

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.03.021

基于 PSO-ELM 的变压器油纸绝缘状态无损评估方法

张德文¹, 张健¹, 曲利民¹, 吴迪星², 刘贺千¹, 张明泽²

(1. 国网黑龙江省电力有限公司电力科学研究院, 黑龙江 哈尔滨 150030;

2. 哈尔滨理工大学(工程电介质及其应用教育部重点实验室), 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要:油浸式电力变压器作为电网的重要组成部分,其可靠运行至关重要。针对变压器长期运行后无法定量评估其绝缘状态的问题,文中开展了油纸绝缘模型的加速老化及受潮试验,探究了油纸绝缘老化及受潮程度对其回复电压曲线的影响规律,并提出采用粒子群优化-极限学习机(particle swarm optimization-extreme learning machine, PSO-ELM)算法的参数预测方法,实现了基于回复电压曲线特征参量的油纸绝缘老化与受潮状态量化评估。由油纸绝缘模型理化性能分析的对比结果可知,基于 PSO-ELM 方法的预测值精度远高于传统 ELM 方法,油纸绝缘内含水率及纸板聚合度预测的绝对误差范围分别小于 $\pm 0.4%$ 、 ± 30 。

关键词:油浸式变压器;油纸绝缘;回复电压;粒子群优化-极限学习机(PSO-ELM)算法;状态评估;无损检测

中图分类号:TM85

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2024)03-0201-08

0 引言

油浸式电力变压器是电网系统中的核心装置,其安全可靠将保障系统的稳定运行^[1-3]。变压器油与绝缘纸板搭建的复合结构构成了变压器主绝缘体系。在长期复杂的运行环境下,局部电场集中、高温运行环境、固有振动等因素均将加速变压器绝缘及密封装置老化,从而影响变压器的使用寿命^[4-6]。因此开展变压器绝缘状态评估具有十分重要的意义^[7-8]。

目前,国际电工委员会导则主要以常规电气性能测试法、气相及液相色谱分析法^[9-13]、变压器油取样法进行水分测试,间接评估绝缘纸板中的水分以判断变压器内部绝缘老化或受潮状态。通过电气性能测试法仅能定性比较绝缘的老化或受潮程度,现场试验一般仅能比较出厂试验值或前期试验结果;而液相色谱法一般测试结果偏差较大,这是测试时表征绝缘老化的特征量不稳定且易分解导致的。对于绝缘内水分含量的测试,目前采用的油-纸水分平衡曲线尚未考虑绝缘老化的影响,水分评估结果的准确度较低,因此传统的分析方法尚未能对变压器的绝缘状态进行可靠的量化分析^[14-15]。

目前考虑直流激励下变压器主绝缘介质极化与去极化过程的工程检测方法,主要有去极化电流法与回复电压法。相较于去极化电流法,回复电压法测试时获得的回复电压值较高,因此受到现场干

扰的情况较小,测试结果的准确度较高^[16-17]。目前国内外对回复电压的研究主要有:福州大学蔡金锭等采用多元参数回归方法对相关向量机(relevance vector machine, RVM)曲线进行解谱分析,实现了变压器绝缘状态的诊断^[18];Wolny 等建立了 Cole-Cole 模型参数与 RVM 特征参数的函数关系^[19];张涛等通过两个不同极化时间下与回复电压曲线相关特征值的提取,建立了特征值与油纸绝缘内水分及老化程度的量化关系^[20],但测试温度保持不变时,尚未消除测试温度的影响。目前现场试验时通过对测试后的回复电压曲线进行特征参数(回复电压峰值、回复电压曲线初始斜率以及中心时间常数)提取,建立特征参数与老化程度及含水量的表征关系,以此评估变压器油纸绝缘的绝缘状态^[21-23]。

在实际现场应用时回复电压法受到限制的原因主要有:一是现场环境温度的影响无法合理消除;二是测试时极化与去极化过程中的时间对回复电压曲线的影响较大,尚未有统一的时间标准;三是在实际测试中,变压器内绝缘老化和绝缘受潮两种情况的回复电压曲线有相同的变化趋势,如何量化区分是主要难点。

由以上分析可知,回复电压曲线的变化规律与油纸绝缘试样中的水分含量及绝缘的老化程度均有关,须通过回复电压测试定量区分绝缘老化及水分含量的影响。因此文中提出采用粒子群优化-极限学习机(particle swarm optimization-extreme learning machine, PSO-ELM)算法实现对回复电压曲线中特征参数的寻优分析,分别量化计算主绝缘内绝缘纸板的聚合度与水分含量,实现变压器绝缘状态

收稿日期:2023-12-15;修回日期:2024-02-26

基金项目:国家电网有限公司科技项目(5500-202330167A-1-1-ZN);国家自然科学基金资助项目(52307164)

评估。

1 模式识别方法与试验平台搭建

1.1 PSO-ELM 理论研究

极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种新型的单隐层前馈神经网络^[24],由于其具有学习速度快、泛化性能好等优点已被应用于故障诊断。

