

# 基于经验模态分解和ARIMA模型的电力大客户群体 月度售电量预测方法

梅鑫<sup>1</sup>, 曹伟杰<sup>2</sup>, 王璟<sup>2</sup>

(1. 国网江苏电力有限公司, 江苏 南京 210024; 2. 国网无锡供电公司, 江苏 无锡 214061)

**摘要:** 电力大客户群体是供电企业的关键组成部分, 其月度售电量的多少不但影响自身的利润, 也会影响电力系统的运行状况。而月度售电量影响因素过多, 致使月度售电量预测难度较大, 提出基于经验模态分解和ARIMA模型的电力大客户群体月度售电量预测方法研究。深入分析月度售电量的影响因素——温度波动、经济发展、业扩容量与月份更替, 以此为基础, 从电力大客户群体月度售电量本身变化趋势出发, 基于ARIMA模型构建电力大客户群体月度售电量预测模型。采用经验模态分解算法精准提取电力大客户群体历史月度售电量数据, 将其代入月度售电量预测模型中, 即可获得电力大客户群体月度售电量预测结果。实验数据显示, 在不同实验工况下, 提出方法应用后获得的月度售电量预测结果与实际结果误差范围为0~100 kWh, 表明提出方法月度售电量预测精度更高。

**关键词:** ARIMA模型; 月度售电量; 电力大客户群体; 经验模态分解; 售电量预测

**中图分类号:** TP18; TM714 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-7241(2025)07-0013-05

## Method for Predicting Monthly Electricity Sales of Large Power Customer Groups Based on Empirical Mode Decomposition and ARIMA Model

MEI Xin<sup>1</sup>, CAO Weijie<sup>2</sup>, WANG Jing<sup>2</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. State Grid Wuxi Power Supply Company, Wuxi 214061, China)

**Abstract:** The power major customer group is a key component of power supply enterprises, and the amount of monthly electricity sales not only affects their own profits, but also affects the operational status of the power system. However, there are too many influencing factors on monthly electricity sales, making it difficult to predict monthly electricity sales. Therefore, a method for predicting monthly electricity sales for power major customer groups based on empirical mode decomposition and ARIMA model is proposed. It deeply analyzes the influencing factors of monthly electricity sales—temperature fluctuations, economic development, industry expansion capacity, and monthly turnover. Based on this, starting from the trend of monthly electricity sales of power major customer groups, it constructs a monthly electricity sales prediction model for power major customer groups based on the ARIMA model. The empirical mode decomposition algorithm is used to accurately extract the historical monthly electricity sales data of the power major customer group, and it is substituted into the monthly electricity sales prediction model to obtain the monthly electricity sales prediction results of the power major customer group. The experimental data shows that under different experimental conditions, the error range between the predicted monthly electricity sales results obtained by the proposed method and the actual results is 0-100 kWh, indicating that the proposed method has higher accuracy in predicting monthly electricity sales.

**Keywords:** ARIMA model; monthly electricity sales; power major customer group; Empirical Mode Decomposition; forecast of electricity sales

## 0 引言

大客户顾名思义指的是对企业利润具有较大贡献的部分客户。而对于供电企业来说, 电力大客户指的是在

企业管辖范围内, 其提供电压等级较高, 并且供电量较大的部分客户。一般情况下, 电力大客户应用电力设备容量较大, 日常电力负荷较大, 并且能够和电力系统进行直接连接。若是电力大客户出现安全问题, 不但会影响电力大客户的自身利润, 也会对电力系统产生不利影响<sup>[1]</sup>。由此可见, 电力大客户是供电企业的关键构成部分, 对其进行探究具有一定的现实意义。

\*基金项目: 2022年国网江苏省电力有限公司综合计划管理优化提升研究服务项目(SGJSWX00FZQT2260375)

收稿日期: 2023-10-25

月度售电量是衡量供电企业经营情况的关键指标之一,是供电企业其他指标计算的基础数据,例如供电企业销售利润、线损等。常规情况下,月度售电量会受到多种因素的影响,例如季节更替、国民经济发展水平、市场电价波动等,而且月度售电量影响因素均存在着较大的不确定性,使得月度售电量预测难度极大<sup>[2]</sup>。现有月度售电量预测方法过于主观,月度售电量预测结果与实际结果存在着较大的误差,无法满足电力行业的后续发展需求,因此提出基于经验模态分解和ARIMA模型的电力大客户群体月度售电量预测方法研究。希望通过经验模态分解和ARIMA模型的应用,降低月度售电量预测结果与实际结果的误差,为电力大客户群体的发展提供一定的助力。

