

张泽龙<sup>1</sup> 陈宝生<sup>1</sup> 杨燕<sup>1</sup> 靳盘龙<sup>1</sup> 刘桐<sup>1</sup> 赵嘉麒<sup>1</sup>

# 基于 BA-ELM 和模糊机会约束的源荷储资源协同运行

## 摘要

可靠有效的中长期电力需求预测是电力生产输送的重要依据,同时我国新能源行业发展迅速,风光波动性的影响不可忽视,未来电力系统规划能否适应需求变化场景经济高效地运行成为研究热点.为综合考虑电力需求与电力系统协同运行,平抑新能源波动与需求偏差,提出一种基于蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)优化极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)和引入模糊参数的源荷储资源协同运行算法的预测调度综合评价模型,并以西北某地区为例进行了分析研究,结果表明,该模型可以准确预测不同发展情景下的电力需求,并且可以为源荷储资源规划优化提出科学性参考意见.

## 关键词

蝙蝠算法;极限学习机;需求预测;源网荷储;政策建议

中图分类号 TM73;TP18

文献标志码 A

收稿日期 2024-01-10

资助项目 国网宁夏电力有限公司科技项目(5229JY230007)

## 作者简介

张泽龙,男,硕士,工程师,研究方向电力系统及其自动化.zelongnxd@163.com

## 0 引言

电力系统建设需要与未来电力需求相匹配,而随着可持续发展战略的提出,风、光等可再生能源电力装机量随之增加,但其出力受诸多复杂因素的影响,具有一定的波动性,使得电力规划工作的难度增加.因此,在提高未来不同时间尺度下电力需求预测精度的同时,对源网荷储资源规划进行修正是新型电力系统高效建设的重要前提.

在电力需求预测方面,国内外从多角度提出了很多的方法,目前参数化模型法应用较多.参数化模型法大多使用基于时间序列的单变量模型方法和基于多变量的参数化模型方法,而随着深度学习算法的发展,许多深度学习模型可以同时适用于单变量和多变量的情况.在基于时间序列的单变量模型方法中,灰色模型和 ARIMA(差分自回归移动平均)模型及其各类优化变种算法<sup>[1-4]</sup>被广泛应用;在基于多变量的参数化模型方法中,决策树(DT)、支持向量回归(SVR)、集成模型(随机森林(RF)、梯度提升树(GBDT))等算法<sup>[5-7]</sup>应用较多.近年来,基于深度学习模型各类组合优化算法逐渐占据重要位置,其相对传统算法往往具有更高的准确性与泛用性,学者们将更多种类的深度学习算法引入到电力需求预测领域,如 BP 神经网络<sup>[8-9]</sup>、卷积神经网络<sup>[10-11]</sup>、循环神经网络<sup>[12]</sup>、极限学习机<sup>[13-14]</sup>等,短时预测以及长时预测均得到了长足发展.

在源网荷储经济高效协同运行方面,学者们也进行了广泛的研究.典型的调度规划通常是以总成本最低为目标,同时加以各类能量平衡及出力约束等<sup>[15-16]</sup>.而随着“双碳”目标的要求,一系列新的发展规划陆续出台,以新能源为主体的新型电力系统建设不断加快,源网荷储的协同运行也必须考虑风、光大规模接入后的情况<sup>[17-19]</sup>.在协同优化的经济性目标设置上,文献[20]加入了碳排放成本,文献[21]论述了考虑风光发电偏差惩罚成本的重要性,而文献[22]则将火电发电成本纳入了必要性考虑.在具体模型设计上,智能算法<sup>[21]</sup>、模糊算法<sup>[23]</sup>以及混合整数线性规划<sup>[24]</sup>等为后续研究提供了一系列参考.

因此,在高比例新能源接入的背景下,电力系统在未来需要具备更高的调节能力随需求侧变化进行响应,源网荷储电力资源的科学化配置更加紧迫,但很少有人将用电需求预测与调度优化结合起来形成完整的预测-调度一体化模型进行研究,而此类模型的建立有助于将需求预测与源网荷储资源规划在相同前置条件与误差维度中进

<sup>1</sup> 国网宁夏电力有限公司 经济技术研究院, 银川, 750011

行统一,使结果更具现实参考意义和理论意义。

本文提出一种基于蝙蝠算法 (Bat Algorithm, BA) 优化极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 和引入模糊参数的源荷储资源模拟调度算法的多时间尺度预测调度综合评价模型,可以通过基于大数据对不同时间尺度下的电力需求进行准确预测,并根据相应调度结果对改进现实规划提出科学性参考意见。以西北某地区为例进行分析研究,预测其 2023—2030 年各影响因素不同发展情景下的地区电力需求,随后分别以 2025 年和 2030 年为中期和长期分析节点,结合“西电东送”电力外送需求,对该地区源荷储资源以总运行成本最低为目标进行了模拟调度,根据结果对现实规划提出了相应的建议。

## 1 模型框架

高比例新能源接入的情况下,风、光的不确定性与负荷变化的波动性,给未来电网带来更大的挑战。为全面反映适应未来用电需求的源荷储资源规划的合理性,构建了考虑远期电力需求预测的源荷储资源调度模型,引入模糊机会约束对风光荷的波动性和不确定性进行描述,结合文件规划,使其更具现实意义。同时,构建综合评价模型对模拟运行结果赋值评价,对现实规划更具参考意义。研究框架如图 1 所示。

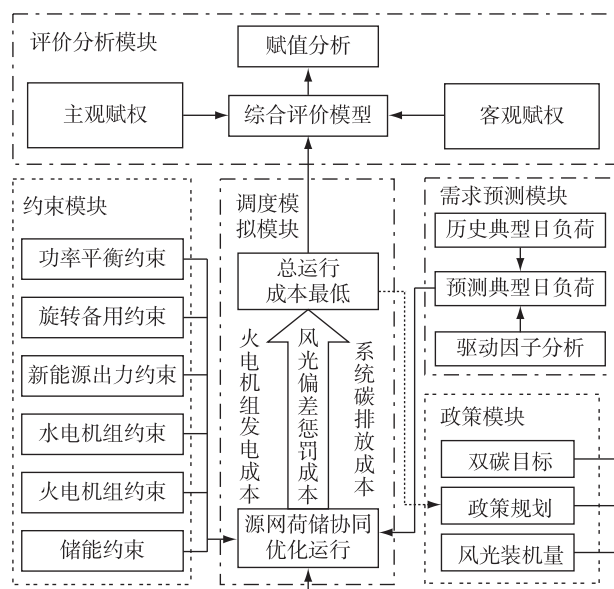


图 1 研究框架

Fig. 1 Research framework

1) 需求预测模块. 筛选关键驱动因素, 根据智能

算法对未来电力需求进行预测, 为协同运行提供重要数据。

2) 政策模块. 综合考虑各项政策, 为预测模块中影响因素变化趋势提供参考, 同时为源荷储协同运行提供资源参数。

3) 约束模块. 使用模糊机会方法, 考虑各项资源现实需求与技术指标, 使调度模型能够合理运行。

4) 调度模拟模块. 综合考虑前 3 项提供的数据, 以总运行成本最低为目标进行调度, 为现实规划提供数据参考。

5) 评价分析模块. 从多方面考虑评价指标, 采用专家打分的层次分析法与熵权法结合的方式对指标赋权, 构建综合评价模型, 对调度模拟结果进行评价, 对源荷储规划提出具体建议。

