

考虑负荷分类增长的多目标光伏选址定容双层多阶段规划

杨毅¹, 王明深¹, 庄舒仪¹, 朱继忠², 陈一熙², 曾琮², 文浙宇²

(1. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 南京 211103; 2. 华南理工大学电力学院, 广州 510640)

摘要: 随着配网中分布式光伏接入规模的逐年扩增, 开展分布式光伏选址定容研究对于提高配网经济性与安全性具有重要意义。目前关于光伏选址定容规划的研究大多采用常规单时段规划方法进行建模, 忽略了配网的中长期负荷增长特性, 这将对模型实际应用效果产生不利影响。为此, 提出了一种考虑负荷分类增长的多目标光伏选址定容规划模型。首先, 结合动态时间规整(dynamic time warping, DTW)和LightGBM算法实现中长期负荷的分类预测; 随后, 构建计及负荷分类增长的多目标光伏选址定容双层多阶段规划模型, 并引入多目标双层纵横交叉算法(multi-objective bi-level crisscross optimization algorithm, MOBL-CSO)进行求解。在改进的 IEEE 33 节点系统中的实验结果表明, 所提方案能综合考虑整个规划年限中负荷变化进行优化, 与传统方法相比能获得更具长期经济性和安全性的光伏选址定容规划方案。

关键词: 分布式光伏; 负荷增长; 选址定容; 配电网; 多目标优化; 双层多阶段规划; 纵横交叉算法

Bi-Level Multi-Stage Planning for Multi-Objective Photovoltaic Siting and Sizing Considering Load Classification Growth

YANG Yi¹, WANG Mingshen¹, ZHUANG Shuyi¹, ZHU Jizhong², CHEN Yixi², ZENG Cong²,
WEN Xiyu²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Research Institute, Nanjing 211103, China; 2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: With the increasing scale of distributed photovoltaic connected to the distribution network, conducting research on distributed photovoltaic siting and sizing is of great significance for improving the economy and security of the distribution network. Currently, most research on photovoltaic siting and sizing planning adopts conventional single period programming method for problem modeling, ignoring the medium- and long-term loads growth property of the distribution network, which will have a negative impact on the actual application effect of the model. Therefore, a bi-level multi-stage programming model for multi-objective photovoltaic siting and sizing planning that considers load classification growth is proposed. Firstly, the dynamic time warping (DTW) and LightGBM algorithm are combined to achieve classification and prediction of medium- and long-term loads. Then, a two-stage dynamic planning model is constructed for multi-objective photovoltaic siting and sizing planning considering load classification growth, and the multi-objective bi-level crisscross optimization algorithm (MOBL-CSO) is introduced for solving. The experimental results in the modified IEEE 33-bus system indicate that the proposed scheme can comprehensively consider the load changes throughout the entire planning period for optimization, and can obtain a photovoltaic siting and sizing planning scheme that is more long-term safe and economic compared to traditional methods.

Key words: distributed PV; load growth; siting and sizing; distribution network; multi-objective optimization; bi-level multi-stage planning; crisscross optimization algorithm

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52177087); 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2022067)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52177087); the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2022067).

0 引言

光伏等分布式能源是解决能源短缺和环境污染的有效途径。近年来,随着“双碳目标”^[1]和整县光伏政策^[2]的大力推进,配网中接入的光伏电站数量正逐年攀升。截止到 2022 年底,我国光伏累计装机容量达到 415 GW,全年光伏发电量 435 TWh^[3]。其中,分布式光伏增长迅速,2022 年分布式光伏新增装机 51.114 GW,占年新增光伏装机容量的 58.5%^[4]。然而,光伏电站接入配电网的位置、容量都会对系统的经济性和安全性造成多方面的影响^[5],如何制定合理的光伏选址定容规划方案是提高分布式光伏接入规模和消纳水平的关键问题^[6]。

近年来,国内外学者对配网的光伏选址定容问题展开了多方面的研究,并取得了一定的成果。文献[7]提出了一种计及灵活配电单元的分布式电源优化配置方法,并采用改进麻雀搜索算法进行求解;文献[8]建立了一种考虑潮流倒送约束的光伏选址定容规划模型,并采用生物地理学优化算法进行求解;文献[9]提出了一种基于机会约束规划的分布式电源和配网网架多目标规划方法,兼顾考虑了分布式能源和负荷不确定性的影响。以上文献均仅考虑了单一优化目标,所得结果难以兼顾选址定容方案的经济性和安全性。为此,近年来学者们开始将光伏选址定容问题建模成多目标优化问题进行求解。文献[10]综合考虑网损、电压质量和电流质量 3 个指标建立了分布式电源选址定容的多目标决策模型,并提出了一种改进多目标微分进化算法进行求解。文献[11]针对多目标光伏选址定容优化模型提出了一种改进的花授粉优化算法来进行求解。文献[12]则进一步提出了一种考虑负荷与光伏出力时序性的光伏选址定容模型,并利用改进黏菌算法进行求解。文献[13]将分布式能源的选址定容建模成多目标双层优化模型,并转化成混合整数二阶锥规划问题进行求解。文献[14]针对常规遗传算法易陷入早熟且计算时间长的缺陷,引入了纵横交叉优化(crisscross optimization algorithm, CSO)算法来求解的分布式电源多目标优化问题。然而,现有文献在进行多目标选址定容求解时大多通过设置权重将多目标加权归一,但在现实中往往难以确定不同目标的权重取值,因而在实际使用时将存在一定的局限性;同时,现有同类研究多采用常规单时段规

划方法进行建模,导致无法兼顾考虑配网的中长期负荷增长特性,这将对所得规划方案的合理性和时效性产生不利影响。

为解决上述问题,本文提出了一种考虑负荷分类增长的多目标光伏选址定容双层多阶段规划模型。首先,通过动态时间规整对配网日度能源数据进行场景缩减,并基于 LightGBM 算法建立了负荷中长期预测模型;随后,构建计及负荷分类增长的多目标光伏选址定容双层多阶段规划模型,上层模型以规划期内总时段的经济效益、有功功率网损和电压质量为目标,下层模型以单时段场景经济效益为目标,并引入多目标双层纵横交叉算法(multi-objective bi-level crisscross optimization algorithm, MOBL-CSO)进行模型求解;最后,在改进的 IEEE33 节点系统上开展算例仿真,验证了所提模型的有效性与其所提算法的优越性。

