

基于贝叶斯优化的 LSTM 火电机组 一次调频能力辨识方法

吕游, 吴创, 翁明楷, 秦瑞钧

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘要:提升火电机组的一次调频能力辨识有助于辅助电网的调度, 保证电网的安全稳定运行。提出一种基于贝叶斯优化算法 (Bayesian optimization, BO) 的长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 一次调频能力辨识方法, 实现火电机组的一次调频能力精确建模。首先对机组机理及参数之间的相关性进行分析, 确立模型的输入特征变量, 再利用贝叶斯算法对 LSTM 网络结构进行优化, 得到一次调频能力辨识模型。以某 600 MW 燃煤火电机组为研究对象, 将该模型与传统 BP 神经网络模型、未优化 LSTM 网络模型进行对比。结果表明: 所提出的网络模型均方根误差分别降低了 66.51% 和 34.83%, 具有更高的模型精度。

关键词:一次调频; 长短期记忆神经网络; 贝叶斯优化; 相关性分析

中图分类号: TM621

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.mdjgc.2024.03.008

[引用本文格式] 吕游, 吴创, 翁明楷, 等. 基于贝叶斯优化的 LSTM 火电机组一次调频能力辨识方法[J]. 热能动力工程, 2024, 39(3): 57-64. LYU You, WU Chuang, WENG Ming-kai, et al. Identification method of primary frequency modulation capability of thermal power plant based on BO-LSTM network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(3): 57-64.

Identification Method of Primary Frequency Modulation Capability of Thermal Power Plant based on BO-LSTM Network

LYU You, WU Chuang, WENG Ming-kai, QIN Rui-jun

(School of Control and Computer Engineering, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206)

Abstract: Improving the identification of primary frequency modulation capability of thermal power plants is helpful to assist the dispatching of power grid and ensure the safe and stable operation of the power grid. Therefore, this paper proposed a method for identifying the primary frequency modulation capability of thermal power plants based on the Bayesian optimization (BO) algorithm and long short-term memory (LSTM) network, which achieved accurate modeling of the primary frequency modulation capability of thermal power plants. Firstly, the input feature variables of the model were established through the mechanism analysis of plant and the correlation analysis of parameters. Then, the LSTM network structure was optimized by using Bayesian algorithm to obtain the primary frequency modulation capability identification model. Based on the operating data of a 600 MW coal-fired thermal power plant, the proposed model was compared with the traditional BP neural network model and the unoptimized LSTM network model. The results show that the root mean square errors (RMSE) of the proposed network model in this paper are 66.51% and 34.83% lower than that of the traditional BP neural network model and the unoptimized

收稿日期: 2023-03-01; 修订日期: 2023-04-06

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目 (52060021N00P)

Fund-supported Project: Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (52060021N00P)

作者简介: 吕游 (1987-), 男, 华北电力大学副教授。

LSTM network model, which has higher model accuracy.

Key words: primary frequency modulation, long short-term memory (LSTM) neural network, Bayesian optimization algorithm, correlation analysis

引 言

随着化石能源短缺及燃烧造成的环境问题日益突出,我国提出“碳达峰、碳中和”战略目标,全面推进能源变革,构建多元清洁的能源供应体系^[1-2]。然而风、电、太阳能等新能源发电具有波动性和随机性,大规模并网会对电网频率安全运行造成冲击^[3-4]。并网发电机组直接影响有功功率与发电负荷之间的平衡,进而影响电力系统频率的稳定。在新能源发电比例上升的同时,对并网机组的一次调频能力提出更高的要求^[5]。因此,研究火电机组的一次调频运行特性,进行火电机组一次调频模型辨识,对维持电力系统调频稳定和推动“双碳目标”实现具有重要意义。

近年来,对火电机组一次调频能力的研究主要集中在两方面。一方面是对火电机组一次调频机理建模及控制策略的优化分析。另一方面主要集中在一次调频能力评价方法上。文献[6]提出构建 PFR 仿真模型并对高压调节阀和加热抽汽调节控制策略进行优化,进而提高机组的响应能力;文献[7]对电压和功率控制策略进行优化,改善了电力系统的频率响应,减少频率偏差;文献[8]通过优化火电机组调速器模型,提高一次调频功率响应精度,为电力系统的频率分析提供了基础;文献[9]建立一次调频尺度下的锅炉动态模型,为调度人员提供了可靠支持。文献[10]利用火电机组的静态频率特性曲线对频率死区和转速不等率进行估算,提高了机组一次调频性能评价的可靠性;文献[11]利用火电机组出力变化曲线建立了一次调频评价体系;文献[12]以正确动作率和贡献电量为依据建立了一次调频考核系统,为电网的奖惩考核提供相关依据。

