第 50 卷 第 11 期：4902-4914 高电压技术 Vol.50, No.11: 4902-4914
2024 年 11 月 30 日 High Voltage Engineering November 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231081

基于 Hyperopt-LightGBM 的直流配电网短期负荷抗噪声预测

韩璟琳[1,2]，冯喜春[1]，胡　平[2]，陈志永[1]，李光毅[1]
（1. 国网河北省电力有限公司经济技术研究院，石家庄 050022;
2. 国网河北省电力有限公司，石家庄 050035）

摘　要：为提升直流配电网中的短期负荷预测准确性与抗噪性，提出了一种基于超参数优化(hyperparameter optimization, Hyperopt)-轻量型梯度提升机(light gradient machine, LightGBM)的短期负荷抗噪声预测模型。首先，以环形中压直流配电网为场景，分析 4 种负荷的基本特征及其与历史数据(记为影响因素)的相关性，通过将相关性较强的影响因素作为输入，避免预测模型过拟合现象，从而提高负荷预测准确性及模型训练效率。然后，构建基于 Hyperopt-LightGBM 的中压直流配电网短期负荷预测模型，通过训练强学习器提高模型的抗噪性，进一步提高短期负荷预测准确性；通过 Hyperopot 提高模型自适应性，减轻人工调参负担。最后，基于直流配电网的 4 种负荷数据验证所提模型的有效性，不同预测模型下 4 种负荷的平均预测误差分别为：≤1.6%(所提模型)，≤2.1%(极限梯度提升机模型)，≤2%(随机森林模型)和≤4.1%(梯度提升决策树模型)；不同噪声比下所提模型预测准确性>95%，且均高于传统模型。上述结果表明所提模型预测准确性更高、抗噪性及自适应性更好。

关键词：中压直流配电网；短期负荷预测；样本噪声；超参数优化；轻量型梯度提升机

Hyperopt-LightGBM-based Noise-resistant Forecasting of Short-term Loads in the DC Distribution Network

HAN Jinglin[1,2], FENG Xichun[1], HU Ping[2], CHEN Zhiyong[1], LI Guangyi[1]
(1. Economic and Technology Research Institute of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050022, China;
2. State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang 050035, China)

Abstract：In order to improve the accuracy and noise-immunity of short-term load forecasting in the direct current (DC) distribution network, this paper proposes a short-term load forecasting model for the DC distribution network based on light gradient boosting machine (LightGBM) with hyperparameter optimization (Hyperopt). Firstly, based on the ring-shaped medium voltage DC distribution network, the basic characteristics of four kinds of loads and their correlation with factors are analyzed. To improve the training efficiency of the forecasting model and avoid over-fitting, the factors with higher correlation are selected as inputs. Secondly, a short-term load forecasting model is constructed based on the Hyperopt-LightGBM, which can enhance the tolerance of the model to sample noise by training a strong learner and further improve the accuracy of load forecasting. To reduce the burden of manual parameter tuning and improve the adaptability of the model, the Hyperopt is used to obtain the optimal LightGBM model. Finally, four kinds of load simulation data of the DC distribution network are used to verify the effectiveness of the proposed model. The average prediction errors of different prediction models under the four kinds of loads are less than 1.6% (the proposed model), less than 2.1%(eXtreme gradient boosting based model), less than 3.2%(random forest based model), and less than 4.1%(gradient boosting decision tree based model), respectively. In addition, the prediction accuracy of the proposed model is always higher than 95%, and it is also higher than other models under different noise ratios. The results verify that the proposed prediction model has better performance in accuracy, noise immunity, and adaptability. Hence, the proposed model can be applied for high-accuracy and noise-resistant load forecasting of short-term loads in the DC distribution network.

Key words：MVDC distribution network; short-term load forecasting; sample noise; hyperparameter optimization; light gradient boosting machine

基金资助项目：河北省电力有限公司科技项目(SGHEJY00GHJS2000103)。
Project supported by Science and Technology Project of Hebei Electric Power Company(SGHEJY00GHJS2000103).

0　引言

直流配电网作为一种新型配电系统，具有容量大、损耗小、无需交流系统同步等优势，能够实现大范围风电、光电、水电、火电等多形态能源的高效统筹[1]。同时，直流组网技术有利于可再生能源、电动汽车充电站、直流负荷的灵活管理。因此，直流配电网受到了国内外学者的广泛关注。近年来，我国持续推进深圳宝龙工业城、贵州大学校园、苏州工业园、珠海唐家湾等直流配电工程的应用示范。作为可再生能源集成消纳、电动汽车高效接入、配电网改造增容和综合能源系统的重要载体，直流配电网正成为未来电网乃至能源互联网发展方向[2]。

目前，随着风电、分布式光伏等可再生能源高比例接入，电动汽车等灵活性储能设备快速发展，负荷呈多元化发展。直流配电网的潮流计算具有非线性，负荷、分布式光伏风机具有波动性，在进行直流配电网能量管理时，若输入负荷、分布式能源短期预测数据与实际运行数据存在偏差，则会降低所制定能量管理方案的经济性；随着预测误差的增大，在所制定能量管理方案下，易导致换流器运行在满功率状态，甚至超过极限值，严重影响系统稳定安全运行[3]。负荷预测有助于制定保证经济性、安全性的能量管理方案，长期负荷预测[3]有助于电力系统基础架构规划设计；中长期[4]、短期[5]和超短期[6]负荷预测有助于直流配电网运行调度策略制定。

目前，直流配电网负荷预测方法主要为统计方法[7]和机器学习方法[8]，统计方法有多元线性回归、卡尔曼滤波算法等；机器学习方法有长短期记忆神经网络(long short term memory networks, LSTM)、卷积神经网络(conventional neural networks, CNN)等深度学习[9]算法，深度置信神经网络等强化学习算法[10]，梯度提升决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)、随机森林(rrandom forest, RF)、极限梯度提升机(eXtreme gradient boosting, XGBoost)、轻量型梯度提升机(light gradient machine, LightGBM)等集成学习算法[11]，以及其他学习方式算法[12]。随着智能电网、能源互联网的快速发展，负荷种类多样化发展，产生了大量的电力负荷数据，尤其是中国智能配电网数据存储容量每年达 PB 级，虽然为负荷预测提供了重要的数据支持，但同时也对预测速度、存储成本等提出了挑战。统计方法在处理大量数据时存在计算复杂、预测时间长等局限。为解决上述问题，探究机器学习等方法在负荷预测方面的应用具有一定的工程价值[13]。

国内外学者做了大量有关负荷预测方面的研究，短期负荷预测过程主要包含数据预处理和日负荷预测 2 个环节[14]。有学者利用条件生成对抗神经网络[15]、CNN[16]挖掘配电系统中电力负荷数据特征，替换低效时间变量[17]和小时粒度或重构样本数据[18]，有助于应对负荷非线性、波动性，减少数据冗余，提升预测速度。文献[19]通过 LSTM 挖掘负荷的时序特征，实现短期负荷预测，制定经济性能量管理策略[20]。然而，受限于模型复杂、训练时间长等问题，神经网络模型常难以应对高维度负荷数据。文献[21]通过气象、时间、基础负荷等因素与峰值负荷相关性分析，构建训练集，基于 XGBoost 实现配电网线路峰值负荷预测。为了进一步实现负荷准确、快速预测，轻量型梯度提升机采用基于梯度下降的集成学习方式[22]，能够提升训练效率，提高预测准确性；与随机森林和梯度提升决策树相比，LightBM 通过直方图优化、单边梯度采样、互斥稀疏特征绑定以及深度限制的按叶子生长等方式限制模型复杂程度，提升预测速度。在数据获取和传输过程中，由于电力设备采集误差、电源不稳定、环境因素影响、电磁干扰、数据传输误差等原因[5, 22]，会使得样本数据存在噪声数据，进而降低负荷预测的准确性，影响直流配电网能量管理方案的经济性、安全性。而现有负荷预测模型忽略样本噪声对预测准确性的影响，并未充分考虑模型对不同负荷的适应性，难以同时兼顾负荷预测对快速性、适应性、抗噪性和准确性等方面的需求[23]。

为提升直流配电网中短期负荷预测的准确性和抗噪性，本文提出了一种基于超参数优化(hyperparamter optimization, Hyperopt)-LightGBM 的直流配电网短期负荷预测模型。首先，分析环形中压直流配电网中工业负荷、园区微电网负荷、居民负荷、数据中心负荷 4 种负荷的基本特征及其与风光电站出力、储能系统、换流器和电动汽车充电站充电合约等历史数据(即为影响因素)的相关性，将相关性较强的影响因素作为输入，避免过拟合现象，提高模型准确性及训练效率。然后，基于 Hyperopt-LightGBM 构建短期负荷预测模型，利用基于梯度下降的集成学习，增强模型对样本噪声的容忍性，进一步提高负荷预测准确性；通过 Hyperopt 获得模型最优参数，降低人工调参负担，提高模型

