

基于 BO-BiGRU-Attention 短期电力负荷预测

包广斌,张 瑞*,彭 璐,李 明,赵怀森

(兰州理工大学 计算机与通信学院,甘肃 兰州 730050)

摘要:电力系统的可靠供应对于工业、商业和居民的生活至关重要。为了满足电力需求并维持电力系统的稳定运行,提高短期电力负荷预测的准确性和可靠性尤为关键;针对负荷数据存在复杂的非线性特性,该文提出一种基于贝叶斯优化算法的双向门控循环单元和注意力机制(BO-BiGRU-Attention)的混合预测模型对短期电力负荷进行精准预测。首先,使用 Min-Max Normalization 方法对负荷数据进行归一化处理。其次,利用 BiGRU 网络捕获序列中的长期依赖关系和上下文信息,结合注意力机制,通过在输入序列的不同部分给予不同的权重,从而突出关键特征。最后,针对 BiGRU-Attention 模型的超参数难以选取最优解的问题,引入贝叶斯优化算法对 BiGRU-Attention 模型的超参数进行寻优,完成短期电力负荷的预测。采用印度北部某地区的电力负荷数据进行预测分析,仿真结果表明,BO-BiGRU-Attention 网络表现优于其他模型,各误差评价指标最小,其中 MAE、RMSE 和 MAPE 分别为 56.67,73.49 和 1.16%,预测精度达到了 99.47%。

关键词:电力系统;负荷预测;贝叶斯优化算法;双向门控循环单元;注意力机制

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)06-0201-06

doi:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0079

Short-term Electricity Load Forecasting with BiGRU-Attention Based on Bayesian Optimization

BAO Guang-bin, ZHANG Rui*, PENG Lu, LI Ming, ZHAO Huai-sen

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The reliable supply of the power system is essential for industry, commerce and the life of residents. In order to meet the power demand and maintain the stable operation of the power system, it is especially critical to improve the accuracy and reliability of short-term power load forecasting. In view of the complex nonlinear characteristics of the load data, we propose a hybrid forecasting model based on Bayesian optimization algorithm with bidirectional gated recurrent unit and attention mechanism (BO-BiGRU-Attention) to accurately forecast the short-term power load. Firstly, the load data are normalized using the Min-Max Normalization method. Secondly, the BiGRU network is used to capture the long-term dependencies and contextual information in the sequences, and combined with the attention mechanism, the key features are highlighted by giving different weights in different parts of the input sequences. Finally, to address the problem that it is difficult to select the optimal solution for the hyperparameters of the BiGRU-Attention model, a Bayesian optimization algorithm is introduced to optimize the hyperparameters of the BiGRU-Attention model to complete the prediction of short-term electricity load. Electricity load data of a region in north India is used for forecasting analysis, and the simulation results show that the BO-BiGRU-Attention network outperforms the other models, with the minimum of each error evaluation index, in which the MAE, RMSE, and MAPE are 56.67, 73.49, and 1.16%, respectively, and the prediction accuracy reaches 99.47%.

Key words: power system; load forecasting; Bayesian optimization algorithm; bi-directional gated bad-cycle unit; attention mechanism

0 引言

电力作为现代社会不可或缺的一部分,对于保障国民经济的稳定运行和人民生活舒适水平具有重要意义。电力系统负荷预测是发电部门制定发电计划和燃料计划的首要工作之一,是电力系统调度部门保证

系统安全、稳定运行的重要基础,是电力规划部门统筹电力系统发展的有力依据^[1]。

随着电力智能化技术的不断发展,对短期电力负荷预测的研究受到广泛关注。传统的短期电力负荷预测方法主要包括时间序列法^[2]、回归分析法^[3]和灰色

收稿日期:2023-10-17

修回日期:2024-02-23

基金项目:国家自然科学基金(51967012);甘肃省自然科学基金项目(18JR3RA156)

作者简介:包广斌(1975-),男,博士,副教授,研究方向为计算机网络体系结构、计算机网络通信等;通讯作者:张 瑞(1999-),女,硕士研究生,研究方向为人工智能和模式识别。