## 2 模型的构建

### 2.1 电力需求预测构建

#### 2.1.1 驱动因子分析

通过用电结构分解, 发现第二产业用电、居民用电以及地区生产总值 (GDP) 是拉动社会用电水平的主要因素<sup>[25]</sup>, 故选择 GDP、人口指标与工业产值作为自变量, 社会用电量作为因变量进行分析描述。以西北某地区为例, 根据国家统计局公布的 2000 年以来的相应数据通过 SPSS 进行皮尔逊相关性分析, 结果如表 1 所示。可以看到, 3 个自变量参数与该地区用电量紧密相关, 可以强烈反映出该地的电力需求。

#### 2.1.2 BA-ELM 预测模型的构建

极限学习机 (ELM) 是一种广义单隐层前馈神经网络算法<sup>[26]</sup>, 它可以随机生成输入与隐层之间的连接权值, 以及隐层神经元的阈值<sup>[27]</sup>。特别的是, 只要初始设置隐层节点数, 它就可以得到唯一的最优解。ELM 克服了陷入局部最优的缺点, 但其性能不可避免地受到随机选择的输入权值和阈值的影响。为了提高 ELM 模型的泛化能力, 引入蝙蝠算法<sup>[28]</sup>对权重和阈值进行优化。

将分解得到的 3 个影响因素和电力需求量分别作为输入变量和输出变量, 把 2000—2022 年的数据集随机分为训练集与测试集。其中, 训练集与测试集所包含的数据数量分别为 16 和 7。通过基于训练集的网络创建过程, 可以得到输出  $o_j$ , 如式 (1) 所示。ELM 网络训练的目的在于使输出误差最小化, 如式 (2) 所示。

$$o_j = \sum_{k=1}^D \beta_k g(w_k x_j + b_k), j = 1, 2, \dots, Q, \quad (1)$$

表 1 各影响因素皮尔逊相关性

Table 1 Pearson's correlation between influencing factors

	GDP	工业增加值	年末常住人口	电力需求量
GDP	1	0.990 **	0.970 **	0.979 **
工业增加值	0.990 **	1	0.942 **	0.961 **
年末常住人口	0.970 **	0.942 **	1	0.993 **
电力需求量	0.979 **	0.961 **	0.993 **	1

注: \*\* 表示在 0.01 级别(双尾),相关性显著.

$$\sum_{j=1}^Q o_j - y_j = 0, j = 1, 2, \dots, Q. \quad (2)$$

其中:  $Q$  为训练集中的样本数;  $D$  为隐含层的节点数;  $\beta_k$  为隐藏层与输出层之间的连接权值;  $g(x)$  为激活函数;  $w_k$  表示输入节点与隐藏节点之间的权重向量链接;  $x_j$  和  $y_j$  分别表示训练集的输入和输出矩阵;  $b_k$  为隐含层阈值. 在本研究中,  $D$  被赋值 8.

BA 优化 ELM 模型的主要流程如图 2 所示. 首先, 初始化每个蝙蝠  $i$  的速度  $v_i^t$  和位置  $p_i^t$ , 同时, 确定各蝙蝠的脉冲频率  $f_i$ 、脉冲发射率  $r_i^t$  和响度  $A_i^t$  的初始值. 其次, 找到当前最优解  $p^*$ , 再根据式(3)~(5) 更新蝙蝠种群的相关参数.

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\theta, \quad (3)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (p_i^t - p^*)f_i, \quad (4)$$

$$p_i^t = p_i^{t-1} + v_i^t. \quad (5)$$

其中:  $\theta \in [0, 1]$  是均匀分布的随机数;  $v_i^t$  和  $v_i^{t-1}$  分别表示蝙蝠  $i$  在时刻  $t$  和  $t-1$  时的速度;  $p_i^t$  和  $p_i^{t-1}$  分别表

示  $t$  时刻和  $t-1$  时刻的位置. 随后, 更新蝙蝠种群的响度  $A_i$  和脉冲发射率  $r_i$ :

$$A_i^t = \alpha A_i^{t-1}, \quad (6)$$

$$r_i^t = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)]. \quad (7)$$

其中:  $\alpha$  是范围为  $(0, 1)$  的常数;  $\gamma$  是随机产生的, 且值大于 0.

最后, 对所有蝙蝠的适应度值进行排序, 寻求当前最优解. 通过 BA 的优化过程, 为 ELM 提供了最优权值和阈值, 用于网络训练和仿真. 此外, 使用平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 和决定系数 ( $R^2$ ) 来评估网络训练的性能.

### 2.1.3 预测模型误差分析

为了验证 BA-ELM 模型的有效性和优越性, 同时选用 ELM、BA-BP、BP 作为对照组, 分别进行 20 次实验, 隐含节点均设为 8, 种群和迭代次数分别设为 30 和 50. 选取 5 组误差最小的测试数据进行记录, 结果如表 2 所示. BA-ELM 的 MAPE 平均为

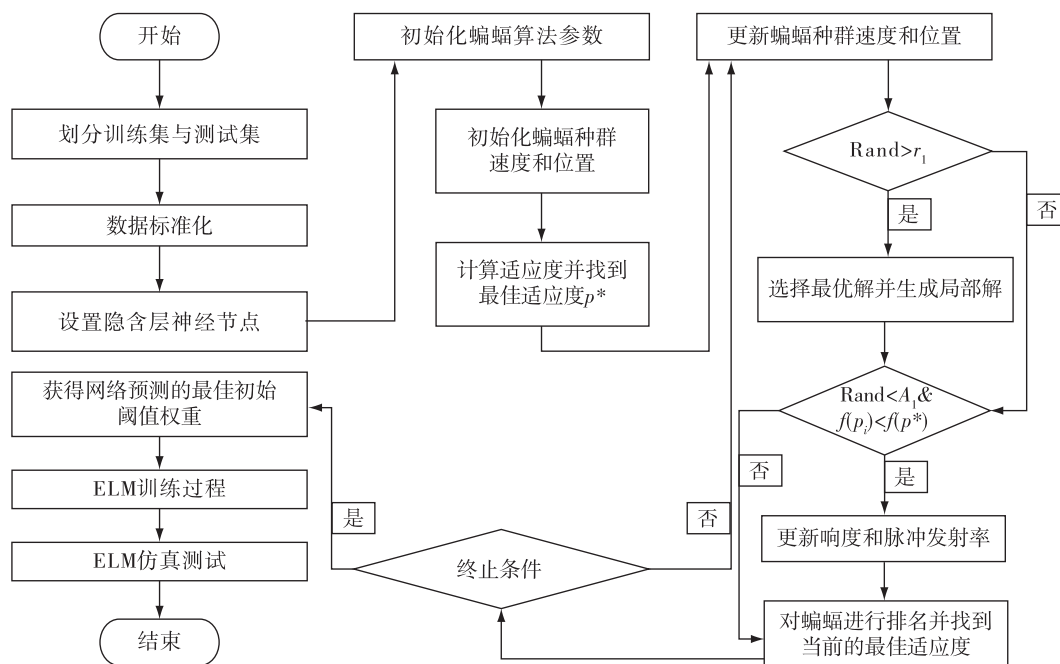


图 2 BA-ELM 算法流程

Fig. 2 Flow chart of BA-ELM model

6.5%, 拟合优度  $R^2$  平均为 0.983, 优于其他模型. 说明预设影响因素和模型可以对电力需求量进行有效预测, 且 BA-ELM 能提高预测精度.