对不同负荷的适应性。最后，直流配电网 4 种负荷的预测结果表明，与传统模型相比，所提模型的预测准确性更高，抗噪性更好。

1 中压直流配电网负荷

1.1 中压直流配电网

本文以环形中压直流(medium voltage direct current distribution network, MVDC)配电网[14]为研究对象，其拓扑结构如图 1 所示。该配电网包含中压交流系统、4 种类型负荷(工业、园区、数据中心、居民区)、模块化多电平换流器(modular multilevel converter, MMC)、光伏(photovoltaic, PV)电站、风力(wind turbine, WT)发电站、电动汽车(electric vehicle, EV)充电站、储能系统(energy storage system, ESS)。其中，光伏电站、风力发电站为可再生能源出力单元，本文假设其产生的电能将被 100%消纳；MMC 采用基于全桥子模块和半桥子模块的混合型拓扑结构。MMC、EV 充电站、储能系统由系统调度中心进行管理。多种类型负荷以负荷聚合商的形式接入 MVDC 系统，并能够及时上报功率需求、参与需求侧管理。控制中心根据预测的数据以及系统当前状态，定期制定调度指令，并将指令下发给上层受控制中心控制的单元，这些单元的本地控制器根据收到的调度指令，在规定的调度间隔内，结合该单元当前的运行状态进行具体的控制操作。

1.2 中压直流配电网负荷

负荷[24]在 24 h 内变化曲线图 2 所示。其中负荷 1 为工业负荷，需优先保证其供电可靠性与电能质量，工业负荷需求量大，同时由于工厂具有“两班制、三班制”等工作制度，其负荷波动特性较为单一；负荷 2 为园区负荷，新型园区内一般配置有储能单元与高比例的新能源，在新能源发电过剩的情况下，其将呈现功率返送的特性，负荷数值将发生正负变化；负荷 3 为居民负荷，该类型负荷中含有较多灵活性负荷，当系统出现特殊工况时能够以切负荷的形式参与需求侧管理，属于柔性负荷；负荷 4 为数据中心负荷，主要任务是 Web 搜索、大规模数据处理，对供电可靠性、电能质量要求较高，属于刚性负荷[6]。综上所述，本文所选的 4 类负荷不具有耦合性。在该中压直流配电网中，4 种负荷各不相同的波动特性体现了该系统对不同负荷的接纳能力。如图 2 所示，居民负荷整体波动幅度较小，整体基本在 5.0~7.0 MW 间变化；工业负荷与园区负荷具有相似的波动特征，在 0~10 h 时段呈现明显上升趋势，而后在 10~20 h 时段呈现明显波动，波动幅度较大，整体基本在 3.0~6.8 MW 间变化；数据中心负荷 0~11 h 时段波动幅度较小，而在 12~16 h 呈现明显波动，整体基本在−0.5~2.0 MW 间变化。

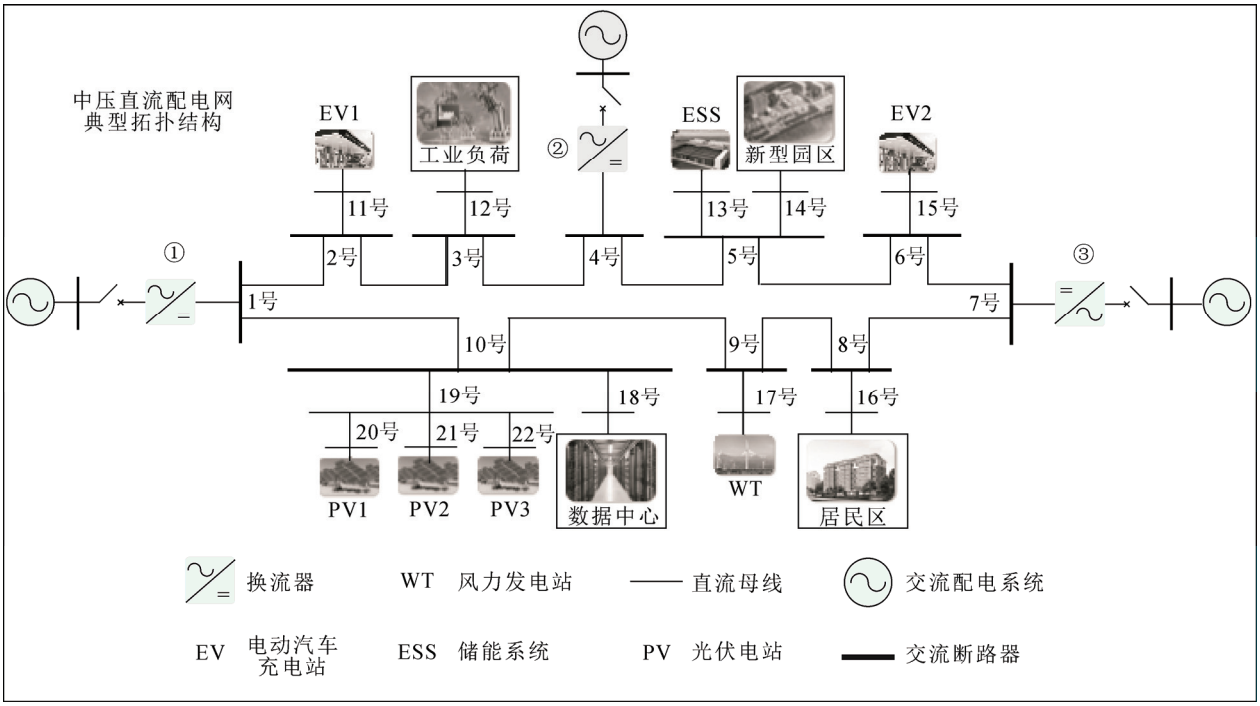


图 1 中压直流配电网拓扑结构

Fig.1 Medium DC power distribution network structure

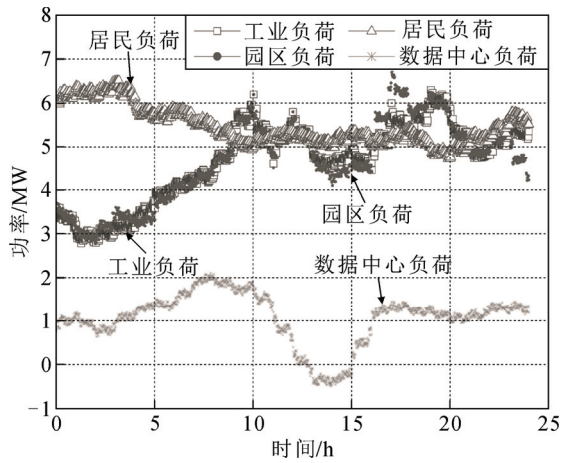


图 2　4 种负荷曲线

Fig.2　Four kinds of load curve

从图 2 可以看出，直流配电网中 4 种负荷呈现不同程度的波动性和非线性。并且负荷数据已受噪声干扰，影响负荷预测准确性[3,14]。准确、快速的负荷预测有助于制定保证经济性、安全性的能量管理方案，进而保证直流配电网高效、稳定的运行调度[2,4]。因此，本文致力于解决直流配电网 4 种负荷的快速、抗噪声预测问题。

2　中压直流配电短期负荷预测模型

针对上述中压直流配电网负荷特性，为实现其准确、快速的抗噪声预测，本文通过对数据集构建、预测模型构建和模型参数优化等环节的设计，提出一种基于 Hyperopt-LightGBM 的负荷预测模型，所述模型主要包括 LightGBM 基本模型和数据集构建。所提模型主要具有如下原理优势：