ELM 算法与传统神经网络相比,在相同学习精度下算法运算速度更快,ELM 网络如图 1 所示。

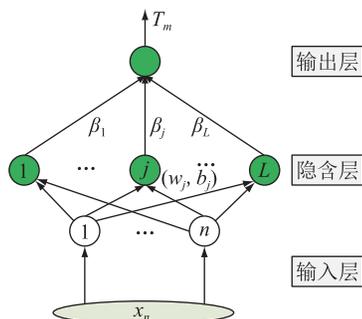


图 1 ELM 网络示意

Fig.1 Schematic diagram of ELM network

图 1 为有 n 个输入神经元, L 个隐层神经元和 m 个输出神经元且激活函数为 $g(x)$ 的 ELM 网络, j 为特定计数,其数学模型如式(1)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{T} \\ \mathbf{H} = [\mathbf{h}(x_1)^T \cdots \mathbf{h}(x_n)^T]^T = \\ \begin{bmatrix} g(\omega_{11}x_1 + b_1) & \cdots & g(\omega_{L1}x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(\omega_{1n}x_n + b_1) & \cdots & g(\omega_{Ln}x_n + b_L) \end{bmatrix}_{n \times L} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω_{ln} 为连接第 L 个隐层神经元和第 n 个输入层神经元的输入权重; x_n 为第 n 个输入层神经元的输入值; b_L 为第 L 个隐层神经元的偏置; $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1 \beta_2 \cdots \beta_L]^T$ 为输出权重向量; $\mathbf{T} = [T_1 T_2 \cdots T_m]^T$ 为训练样本期望输出向量; \mathbf{H} 为随机特征映射矩阵,被随机赋值后即保持不变。当隐藏神经元的个数 L 与训练样本个数 N 一致时,矩阵 \mathbf{H} 为可逆方阵,输出权重 $\boldsymbol{\beta}$ 为 \mathbf{H} 逆与 \mathbf{T} 的外积,使得神经网络以 0 误差拟合映射函数。如果隐藏神经元个数 L 远远小于训练样本个数 N ,此时不存在使 \mathbf{H} 与 $\boldsymbol{\beta}$ 外积为 \mathbf{T} 成立的解,如式(2)所示。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{T} - \mathbf{H}\boldsymbol{\beta}\|_F \quad (2)$$

根据极小范数准则,式(2)转化为求解线性系统的范数最小二乘解 $\boldsymbol{\beta}$,如式(3)所示。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (3)$$

式中: \mathbf{H}^+ 为隐藏层响应矩阵 \mathbf{H} 的广义逆矩阵。

在 ELM 算法中正交法经常被用于 \mathbf{H}^+ 的计算,然而迭代计算时若出现梯度爆炸或者梯度消失,将导致深度学习无法更新或更新停滞。因此当 ELM 算法的精度无法符合要求时,应对其进行参数优化,实现预测可靠性的提升。

PSO 算法具有简单、易于实现、快速找到局部最优等特点,算法中每个粒子的速度和位置进化如式(4)和式(5)所示。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(P_i(t) - x_i(t)) + c_2r_2(P_g(t) - x_i(t)) \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (5)$$

式中: $v_i(t)$ 为粒子 i 迭代 t 次后的速度; w 为权重惯性; $r_1(\cdot)$ 、 $r_2(\cdot)$ 为均匀分布的随机数函数; $P_i(t)$ 为粒子 i 个体的历史最佳位置; $P_g(t)$ 为集群所在的全局最优位置; $x_i(t)$ 为粒子 i 在迭代 t 次后所处的位置。

基于此,文中提出 PSO-ELM 法,对回复电压曲线特征参量进行参数寻优,以模糊集的形式区分油纸绝缘中的微水含量和老化程度(聚合度),以此完成油纸绝缘状态的评估。

1.2 测试平台与模型制备

在介质加压极化及去极化过程中,去极化不完全时将在介质两侧产生电势差,各测试阶段介质内回复电压的产生如图 2 所示。

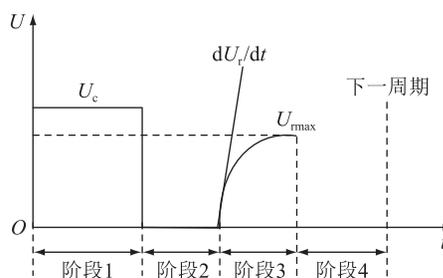


图 2 RVM 测试原理

Fig.2 RVM testing principle

(1) 阶段 1 为极化过程:由于外施电压的作用,待测试样产生极化现象,束缚电荷堆积在表面上,图 2 中测试时时间的激励电压为 U_c 。

(2) 阶段 2 为去极化过程:当试样两端短路时,表层电荷在短时间内立刻释放,与去极化电流测试阶段一致,但在进行回复电压测试时,去极化时间小于极化时间,以实现后续介质内电压的回复过程。