然而,上述研究对于火电机组一次调频能力本身研究涉及较少,且不能对火电机组的一次调频能力进行实时动态预估。电力系统调频能力主要取决于系统中各发电机组的运行状态。褚云龙等人^[13]

通过实验发现,每台机组的参数特征不同,其一次调频能力也有很大的差别。在频率快速波动时,调度人员很难快速地判断每台发电机组一次调频能力能否应对当前的频率波动。所以,根据火电机组运行参数构建非线性模型,进而实现对其调频能力的预测,对未来智能电网环境下机组一次调频能力在线监测及调频限制因素分析具有一定的意义。

随着人工智能技术的快速发展,智能算法和大数据分析方法在电力系统中得到了广泛应用,尤其是长短期记忆网络(LSTM)。文献[14]利用 LSTM 网络构建数据驱动模型,实现火电厂的过热蒸汽温度准确预测,保障火电机组的安全经济运行;文献[15]提出利用 LSTM 网络算法解决数据长时间序列的依赖问题,从而提高对电力短期负荷预测的精度。但是,上述方法存在一定的局限性,且 LSTM 网络模型超参数多依据经验设置,具有一定的随机性,导致模型预测效果较差。因此,利用贝叶斯算法对 LSTM 模型参数进行优化配置,能够提高模型对火电机组一次调频能力辨识的效果及稳定性。

综上,为准确辨识火电机组一次调频能力,本文考虑火电调频数据时序特性提出了一种基于贝叶斯优化 LSTM 网络的火电机组一次调频能力建模的方法。结合火电机组的调频运行机理与皮尔逊相关性分析方法,从众多火电机组运行变量中筛选出火电机组实际功率、负荷指令、主蒸汽温度、主蒸汽压力、主蒸汽流量、转速及汽轮机阀门总开度等参数作为模型的输入特征向量。为进一步提高模型精度,使用贝叶斯算法对影响模型拟合能力的隐含层神经元数和初始学习率等 LSTM 模型参数进行寻优,得到模型的最优参数组合,并利用某600 MW火电机组的实际运行数据,与传统 BP 神经网络、未优化 LSTM 网络模型进行对比和验证。

1 一次调频基本原理

火电机组一次调频静态特性曲线如图 1 所示。以额定功率 $P_e = 600$ MW 火电机组为例,通常设置

机组死区为 $\pm 2 \text{ r/min}$, 当机组转速处于死区内, 不进行一次调频动作, 此时机组出力变化量 ΔP_w 为零。当机组转速偏差 $|\Delta n| > 2 \text{ r/min}$ 时, 机组开始一次调频动作, 要求短时间内快速调节频率变化, 表现在一次调频静态特性曲线中为机组出力变化量 ΔP_w 快速上升或下降, 其最大限幅为 $\pm 6\% P_e$ 。

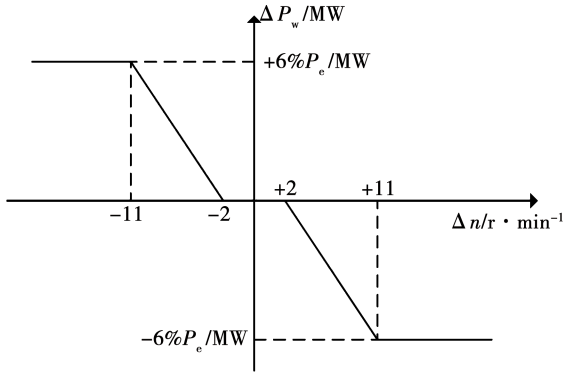


图1 一次调频静态特性曲线

Fig. 1 Static characteristic curve of primary frequency modulation

在一次调频过程中, 参数的变化和外界扰动都会影响火电机组的出力变化量。当外部负荷变化导致电网频率降低时, 通过开大阀门开度使主蒸汽流量变大, 提高火电机组输出来弥补功率缺失, 同时主蒸汽压力和温度降低。因此, 与运行相关的参数变化可以反映火电机组的一次调频能力。