1）预测精度高。根据相关性分析结果构建输入数据集，避免数据集特征冗余，并通过训练强学习器的学习方式，共同提高模型的预测准确性。

2）预测速度快。按梯度重构训练样本，降低需遍历数据维度，并通过按叶生长方式，降低模型复杂度，提升模型预测速度。

3）抗噪效果好。采用分布式梯度提升树的集成强学习器，限制噪声引起的过拟合现象。

4）模型适应性强。通过 Hyperopt 获得模型最优参数，降低人工调参负担，提高模型对不同负荷的适应性。

2.1　基于相关性分析的数据集构建

将系统调度时能够获取到的数据作为备选数据集[5]，如负荷历史数据、光伏电站历史数据、风力电站历史数据、电动汽车合约、储能系统历史数据、MMC 历史数据(仿真数据来源于[24])等，从备选数据集中基于相关性分析选取数据来构建训练集。构建训练集的输入样本 $\boldsymbol{X}_t$ 和输出样本 $\boldsymbol{Y}_{\text{train}}$；用窗口平移 k(单位为 h)后的样本 $\boldsymbol{X}_{t+k}$ 为输入，预测样本 $\boldsymbol{Y}_{\text{test}}$。其计算式为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_t = \begin{bmatrix} P_{\text{MMC1}},P_{\text{MMC2}},P_{\text{MMC3}},U_{\text{MMC1}},U_{\text{MMC2}},U_{\text{MMC3}} \\ P_{\text{PV1}},P_{\text{PV2}},P_{\text{PV3}},P_{\text{WT}},U_{\text{PV1}},U_{\text{PV2}},U_{\text{PV3}},U_{\text{WT}} \\ P_{\text{EV1}},P_{\text{EV2}},P_{\text{ESS}},U_{\text{EV1}},U_{\text{EV2}},U_{\text{ESS}} \\ U_{\text{LD1}},U_{\text{LD2}},U_{\text{LD3}},U_{\text{LD4}} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{Y}_{\text{train}} = \left[P_{\text{LD1}}^{\text{history}},P_{\text{LD2}}^{\text{history}},P_{\text{LD3}}^{\text{history}},P_{\text{LD4}}^{\text{history}} \right] \end{cases} \tag{1}$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_{t+k} = \begin{bmatrix} P_{\text{MMC1}},P_{\text{MMC2}},P_{\text{MMC3}},U_{\text{MMC1}},U_{\text{MMC2}},U_{\text{MMC3}} \\ P_{\text{PV1}},P_{\text{PV2}},P_{\text{PV3}},P_{\text{WT}},U_{\text{PV1}},U_{\text{PV2}},U_{\text{PV3}},U_{\text{WT}} \\ P_{\text{EV1}},P_{\text{EV2}},P_{\text{ESS}},U_{\text{EV1}},U_{\text{EV2}},U_{\text{ESS}} \\ U_{\text{LD1}},U_{\text{LD2}},U_{\text{LD3}},U_{\text{LD4}} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{Y}_{\text{test}} = \left[P_{\text{LD1}},P_{\text{LD2}},P_{\text{LD3}},P_{\text{LD4}} \right] \end{cases} \tag{2}$$

式中：$P_{\text{MMC}i}$ 和 $U_{\text{MMC}i}$ 分别为图 1 中 3 处 MMC 参考运行功率和电压；$P_{\text{PV}i}$ 和 $U_{\text{PV}i}$ 分别为图 1 中 3 处光伏电站的发电功率和电压；P_{WT} 和 U_{WT} 分别为风力电站发电功率和电压，下标 WT 对应图 1 中的风力电站；P_{EV1}、P_{EV2} 和 U_{EV1}、U_{EV2} 分别表示电动汽车合约功率和电压，EV1 和 EV2 分别对应图 1 中的 2 处 EV 充电站；P_{ESS} 和 U_{ESS} 分别为储能系统功率和电压；U_{LD}、$P_{\text{LD}}^{\text{history}}$ 和 P_{LD} 分别为负荷电压、历史负荷和待预测负荷，下标 LD1、LD2、LD3、LD4 分别表示工业负荷、园区负荷、居民负荷、数据中心负荷。

为降低模型训练输入数据维度，提高模型训练效率，本文基于相关性分析对备选数据集进行筛选、构建训练数据集。如图 3 所示，4 种负荷与各种影响因素的相关性存在差异，认为其与中压直流配电网拓扑结构、负荷类型、可再生能源出力、储能系统配置、电动汽车充电桩布置等有关。

为验证所选输入数据的合理性，基于皮尔逊相关性系数计算方法，分析负荷与光伏电站运行数据、风力电站运行数据、电动汽车合约、储能系统运行数据、MMC 运行数据的相关性，分析结果如图 3 所示。为充分利用影响因素、避免样本冗余降低训练效率，选取相关性系统≥0.3 的影响因素参量作为输入，对 4 种负荷分别进行预测。例如，图 3 中工业负荷预测时选择 WT 功率、LD1 电压、LD2 电压、EV1 电压作为影响因素。

2.2 轻量型梯度提升机

2.2.1 基本原理

LightGBM 将决策树作为基学习器[22]，表示为：

$$H_n(x)=\sum_{i=1}^{n}H_i(x),\quad H_i\in\Theta \tag{3}$$

式中：H_i 表示第 i 个学习器；Θ 表示所有学习器的集合空间；x 表示训练样本。

LightGBM 通过多次迭代不断提升学习器的性能，使用学习器来获取从输入空间 X_s 到梯度空间 G 的映射函数。假设有一个数据量为 n 的训练集 $\{\boldsymbol{x}_1,\cdots,\boldsymbol{x}_n\}$，其中 x_i 是空间 x_s 中第 i 个维度为 s 的向量。若前一轮迭代获得的学习器为 $H_{i-1}(x)$，损失函数为 $L\left(y,H_{i-1}(x)\right)$，则本轮迭代的目标为寻找弱学习器 $h_i(x)$，使得本轮的损失函数最小，即：

$$h_i(x)=\arg\min_{h\in H}L\left(y,H_{i-1}(x)+h_i(x)\right) \tag{4}$$

计算该损失函数的负梯度，用于获取本轮损失函数的近似值，可表示为：

$$r_i=-\frac{\partial L\left(y,H_{i-1}(x)\right)}{\partial H_{i-1}(x)} \tag{5}$$

目标函数通常为平方差，$h_i(x)$ 可近似表示为：

$$h_i(x)=\arg\min_{h\in H}\sum\left(r_i-h_i(x)\right)^2 \tag{6}$$

最终获得本轮迭代的强学习器：

$$H_i(x)=H_{i-1}(x)+h_i(x) \tag{7}$$

每次梯度提升迭代中，当前模型损失函数负梯度输出值为 $\{g_1,\cdots,g_n\}$，其中 g_i 为 x_i 对应的损失函数负梯度在当前模型输出的值。基学习器在信息增益最大的特征分裂点处进行分割，而信息增益通过分裂后方差度量。

LightGBM 采用按叶生长方式进行决策树分裂，设 O 为基模型一个固定节点内的数据集。此节点 j 处特征在分割点 d 的方差增益定义为：

$$V_{j|O}(d)=\frac{1}{n_O}\left(\frac{\left(\sum_{x_i\in O:x_{ij}\le d}g_i\right)^2}{n_{l|O}^{j}(d)}+\frac{\left(\sum_{x_i\in O:x_{ij}>d}g_i\right)^2}{n_{r|O}^{j}(d)}\right) \tag{8}$$

式中：n_O 为某个固定叶子节点的训练集样本数；$n_{l|O}^{j}(d)$ 为第 j 个特征中值≤d的样本数；$n_{r|O}^{j}(d)$ 为第 j 个特征中值>d 的样本数。遍历每个特征的每个分裂点，找到 $d_j^*=\arg\max V_j(d)$，计算对应的最大信息增益 $V_j\left(d_j^*\right)$，根据分裂点 d_j^* 将数据分为左右子节点。

2.2.2 基于直方图的数据处理

LightGBM 采用的直方图方式是一种数据离散化处理方法，如图 4 所示，其基本思想为：针对每一维特征，将连续的浮点型数据划分进离散 z 个范围内，得到 z 个“桶”(bin)，构造一个宽度为 z 的直方图。遍历数据时，在直方图的每个“bin”中对作为索引的离散值进行累积。由此，寻找决策树最优分割点时，无需对特征值逐个对比，从而大大减少运算量，提高训练速度。

此外，对于含有噪声的数据，如果模型拥有较强的逼近能力，则会出现过拟合现象。若采用直方图优化策略，则处于一定区间内的每维特征会被划分进同一个“bin”，从而获得同样的索引，进而显著改善噪声引起的过拟合现象，提高模型噪声耐受性。

2.2.3 基于单边梯度采样的训练处理

原始的 GBDT 采用“损失函数的负梯度近似等于残差”的 Bagging 处理方式，LightGBM 是基于 Boosting 方式的树模型算法，在每一次构建决策树