表 2 各模型 MAPE 和  $R^2$  对比

Table 2 Comparison of MAPE and  $R^2$  between models

预测模型	误差指标	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组
BA-ELM	MAPE	0.066	0.072	0.072	0.053	0.061
	$R^2$	0.984	0.988	0.978	0.985	0.974
BA-BP	MAPE	0.092	0.094	0.092	0.085	0.092
	$R^2$	0.928	0.929	0.938	0.963	0.949
ELM	MAPE	0.128	0.103	0.117	0.138	0.105
	$R^2$	0.941	0.924	0.938	0.917	0.926
BP	MAPE	0.143	0.136	0.113	0.105	0.133

## 2.2 源荷储资源调度模型的构建

采用考虑风光荷不确定性引入模糊机会约束的协同调度模型进行研究, 该模型可以通过调整置信度取值反映客观条件与预设条件的逼近程度, 更适合进行远期调度模拟.

### 2.2.1 目标函数

本文以系统总运行成本最低为目标, 同时将常规火发电机组的发电成本、风光发电偏差惩罚成本以及碳排放成本综合考虑. 目标函数为

$$\min f = C_1 + C_2 + C_3. \quad (8)$$

其中:  $f, C_1, C_2, C_3$  分别表示系统运行总成本、常规火电机组发电成本、风光发电偏差惩罚成本以及系统碳排放成本.

为更准确地表示常规火电机组发电成本, 将机组燃料成本以及启停成本考虑在  $C_1$  中:

$$C_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_G} a_j P_{G,j,t}^2 + b_j P_{G,j,t} + c_j + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_G} S_{jt} u_{j,t} (1 - u_{j,t-1}). \quad (9)$$

其中:  $a_j, b_j$  和  $c_j$  分别对应火电机组煤耗量系数; 火电机组出力值记为  $P_{G,j,t}$ ;  $S_{jt}$  表示火电机组  $j$  的启停成本; 火电机组的启停状态记为  $u_{j,t}$ .

风光偏差惩罚成本如下:

$$C_2 = \sum_{t=1}^T [E_W (\bar{P}_{W,t} - P_{W,t}) + E_V (\bar{P}_{V,t} - P_{V,t})]. \quad (10)$$

其中:  $P_{W,t}, P_{V,t}$  分别为风、光预测值;  $\bar{P}_{W,t}, \bar{P}_{V,t}$  分别为并入电网的风、光电值;  $E_W, E_V$  分别为风、光电价.

$$C_3 = \begin{cases} \bar{\omega} (M_{P,t} - M_{L,t}), & M_{P,t} \leq M_{L,t} + d; \\ (1 + \tau) \bar{\omega} (M_{P,t} - M_{L,t}) - \tau \bar{\omega} d, & M_{P,t} \leq M_{L,t} + d \leq M_{P,t} \leq M_{L,t} + 2d; \\ (1 + 2\tau) \bar{\omega} (M_{P,t} - M_{L,t}) - 3\tau \bar{\omega} d, & M_{P,t} \geq M_{L,t} + 2d. \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $\bar{\omega}$  为碳交易价格;  $d$  为碳排放量区间长度;  $\tau$  为增长幅度.

碳交易机制以碳排放权为交易对象, 通过市场机制实现减排目标. 我国分配碳交易配额的常用方法主要有两种, 分别是历史排放法和基准线法. 本文采用基准线法来确定碳排放配额的分配, 并基于一个简化的假设: 火电机组的出力与系统碳排放配额之间成正比关系, 即机组出力越大, 相应的碳排放配额也越多.

$$M_{L,t} = \sum_{j=1}^{N_G} \varepsilon_j P_{G,j,t} \Delta T. \quad (12)$$

其中:  $M_{L,t}$  为系统总的碳排放配额;  $\varepsilon_j$  为单位电量  $\text{CO}_2$  排放分配系数.

$$M_{P,t} = \sum_{j=1}^{N_G} \lambda_j P_{G,j,t} \Delta T. \quad (13)$$

其中: 电力系统碳排放总量记为  $M_{P,t}$ ;  $\lambda_j$  表示火电机组的碳排放强度. 当  $M_{P,t} < M_{L,t}$  时,  $C_3$  为负值, 表示系统的实际碳排放量小于配额, 此时碳交易市场中交易多出的碳排放配额获得碳收益, 价格上参照初始碳排放价格.

### 2.2.2 约束条件

1) 功率平衡约束. 电力系统任意运行时刻, 都应该符合电力平衡状态约束. 而由于风、光发电的不确定性以及负荷的波动性会使系统功率平衡产生不确定变量, 无法按照确定条件下的功率平衡进行计算, 因此应将系统不确定性因素的影响考虑在内. 参考文献[24], 采用模糊处理方法, 引入风、光模糊参数与负荷模糊参数. 将功率平衡约束使用三角模糊参数下的清晰等价类表示为

$$(2 - 2\alpha) [P_{L2,t} - P_{W2,t} - P_{V2,t}] + (2\alpha - 1) [P_{L3,t} - P_{W1,t} - P_{V1,t}] + P_{sc,t} - P_{H,t} - P_{sd,t} - \sum_{j=1}^{N_G} u_{j,t} P_{G,j,t} = 0. \quad (14)$$

其中:  $P_{W1,t}, P_{W2,t}$  为风电的隶属度函数;  $P_{V1,t}, P_{V2,t}$  为光伏的隶属度函数;  $P_{L2,t}, P_{L3,t}$  为负荷的隶属度函数;  $P_{sc,t}, P_{sd,t}$  为储能充放电功率;  $P_{H,t}$  为水电机组功率; 各火电机组启停过程功率之和为  $\sum_{j=1}^{N_G} u_{j,t} P_{G,j,t}$ ;  $\alpha$  是置



信度.

2) 旋转备用约束.发电侧有必要留有一定的冗余度,通过实时调节发电出力保证系统的平衡<sup>[29]</sup>.使用三角模糊参数下的清晰等价类表示:

$$(2 - 2\alpha)[P_{L2,t} - P_{W2,t} - P_{V2,t}] + (2\alpha - 1)[P_{L3,t} - P_{W1,t} - P_{V1,t}] + P_{sc,t} - P_{H,t} - P_{sd,t} - \sum_{j=1}^{N_G} u_{j,t} P_{G,j}^{\max} \leq 0. \quad (15)$$

3) 新能源出力约束.风、光机组的实时出力受到实时风力以及实时光照约束:

$$0 \leq P_{W,t} \leq P_{W,\max}, \quad (16)$$

$$0 \leq P_{V,t} \leq P_{V,\max}, \quad (17)$$

$$0 \leq P_{W,t} + P_{V,t} + P_{H,t} \leq P_{L,t} - P_G^{\min}. \quad (18)$$

其中:  $P_{W,t}$  为风电时刻出力;  $P_{W,\max}$  为风电厂出力上限;  $P_{V,t}$  为光伏  $t$  时刻出力; 光伏电站出力上下限记为  $P_{V,\max}$  和  $P_G^{\min}$ .