本文采用某 600 WM 火电机组处于一次调频工况下的运行数据, 根据火电机组调频机理分析采集了 12 个可以充分反映火电机组实际运行状态的变量, 包括机组负荷、主蒸汽流量、转速、主蒸汽压力、主蒸汽温度、给水流量、阀门总开度、频率、再热蒸汽压力、再热蒸汽温度、调节级压力和高压排汽温度。

2 建模方法及理论

2.1 LSTM 神经网络

LSTM 网络是循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 的变体之一^[16], 是针对 RNN 在处理长序列数据时容易出现梯度消失和梯度爆炸等问题所设计出来的一种时间循环神经网络结构。LSTM 网络结构在 RNN 结构基础上增加了输入门、遗忘门和输出门 3 种“门”结构, 通过这 3 种门结构将短期

记忆与长期记忆结合起来^[17], 对于数据的预测和学习具有较好的效果, 且在发电机组参数预测^[18]、风机发电^[19]和光伏预测^[20]等方面应用广泛。

具体 LSTM 单元结构如图 2 所示。由图 2 可知, 每个逻辑单元都包含遗忘门 f_t 、输入门 i_t 和输出门 o_t 。

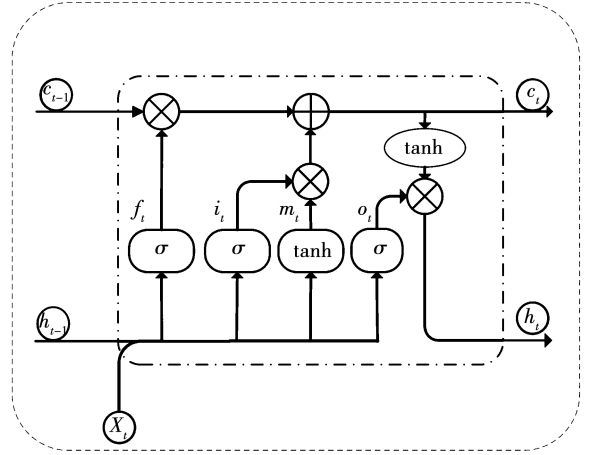


图2 LSTM 单元结构

Fig. 2 LSTM unit structure

遗忘门 f_t 是将上一时刻的状态单元 c_{t-1} 相关信息有条件地选择及保存到当前时刻的状态单元 c_t 中, 其计算公式为:

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中: \mathbf{W}_f 和 b_f —遗忘门的权重矩阵和偏置项; $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数; $[h_{t-1}, x_t]$ —前一个单元输出 h_{t-1} 与当前时刻输入 x_t 组成的矩阵。

输入门 i_t 更新输入单元状态中的信息, 并储存在细胞状态中, 其计算公式为:

$$i_t = \sigma(\mathbf{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$m_t = \tanh(\mathbf{W}_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot m_t \quad (4)$$

式中: \odot —哈达玛乘积; $\tanh(\cdot)$ —tanh 激活函数; \mathbf{W}_i 和 b_i —输入门的权重矩阵和偏置项; \mathbf{W}_c 和 b_c —更新值的权重矩阵和偏置项; m_t —当前输入的单元状态; c_{t-1} —上一时刻状态值; c_t —当前时刻状态值。

o_t 输出门主要用于决定当前时刻的单元状态的输出信息, 其公式如下:

$$o_t = \sigma(\mathbf{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

式中: \mathbf{W}_o 和 b_o —输出门的权重和偏置项; h_t —当前时刻输出。

通过上述门单元及激活函数, 有条件地控制和

选择输入的信息,从而获得逻辑单元所需要的信息。

2.2 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化算法是一种有效的全局优化算法,与网格搜索、遗传算法等优化算法相比,可以避免耗时长及易陷入局部最优的问题,能够在少次参数评价的前提下得到复杂目标函数的最优解^[21]。贝叶斯优化算法优化流程如图3所示。