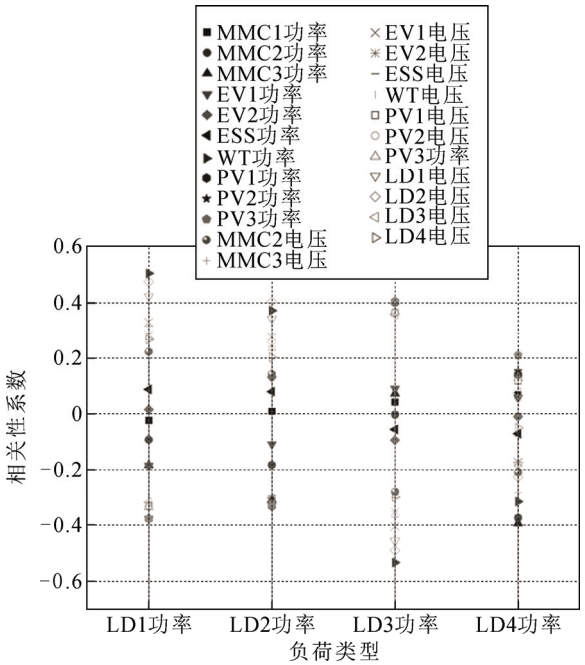


图 3 负荷与影响因素相关性系数曲线

Fig.3 Load and correlation curve with influencing factors

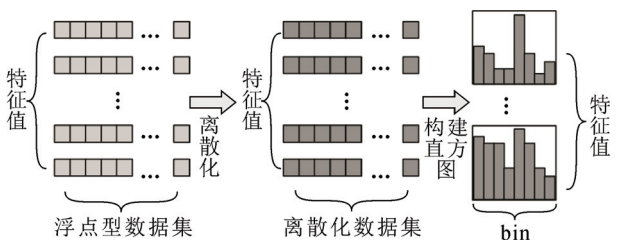


图 4 直方图方式原理示意图

Fig.4 Schematic of histogram pricinple

时，采用随机采样策略抽取一定数量的样本参与决策树的构建，进行梯度更新。而 LightGBM 算法采用梯度单边采样策略，有针对性地将梯度较大的样本用于构建决策树，同时随机采样梯度较小的样本放大后也用于构建决策树，从而保证样本的数据分布的完整性。单边梯度采样处理流程如图 5 所示。

2.2.4　带深度限制的按叶生长方式

按层生长(level-wise)和按叶(leaf-wise)生长 2 种方式如图 6 所示。传统决策树采用按层生长方式，很多节点分裂后只能获得很低的信息增益，对分类结果影响较小，全部分裂会带来庞大的运算量，降低模型训练速度。而 LightGBM 采用的按叶生长方式是在每一次节点分裂时，选择增益最大的叶子节点进行生长，限制模型复杂度，提升训练速度，避免出现过拟合。

2.3　基于 Hyperopt-LightGBM 的负荷预测

为提升预测速度，增强模型的抗噪性，本文基于第 2.1 节所述的数据集和第 2.2 节所述的 LightGBM，构建中压直流配电网短期负荷预测模型；为减轻人工调参负担，提高模型训练效率，本文基于 Hyperopt 对所提模型进行参数优化。因此，本文所提中压直流配电网短期负荷预测流程如图 7 所示，具体步骤如下：

1）负荷数据集构建。对工业负荷(记为 LD1)、园区负荷(LD2)、居民负荷(LD3)、数据中心负荷(LD4)的基本特征、及其与历史数据(记为影响因素)的相关性进行分析，选择相关性较强的影响因素作为预测模型输入，提高数据的利用率，减轻模型数据处理负担，提升负荷预测速度。

2）训练样本集选取。如式(1)、(2)所示，通过窗口不同的平移量，构建不同比例的训练集和测试集：窗口 1 对应训练集测试集为 10:24，窗口 2 对应训练集:测试集为 11:24，窗口 3 对应训练集:测试集为 12:24，窗口 4 对应训练集:测试集为 13:24，窗口 5 对应训练集:测试集为 14:24，窗口 6 对应训练集:测试集为 15:24。

3）构建负荷预测模型。将训练集按照梯度重新构建新的样本集；基于信息熵增量，结合按叶生产方式，获得决策树最佳分裂点，避免预测过拟合；训练弱学习器，获得强学习器，即中压直流配电网短期负荷预测模型。

4）模型参数优化。为获取所提模型最佳参数、减轻人工调参负担、提高模型训练效率，基于

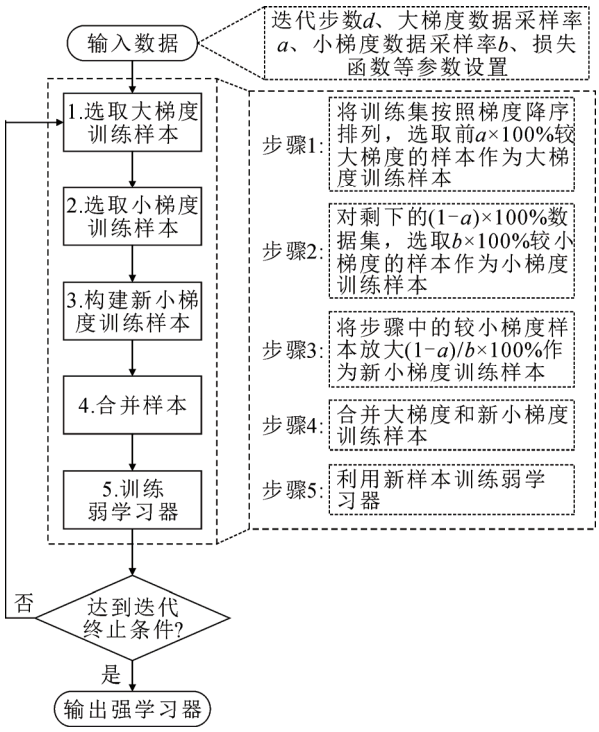


图 5　单边梯度采样处理流程

Fig.5　Flowchart of gradient based one-side sampling

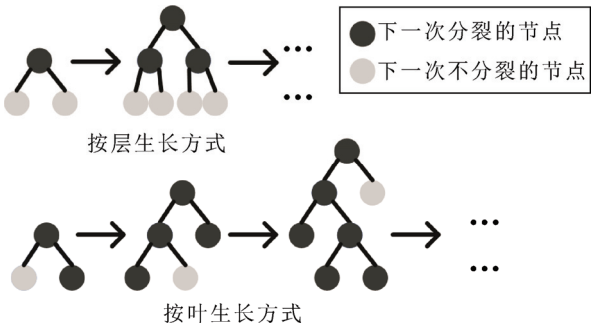


图 6　按叶生长方式示意图

Fig.6　Schematic of leaf-wise growth

Hyperopt 对步骤(3)中的模型参数进行参数空间定义；创建 LightGBM“模型工厂”和分数获取器，模型工厂用于“生产”所需模型，分数获取器则用于解耦；通过迭代获得模型最佳参数。

5）模型有效性验证。以中压直流配电网负荷历史数据、光伏电站运行数据、风力电站运行数据、电动汽车合约、储能系统运行数据、MMC 运行数据等仿真数据为输入，对中压直流配电网的短期负荷进行预测，验证所提负荷预测模型的有效性；基于式(9)、(10)对模型进行性能评价，通过与 GBDT、RF、XGBoost 模型对比，验证所提负荷预测模型的性能优势。设置不同信噪比的噪声，验证所提负荷

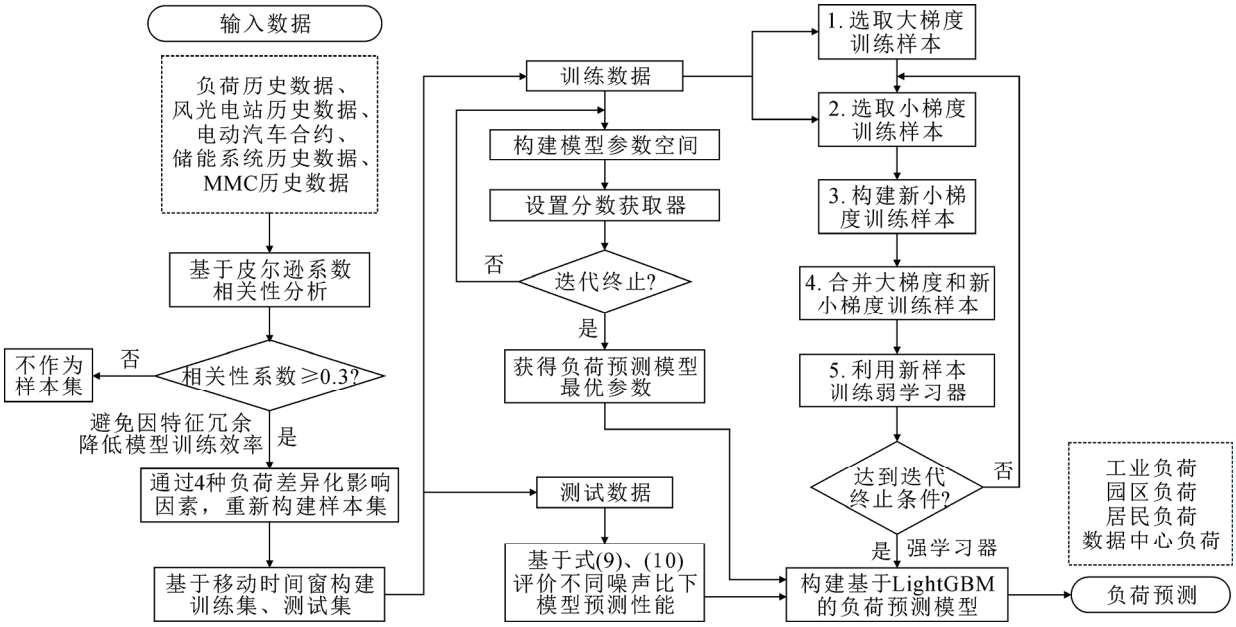


图 7 中压直流配电网短期负荷预测流程图

Fig.7 Short term load forecasting flowchart of MVDC network

预测模型的抗噪声能力。

$$r_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\hat{y}_t-\bar{y}\right)^2}\times 100\% \tag{9}$$

$$t_{\mathrm{model}}=t_{\mathrm{end}}-t_{\mathrm{begin}} \tag{10}$$

式中：r_{RMSE} 为均方根误差(root mean squared error, RMSE)；t_{model} 为模型预测时间；$\hat{y}_t$ 和 $\bar{y}$ 分别表示预测值和平均值；T 表示预测时段；t_{begin} 和 t_{end} 分别表示模型预测起止时刻。

