

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240653

基于RPCA-GELM数据驱动的保护测量回路误差评估

李振兴, 龚世玉

(新能源微电网湖北省协同创新中心(三峡大学), 湖北 宜昌 443002)

摘要: 保护测量回路是电力系统继电保护的基石, 其误差评估对电网安稳运维举足轻重。针对保护测量回路静态隐藏误差可能诱发保护误动/拒动的风险且难以在线监测问题, 提出了一种基于递推主元分析和改进灰狼算法优化极限学习机(recursive principal component analysis and extreme learning machine optimized by grey wolf optimization, RPCA-GELM)数据驱动的保护测量回路误差评估方法。首先基于电力系统正常运行下历史数据与实时数据, 应用RPCA技术在线更新主元特征模型以缩短评估时间, 进一步引入4种统计算法生成4类误差监测特征量, 构建误差综合评判方法进行特征优选, 提升误差评估准确率。然后针对模型评估精度取决于关键参数 C 、 σ , 引入国际无限折叠混沌映射策略对灰狼算法进行优化, 以提升参数寻优精度和收敛速度, 在此基础上结合ELM算法提出了基于GELM的保护测量回路误差评估方法。最后通过多组对比实验验证了所提方法能实现模型性能优化, 且相对其他方法有效提升了保护测量回路误差评估准确率与精度。

关键词: 保护测量回路; 误差评估; 递推主元分析; 灰狼算法; 极限学习机

Error assessment of protection measurement circuits based on RPCA-GELM data-driven method

LI Zhenxing, GONG Shiyu

(Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid,
China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: Protection measurement circuits are the cornerstone of power system relay protection, and their error assessment is crucial for the stable and secure operation of the power grid. Aiming at the risk that the static hidden errors in protection measurement circuits may lead to protection relay maloperation or failure and are difficult to monitor online, this paper proposes a data-driven error assessment method based on recursive principal component analysis and extreme learning machine optimized by grey wolf optimization (RPCA-GELM). First, using historical and real-time data of the power system under normal operation, RPCA is applied to update the principal component feature model online, reducing the assessment time. Then, four classical statistical algorithms are introduced to generate four types of error monitoring feature quantities, and a comprehensive error evaluation method is constructed to optimize feature selection to improve the accuracy of error assessment. Next, considering that the model assessment accuracy depends on the key parameters C and σ , an infinite folding chaotic mapping strategy is introduced to optimize the gray wolf algorithm, improving parameter optimization accuracy and convergence speed. On this basis, combined with the ELM algorithm, an error assessment method for protection measurement circuits is proposed using the GELM algorithm. Finally, multiple sets of comparative experiments vilify that the proposed method can optimize the model performance and effectively improve the accuracy and precision of error assessment in protection measurement circuits compared with other methods.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52077120).

Key words: protection measurement circuit; error assessment; recursive principal component analysis; grey wolf optimization; extreme learning machine

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52077120)

0 引言

继电保护是保障电力系统安全稳定运行的第一道防线, 在传统保护基础上, 站域保护和广域保护等新型保护对保护测量回路误差具有强敏感性^[1] 保护测量回路异常时易诱发保护不正确动作, 危及电网安全^[2-3], 有必要对其进行在线监测以评估回路自身稳定性, 确保电力系统安全稳定运行。保护测量回路误差不足以导致保护误动或拒动时, 对其进行实时监测能有效评估回路亚健康程度, 为厂站管理人员和工程技术人员的运维决策提供参考; 保护测量回路误差大于保护允许范围时, 及时评估以提前处理能避免潜在危害导致连锁故障^[4-6]。

目前, 国内外已有多位研究学者涉足保护测量回路误差评估, 包括互感器^[6-8]、积分电路^[9]、采样保持电路^[10]、A/D 转换^[11]等枢纽的误差评估。文献[6]提出一种基于相邻线路拓扑关系的保护测量回路故障诊断方法, 考虑互感器误差计算判别式组与门槛值实现回路诊断, 但该方法旨在采用故障稳态时刻数据识别含隐藏故障的保护装置, 未研究电力系统正常运行状态下的预警方法, 存在一定局限性。文献[1]提出一种基于广义变比辨识的保护测量回路异常监测方法, 但该方法需立足于同一广义节点存在多条支路电流, 意味着其误差评估涉及单一保护测量回路时存在桎梏。

随着电力系统数字化转型日益推进, 一方面增加了保护不正确动作导致区域性大面积停电事故的风险^[12-13], 另一方面也令基于人工智能(artificial intelligence, AI)的研究方法进展引人瞩目^[14-15]。现代电力系统继电保护设备倾向于智能化发展, 引入 AI 技术能更好地完成保护测量回路实时监测。

在 AI 从知识驱动转型至数据驱动的同时, 关于数据隐含误差监测的研究发展至今已卓有成效。文献[16]提出一种基于核主成分分析与改进探路者优化核极限学习机的变压器故障诊断方法, 但所提算法应对复杂情况时可能难以保证参数寻优结果最优, 且 92.25% 的准确率仍有待提升。文献[17]提出一种基于样本扩充和特征优选的融合多策略改进灰狼算法(improved grey wolf optimizer with multi-strategy, IGWO)优化支持向量机(support vector machine, SVM)的变压器故障诊断技术, 有效提升了故障识别率和模型泛化性能, 但模型偏好小样本。文献[18]提出一种基于递推主元分析的传感器零点故障检测方法, 极大地节省了模型运算时间和存储空间, 相比核主成分分析更适用于多路数据综合评判的高精度在线监测, 漏警率达 0.01%, 但模型性能不够稳定。

基于上述研究基础, 本文聚焦保护测量回路误差, 提出一种基于递推主元分析和改进灰狼算法优化极限学习机(recursive principal component analysis and extreme learning machine optimized by grey wolf optimization, RPCA-GELM)的评估方法。首先, 分析保护测量回路各环节误差产生机理, 采用 RPCA 提取回路数据的误差特征, 基于此利用 4 类统计量构建特征集, 并通过误差综合评估判据进行特征优选; 然后, 提出基于国际无限折叠混沌映射策略(international chaotic map with infinite collapse, ICMIC)的灰狼优化(grey wolf optimization, GWO)算法, 并利用改进灰狼优化算法对 ELM 模型关键参数寻得最优解; 最后, 建立基于 RPCA-GELM 的保护测量回路误差评估模型, 并通过多组对比实验说明所提方法能实现评估准确率与精度、训练速度、分类性能等多方面的优化。