## 1 电力大客户群体月度售电量预测方法研究

### 1.1 月度售电量影响因素分析

为了提升电力大客户群体月度售电量预测结果的精度,首要环节就是深入分析月度售电量影响因素,为后续月度售电量预测模型构建奠定坚实的基础。

根据已有研究文献可知,月度售电量影响因素主要为温度波动、经济发展、业扩容量与月份更替<sup>[3]</sup>。由于研究篇幅的限制,以温度波动为例,对电力大客户群体月度售电量与温度波动之间的关系进行详细的探究与分析<sup>[4]</sup>。在温度波动信息采集过程中,由于采集设备与环境干扰因素的存在,需要对温度波动信息进行一定的修正,表达式为

$$T = T' + \Delta L = T' + \frac{\partial L}{\partial T'} \Delta T' \quad (1)$$

式中, $T'$ 与 $T$ 表示的是修正前、后的温度波动信息; $\Delta L$ 表示的是温度波动信息修正值; $\Delta T'$ 表示的是温度波动信息的变化量; $\frac{\partial L}{\partial T'}$ 表示的是常数,取值大小由温度波动信息具体情况决定。

式(1)只能对常规情况下采集的温度波动信息进行修正,而对于特殊情况下采集的温度波动信息,则需要通过相似日的相关数据对其进行一定的修正,表示为

$$T = T' + \Delta L = T' + \hat{\alpha}(f_1 - f_0) \quad (2)$$

式中, $\hat{\alpha}$ 表示的是置信系数,由 $\hat{\alpha} = \frac{T_{k_0}}{T_{k_1}}$ 计算而得。其中, $T_{k_0}$ 代表预测期温度波动信息变化值, $T_{k_1}$ 代表所选期温度波动信息变化值; $f_1$ 表示的是近期与预测期温度波动信息相近的售电量; $f_0$ 表示的是预测期常规预测结果。

以式(1)与式(2)计算公式为基础,对温度波动信息进行采集与修正,结合采集的电力大客户群体月度售电量数据,绘制两者之间的关系曲线<sup>[5]</sup>。需要注意的是,由于电力大客户群体月度售电量与温度波动信息的量纲不

同,无法绘制在同一图形中,故需要对其量纲进行去除处理<sup>[6]</sup>,表达式为

$$\begin{cases} \tilde{T} = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \\ \tilde{Q} = \frac{Q - Q_{\min}}{Q_{\max} - Q_{\min}} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\tilde{T}$ 与 $\tilde{Q}$ 表示的是无量纲的温度波动信息与电力大客户群体月度售电量; $T_{\min}$ 与 $T_{\max}$ 表示的是原始温度波动信息的最小值与最大值; $Q$ 表示的是原始电力大客户群体月度售电量; $Q_{\min}$ 与 $Q_{\max}$ 与表示的是原始电力大客户群体月度售电量的最小值与最大值。

一般情况下,电力大客户群体月度售电量 $\tilde{Q}$ 与温度波动信息 $\tilde{T}$ 均具备明显的周期性变化规律,并且从整体角度出发,两者具有一定的趋势性,但是无法明确两者变化方向是否一致,故需要对其进行进一步的处理及其分析。为了剔除其他影响因素对于月度售电量的干扰,使用EViews软件拟合电力大客户群体月度售电量与温度波动信息关系曲线,具体如图1所示。

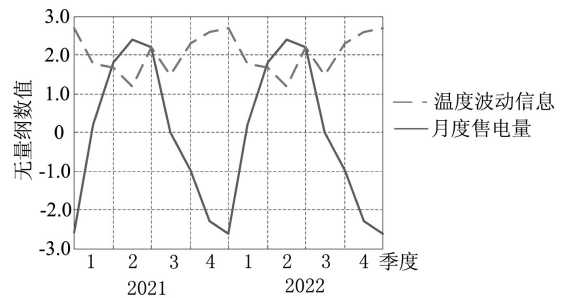


图1 电力大客户群体月度售电量与温度波动信息关系曲线示意图

如图1所示,电力大客户群体月度售电量与温度波动信息两者之间呈现着明显的正相关关系,即随着温度波动信息的增长,月度售电量呈现缓慢增长的趋势,但其增长幅度有限<sup>[7]</sup>。

