 完整时间外测试 | 8760 | 0.03599 | 0.04546 | 0.8442 |
| 环境单层LSTM | 高煤电开机日 | 2928 | 0.03609 | 0.04537 | 0.8412 |
| 环境单层LSTM | 高新能源出力日 | 2928 | 0.03592 | 0.04576 | 0.8465 |
| 环境单层LSTM | 高跨省交换日 | 2952 | 0.03613 | 0.04557 | 0.8433 |

考虑市场与政策的差异，本文进一步将辅助服务补偿系数设为基准值的0.8、1.0和1.2倍，并将碳价分别设置为50、75和150元/吨，形成低激励、基准和高激励三类情景，以考察关键政策参数对构网型储能经济与环境价值的影响。表12的结果表明，政策激励力度的提升对项目价值具有显著的正向驱动效应。具体而言，当辅助服务补偿系数由0.8倍提升至1.2倍、碳价由50元/吨上升至150元/吨时，典型日经济净价值由28.29万元增至33.41万元，增幅约18.1%；直接碳减排价值由0.0896亿元/年提升至0.2688亿元/年，增幅约200%。上述结果说明，辅助服务补偿标准对项目短期经济收益具有直接调节作用，而碳价水平则对环境价值的货币化变现影响更为显著，是决定环境价值长期增长潜力的关键变量。

需要说明的是，上述研究证实了模型在克州数据所覆盖的资源、负荷、网架与政策参数域内的有效性。但当模型用于其他地区时，应重新界定参数边界，以当地电价、负荷、新能源出力、设备台账、可靠性记录、辅助服务规则和碳价等数据。

**表12　政策参数压力测试**

**Table 12　Stress test for policy parameters**

| 政策情景 | 辅助服务补偿系数 | 碳价（元/吨） | 典型日经济净价值（万元） | 直接碳减排价值（亿元/年） |
|---|---|---|---|---|
| 低激励 | 0.8 | 50 | 28.29 | 0.0896 |
| 基准 | 1.0 | 75 | 30.85 | 0.1344 |
| 高激励 | 1.2 | 150 | 33.41 | 0.2688 |

## 4　结论与建议

以构网型储能为研究对象，面向全生命周期综合价值量化需求，针对其在新型电力系统中的多维价值评估问题，提出了一种基于Stacking集成学习的综合价值评估模型。首先，从技术、经济、社会与环境四个维度构建了构网型储能价值评估指标体系；其次，分别采用XGBoost、LSTM、LightGBM作为各维度的基模型，并引入TreeSHAP方法进行特征筛选与归因分析；最后，搭建两层Stacking集成框架，以浅层XGBoost为元学习器，挖掘四维价值间的非线性协同效应。以新疆克州300 MW/1200 MWh构网型独立储能示范项目为实证对象对模型进行了验证。文章得出以下主要结论：

第一，从技术、经济、社会、环境四个维度实现了构网型储能全生命周期价值的统一界定与边界划分。其中，技术维度反映构网控制带来的系统稳定风险降低，经济维度反映考虑套利、辅助服务与电池退化后的全寿命周期净收益，社会维度反映供电可靠性改善带来的失负荷损失降低，环境维度反映新增新能源消纳产生的碳减排价值。四类价值通过系统运行状态、市场行为、新能源消纳和用户供电可靠性等环节相互作用，从而形成并非简单线性叠加的综合价值。

第二，基于Stacking集成学习的综合价值评估模型能够有效刻画四维价值之间的非线性耦合关系。在统一数据集、预处理方式与评价标准下，Stacking模型的MAE、RMSE和$R^2$分别为0.0303±0.0007、0.0382±0.0008和0.9808±0.0007，整体优于线性加权、随机森林和单一XGBoost模型。该结果说明，相较传统线性加总方式，Stacking框架能够更充分地提取不同价值维度之间的交互信息，提高全生命周期综合价值评估的预测精度与稳定性。

第三，维度缺失实验与SHAP归因结果进一步

验证了四维价值输入的必要性。技术、经济、社会和环境价值均能够为综合价值预测提供有效信息增量；在元特征层面，经济价值和技术价值的平均SHAP贡献占比分别为41.4%和35.6%，是综合价值变化的主要信息来源，且经济—环境、技术—环境维度之间表现出较为突出的交互效应。这表明，构网型储能全生命周期价值不仅取决于设备自身参数，还受到电网结构、新能源渗透水平、电价及碳价等外部运行与市场环境的共同影响。