1 基于 RPCA 的保护测量回路特征集构建

通过剖析保护测量回路的基本构成, 分析各环节误差产生机理, 据此由误差大小定义回路亚健康程度, 为保护测量回路误差评估奠定基础。采集电力系统正常运行下保护多回路的输出, 利用主成分分析(principal component analysis, PCA)建立初始主元模型, 计算 4 类统计量及控制限; 基于通信后台获取三相实时数据, 利用 RPCA 在线更新初始主元模型, 并基于 4 类统计算法计算误差特征, 构建综合误差评估判据, 优选误差特征。

1.1 保护测量回路误差产生机理

目前广泛使用的继电保护装置多基于电流原理, 其测量回路指从电磁式电流互感器输出的模拟量或从电子式电流互感器输出的数字量到保护装置内部 CPU 计算的数字量之间的整个流程^[19]。根据电流互感器的类型不同, 可分为传统微机保护测量回路和数字化新型保护测量回路两类, 其结构如图 1 所示。

由图 1 可以看出: 传统微机保护测量回路中采用电缆传输, 传输路径长、易受环境干扰, 从而产生电缆误差; 低通滤波环节中由于电容电感等实际器件存在一定误差, 且采样保持电路结构复杂, 电路设计有缺陷或接触不良均会导致误差; 多路模拟开关可能引入一定的控制误差, A/D 转换环节中亦存在增益误差和偏移误差。数字化新型保护测量回路中, 电子式互感器的罗氏线圈易受电磁干扰, 且器件本身制造工艺存在误差; 数据采集系统中积分电路在实际应用时由于电容的泄露电阻和吸附效应易出现误差, 移相电路受频率干扰时会产生触发误

差；编码环节依赖于其参数设置，传输过程受外界干扰时信号质量不理想将导致编码误差；光纤传输过程中不仅存在原始误差，光电转换等环节中受转换元件响应速度、灵敏性等因素影响也存在误差；合并单元作为中间数据处理设备可能存在插值误差。

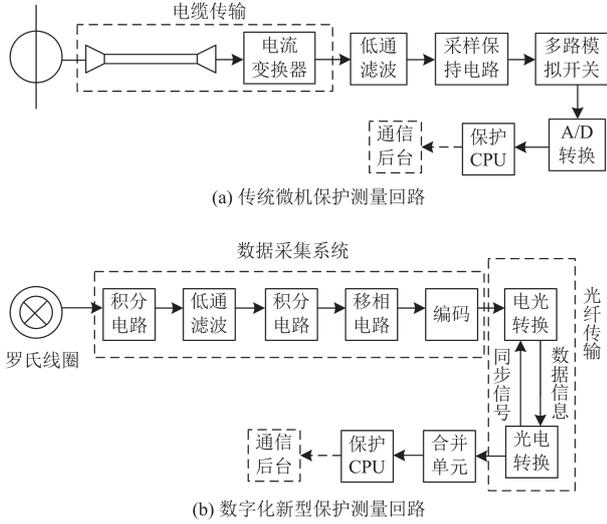


图 1 保护测量回路基本构成

Fig. 1 Basic structure of protection and measurement loop

综上，保护测量回路由于其构成环节易受元件老化、环境干扰、温度漂移、硬件故障、软件缺陷等多种因素影响不可避免地存在误差，而该误差一定程度上映射了保护测量回路本身的安稳性。保护测量回路对电力系统运行至关重要，故有必要对其进行实时误差评估以监测回路状态，从而维护电力系统安全。

1.2 基于 RPCA 的保护测量回路误差特征模型

基于电力系统正常运行下的保护测量回路三相电流历史数据，三相之间相互关联，各回路符合一定拓扑关系，PCA 旨在挖掘数据内在联系，利用 PCA 建立初始主元特征模型，计算 4 类误差特征量；在线监测时基于通信后台获取实时数据，利用 RPCA 更新主元特征模型，构建误差综合评估判据，实现特征优选。

1) 初始主元模型建立

采集保护测量回路的正常电流历史数据，构建初始数据矩阵 A_m 。考虑数据大小差异，对 A_m 进行标准化预处理得标准化矩阵 A_s 为

$$A_s = A_m - \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} \right) / m \sqrt{\left(\sum_{i=1}^m (a_{ij} - \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} \right) / m)^2 \right) / m} \quad (1)$$

式中， $A_m = (a_{ij})_{m \times n}$ ，其中 a_{ij} 为第 i 组采样第 j 个回路数据， m 为每回路采样数据总数， n 为保护包含

回路总数。

进一步计算协方差矩阵 $D_m = (A_s^T A_s) / m$ ，进行正交分解得初始主元向量矩阵 E_m 和初始主元特征向量矩阵 F_m ，以此作为 RPCA 递推特征模型基础。

2) 递推主元模型机理

现场应用中各回路数据间的关系实时变化，基于 PCA 的初始主元模型不具备自适应性，不利于误差评估的高精度和高准确率，引入 RPCA 能利用实时数据递推修正该模型以满足在线监测要求^[20]。在已有模型基础上递推计算包含 $m+1$ 组数据的协方差矩阵 $E_{m+1} = (mE_m + (m+1/m)A_{m+1}A_{m+1}^T) / (m+1)$ ，

其中 $A_{m+1} = \left(m \left(\sum_{i=1}^{m+1} a_{ij} \right) / (m+1) - \sum_{i=1}^m a_{ij} \right) B^{-1}$ ， B 为包含 $m+1$ 组数据标准差的角矩阵。通过矩阵的秩 1 修正更新 E_m 和 F_m 得 F_{m+1} ，利用 RPCA 可得实时数据 a_{m+1} 的估计值 $\hat{a}_{m+1} = a_{m+1} a_{m+1} F_{m+1}^T = a_{m+1} G$ ， G 为重构矩阵，则误差为

$$\varepsilon = \hat{a}_{m+1} - a_{m+1} = a_{m+1} (G - I) \quad (2)$$

式中： $a_{m+1} = [a_{1j}, a_{2j}, a_{3j}, \dots, a_{m+1j}]$ 为第 j 个回路实时数据矩阵； I 为单位矩阵。

