

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230593

基于改进秃鹰算法优化极限学习机的谐波发射水平估计

夏焰坤, 朱赵晴, 唐文张, 任俊杰, 张艺凡

(四川大学电气与电子信息学院, 四川 成都 610039)

摘要: 针对目前电力系统谐波发射水平难以直接测量的问题, 提出了一种基于改进秃鹰算法(improved bald eagle search, IBES)优化极限学习机(extreme learning machine, ELM)的谐波发射水平估计方法。首先, 在传统秃鹰搜索算法中引入 Tent 混沌映射和柯西变异算子, 利用 IBES 算法对 ELM 模型的输入权重和阈值进行寻优。其次, 输入公共连接点(point of common coupling, PCC)处谐波电压和谐波电流, 代入 IBES-ELM 模型, 估计用户侧和系统侧谐波发射水平。最后进行仿真和工程实例分析, 并与其他算法的估计结果进行对比。结果表明, 所提 IBES-ELM 方法估计精度优于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、卷积神经网络(convolution neural network, CNN)、反向传播神经网络(back propagation neural network, BP)和 CNN-LSTM 算法模型, 验证了该方法的有效性和稳定性。

关键词: 谐波发射水平; 秃鹰搜索优化; Tent 混沌映射; 柯西变异算子; 极限学习机

Harmonic emission level estimation method based on an improved bald eagle search optimized extreme learning machine

XIA Yankun, ZHU Zhaoqing, TANG Wenzhang, REN Junjie, ZHANG Yifan

(School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China)

Abstract: A harmonic emission level estimation method based on an improved bald eagle search (IBES) optimized extreme learning machine (ELM) is proposed to address the problem that it is difficult to measure that level directly. First, the Tent chaotic mapping and the Cauchy variant operator are introduced into the traditional bald eagle search algorithm, and the input weights and thresholds of the ELM model are optimized using the IBES algorithm. Second, the harmonic voltage and current at the point of common coupling (PCC) are input and substituted into the IBES-ELM model to estimate the customer-side and system-side harmonic emission levels. Finally, simulations and engineering examples are analyzed and the estimation results are compared with those of other algorithms. The results show that the estimation accuracy of the proposed IBES-ELM method is better than that of long short-term memory (LSTM), convolution neural network (CNN), the back propagation neural network (BP) and CNN-LSTM algorithm models. This verifies the effectiveness and stability of the method.

This work is supported by the Science and Technology Project of Sichuan Province (No. 2020YFG0184).

Key words: harmonic emission level; bald eagle search optimization; Tent chaotic mapping; Cauchy variant operator; extreme learning machine

0 引言

随着风电、光伏等新能源并网, 大量非线性电器、冲击负载和现代电子设备在电力系统中得到广泛应用, 谐波污染因此越来越严重。谐波污染既损耗电气设备又影响系统运行, 针对谐波污染问题, 世界各国大都采用一种“奖惩式”解决方案, 如果

供电质量不过关, 则向用户予以补偿, 挽回用户部分经济损失, 若用户造成的污染严重, 且数值超过了可接受阈值, 则用户需要缴纳额外的谐波污染治理费用。在量化谐波责任之前, 需要对两侧的谐波发射水平进行精确估计^[1-4]。

当下用于评估谐波发射水平的阻抗估计方法基本上被分成两大类, 一种是“干预式”, 即通过向系统注入谐波电流或开断某条支路来估计谐波阻抗。干预式方法尽管在实验期间能够获取有效的瞬时数

基金项目: 四川省科技计划项目资助(2020YFG0184)

据, 但会对电力系统的正常运行造成不利影响, 从而限制了其使用范围。另一种则是“非干预式”。非干预式是使用已有的谐波源或可测量谐波参数来计算谐波阻抗, 易于实现且不会影响系统正常运行, 因此已被广泛采用, 其中包括波动量类^[5]、线性回归类^[6-7]、协方差类^[8-9]、盲源分离类^[10-11]以及支持向量机类^[12-13]等典型方法。文献[14]采用波动量法, 通过筛选出用户主导的谐波波动量, 可以有效地估计谐波阻抗并抑制背景谐波波动对估计结果的影响, 但如果数据筛选不合理, 则会极大影响估计结果, 甚至可能达不到实际工程精度需求。文献[15]通过对公共连接点(point of common coupling, PCC)处测量的各次谐波数据进行二元线性回归分析, 计算得到系统侧谐波阻抗, 但对数据质量有较高要求, 当背景谐波波动变大时, 估计结果变得不稳定。文献[16]采用协方差法, 基于两弱相关变量协方差近似为零原理, 仅利用弱相关时段 PCC 处谐波数据计算系统侧谐波阻抗, 削弱了背景谐波波动和两侧阻抗比变化对估计结果的影响, 但较难确定谐波源弱相关时段, 进而难以确定样本数据。文献[17]根据盲源分离法提出了一种改进的快速独立成分分析算法, 降低了分离变量之间的相关性对估计结果的影响。文献[18]通过构造拉格朗日函数, 提出一种基于最小二乘支持向量机估计系统谐波阻抗的算法, 其精确性和计算速度在一定程度上均得到了提高。

在谐波研究方面, 文献[19]提出一种基于 BP 神经网络的谐波检测方法, 避免了中间检测环节, 使谐波检测更高效灵活, 便于及时地进行谐波分析与治理。文献[20]提出一种基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的时序预测法, 利用历史时刻的滤波估计值预测当前时刻的谐波状态量, 根据有限的谐波测量装置提供的数据即可推断出全网节点和支路谐波状态, 一定程度上降低了谐波测量装置的配置成本。文献[21]介绍了一种基于深度学习的电力系统谐波分量估计方法, 在基频变化下仍具有较好的鲁棒性, 耗时短, 可实时应用。但在背景谐波波动变大、用户侧与系统侧谐波关联性加强、电网参数变动的情况下, 难以评估以上方法的泛化性能。文献[22]提出一种基于极限学习机(extreme learning machine, ELM)的电力系统谐波阻抗估计方法, ELM 方法具有学习训练速度快、泛化能力好且能够获得全局最优等特点。ELM 是一种前馈神经网络, 相对于传统神经网络需要不断调整反向传播系数的限制, ELM 采用直接随机生成网络输入权重 ω 和阈值 b 的方式, 使得在结果相差不大的情况下, ELM 模型的学习训练速度得到了显著提升^[23], 但