6）模型性能评价。对所提模型的预测性能进行评价，参照文献[16]，选择 r_{RMSE}、t_{model} 作为性能评价指标，通过对比其他模型证明所提模型的优势。

3 算例分析

3.1 中压直流配电网参数设置

根据文献[24]，中压直流配电网的电压等级为±10 kV。各支路电阻率为 0.075 Ω/km。设定注入系统的功率为正，而从系统中获取的能量为负。ESS 的能量容量为 28 MWh。系统可控单元参数如附录 A 表 A1 所示，线路参数如附录 A 表 A2 所示，EV 充电站合约要求如附录 A 表 A3 所示，风光出力变化曲线如图 8 所示。其中，3 个光伏电站具有相似出力曲线，受光照强度等影响，在 8~18 h 时段呈现不同程度的波动性。

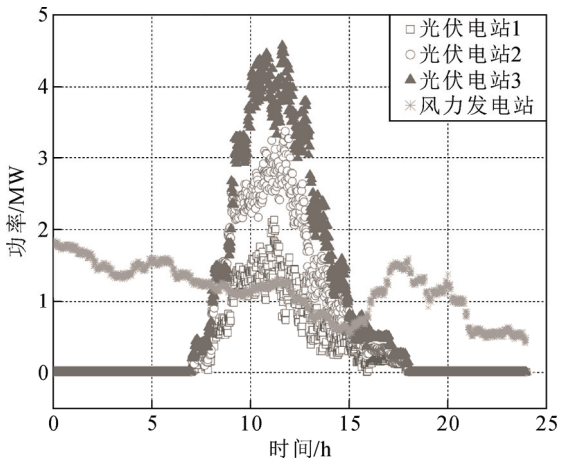


图 8 光伏电站与风力发电站出力曲线

Fig.8 Power curve of PV and WT

3.2 预测模型参数设置

1）所提模型构建：选取模型参数：bagging_fraction、num_threads、feature_fraction、max_depth、lambda_l1、lambda_l2、learning_rate、num_leaves、min_data_in_leaf、min_sum_hessian_in_leaf、num_trees；基于 leaf-wise 生长方式，对决策树的深度进行限制，降低模型复杂度。

2）获取所提模型最佳参数：如第 2.3 节中步骤 4）所述，基于 Hyperopt 对步骤 1）中的模型参数进行参数空间定义；创建 LightGBM 模型工厂和分数获取器，模型工厂用于“生产”所需模型，分数获取器则是用于解耦；通过迭代，获得模型最佳参数。调优后 LightGBM 和其他模型超参数设置如附

录 A 表 A4 所示。

3.3　模型验证

3.3.1　负荷预测模型有效性和泛化能力分析

为验证所提模型的有效性和泛化能力，基于图 1 所示的环形中压直流配电网，按照如图 7 所示的预测流程，以 10 h 为起点，窗口移动长度为 1 h，对 6 个窗口下工业负荷、园区负荷、居民负荷和数据中心的 24 h 负荷进行预测(如附录 B 图 B1—图 B4 所示，从第 10 h 开始，随着时间窗口移动，负荷预测训练集所占比例逐渐增加)，对比本文所提模型、GBDT、RF 和 XGBoost 4 种模型的预测性能，结果如附录 B 图 B1—图 B4 和表 1 所示。从预测误差和所耗时间 2 个方面对所提模型性能进行综合评价，与 GBDT 模型、RF 模型和 XGBoost 模型的对比情况如表 1 所示。

附录 B 图 B1—图 B4 分别展示了不同窗口下 GBDT、RF、XGBoost 和所提模型(记为 LightGBM)对工业负荷、园区负荷、居民负荷和数据中心负荷的预测结果。结合图 4 所示负荷特性，在预测非线性较明显的工业负荷和园区负荷时，虽然所提模型和 3 个对比模型的预测精度会出现不同程度的下降(与预测居民负荷和数据中心负荷相比)，但是所提模型能够保持较好的预测效果，表明所提模型对于不同类型负荷预测均能保证较好的泛化能力。

针对中压直流配电网负荷特性，为实现其准确、快速的抗噪声预测，本文通过对数据集构建、预测模型构建和模型参数优化等环节的设计，提出一种基于 Hyperopt-LightGBM 的负荷预测模型。较之其他几种预测模型，所提模型性能优势的原理性原因为：

1）LigtGBM 优势。LightGBM 采用直方图优化策略，训练时无需对特征值机芯逐个对比，提高训练速度；采用 Boosting 集成学习方式和单边梯度单边采样策略，提升模型抗噪性，提高预测准确性；采用按叶生长分裂方式，限制模型复杂度，避免预测过拟合。

表 1　不同窗口下不同模型的预测性能评价

Table 1　Forecasting performance comparison of different models under different windows

负荷类型	窗口类型	GBDT		RF		XGBoost		本文所提模型	
		RMSE/%	时间/s	RMSE/%	时间/s	RMSE/%	时间/s	RMSE/%	时间/s
工业负荷	窗口 1	4.821	0.958	3.540	739.817	1.515	21.770	1.298	13.283
	窗口 2	4.634	0.992	3.433	742.922	1.432	21.912	1.232	13.382
	窗口 3	4.587	0.998	3.417	743.075	1.404	22.367	1.231	14.423
	窗口 4	4.197	1.125	3.278	745.381	1.350	23.025	1.212	14.821
	窗口 5	3.665	1.333	2.974	749.966	1.122	23.372	1.112	15.029
	窗口 6	3.352	1.400	2.554	753.868	1.035	25.110	0.943	16.193
	平均值	4.087	1.170	3.131	747.042	1.269	23.157	1.146	14.770
园区负荷	窗口 1	3.515	0.952	2.842	726.072	1.373	22.108	1.228	12.098
	窗口 2	3.439	0.991	2.736	734.488	2.748	22.919	1.174	12.494
	窗口 3	3.423	0.991	2.702	742.546	2.727	23.135	1.123	13.198
	窗口 4	3.112	1.262	2.689	744.783	2.301	24.020	1.117	13.276
	窗口 5	2.890	1.514	2.635	745.215	1.730	24.494	1.117	15.082
	窗口 6	2.442	1.763	2.532	746.449	1.166	24.531	0.997	15.209
	平均值	3.061	1.304	2.659	742.696	2.008	23.820	1.106	13.852
居民负荷	窗口 1	4.335	1.057	2.167	882.216	1.915	27.157	1.919	12.490
	窗口 2	4.170	1.133	2.161	883.458	1.834	27.961	1.842	13.067
	窗口 3	4.068	1.189	2.158	884.612	1.755	28.145	1.754	13.250
	窗口 4	3.981	1.275	2.062	887.246	1.649	28.542	1.582	13.457
	窗口 5	3.845	1.566	1.943	891.544	1.532	29.462	1.559	13.603
	窗口 6	3.783	1.743	1.845	893.740	1.465	30.043	1.254	13.735
	平均值	3.969	1.381	2.034	888.120	1.647	28.831	1.598	13.422
数据中心负荷	窗口 1	3.302	1.104	2.961	757.305	1.550	23.732	1.512	12.306
	窗口 2	3.171	1.157	2.853	785.972	1.534	24.070	1.569	13.398
	窗口 3	3.058	1.186	2.796	793.642	1.477	24.452	1.440	13.763
	窗口 4	2.775	1.422	2.547	822.075	1.498	24.624	1.465	13.870
	窗口 5	2.546	1.571	2.122	841.595	1.215	25.336	1.174	13.916
	窗口 6	2.030	1.745	1.812	859.119	1.113	25.653	1.074	14.142
	平均值	2.716	1.416	2.426	820.481	1.367	24.827	1.344	13.818