进一步计算 4 类统计量作为误差特征，计算其对应 4 类控制限作为误差评估综合判据的依据。

3) 误差特征集构建与特征优选

现有对于 ε 进行评估的统计算法有平方预测误差 (squared prediction error, SPE)、主元相关变量残差 (principal-component-related variable residual, PVR)、霍特林 (Hotelling, T^2)、霍普金斯 (Hawkins, T_H^2)，分别对应统计量 SPE、PVR、 T^2 、 T_H^2 和控制限 δ_s 、 δ_p 、 δ_t 、 δ_H 。其中 SPE 用于评估全局误差，PVR 适合评估关联性误差， T^2 不易受噪声影响，抗干扰性好，而 T_H^2 对细微误差有强敏感性，应用上述 4 类统计量构建误差特征集为

$$J = [S, P, T, H] \quad (3)$$

式中， S 、 P 、 T 、 H 分别为 ε 的 SPE、PVR、 T^2 、 T_H^2 特征矩阵。

上述 4 类误差特征分别适合评估不同误差类型的的数据，单一特征矩阵易虚警、漏警，目前常用 SPE、 T^2 综合检测数据，存在 4 种越限情况，但大量仿真测试结果表明 SPE、 T^2 均越限时误差评估仍存在漏警，此时需引入 PVR、 T_H^2 任一类特征进行约束；仅一方越限时，需引入 PVR、 T_H^2 两类特征同时进行约束；均未越限时可说明数据未超过预设误差范围^[18]，据此提出 5 种越限情况下的综合评估判据以进行特征优选，如表 1 所示。

表 1 保护测量回路误差综合评判的特征优选

Table 1 Feature optimization for comprehensive evaluation of error of protection measurement loop

越限情况	S	P	T	H	优选
情况 1	1	0/1	1	1	$S、T、H$
情况 2	1	1	1	0/1	$S、P、T$
情况 3	1	1	0	1	$S、P、T、H$
情况 4	0	1	1	1	$S、P、T、H$
情况 5	0	0/1	0	0/1	$S、T$

注: 1 表示特征对应的统计量超过控制限; 0 表示未超过。

由表 1 可以看出: 情况 1、2 中, 通过特征 S 、 T 、 P 、 H 可进一步评估数据误差情况, 设 r 为特征类别数, 则 $r=3$; 情况 3、4 中, 需特征 S 、 P 、 T 、 H 同时判定数据误差, 可有效减少误差评估漏警率, $r=4$; 情况 5 中由特征 S 、 T 可判定数据未出现异常, $r=2$ 。

2 基于 GELM 的保护测量回路误差评估

以上述 r 组优选特征集作为基于 GELM 的保护测量回路误差评估模型输入的一部分, 所提评估模型由基于 ICMIC 的灰狼优化算法改进极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 建立, 相较于其他学习算法模型, ELM 在保证学习准确度的同时拥有更高的学习效率, 更适用于在线监测。

2.1 基于 ELM 的保护测量回路误差评估模型

ELM 算法对传统的单隐层前馈神经网络进行优化, 其优化后的反向传播算法无需预设学习率, 具备强大的非线性拟合能力, 在参数求解时可避免陷入局部最优; 无需预设各层权重, 可缩短搜索空间、提升训练速度^[21], 其网络结构如图 2 所示。

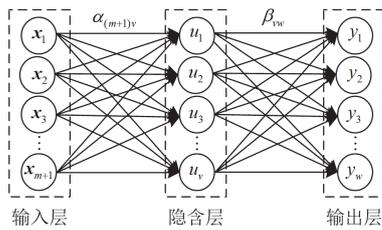


图 2 极限学习机的基本网络结构

Fig. 2 Basic network structure of extreme learning machine

由图 2 可以看出: 应用 ELM 评估每个保护测量回路误差时, 输入矩阵为每回路的 $m+1$ 组数据 (包含实时采样的 1 组), 实际输出矩阵为 w 维的误差评估结果, 隐含层神经元个数为 v 。ELM 采用回路 n 数据 x_n 得第 w 维第 i 组第 n 回路采样数据的隐含层网络输出 $z_{wi} = \sum_{i=1}^v \beta_{iw} f(\alpha_i x_n + u_i)$, 因此隐含层

激活函数 $f(\alpha, u, x)$ 直接影响网络训练速度、精度等重要性能, 有必要进行优选, 该函数常用类型如表 2 所示。

表 2 极限学习机的激活函数与表达式

Table 2 Activation function and expression of ELM

代码	激活函数类型	函数全称	计算公式
sig	S 型函数	Sigmoid	$1/(1+1/\exp(\alpha x + u))$
sin	傅里叶函数	Sine	$\sin(\alpha x + u)$
harlim	正硬限制函数	Hard limit	$\begin{cases} 1, \alpha x + u \geq 0 \\ 0, \alpha x + u < 0 \end{cases}$
tribas	三角基函数	Triangular basis	$\begin{cases} 1 - \alpha x + u , \alpha x + u \in [-1, 1] \\ 0, \alpha x + u < -1 \cup \alpha x + u > 1 \end{cases}$
radbas	径向基函数	Radial basis	$1/\exp(4\ x - \alpha\ ^2)$

注: α 表示输入权重; x 表示输入数据; u 表示隐含层神经元阈值。

由表 2 可以看出: $f(\alpha, u, x)$ 的选取对前馈神经网络性能影响很大, 且隐含层输出矩阵 Z 由 α 和 u 决定。但 ELM 隐含层最优节点数的选择难度限制了模型稳定性, 故引入核函数矩阵 K 代替 Z 以避免数据失真、强化网络泛化能力和稳定性, 此时 ELM 网络输出 $L = K^{-1}(I/C + ZZ^T)^{-1}Y$, 其中 C 为惩罚系数, Y 为期望输出矩阵, 核函数 $k(z_i, \beta_j)$ 常用类型如表 3 所示。

表 3 极限学习机的核函数与表达式

Table 3 Kernel function and expression of ELM

代码	核函数类型	函数全称	计算公式
lin	线性核函数	Linear kernel	$z_i \beta_j$
pol	多项式核函数	Polynomial kernel	$(z_i^T \beta_j + 1)^d$
rbf	径向基核函数	Radial basis function kernel	$1/\exp(\ z_i - \beta_j\ ^2 / \sigma^2)$

注: z_i 表示第 i 组隐含层输出矩阵; β_j 表示第 j 个输出层的权值矩阵; T 表示转置; d 表示多项式次数; σ 表示核惩罚因子。

由表 3 可以看出: $k(z_i, \beta_j)$ 中 rbf 具有更强的非线性数据处理能力, 适应性更强, 与保护测量回路数据的多维性更适配。综上, 基于 ELM 的保护测量回路误差评估流程如图 3 所示。