4) 水电机组约束.水电机组出力受到装机容量以及机组最小出力限制:

$$P_{H,\min} \leq P_{H,t} \leq P_{H,\max}. \quad (19)$$

其中:  $P_{H,\max}$  和  $P_{H,\min}$  分别为水电机组出力上下限.

5) 火电机组约束

① 电机组出力约束

$$P_{G,j,t}^{\min} \leq P_{G,j,t} \leq P_{G,j,t}^{\max}. \quad (20)$$

其中:  $P_{G,j,t}$  为火电机组实时出力;  $P_{G,j,t}^{\max}$ ,  $P_{G,j,t}^{\min}$  分别为火电机组出力上下限.

② 火电机组爬坡约束

$$-r_{d,j} \Delta t \leq P_{G,j,t} - P_{G,j,t-1} \leq r_{u,j} \Delta t. \quad (21)$$

其中:  $r_{u,j}$ ,  $r_{d,j}$  分别为火电机组  $j$  增减负荷时的速率上下限.

③ 火电机组最小启停时间约束

$$(u_{j,t-1} - u_{j,t})(T_{j,t-1} - T_{j,\text{on}}) \geq 0, \quad (22)$$

$$(u_{j,t} - u_{j,t-1})(-T_{j,t-1} - T_{j,\text{off}}) \geq 0. \quad (23)$$

式(22)为机组  $j$  的最短启动时间约束,  $T_{j,t-1}$  为机组  $j$  在  $t-1$  时刻的运行时间,  $T_{j,\text{on}}$  为机组的最短运行时间; 式(23)为机组  $j$  的最短停机时间约束, 假设机组启动和停机时间一致, 用启动时间的负数表示  $t-1$  时刻的停机时间,  $T_{j,\text{off}}$  为机组的最短停机时间.

6) 储能约束.储能系统的充放电过程受充放电功率与储能系统容量的约束:

$$S_t = S_{t-1}(1 - \theta_i) + \left( u_{sc,t} \varphi_{sc,t} P_{sc,t} \frac{P_{sd,t}}{\varphi_{sd,t}} \right) \Delta t, \quad (24)$$

$$u_{sc,t} + u_{sd,t} \leq 1, \quad (25)$$

$$S_{t,\min} \leq S_t \leq S_{t,\max}, \quad (26)$$

$$S_{t,T} = S_{t,1}, \quad (27)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{sc,t} \leq u_{sc,t} P_{sc,\max}, \\ 0 \leq P_{sd,t} \leq u_{sd,t} P_{sd,\max}. \end{cases} \quad (28)$$

其中:  $S_t$  为储电量;  $\theta_i$  为自损率;  $\varphi_{sc,t}$  为充电效率;  $\varphi_{sd,t}$  为放电效率;  $u_{sc,t}$  和  $u_{sd,t}$  分别为充放电状态;  $S_{t,\max}$  和  $S_{t,\min}$  分别为容量上下限;  $P_{sc,\max}$  为充电功率最大值;  $P_{sd,\max}$  为放电功率最大值.

### 3 评价体系的构建

对未来源网荷储资源的远期建设规划是否与相应负荷需求相适应,需要构建恰当的评价分析体系.本研究资源规划评价体系根据智能预测方法特点及考虑模糊机会约束的协同调度方法特点进行制定(表3).重点考虑经济性指标,同时兼顾绿色属性及安全性,通过对各需求预测结果下各情景运行成本、碳排放、系统备用需求等指标进行分析对比,以反映资源规划是否合理以及调整建议,其中:经济指标深入展现了综合电力系统在全方位运作时的各项成本开销;环境指标通过衡量清洁能源在整体能源结构中的比重以及电源侧二氧化碳的排放水平,凸显了电源侧在推动低碳化转型过程中的决心和成效;安全指标则揭示在电力系统不断演进的过程中,电力供应所保持的稳健性和可信赖度<sup>[30]</sup>.具体分析体系构建如表3所示.采用层次分析法和熵权法结合的综合赋权法来确定评价指标权重.其中:层次分析法作为一种主观赋权法,借助专家打分对各指标两两进行重要性对比;熵权法属于客观赋权法,利用指标计算结果确定指标权重,不受主观因素影响.

以两时期政策情景为基础,其他情景正向化后根据比例赋分,以反映电力资源规划与不同发展情景的匹配程度与调整方向.

## 4 算例分析

### 4.1 求解方法

本文建立的需求预测资源调度模型分为预测部分与模拟调度部分.在预测部分,采用 BA-ELM 智能算法进行预测,其精度高、泛用性好,并且结构精巧适合推广,可以得到较为准确的具有强烈参考意义的结果.在模拟调度部分,通过引入模糊参数对不确定性指标进行描述,可以得到以单日总运行成本最低为目标的方案最优调度结果.研究对象包括火电、水电、风电、光伏、储能,较为详尽地构建了源荷储资

表 3 综合评价体系  
Table 3 Comprehensive evaluation system

一级指标	二级指标	含义	代表指标
经济指标 C	火电运行成本 C1	火电机组运行成本	电源投资经济性
	风光偏差惩罚成本 C2	风、光波动造成的损失惩罚成本	风光波动性导致的系统损失
	碳交易成本 C3	各类电源实际运行产生的费用之和	电源运行经济性
环境指标 E	碳排放量 E1	电源侧典型日排放二氧化碳量	电源侧低碳技术水平
	清洁能源比例 E2	清洁能源装机容量占总装机容量之比	电源侧清洁化程度
安全指标 S	系统备用需求 S1	系统为维持稳定所需要的备用容量	电力系统稳定程度
	源荷匹配度 S2	本地区电源总装机容量与最大负荷之比	地区供电充裕度
	风光装机比例 S3	风力、光伏发电装机容量占总装机容量比例	系统供电波动情况

源配置结构.同时,考虑到各项控碳政策的不断落地以及碳市场日趋完善,加入阶梯式碳排放成本的计算<sup>[31]</sup>,以使结果更具现实意义和参考性.具体过程如下:首先通过大数据和相关性检验筛选电力需求量的影响因素,使用 BA-ELM 算法对不同发展情景下预设时间尺度内的电力需求进行预测;然后结合预测数据与现实规划设计相应情景下的源荷储资源参数;最后通过模糊参数算法对不同方案运行以成本最低为目标的源荷储协同运行模拟,描述不同资源配置特点,对规划进行综合分析,得出不同发展情景下的数据为现实规划提供科学性参考.

本文使用 Matlab、SPSS 及 Stata 进行分析.