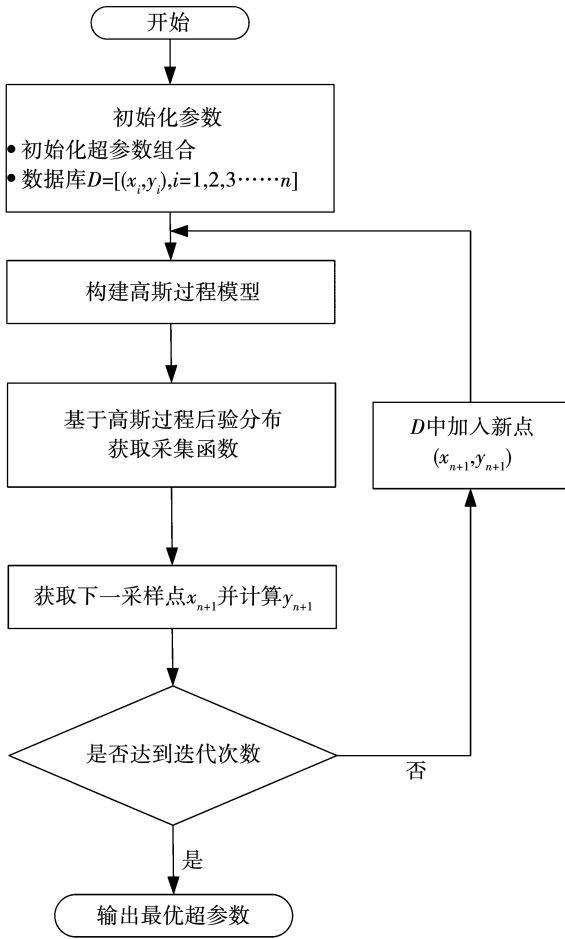


图3 贝叶斯优化算法流程图

Fig. 3 Flow chart of Bayesian optimization algorithm

贝叶斯优化算法是基于贝叶斯定理确定的,其公式为:

$$p(f | D_{1:n}) = \frac{p(D_{1:n} | f)p(f)}{p(D_{1:n})} \quad (7)$$

$$y_n = f(x_n) + \varepsilon_n \quad (8)$$

式中: f —未知目标函数; $p(D_{1:n} | f)$ — y 的似然分布; $D_{1:n} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots, (x_n, y_n)\}$ —已观测集合; $p(f)$ —先验概率; $p(f | D_{1:n})$ — f 的后验概率; $p(D_{1:n})$ — f 的边际似然分布; x_n —决策向量; y_n —观测值; ε_n —观测误差。

贝叶斯优化算法的核心概念为概率代理模型和采集函数^[22-23]。采用高斯过程作为实际问题的代理模型,用于拟合实际的目标函数 $f(x)$,使用基于提升策略的PI函数采集函数 a_n 来选取下一个评估点,进而在短时间内确定最佳参数。通过已观测数据的后验分布构成采集函数,对其最大化用于选择下一个评估点 x_{n+1} ,其函数表达式为:

$$x_{n+1} = \operatorname{argmax}_x a_n(x; D_{1:n}) \quad (9)$$

$$a_n(x; D_{1:n}) = p(f(x) \leq f(x^+) - \theta) \\ = \Phi\left(\frac{f(x^+) - \theta - \mu(x)}{\sigma(x)}\right) \quad (10)$$

式中: $f(x)$ —高斯过程所得目标值; $f(x^+)$ —当下最佳目标值; $\Phi(x)$ —高斯分布累计密度函数; θ —平衡全局与局部搜索关系的参数; $\mu(x)$ 、 $\sigma(x)$ —目标函数的均值和方差。

3 基于BO-LSTM网络一次调频能力模型构建

通过机理分析发现,火发电机组的调频能力与自身设置的参数和运行状态有关。传统一次调频能力的评估方法只能计算火电机组调频能力指标,并不能观察机组的动态变化。通过建立BO-LSTM神经网络对深度调峰工况下火电机组的一次调频能力进行辨识,及时指导电厂工作人员控制火电机组运行状态,避免较大范围波动出现。

3.1 模型参数选取

为建立火电机组一次调频能力BO-LSTM网络计算模型,需要选定合适的特征变量作为BO-LSTM网络模型的输入变量。火电机组一次调频运行过程中涉及参数较多且耦合性较强,参数的变化会影响机组的出力,通过分析火电机组机理并计算相关系数来确定不同参数与模型输出变量之间关系的密切程度,确定模型的输入变量。

相关系数是用来描述变量之间变化方向和密切程度的指标特征量,相关系数越大,变量之间的相关性越强。采用皮尔逊相关系数法^[24]对采集的12个变量数据进行分析计算,皮尔逊相关系数 K 的计算公式如下:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (11)$$

式中: n —数据的个数; X, Y —待计算相关程度的两组数据; \bar{X}, \bar{Y} — X 和 Y 的样本平均差。

皮尔逊相关系数的取值在 $[-1, 1]$ 之间,当 $K < 0$ 时,表示变量之间变化的方向一致; K 绝对值的大小反映变量之间的相关程度,一般将 $|K| > 0.8$ 判定为强相关性。