由图 3 可以看出: 样本矩阵 $X_{(m+1) \times (r+5)}$ 由标签列向量 $O_{(m+1) \times 1}$ 与输入数据矩阵 $Q_{(m+1) \times (r+4)}$ 组成, 基于 ELM 的保护测量回路电流误差评估旨在通过历史数据 $X_{m \times (r+5)}$ 训练后实现对 $m+1$ 组数据 Q_{m+1} 的误差评估, 输出结果为表示 w 类误差的 y_w 。模型训练过程中 $y_w = o_w$ 则判定评估正确 (o_w 表示输入的标签列向量中每一组数据对应的误差类型), 否则评估错误, 以此记录保护测量回路误差评估准确率。

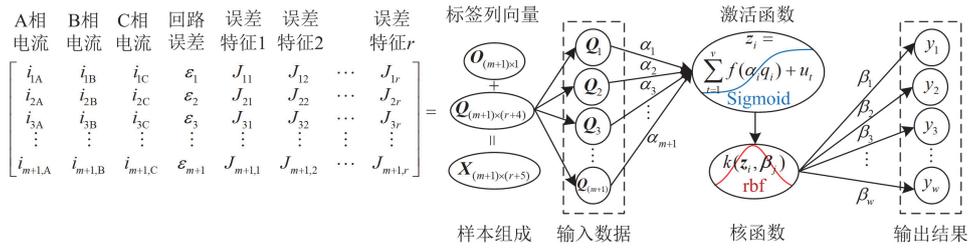


图3 基于 ELM 的保护测量回路电流误差评估流程

Fig. 3 Current error evaluation flow of protection measurement loop based on ELM

2.2 基于 ICMIC 的优化 GWO 算法

上述基于 ELM 的保护测量回路误差评估中 C 决定模型对新数据的泛化性能, σ 决定模型对误差的宽容度, 故误差评估效果很大程度上取决于这两个超参数^[22], 而参数寻优过程十分耗时费力, 有必要应用智能算法提高参数寻优效率。GWO 相比于其他智能寻优算法求解精度更高^[23], 利用该优化算法改进 ELM 有助于提高上述误差评估模型的性能。

GWO 是一种群体智能优化算法, 旨在通过划分狼群等级实现分工合作以完成狩猎, 即代表最优解的领头狼 γ_1 与代表次优解、第三优解的协助狼 γ_2, γ_3 指挥底层狼 γ_4 进行狼群位置更新以全局搜索误差评估模型 C 和 σ 的最优解。狼群等级从高到低按照以 1-评估准确率为目标函数 f_i 计算得到的个体适应度 i_f 从大到小划分, 基于 $\gamma_1 - \gamma_3$ 对于猎物位置的估计, 带领狼群 $\gamma_1 - \gamma_4$ 随每次迭代逐步逼近猎物, 狼群位置更新的数学表达式为

$$W_{\lambda+1} = S_{\lambda} - \tau |\omega S_{\lambda} - W_{\lambda}| \quad (4)$$

式中: λ 为迭代次数; $W_{\lambda+1}$ 为第 $\lambda+1$ 次迭代时狼群更新位置; S_{λ} 为第 λ 次迭代时猎物位置; τ 为距离步长调整系数向量, $\tau = (2\text{rand}() - 1)\theta$, 其中 $\text{rand}()$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数, θ 为衰减系数向量; ω 为距离调整系数, $\omega = 2\text{rand}()$ 。

GWO 改进 ELM 误差评估模型的关键在于其对关键超参数的寻优, 而初始狼群分布情况对优化效果至关重要, 故引入 ICMIC 进行狼群初始化以提升 GWO 的收敛速度和优化精度, 其映射策略的数学表达式为

$$s = f_1 + t(f_1 - f_2) \quad (5)$$

式中: f_1, f_2 分别为狩猎空间上、下限; t 为 ICMIC 映射得到的混沌序列, $t_{i+1} = \sin(c\pi/t_i)$, 其中 c 为 $(0,1)$ 之间的控制参数, 一般取 $c > 0.6$ 以保证混沌序列的良好性; s 为基于 t 逆映射得到的狩猎空间, 即参数寻优空间。

综上, 所提方法总体流程如图 4 所示。

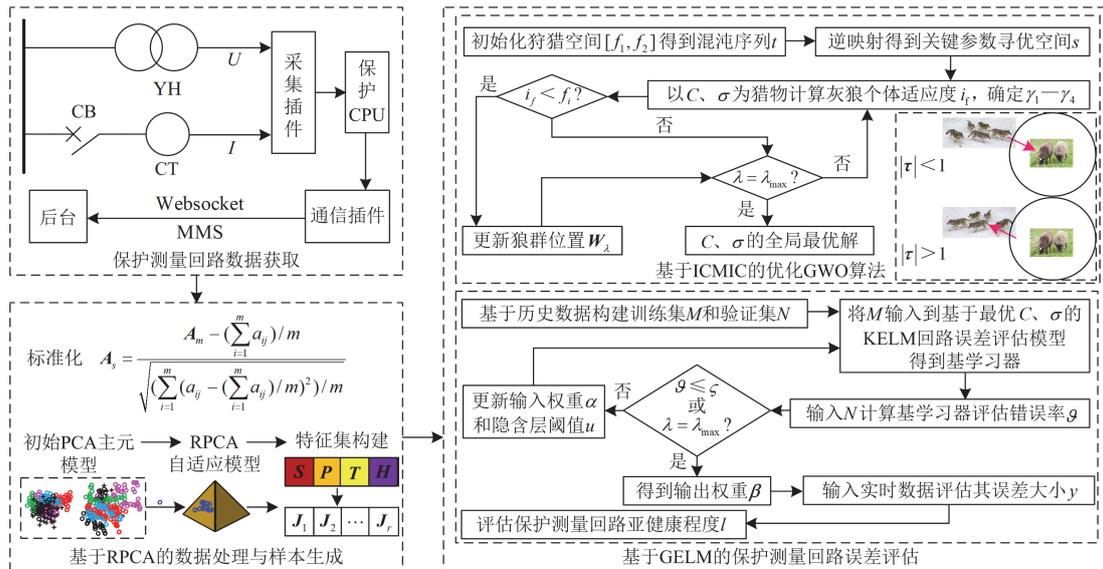


图4 基于 RPCA-GELM 数据驱动的保护测量回路误差评估

Fig. 4 Error evaluation process of protection measurement loop based on RPCA-GELM data driven