随机产生的 ω 和 b 易影响 ELM 模型预测结果的准确度。

综合以上研究, 本文提出了一种基于改进秃鹰算法(improved bald eagle search, IBES)优化极限学习机(ELM)的谐波发射水平估计方法。首先在秃鹰搜索算法中引入 Tent 混沌映射, 使初始化种群分布更加均匀; 其次, 引入柯西变异算子, 不仅能够维持种群的多样性, 同时也能够提升算法的全局搜索能力; 最后运用 IBES 算法对 ELM 模型中的输入权重和阈值进行优化, 进而得到用户侧和系统侧的谐波发射水平。仿真和实例分析表明, 所提方法能有效抑制系统背景谐波波动和电网参数变动对估计结果的影响, 且具有更高的准确性和稳定性。

1 基本原理

鉴于电力系统在多组谐波源并联时所产生的谐波叠加效应, 本文选择采用如图 1 所示的诺顿等效电路作为电力系统谐波分析模型。

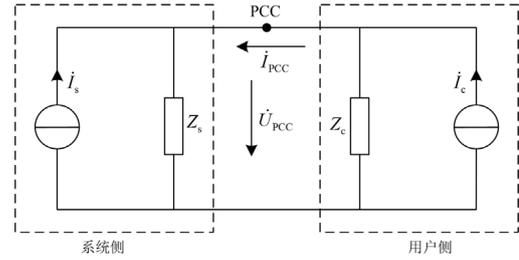


图 1 诺顿等效电路图

Fig. 1 Norton equivalent circuit diagram

根据图 1 可得

$$\begin{cases} \dot{U}_{PCC} = \frac{Z_s Z_c}{Z_s + Z_c} \dot{i}_s + \frac{Z_s Z_c}{Z_s + Z_c} \dot{i}_c \\ \dot{i}_{PCC} = \frac{Z_c}{Z_s + Z_c} \dot{i}_c - \frac{Z_s}{Z_s + Z_c} \dot{i}_s \end{cases} \quad (1)$$

式中: \dot{U}_{PCC} 为 PCC 处测得的谐波电压; \dot{i}_{PCC} 为 PCC 处测得的谐波电流; Z_s 为系统侧的谐波阻抗; Z_c 为用户侧的谐波阻抗; \dot{i}_s 为系统侧的谐波电流源; \dot{i}_c 为用户侧的谐波电流源。

根据测量得到的 \dot{U}_{PCC} 和 \dot{i}_{PCC} 以及计算得到的 Z_s 即可估计谐波电压发射水平, 如式(2)所示。

$$\begin{cases} \dot{U}_{c-PCC} = \dot{i}_{PCC} Z_s \\ \dot{U}_{s-PCC} = \dot{i}_s Z_s = \dot{U}_{PCC} - \dot{U}_{c-PCC} \end{cases} \quad (2)$$

式中: \dot{U}_{c-PCC} 为用户侧谐波电压发射水平; \dot{U}_{s-PCC} 为系统侧谐波电压发射水平。

2 基于 IBES 算法优化 ELM 模块设计

2.1 极限学习机

极限学习神经网络结构如图 2 所示。

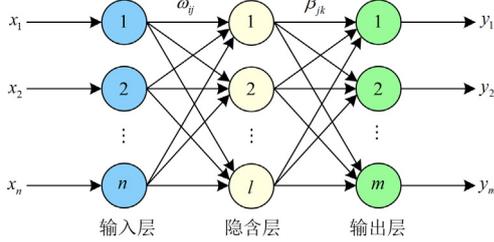


图 2 极限学习神经网络结构

Fig. 2 Extreme learning machine network structure

图 2 中，输入层节点数为 n ，对应 n 个输入变量，隐含层节点数为 l ，输出层节点数为 m ，对应 m 个输出变量，此外，输入层和隐含层权重为 ω ，隐含层和输出层权重为 β 。假设训练集样本数为 Q ，训练样本为 $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^Q$ ，输入矩阵为 $\mathbf{x}_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T, j=1, 2, \dots, Q$ ，输出矩阵为 $\mathbf{y}_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jm}]^T, j=1, 2, \dots, Q$ 。由图 2 可知，ELM 的输出函数模型为

$$\mathbf{y}_j = \sum_{i=1}^l \beta_i g_i(\mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^l \beta_i g_i(\omega_i \mathbf{x}_j + b_i) \quad (3)$$

式中： β_i 为隐含层第 i 个神经元与输出层神经元的连接权值， $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ ， β_{im} 为隐含层第 i 个神经元与输出层第 m 个神经元的连接权值； $g(\cdot)$ 为激活函数，本文选用 sigmoid 函数； $\omega_i = [\omega_{i1} \ \omega_{i2} \ \dots \ \omega_{in}]$ ； $j=1, 2, \dots, Q$ ； b_i 为隐含层节点阈值。

网络的输出也可以表示为

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{Y}' \quad (4)$$

式中： \mathbf{Y}' 为网络输出值矩阵 \mathbf{Y} 的转置； \mathbf{H} 为网络的隐含层输出矩阵，具体形式如式(5)所示。

$$\mathbf{H}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l, b_1, b_2, \dots, b_l, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) = \begin{bmatrix} g(\omega_1 \cdot \mathbf{x}_1 + b_1) & g(\omega_2 \cdot \mathbf{x}_1 + b_2) & \dots & g(\omega_l \cdot \mathbf{x}_1 + b_l) \\ g(\omega_1 \cdot \mathbf{x}_2 + b_1) & g(\omega_2 \cdot \mathbf{x}_2 + b_2) & \dots & g(\omega_l \cdot \mathbf{x}_2 + b_l) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g(\omega_1 \cdot \mathbf{x}_n + b_1) & g(\omega_2 \cdot \mathbf{x}_n + b_2) & \dots & g(\omega_l \cdot \mathbf{x}_n + b_l) \end{bmatrix}_{n \times l} \quad (5)$$

当隐含层神经元的数量少于训练样本的数量时，且激活函数 $g(\cdot)$ 在任意区间范围内都无限可微的条件下，对于任意的 $\omega_i (\omega_i \in R^n)$ 和 $b_i (b_i \in R^n)$ ，都存在 $\|\mathbf{H}_{Q \times l} \beta_{l \times m} - \mathbf{T}'\| < \varepsilon$ ，其中 R^n 为 n 维实数空