(3) 阶段 3 为电压回复过程:去极化过程的不充分使得自由电荷在电极两端产生电势差,开路测试时试样两端电压产生一个较大电压回复过程,其电压幅值逐渐升高至最大回复电压 U_{max} 后逐渐减小,回复电压曲线的初始阶段变化率用 dU_i/dt

表示。

(4) 阶段 4: 当回复电压达到最大值后将迅速衰减, 此阶段将极化过程中介质内累积的电荷释放。

文中在实验室环境下, 采用 10 kV 高压干簧管继电器控制电路开断, 以保证继电器对采样精度的影响降至最低, 并采用静电计 6517b 实现对油纸绝缘介质两侧电压回复过程的数据的采集, 在回复电压测试中采用三电极测试系统, 回复电压测试电路如图 3 所示。

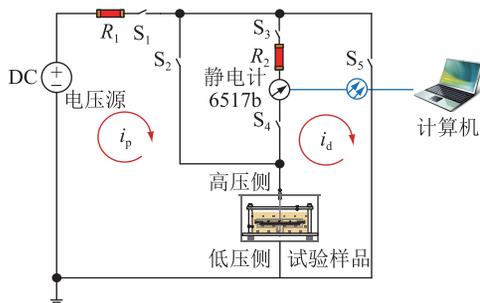


图 3 RVM 测试电路

Fig.3 RVM testing circuit

其中 S_1 — S_5 均为高压干簧管继电器, S_1 为主回路开关, S_2 为延时回路开关, S_3 为充电回路开关, S_4 为隔离电路开关, S_5 为放电回路开关; R_1 、 R_2 为 1 M Ω 的电路保护电阻。测试时第 1 个阶段对试样进行充分极化, 此时 S_1 、 S_2 闭合, S_3 、 S_4 、 S_5 打开, 此时在测试回路中出现极化电流 i_p ; 第 2 个阶段对试样进行短路去极化, 此时 S_2 、 S_5 闭合, S_1 、 S_3 、 S_4 打开, 此时在测试回路中出现极化电流 i_d ; 第 3 个阶段开路测试试样两端的电势差, 此时 S_1 、 S_2 打开, S_3 、 S_4 、 S_5 闭合, 此时试样两端的电势差通过静电计采样获得。

实际的变压器主绝缘由隔板、撑条及油隙组成, 结构搭建如图 4 所示。为模拟主绝缘结构, 文中在进行油纸绝缘模型制备时, 将绝缘纸板裁剪为 13 cm \times 13 cm、13 cm \times 3.5 cm 试样, 以此为缩比的主绝缘结构。试样处理时绝缘纸板及变压器油均干燥处理 96 h, 其中绝缘纸板的含水量应控制在 0.5% 以内, 变压器油的含水量小于 10 μ L/L, 采用浸渍后的油浸纸板搭建制备多组油纸绝缘模型, 文中选择的油与纸板的质量比为 15:1。

文中将油纸绝缘试样置于真空罐体里进行加速热老化试验, 油纸质量比为 15:1, 考虑到变压器油闪点及缩短老化试验周期的影响因素, 文中选择的加速老化温度为 130 $^{\circ}$ C, 试验时采用的老化烘箱、老化试验罐体、测试模型如图 5 所示。

在采用回复电压测试时, 文中将充放电时间设为 10 min 和 5 min, 测试电压为 500 V。在 30 $^{\circ}$ C、

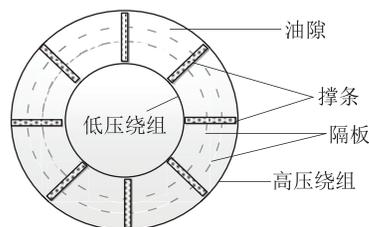


图 4 变压器主绝缘等效结构

Fig.4 Equivalent structure of transformer main insulation



图 5 老化平台及试验试样

Fig.5 Aging platform and test samples

60 $^{\circ}$ C、90 $^{\circ}$ C 测试温度下, 对上述制备的不同老化、受潮程度的油纸绝缘模型进行回复电压测试, 获得油纸绝缘回复电压曲线, 分析曲线的变化规律。

回复电压曲线的特征量主要包括回复电压峰值、中心时间常数、回复电压曲线的初始斜率, 将上述 3 个主要特征量作为训练集, 采用 PSO-ELM 算法对油纸绝缘模型内绝缘纸板的老龄化程度、水分含量进行预测, 并将预测结果与理化分析结果进行横向对比分析。