1 基于动态时间规整和 LightGBM 模型的中长期负荷预测

在进行中长期规划时,若能计及未来负荷水平的增长变化,将有助于提升规划方案的合理性和时效性^[15]。本文假设年度的光照强度近似恒定,但不同类型的负荷节点的负荷水平将呈现一定程度的增长特性。考虑到一个地区的负荷和能源水平在中长期尺度上将呈现一定的周期特性,本文首先基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)对配网日度能源数据进行场景缩减,随后通过 LightGBM 模型进行中长期负荷预测。

1.1 基于动态时间规整的日度能源数据场景缩减

本文考虑的是多年长时间尺度的规划优化问题,配网能源数据数量繁多,但其具有相似的统计学特征,并且呈现较强的季节性特征。因此,为了降低模型求解复杂度、提升计算速度,本文先对配网日度能源数据进行各季度典型日选取,削减场景数量,获得能够反映负荷水平和趋势的典型场景。

已有学者利用 K-means 或其改进算法进行中长期负荷预测的聚类分析^[16],但在能源数据采集的实际工作中,可能会产生数据缺失等异常情况,导致上述基于点对点计算的算法在高维数据分布非规则的情况下失效。而 DTW 算法的核心思想是将两个时间序列进行时间维度上的偏移和缩放来得到两个时间序列的最短规整路径,进而刻画出两个序列的

相似性。

考虑两个时间序列 $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_m\}$ (m 为 X 时间序列长度) 和 $Y = \{y_1, \dots, y_j, \dots, y_n\}$ (n 为 Y 时间序列长度), 构造一个 $m \times n$ 的累积距离矩阵来匹配这两个时间序列。 $d(i, j)$ 表示 x_i 和 y_j 之间的距离, 累积距离 $\gamma(i, j)$ 可表示为当前格点的距离与可以到达该点的最小邻近元素的累积距离之和:

$$\begin{cases} \gamma(1, 1) = d(1, 1) \\ \gamma(i, j) = d(i, j) + d_{ac}(i, j) \\ d_{ac}(i, j) = \min \{ \gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \\ \gamma(i, j-1) \} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $d_{ac}(i, j)$ 为 x_i 与 y_j 之间的相似度量。

DTW 旨在寻找一条通过此累积距离矩阵网络中若干格点的路径。设 X 与 Y 之间的时间规整函数为 $W = \{w_1, \dots, w_k, \dots, w_K\}$ (K 为规整路径总步数), 为了成功获得规整路径, 必须满足以下 3 个约束条件。

1) 边界条件: 时间规整函数 W 必须在 $w_1 = (1, 1)$ 处开始, 在 $w_K = (m, n)$ 处结束。

2) 连续性: $w_k = (i, j)_k$ 和 $w_{k-1} = i'_{(k-1)}$ 必须满足 $i - i' \leq 1$ 和 $j - j' \leq 1$ 。也就是说, 某一时间点只能与同一时间点或相邻时间点相匹配。

3) 单调性: $w_k = (i, j)_k$ 和 $w_{k-1} = i'_{(k-1)}$ 必须满足 $i - i' \geq 0$ 和 $j - j' \geq 0$, 即时间规整函数 W 必须在时间上单调递增, 并且两个序列之间的映射线不能交叉。

DTW 的目标是从满足上述 3 个条件的规整代价最小的路径, 如式(2)所示。

$$D_{TW}(X, Y) = \min \left\{ \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^K w_k}}{K} \right\} \quad (2)$$

针对本文所采用的负荷数据集, 应用 DTW 算法的具体步骤如下。

1) 步骤 1: 以自然季度天数为数据划分, 将规划年限按照季节划分为春、夏、秋、冬 4 个时段, 从中分别选择 1 条日负荷曲线作为初始特征曲线;

2) 步骤 2: 分别计算各季度其余日负荷曲线与特征曲线之间的 DTW 距离;

3) 步骤 3: 对各季度样本集进行遍历选取特征曲线, 重复步骤 2, 直到综合 DTW 距离最小, 则输出该最优特征曲线为聚类结果。

本文通过聚类选取各季度典型日来代表系统单

年内的运行过程, 并以此作为预测模型和规划模型的输入, 从而实现从时间尺度层面提升多年决策的运算效率。

1.2 基于 LightGBM 算法的中长期负荷预测

LightGBM 是一种基于梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 的改进模型, 最早于 2017 年由微软公司提出^[17]。LightGBM 可以在不降低预测精度的同时, 大大加快预测速度, 降低内存利用率^[18-19]。

LightGBM 的基本思想是将决策树作为基分类器, 通过组合弱学习器来构建强回归器^[20], 如式(3)所示。

$$F(X) = \sum_{m=1}^M f_m(X) \quad (3)$$

式中: X 为输入样本的特征向量; $f_m(X)$ 为第 m 棵决策树; M 为决策树数量; $F(X)$ 为输出的预测值。通过沿着基学习器损失函数梯度下降的方向不断迭代训练模型。

在提高训练速度和空间效率方面, LightGBM 采用一种改进的直方图算法。它将连续的特征值划分为 k 个区间, 并在 k 个值中选择划分子点。因此, 在训练速度和空间效率上都得到较大提升。同时, 决策树是一个弱分类器, 使用直方图算法会有正则化的效果, 并且可以有效地防止过拟合。

在减少训练数据方面, LightGBM 采用带深度限制的按叶子生长 (leaf-wise) 策略^[21]。在生长相同叶子时, leaf-wise 能够减少更多的损失。此外, 额外的参数也用于限制决策树的深度, 可以避免过拟合。

在降低特征数量方面, LightGBM 使用的单边梯度采样 (gradient-based one-side sampling, GOSS) 算法对不同梯度的数据按一定组合权重进行筛选, 将对计算信息增益没有帮助的样本丢弃。互斥稀疏特征绑定 (exclusive feature bundling, EFB) 算法^[22] 将高维数据的多个特征放在一个稀疏的特征空间中, 避免了冗余特征的计算。