基于上述结论，本文提出以下建议:（1）优先在弱电网、高新能源渗透率区域布局构网型储能。SCR<1.8的极弱电网场景可显著放大技术价值与经济价值的协同溢价，建议将电网强度与新能源渗透率作为项目选址的核心筛选指标，这与文献[11]研究结论类似。（2）完善辅助服务市场与容量补偿机制，充分体现技术价值。构网型储能的虚拟惯量支撑、短路容量贡献等核心技术价值尚未在现有市场机制中得到充分定价。建议增设惯量响应、电压支撑等专项服务品类，或纳入容量补偿体系，以激励构网型技术的合理投资。（3）优化运行策略，强化经济价值的可持续性。电价预测引导下的二充二放策略取得良好收益，但电池退化成本对净收益影响显著。建议在策略优化中进一步纳入退化成本约束，并探索调频与套利的多品种协同优化。（4）将Stacking集成模型嵌入动态评估与决策平台。所提模型具备良好的预测精度与协同效应挖掘能力，建议结合实时运行数据与市场信息，构建在线动态评估系统，为储能的日前投标、实时调度及中长期规划提供量化决策支撑。

未来研究可从以下几个方面深化：一是结合更多实际运行数据和长期历史故障数据，对风险概率模型和经济损失参数进行动态校准，提高技术价值货币化结果的工程可信度；二是在现有数据驱动评价框架基础上，进一步研究不同价值目标之间的资源竞争与协同机制；三是结合跨区域运行数据和迁移学习方法，构建适用于不同电网结构、新能源渗透水平和市场机制环境下的动态价值评估模型，提高模型的泛化能力和工程应用水平。

## 符 号 说 明

C—— 构网型储能参与调频产生的电池退化成本，元/Wh

E—— 新能源消纳增量，MWh

EENS—— 期望失供电量，kWh

F—— Stacking 集成模型的映射函数

MEF—— 边际碳排放因子，$tCO_2$/MWh

SCR—— 系统短路比

SOH—— 电池健康状态

$V_{econ}$—— 经济维度价值，元

$V_{env}$—— 环境维度价值，元

$C_L$—— 单位失负荷损失，元/kWh

$V_{soc}$—— 社会维度价值，元

$V_{tech}$—— 技术维度价值，元

X—— 系统工况与环境特征集合

Y—— 综合价值评估目标标签，元

## 参 考 文 献

[1] 王伟, 周少泽, 黄萌, 等. 构网型技术:演进历程、功能定位与应用展望[J]. 电力系统自动化. 2025, 49(01): 1-13. DOI: 10.7500/AEPS20240531001.
WANG W, ZHOU S Z, HUANG M, et al. Grid-forming Technologies: Evolution History, Functionality, and Application Prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49 (01): 1-13. DOI: 10.7500/AEPS20240531001.

[2] 李亚楼, 赵飞, 樊雪君. 构网型储能及其应用综述[J]. 发电技术. 2025, 46(02): 386-398. DOI: 10.12096/j.2096-4528.pgt.24052.
LI Y L, ZHAO F, FAN X J. Review of Grid-Forming Energy Storage and Its Applications[J]. Power Generation Technology, 2025, 46(02): 386-398. DOI: 10.12096/j.2096-4528.pgt.24052.

[3] 迟永宁, 江炳蔚, 胡家兵, 等. 构网型变流器:物理本质与特征[J]. 高电压技术. 2024, 50(02): 590-604. DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231776.
CHI Y N, JIANG B W, HU J B, et al. Grid-forming Converters: Physical Nature and Characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(02): 590-604. DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231776.

[4] Fang S, Lv M, Wu P, et al. Grid-forming energy storage system controller considering battery dynamics in the low-inertial shipboard microgrid [J]. Journal of Energy Storage, 2026, 172: 122892. DOI:10.1016/J.EST.2026.122892.