间， \mathbf{T} 为近似于 \mathbf{Y} 的网络输出矩阵，此时，ELM 能以一个趋近于 0 但不为 0 的微小误差 ε 逼近训练样本，即 $\sum_{j=1}^Q \|\mathbf{t}_j - \mathbf{y}_j\| < \varepsilon$ ，其中， \mathbf{t}_j 为矩阵 \mathbf{T} 中的第 j

列，那么 $\mathbf{t}_j \approx \mathbf{y}_j = \sum_{i=1}^l \beta_i g_i(\omega_i \mathbf{x}_j + b_i)$ 。正因如此，权重系数 β 可以通过求解式(6)得到。

$$\min_{\beta} \|\mathbf{H}\beta - \mathbf{T}'\| \quad (6)$$

其解为： $\hat{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T}'$ ，其中 \mathbf{H}^+ 为 \mathbf{H} 的广义逆矩阵， \mathbf{T}' 为网络的输出矩阵 \mathbf{T} 的转置。

2.2 秃鹰搜索算法

文献[24]提出的秃鹰搜索算法(bald eagle search, BES)借鉴了秃鹰在寻找鱼类时的狩猎行为，以自然启发为基础，实现了高效的优化。秃鹰常单独活动，偶尔也成 3~5 只的小群。BES 算法分为 3 个阶段，第一阶段选择搜索空间，秃鹰选择所在猎物最多的空间；第二阶段搜索空间猎物，秃鹰在选定的空间内盘旋寻找猎物；第三阶段俯冲捕获猎物，秃鹰从第二阶段确定的最佳狩猎点出发，开始俯冲捕获猎物[25]。在 3 个阶段中秃鹰的运动都取决于一个中心点，所有搜索点的中心点都以这个点为基础，作为秃鹰的发射和搜索的中心点。数学模型如下。

1) 选择搜索空间

在选择阶段，秃鹰随机选择搜索区域，根据猎物数量选择最佳狩猎区域。秃鹰位置 $P_{i,new}$ 由随机搜索的先验信息乘以 α 更新，如式(7)所示。

$$P_{i,new} = P_{best} + \alpha \times r \times (P_{mean} - P_i) \quad (7)$$

式中： $P_{i,new}$ 表示第 i 只秃鹰选择的新位置； P_{best} 表示当前最优位置； α 为控制位置变化的参数，变化范围为[1.5, 2]，本文取 2； r 为(0,1)内均匀分布的随机数； P_{mean} 表示先前搜索结束后秃鹰群体的平均分布位置； P_i 表示第 i 只秃鹰的位置。

2) 搜索空间猎物

在搜索空间猎物阶段，秃鹰会在选定的搜索空间内以阿基米德螺线方式移动，以此来搜索最佳俯冲捕获位置。搜索方法采用极坐标方程进行位置更新，秃鹰位置更新如式(8)所示。

$$P_{i,new} = P_i + x(i) \times (P_i - P_{mean}) + y(i) \times (P_i - P_{i+1}) \quad (8)$$

$$\theta(i) = \chi \times \pi \times r \quad (9)$$

$$\gamma(i) = \theta(i) + R \times r \quad (10)$$

$$xr(i) = \gamma(i) \times \sin(\theta(i)) \quad (11)$$

$$yr(i) = \gamma(i) \times \cos(\theta(i)) \quad (12)$$

$$x(i) = \frac{xr(i)}{\max |xr(i)|} \quad (13)$$

$$y(i) = \frac{yr(i)}{\max |yr(i)|} \quad (14)$$

式中: P_{i+1} 为第 i 只秃鹰下一次更新的位置; $x(i)$ 和 $y(i)$ 表示极坐标中秃鹰的位置, 取值范围均为 $(-1,1)$; $\theta(i)$ 和 $\gamma(i)$ 分别为螺旋方程的极角和极径; χ 和 R 是控制螺旋轨迹的参数, 变化范围分别为 $[5, 10]$ 、 $[0.5, 2]$, 本文 χ 取 10, R 取 1.5; x 、 y 表示坐标中的位置。

由式(8)可以看出, 秃鹰自身与群体中心的距离、自身与下一个秃鹰的距离共同决定当前秃鹰下次飞行的距离, 如果当前秃鹰是群体中的最后一只, 那么群体的第一只秃鹰则为下一只。

3) 俯冲捕获猎物

在俯冲捕获猎物阶段, 秃鹰从搜索空间中的最佳位置快速俯冲飞向目标猎物, 种群其他个体也同时朝着最佳位置移动并攻击猎物, 秃鹰运动状态用极坐标方程表示, 如式(15)所示。

$$P_{i,\text{new}} = rP_{\text{best}} + x_1(i) \times (P_i - c_1 P_{\text{mean}}) + y_1(i) \times (P_i - c_2 P_{\text{best}}) \quad (15)$$

$$\theta(i) = \alpha \times \pi \times r \quad (16)$$

$$\gamma(i) = \theta(i) \quad (17)$$

$$xr(i) = \gamma(i) \times \sinh(\theta(i)) \quad (18)$$

$$yr(i) = \gamma(i) \times \cosh(\theta(i)) \quad (19)$$

$$x_1(i) = \frac{xr(i)}{\max |xr(i)|} \quad (20)$$

$$y_1(i) = \frac{yr(i)}{\max |yr(i)|} \quad (21)$$

式中, c_1 和 c_2 分别为秃鹰向最佳点和中心点的移动强度, 变化范围均为 $[1, 2]$, 本文 c_1 和 c_2 均取 2。

每个阶段搜索得到的新位置优于原位置, 秃鹰则会飞行到新位置, 否则留在原位置。

2.3 改进秃鹰搜索算法

为提高秃鹰算法对 ELM 模型参数的寻优性能, 对传统秃鹰算法进行改进。

1) 考虑到寻优算法中解的初始位置分布不均会对寻优结果产生极大影响, 为提高算法的寻优效率和求解精度, 初始化种群在搜索空间中的均匀分布是至关重要的。采用随机初始化的 BES 算法会存在种群遍历性低且种群多样性不足等问题, 在全局搜索寻优时个别超常适应度个体会直接控制选择过程, 模型陷入过早收敛的情况而无法准确确定猎物位置。Tent 映射的迭代速度更快、分布性更好、随