LightGBM 采用 Bagging 集成学习方式, 可以在不降低预测精度的同时减少训练数据和降低特征维度, 从而大大加快预测速度, 降低内存利用率。故本文选择 LightGBM 作为预测模型。

基于 DTW 和 LightGBM 算法的负荷预测流程如图 1 所示。对数据集进行预处理后基于 DTW 对

日度能源数据进行场景聚类,再提取特征和标签,将数据集划分为训练集和测试集。将数据集的特征和标签分别输入LightGBM模型中训练,采用网格搜索法得到最佳参数组合,最终得到测试集预测结果。

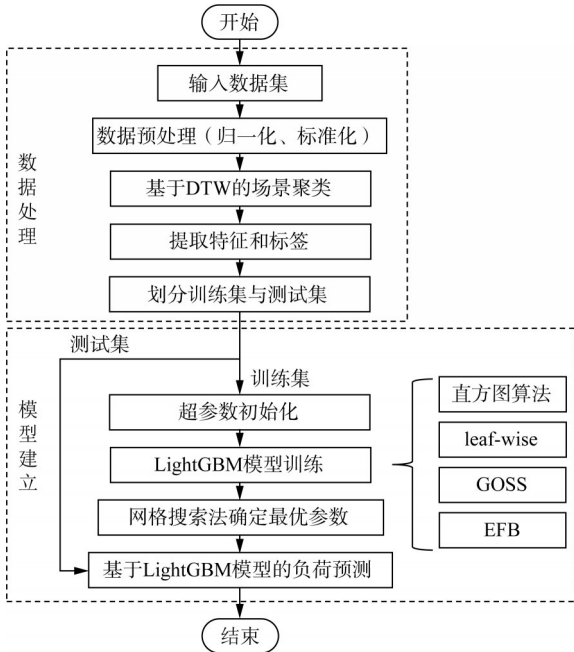


图1 基于DTW和LightGBM算法的负荷预测流程图

Fig. 1 Flow chart of load forecasting based on DTW and LightGBM algorithm

2 考虑负荷分类增长的多目标光伏选址定容双层多阶段规划模型

分布式光伏电站接入配电网的位置和容量都会对系统的经济成本、网络损耗、电压稳定性等造成多方面的影响,且不同因素之间存在着复杂的对立关系,需综合考虑多种影响因素选取最优方案。在考虑负荷分类增长的情况下,不同年份具备不同的用电特性,根据不同规划期进行光伏选址定容的多阶段规划有利于更好地适应负荷增长情况,使模型更具时效性。另外,规划期内的经济效益等不仅依赖于规划方案,也依赖于系统实际出力情况,有必要采取双层规划模型。

为此,本文建立了计及负荷分类增长的多目标双层多阶段规划模型,对分布式光伏的选址定容问题展开研究。双层规划框架如图2所示。

上层规划模型以光伏的安装容量、位置及时间

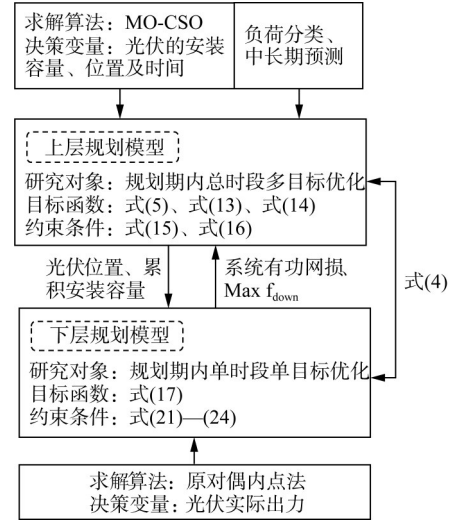


图2 双层规划框架

Fig. 2 Framework of bi-level planning

为决策变量,以规划期内总时段的经济效益(包括售电收益、光伏发电政府补贴安装成本、运维成本和购电成本)、有功功率网损和电压质量为目标,以节点安装容量和功率平衡为约束。

下层规划模型以光伏实际发电量为控制变量,以单时段场景经济效益(包括光伏发电政府补贴、运维成本和购电成本)为目标,以功率平衡、光伏电站出力、支路电流为约束。

上下层决策优化过程相互依赖,上层模型将光伏位置、累积安装容量传递至下层,作为下层模型的输入参数;下层模型将潮流计算后得到系统有功网损传递至上层,作为上层功率平衡约束的输入参数;同时,上下层模型经济效益满足式(4)。

$$f_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} f_{\text{down},t,s,h} + C_L - C_I \quad (4)$$

式中: T 为规划年限; s 为各个季节典型日(s 取值 1、2、3、4 依次对应春、夏、秋、冬); f_1 为上层经济性优化目标; $f_{\text{down},t,s,h}$ 为下层第 t 年 s 季节典型日 h 时段的经济性优化目标; C_L 和 C_I 分别为售电收益和等值年安装成本。

2.1 上层规划模型

2.1.1 目标函数

1) 经济效益最高

光伏电站接入配网的经济性受多个方面的影响。以总经济效益最高为目标函数,如式(5)所示。

$$\max f_1 = C_L + C_G - C_I - C_M - C_P \quad (5)$$

式中 C_G 、 C_M 和 C_P 分别为光伏发电政府补贴、年运

行维护成本和购电成本。

(1) 售电收益

$$C_L = \frac{365}{4} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^N c_{L,k(i)} P_{L,i,t,s,h} \rho(t) \quad (6)$$

式中: N 为配网的节点数量; $k(i)$ 为节点 i 的负荷类型, 取值 1、2、3 依次表示工、农、商 3 类负荷; $c_{L,k(i)}$ 为第 k 类负荷的售电电价; $P_{L,i,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段节点 i 的有功负荷; $\rho(t)$ 为复利现值系数, 用于将第 t 年的收益折算至规划基准年, 如式(7)所示。

$$\rho(t) = \frac{1}{(1+r)^t} \quad (7)$$

式中 r 为贴现率。

(2) 光伏发电政府补贴

$$C_G = \frac{365}{4} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^N c_G P_{PV,i,t,s,h} \rho(t) \quad (8)$$