根据机理分析选择以功率差 ΔP 作为模型的输出变量,通过计算各变量与功率差 ΔP 之间的皮尔逊相关系数最终选择火电实际功率 P 、负荷指令 P_a 、主蒸汽温度 t 、主蒸汽压力 p_0 、主蒸汽流量 G_0 、转速 N_0 和阀门总开度 R_f 作为模型的输入变量集合。各变量与 ΔP 的相关系数如表1所示。

表1 各变量与 ΔP 的相关性系数

Tab.1 Coefficients of correlation between variables and ΔP

参数	相关系数
机组实际功率 P/MW	0.988
负荷指令 P_a/MW	0.985
主蒸汽温度 $t/^\circ\text{C}$	0.816
主蒸汽压力 p_0/MPa	0.894
主蒸汽流量 $G_0/\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$	0.912
转速 $N_0/\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$	0.958
阀门总开度 $R_f/\%$	0.898

3.2 BO-LSTM 模型建立

本文构建的 LSTM 网络模型为单隐含层网络模型,为提升其精度使用贝叶斯算法对 LSTM 网络初始参数寻优。网络模型结构如图4所示。由图4可知,BO-LSTM 网络模型建模步骤具体如下:

(1) 建立历史数据集,并对数据进行预处理得到模型所需的输入输出变量集合;

(2) 初始化相关参数,设置 LSTM 网络隐藏层神经元 Ne_i 和初始学习率 lr 取值范围并在其中随机选取采样点,构建采样点集合 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$;

(3) 更新高斯过程模型 $f(x)$ 以获得函数的后验分布,通过最大化采集函数选择下一个采样点 x_{n+1} ,进而计算得到新评估点的目标函数值 y_{n+1} ;

(4) 将新的采集样本 (x_{n+1}, y_{n+1}) 添加到历史采样点集合 D 中,并更新高斯模型,使得高斯模型更加接近目标函数的真实分布;

(5) 当达到迭代次数时,模型停止更新,输出最优参数集合,否则返回步骤(3)继续迭代;

(6) 将得到的最优参数集合输入 LSTM 网络中进行训练得到 BO-LSTM 网络模型。

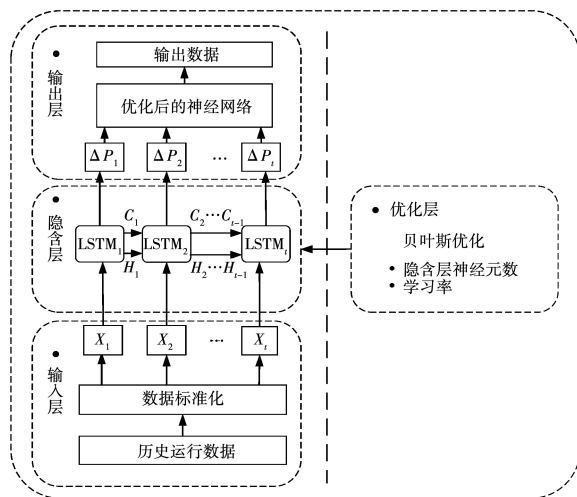


图4 BO-LSTM 网络模型

Fig.4 BO-LSTM network model

3.3 模型精度评价

为了更准确地评价模型辨识精度,引入了均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)来衡量模型的辨识效果。RMSE 和 MAE 指标的计算结果数值误差越小,表示模型预测误差越小,即模型辨识精度较高。其计算公式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (12)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \quad (13)$$

式中: N —样本测试集的总数; y_i —样本的真实值; \hat{y}_i —模型预测值。

4 实验分析

4.1 数据采集与预处理

选取某 600 MW 火电机组的历史运行数据,采样间隔为 1 s,采样数据包括表1中机组的7个运行参数,其中机组运行负荷在 300 ~ 470 MW 之间且包含多个一次调频过程,无停机无故障运行。

采集到的原始数据中存在错误或者无效数据,需要对此类数据进行剔除。因采集的历史运行数据

包含火电机组稳定运行数据及噪声和非一次调频动作的频率扰动,为提取到有效数据,设置反映一次调频的调频死区 $\Delta f = 0.033 \text{ Hz}$,对数据的处理规则为:

$$\begin{cases} |f(t) - f_e| \leq \Delta f \\ |f(t + 1) - f_e| \geq \Delta f \\ \dots\dots\dots \\ |f(t + n) - f_e| \leq \Delta f \end{cases} \quad (14)$$