2）数据集构建优势。根据相关性分析结果构建输入数据集，降低数据集维度，避免特征冗余，提高模型的预测速度和准确性。

3）Hyperopt 优势。通过 Hyperopt 获得模型最优参数，降低人工调参负担，提高模型对不同负荷的适应性。

结合表 1 可知，随着窗口移动，训练集数据量增加，4 种模型的预测精度均有所提升，但会导致模型预测时间的延长。对比 4 种负荷下不同预测模型的性能，整体平均预测误差和平均预测速度分别为：所提模型(≤1.6%和 14.77 s)，XGBoost(≤2.1%和 28.84 s)，RF(≤3.2%和 888.12 s)，GBDT(≤4.1%和 1.42 s)。所提模型和 XGBoost 模型的平均预测精度和平均预测速度要明显高于 GBDT 模型、RF 模型。GBDT 模型的预测时间虽远低于其他 3 种模型，但是以牺牲预测精度为代价。比较综合性能可知，所提模型的预测精度高于其他 3 种模型，预测时间低于 XGBoost 模型、远低于 RF 模型。因此，认为所提模型在工业负荷预测方面的综合性能要优于其他 3 种模型。预测结果说明元学习超参数优化有助于所提模型获取最佳参数，从而提升预测性能。

3.3.2 负荷预测模型抗噪性分析

考虑到数据在获取和传输过程中易因传感器产生大量噪声，分别设置 50、40、30、20 dB 的噪声比，以窗口 1 下工业负荷预测为例，对比 GBDT、RF、XGBoost 和所提模型的预测效果，验证了所提模型对样本噪声的容忍性，结果如图 9 所示。

从图 9 可以看出，随着噪声比例的增加，各模型预测精度呈下降趋势，在 30 dB 噪声比前，所提模型准确率>97%，XGBoost 模型准确率>97%，RF 模型准确率>96%，GBDT 模型准确率>95%。在 30 dB 噪声比后，各模型预测准确性剧烈下降，所提模型仍能保持 95%以上的预测准确率，认为 30 dB 是所提模型能够处理的最大噪声比。

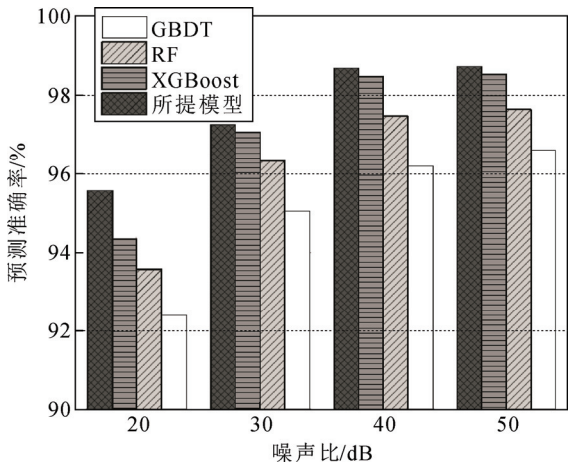


图 9 不同噪声比下各模型预测准确率

Fig.9 Forecasting accuracy under different noise rates

4 结论

为实现对中压直流配电网短期负荷的准确、快速预测，本文提出了一种基于 Hyperopt-LightGBM 的短期负荷预测模型。通过皮尔逊相关性分析构建模型输入训练集，提升模型准确性及训练效率；利用基于梯度下降的集成学习，增强模型对噪声的容忍性，同时进一步提高负荷预测准确性；通过 Hyperopt 优化模型参数，可提高模型对不同负荷的适应性，降低人工调参负担；最后，利用直流配电网的 4 种典型负荷数据，设置多场景仿真验证所提模型的有效性，并得到如下结论：

1）本文所提模型能够实现对 4 种负荷的平均预测误差均≤1.6%(其他模型：XGBoost≤2.1%，RF≤3.2%，GBDT≤4.1%)，能够提高负荷预测的准确性和适应性。

2）本文所提模型预测过程≤17 s(其他模型：XGBoost≤28.84 s，RF≤888.12 s，GBDT≤1.42 s)，能够降低模型复杂度，保证负荷预测的快速性。

3）本文所提模型在不同噪声比下的负荷预测准确性始终>95%，能够降低样本噪声对模型的影响，提高负荷预测的抗噪性。

本文所提模型能够实现直流配电网中短期负荷的准确预测，提升了模型的抗噪性。然而，本文尚未考虑光伏、风力出力不确定性对负荷预测精度的影响。该研究内容将在下一步工作中展开。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 罗华伟，王立娜，吴昌龙，等. 含电池储能的直流配电网振荡抑制有源阻尼控制及参数计算方法[J]. 电网技术，2022，46(11)：4403-4414.
LUO Huawei, WANG Lina, WU Changlong, et al. Active damping control and parameter calculation for resonance suppression in DC distribution network[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4403-4414.

[2] 唐贤伦，陈洪旭，熊德意，等. 基于极端梯度提升和时间卷积网络的短期电力负荷预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：3059-3067.
TANG Xianlun, CHEN Hongxu, XIONG Deyi, et al. Short-term power load forecasting based on extreme gradient boosting and temporal convolutional network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8):

3059-3067.

[3] LIU J F, ZHANG Z H, FAN X H, et al. Power system load forecasting using mobility optimization and multi-task learning in COVID-19[J]. Applied Energy, 2022, 310: 118303.

[4] 刘科研，叶学顺，李　昭，等. 基于多分辨率小波变换的配电网高阻接地故障检测方法[J]. 高电压技术，2023，49(10)：4247-4256.
LIU Keyan, YE Xueshun, LI Zhao, et al. Detection method of high impedance fault in distribution network based on multi-resolution wavelet transform[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4247-4256.

[5] 董家富，万　雄，王　岩，等. 基于 XGB-Transformer 模型的短期电力负荷预测[J]. 电力信息与通信技术，2023，21(1):9-18.
DONG Jiafu, WAN Xiong, WANG Yan, et al. Short-term power load forecasting based on XGB-transformer model[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(1): 9-18.

[6] ZHOU Q, SHAHIDEHPOUR M, LI Z Y, et al. Compartmentalization strategy for the optimal economic operation of a hybrid AC/DC microgrid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(2): 1294-1304.

[7] 韩富佳，王晓辉，乔　骥，等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报，2023，43(22)：8569-8591.
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8569-8591.

[8] 罗凤章，张　旭，杨　欣，等. 基于深度学习的综合能源配电系统负荷分析预测[J]. 高电压技术，2021，47(1)：23-32.
LUO Fengzhang, ZHANG Xu, YANG Xin, et al. Load analysis and prediction of integrated energy distribution system based on deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 23-32.

[9] 邹　智，吴铁洲，张晓星，等. 基于贝叶斯优化 CNN-BiGRU 混合神经网络的短期负荷预测[J]. 高电压技术，2022，48(10)：3935-3945.
ZOU Zhi, WU Tiezhou, ZHANG Xiaoxing, et al. Short-term load forecast based on Bayesian optimized CNN-BIGRU hybrid neural networks[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(10): 3935-3945.

[10] 杨国华，郑豪丰，张鸿皓，等. 基于 Holt-Winters 指数平滑和时间卷积网络的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化，2022，46(6)：73-82.
YANG Guohua, ZHENG Haofeng, ZHANG Honghao, et al. Short-term load forecasting based on holt-winters exponential smoothing and temporal convolutional network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 73-82.

[11] 李　滨，高　枫. 基于虚拟相似日与 DA-LSTPNet 的地区电网短期负荷预测[J]. 电力系统自动化，2021，45(22)：55-64.
LI Bin, GAO Feng. Short-term load forecasting for regional power grid based on virtual similar days and dual-stage attention-based long and short time pattern network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 55-64.

[12] LAI C Z, WANG Y, FAN K, et al. An improved forecasting model of short-term electric load of papermaking enterprises for production line optimization[J]. Energy, 2022, 245: 123225.

[13] JIANG B Z, LIU Y, GENG H, et al. A holistic feature selection method for enhanced short-term load forecasting of power system[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 2500911.

[14] 肖　迁，陆文标，贾宏杰，等. 改进下垂控制下的中压直流配电系统双时间尺度分层调控方法[J]. 中国电机工程学报，2024，44(7)：2507-2518.
XIAO Qian, LU Wenbiao, JIA Hongjie, et al. Dual-time-scale hierarchical regulation and control for medium-voltage DC distribution system under improved droop control[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(7): 2507-2518.

[15] 李　磊，林　珊，贾颉辉. 基于 TCN-Attention 神经网络的短期负荷预测[J]. 电力信息与通信技术，2023，21(3)：10-16.
LI Lei, LIN Shan, JIA Jiehui. Short-term load forecasting based on TCN-attention neural network[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(3): 10-16.