4.2 预测阶段

4.2.1 情景方案构建

参考政策规划惯例,选择 2025 年和 2030 年作为中期与长期节点进行电力需求预测分析.以西北某地区生产总值、常住人口以及工业领域发展目标作为参考依据进行方案设置.同时,设置基准、政策与激进 3 种情景为目标实际完成情况提供参考.其中,基准情景以近年发展现状为基础模拟未来情景,政策情景以支撑各政策目标完全实现的发展速度进行模拟,而激进情景则是考虑到各目标提前完成或者超量完成的情况,在政策情景发展速度上进行一定程度的上调来进行模拟.各驱动因子具体设置如下:

1) 地区生产总值

根据 2021 年发布的该地区国民经济和社会发展规划第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要规划,2035 年前生产总值年均增速保持 6%左右,同时,该地政府工作报告明确了今后 5 年发展的目标任务:到 2027 年,力争地区生产总值达到 8 000 亿元.将两目标相结合设置为政策情景参数,基准情景中生产

总值增速取过去 10 年平均值,而激进情景发展速度在政策情景基础上增加 10%,具体参数如表 4 所示.

2) 常住人口

2023 年 6 月 1 日,该地政府下发了深入推进新型城镇化五年行动方案(2023—2027 年),2025 年底常住人口要达到 740 万人左右,2027 年底,常住人口要达到 750 万人左右,根据此要求政策场景将人口增长率设置为 6%,而考虑到近年该地区人口增长乏力的现实状况,基准情景取近 3 年平均增长率(5%)进行计算.

3) 工业增加值

在工业领域,该地区于 2023 年 4 月发布了关于深入推进新型工业强区五年计划的实施意见,到 2027 年,计划规模以上工业增加值达到 2 800 亿元以上,该目标作为政策场景参数参考.

表 4 各影响因素预期变化率

Table 4 Expected rate of change for each influencing factors				
情景	时间段	地区生产总值	工业增加值	常住人口
基准情景	2023—2030	0.091 0	0.105 0	0.005
	2023—2027	0.099 5	0.070 0	0.006
政策情景	2028—2030	0.060 0	0.070 0	0.006
	2023—2027	0.106 0	0.070 7	0.016
激进情景	2028—2030	0.071 0	0.070 7	0.016

4.2.2 需求预测结果

通过 20 次实验,去除 10%最高预测值和 10%最低预测值后,对结果取均值,得到预测结果.图 3 展示了 3 种情景下,2023—2030 年该地区用电需求量.3 种情形下,用电需求量均有明显上升,政策情景与激进情景下用电需求量增加更明显,政策目标对用电需求量有显著提升作用.

4.2.3 对预测结果的进一步分析

根据预测,该地社会用电量在 2030 年前将维持

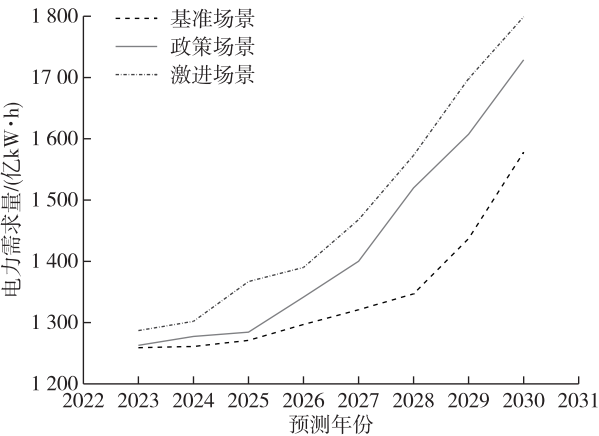


图 3 电力需求预测结果  
Fig. 3 Electricity demand forecasting results

持续增长的态势,尤其在 2025 年后,3 种场景增长速率明显提升.对比来看,2013—2022 年该地区社会用电量平均增速为 5.5%,2023—2030 年基准情景、政策情景和激进情景平均增速分别为 3%、4.2% 和 4.7%,而 2025—2030 年 3 种情景增长率最高可达 5.6%.在基准情景以及政策情景下,各驱动因素增长对比预测期前 10 年平均值均有一定程度的下降,最终反映在地区电力需求量指标上增长率也出现了下降;而在各指标超量完成的激进情景下,电力需求量才能基本恢复更早之前的水平.如此来看,该地区对于未来经济指标持一种谨慎乐观态度,在政策制定上居于保守,那么在实际电力建设上也应稳扎稳打.

4.3 调度阶段

4.3.1 资源规划分析

根据该地区能源发展“十四五”规划和能源领域碳达峰实施方案相关规划,2025 年光伏发电成为全区电力增量主体,装机规模实现翻番,达到 3 250 万 kW 以上,全区风电装机规模达到 1 750 万 kW 以上,2030 年风电装机量要达到 2 450 万 kW,光伏装机量要达到 5 000 万 kW.结合水、火、储相关规划,可以对该地区 2025 年和 2030 年源荷储资源总体情况进行描述.在需求方面,除去本地区电力需求外,同时承担着“西电东送”电力外送责任,上述规划同时描述了外送能力建设,与预测结果相结合,可以得出该地电网总体典型日需求情况.表 5 对 2025 年和 2030 年不同情景下源荷储总体状况进行了概括,为方便进一步研究,将火电分为 5 类分别进行描述.根据该地区电价水平, $E_w$  和  $E_v$  取 500 元/(MW·h) 均价进行计算.

表 5 源荷储资源配置

Table 5 Resource allocation for source-load-storage

源荷储资源	2025 年	2030 年
基准情景	39 310	56 063
典型日需求/MW 政策情景	39 493	58 116
激进情景	40 618	59 073
一类火电出力上限/MW	9 377	12 857
一类火电出力下限/MW	2 813	3 857
二类火电出力上限/MW	8 153	11 180
二类火电出力下限/MW	2 446	3 354
三类火电出力上限/MW	7 134	9 783
三类火电出力下限/MW	2 140	2 935
四类火电出力上限/MW	6 115	8 385
四类火电出力下限/MW	1 835	2 516
五类火电出力上限/MW	3 058	4 193
五类火电出力下限/MW	917	1 258
水电最大出力/MW	2 426	2 426
风电机组装机量/MW	17 500	24 500
光伏机组装机量/MW	32 500	50 000
储能容量/(MW·h)	5 000	7 800
储能最大放电功率/MW	5 000	7 800

4.3.2 资源调度结果

本研究涉及碳交易成本.根据文献[32]可以得到“双碳”目标下 2025 年和 2030 年中国碳市场碳价预测,代入模型进行计算.置信度  $\alpha$  为 0.95 时,各时间尺度下的 3 种方案以总运行成本最低为目标的典型日源荷储调节结果如图 4 所示.考虑风光不确定性、负荷波动以及碳排放成本的情况下,适应 2025 年中期负荷需求的 3 场景系统运行成本分别为 1.99、2.01 和 2.09 亿元/d,适应 2030 年长期负荷需求的 3 场景系统运行成本分别为 3.73、3.92 和 4.02 亿元/d.各情景基本均实现光伏和风电为主,水电、火电、储能为辅的负荷响应结构.该地所规划的风电光伏的大规模建设实现了新能源发电为主体的目标.