机性更强, 且适用于大规模序列的处理^[26-27]。其表达式为

$$z_{k+1} = \begin{cases} z_k / \xi, z_k \in (0, \xi] \\ (1 - z_k) / (1 - \xi), z_k \in (\xi, 1) \end{cases} \quad (22)$$

式中: z_k 和 z_{k+1} 分别为前一个序列和加入映射后新的一个序列对应文中秃鹰原始位置和更新后位置; ξ 为混沌参数, 变化范围为 $(0,1]$, 当 ξ 取 0.5 时, 系统呈现为短周期状态而不是混沌状态, 当 ξ 取 0.499 时, 系统就呈现出混沌状态, 因此本文中 ξ 取 0.499。

在引入 Tent 映射之后, 秃鹰群体在搜索空间内的分布变得更加均匀, 同时种群多样性也得到了显著增加。相对于随机初始化搜索, 加入 Tent 映射优化后可以在一定程度上解决早熟问题。

2) 秃鹰独特的螺线飞行搜索方式增加了搜索遍历的多样化, 但 BES 算法在迭代后期易陷入局部最优, 因此引入柯西变异算子, 利用柯西变异在已更新位置进行扰动变异得出新位置, 扩大了秃鹰算法的搜索范围, 进一步提升 BES 的全局最优能力。新的秃鹰位置更新为

$$P_{i,\text{new}} = P_{\text{best}} + \text{cauchy}(0,1) \times P_{\text{best}} \quad (23)$$

式中, $\text{cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布函数。

柯西变异算子所产生的变异步长较大, 不仅能够有效地维持种群的多样性, 也能够提升算法的全局搜索能力, 避免其陷入局部最优^[28-29]。

改进的秃鹰搜索算法 (IBES) 比传统秃鹰搜索算法 (BES) 在 ELM 模型参数寻优方面性能更好。

3 基于 IBES-ELM 的谐波发射水平估计方法

电力系统谐波发射水平有电流指标和电压指标, 由于电力系统的主要责任是为用户提供合格的电能质量, 且同一电流在不同电压等级下无法比较, 因此本文选取电压指标作为谐波发射水平。利用 IBES-ELM 算法对电力系统谐波电压发射水平进行预测估计时, 将 PCC 处谐波电压和谐波电流作为输入量, 通过改进后的 IBES 算法对 ELM 模型中的输入权重和阈值进行全局优化, 进而得到用户侧和系统侧的谐波发射水平。

基于所提 IBES-ELM 算法的流程如图 3 所示。在 IBES 算法中, 种群规模参数设置为 5, 最大迭代次数设置为 30。

本文选择以下常用预测评价指标来评估不同谐波发射水平估计模型的性能情况。

平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 为

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (24)$$

式中： y_i 为实际值； \hat{y}_i 为预测值； n 为样本个数。

均方误差(root mean square error, RMSE)为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (25)$$

第*i*个点的估计误差 e_i 为

$$e_i = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (26)$$

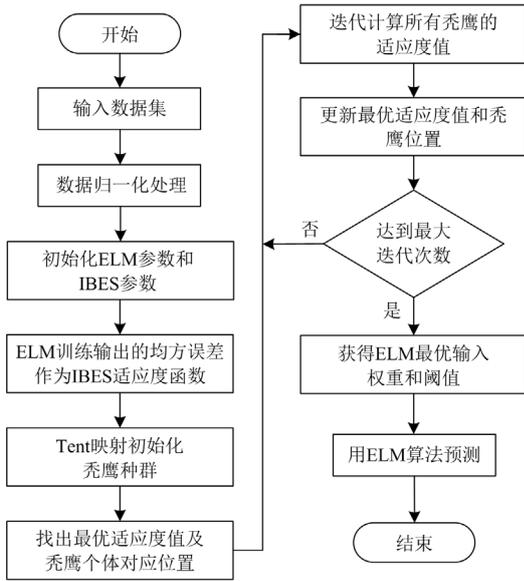


图3 基于IBES-ELM算法的流程图

Fig. 3 Flow chart based on IBES-ELM algorithm

4 仿真分析与实例分析

4.1 仿真分析

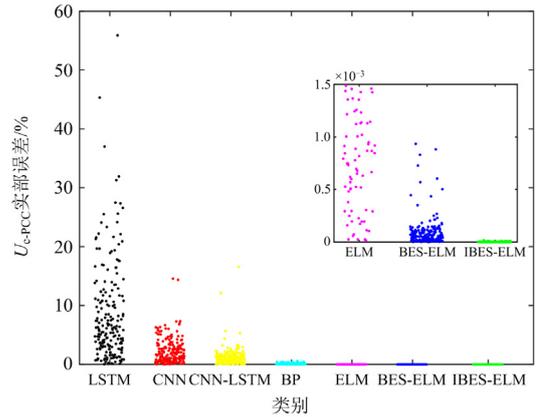
为验证上述方法的有效性,本文通过 Matlab 环境搭建诺顿等效模型进行仿真分析,与 LSTM、卷积神经网络(convolution neural network, CNN)、反向传播神经网络(back propagation neural network, BP)、CNN-LSTM 进行对比。分别采用以上方法对谐波模型进行发射水平估计,并比较结果误差。

仿真模型参数设置如下:系统频率为 50 Hz,用户侧等效谐波阻抗 Z_c 幅值为 80.62Ω ,初始相角为 60.25° ;用户侧等效谐波电流源 I_c 幅值为 120 A,并加上 $\pm 20\%$ 的随机扰动和 20% 的正态扰动,初始相角为 -30° ,再加上 $\pm 10\%$ 的随机扰动及 20% 的正态扰动。系统侧等效谐波阻抗 Z_s 幅值为 25Ω ,初始相角为 53.13° ;系统侧等效谐波电流源 I_s 幅值为 12 A,初始相角为 70° ,同时对幅值和相角加上 $\pm 20\%$ 的随