[5] 廖菁, 张莉, 黄姗姗, 等. 基于收益和价值测算的替代性储能成本回收机制研究[J]. 价格理论与实践. 2021, (12): 23-26. DOI: 10.19851/j.cnki.cn11-1010/f.2021.12.288.
LIAO J, ZHANG L, HUANG S S, et al. Research on Alternative Energy Storage Cost Recovery Mechanism Based on Benefit and Value Measurement[J]. Price: Theory & Practice, 2021, (12): 23-26. DOI: 10.19851/j.cnki.cn11-1010/f.2021.12.288.

[6] 李建林, 孙新喆, 李雅欣, 等. 政策驱动下新型储能商业化模式发展探讨[J]. 现代电力. 2025, 42(05): 1000-1011. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0264.
LI J L, SUN X Z, LI Y X, et al. Discussion on Commercialization Model Development of New Energy Storage Driven by Policies

[J]. Modern Electric Power, 2025, 42(05): 1000-1011. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0264.

[7] LIU Y, ZHANG H, WU Y, et al. A grid-forming energy storage damping strategy based on bidirectional proportional regulation [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2025, 165: 110450. DOI: 10.1016/j.ijepes.2025.110450.

[8] CHEN S, WANG Y, YANG M, et al. Forced oscillation in hybrid system with grid-following and grid-forming inverters [J]. Energy. 2025, 319: 134915. DOI: 10.1016/j.energy.2025.134915.

[9] 李建林, 卢冠铭, 游洪灏, 等. 基于改进LADRC的构网型储能调频控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制. 2024, 52(15): 142-154. DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240093.
LI J L, LU G M, YOU H H, et al. Frequency Regulation Control Strategy for Grid-forming Energy Storage Based on Improved LADRC[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(15): 142-154. DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240093.

[10] 李政凯, 孙谊媚, 杨桂兴, 等. 基于改进灰狼算法的构网型储能分层优化配置[J]. 现代电子技术. 2023, 46(14): 120-126. DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2023.14.021.
LI Z K, SUN Y Q, YANG G X, et al. GFM Energy Storage Hierarchical Optimization Configuration Based on Modified Grey Wolf Optimizer[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(14): 120-126. DOI: 10.16652/j.issn.1004-373x.2023.14.021.

[11] 刘默斯, 孙志媛, 李今昭, 等. 基于CMMOPSO算法的构网型储能接入高比例新能源电网的优化配置[J]. 储能科学与技术. 2025, 14(01): 162-171. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0762.
LIU M S, SUN Z Y, LI J Z, et al. Research on Optimal Configuration of Grid-forming Energy Storage Connected to Power Systems with High Proportional Renewable Energy Based on CMMOPSO[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(01): 162-171. DOI: 10.19799/j. cnki. 2095-4239.2024.0762.

[12] 林俐, 马笑寒, 丁文敏. 计及构网型储能电站的新能源基地无功协调优化控制[J]. 电力系统自动化. 2025, 49(01): 59-68. DOI: 10.7500/AEPS20230922001.
LIN L, MA X H, DING W M. Coordinated Optimal Reactive Power Control of Renewable Energy Base Considering Grid-forming Energy Storage Station[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(01): 59-68. DOI: 10.7500/AEPS20230922001.

[13] 张硕, 陈媛丽, 李英姿, 等. 计及电力现货机会成本的构网型储能电站调频辅助服务竞价出清双层博弈模型[J]. 中国电机工程学报. 2024, 44(S1): 146-158. DOI: 10.13334/j. 0258-8013. pcsee.241233.
ZHANG S, CHEN Y L, LI Y Z, et al. A Bi-level Game Model for Frequency Regulation Ancillary Service Bidding and Clearing of Grid-forming Energy Storage Stations Considering Opportunity Cost of Electricity Spot Trading[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 146-158. DOI: 10.13334/j. 0258-8013. pcsee.241233.

[14] CHEN Y, ZHENG K, FENG C, et al. Optimal grid-forming BESS management incorporating internal battery physics[J]. Applied Energy. 2025, 385: 125448. DOI: 10.1016/j. apenergy. 2025.125448.

[15] DENHOLM P, ELA E, KIRBY B, et al. The role of energy storage with renewable electricity generation[R]. Golden: National Renewable Energy Laboratory, 2010: 18-35. DOI: 10.2172/972169.