4.3.3 综合评价结果

借助表 3 对 0.95 置信度下的各情景进行综合评价分析,表 6 为指标权重计算结果.以 2025 年和 2030 年政策情景为 5 分的基准分,在 2025 年和 2030 年基准和激进情景的负荷需求下电力系统配置规划匹配度得分分别为 5.02、4.89、5.14、4.94 分.由图 5 可以看出:整体上,随着负荷需求从基准情景向激进情景升高,经济指标下降最为明显,主要原因是风、光调节能力有限,而储能配置不足以应对高负荷需求下的峰谷变化,导致火电机组出力明显升高,



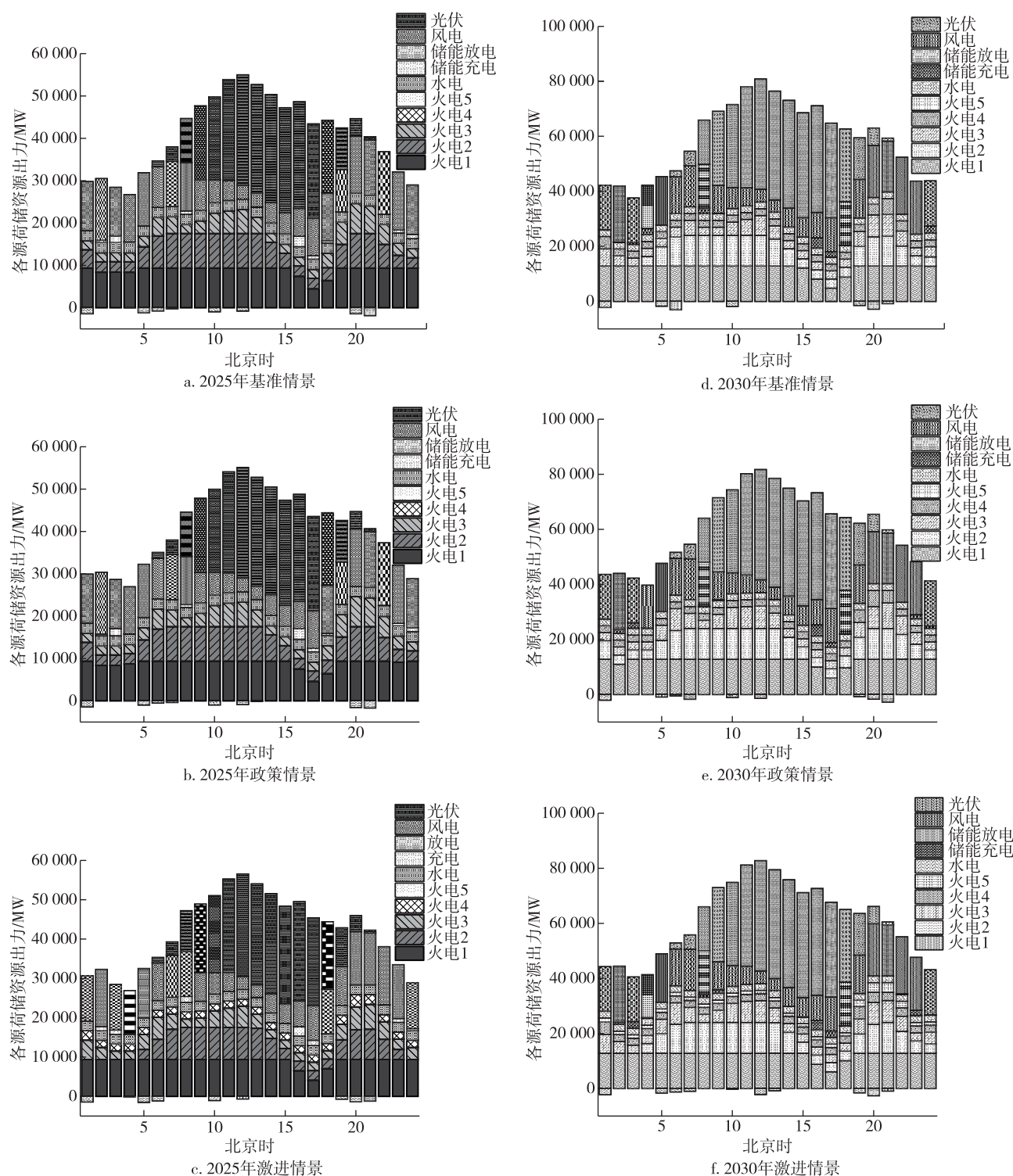


图4 各情景源荷储资源模拟协同运行结果

Fig. 4 Results of simulated synergistic operation of source-load-storage for each scenario

火电运行成本也明显升高;火电机组参与峰谷调节的情况升高导致碳排放量明显升高,环境指标分数也有明显下降;安全指标相对稳定,主要原因是系统备用需求相对稳定,没有随着负荷需求变化产生强

烈波动.

从2025年和2030年横向对比来看,2025年各指标随负荷升高的波动性均小于2030年,其中,波动性差距最明显的是经济指标,主要是因为2030年



火电参与峰谷调节情况高于 2025 年,说明届时风光及储能建设与负荷增长的匹配度偏低,还需着重进行考虑。

表 6 指标权重

Table 6 Indicator weights

一级指标	指标权重	二级指标	客观权重	主观权重	组合权重
C	0.35	C1	0.32	0.38	0.35
		C2	0.35	0.46	0.41
		C3	0.33	0.16	0.25
E	0.29	E1	0.48	0.42	0.45
		E2	0.52	0.58	0.55
S	0.35	S1	0.34	0.42	0.38
		S2	0.30	0.27	0.29
		S3	0.35	0.31	0.33

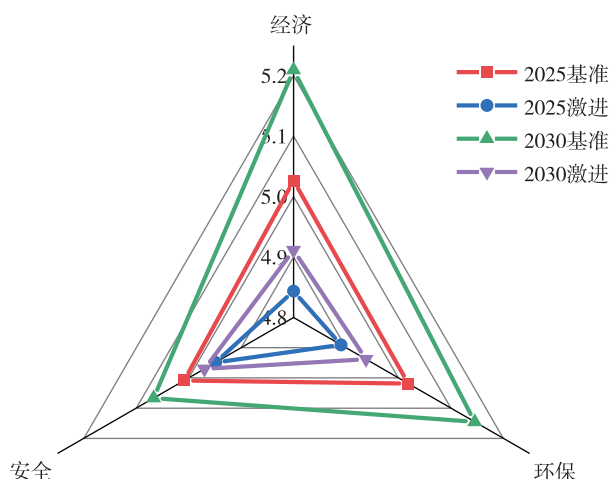


图 5 不同情景指标得分

Fig. 5 Score of diverse scenario indicators

#### 4.3.4 源荷储协同运行优化建议

为实现需求侧和供给侧平衡,源储建设需要与负荷端相协调,在实现快速响应的同时减少各类机组空闲时间,避免造成更多浪费,因此,风光水火储各类机组需要随预期负荷变化进行科学配置。