通过上述过程完成了月度售电量影响因素的分析,为后续研究的进行提供支撑。

### 1.2 月度售电量预测模型构建

以上述月度售电量影响因素分析结果为基础,从电力大客户群体月度售电量本身变化趋势出发,基于ARIMA模型构建电力大客户群体月度售电量预测模型,为最终月度售电量预测结果的获取提供模型支撑。

基于ARIMA模型构建电力大客户群体月度售电量预测模型如图2所示。

如图2所示,构建月度售电量预测模型主要采用的乘法模型对收集历史数据——时间序列数据进行分解,表达式为

$$\tilde{Q} = \tilde{Q}_1 + \tilde{Q}_2 + \tilde{Q}_3 + \tilde{Q}_4 + \tilde{Q}_5 + \tilde{Q}_6 \quad (4)$$

式中,  $\tilde{Q}$ 表示的是电力大客户群体历史月度售电量——时间序列数据;  $\tilde{Q}_1$ 表示的是历史月度售电量的趋势分量序列;  $\tilde{Q}_2$ 表示的是历史月度售电量的温度波动序列;  $\tilde{Q}_3$ 表示的是历史月度售电量的经济发展序列;  $\tilde{Q}_4$ 表示的是历史月度售电量的业扩容量序列;  $\tilde{Q}_5$ 表示的是历史月度售电量的月份更替序列;  $\tilde{Q}_6$ 表示的是历史月度售电量的随机偶然分量序列。

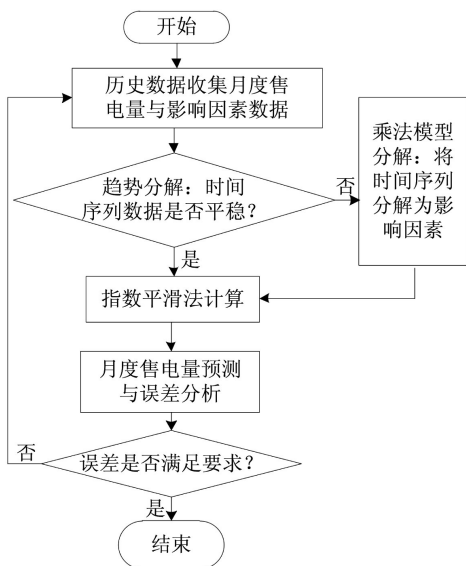


图2 电力大客户群体月度售电量预测模型示意图

结合 ARIMA 模型原理, 确定月度售电量预测模型表达式<sup>[8]</sup>, 表示为

$$\omega_i = \begin{cases} (1-\beta)^d \tilde{Q} \\ \chi_1 \omega_{i-1} + \chi_2 \omega_{i-2} + \dots + \chi_q \omega_{i-q} + \delta \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\omega_i$ 表示的是电力大客户群体月度售电量在经过  $d$  次差分后, 所构成时间序列的平稳数据;  $\beta$ 表示的是月度售电量滞后算子;  $d$ 表示的是月度售电量差分次数;  $\chi_i$ 表示的是自回归系数;  $q$ 表示的是移动平均阶数;  $\delta$ 表示的是常数, 承担着月度售电量预测结果误差调整的功能, 取值范围为  $[0, 1]$ 。

上述过程完成了月度售电量预测模型的构建及其对应表达式的确定, 为最终研究目标的实现做好充足的准备工作<sup>[9]</sup>。

### 1.3 电力大客户群体历史月度售电量提取

由于供电企业过多, 使得电力大客户群体历史月度售电量提取难度较大, 故此节采用经验模态分解算法对电力大客户群体历史月度售电量进行精准提取, 为最终月度售电量预测结果的获取提供历史数据支撑。

基于经验模态分解算法的电力大客户群体历史月度售电量提取具体步骤如下所示:

- 步骤一: 加载供电企业月度售电量时间序列  $X(t)$ ;
- 步骤二: 判定  $X(t)$  中是否包含电力大客户群体历史

月度售电量时间序列;

步骤三: 若  $X(t)$  中不包含电力大客户群体历史月度售电量时间序列, 转置步骤一; 若  $X(t)$  中包含电力大客户群体历史月度售电量时间序列, 转置步骤四;