式中: c_G 为光伏电站单位发电补贴; $P_{PV,i,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段节点 i 的光伏电站有功出力。

(3) 安装成本

$$C_I = \sum_{t=1}^T [(T+1-t) \sum_{i=1}^N c_I S_{PV,i,t} \mu(m) \rho(t)] \quad (9)$$

式中: c_I 为光伏电源单位容量投资成本; $S_{PV,i,t}$ 为第 t 年在节点 i 处的光伏电站安装容量(若该节点未规划安装光伏电站, 则该值为 0); m 为光伏电源使用寿命(在本文中设为 20); μ 为光伏电站等年值投资的现值系数, 可由式(10)求出。

$$\mu = \frac{r(1+r)^m}{(1+r)^m - 1} \quad (10)$$

(4) 年运行维护成本

$$C_M = \frac{365}{4} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^N c_M P_{PV,i,t,s,h} \rho(t) \quad (11)$$

式中 c_M 为光伏电站单位容量运维成本。

(5) 购电成本

$$C_P = \frac{365}{4} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} c_B P_{c,t,s,h} \rho(t) \quad (12)$$

式中: $P_{c,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段配网的联络线节点 c 的有功功率; c_B 为购电成本。

2) 有功网损最小

配网有功网损最小化的目标函数如式(13)所示。

$$\min f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} \sum_{l=1}^M I_{l,t,s,h}^2 R_l \quad (13)$$

式中: M 为配网支路数量; $I_{l,t,s,h}$ 为表示支路 l 第 t 年

s 季节典型日 h 时段的电流; R_l 为支路 l 的电阻。

3) 电压质量最优

配电网的电压质量一般由电压偏差来衡量。以系统各时段总电压偏差最小为优化目标:

$$\min f_3 = \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^4 \sum_{h=1}^{24} \sum_{i=1}^N \left| \frac{U_{i,t,s,h} - U_{N,i}}{U_{N,i}} \right| \quad (14)$$

式中: $U_{i,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段节点 i 的电压幅值; $U_{N,i}$ 为节点 i 的额定电压。

2.1.2 约束条件

1) 站点安装容量约束

$$0 \leq \sum_{\tau=1}^t S_{PV,i,\tau} \leq S_{PV,i}^{\max} \quad (15)$$

式中: $S_{PV,i,\tau}$ 为节点 i 第 τ 年的安装容量; $S_{PV,i}^{\max}$ 为节点 i 的光伏电站最大可装机容量。

式(15)表示在任意年份节点 i 的总光伏装机容量均不超出该节点的最大可装机容量。

2) 光伏穿透功率约束

$$\sum_{\tau=1}^t S_{PV,i,\tau} \leq \rho \cdot P_{L,t}^{\max} \quad (16)$$

式中: ρ 为光伏最大穿透功率系统; $P_{L,t}^{\max}$ 为第 t 年最大负荷。

2.2 下层规划模型

2.2.1 目标函数

以单时段场景经济效益最高为目标函数, 如式(17)所示。

$$\max f_{\text{down},t,s,h} = C_{G,t,s,h} - C_{M,t,s,h} - C_{P,t,s,h} \quad (17)$$

式中: $C_{G,t,s,h}$ 、 $C_{M,t,s,h}$ 、 $C_{P,t,s,h}$ 分别为第 t 年 s 季节典型日 h 时段的光伏发电政府补贴、运维成本和购电成本, 具体为:

$$C_{G,t,s,h} = c_G P_{PV,i,t,s,h} \quad (18)$$

$$C_{M,t,s,h} = c_M P_{PV,i,t,s,h} \quad (19)$$

$$C_{P,t,s,h} = c_B P_{c,t,s,h} \quad (20)$$

2.2.2 约束条件

1) 功率平衡约束

$$P_{\text{in},i,t,s,h} = U_{i,t,s,h} \sum_{j=1}^N U_{j,t,s,h} (G_{ij} \cos \theta_{ij,t,s,h} + B_{ij} \sin \theta_{ij,t,s,h}) \quad (21)$$

$$Q_{\text{in},i,t,s,h} = U_{i,t,s,h} \sum_{j=1}^N U_{j,t,s,h} (G_{ij} \sin \theta_{ij,t,s,h} - B_{ij} \cos \theta_{ij,t,s,h}) \quad (22)$$

式中: $P_{\text{in},i,t,s,h}$ 、 $Q_{\text{in},i,t,s,h}$ 分别为第 t 年 s 季节典型日 h

时段节点 i 的注入有功功率和无功功率; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间的支路的电导和电纳; $\theta_{ij,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段节点 i 、 j 之间的电压相位差。

2) 光伏电站出力约束

$$0 \leq P_{PV,i,t,s,h} \leq \alpha H_{i,t,s,h} \sum_{\tau=1}^l S_{PV,i,\tau} \quad (23)$$

式中: $H_{i,t,s,h}$ 为第 t 年 s 季节典型日 h 时段节点 i 的光照辐射强度; α 为光伏电池的降容系数。

3) 支路电流约束

$$|I_{l,t,s,h}| \leq I_l^{\max} \quad (24)$$

式中 $I_l^{\max}$ 为支路 l 的最大允许电流。

3 基于 MOBL-CSO 算法的多目标光伏选址定容求解

3.1 纵横交叉算法

纵横交叉算法^[23-25]是一种全新的基于种群的进化优化算法,通过横向交叉和纵向交叉两个算子进行迭代寻优。其中横向交叉机制以随机对等选择的方式不重复的选择两个个体,并在以此为对角组成的超立方体内采样,其公式为:

$$M(i_1, d) = r_1 \cdot X(i_1, d) + (1 - r_1) \cdot X(i_2, d) + c_1 \cdot (X(i_1, d) - X(i_2, d)) \quad (25)$$

式中: d 为维度索引; i_1 、 i_2 为个体索引; $X(i_1, d)$ 为将要在第 d 维执行交叉操作的父代; $M(i_1, d)$ 为交叉产生的 d 维子代; r_1 为 $[0, 1]$ 的随机数; c_1 为 $[-1, 1]$ 的随机数。而纵向交叉机制在同一个体的不同维度中执行,作为一个变异算子有一定的几率使得个体跳出维局部最优并有效保持种群的多样性,其公式(26)为:

$$M(i, d_1) = r_2 \cdot X(i, d_1) + (1 - r_2) \cdot X(i, d_2) \quad (26)$$

式中 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。两种交叉机制的配合使纵横交叉算法能快速收敛于全局最优解附近。