预测法^[4]等;近十几年,人工智能技术被广泛应用于电荷预测,主要包括支持向量机^[5]、人工神经网络^[6]和模糊逻辑预测^[7]等。但是,这些方法都存在一些缺陷,如支持向量机复杂度较高,需要进行参数调整,以避免过拟合;而模糊逻辑预测无法处理复杂的非线性问题,导致性能较差。

针对上述方法在短期电力负荷预测中的缺点,如难以捕捉到电力负荷数据中的时间序列的依赖性和动态变化,使负荷波动的适应能力有限,尤其涉及季节性、天气变化等;为解决这些问题,通过引入门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)^[8],更好地捕捉电力负荷数据中的时间依赖关系和序列模式,能够更准确地预测负荷的短期波动。文献[9]通过栈式自编码将历史数据进行压缩,进而使用GRU构建神经网络,有效预测电力负荷的日变化。文献[10]利用CNN提取时序序列的特征,将特征向量作为BiGRU网络的输入,并结合Attention机制,用于短期电力负荷预测。文献[11]提出T分布领域嵌入算法(T-SNE)对高维时间戳数据进行降维,结合BiGRU网络模型对电力负荷进行预测。文献[12]基于注意力机制的BiGRU-SENet混合模型,用于处理高维时间序列的非线性数据,对短期电力负荷进行预测。

由于上述研究均采用基于注意力机制的BiGRU进行短期电力负荷预测,对BiGRU-Attention超参数的选取都是采用网格搜索法或者随机搜索法,通过搜索大量的超参数组合,存在过拟合的风险,导致模型性能下降,从而影响负荷预测的准确率。贝叶斯优化算法^[13]可以进行超参数调优,贝叶斯优化(Bayesian Optimization, BO)是超参数优化中最受欢迎的算法之一^[14],能够在有限的计算资源下高效地搜索最佳超参数配置,帮助模型更好地适应数据,可以提高预测性能。该文提出通过BiGRU来捕捉序列数据中的长期依赖关系,并结合注意力机制,使模型优先关注预测任务相关的时间序列信息。此外,利用贝叶斯优化算法对模型的超参数进行调优,从而进一步提升模型的预测准确性。

1 方法原理

1.1 BiGRU 神经网络

GRU虽然在处理时间序列数据方面表现出色,但它可能在某些情况下难以准确捕捉到导致当前负荷变化的关键因素。为了克服这一限制,引入BiGRU神经网络。BiGRU能够同时考虑输入序列的正向和反向信息,它通常对于不同长度和结构的序列数据具有更强的泛化能力,从而更好地捕捉到导致当前负荷变化的因素,有助于提高特征向量提取的准确性。

BiGRU网络的具体结构如图1所示。

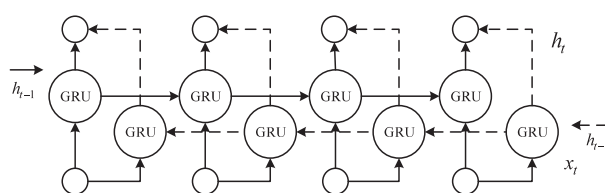


图1 BiGRU网络结构

BiGRU神经网络的输出如公式1~3所示。

$$\vec{h}_t = \text{GRU}(x_t, \vec{h}_{t-1}) \quad (1)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \text{GRU}(x_t, \overleftarrow{h}_{t-1}) \quad (2)$$

$$h_t = w_t \vec{h}_t + v_t \overleftarrow{h}_t + b_t \quad (3)$$

式中: $\vec{h}_t$ 表示 t 时刻正向隐藏层的状态, $\overleftarrow{h}_t$ 表示 t 时刻反向隐藏层的状态; w_t 表示 t 时刻正向隐藏层状态的权重, v_t 表示 t 时刻反向隐藏层状态的权重; b_t 表示 t 时刻隐藏层状态的偏置。

1.2 注意力机制

注意力机制是模拟人类在处理信息时的注意力分配方式,使模型能够更加关注于当前任务相关的输入信息,从而提高预测的准确性。在BiGRU网络中结合注意力机制,为不同时间步的隐藏状态分配不同的权重,有助于提高模型对输入序列的重要性加权。Attention机制的结构如图2所示。