步骤四: 依据电力大客户群体历史月度售电量时间序列特征, 判断月度售电量的上下包络线, 记为  $x_{up,t}$  与  $x_{low,t}$ ;

步骤五: 依据步骤四确定的月度售电量上下包络线, 计算历史月度售电量提取因子<sup>[10]</sup>, 计算公式为

$$\gamma_i = x_i - \frac{x_{up,t} + x_{low,t}}{2} \quad (6)$$

式中,  $\gamma_i$ 表示的是历史月度售电量提取因子;  $x_i$ 表示的是  $t$  时刻供电企业月度售电量时间序列;

步骤六: 依据步骤五计算所得历史月度售电量提取因子  $\gamma$ , 确定经验模态分解次数<sup>[11]</sup>, 计算公式为

$$\eta = \frac{9 \cdot [x_i]^3}{v^0 \cdot \gamma_i} \quad (7)$$

式中,  $\eta$ 表示的是经验模态分解次数;  $v^0$ 表示的是辅助计算参量, 由供电企业月度售电量时间序列实际情况确定<sup>[12]</sup>。

步骤七: 依据式(7)计算结果提取电力大客户群体历史月度售电量时间序列, 表达式为

$$\tilde{Q} = \oint \frac{X(t)}{\eta} + \varepsilon(t) \quad (8)$$

式中,  $\tilde{Q}$ 表示的是精准提取的电力大客户群体历史月度售电量时间序列;  $\varepsilon(t)$ 表示的是历史月度售电量提取误差项。

上述过程完成了电力大客户群体历史月度售电量时间序列的提取, 为后续研究进行提供便利。

### 1.4 月度售电量预测结果获取

将 1.3 节提取的电力大客户群体历史月度售电量时间序列  $\tilde{Q}$  代入至式(5)月度售电量预测模型中, 获取电力大客户群体月度售电量在经过  $d$  次差分后, 所构成时间序列的平稳数据  $\omega_i$ 。以此为基础, 确定最终的电力大客户群体月度售电量预测结果<sup>[13]</sup>, 表达式为

$$\hat{Q} = \frac{\omega_i \times \zeta_i}{\sum_{i=1}^q \chi_i} \quad (9)$$

式中,  $\hat{Q}$ 表示的是电力大客户群体月度售电量预测结果;  $\zeta_i$ 表示的是月度信息。

综上所述, 在经验模态分解算法和 ARIMA 模型应用下, 实现了电力大客户群体月度售电量的预测, 为电力大客户的稳定运行提供助力。

## 2 实验与结果分析

选取基于相似月和 Elman 神经网络的行业月度售电量预测<sup>[14]</sup>与基于时间卷积网络与图注意力网络的分行业日售电量预测方法<sup>[15]</sup>作为对比方法 1 与对比方法 2, 设计

电力大客户群体月度售电量预测对比实验,以此来验证提出方法的应用效果。

### 2.1 实验数据预处理

以某城市电力大客户群体月度售电量作为实验数据,由于月度售电量预测过程中应用了ARIMA模型,其对于实验数据的要求较高,即无白噪声数据干扰,故在实验进行之前,需要对实验数据进行一定的预处理,即白噪声检验与去除。

实验数据——电力大客户群体月度售电量白噪声检验规则如式(10)所示:

$$\begin{cases} \xi = \frac{\sum Y(t)}{7 \times \langle \psi_0 \rangle} \\ \xi \geq \Psi^0 \text{ 有白噪声} \\ \xi < \Psi^0 \text{ 无白噪声} \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $\xi$ 表示的是月度售电量白噪声检验数值;  $Y(t)$ 表示的是实验数据;  $\langle \psi_0 \rangle$ 表示的是白噪声检验辅助因子;  $\Psi^0$ 表示的是白噪声检验阈值,一般情况下取值为0.05。