3 仿真验证

为验证所构建模型的良好性能与所提评估方法的评估效果,根据某电站实际拓扑及其电气参数,基于 PSCAD/EMTDC 平台搭建仿真模型,其拓扑结构如图 5 所示。

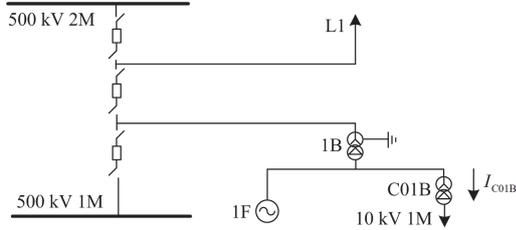


图 5 某电站保护测量回路的仿真模型

Fig. 5 Simulation model of protection measurement circuit

图 5 中, I_{C01B} 为厂用高压侧电流。本文基于 I_{C01B} 人为添加模拟误差。以其 A 相电流幅值为例说明所模拟误差大小及变化,添加误差后的数据如图 6 所示。仿真获取 8000 组正常数据,其中 7000 组用于构建训练集 M , 1000 组用于构建验证集 N 。我国电力系统频率为 50 Hz,即每秒 50 周波、每月 1.296 亿周波、每周波 20 个采样点,此时数据难以展示,故每月随机抽取 9 个周波以清晰表现其误差模拟效果。

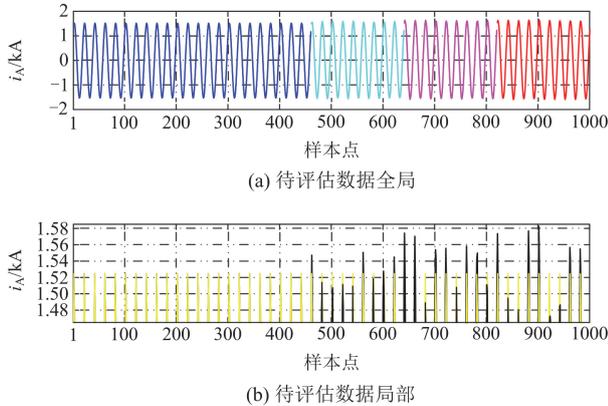


图 6 待评估数据的 A 相电流波形

Fig. 6 A-phase current waveform of the data to be evaluated

由图 6 可以看出:图 6(a)为待评估数据的 A 相电流幅值,蓝线为正常数据,青、粉、红线为含误差数据;图 6(b)黄线为正常状态下的 1000 组原始数据集,存储此类不含误差的正常数据 7000 组作为训练集 M ,用于建立基于 PCA 的初始主元模型,黑线为含有误差的 1000 组待评估数据,以此作为验证集 N 。假设保护测量回路在第 461 个数据到第 1000 个数据间产生误差(即人为添加一定的固定误差与

随机误差),如表 4 所示。

表 4 待评估数据的误差与回路对应的状态

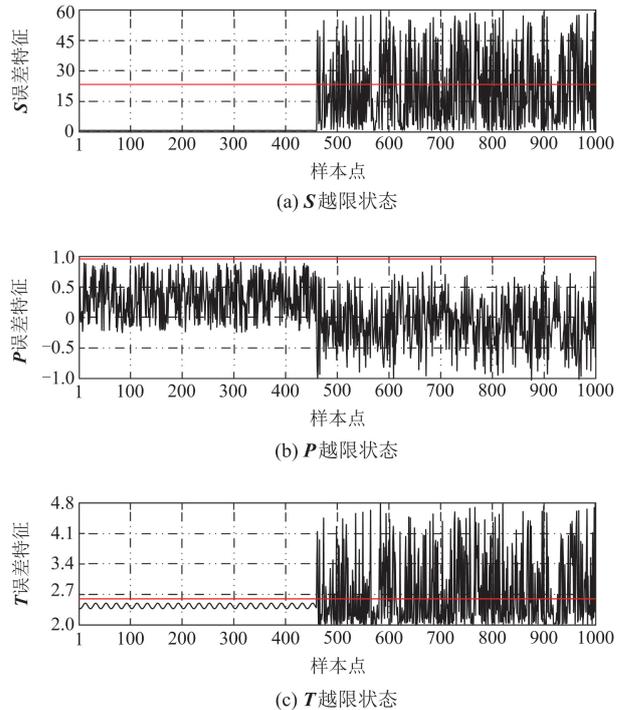
Table 4 Error of the data & the loop state to be evaluated

数据区段	误差/%	回路亚健康程度 l
461—520	3.4	8
521—580	3.6	9
581—640	3.8	10
641—700	4.0	11
701—760	4.2	12
761—820	4.4	13
821—880	4.6	14
881—940	4.8	15
941—1000	5.0	16

由表 4 可以看出:待评估数据中误差从第 461 点开始产生,误差从 3.4%以 2%精度逐步增大至 5%。通常情况下保护测量回路电流/电压误差范围应控制在 5%以内^[24],故本文基于上述所构建的验证集 N ,对保护测量回路误差超过允许范围的数据进行告警,对未超过允许范围的数据进行监测,从而说明所提方法的评估效果与实用性。

3.1 基于验证集 N 的误差特征优选

基于上述含不同大小误差区段的 N ,将数据输入 RPCA 模型以计算误差 ϵ 和基于 4 种统计算法的 4 种误差特征 S 、 P 、 T 、 H ,利用 Matlab 平台对该 4 种误差特征进行仿真,根据表 1 的 5 种越限情况实现特征优选,其仿真结果如图 7 所示。图 7 中黑、红线为每种误差特征对应的统计量控制限。



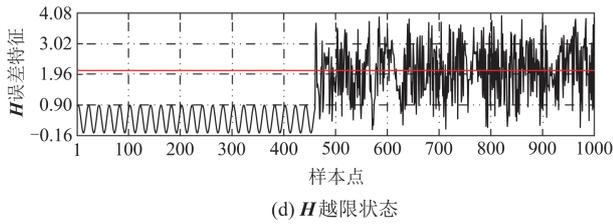


图 7 误差特征优选情况

Fig. 7 Error feature optimization

由图 7 可以看出: (a)、(b)、(c)、(d)图中 S 、 P 、 T 、 H 的越限状态为 1、0、1、1, 对应表 1 中的越限情况 1, 故优选 S 、 T 、 H 作为误差特征, 输入基于 GWO-ELM 的保护测量回路误差评估模型, 即 $r = 3$ 。