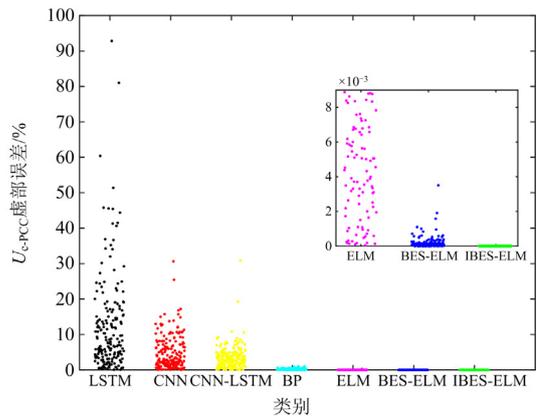
机扰动和 20% 的正态扰动。

在公共连接点抽样得到 1200 组谐波数据,其中前 84% 组数据作为训练样本,余下数据作为测试样本。7 种方法的谐波发射水平估算结果如图 4 和表 1 所示。

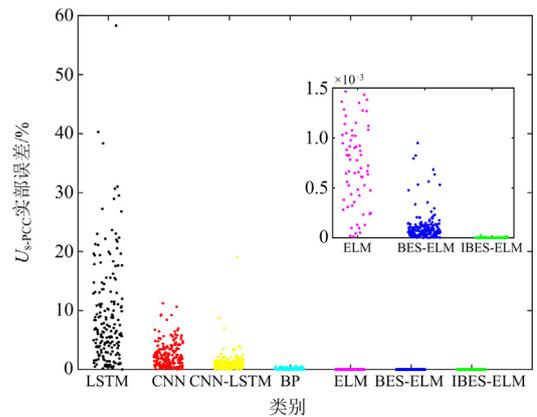
图 4 分别给出了测试样本在不同模型下用户侧实部和虚部、系统侧实部和虚部预测值与实际值的估计误差结果。



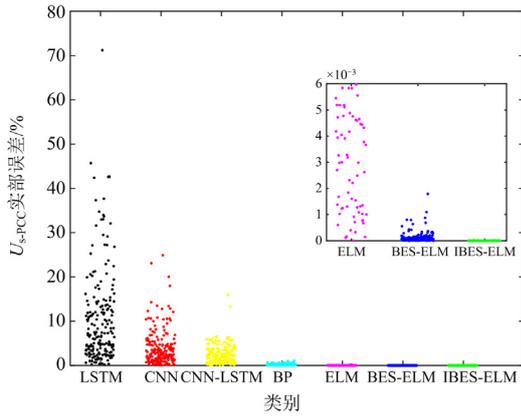
(a) 用户侧实部



(b) 用户侧虚部



(c) 系统侧实部



(d) 系统侧虚部

图 4 用户侧和系统侧的估计误差分布图

Fig. 4 Distribution of estimation errors on customer side and system side

散点越集中靠近 x 轴, 表明预测结果误差越小, 精度越高。从图 4 可以看出, LSTM 类方法在估计用户侧和系统侧谐波发射水平时误差较大, 图中误差散点分布也较离散, 表明此类方法在估计谐波发射水平时不稳定。而 BP 方法较 LSTM 类方法误差更小, 但相比于 ELM 类方法, 其稳定性还是较差。相比之下, 本文所提模型在预测估计用户侧和系统侧在

PCC 处谐波电压发射水平时误差更小, 稳定性更高。

如表 1 所示, 分别比较了 7 种模型在用户侧和系统侧的 MAE 和 RMSE, 本文所提出的预测模型在 MAE 和 RMSE 方面均表现出较小的数值, 且具有较高的鲁棒性。相较于其他 6 种预测模型, 用户侧实部 RMSE 分别下降了 2.52×10^2 、 5.98×10 、 3.46×10 、 2.75 、 1.07×10^{-1} 和 3.29×10^{-3} , 虚部分别下降了 1.61×10^2 、 4.98×10 、 3.60×10 、 2.01 、 1.76×10^{-1} 和 2.57×10^{-3} , 验证了 IBES-ELM 模型在谐波发射水平估计方面表现出更为卓越的预测准确性和可行性。

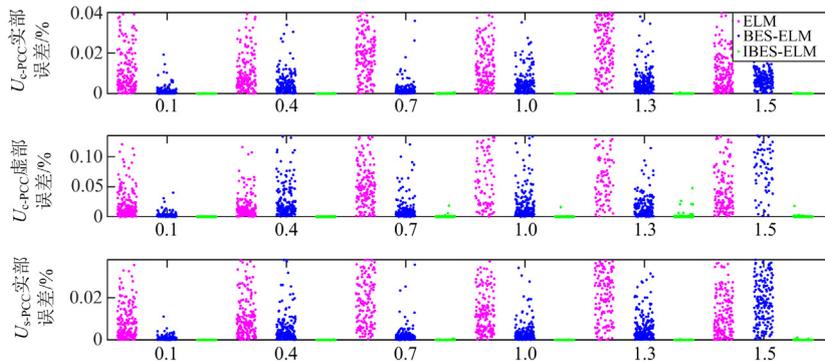
考虑到背景谐波波动, 将 I_s 幅值初始值设置为 I_c 的 k 倍, 其中 k 为 0.1、0.4、0.7、1.0、1.3、1.5, 分别用 7 种模型进行预测。对应不同的 k 值, LSTM、CNN、CNN-LSTM 和 BP 等模型预测结果相较于本文所提模型误差较大, 故展示 ELM、BES-ELM 和本文所提模型 IBES-ELM 估计误差结果, 如图 5 所示。

由图 5 可知, 随着 k 值不断增大, 即背景谐波波动不断变大时, ELM 和 BES-ELM 模型稳定性均逐渐降低, 导致误差相对较大, 不适合应用谐波发射水平估计, 而本文所提 IBES-ELM 模型相比于其他模型仍然有较好的稳定性与较高的精度。

表 1 预测结果对比统计

Table 1 Comparison statistics of prediction results

MAE/V		LSTM	CNN	CNN-LSTM	BP	ELM	BES-ELM	IBES-ELM
用户侧	实部	1.73×10^2	4.47×10	2.43×10	1.96	6.64×10^{-2}	1.87×10^{-3}	3.52×10^{-5}
	虚部	1.02×10^2	3.83×10	2.85×10	1.43	1.11×10^{-1}	1.39×10^{-3}	2.22×10^{-5}
系统侧	实部	3.35×10^2	8.95×10	3.87×10	4.13	1.49×10^{-1}	4.01×10^{-3}	4.76×10^{-5}
	虚部	2.10×10^2	7.03×10	4.82×10	3.17	2.45×10^{-1}	2.32×10^{-3}	3.46×10^{-5}
RMSE/V		LSTM	CNN	CNN-LSTM	BP	ELM	BES-ELM	IBES-ELM
用户侧	实部	2.52×10^2	5.98×10	3.46×10	2.75	1.07×10^{-1}	3.35×10^{-3}	5.77×10^{-5}
	虚部	1.61×10^2	4.98×10	3.60×10	2.01	1.76×10^{-1}	2.60×10^{-3}	3.67×10^{-5}
系统侧	实部	4.83×10^2	1.12×10^2	5.37×10	5.79	2.43×10^{-1}	6.99×10^{-3}	8.19×10^{-5}
	虚部	3.25×10^2	8.88×10	6.12×10	4.44	3.70×10^{-1}	4.23×10^{-3}	6.63×10^{-5}