通过对典型日峰值负荷变化的调度模拟,可以显示出该地区 2025 年和 2030 年源荷储各类规划资源实际使用情况。在火电方面,2025 和 2030 年使用率整体较高。该地目前正在规划减少火电机组,部分停用或转为供热机组等,但火电依然在峰谷调节中发挥着很大的作用,对火电机组的削减还需慎重。考虑到系统总运行成本中很大比例来源于风光弃用惩罚成本,从经济性的角度建议可以考虑适当控制风光装机投产,在经济性和低碳目标中寻求更好的平

衡。在储能方面,在当前规划中 2025 年和 2030 年储能对于适应负荷增加所导致的峰谷调节需求尚有一定的改善空间,尤其在 2030 年储能所能发挥的调节能力有限,需进一步与需求变化场景相适应。

## 5 结论

本文提出一种需求预测-资源调度-综合评价多阶段分析模型。该模型首先基于 BA-ELM 算法以及大数据对不同发展情景下多时间尺度的电力需求进行预测,随后根据预测数据与现实规划进行以总运行成本最低为目标的源荷储资源调度,最后通过采用主观赋权与熵权法相结合的层次分析法进行综合分析,并以西北某地区为例进行了计算分析。结果表明,该模型可以准确地对中长时间尺度下的电力需求进行预测,相对其他同类预测算法有更高的预测精度,并且能够通过模拟不同发展情景下的调度结果在综合考虑经济性、环保性与安全性的基础上,对风、光、水、火、储等相关电力资源配置提出合理参考意见。本文模型对电力系统资源规划的优化具有很强的参考意义。

## 参考文献

### References

- [1] 郑金山.“双碳”目标下基于 GM(1,1)算法的黑龙  
江省“电力及建成区绿化覆盖率”预测[J].哈尔滨师范  
大学自然科学学报,2023,39(3):38-42  
ZHENG Jinshan. Prediction of “power and built-up area  
green coverage” in Heilongjiang province based on GM  
(1,1) algorithm under “Double Carbon” target [J].  
Journal of Natural Sciences of Harbin Normal University,  
2023,39(3):38-42
- [2] 杜伟春,罗宏波,杨楠.改进灰色预测模型在电力负荷  
预测中的应用[J].湖南电力,2023,43(3):88-93  
DU Weichun, LUO Hongbo, YANG Nan. Application of  
improved grey forecasting model in power load forecasting  
[J]. Hunan Electric Power, 2023, 43(3): 88-93
- [3] 邵佳佳,田一帆,黄露,等.面向电力市场交易的客户  
电量预测技术研究[J].电力与能源,2023,44(4):  
359-363  
SHAO Jiajia, TIAN Yifan, HUANG Lu, et al. Research on  
customer power forecasting technology for electricity  
market trading [J]. Power & Energy, 2023, 44(4):  
359-363
- [4] 李一,杨茂,苏欣.基于集成聚类及改进马尔科夫链模  
型的光伏功率短期预测[J].南方电网技术,2023,17  
(10):113-122  
LI Yi, YANG Mao, SU Xin. Short-term prediction of pho-  
tovoltaic power based on integrated clustering and im-  
proved Markov chain model [J]. Southern Power Grid

- Technology, 2023, 17(10): 113-122
- [ 5 ] 田佳, 杨敏, 王加庆, 等. 基于改进支持向量机的中长期电量预测算法设计[J]. 电子设计工程, 2023, 31(11): 107-110, 115  
TIAN Jia, YANG Min, WANG Jiaqing, et al. Design of medium and long-term electricity forecast algorithm based on improved support vector machine [J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(11): 107-110, 115
- [ 6 ] 李发崇, 李鹏, 高莲, 等. 基于多尺度模型融合和 VMD-TCN-RF 混合网络的短期电力负荷预测方法[J]. 电子器件, 2023, 46(4): 1035-1042  
LI Fachong, LI Peng, GAO Lian, et al. Short-term power load forecasting method based on multiscale model fusion and VMD-TCN-RF hybrid network [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2023, 46(4): 1035-1042
- [ 7 ] 黄星知, 刘星, 张文娟, 等. 改进决策树在电网超短期负荷预测中的应用[J]. 能源与环保, 2022, 44(7): 265-271  
HUANG Xingzhi, LIU Xing, ZHANG Wenjuan, et al. Application of improved decision tree in power grid ultra-short-term load forecast [J]. China Energy and Environmental Protection, 2022, 44(7): 265-271
- [ 8 ] 王克杰, 张瑞. 基于改进 BP 神经网络的短期电力负荷预测方法研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(24): 115-121  
WANG Kejie, ZHANG Rui. Research on short-term power load forecasting method based on improved BP neural network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(24): 115-121
- [ 9 ] 奚莉莉, 李程. 基于 BP 神经网络的短期电力负荷预测方法研究[J]. 汉江师范学院学报, 2023, 43(3): 23-26  
XI Lili, LI Cheng. On short-term power load forecasting method based on BP neural network [J]. Journal of Hanjiang Normal University, 2023, 43(3): 23-26
- [ 10 ] 许言路, 武志锴, 朱赫炎, 等. 基于多尺度卷积神经网络的短期电力负荷预测[J]. 沈阳工业大学学报, 2020, 42(6): 618-623  
XU Yanlu, WU Zhikai, ZHU Heyan, et al. Short-term load forecasting based on multi-scale convolutional neural network [J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2020, 42(6): 618-623
- [ 11 ] 陈晓红, 王辉, 李喜华. 基于 KPCA-CNN-DBiGRU 模型的短期负荷预测方法[J]. 管理工程学报, 2024, 38(2): 221-231  
CHEN Xiaohong, WANG Hui, LI Xihua. A short-term load forecasting method based on KPCA-CNN-DBiGRU model [J]. Journal of Management Engineering, 2024, 38(2): 221-231
- [ 12 ] 高漪, 周瑜, 张安龙, 等. 整县光伏下基于个性化联邦学习的光伏出力及负荷功率预测[J]. 电网技术, 2023, 47(11): 4629-4638  
GAO Yi, ZHOU Yu, ZHANG Anlong, et al. A personalized federated learning framework for countrywide PV generation and load forecasting [J]. Grid Technology, 2023, 47(11): 4629-4638
- [ 13 ] 李玲玲, 任琦瑛, 宁楠, 等. 基于 ISHO-ELM 模型的短期电力负荷预测[J]. 天津工业大学学报, 2023, 42(3): 73-80  
LI Lingling, REN Qiying, NING Nan, et al. Short-term power load forecasting based on ISHO-ELM model [J]. Journal of Tiangong University, 2023, 42(3): 73-80
- [ 14 ] 王童. 基于改进人工蜂鸟算法优化 ELM 的电力负荷预测[J]. 计算机时代, 2023(6): 43-47  
WANG Tong. Optimized ELM based on improved artificial hummingbird algorithm for power load forecasting [J]. Computer Era, 2023(6): 43-47
- [ 15 ] 刘晓宇, 王斌. 基于源网荷储优化的电力系统协同控制方法[J]. 电气自动化, 2021, 43(5): 45-47  
LIU Xiaoyu, WANG Bin. Cooperative control method for power systems based on optimization of source, network, load and storage [J]. Electrical Automation, 2021, 43(5): 45-47
- [ 16 ] 曾顺奇, 汤森垚, 程浩忠, 等. 考虑源网荷储协调优化的主动配电网网架规划[J]. 南方电网技术, 2018, 12(3): 35-43  
ZENG Shunqi, TANG Senkai, CHENG Haozhong, et al. Framework planning of active distribution network considering coordinated optimization of generation, network, load and storage [J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(3): 35-43
- [ 17 ] 刘莹, 宋丽敏, 龚强, 等. 考虑需求响应的乡村综合能源系统源网荷储协调规划模型研究[J]. 湖南电力, 2023, 43(3): 21-28  
LIU Ying, SONG Limin, GONG Qiang, et al. Research on source-grid-load-storage coordinated planning model of rural integrated energy system considering demand response [J]. Hunan Electric Power, 2023, 43(3): 21-28
- [ 18 ] 杨谦, 刘继春, 蒋万泉. 光伏不同渗透率下考虑源网荷储深度互动的电力系统调峰策略[J]. 电力建设, 2021, 42(9): 74-84  
YANG Qian, LIU Jichun, JIANG Wanxiao. Peak regulation strategy of power system considering the interaction of source-network-load-storage under different penetration rate of PV [J]. Electric Power Construction, 2021, 42(9): 74-84
- [ 19 ] 李永光, 杨建兵, 杜欣慧, 等. 考虑风电消纳的电-热综合能源系统优化运行[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(5): 228-235  
LI Yongguang, YANG Jianbing, DU Xinhui, et al. Optimal operation of integrated electricity-heat energy system considering wind power consumption [J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(5): 228-235
- [ 20 ] 李旭东, 艾欣, 胡俊杰, 等. 计及碳交易机制的核-火-虚拟电厂三阶段联合调峰策略研究[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2460-2470  
LI Xudong, AI Xin, HU Junjie, et al. Three-stage combined peak regulation strategy for nuclear-thermal-virtual power plant considering carbon trading mechanism [J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2460-2470
- [ 21 ] 张东月, 张照彦, 王培光, 等. 基于预测偏差惩罚和绿