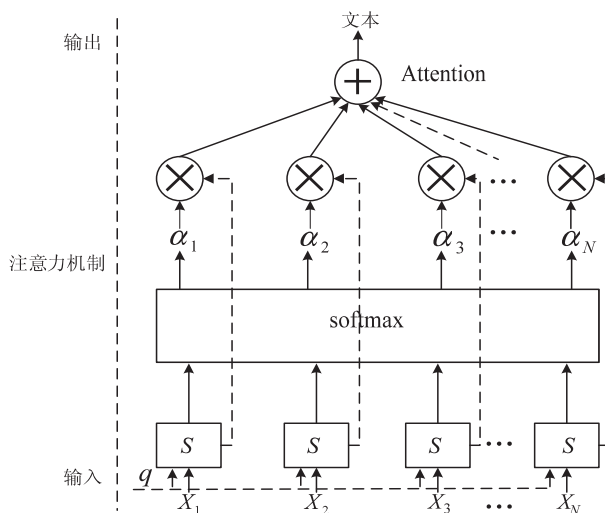


图2 Attention结构原理

图中: $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$ 表示 N 个输入向量, q 表示查询向量,用来查找并选择 X 中的某些信息,通过使用softmax函数将注意力分数转换为注意力权重,具体计算公式如公式4~6所示。

$$s(x_i, q) = V^T \tanh(Wx_i + b) \quad (4)$$

$$\alpha_i = \text{softmax}(s(x_i, q)) = \frac{\exp(s(x_i, q))}{\sum_{j=1}^N \exp(s(x_j, q))} \quad (5)$$

$$\text{attention}(x, q) = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i \quad (6)$$

式中: α_i 和 x_i 分别表示负荷的注意力分数和权重, $\text{attention}(x, q)$ 表示注意力层 i 时刻的输出, W 和 b 分别表示学习的权重矩阵和偏置。

1.3 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化方法是最大化或最小化一个黑盒目标函数,基于贝叶斯定理和高斯过程等概率模型,通过不断地在搜索空间中选择一个采样点,然后根据已有的采样数据估计函数的最优值,逐渐收敛到全局最优解。表达式如公式 7 所示。

$$h^* = \underset{h \in H}{\operatorname{argmax}} f(h) \quad (7)$$

式中: $f(h)$ 表示先验分布模型, h^* 表示 $f(h)$ 约束域的最优参数值, H 表示候选集。相对于网格搜索和随机搜索,贝叶斯优化算法可以在较少的迭代次数下获得满意的优化效果。贝叶斯算法的工作流程如图 3 所示。

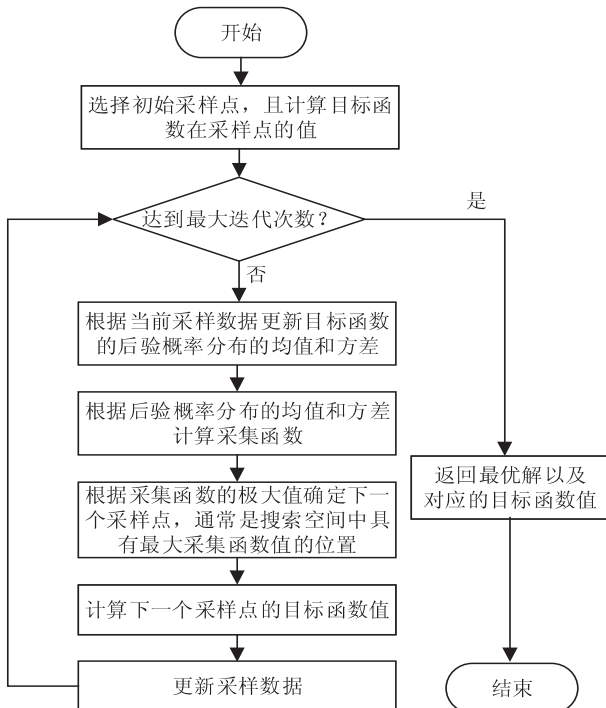


图3 贝叶斯算法的工作流程

2 BO-BiGRU-Attention

针对负荷数据具有时序性和非线性特性,且模型的超参数难以选取最优解的问题,该文提出 BO-BiGRU-Attention 组合预测模型。首先,采用 BiGRU 网络以更好地捕捉时间序列数据中的长期依赖关系,同时考虑过去和未来的信息,有助于分析电力负荷数据,从而提高特征提取向量的准确性和稳定性;其次,结合 Attention 机制,将 BiGRU 网络处理后的特征向量作为输入,为每个输入时间步分配不同的权重,从而突出关键特征;最后,使用 BO 算法对 BiGRU-Attention 网络的超参数进行寻优。进而,将优化后的 BiGRU-