在面对多目标问题时,需要将目标函数进行虚拟化从而实现对多个目标的统一评价。基于占优支配逻辑的排序方式是当前较为主流的一个策略^[26]。通过目标之间的支配关系对个体进行分层,并通过拥挤度距离对同一层内的个体进行排序。由此得到的个体等级作为每一轮迭代时的适应度。除去种群外,在多目标优化中还将特别设置一个档案集以存储当前的非占优支配解集。每一轮迭代完成后,新找到的非占优解将会被添加至档案集中并对档案集

进行更新。寻优结束后,档案集中的解就是优化得到的 Pareto 前沿。

3.2 基于 MOBL-CSO 算法的多目标光伏选址定容求解流程

为了更加精细化地求解多目标双层多阶段规划问题,本文将纵横交叉算法与原对偶内点法进行结合,提出了 MOBL-CSO 算法来求解多目标光伏选址定容问题。在 MOBL-CSO 算法中,将通过调用原对偶内点法求解器 Ipopt 来求解下层中每个典型日内的优化调度问题,所得的优化结果将作为上层多目标优化问题目标函数的组成部分之一。基于 MOBL-CSO 算法的多目标光伏选址定容问题求解具体步骤如下。

1) 步骤1: 系统参数输入。输入待求解的节点系统参数及预测得出的负荷与光照强度数据。

2) 步骤2: 算法初始化。设置种群个体数量为 N_p , 最大迭代次数为 $I_{\max}$ 。选址定容中的决策变量主要存在两种类型: 离散型的节点选址和连续型的装机容量设定。在本文中考虑了 3 a 连续规划期, 因此若光伏装机数量为 N_{PV} , 则决策变量的维度为 $3 \cdot (2 \cdot N_{PV})$ 。在每个决策变量的上下限内基于均匀分布随机生成一个数值作为个体的初始值, 将离散变量四舍五入至可行整数。

3) 步骤3: 执行下层优化。

(1) 根据光照强度与上层给定的位置容量设定计算出光伏出力上限;

(2) 形成日内最优潮流问题求解模型;

(3) 调用 Ipopt 求解器执行最优化计算。

4) 步骤4: 目标函数计算。根据下层解得的目标函数分布及目标函数值计算上层的 3 个目标函数值。

5) 步骤5: 排序操作。采用非占优支配排序法对种群内的个体进行排序分级, 得到个体的适应度值。

6) 步骤6: 种群/档案集更新。基于个体的排序等级, 前 N_p 个体作为下一轮的种群, 而新生成的非占优支配解进入档案集并再次进行排序操作保留非占优支配解。

7) 步骤7: 横向/纵向交叉。根据式(25)或(26)执行交叉操作生成新解 M , 并对离散值、越限值进行处理。

8) 步骤8: 结束判定。如果达到迭代次数则终

止判定,否则转入步骤3继续迭代。

4 算例仿真

4.1 场景设置

以 IEEE-33 节点系统^[27]为例进行实验仿真,其拓扑结构如图 3 所示。将 32 个负荷节点分为 3 类,其中节点 1—8 属于商业负荷,节点 19—25 属于农业负荷,其余节点属于工业负荷。各类负荷的数据取自于文献[28]。设定 2020 年为规划基准年,规划周期为 3 a,则 2014—2020 年的负荷数据为已知历史数据,2021—2023 年的负荷数据为规划期内的真实负荷数据。

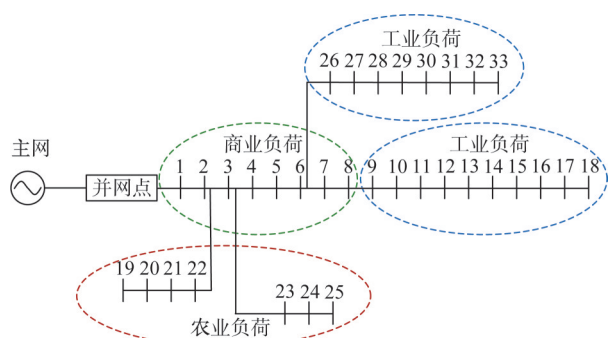


图3 IEEE 33节点配电系统拓扑

Fig. 3 Topology of IEEE 33-bus distribution system

各类负荷售电电价、购电成本、投资成本、光伏发电补贴和运维费用的设置如表 1 所示。

表 1 价格参数

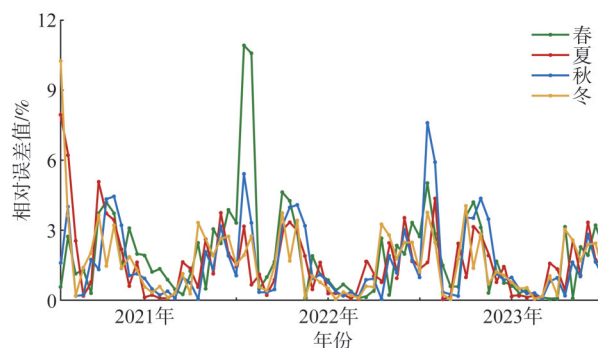
Tab. 1 Price parameters

参数名称	数值
工业负荷售电电价 $c_{L,1}/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.641 8
农业负荷售电电价 $c_{L,2}/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.499 0
商业负荷售电电价 $c_{L,3}/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.803 3
购电成本 $c_B/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.470 0
安装成本 $c_I/(\text{元} \cdot \text{kW}^{-1})$	5 000
光伏发电政府补贴 $c_G/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.420 0
运维费用 $c_M/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	0.060 0