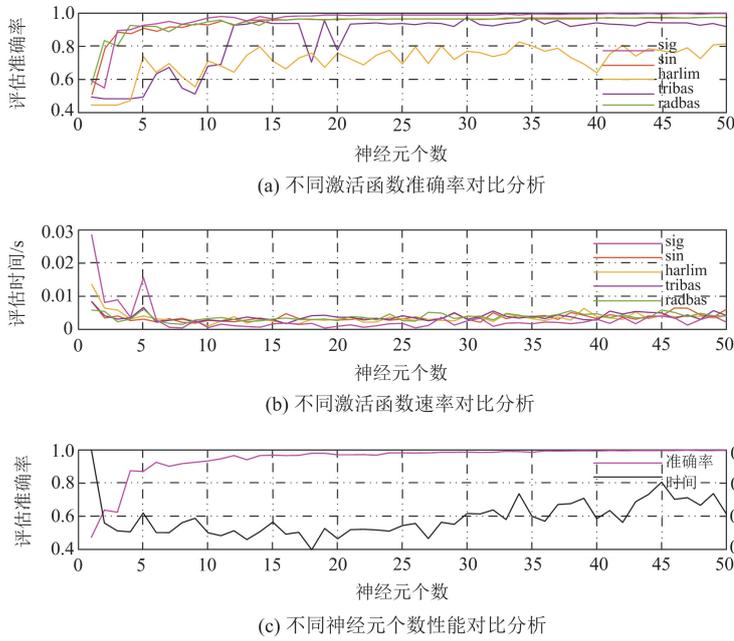


图 8 不同类型函数对模型评估性能的影响

Fig. 8 Influence of different types of functions on model evaluation performance

图 8(a)一图 8(d)分别对比了表 2、表 3 中不同激活函数、隐含层神经元个数、核函数对模型性能的影响, 其中 sig、rbf 较表 2 所列其他激活函数 $f(\alpha, u, x)$ 及表 3 所列其他核函数 $k(z_i, \beta_j)$ 表现更好, 随着隐含层神经元个数逐渐累加, 评估准确率无限逼近 1, 此时 sig、rbf 评估准确率最高、评估时间最短, 验证了 S 型函数、径向基核函数为最优函数, 对其关键参数进行寻优可构建性能更优的回路误差评估模型。

3.3 基于 ICMIC 与 GWO 的参数寻优

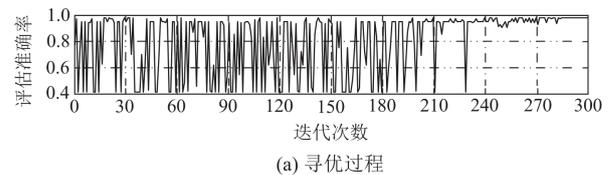
采用上述最优核函数进行评估模型的构建, 进一步采用引入 ICMIC 策略的 GWO 智能优化算法对该函数中的关键参数 σ 和 ELM 模型的关键参数 C

3.2 基于 ELM 评估模型的最优函数验证

基于上述优选误差特征, 评估应用不同激活函数与不同核函数时保护测量回路误差评估模型的性能, 以验证 2.1 节的理论分析, 并基于最优函数进行后续的基于 ICMIC-GWO 的误差评估模型关键参数寻优。基于不同类型的函数建立的误差评估模型性能表现不同, 其评估准确率与模型训练时间的仿真结果如图 8 所示。图 8(a)为表 2 中的 5 类激活函数对模型评估准确率的对比实验, 图 8(b)为 5 类激活函数对模型评估时间的对比实验, 图 8(c)为 ELM 模型中隐含层神经元个数对模型评估准确率和评估时间的影响, 图 8(d)为表 3 中的 3 类核函数的对比实验。

进行寻优, 设置最大迭代次数为 300, 其寻优结果如图 9 所示。为验证上述引入 ICMIC 策略改进 GWO 算法的优化效果, 分别采用 Rosenbrock 函数、Ackley 函数测试算法全局搜索能力和耐早熟能力。为清晰表现基准测试函数的基本性质, 绘制其三维立体图像如图 10 所示。

图 9(a)为每次迭代中参数变化时对应模型评估准确率, 可以看出, 达到最大迭代次数时最低错误



(a) 寻优过程

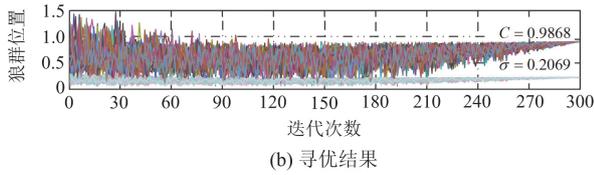


图9 基于 GWO 的误差评估模型参数寻优

Fig. 9 Parameter optimization of the model based on GWO

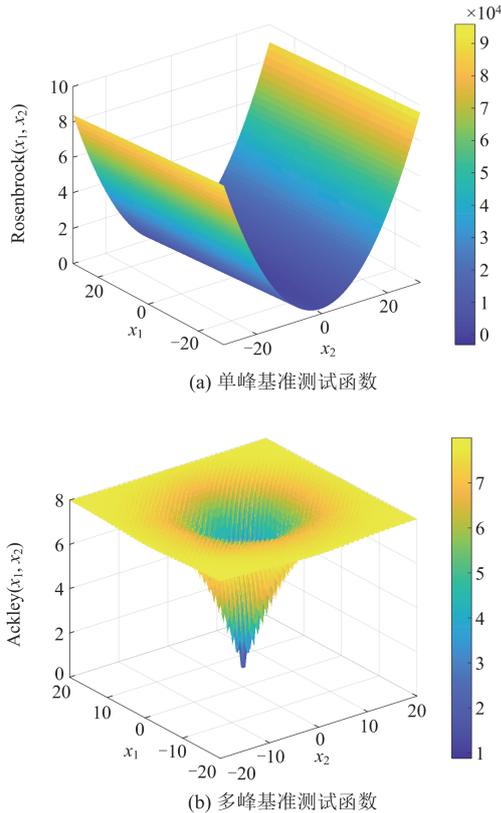


图10 基于单峰、多峰基准测试函数的 IGWO 优化算法性能测试

Fig. 10 Performance test of IGWO optimization algorithm based on single-peak and multi-peak benchmark test functions

率达到 0.045%，此时对应模型的最优参数。图 9(b) 为每次迭代中更新的狼群位置，其中红、绿系列线簇表示参数 C 、 σ ，即最优参数为 0.9868、0.2069，以此构建基于 RPCA-GELM 保护测量回路误差评估模型进行后续仿真验证。

由图 10 可以看出：通过对单峰、多峰基准测试函数对算法进行性能测试，能直观说明算法优势。仿真结果表明所提优化算法在 Rosenbrock 函数上标准差达 0.00，在 Ackley 函数上最优值达 0.00，验证了 IGWO 算法具有较强的全局寻优能力，鲁棒性较佳。