式中: $f(t)$ —第 t 时刻的频率; f_e —机组额定频率,取 50 Hz。

由式(14)可知,当频率偏差超过调频死区且持续时间大于 10 s 时可以认定为进行一次调频动作,此时 $(t + 1, t + n - 1)$ 时刻范围内的数据为有效一次调频数据,否则认为没有进行一次调频动作。

按照上述方法对采集到的原始数据进行预处理,并根据缺失值前后序列的数据均值进行填充,得到机组稳定运行且包含一次调频过程的数据。将该数据按照 8:2 的比例分成训练集和测试集,训练集用于训练网络模型参数,测试集用来验证模型精度。

4.2 结果分析

根据图 4 建立 BO-LSTM 模型,并利用测试集数据对模型的辨识精度进行验证。此外,还建立了传统 BP 神经网络模型与未优化的 LSTM 模型进行对比。

采用贝叶斯优化算法对网络模型参数进行优化,其中 LSTM 网络待优化参数寻优区间为:隐藏层神经元数量为 $[1, 300]$,初始学习率为 $[0.001, 0.1]$ 。贝叶斯优化算法迭代过程如图 5 所示。从图 5 可以看出,随着迭代次数的增加,最小目标值逐渐减小,经过 10 次迭代后粒子适应度值逐渐稳定在 0.152 7,最小目标值的估计值与实际值吻合较好。

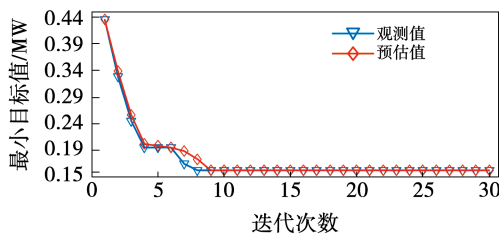


图 5 粒子适应度值变化

Fig. 5 Particle fitness value change

经过贝叶斯算法优化过后得到最优网络参数:隐藏层神经元数为 175,学习率为 0.005 6。将优化得到的网络参数代入到 LSTM 网络模型中进行网络训练,其网络在测试集上的预测效果如图 6 所示。从图 6 可以看出,模型预测值可以较好地跟踪真实值的变化,也表现出在实际运行中火电机组功率差较小,且当有较大波动时可以迅速恢复稳定。这说明机组的一次调频能力良好,可以快速抵消部分功率差来维持功率与负荷之间的平衡,保障火电机组稳定运行。

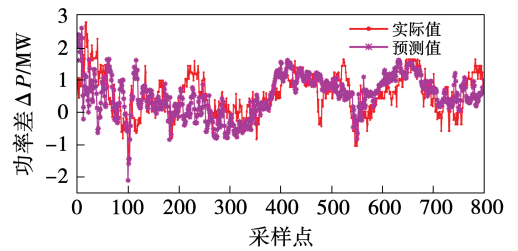


图 6 BO-LSTM 网络预测值与实际值对比

Fig. 6 Comparison of BO-LSTM network predicted value and actual value

图 7 为 BO-LSTM 网络预测残差值。由图 7 可知,模型预测差值在较小范围内波动,表明模型预测效果较好。为进一步衡量模型预测精度,根据式(12)和(13)可以得到模型评价指标 RMSE 为 0.507 MW,MAE 为 0.414 MW。

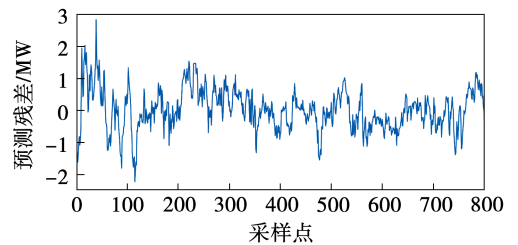


图 7 BO-LSTM 网络预测残差值

Fig. 7 BO-LSTM network prediction residuals

为进一步验证 BO-LSTM 网络模型在机组一次调频能力辨识上的优越性,分别使用传统 BP 神经网络模型和未优化 LSTM 模型对预处理得到的训练集数据建模并在测试集上进行对比。

图 8 为 BP 神经网络模型、LSTM 模型和 BO-LSTM 模型的预测值与实际值对比图。从图中可以看出,

传统 BP 神经网络在训练过程中无法解决数据的时序性问题,因此较其他两种模型精度低;LSTM 模型在建模过程中依据经验选取相关初始参数,其训练结果较 BP 神经网络精度高,较 BO-LSTM 网络模型精度低;BO-LSTM 网络模型通过贝叶斯优化算法对网络参数进行优化,相比于 BP 和 LSTM 网络模型有较好的辨识效果。较其他两种模型 BO-LSTM 模型的辨识准确性和稳定性明显提高。