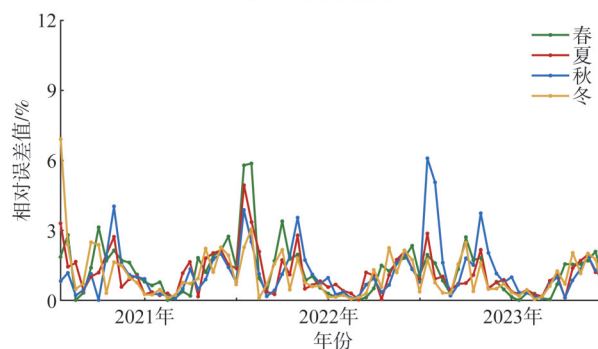
4.2 算例分析

为了验证提出的计及负荷增长的选址定容方法的有效性,首先基于 2014—2020 年的历史过往数据,采用本文所提的基于 DTW 和 LightGBM 算法的中长期负荷预测方法对各节点负荷进行分类预测。在工、农、商 3 类负荷中均取一个代表性节点进行预测误差与预测效果的展示,结果如图 4—5

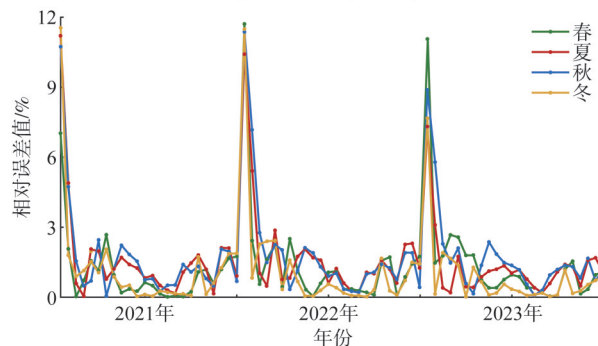
所示。



(a) 工业负荷(节点18)



(b) 农业负荷(节点25)



(c) 商业负荷(节点5)

图4 节点负荷预测误差

Fig. 4 Node load forecasting errors

可以看出,所提方法在不同类型的负荷中均取得了优越的预测效果,平均预测误差低至约 3%,且预测结果均能够紧紧跟随真实曲线的变化趋势,拟合程度较高。此外,也可以观察到实际配网中负荷水平并非恒定,而呈逐年增长的趋势,且不同类型的负荷曲线差异较大。而本文所提出的方案能将负荷变化因素考虑在内,从而有助于提升规划方案的合理性和时效性。

将预测结果作为优化模型的输入,随后通过 MOBL-CSO 算法进行求解。求得光伏选址定容的解集之后,将得到决策方案置于 2021—2023 年真

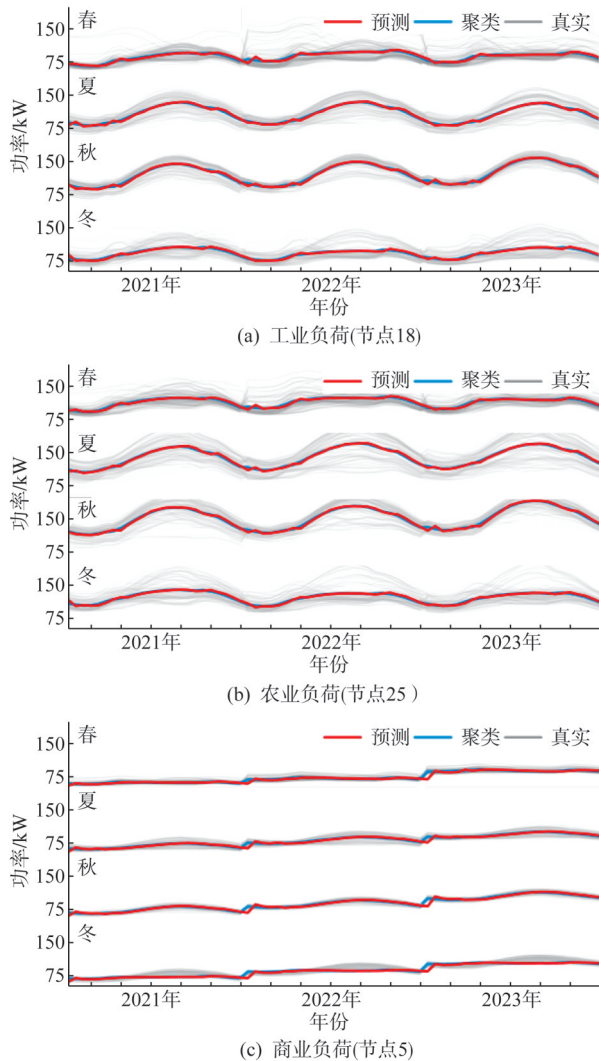


图5 节点负荷分类预测结果

Fig. 5 Results of load classification prediction

实负荷数据上进行验证,最终得到的结果如图6所示。可以看到,分布式光伏的接入对配电网的有功功率网损和电压偏差都有所影响。从优化结果曲线可以看出,由于预测结果的准确性,通过MOBL-CSO算法得出的Pareto前沿曲线在实际负荷数据上仍保持着较好的连续性,且解集分布较均匀,曲线能够清晰体现经济效益、有功功率网损和电压偏差之间的关系。总体趋势上,考虑负荷分类增长的优化结果中,经济效益与其他两个目标成反比关系,随着有功网损或电压偏差的增大,经济效益相应降低,符合实际规划情况。

所得到的Pareto前沿曲线可为决策者提供多种光伏电源选址定容方案,决策者可以根据实际情况选取方案,实现配电网对于经济效益、有功网损

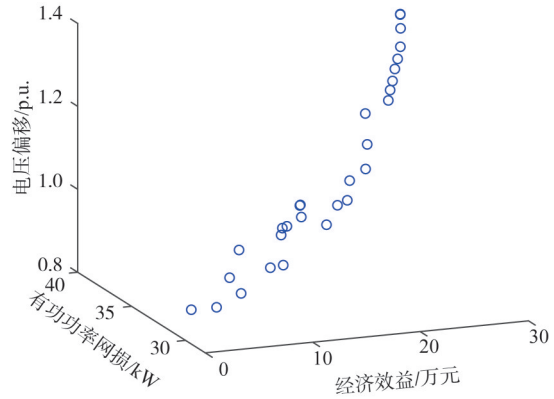


图6 Pareto最优解集

Fig. 6 Pareto optimal solution sets

和电压偏差的不同要求。表2给出了侧重于不同目标函数时的三组典型解。其中,方案1侧重于经济效益,相较其他方案,可获得较高收益,若决策者对经济收益要求较高时可选择该方案。方案2重点考虑了有功功率网损与电压偏差,此时网损降低了2.9 kW,电压偏差降低了0.07 p. u.。方案3综合考虑了3个指标的关系,相较方案2有功功率网损与电压偏差虽有所升高,但经济效益有所增大,能够实现较高的总体满意度,实现对3个指标的均衡。由此可见,基于本文所提出的MOBL-CSO算法获得的光伏选址定容多目标方案能够适应多种实际需求,为决策者提供多种选择,能有效地解决实际问题。