3.4 基于 RPCA-GELM 的保护测量回路误差评估
基于上述步骤构建的 RPCA-GELM 模型对验

证集 N 进行误差评估，仿真结果如图 11 所示，图中蓝线为正确的评估结果，红点为实际模型的评估结果。

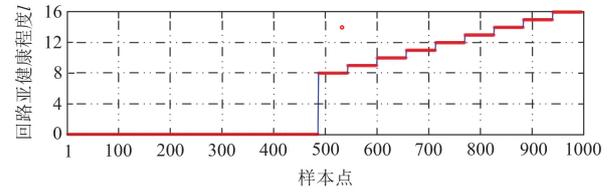


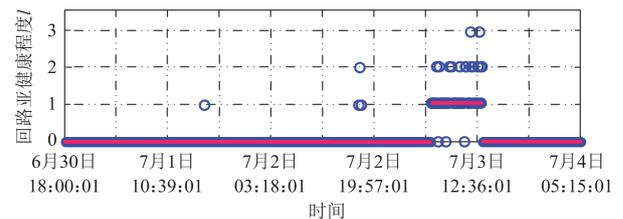
图11 基于 RPCA-GELM 的保护测量回路误差评估结果

Fig. 11 Error evaluation results based on RPCA-GELM

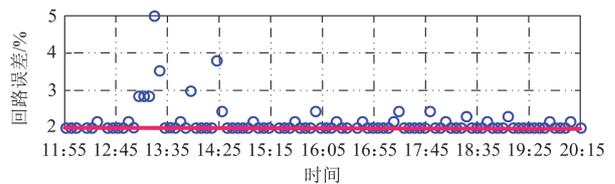
由图 11 可以看出：以引入 ICMIC 策略的 GWO 智能优化算法全局寻优的结果作为模型参数选定的依据，以 RPCA 算法修正的误差特征作为模型输入部分，通过 GWO 优化 ELM 的保护测量回路误差评估模型得到回路亚健康程度 l 的评估结果，其评估准确率达到 99.90%，有效验证了所提评估方法的实际效果与实用性。

3.5 不同时段保护测量回路误差评估验证

对于保护测量回路不同亚健康程度对应回路数据含不同大小误差的验证，本文采集上述电站的某保护测量回路真实数据 1000 组，具体采样时间为 2022 年 6 月 30 日的 18:00 至 7 月 4 日的 05:15，采样间隔为 5 min。该数据的评估结果如图 12 所示，其中图 12(a) 为所提评估方法输出的回路亚健康程度，蓝点为每一组采样的评估结果，红线为回路固定时段的评估结果，该图以 100 组采样作为一个评估时段单位；图 12(b) 为保护测量回路亚健康时采样数据的误差大小，对应图 12(a) 中的 7 月 3 日 11:55 至 20:15，图中蓝点表示回路误差大小，红线表示回路误差评估结果。



(a) 回路状态评估结果



(b) 回路误差评估结果

图12 不同时段保护测量回路误差的评估效果

Fig. 12 Evaluation results of the error of the protection measurement loop at different time periods

由图 12 可以看出：图 12(a)中保护测量回路处于健康状态时，以 100 组采样为一个评估时段，评估结果为 $l=0$ ，此时对应保护浴盆曲线的随机失效期，回路整体比较稳定，但在 7 月 3 日下午出现偶然失效现象，对应图 12(b)中保护测量回路处于亚健康状态时的区段，评估结果 $l=1$ ，误差 $>2\%$ ，说明保护测量回路可能受到环境温度较高或磁场干扰等影响。上述不同时段的评估结果准确，当保护测量回路误差大于 2% 时评估精度达 2%，验证了所提方法能很好地应对不同时段的保护测量回路误差评估，误差评估模型性能稳定。

3.6 不同方法评估性能对比

为进一步说明本文所构建的基于 RPCA-GELM 的保护测量回路误差评估方法相较于其他方法的优势，与 PCA、RPCA、ELM、SVM、ANN、RPCA-ELM、GWO-ELM、RPCA-GWO-ELM 评估方法进行对比验证，仿真结果如图 13 所示。

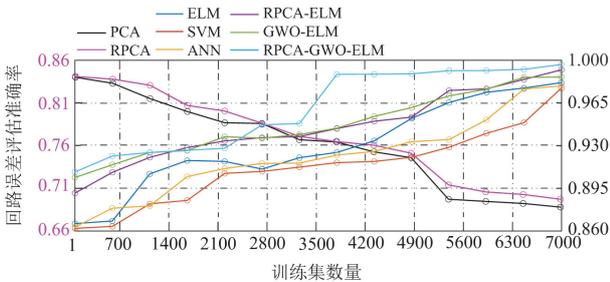


图 13 不同方法对保护测量回路误差的评估效果

Fig. 13 Evaluation effect of different methods on the error of protection measurement loop

由图 13 可以看出：对比另外的 7 类算法，随着训练集数据逐渐增加，本文所提方法的评估准确率更高，整体的评估性能更稳定。综上，应用本文所提基于 RPCA-GELM 的保护测量回路误差评估方法能有效实现保护测量回路整体误差评估，相较于其他方法在一定程度上有效提升了回路误差评估的精度与模型性能。

4 结论

本文提出的基于 RPCA-GELM 的评估方法实现了针对保护测量回路误差的实时评估，能有效监测回路亚健康程度，从而提升厂站运维效率，降低继电保护误动作风险，保证电力系统安稳运行。相较于其他评估方法，所提 RPCA 与 4 类误差特征优选能有效增强评估模型自适应性，所提改进 GWO 算法能有效避免陷入局部最优，提升全局寻优效率，结合 RPCA 与 IGWO 的 ELM 评估模型相比于 SVM、ANN 或其他单一算法具有更优的评估性能。所提方