[16] 姜海洋, 杜尔顺, 朱桂萍, 等. 面向高比例可再生能源电力系统的季节性储能综述与展望[J]. 电力系统自动化. 2020, 44(19): 194-207. DOI: 10.7500/AEPS20200204003.
JIANG H Y, DU E S, ZHU G P, et al. Review and Prospect of Seasonal Energy Storage for Power System with High Proportion Renewable Energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 194-207. DOI: 10.7500/AEPS20200204003.

[17] 曾鸣, 刘英新, 周鹏程, 等. 综合能源系统建模及效益评价体系综述与展望[J]. 电网技术. 2018, 42(06): 1697-1708. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2018.0150.
ZENG M, LIU Y X, ZHOU P C, et al. Review and Prospect of Integrated Energy System Modeling and Benefit Evaluation[J]. Power System Technology, 2018, 42(06): 1697-1708. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2018.0150.

[18] 刘洋恺, 孙伟卿, 刘唯. 基于AHP和TOPSIS-模糊综合评价的多场景储能选型方法[J]. 储能科学与技术. 2024, 13(02): 691-701. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2023.0624.
LIU Y K, SUN W Q, LIU W. Multi-scenario Energy Storage Selection Method Based on AHP and TOPSIS-Fuzzy Comprehensive Evaluation[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(02): 691-701. DOI: 10.19799/j. cnki. 2095-4239.2023.0624.

[19] 赵娟, 李秉晨, 王喆, 等. 基于BMW和TOPSIS的新型储能场景适用性评价[J]. 储能科学与技术. 2025, 14(01): 443-455. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0744.
ZHAO J, LI B C, WANG Z, et al. Evaluation of New Energy Storage Scenario Applicability Based on BMW and TOPSIS[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(01): 443-455. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0744.

[20] 王琢璞, 鲁刚, 岳芬. 中国储能产业高质量发展水平综合评价研究[J]. 储能科学与技术. 2025, 14(01): 427-438. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0670.
WANG Z P, LU G, YUE F. Comprehensive Evaluation of High-quality Development Level of China's Energy Storage Industry[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(01): 427-438. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2024.0670.

[21] 苏平, 张诗桐. 基于机器学习的电化学储能技术专利价值评估[J]. 科技和产业. 2025, 25(18): 1-10.
SU P, ZHANG S T. Patent Value Evaluation of Electrochemical Energy Storage Technology Based on Machine Learning[J]. Science Technology and Industry, 2025, 25(18): 1-10.

[22] 令狐昌伟, 李嘉宇, 李昌, 等. 基于多维特征和XGBoost算法的车载动力电池过热风险预警[J]. 储能科学与技术. 2026, 15(7): 2817-2827. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0002.
LINGHU C W, LI J Y, LI C, et al. Overheat Risk Warning for Traction Batteries Based on Multidimensional Features and XGBoost Algorithm[J]. Energy Storage Science and Technology,

2026, 15(7): 2817-2827. DOI: 10.19799/j. cnki. 2095-4239. 2026.0002.

[23] 马立红, 梁亚峰, 程西, 等. 计及构网型储能稳定拓展的微电网群优化运行[J]. 电力工程技术. 2024, 43(06): 214-222. DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.06.021.
MA L H, LIANG Y F, CHENG X, et al. Optimal Operation of Microgrid Clusters Considering Stabilized Expansion of Grid-forming Energy Storage[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(06): 214-222. DOI: 10.12158/j. 2096-3203.2024.06.021.

[24] Jin-Oh L ,Yun-Su K. Novel battery degradation cost formulation for optimal scheduling of battery energy storage systems [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2022,137: 107795. DOI:10.1016/J.IJEPES.2021.107795.

[25] 张晋铭, 欧阳森, 吴晗, 等. 计及配电网可靠性和运行经济性的电网侧储能优化配置[J]. 电力自动化设备. 2024, 44(07): 62-68+85. DOI: 10.16081/j.epae.202312044.
ZHANG J M, OUYANG S, WU H, et al. Optimal Configuration of Grid-side Energy Storage Considering Distribution Network Reliability and Operation Economy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(07): 62-68+85. DOI: 10.16081/j. epae. 202312044.