[16] 姚程文，杨　苹，刘泽健. 基于 CNN-GRU 混合神经网络的负荷预测方法[J]. 电网技术，2020，44(9)：3416-3423.
YAO Chengwen, YANG Ping, LIU Zejian, et al. Load forecasting method based on CNN-GRU hybrid neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3416-3423.

[17] 欧阳福莲，王　俊，周杭霞. 基于改进迁移学习和多尺度 CNN-BiLSTM-Attention 的短期电力负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(2)：132-140.
OUYANG Fulian, WANG Jun, ZHOU Hangxia. Short-term power load forecasting method based on improved hierarchical transfer learning and multi-scale CNN-BiLSTM-Attention[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 132-140.

[18] XU H S, FAN G L, KUANG G F, et al. Construction and application of short-term and mid-term power system load forecasting model based on hybrid deep learning[J]. IEEE Access, 2023, 11: 37494-37507.

[19] QUILUMBA F L, LEE W J, HUANG H, et al. Using smart meter data to improve the accuracy of intraday load forecasting considering customer behavior similarities[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 911-918.

[20] AHMED H M A, SALAMA M M A. Energy management of AC-DC hybrid distribution systems considering network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4583-4594.

[21] 姜　建，刘海琼，李　衡，等. 基于 XGBoost 的配电网线路峰值负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(16)：119-127.
JIANG Jian, LIU Haiqiong, LI Heng, et al. Peak load forecasting method of distribution network lines based on XGBoost[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16): 119-127.

[22] JIAO Z P, WANG H D, XING J C, et al. LightGBM-based framework for lithium-ion battery remaining useful life prediction under driving conditions[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(11): 11353-11362.

[23] 孙　超，吕　奇，朱思曈，等. 基于双层 XGBoost 算法考虑多特征影响的超短期电力负荷预测[J]. 高电压技术，2021，47(8)：2885-2895.
SUN Chao, LÜ Qi, ZHU Sitong, et al. Ultra-short-term power load forecasting based on two-layer XGBoost algorithm considering the influence of multiple features[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(8): 2885-2895.

[24] MA J C, GENG G C, JIANG Q Y. Two-time-scale coordinated energy management for medium-voltage DC systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3971-3983.



韩璟琳(通信作者)
1989—，男，硕士，工程师
主要从事配电网规划、微电网运行调度方面的研究
E-mail: jinglinoliver@163.com

HAN Jinglin
Corresponding author

收稿日期　2023-10-11　修回日期　2024-05-10　　编辑　程子丰

附录 A

表 A1　中压直流配电网可控单元参数

Table A1　Controllable unit parameters of MVDC network

单元	功率上限/MW	功率下限/MW
MMC1	9	1
MMC2	9	1
MMC3	7.5	1
EV1	0	−2
EV2	0	−2
EV3	7	−7
PV	9	0
WT	3.8	0
LD	−11.4	−21.8

表 A2　中压直流配电网线路参数

Table A2　Line parameters of MVDC network

支路	长度/km	支路	长度/km	支路	长度/km
1-2	4.1	9-10	5.7	9-17	0.5
2-3	4.8	1-10	6.3	10-18	1.1
3-4	5.1	2-11	1.1	10-19	2.7
4-5	7.8	3-12	0.8	19-20	1.8
5-6	12.3	5-13	0.8	19-21	2.4
6-7	11.3	5-14	1.1	19-22	2.0
7-8	3.8	6-15	1.2		
8-9	6.8	7-16	0.8		

表 A3　EV 充电站合约要求

Table A3　Contract of EV

合同周期	EV1/MWh	EV2/MWh
00:00—08:00	9.6	8
08:00—15:00	7	9.8
15:00—22:00	9.8	11.2
22:00—08:00(D2)	11.6	10.4

表 A4　各模型超参数设置情况

Table A4　Parameters of different load forecasting models

模型	超参数
所提模型	'bagging_fraction': 0.6, 'num_threads': 1, feature_fraction': 0.123, 'max_depth': 10, 'lambda_l1': 0.00011, 'lambda_l2': 0.0584, 'learning_rate': 0.0576, 'num_leaves': 20, min_ data_in_leaf': 10, 'num_trees': 445, min_sum_hessian_ in_leaf': 0.0584
XGBoost	'alpha': 0.0511, 'learning_rate': 0.0510, min_child_ weight': 5, 'n_estimators': 417, 'max_depth': 16, 'subsample': 0.59, 'num_threads': 2, 'gamma': 0.0, 'lambda': 0.0511
GBDT	'alpha': 0.9, 'min_samples_leaf': 57, 'max_depth': 7, 'learning_rate': 0.01, 'min_samples_split': 200, 'subsample': 0.8, 'n_estimators': 100, 'random_state': 10, 'tol': 0.0001, 'validation_fraction': 0.1
RF	'n_estimators': 600, 'min_samples_leaf': 4, 'min_samples_split': 10, 'max_depth': 100