Attention 神经网络对电力负荷进行短期预测。BO-BiGRU-Attention 组合预测模型结构如图 4 所示。主要分为以下几个步骤:

(1)数据预处理:为了避免数值差异过大的问题,使用 Min-Max Normalization 方法对数据进行归一化处理,并将数据集划分为训练集和测试集,采用 9:1 的比例进行划分。

(2)构建初始模型:通过双向 GRU 层,同时考虑历史和未来的负荷数据,从而更全面地分析短期电力负荷波动的模式,提高模型预测的准确性;结合 Attention 机制,优选提取其最重要的特征,使模型更稳健;最后,使用全连接层输出。

(3)超参数优化:利用贝叶斯优化算法对 BiGRU-Attention 模型的学习率、训练窗口的大小、隐藏层神经元的个数和 BiGRU 层神经元个数进行寻优。

(4)预测及评价:训练集对 BiGRU-Attention 模型进行训练,调整并优化网络模型参数,通过测试集对 BO-BiGRU-Attention 模型进行预测。最后,使用误差评价指标评价模型的精确度。

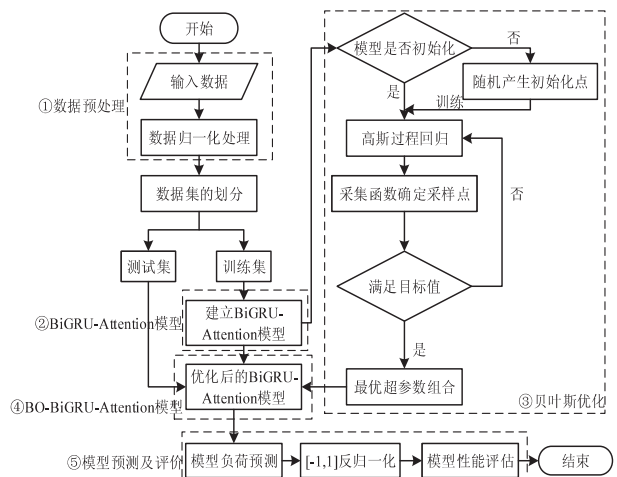


图4 BO-BiGRU-Attention 模型结构

3 实验分析

3.1 实验环境及参数设置

实验在 Windows10 平台上运行,计算机的配置:处理器为 IntelCore i5-7300HQ,显卡为 NVIDIA GeForce GTX1050,内存为 16G;文中模型采用 Python 深度学习框架,如神经网络模型均采用 keras 框架实现,贝叶斯优化算法等均采用 scikit-learn 框架实现等。

该模型设置 1 层 BiGRU,单元数量为 128,采用 BO 算法对 BiGRU-Attention 神经网络模型进行寻优,主要对学习率、训练时间窗口大小、BiGRU 层神经元的数量、隐藏层神经元的个数和丢弃率进行优化,如表 1 所示,再使用 adam 算法对模型的内置参数进行

训练。

表 1 超参数寻优结果

寻优参数	BO-BiGRU-Attention
隐藏层神经元个数	30
时间窗口大小	50
BiGRU 层神经元的数量	128
学习率	0.001
丢弃率	0.1

3.2 数据集及预处理

采用印度北部某地区 2020 年 1 月-2021 年 12 月电力负荷数据,共 69 120 条数据,由于训练样本较多,因此采用 9:1 的比例划分训练集和测试集;选取前 62 208 条数据作为训练集,后 6 912 条数据作为测试集。采取 4 000 个样本负荷值展示原始数据的负荷波形,如图 5 所示。