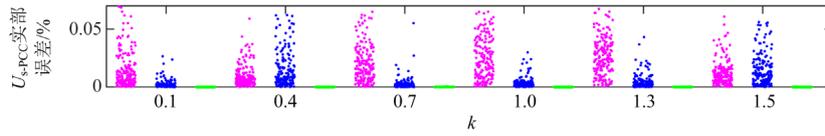
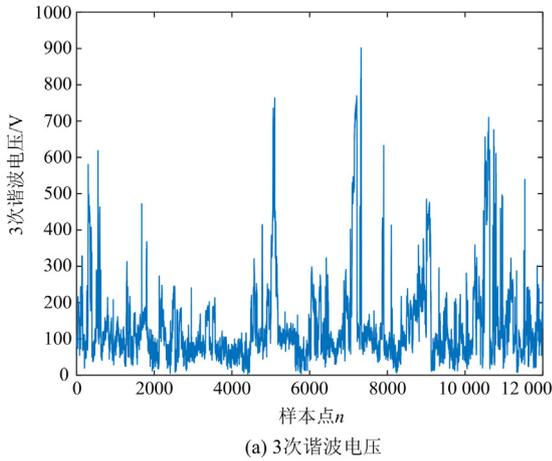


图5 不同 k 值下用户侧和系统侧的估计误差分布图

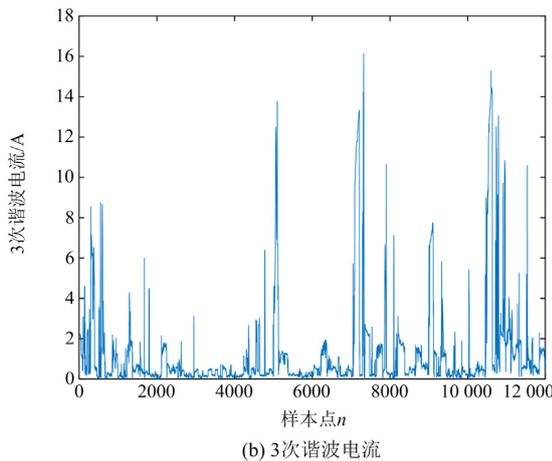
Fig. 5 Distribution of estimation errors on customer side and system side for different values of k

4.2 实例分析

实测数据取自某一变电所 110 kV 负荷母线。在该母线的公共连接点处，利用符合国家标准的电力谐波测量仪测量该处的谐波电流和谐波电压。在测量时，每 3 s 测量一次谐波电压和电流，测量时间持续 10 h。PCC 处实际测量的 3 次谐波波形如图 6 所示，按逐时分段进行二元线性回归分析，将所得结果的平均值作为估计得到的 Z_s ，按式(2)计算出谐波发射水平。



(a) 3次谐波电压



(b) 3次谐波电流

图6 3次谐波在 PCC 处的实测波形

Fig. 6 Measured waveforms of 3rd harmonic at PCC

在采集的数据中，抽样 1200 组采样点的数据，前 84% 组数据作为训练样本，余下数据作为测试样

本。其中训练集和测试集的输入均为： $\{x_{U_c}^i, x_{I_c}^i\}$ ， $x_{U_c}^i$ 表示训练集和测试集第 i 个采样点的谐波电压； $x_{I_c}^i$ 表示第 i 个采样点的谐波电流。输出 $y_{U_c}^i$ 和 $y_{I_c}^i$ 分别表示第 i 个采样点的用户侧和系统侧的谐波电压发射水平。

利用仿真分析中的 7 种模型分别预测估计谐波电压发射水平，并对比结果误差，如表 2 所示。

表 2 分别比较了 7 种模型在 4 种谐波情况下对用户侧和系统侧谐波电压发射水平估计的预测误差指标，LSTM 方法的误差最大，最高 RMSE 可达 651 V；BP 方法已将预测误差控制在 65 V 以内；BES-ELM 方法预测精度相比于 ELM 已有一定提升。相比之下，本文所提模型结合了 BES 和 ELM 算法的优点，在预测 3 次谐波和 11 次谐波的 MAE 和 RMSE 精度可达到 10×10^{-3} ，预测 5 次谐波和 7 次谐波的 MAE 和 RMSE 精度也达到了 10×10^{-2} ，表明本文所提模型在预测不同谐波次数的发射水平时，相较于其他模型仍然具有较好的稳定性和较高的精度。

5 结论

为了提高电力系统谐波发射水平估计精度与稳定性，利用 IBES-ELM 算法对用户侧和系统侧谐波发射水平进行估计。通过仿真和实例分析，验证了 IBES-ELM 算法有较好的准确性和稳定性，可得到如下结论：

1) 为了改善传统 BES 算法容易陷入局部收敛和 ELM 算法精度低的问题，本文通过引入 Tent 混沌映射和柯西变异算子，将传统的 BES 算法改进为 IBES 算法，IBES 算法在 ELM 模型参数寻优方面性能更好，表现更出色，这表明了 IBES-ELM 算法的收敛性更好，全局搜索能力更强。

所提 IBES-ELM 算法对谐波发射水平估计精度相对于其他方法有了不同程度的提升，用户侧谐波发射水平 RMSE 实部相较于其他方法分别下降了 2.52×10^{-2} 、 5.98×10^{-3} 、 3.46×10^{-3} 、 2.75 、 1.07×10^{-1} 和 3.29×10^{-3} ，虚部分别下降了 1.61×10^2 、 4.98×10^2 、 3.60×10^2 、 2.01 、 1.76×10^{-1} 和 2.57×10^{-3} ，估计结果精确性更高；当背景谐波波动不断扩大时，IBES-ELM