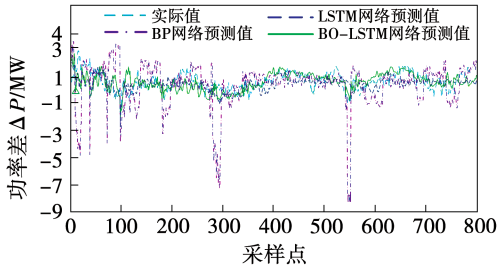


图8 不同模型预测值与实际值对比图

Fig. 8 Comparison of predicted value and actual value of different models

BP 神经网络模型、LSTM 模型和 BO-LSTM 模型的辨识精度评价指标如表 2 所示。

表 2 各模型辨识指标计算

Tab. 2 Calculation of identification index of each model

模型	MAE/MW	RMSE/MW
BP	1.075	1.514
LSTM	0.589	0.778
BO-LSTM	0.414	0.507

通过分析表 2 可知,BO-LSTM 网络模型的 MAE 相较于 BP 和 LSTM 网络降低了 61.49% 和 29.71%;BO-LSTM 网络模型的 RMSE 相较于 BP 和 LSTM 网络降低了 66.51% 和 34.83%。可以看出,BO-LSTM 网络模型的辨识精度高于 BP 神经网络模型和未优化 LSTM 模型。

5 结论

(1) 考虑火电机组的一次调频过程中各参数运行状态,本文提出了一种基于 BO-LSTM 网络的火电机组一次调频能力辨识的方法。与传统的 BP 神经网络模型和未优化的 LSTM 网络模型对比,BO-LSTM 网络辨识精度在 RMSE 指标上分别降低

66.51% 和 34.83%,在 MAE 指标上分别降低 61.49% 和 29.71%。

(2) 基于 BO-LSTM 网络的火电机组一次调频能力模型对火电机组一次调频能力辨识具有更高的精度和稳定性,可以对机组一次调频性能进行分析,并为人为调控提供技术支持,进而保障电网安全稳定运行。

参考文献:

- [1] 马汀山,王妍,吕凯,等。“双碳”目标下火电机组耦合储能的灵活性改造技术研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(S1): 136-148.
MA Ting-shan, WANG Yan, LYU Kai, et al. Research progress on flexible transformation technology of coupled energy storage for thermal power units under the "dual-carbon" goal[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(S1): 136-148.
- [2] ZENG B, ZHANG J, YANG X, et al. Integrated planning for transition to low-carbon distribution system with renewable energy generation and demand response[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1153-1165.
- [3] 卓振宇,张宁,谢小荣,等.高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 171-191.
ZHUO Zhen-yu, ZHANG Ning, XIE Xiao-rong, et al. Key technologies and development challenges of power systems with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191.
- [4] 刘吉臻.支撑新型电力系统建设的电力智能化发展路径[J]. 能源科技, 2022, 20(4): 3-7.
LIU Ji-zhen. Development path of power intelligence supporting the construction of new power system[J]. Energy Science and Technology, 2022, 20(4): 3-7.
- [5] 华北监能市场. 并网发电厂辅助服务管理实施细则和并网运行管理实施细则; [2019]254号[R]. 2019年9月.
North China Supervision Energy Market. Implementation rules for auxiliary service management of grid-connected power plants and implementation rules for grid-connected operation management; [2019]No. 254[R]. September 2019.
- [6] LIU Zhao-zhao, ZHENG Zhao-hui, SONG Ji-wei, et al. Primary frequency regulation capacity enhancement of CHP units; Control strategy combining high pressure valve adjustment and heating extraction steam adjustment[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2022, 35: 102097.
- [7] XIONG Jia-wang, DING Yu-jun, YE Hua, et al. The additional control strategies to improve primary frequency response for hybrid power plant with gas turbines and steam turbines[J]. Energy Reports, 2022, 8(S13): 557-564.