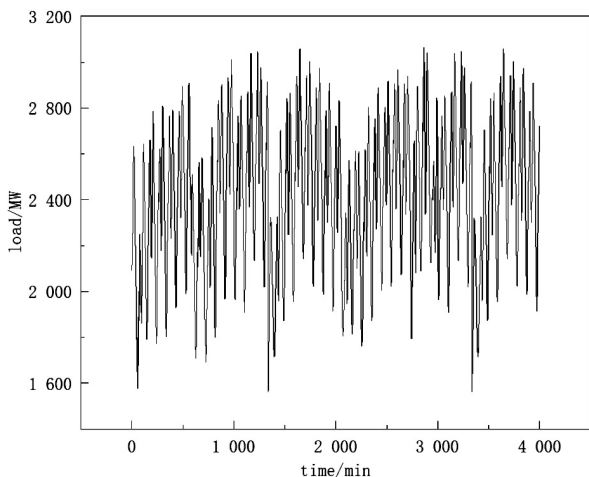


图 5 原始数据

对所有数据采取 min-max 归一化处理,表达式如公式 8 所示。它是对数据集进行标准化处理,即将不同量纲的数据映射到统一的范围之间,通常是 [0,1] 或 [-1,1],消除不同特征之间的尺度差异,从而解决输入数据不统一的问题,可以改善模型的可训练性,同时增强模型的稳健性。

$$x_{\text{normalized}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中: $x_{\text{normalized}}$ 表示归一化后的负荷数据, x 表示负荷数据的原始数据, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别表示极大负荷数据和极小负荷数据。

3.3 评价指标

该文选取平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对百分比误差 (MAPE) 和决定系数 (R^2) 作为模型的评价标准,评估提出的电力负荷预测模型的预测结果;MAE、RMSE 和 MAPE 的结果越小, R^2 的结果越接近 100%,说明模型预测的精确度越高。指标如公式 9~12 所示。

$$\text{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \cdot 100\% \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (12)$$

式中: m 表示数据个数, y_i 表示实际值, $\bar{y}$ 表示平均值, $\hat{y}_i$ 表示预测值。

3.4 结果分析

(1) 对比分析。

为验证模型的有效性,通过计算平均绝对误差、均方根误差、平均绝对百分比误差和决定系数,将 BO-BiGRU-Attention 模型分别与 Transformer^[15]、CNN-BiLSTM-Attention^[16]、BO-CNN-GRU^[17]、CNN-BiGRU-Attention^[18]、BO-BiLSTM^[19]、PSO-Bi-GRU-Attention^[20] 进行比较,验证 BO-BiGRU-Attention 模型在电力负荷预测中的实际效果。

为了减少实验误差并提高模型的稳定性,将模型运行 5 次,取平均值作为最终的预测结果,如表 2 所示。采用 Transformer 模型使 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 155.22,281.31,2.86%,但该模型限制输入序列的长度;因此,采用组合预测模型 CNN-BiLSTM-Attention,引入 CNN 神经网络提取特征向量,使 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 107.36,231.74,2.69%;然后,采用 BO-BiLSTM 模型进行负荷预测,使 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 93.55,165.44,1.41%,但该模型需要较多的计算资源;由于 BiGRU 能更好地处理长序列数据,所以,采用 CNN-BiGRU-Attention 模型,使 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 51.40,119.67,1.19%,但 CNN-BiGRU-Attention 模型的复杂性略高;从而,采用一种新模型 BO-CNN-GRU,使 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 37.76,80.25,0.85%,但模型的准确度略低;因此,借助 PSO 算法,通过模拟个体之间的协作和信息共享来寻找最优解,使得 MAE、RMSE、MAPE 分别降低了 30.57,61.87,0.67%,但 PSO-BiGRU-Attention 模型有时倾向于收敛到局部最优解;所以,采用贝叶斯优化算法,改进模型的超参数选择和优化过程,从而使 MAE、RMSE、MAPE 分别达到了 56.67,73.49,1.16%;贝叶斯优化算法对 BiGRU-Attention 模型进行超参数寻优,通常需要更少的模型训练迭代,在搜索超参数空间时能够更好地进行全局探索,相比于其他的方法,BO-BiGRU-Attention 模型

的 R^2 达到了 99.47%,从而提高了模型的性能;因此, 可以将此模型应用于可靠地短期电力负荷预测。

表 2 各类模型误差指标对比

模型方法	MAE	RMSE	MAPE/%	R^2
Transformer	211.89	354.80	4.02	0.977 8
CNN-BiLSTM-Attention	164.03	305.23	3.85	0.982 9
BO-BiLSTM	150.22	238.93	2.57	0.987 9
CNN-BiGRU-Attention	108.07	193.16	2.35	0.989 4
BO-CNN-GRU	94.43	153.74	2.01	0.990 6
PSO-BiGRU-Attention	87.24	135.36	1.83	0.991 5
BO-BiGRU-Attention	56.67	73.49	1.16	0.994 7