表2 MOBL-CSO算法的典型解

Tab. 2 Typical solution of MOBL-CSO

结果	方案1	方案2	方案3
经济效益/万元	29.14	25.72	26.5
有功功率网损/kW	39.11	36.21	36.72
电压偏差(最大节点偏差量)/p. u.	1.36(0.07)	1.29(0.05)	1.3(0.05)

为分析分布式光伏的接入对配网潮流分布的影响,取方案3下某一典型日的午间时刻为例对其支路潮流分布情况进行展示,结果如图7所示。可以看出,光伏的接入使一个辐射网络转变成一个多电源供电系统,在午间时段由于光伏功率高、用户负荷需求低,有一定概率导致系统部分支路产生潮流倒送现象。

为验证所提算法的优越性,将所提MOBL-CSO算法与多目标双层粒子群算法(multi-objective bi-level particle swarm optimization, MOBL-

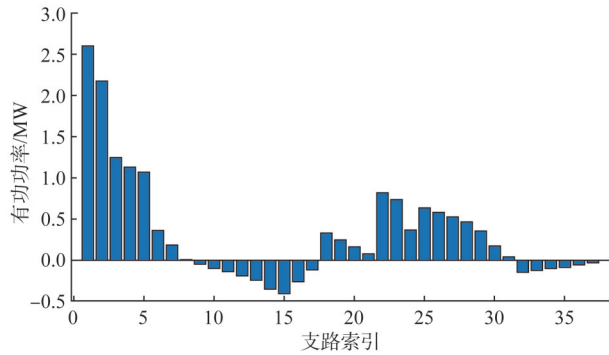


图7 方案3某时段的支路潮流分布

Fig. 7 Distribution of branch power flow during a certain time period of scheme 3

PSO)^[29]进行对比。本文用超体积(hypervolume, HV)度量指标来衡量多目标优化算法的收敛性。HV度量是在多目标优化问题中用来评估优化算法表现的一种指标,其通过计算Pareto前沿的超体积,即所有被Pareto前沿所包围的空间体积大小来判断当前Pareto前沿的优劣性。由图8可知,随着迭代次数的增加,两条HV曲线逐渐增大后趋于平滑,迭代后期具有较强的稳定性。同时,在迭代后期MOBL-CSO算法的HV值相较于MOBL-PSO算法更大,说明MOBL-CSO算法在多目标优化问题中具有较好性能,使所求结果接近最优化。可见,本算法在多目标光伏选址定容模型求解中具有较好的收敛效果与求解效果。

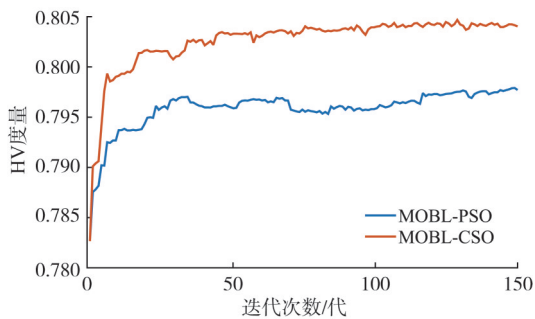


图8 HV收敛曲线对比

Fig. 8 Comparison of convergence curves of HV

为了验证所提模型的优越性,将所提的多目标多阶段规划模型与常规不考虑负荷增长的多目标单时段规划模型进行对比。单时段规划模型的负荷数据采用基于规划基准年数据(2020年)。两组模型均采用MOBL-CSO算法进行优化求解。将两组模型所求得的结果一同置于2021—2023年实际负荷数据上进行验证和对比,结果如图9所示。

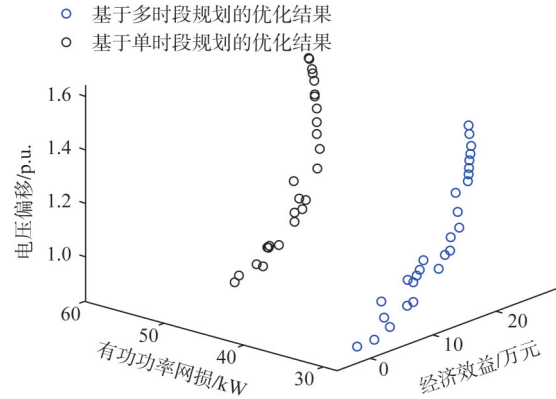


图9 多阶段规划与单时段规划的解集对比

Fig. 9 Comparison of solution sets between dynamic programming and static programming

可以看出,在同一有功功率网损与电压偏差的情况下,本文所提的多阶段规划模型所得的解具有更高的经济效益。这是因为所提的多阶段规划模型能够考虑到负荷的分类增长情况,从而逐年增加光伏装机容量;而增加的光伏出力一方面有助于降低向上级电网的购电成本,另一方面也能获得较高的光伏补贴收益,从而总体呈现出较好的经济效益。而在不考虑负荷增长情况的单时段规划下,虽然具备较低的安装成本,但在规划后期随着负荷增长系统会出现较大的功率缺额,从而增加了向上级电网的购电成本。综上所述,本文所提的多阶段规划方案有利于提高总体经济效益。

在电压偏差指标中,本文所提多阶段规划方法亦优于常规的单时段规划方法。常规单时段规划方法无法兼顾考虑用电负荷增大的电压偏差情况,而多阶段规划方法有利于综合考虑整个规划年限中负荷变化情况,因此电压偏差指标具备良好结果。