当月度售电量白噪声检验未通过时,即存在白噪声情况下,应用过滤方法对实验数据进行白噪声去除处理,表达式为

$$Y''(t) = \frac{Y(t) \times \mu^l}{I(t)} \quad (11)$$

式中,  $Y''(t)$ 表示的是白噪声去除处理后的实验数据;  $\mu^l$ 表示的是白噪声过滤因子;  $I(t)$ 表示的是实验数据标准化单位量。

上述过程完成了实验数据的预处理,为后续实验的顺利进行提供便利。

### 2.2 ARIMA模型定阶

提出方法应用了ARIMA模型,其移动平均阶数 $q$ 的确定直接关系着月度售电量预测结果的精度。因此,在实验进行之前,需要对ARIMA模型定阶。

通过测试获得ARIMA模型移动平均阶数 $q$ 与月度售电量预测结果精度之间的关系如图3所示。

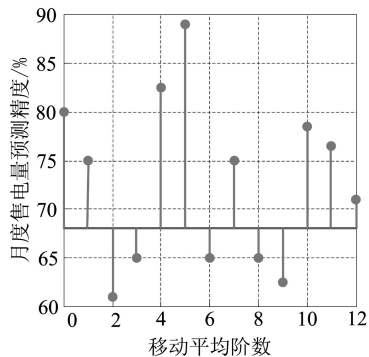


图3 ARIMA模型移动平均阶数与月度售电量预测结果精度关系示意图

如图3所示,当移动平均阶数 $q$ 取值为5时,月度售电量预测结果精度达到最大值89%。因此,确定ARIMA模型移动平均阶数 $q$ 最佳取值为5。

### 2.3 实验结果分析

以上述准备的实验数据,确定的ARIMA模型移动平均阶数为基础,进行电力大客户群体月度售电量预测对比实验,通过月度售电量预测结果与实际结果的误差大小来显示提出方法的应用效果。

通过实验获得月度售电量预测结果与实际结果的误差数据如表1所示。

表1 月度售电量预测结果与实际结果的误差数据表/kWh  
(1) 提出方法

实验工况	实际结果	预测结果	误差
1	2 569	2 569	0
2	3 410	3 400	10
3	5 689	5 602	87
4	1 247	1 147	100
5	2 473	2 401	72

(2) 对比方法1

实验工况	实际结果	预测结果	误差
1	2 569	2 341	228
2	3 410	3 014	396
3	5 689	4 127	1 562
4	1 247	1 024	223
5	2 473	2 035	438

(3) 对比方法2

实验工况	实际结果	预测结果	误差
1	2 569	3 561	992
2	3 410	4 578	1 168
3	5 689	6 354	665
4	1 247	987	260
5	2 473	1 574	899

如表1数据所示,在不同实验工况背景下,提出方法应用后获得的月度售电量预测结果与实际结果误差范围为0~100 kWh;对比方法1应用后获得的月度售电量预测结果与实际结果误差范围为223~1 562 kWh;对比方法2应用后获得的月度售电量预测结果与实际结果误差范围为260~1 168 kWh。通过对比研究发现,提出方法获得的月度售电量预测结果与实际结果误差较小,表明提出方法月度售电量预测精度更高。

### 3 结束语

伴随着中国社会发展水平的提升,对于电力能源的需求量呈现不断上涨的趋势。为了满足日益上涨的电力需求,电力供给企业越来越多,电力大客户群体规模逐渐加大,其月度售电量预测是否精准直接关系着电力系统运行的稳定性,故提出基于经验模态分解和ARIMA模型

的电力大客户群体月度售电量预测方法研究。提出方法降低了月度售电量预测结果与实际结果误差,能够为电力大客户群体的运行提供一定的支撑。

### 参考文献:

- [1] 姜涛, 刘博涵, 李雪, 等. 基于多元经验模态分解的电力系统强迫振荡源定位[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(22): 8063-8074.
- [2] 李旭青, 刘帝, 王小丹, 等. 基于集合经验模态分解算法的土壤肥力胁迫甄别与监测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(21): 137-146.
- [3] 王振浩, 王翀, 成龙, 等. 基于集合经验模态分解和深度学习的光伏功率组合预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(10): 4133-4142.
- [4] 李文华, 姜惠, 赵正元, 等. 基于波形匹配端点延拓法优化的经验模态分解算法在铁路继电器参数降噪上的应用[J]. 电工技术学报, 2022, 37(10): 2656-2664.
- [5] 刘友波, 吴浩, 刘挺坚, 等. 集成经验模态分解与深度学习的用户侧净负荷预测算法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 57-64.
- [6] 姚金海, 邹家骏. CPI预测的SVM-ARIMA模型构建与数值模拟[J]. 统计与决策, 2022, 38(21): 48-52.
- [7] 韩永贵, 韩磊, 黄晓宇, 等. 基于指数平滑和ARIMA模型的西北地区饱和水汽压差预测[J]. 干旱区研究, 2021, 38(2): 303-313.
- [8] 刘大贵, 王维庆, 张慧娥, 等. 基于隐马尔科夫修正的光伏中长期电量预测及调度计划应用[J]. 高电压技术, 2023, 49(2):

840-848.