(2) 消融实验。

将文中模型分别与未进行超参数优化的 BiGRU、BiGRU-Attention 模型进行对比,预测结果如图 6~8 所示。从图中可以看出,BiGRU 模型对于短期电力负荷预测,在波峰和波谷时期的预测效果都相对较差;而 BiGRU-Attention 模型对于短期电力负荷预测,在波峰时期的预测效果较好,波谷时期的预测效果相对较差;因此,采用贝叶斯优化算法对 BiGRU-Attention 模型进行超参数寻优,增强模型的泛化能力,使 BiGRU-Attention 神经网络更好地处理长序列数据,提高模型的性能,对于短期电力负荷预测,在波峰和波谷时期的预测效果都很好,预测结果与真实数据非常接近。

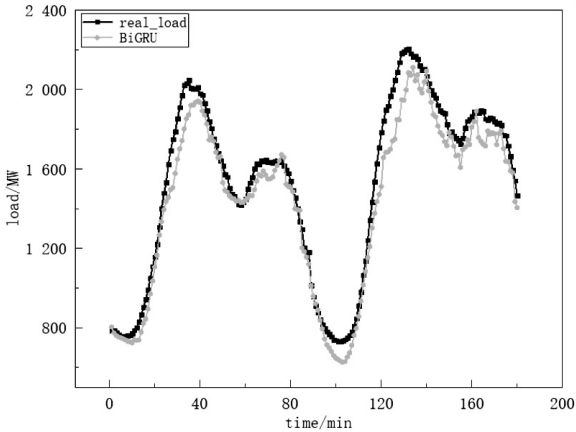


图 6 BiGRU 模型预测结果

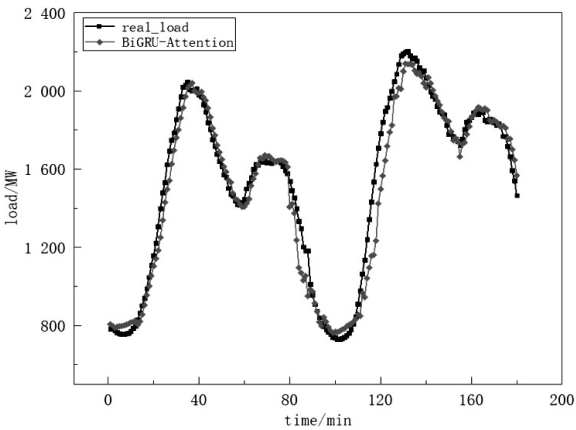


图 7 BiGRU-Attention 模型预测结果

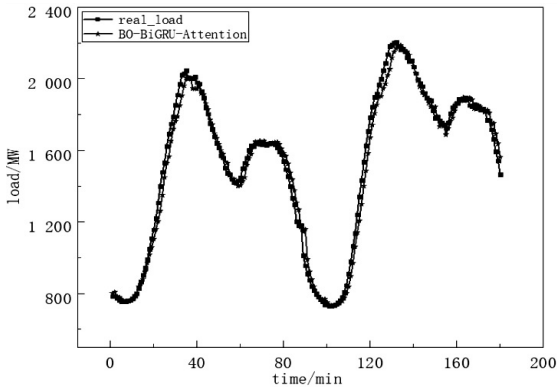


图 8 BO-BiGRU-Attention 模型预测结果

4 结束语

针对短期电力负荷预测,该文提出的贝叶斯优化 BiGRU-Attention 混合模型,实现了更精确和更可靠的电力负荷预测;通过理论和实验验证该方法的有效性,得出的结论包括以下几个方面:

(1) 采用 BiGRU 模型有效地处理电力负荷数据的时序性,考虑过去和未来的时间序列的信息,提高模型预测结果的准确率。

(2) 结合 Attention 机制,关注重要的输入信息,通过赋予不同的权重突出关键特征,进一步提升短期电力负荷预测的准确性。

(3) 通过贝叶斯优化算法自动寻找 BiGRU-Attention 模型超参数的最佳组合,减少手动调参的繁琐过程,从而提高了模型的预测精度,使模型的性能达到最优。

综上所述,该方法有助于解决电力系统中负荷预测面临的时序性、季节性和突发事件等多方面的挑战;能够灵活地适应不同电力系统的需求,并为短期电力负荷提供更为可靠的预测工具。

参考文献:

[1] 潘超,鲁宝春,孙丽颖,等. 电力系统负荷预测方法综述[J]. 辽宁工业大学学报:自然科学版,2016,36(5):296-299.