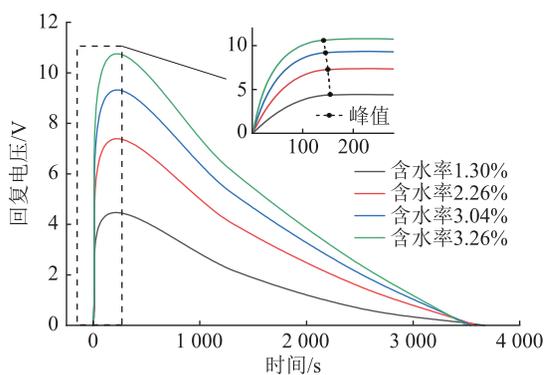
2 测试结果分析与预测方法验证

2.1 回复电压测试结果分析

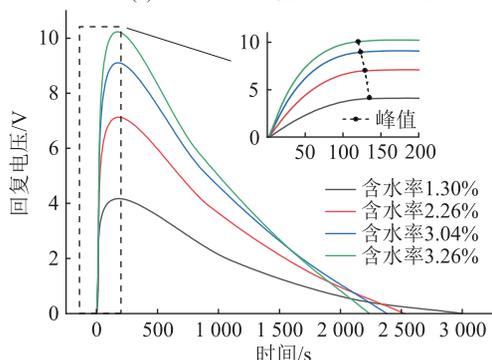
2.1.1 绝缘内微水含量对 RVM 测试结果的影响

变压器油纸绝缘中的水分来源主要为绝缘老化或受潮, 水分含量的升高将严重缩短绝缘的使用寿命。因此文中通过吸潮试验制备了 4 种不同水分含量 (1.30%、2.26%、3.04%、3.62%) 的油纸绝缘模型, 并在 30 $^{\circ}$ C、60 $^{\circ}$ C、90 $^{\circ}$ C 测试温度下分别进行回复电压测试 (测试中发现, 由于测试周期较短, 在不同测试温度下油浸纸板中的水分含量基本保持不变), 回复电压的测试结果如图 6 所示。

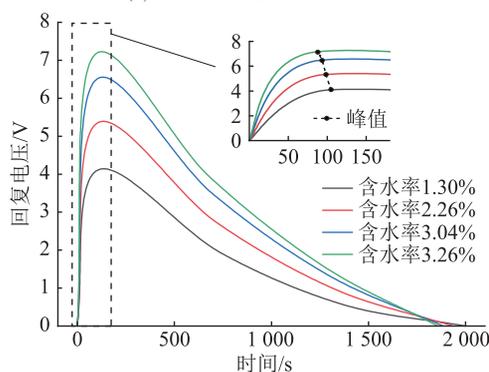
由曲线变化规律可知, 水分将导致介质的极化作用明显加强, 回复电压的峰值逐渐增加, 回复电压曲线的初始斜率逐渐增大; 同时对比不同测试温



(a) 30 °C测试温度下的RVM曲线



(b) 60 °C测试温度下的RVM曲线



(c) 90 °C测试温度下的RVM曲线

图6 不同微水含量回复电压曲线

Fig.6 Recovery voltage curves of different micro water contents

度下的测试曲线发现,随着测试温度的升高,回复电压曲线峰值降低,衰减周期减小。对于含水较小的油纸绝缘试样,测试温度仅影响恢复电压曲线的衰减时间。这是由于测试温度升高后,含水率较高的油纸绝缘内的电导特性增强,加快了电荷的运动过程。

2.1.2 绝缘老化程度对 RVM 测试结果的影响

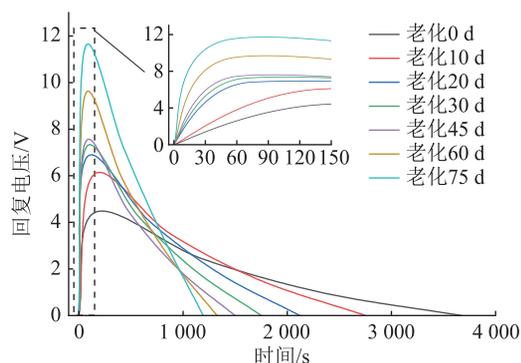
根据文中制定的老化试验,在 8 个不同老化周期下对油纸绝缘模型进行聚合度 (degree of polymerization, DP) 测试及回复电压测试,聚合度的测试结果如表 1 所示,回复电压测试结果如图 7 所示。

由图 7 中回复电压曲线变化规律可知,老化与水分对回复电压曲线影响不同,水分含量对曲线的衰减时间几乎无影响仅峰值变化,而油纸绝缘老化

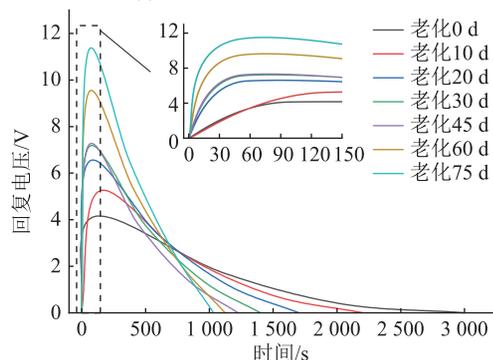
表 1 不同老化天数油浸纸板聚合度

Table 1 DP of oil-immersed pressboard of different aging days

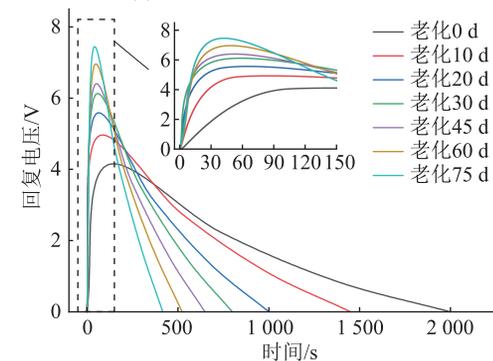
老化时间/d	DP	老化时间/d	DP
0	1 250	45	283
10	1 120	60	252
20	582	75	230
30	401		