- [9] 李莎, 林晖. 结合MLR和ARIMA模型的时空建模及预测[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(13): 276-282.
- [10] 刘科学, 周辛南, 陈雪敏, 等. 考虑分布式电源规模化接入的区域电网日电量预测[J]. 可再生能源, 2022, 40(10): 1407-1414.
- [11] 田启东, 林志贤, 郑炜楠, 等. 基于多源异构数据与深度神经网络的电量预测系统[J]. 电子器件, 2022, 45(4): 970-975.
- [12] 黄国权, 严玉婷, 李晖, 等. 基于二重分解的行业用户短期日电量预测建模[J]. 南方电网技术, 2022, 16(11): 37-45.
- [13] 秦建华, 潘崇超, 张璇, 等. 基于充电行为分析的电动汽车充电负荷预测[J]. 电测与仪表, 2023, 60(4): 19-26.
- [14] 孙旺青, 刘晓峰, 何沁蔓. 基于相似月Elman神经网络的行业月度售电量预测[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(4): 53-58.
- [15] 顾默, 赵兵, 陈昊. 基于时间卷积网络与图注意力网络的分行业日售电量预测方法[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1287-1297.

作者简介:梅鑫(1986—),男,本科,高级工程师,研究方向:电网规划计划。

(上接第8页)

### 3 结束语

本文研究基于凝聚层次聚类的电力市场需求侧协同调度优化方法,基于用电负荷预测结果构建调度模型,利用改进遗传算法对调度模型进行优化。实验结果显示本文方法能够解决系统极端风险问题,具有较好的应用性能。希望通过本文方法的研究为电力市场需求侧协同调度的研究提供新的研究方向。

### 参考文献:

- [1] 杨欢红, 史博文, 黄文焘, 等. 基于综合需求响应的微能源网日前优化调度方法[J]. 电力建设, 2021, 42(7): 11-19.
- [2] 金力, 房鑫炎, 蔡振华, 等. 考虑特性分布的储能电站接入的电网多时间尺度源储荷协调调度策略[J]. 电网技术, 2020, 44(10): 3641-3650.
- [3] 殷爽睿, 艾芊, 姜子卿, 等. 需求侧综合能源站实时市场竞标与能量管理协同优化策略[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(13): 4490-4502.
- [4] 朱伟业, 罗毅, 胡博, 等. 热负荷弹性与分时电价需求侧响应协同促进碳减排的电热优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(10): 3803-3813.
- [5] 彭茜, 王爱娟, 李峻阳, 等. 基于高效遗传算法的电网需求侧调度优化研究及其收敛性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(6): 33-42.

- [6] 刘丽军, 罗宁, 吴桐, 等. 基于混合整数二阶锥规划的考虑需求侧响应虚拟电厂优化调度[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 96-104.
- [7] 刘林鹏, 朱建全, 陈嘉俊, 等. 基于柔性策略-评价网络的微电网源储协同优化调度策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(1): 79-85.
- [8] 曹敏. 基于梯度提升树的短期用电负荷预测系统设计[J]. 电子设计工程, 2020, 28(22): 16-19, 24.
- [9] 崔勇, 周晓倩, 刘文, 等. 基于多时空尺度辅助服务的多类能源协同运营优化机制研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(3): 305-310.
- [10] 陈厚合, 茅文玲, 张儒峰, 等. 基于碳排放流理论的电力系统源-荷协调低碳优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(10): 1-11.
- [11] 崔杨, 邓贵波, 曾鹏, 等. 计及碳捕集电厂低碳特性的含风电电力系统源-荷多时间尺度调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(16): 5869-5886, 6163.
- [12] 何畅, 程杉, 徐建宇, 等. 基于多时间尺度和多源储能能的综合能源系统能量协调优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(2): 77-84, 97.

作者简介:谭慧娟(1995—),女,硕士,工程师,研究方向:电力市场和调度自动化等。