- [8] 盛 锴, 邹 鑫, 邱 靖, 等. 火电机组一次调频功率响应特性精细化建模[J]. 中国电力, 2021, 54(6): 111-118, 152.
SHENG Kai, ZOU Xin, QIU Jing, et al. Refined modeling for power response characteristics of thermal power unit under primary frequency control[J]. Electric Power, 2021, 54(6): 111-118, 152.
- [9] 郭 越, 徐 飞, 郝 玲, 等. 一次调频中的锅炉建模与参数在线确定[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(17): 6551-6561.
GUO Yue, XU Fei, HAO Ling, et al. Boiler modeling and online parameters identification for primary frequency regulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6551-6561.
- [10] GAO S, ZHAO Z N, WANG T, et al. Performance assessment of primary frequency regulation based on static characteristics[C]//58th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), Hiroshima, Japan, 2019: 912-916.
- [11] 张艳军, 高 凯, 曲祖义. 基于发电机组出力曲线特征的一次调频性能评价方法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(7): 99-103.
ZHANG Yan-jun, GAO Kai, QU Zu-yi. An evaluation method of primary frequency modulation performance based on characteristics of unit output power curves[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(7): 99-103.
- [12] 杨建华. 华中电网一次调频考核系统的研究与开发[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(9): 96-99.
YANG Jian-hua. Research and development of assessment system of primary frequency regulation in central China power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(9): 96-99.
- [13] 褚云龙, 程 松, 李 云, 等. 火电机组一次调频及 AGC 全网试验分析[J]. 电网与清洁能源, 2013, 29(9): 32-38, 44.
CHU Yun-long, CHENG Song, LI Yun, et al. Analysis of thermal power units primary frequency regulation and the AGC whole network test[J]. Power System and Clean Energy, 2013, 29(9): 32-38, 44.
- [14] WANG Peng, SI Feng-qi, CAO Yue, et al. Prediction of superheated steam temperature for thermal power plants using a novel integrated method based on the hybrid model and attention mechanism[J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 203: 117899.
- [15] KONG W, DONG Z Y, JIA Y, et al. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 841-851.
- [16] 李香龙, 马龙飞, 赵向阳, 等. 基于 LSTM 网络的时间多尺度电采暖负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(4): 71-75.
LI Xiang-long, MA Long-fei, ZHAO Xiang-yang, et al. Temporal multi-time scale electric heating load forecasting based on long short-term memory network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(4): 71-75.
- [17] 胡晓彤, 程 晨. 基于多维度跨尺度 LSTM 模型的时序预测[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(2): 440-446.
HU Xiao-tong, CHENG Chen. Time-series prediction based on multi-dimensional and cross-scale LSTM model[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(2): 440-446.
- [18] 杨国田, 张 涛, 王英男, 等. 基于长短期记忆神经网络的火电厂 NO_x 排放预测模型[J]. 热力发电, 2018, 47(10): 12-17.
YANG Guo-tian, ZHANG Tao, WANG Ying-nan, et al. Prediction model for NO_x emissions from thermal power plants based on long-short-term memory neural network[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(10): 12-17.
- [19] WEI Jun-qiang, WU Xue-jie, YANG Tian-ming, et al. Ultra-short-term forecasting of wind power based on multi-task learning and LSTM[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2023, 149: 109073.
- [20] LIMOUNI T, YAAGOUBI R, BOUZIANE K, et al. Accurate one step and multistep forecasting of very short-term PV power using LSTM-TCN model[J]. Renewable Energy, 2023, 205: 1010-1024.
- [21] 雷 萌, 吕 游, 魏 玮, 等. 基于 LSTM 神经网络与贝叶斯优化的电站风机故障预警[J]. 热能动力工程, 2022, 37(8): 213-220.
LEI Meng, LYU You, WEI Wei, et al. Fault warning of power plant fans based on long short-term memory neural network and Bayesian optimization[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(8): 213-220.
- [22] WU Jia, CHEN Xiu-yun, ZHANG Hao. Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian optimization[J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2019, 17(1): 26-40.
- [23] 徐冬梅, 王逸阳, 王文川. 基于贝叶斯优化算法的长短期记忆神经网络模型年径流预测[J]. 水电能源科学, 2022, 40(12): 42-46.
XU Dong-mei, WANG Yi-yang, WANG Wen-chuan. Prediction of annual runoff using long short-term memory neural network model based on Bayesian optimization algorithm[J]. Water Resources and Power, 2022, 40(12): 42-46.
- [24] 纪德洋, 金 锋, 冬 雷, 等. 基于皮尔逊相关系数的光伏电站数据修复[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1514-1523.
JI De-yang, JIN Feng, DONG Lei, et al. Data repairing of photovoltaic power plant based on Pearson correlation coefficient[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1514-1523.