(a) 30 °C测试温度下的RVM曲线



(b) 60 °C测试温度下的RVM曲线



(c) 90 °C测试温度下的RVM曲线

图7 不同老化天数回复电压曲线

Fig.7 Recovery voltage curves of different aging days

后回复电压峰值显著增加,且老化后回复电压的衰减周期显著减小,主要由于油纸绝缘老化后,纸板内的纤维素结构被破坏,油纸内极化电荷的能力降低,回复电压曲线下降阶段的梯度变化显著增大,且对于老化严重的油纸绝缘试样,测试温度的升高将显著影响恢复电压的峰值及衰减时间。

对不同老化阶段的油浸纸板进行扫描电镜扫

描观测,结果如图 8 所示。由图 8(a)可知,在未老化阶段,纤维素分子结构紧密,未出现明显的孔洞,由老化 75 d 后的微观形貌可知,纸板内纤维素出现断裂现象,纤维素的直径也变小,从微观上表现纸板结构被破坏,而宏观上可发现纸板变黑,表面出现残渣,纤维素断裂部分如图 8(b)中红色标注部分所示。因此,根据微观形貌可知,随着纸板老化程度的增加,纸板内的纤维素大分子断裂,聚合度下降,机械强度降低。

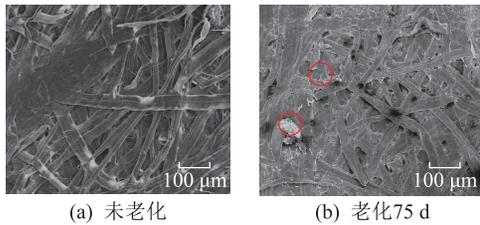


图 8 不同老化程度油浸纸板微观形貌观测

Fig.8 Observation of microstructures of oil-immersed pressboard with different agings

文中对油纸绝缘试样进行测试的同时统计各模型测试回复电压曲线的电压峰值、中心时间常数、曲线的初始斜率,以此作为后续算法参数训练的数据库,为实现绝缘状态预测提供数据支撑。

2.2 基于 PSO-ELM 算法的绝缘性能参数预测

ELM 算法不同于传统神经网络,其仅在训练前设置隐含层节点和无限可微的核函数,即可完成对数据的处理。ELM 算法能灵活控制隐藏层与输出层之间的关系,算法的学习速度快。但传统 ELM 算法隐含层个数等均为随机赋予,存在较大偶然性,致使预测结果的误差较大;同时,ELM 算法对初值敏感,对训练集中未出现的样本反应能力差,使其泛化能力不足。文中利用 PSO 算法对 ELM 算法进行优化,具体寻优过程如下:

步骤 1:初始化粒子群,随机设置种群中每个粒子的初始位置和速度;

步骤 2:确定适应度,计算每个粒子的适应度;

步骤 3:将每个粒子的适应度与个体的历史最佳置 P_i 相比较,如果 P_i 较好则更新其位置;

步骤 4:将粒子所在种群中的适应度与种群的全局最优位置 P_g 相比较,如果 P_g 较好则更新其位置;

步骤 5:调整粒子的速度和位置;

步骤 6:如果达到结束条件即位置足够好或达到最大迭代次数,上述迭代过程结束,否则继续步骤 2。

PSO-ELM 算法过程如图 9 所示,文中通过多组

油纸绝缘模型试样,以油纸绝缘的微水含量、老化程度、测试温度 3 个参数的改变,排列组合进行 135 组回复电压的测试。

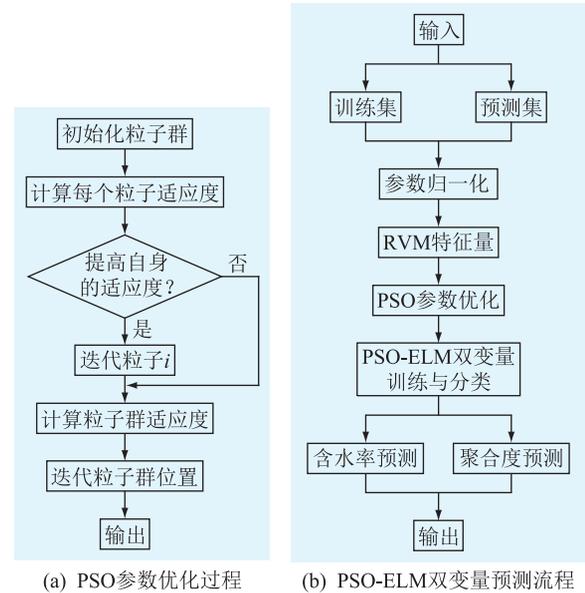


图 9 PSO-ELM 算法流程

Fig.9 Flowchart of PSO-ELM algorithm

将提取的回复电压曲线的特征量作为自变量、油纸绝缘聚合度及水分含量作为因变量,其中 100 组作为训练集输入、35 组作为预测输入集;同时在文中 PSO 算法中设定初始种群数量为 80、迭代次数为 150、初始惯性权重为 0.9、自我学习因子为 1.6、群体学习因子为 1.8。通过该方法得到预测集中各试样的水分含量与聚合度值,寻优计算时以水分含量与聚合度综合误差最小或稳定不变认定为寻优完成。