- [2] DAB K, HENAO N, NAGARSHETH S, et al. Consensus-based time-series clustering approach to short-term load forecasting for residential electricity demand [J]. *Energy and Buildings*, 2023, 299: 1135–1147.
- [3] ZHAO J, LIU X. A hybrid method of dynamic cooling and heating load forecasting for office buildings based on artificial intelligence and regression analysis [J]. *Energy and Buildings*, 2018, 174: 293–308.
- [4] 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.
- [5] ZULFIQAR M, KAMRAN M, RASHEED M B, et al. Hyperparameter optimization of support vector machine using adaptive differential evolution for electricity load forecasting [J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 13333–13352.
- [6] MORAIS L B S, AQUILA G, DE FARIA V A D, et al. Short-term load forecasting using neural networks and global climate models: an application to a large-scale electrical power system [J]. *Applied Energy*, 2023, 348: 1214–1226.
- [7] 刘明峰, 陈琛, 程辉, 等. 基于模糊逻辑的无线网络安全态势预测系统[J]. *电子设计工程*, 2022, 30(21): 165–169.
- [8] LI D, SUN G, MIAO S, et al. A short-term electric load forecast method based on improved sequence-to-sequence GRU with adaptive temporal dependence [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 137: 1076–1088.
- [9] 周莽, 高瑾, 李晨光, 等. GRU 神经网络短期电力负荷预测研究[J]. *科技创新与应用*, 2018(33): 52–53.
- [10] 方娜, 余俊杰, 李俊晓, 等. 基于 CNN-BiGRU-ATTENTION 的短期电力负荷预测[J]. *计算机仿真*, 2022, 39(2): 40–44.
- [11] 蒲贞洪, 朱元富. 基于 TSNE-BiGRU 模型短期电力负荷预测[J]. *电工技术*, 2023(3): 52–57.
- [12] XU Y C, JIANG X C. Short-term power load forecasting based on BiGRU-Attention-SENet model [J]. *Energy Sources Part A – Recovery Utilization and Environmental Effects*, 2022, 44(1): 973–985.
- [13] 龚雪娇, 朱瑞金, 唐波. 基于贝叶斯优化 XGBoost 的短期峰值负荷预测[J]. *电力工程技术*, 2020, 39(6): 76–81.
- [14] 赵星宇, 吴泉军, 展晴晴, 等. 基于贝叶斯优化注意力机制 LSTNet 模型的短期电力负荷预测[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(15): 6465–6472.
- [15] 彭运猛, 高林, 赵晓雨, 等. 基于 LightGBM-Transformer 算法的短期电力负荷预测[J]. *湖北民族大学学报: 自然科学版*, 2023, 41(3): 331–337.
- [16] 孙加新, 惠飞, 张凯望, 等. 基于 CNN-BiLSTM-AM 模型的交通流量预测[J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(2): 32–37.
- [17] 吴永洪, 张智斌. 基于贝叶斯优化的 CNN-GRU 短期电力负荷预测[J]. *现代电子技术*, 2023, 46(20): 125–129.
- [18] NIU D, YU M, SUN L, et al. Short-term multi-energy load forecasting for integrated energy systems based on CNN-BiGRU optimized by attention mechanism [J]. *Applied Energy*, 2022, 313: 1188–1200.
- [19] CHEN D, WU W, CHANG K, et al. Performance degradation prediction method of PEM fuel cells using bidirectional long short-term memory neural network based on Bayesian optimization [J]. *Energy*, 2023, 285: 1294–1306.
- [20] HONG Y Y, CHAN Y H. Short-term electric load forecasting using particle swarm optimization-based convolutional neural network [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 126: 1067–1079.