法能评估保护测量回路一定范围内的误差，但未深入分析该误差变化机理，在后续研究中可引入环境温度、磁场等其他特征以深入剖析。

参考文献

- [1] 熊小伏, 陈星田, 曾星星, 等. 基于广义变比辨识的继电保护电流测量回路故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(增刊 1): 76-84. XIONG Xiaofu, CHEN Xingtian, ZENG Xingxing, et al. Fault diagnosis method of current measurement circuit in protection based on the identification of generalized ratio[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(S1): 76-84.
- [2] 林一峰. 基于信息融合的智能变电站保护与控制优化技术研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2023. LIN Yifeng. Research on intelligent substation protection and control optimization technology based on information fusion[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [3] 章耀耀, 侯勇, 叶海, 等. 继电保护数字孪生技术应用展望[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(12): 178-187. ZHANG Yaoyao, HOU Yong, YE Hai, et al. Application prospect for relay protection digital twin technology[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(12): 178-187.
- [4] 戴志辉, 邱小强, 韩健硕, 等. 采样同步误差引起智能站母差保护异常的概率模型[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020, 47(2): 1-8, 73. DAI Zhihui, QIU Xiaoqiang, HAN Jianshuo, et al. Probabilistic model for bus differential protection failure caused by sampling synchronization error in smart substation[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47(2): 1-8, 73.
- [5] 王增平, 林一峰, 王彤, 等. 电力系统继电保护与安全控制面临的挑战与应对措施[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(6): 10-20. WANG Zengping, LIN Yifeng, WANG Tong, et al. Challenges and countermeasures to power system relay protection and safety control[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(6): 10-20.
- [6] 高元生, 陈强, 熊小伏, 等. 基于相邻线路拓扑关系的距离保护测量回路隐藏故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 22-29. GAO Yuansheng, CHEN Qiang, XIONG Xiaofu, et al. Diagnostic method of measuring loop hidden failure of distance protection based on adjacent lines topological relations[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 22-29.
- [7] DEQIAN K, YAN S. Design of electronic voltage transformer error pattern recognition and classification algorithm based on data mining[J]. Journal of computing and information technology, 2022, 30(4): 205-222.
- [8] 周雪青, 郝晓光, 张岩坡, 等. 基于分段拟合算法的电流互感器误差研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(3): 139-143. ZHOU Xueqing, HAO Xiaoguang, ZHANG Yanpo, et al. Research on the error of current transformer based on

- subsection fitting algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(3): 139-143.
- [9] 姚宇, 周泽, 石亚飞, 等. PCB 罗氏线圈电流传感器积分误差的数字补偿策略[J/OL]. *电源学报*: 1-11[2024-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240325.1550.004.html>.
- YAO Yu, ZHOU Ze, SHI Yafei, et al. Digital compensation strategy for integral error of PCB rogowski coil current sensor[J]. *Journal of Power Supply*: 1-11[2024-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240325.1550.004.html>.
- [10] 冯丹, 刘树林. 原边反馈反激变换器高精度采样电路的设计[J]. *仪表技术与传感器*, 2021(10): 52-55.
- FENG Dan, LIU Shulin. Design of high precision sampling circuit for primary-side feedback flyback converter[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2021(10): 52-55.
- [11] 王选择, 蔡玉雄, 尹晋平, 等. 基于均匀相位采样提高阻抗谱测量精度的研究[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(2): 604-610.
- WANG Xuanze, CAI Yuxiong, YIN Jinping, et al. Improving the measuring accuracy of high-frequency impedance spectroscopy based on uniform-phase sampling[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(2): 604-610.
- [12] 韩健硕. 继电保护系统可靠性检测与风险评估研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.
- HAN Jianshuo. Research on reliability detection and risk assessment of relay protection system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2022.
- [13] 许宗光, 文继锋, 李彦, 等. 一种基于数据冗余校验的数字化变电站继电保护装置防误方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(5): 166-170.
- XU Zongguang, WEN Jifeng, LI Yan, et al. An anti-maloperation method based on redundancy data check for relay protection devices in digital substations[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(5): 166-170.
- [14] 赵冬梅, 谢家康, 王闯, 等. 基于 Bagging 集成学习的电力系统暂态稳定在线评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(8): 1-10.
- ZHAO Dongmei, XIE Jiakang, WANG Chuang, et al. On-line transient stability assessment of a power system based on Bagging ensemble learning[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(8): 1-10.
- [15] REN B, LUO Y, ZHOU N, et al. Fault location in high-voltage direct-current grids based on panoramic voltage features and vision transformers[J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2024, 158.
- [16] 王利福, 魏玉琪, 刘屹江泽. 基于 KPCA 与 IPFA-KELM 的变压器故障识别方法[J]. *控制工程*, 2023, 30(7): 1180-1189.
- WANG Lifu, WEI Yuqi, LIU Yijiangze. Transformer fault identification method based on KPCA and IPFA-KELM[J]. *Control Engineering of China*, 2023, 30(7): 1180-1189.
- [17] 欧阳鑫, 李志斌. 基于样本扩充和特征优选的 IGWO 优化 SVM 的变压器故障诊断技术[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(18): 11-20.
- OUYANG Xin, LI Zhibin. Transformer fault diagnosis technology based on sample expansion and feature selection and SVM optimized by IGWO[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(18): 11-20.
- [18] 李慧霞, 林海军, 邵耿荣, 等. 基于递推主元分析法的汽车衡称重传感器零点故障检测方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(1): 32-42.
- LI Huixia, LIN Haijun, SHAO Gengrong, et al. Zero-point fault detection of load cells in truck scale based on recursive principal component analysis[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2020, 34(1): 32-42.
- [19] 王洪彬, 曾星星, 赵红, 等. 继电保护电流测量回路极性检测方法[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(5): 772-777.
- WANG Hongbin, ZENG Xingxing, ZHAO Hong, et al. Polarity detection method of current measurement circuit in relay protection[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(5): 772-777.
- [20] 陶渊. 电子式互感器计量误差状态的在线评估研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2020.
- TAO Yuan. Research on online evaluation of measurement error state of electronic transformers[D]. Yichang: China Three Gorges University, 2022.
- [21] RAHMAN M, RASHID F, ROY K S, et al. Application of extreme learning machine (ELM) forecasting model on CO2 emission dataset of a natural gas-fired power plant in Dhaka, Bangladesh[J]. *Data in Brief*, 2024, 54.
- [22] 李菊, 崔东文. 基于数据分解与斑马算法优化的混合核极限学习机月径流预测[J/OL]. *长江科学院院报*: 1-9[2024-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1171.TV.20240405.1502.002.html>.
- LI Ju, CUI Dongwen. Zero-point fault detection of load cells in truck scale based on recursive principal component analysis[J/OL]. *Journal of Changjiang River Scientific Research Institute*: 1-9[2024-05-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1171.TV.20240405.1502.002.html>.
- [23] YI J, YUFENG X. Highly precise and efficient solution strategy for linear heat conduction and structural dynamics[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2021, 123(2): 366-395.
- [24] 刘颖. 提高智能变电站采样可靠性的研究与应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(19): 150-156.
- LIU Ying. Research on improvement of sampling reliability in smart substation and application[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(19): 150-156.

收稿日期: 2024-05-28; 修回日期: 2024-08-23

作者简介:

李振兴(1977—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统继电保护与安全稳定控制; E-mail: lzx2007001@163.com

龚世玉(2000—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统继电保护与安全稳定控制。E-mail: 1729686912@qq.com

(编辑 魏小丽)