文中提出的 PSO-ELM 算法寻优计算时迭代次数为 200,迭代误差如图 10 所示。

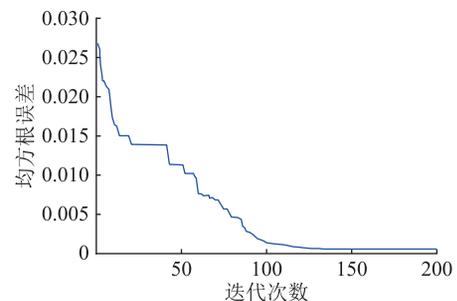


图 10 PSO-ELM 误差

Fig.10 Root mean squared error rate of PSO-ELM

当误差在第 122 次稳定在 0.000 86 时迭代计算完成。为了验证文中提出的 PSO-ELM 算法的稳定性,将特征数据库中的 135 组数据由算法随机选出 100 组作为训练集,剩余 35 组作为预测集,对比预测值与实测值的相对误差率,如图 11 所示。由于每

次预测和训练的数据库不同,因此若能保证每次的相对误差率都在可接受范围内,则该算法规避了偶然性。

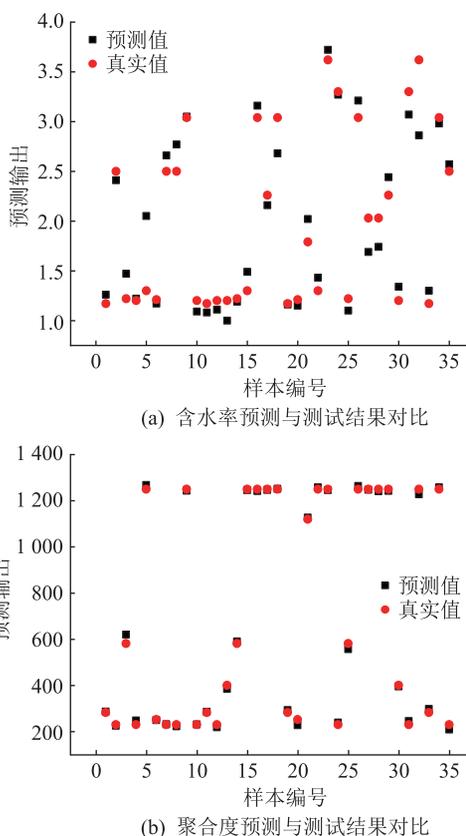


图 11 PSO-ELM 算法预测油纸绝缘的含水率、聚合度

Fig.11 Predicting moisture contents and degrees of polymerization of oil-paper insulation by PSO-ELM algorithm

表 2 为 PSO-ELM 算法的预测值与实测值对比数据。

由表 2 可知,PSO-ELM 算法通过对训练集的训练、寻优及对圈层权重进行迭代后的预测误差远小于 ELM 预测结果,且利用 PSO-ELM 算法可有效地将油纸绝缘模型中含水率与老化程度区分开。根据计算可知,由于测试结果的随机性较大,在含水率的预测结果中,第 5 组及 32 组出现了绝对误差极大值 0.75%与极小值-0.76%两个坏点,其余各组的绝对误差均较小(其余各组中最大绝对误差为-0.36%),坏点处的预测值严重偏离其他计算结果,因此在不考虑预测结果中出现的坏点时,文中获得的含水率及聚合度绝对误差范围分别小于 $\pm 0.4\%$ 、 ± 30 。

当后续应用 PSO-ELM 算法对其他油纸绝缘试样/模型进行绝缘状态预测时,可将前期实验室获得的全部基础数据作为训练集,油纸绝缘状态的准确评估,同时也需进一步扩宽测试范围,建立更完善的数据训练集,降低数据的分散性。