附录 B

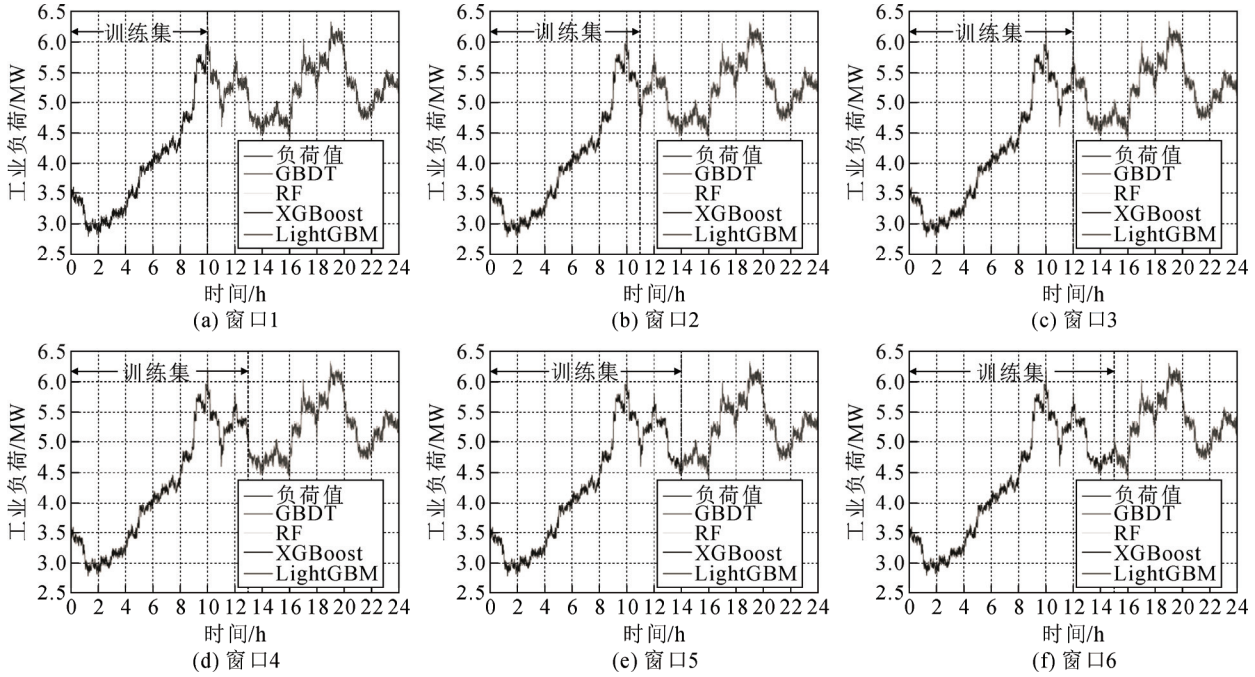


图 B1　工业负荷预测结果图

Fig.B1　Industrial load forecasting results

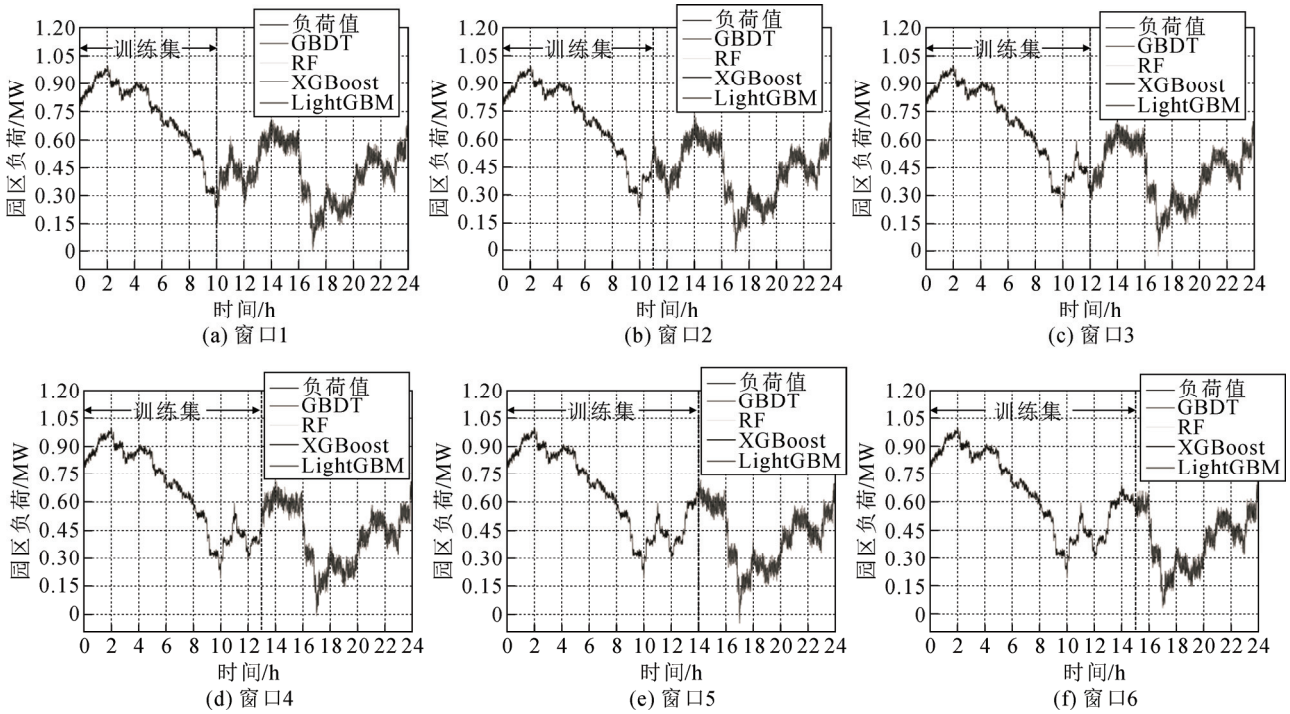


图 B2　园区负荷预测结果图

Fig.B2　Park microgrid load forecasting results

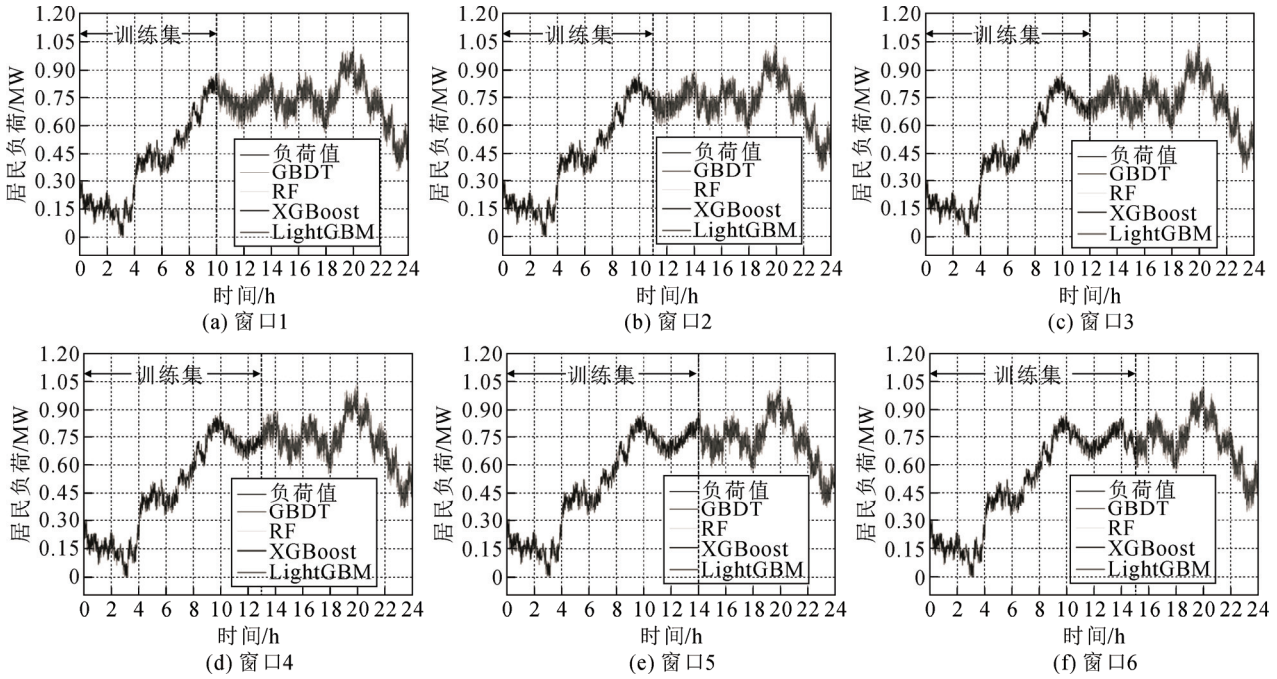


图 B3　居民负荷预测结果图

Fig.B3　Residential load forecasting results

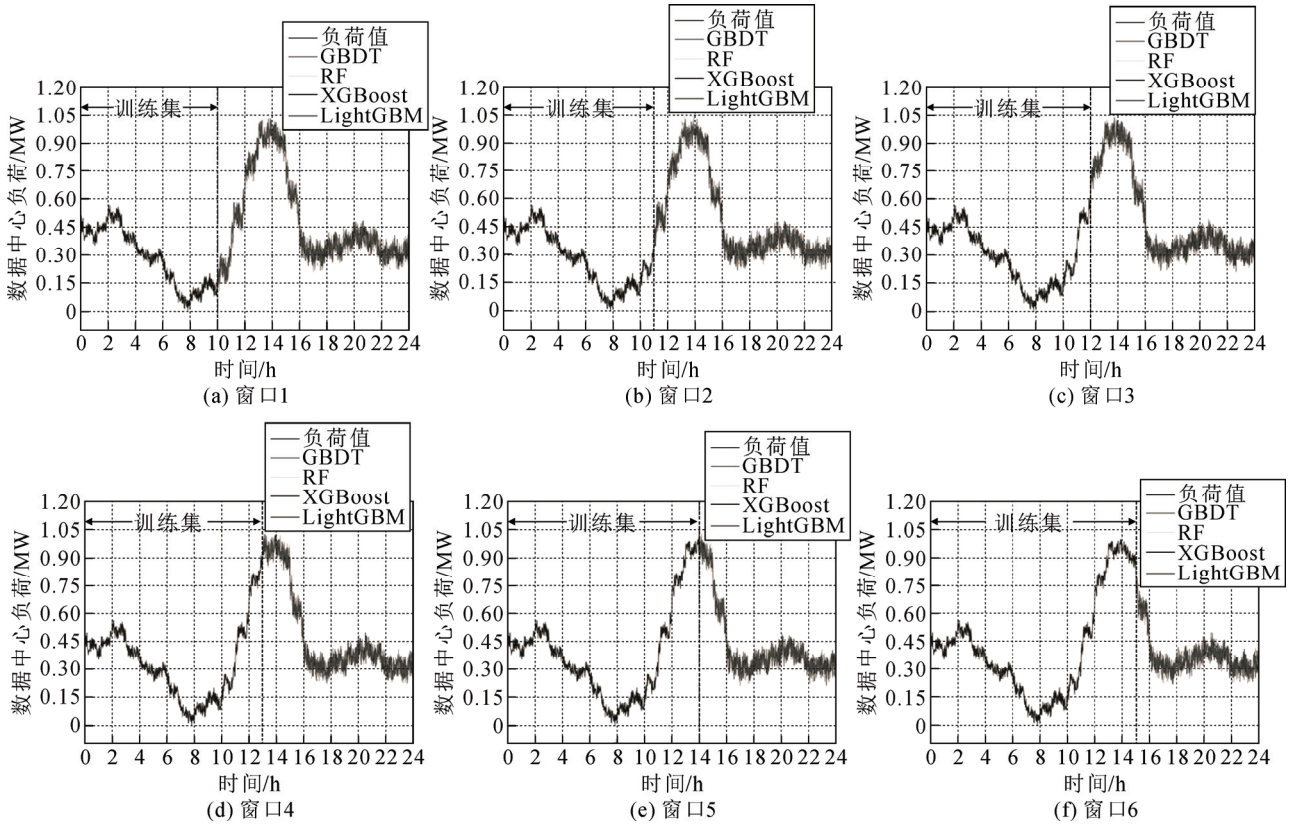


图 B4　数据中心负荷预测结果图

Fig.B4　Data center load forecasting results