在有功功率网损指标中,本文所提多阶段规划方法也整体呈现出更低的有功功率网损,分布式光伏的接入对配电网络的支路的损耗情况得到了良好的改善,说明在考虑负荷增长的情况下,光伏的合理并网可以更有效达到降低网络损耗的效果。

5 结语

本文建立了一种计及负荷分类增长的配网分布式光伏选址定容规划模型,并通过多目标纵横交叉算法进行求解。实验结果表明,所提方案能够为决策者提供兼顾多种优化目标的多样化选址定容决策选择,相较于传统方案能获得更具长期经济性和安

全性的光伏选址定容方案。

未来的研究方向将考虑更加面向实际的应用场景,如将分布式储能和无功补偿装置纳入配电网中长期规划中。

参考文献

- [1] 国家能源局. 国家能源局关于印发《能源碳达峰碳中和标准化提升行动计划》的通知[EB/OL]. http://www.nea.gov.cn/2022-10/09/c_1310668927.htm, 2022-10-09.
- [2] 国家能源局. 国家能源局综合司关于公布整县(市、区)屋顶分布式光伏开发试点名单的通知[EB/OL]. http://zfxxgk.nea.gov.cn/2021-09/08/c_1310186582.htm, 2021-09-08.
- [3] 国家能源局. 新型电力系统发展蓝皮书[EB/OL]. http://www.nea.gov.cn/2023-06/02/c_1310724249.htm, 2023-06-02.
- [4] 水电水利规划设计总院. 中国可再生能源发展报告 2022 [EB/OL]. <http://www.creei.cn/web/content.html?id=5419>, 2023-06-28.
- [5] 许鸣吉, 沈磊, 李胜, 等. 计及综合因素的光伏接入配电网优选研究[J]. 电力工程技术, 2021, 40(2): 46-52.
XU Mingji, SHEN Lei, LI Sheng, et al. Optimization of photovoltaic access distribution network considering comprehensive factors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(2): 46-52.
- [6] 李宏仲, 高宇男, 张雪莹, 等. 基于信息熵的光伏发电选址与定容规划[J]. 南方电网技术, 2017, 11(9): 54-61.
LI Hongzhong, GAO Yunan, ZHANG Xueying, et al. Photovoltaic location and capacity planning based on information entropy[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(9): 54-61.
- [7] 杨晓辉, 杨爽, 徐正宏, 等. 计及灵活配电单元的分布式电源优化配置方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(1): 19-25.
YANG Xiaohui, YANG Shuang, XU Zhenghong, et al. Optimal configuration method of distributed generation considering flexible distribution unit [J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(1): 19-25.
- [8] 章力, 高元海, 熊宁, 等. 考虑潮流倒送约束的分布式光伏电站选址定容规划[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(17): 43-48.
ZHANG Li, GAO Yuanhai, XIONG Ning, et al. Site selection and capacity determination planning of distributed photovoltaic power stations considering power flow backward constraints [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(17): 43-48.
- [9] 白牧可, 唐巍, 张璐, 等. 基于机会约束规划的 DG 与配电网架多目标协调规划[J]. 电工技术学报, 2013, 28(10): 352-360.
BAI Muke, TANG Wei, ZHANG Lu, et al. Multi-objective coordinated planning of distribution network incorporating distributed generation based on chance constrained programming [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(10): 352-360.
- [10] 夏澍, 周明, 李庚银. 分布式电源选址定容的多目标优化算法[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 115-121.
XIA Shu, ZHOU Ming, LI Gengyin. Multi-objective optimization algorithm for distributed generation locating and sizing[J]. Power System Technology, 35(9): 115-121.
- [11] 陈德伟, 施永明, 徐威, 等. 基于改进 FPA 算法的含分布式光伏配电网选址定容多目标优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 120-125.
CHEN Dewei, SHI Yongming, XU Wei, et al. Multi-objective optimization method for location and capacity of a distribution network with distributed photovoltaic energy based on an improved FPA algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7): 120-125.
- [12] 杨海柱, 刘森, 张鹏, 等. 基于改进黏菌算法的分布式光伏发电并网规划[J]. 南方电网技术, 2024, 18(11): 119-128.
YANG Haizhu, LIU Sen, ZHANG Peng, et al. Integration planning of distributed photovoltaic generation based on improved slime mould algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(11): 119-128.
- [13] 杨扬, 王彤. 基于多目标双层规划的分布式电源选址定容[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2024, 51(2): 21-32.
YANG Yang, WANG Tong. Optimal siting and sizing of distributed generators based on multi-objective double-layer planning [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2024, 51(2): 21-32.
- [14] 蔡永智, 阙华坤, 李健, 等. 基于纵横交叉算法的分布式电源优化配置方法[J]. 南方电网技术, 2019, 13(8): 39-43.
CAI Yongzhi, QUE Huakun, LI Jian, et al. Optimal allocation method for distributed generation based on crisscross optimization algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(8): 39-43.
- [15] 邵尤国, 赵洁, 方俊钧, 等. 基于负荷分类增长的分布式风电源与电容器联合动态规划[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 316-323.
SHAO Youguo, ZHAO Jie, FANG Junjun, et al. Integrated dynamic planning of distributed wind generation and capacitor based on load classification growth [J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 316-323.
- [16] 徐源, 程潜善, 李阳, 等. 基于大数据聚类的电力系统中长期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(8): 43-48.
XU Yuan, CHENG Qianshan, LI Yang, et al. Mid-long term load forecasting of power system based on big data clustering [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(8): 43-48.
- [17] KE G, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017(30): 3146-3154.
- [18] 朱继忠, 苗雨旺, 董朝阳, 等. 基于 Attention-LSTM 与多模型集成的短期负荷预测方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 138-147.
ZHU Jizhong, MIAO Yuwang, DONG Zhaoyang, et al. Short-term load forecasting method based on attention-LSTM and multi-model integration [J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(5): 138-147.
- [19] ZHU J, DONG H, ZHENG W, et al. Review and prospect of data-driven techniques for load forecasting in integrated energy systems [J]. Applied Energy, 2022 (321): 119269.1-119269.10.
- [20] 陈纬楠, 胡志坚, 岳菁鹏, 等. 基于长短期记忆网络和 LightGBM 组合模型的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(4): 91-97.

(下转第 62 页 Continued on Page 62)