- 色证书交易的商服中心综合能源系统日前调度优化[J].中国测试,2022,48(10):100-108
- ZHANG Dongyue, ZHANG Zhaoyan, WANG Peiguang, et al. Day-ahead scheduling optimization of integrated energy system of commercial service center based on prediction deviation penalty and green certificate trading[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(10): 100-108
- [22] 雷涛,鞠立伟,彭道鑫,等.计及碳排放权交易的风电储能协同调度优化模型[J].华北电力大学学报(自然科学版),2015,42(3):97-104
- LEI Tao, JU Liwei, PENG Daoxin, et al. Collaborative scheduling optimization model of wind power and energy storage system considering the carbon emission trade[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2015, 42(3): 97-104
- [23] 张林垚,黄东明,王彦铭,等.基于模糊与一致性复合智能算法的“源-网-荷-储”协同控制策略研究[J].电气传动,2021,51(17):44-51
- ZHANG Linyao, HUANG Dongming, WANG Yanming, et al. Research on “source-grid-load-storage” cooperative control strategy based on fuzzy and consistent composite intelligent algorithm[J]. Electric Drive, 2021, 51(17): 44-51
- [24] 崔杨,周慧娟,仲悟之,等.考虑源荷两侧不确定性的含风电电力系统低碳调度[J].电力自动化设备,2020,40(11):85-91
- CUI Yang, ZHOU Huijuan, ZHONG Wuzhi, et al. Low-carbon scheduling of power system with wind power considering uncertainty of both source and load sides[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 85-91
- [25] 杜忠明,王雪松.“十三五”中国电力需求水平预测[J].中国电力,2017,50(9):11-17
- DU Zhongming, WANG Xuesong. Electricity consumption forecasting of China during the period of the 13th five-year[J]. Electric Power, 2017, 50(9): 11-17
- [26] Silitonga A S, Masjuki H H, Ong H C, et al. Evaluation of the engine performance and exhaust emissions of biodiesel-bioethanol-diesel blends using kernel-based extreme learning machine[J]. Energy, 2018, 159: 1075-1087
- [27] Zhang X H, Zhu Q X, He Y L, et al. A novel robust ensemble model integrated extreme learning machine with multi-activation functions for energy modeling and analysis: application to petrochemical industry[J]. Energy, 2018, 162: 593-602
- [28] Li W, Zhang S H, Lu C. Research on the driving factors and carbon emission reduction pathways of China's iron and steel industry under the vision of carbon neutrality[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 361: 132237
- [29] 于德鳌,李慧,刘思嘉,等.基于改进萤火虫算法的含风电系统环境经济调度[J].电力科学与技术学报,2020,35(2):84-92
- YU Deao, LI Hui, LIU Sijia, et al. Environmental economic dispatch of power system integrated with wind power based on an improved glowworm swarm optimization[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(2): 84-92
- [30] 王晓彬,孟婧,石访,等.煤电与清洁能源协同演进优化模型及综合评价体系研究[J].电力系统保护与控制,2022,50(13):43-52
- WANG Xiaobin, MENG Jing, SHI Fang, et al. An optimization model and comprehensive evaluation system for the synergistic evolution of coal-fired power plants and clean power sources[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(13): 43-52
- [31] 喻鑫,胡志坚,陈锦鹏,等.阶梯碳下考虑 P2G-CCS 与供需灵活响应的 IES 优化调度[J/OL].武汉大学学报(工学版): 1-14 [2024-02-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1675.T.20230518.0913.002.html>
- YU Xin, HU Zhijian, CHEN Jinpeng, et al. Optimal dispatch of integrated energy system considering P2G-CCS coupling and supply-demand flexible response under stepped carbon[J]. Journal of Wuhan University (Engineering Edition): 1-14 [2024-02-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1675.T.20230518.0913.002.html>
- [32] Qi S Z, Cheng S H, Tan X J, et al. Predicting China's carbon price based on a multi-scale integrated model[J]. Applied Energy, 2022, 324: 119784

## Cooperative operation of source-load-storage resources based on BA-ELM and fuzzy chance constraints

ZHANG Zelong<sup>1</sup> CHEN Baosheng<sup>1</sup> YANG Yan<sup>1</sup> JIN Panlong<sup>1</sup> LIU Tong<sup>1</sup> ZHAO Jiaqi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Research Institute of Economics and Technology of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China

**Abstract** Reliable and effective medium- to long-term power demand forecasting serves as a crucial foundation for power generation and transmission. With the rapid development of China's renewable energy sector, the impact of wind and solar power volatility cannot be overlooked. Consequently, ensuring that future power system planning can economically and efficiently adapt to varying demand scenarios has become a topic of high concern. Here, we propose



an integrated evaluation model for predictive dispatch based on the Extreme Learning Machine (ELM) optimized by the Bat Algorithm (BA), alongside the introduction of fuzzy parameters in the cooperative source-load-storage operation algorithm. Moreover, an analysis and research study has been conducted in northwest China as an example. The results show that this model can accurately forecast power demand under diverse development scenarios and provides scientific guidance for optimizing the planning of source-load-storage resources.

**Key words** bat algorithm (BA); extreme learning machine (ELM); demand forecasting; source-network-load-storage; policy recommendations