表 2 预测结果对比统计

Table 2 Comparison statistics of prediction result

MAE/V	谐波次数	LSTM	CNN	CNN-LSTM	BP	ELM	BES-ELM	IBES-ELM	
用户侧	实部	3 次谐波	88.3221	45.1745	18.3232	30.2967	0.2222	0.0504	0.0004
		5 次谐波	255.1835	137.1545	82.8347	1.5103	1.6048	0.2134	0.0021
		7 次谐波	306.6313	112.7149	60.6555	49.7868	0.5560	0.2864	0.0016
		11 次谐波	146.0065	87.4548	67.8802	0.7128	0.7754	0.1023	0.0001
	虚部	3 次谐波	69.5116	44.1728	66.4394	34.3610	0.1310	0.0769	0.0002
		5 次谐波	288.5752	150.9949	62.2108	40.1395	1.8131	0.2190	0.0016
		7 次谐波	351.2189	135.8533	66.7478	40.4451	0.9772	0.2130	0.0013
		11 次谐波	174.6922	101.4266	77.2811	25.5502	0.8203	0.0676	0.0001
系统侧	实部	3 次谐波	78.8403	36.1247	20.9373	20.6991	0.2690	0.0342	0.0002
		5 次谐波	288.2629	164.2641	89.7836	4.8483	2.0492	0.2009	0.0015
		7 次谐波	320.3695	119.9269	41.8791	44.4756	0.6051	0.2859	0.0018
		11 次谐波	150.8606	113.0692	86.9670	0.3391	1.0385	0.1027	0.0002
	虚部	3 次谐波	103.5527	34.3109	52.0655	21.5223	0.1993	0.0456	0.0002
		5 次谐波	291.9477	154.4956	76.1015	47.5170	1.8679	0.2529	0.0018
		7 次谐波	370.3564	184.7081	52.2583	53.8647	0.9883	0.2623	0.0020
		11 次谐波	190.5042	127.0752	97.5416	30.9213	0.8185	0.0650	0.0001
用户侧	实部	3 次谐波	159.8064	60.8788	36.6992	35.6468	0.3738	0.0829	0.0008
		5 次谐波	481.0866	195.0455	108.4349	1.7688	3.5663	0.4890	0.0053
		7 次谐波	500.2979	140.4943	116.9292	57.6473	1.4712	0.5432	0.0046
		11 次谐波	227.2673	115.0642	84.6845	0.9185	1.7902	0.2089	0.0004
	虚部	3 次谐波	127.5337	59.6722	68.6955	40.3820	0.2685	0.1249	0.0005
		5 次谐波	523.0378	222.6076	94.3132	46.9546	3.9943	0.4639	0.0044
		7 次谐波	625.0510	202.4948	86.5036	46.8325	2.4371	0.5778	0.0038
		11 次谐波	342.8867	134.2394	101.2550	32.8965	1.7165	0.1412	0.0001
系统侧	实部	3 次谐波	118.0688	49.7452	31.1899	24.0881	0.4673	0.0579	0.0003
		5 次谐波	524.0121	223.1569	112.9851	5.6628	4.5664	0.4578	0.0034
		7 次谐波	594.5463	156.6523	110.7520	51.4965	1.5654	0.6038	0.0058
		11 次谐波	279.4025	159.4435	105.1903	0.4336	2.3882	0.2084	0.0004
	虚部	3 次谐波	136.5978	44.1690	55.9589	25.0219	0.3926	0.0815	0.0005
		5 次谐波	546.8665	209.3715	112.1705	55.5388	4.1966	0.5407	0.0039
		7 次谐波	651.5879	286.4927	79.3196	62.3663	2.5411	0.6875	0.0090
		11 次谐波	398.1865	189.7471	127.3498	39.7995	1.7090	0.1523	0.0001

算法仍然表现出良好的抗干扰能力,泛化能力较强。通过实例分析得到,本文所提方法在预测估计不同次数谐波的发射水平时,均方误差精度可达到 10×10^{-2} ,且稳定性较好。综上所述,本文算法整体性能较好,验证了 IBES-ELM 算法的准确性和稳定性,表明其在谐波发射水平估计方面的可行性。

2) 所提 IBES-ELM 算法能够准确地估计电力系统用户侧和系统侧的谐波发射水平,从而实现电力系统谐波污染程度的合理控制,同时为下一步

谐波责任量化提供了有益的参考。

本文方法在实例分析估计谐波发射水平中关键的系统侧谐波阻抗参数,是由二元线性回归法逐时分段得到的平均值,但实际上系统侧谐波阻抗值可能会有波动,如何准确实时估计系统侧谐波阻抗是未来需要开展的研究方向。

参考文献

- [1] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al.

- Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8.
- [2] 丁同, 陈红坤, 吴斌, 等. 多谐波源定位及谐波责任量化区分方法综述[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(1): 19-30.
DING Tong, CHEN Hongkun, WU Bin, et al. Overview on location and harmonic responsibility quantitative determination methods of multiple harmonic sources[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 19-30.
- [3] XU W, LIU Y. A method for determining customer and utility harmonic contributions at the point of common coupling[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(2): 804-811.
- [4] 刘子腾, 徐永海, 陶顺. 新能源并网下谐波责任定量评估方法研究现状与展望[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(11): 203-213.
LIU Ziteng, XU Yonghai, TAO Shun. Research status and prospect of harmonic responsibility quantitative evaluation method under grid-connection of new energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 203-213.
- [5] 赵永扬, 徐方维, 舒勤, 等. 基于背景谐波最小波动能量的系统侧谐波阻抗估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 142-148, 200.
ZHAO Yongyang, XU Fangwei, SHU Qin, et al. Harmonic impedance estimation on system side based on minimum fluctuation energy of background harmonic[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 142-148, 200.
- [6] 王行亚, 肖先勇, 吴俊, 等. 基于线性度校验的二元线性回归系统谐波阻抗估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(9): 2826-2835.
WANG Hangya, XIAO Xianyong, WU Jun, et al. Utility harmonic impedance estimation based on binary linear regression with linearity calibration[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(9): 2826-2835.
- [7] 李丽, 马宏忠, 姜宁, 等. 基于改进偏最小二乘法的系统谐波阻抗及谐波发射水平估算[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 92-95, 131.
LI Li, MA Hongzhong, JIANG Ning, et al. Assessing harmonic impedance and the harmonic emission level based on improved partial least-squares regression method[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 92-95, 131.
- [8] 惠锦, 杨洪耕, 林顺富, 等. 基于独立随机矢量协方差特性的谐波发射水平评估方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(7): 27-31.
HUI Jin, YANG Honggeng, LIN Shunfu, et al. Assessment method of harmonic emission level based on covariance characteristic of random vectors[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(7): 27-31.
- [9] SHU Q, WU Y, XU F, et al. Estimate Utility harmonic impedance via the correlation of harmonic measurements in different time intervals[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(4): 2060-2067.
- [10] CHEN F, MAO N, WANG Y, et al. Improved utility harmonic impedance measurement based on robust independent component analysis and bootstrap check[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(5): 910-919.
- [11] 林顺富, 李育坤, 李寅, 等. 基于混合寻优算法及分离一致性判断的系统谐波阻抗估计[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 106-116.
LIN Shunfu, LI Yukun, LI Yin, et al. Harmonic impedance estimation based on a hybrid optimization algorithm and separation consistency screening[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 106-116.
- [12] 康婕, 解绍锋, 刘晓菊, 等. 基于支持向量机的谐波阻抗估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(22): 131-134.
KANG Jie, XIE Shaofeng, LIU Xiaojie, et al. Assessing the harmonic impedance based on support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(22): 131-134.
- [13] 邱思语, 杨洪耕. 改进的加权支持向量机回归的谐波发射水平估计方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(5): 85-90.
QIU Siyu, YANG Honggeng. Assessment method of harmonic emission level based on the improved weighted support vector machine regression[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5): 85-90.
- [14] 龚华麟, 肖先勇, 刘亚梅, 等. 基于主导波动量筛选原理的用户谐波发射水平估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(4): 22-27.
GONG Hualin, XIAO Xianyong, LIU Yamei, et al. A method for assessing customer harmonic emission level based on the dominant fluctuation filtering principle[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(4): 22-27.
- [15] 张巍, 杨洪耕. 基于二元线性回归的谐波发射水平估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 54-57.
ZHANG Wei, YANG Honggeng. A method for assessing harmonic emission level based on binary linear regression[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(6): 54-57.
- [16] 吴雅玥, 徐方维, 张伟骏, 等. 基于修正独立随机矢量的系统侧谐波阻抗估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(20): 146-152.
WU Yayue, XU Fangwei, ZHANG Weijun, et al. System-

- side harmonic impedance estimation based on modified independent random vectors[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(20): 146-152.
- [17] 林顺富, 李扬, 汤波, 等. 基于改进 FastICA 及偏最小二乘法的系统谐波阻抗估计[J]. *电网技术*, 2018, 42(1): 308-314.
- LIN Shunfu, LI Yang, TANG Bo, et al. System harmonic impedance estimation based on improved Fast ICA and partial least squares[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(1): 308-314.
- [18] 夏焰坤, 唐文张, 林欣懿. 基于 LS-SVM 的谐波阻抗估计方法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2022, 34(2): 94-99.
- XIA Yankun, TANG Wenzhang, LIN Xinyi. Harmonic impedance estimation method based on least squares support vector machine[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2022, 34(2): 94-99.
- [19] 王凯亮, 曾江, 王克英. 一种基于 BP 神经网络的谐波检测方案[J]. *电力系统保护与控制*, 2013, 41(17): 44-48.
- WANG Kailiang, ZENG Jiang, WANG Keying. A harmonic detecting scheme based on BP neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2013, 41(17): 44-48.
- [20] 黄蔓云, 王天昊, 卫志农, 等. 基于长短期记忆网络的 UKF 动态谐波状态估计[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(11): 1-11.
- HUANG Manyun, WANG Tianhao, WEI Zhinong, et al. Dynamic harmonic state estimation of an unscented Kalman filter based on long short-term memory neural networks[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(11): 1-11.
- [21] SEVEROGLU N, SALOR O. Amplitude and phase estimations of power system harmonics using deep learning framework[J]. *IET Generation, Transmission, and Distribution*, 2020, 14: 4089-4096.
- [22] 周强, 吕忠, 解绍锋. 基于 ELM 的电力系统谐波阻抗估计[J]. *电源技术*, 2015, 39(11): 2517-2519, 2533.
- ZHOU Qiang, LÜ Zhong, XIE Shaofeng. Estimating harmonic impedance of electric power system based on extreme learning machine[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2015, 39(11): 2517-2519, 2533.
- [23] 龙干, 黄媚, 方力谦, 等. 基于改进多元宇宙算法优化 ELM 的短期电力负荷预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(19): 99-106.
- LONG Gan, HUANG Mei, FANG Liqian, et al. Short-term power load forecasting based on an improved multi-verse optimizer algorithm optimized extreme learning machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(19): 99-106.
- [24] ALSATTAR H A, ZAIDAN A A, ZAIDAN B B. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53: 2237-2264.
- [25] 贾鹤鸣, 姜子超, 李瑶. 基于改进秃鹰搜索算法的同步优化特征选择[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 445-454.
- JIA Heming, JIANG Zichao, LI Yao. Simultaneous feature selection optimization based on improved bald eagle search algorithm[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(2): 445-454.
- [26] 单梁, 强浩, 李军, 等. 基于 Tent 映射的混沌优化算法[J]. *控制与决策*, 2005, 20(2): 179-182.
- SHAN Liang, QIANG Hao, LI Jun, et al. Chaotic optimization algorithm based on Tent map[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(2): 179-182.
- [27] KAUR G, ARORA S. Chaotic whale optimization algorithm[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2018, 5(3): 275-284.
- [28] LI J, LUO Y K, WANG C, et al. Simplified particle swarm algorithm based on nonlinear decrease extreme disturbance and Cauchy mutation[J]. *International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems*, 2020, 35(3): 236-245.
- [29] XU Y T, CHEN H L, LUO J, et al. Enhanced moth-flame optimizer with mutation strategy for global optimization[J]. *Information Sciences*, 2019, 492: 181-203.

收稿日期: 2023-05-19; 修回日期: 2023-07-01

作者简介:

夏焰坤(1984—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统及电能质量分析; E-mail: yankunjtdx@163.com

朱赵晴(2000—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及电能质量分析。E-mail: 957743625@qq.com

(编辑 周金梅)