表 2 预测数据与实测数据

Table 2 Predicted values and measured data

序列号	ELM 预测含水率/%	PSO-ELM 预测含水率/%	含水率实测值/%	ELM 预测聚合度	PSO-ELM 预测聚合度	聚合度实测值
1	1.34	1.26	1.17	369	287	283
2	4.08	2.41	2.50	289	225	230
3	1.88	1.47	1.22	739	620	582
4	1.31	1.22	1.20	151	248	230
5	2.09	2.05	1.30	1 206	1 268	1 250
6	1.49	1.17	1.21	302	250	252
7	2.59	2.66	2.50	131	232	230
8	2.38	2.77	2.50	186	223	230
9	2.67	3.05	3.04	1 227	1 244	1 250
10	0.98	1.09	1.20	78	231	230
11	1.27	1.08	1.17	365	286	283
12	1.47	1.11	1.20	207	219	230
13	0.97	1.00	1.20	515	385	401
14	1.39	1.19	1.22	598	591	582
15	2.23	1.49	1.30	1 239	1 246	1 250
16	3.01	3.16	3.04	1 269	1 242	1 250
17	2.18	2.16	2.26	1 220	1 247	1 250
18	2.42	2.68	3.04	1 183	1 252	1 250
19	1.37	1.16	1.17	375	293	283
20	1.11	1.15	1.21	258	228	252
21	2.35	2.02	1.79	1 129	1 127	1 120
22	1.91	1.43	1.30	1 269	1 258	1 250
23	3.50	3.72	3.62	1 292	1 246	1 250
24	2.62	3.27	3.30	164	239	230
25	1.26	1.10	1.22	645	557	582
26	3.01	3.21	3.04	1 318	1 264	1 250
27	2.28	1.69	2.03	1 375	1 248	1 250
28	1.85	1.74	2.03	1 234	1 241	1 250
29	2.35	2.44	2.26	1 221	1 243	1 250
30	1.82	1.34	1.20	547	396	401
31	2.89	3.07	3.30	157	246	230
32	2.52	2.86	3.62	1 153	1 228	1 250
33	1.48	1.30	1.17	395	298	283
34	2.94	2.98	3.04	1 260	1 258	1 250
35	2.49	2.57	2.50	176	209	230

3 结论

文中通过试验得到油纸绝缘回复电压曲线特征参量变化规律并进行分析,提出采用 PSO-ELM 算法实现对油纸绝缘老化、受潮程度的量化评估,得到的主要结论如下:

(1) 油纸绝缘内水分含量与绝缘老化程度均使得回复电压曲线最大值显著增加,相同测试温度

下,水分含量对回复电压曲线的衰减时间几乎无影响,而油纸绝缘老化后回复电压衰减时间显著降低;

(2) 文中提出的 PSO-ELM 算法避免了原始 ELM 算法随机性,粒子群的寻优过程提高了 ELM 算法的稳定性和准确度;

(3) 将基于回复电压曲线特征参数预测的油纸绝缘含水率、聚合度结果与理化性能测试相比较,含水率预测的绝对误差范围小于 $\pm 0.4\%$,绝缘纸板聚合度预测的绝对误差范围小于 ± 30 。

参考文献:

- [1] 杨志,黄雯利,赵丽娟. 光纤传感技术在油浸式电力变压器状态监测应用的研究进展[J]. 高压电器,2023,59(6):137-146.
YANG Zhi,HUANG Wenli,ZHAO Lijuan. Research progress of fiber-optic sensing technology in condition monitoring and application in oil-immersed power transformer[J]. High Voltage Apparatus,2023,59(6):137-146.
- [2] 刘道生,周春华,丁金,等. 变压器纳米改性油纸复合绝缘研究综述[J]. 电工技术学报,2023,38(9):2464-2479,2490.
LIU Daosheng,ZHOU Chunhua,DING Jin,et al. Research overview of oil-paper composite insulation modified by nano particles for transformer[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(9):2464-2479,2490.
- [3] 李元,李星辉,孙渭薇,等. 基于多模型级联的油浸式电力变压器故障诊断方法[J]. 智慧电力,2023,51(6):86-92.
LI Yuan,LI Xinghui,SUN Weiwei,et al. Fault diagnosis method of oil-immersed power transformer based on multi-model cascade fusion[J]. Smart Power,2023,51(6):86-92.
- [4] 马宏忠,吴金利,陈冰冰,等. 电力变压器振动特性分析与固有频率识别[J]. 高压电器,2023,59(6):82-92.
MA Hongzhong,WU Jinli,CHEN Bingbing,et al. Vibration characteristic analysis and natural frequency identification of transformer[J]. High Voltage Apparatus,2023,59(6):82-92.
- [5] 吴晓文,张壮壮,祝令瑜,等. 负载因素对 10 kV 三相油浸式配电变压器振动特性影响的仿真研究[J]. 高压电器,2022,58(10):106-115.
WU Xiaowen,ZHANG Zhuangzhuang,ZHU Lingyu,et al. Simulation research on influence of load factors on vibration characteristics of 10 kV three phase oil immersed distribution transformer[J]. High Voltage Apparatus,2022,58(10):106-115.
- [6] 邹阳,何倩玲,蔡金锭. 基于组合赋权-双基点法的变压器油纸绝缘状态综合评估[J]. 电工技术学报,2019,34(20):4400-4408.
ZOU Yang,HE Qianling,CAI Jinding. Comprehensive evaluation of transformer oil-paper state based on combined weight-double base point method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2019,34(20):4400-4408.
- [7] 赵洪山,常杰英,曲岳晗,等. 基于二元非线性 Wiener 随机过程的变压器油纸绝缘剩余寿命预测方法[J]. 电工技术学报,2023,38(15):4040-4049.
ZHAO Hongshan,CHANG Jieying,QU Yuehan,et al. Residual life prediction method of transformer oil-paper insulation based on binary nonlinear Wiener random process[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(15):4040-4049.
- [8] 范贤浩,刘捷丰,张懿议,等. 融合频域介电谱及支持向量机的变压器油浸纸绝缘老化状态评估[J]. 电工技术学报,2021,36(10):2161-2168.
FAN Xianhao,LIU Jiefeng,ZHANG Yiyi,et al. Aging evaluation of transformer oil-immersed insulation combining frequency domain spectroscopy and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36(10):2161-2168.
- [9] 唐峰,吕启深,向真,等. 变压器油中糠醛含量的检测[J]. 分析仪器,2020(5):104-106.
TANG Feng,LV Qishen,XIANG Zhen,et al. Detection of furfural in transformer oil by gas chromatography[J]. Analytical Instrumentation,2020(5):104-106.
- [10] 廖瑞金,冯大伟,邓帮飞,等. 绝缘油中抗氧化剂 DBPC 对油纸绝缘老化速率及糠醛生成特性影响研究[J]. 电工技术学报,2018,33(7):1652-1661.
LIAO Ruijin,FENG Dawei,DENG Bangfei,et al. Influence of DBPC in insulating oil on aging rate of oil-paper system and production characteristics of furfural[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2018,33(7):1652-1661.
- [11] LI S J,GE Z,ABU-SIADA A,et al. A new technique to estimate the degree of polymerization of insulation paper using multiple aging parameters of transformer oil[J]. IEEE Access,2019,7:157471-157479.
- [12] HAO J,FENG D W,LIAO R J,et al. Effect of temperature on the production and diffusion behaviour of furfural in oil-paper insulation systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution,2018,12(13):3124-3129.
- [13] LIU J F,GENG C H,FAN X H,et al. Investigation on dynamic diffusion behavior of furfural in oil-pressboard insulation under partial oil replacement condition[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2021,28(3):1044-1052.
- [14] ZHOU L J,LIAO W,WANG D Y,et al. Experimental studies on the estimated life of oil-immersed insulation paper in traction transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2021,36(5):2646-2657.
- [15] 廖瑞金,王有元,刘航,等. 输变电设备状态评估方法的研究现状[J]. 高电压技术,2018,44(11):3454-3464.
LIAO Ruijin,WANG Youyuan,LIU Hang,et al. Research status of condition assessment method for power equipment[J]. High Voltage Engineering,2018,44(11):3454-3464.
- [16] 蔡超,刘庆珍,范映,等. 基于油纸绝缘变压器回复电压法的半峰周期极化谱分析[J]. 电气技术,2020,21(3):79-83,90.
CAI Chao,LIU Qingzhen,FAN Ying,et al. Half-peak periodic polarization spectrum analysis of oil-paper insulated transformer based on recovery voltage method[J]. Electrical Engineering,2020,21(3):79-83,90.
- [17] 范永强,田晓云,岳永刚. 基于回复电压法的变压器油纸绝缘老化状态分析[J]. 内蒙古电力技术,2017,35(6):21-25.

- FAN Yongqiang, TIAN Xiaoyun, YUE Yonggang. Application of aging state of oil-paper insulation based on return voltage method[J]. Inner Mongolia Electric Power, 2017, 35(6): 21-25.
- [18] 蔡金锭,刘永清,蔡嘉. 油纸绝缘变压器极化等效电路分析及其老化评估[J]. 电工技术学报, 2016, 31(15): 204-212. CAI Jinding, LIU Yongqing, CAI Jia. Analysis of equivalent circuit of oil-paper insulation transformer relaxation response and aging evaluation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(15): 204-212.
- [19] WOLNY S, ADAMOWICZ A, LEPICH M. Influence of temperature and moisture level in paper-oil insulation on the parameters of the cole-cole model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 246-250.
- [20] ZHANG T, TAN X R, ZHANG B, et al. Study on moisture and aging of oil-paper insulation using relative initial slope of recovery voltage[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2016, 26(7): 0609404.
- [21] 许梦素,莫付江,陈惠,等. 基于回复电压法的变压器油纸绝缘状况的等效仿真分析[J]. 绝缘材料, 2018, 51(1): 70-74. XU Mengsu, MO Fujiang, CHEN Hui, et al. Ageing condition equivalent simulation of transformer oil-paper insulation based on recovery voltage method[J]. Insulating Materials, 2018, 51(1): 70-74.
- [22] 蔡金锭,叶荣,陈汉城. 回复电压多元参数回归分析的油纸绝缘老化诊断方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 5080-5089. CAI Jinding, YE Rong, CHEN Hancheng. Aging diagnosis method of oil-paper insulation based on multiple parameter regression analysis of recovery voltage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 5080-5089.
- [23] 刘益军,欧晓妹,李恒真,等. 基于回复电压法的主变压器绝缘测试分析[J]. 广东电力, 2015, 28(12): 129-131. LIU Yijun, OU Xiaomei, LI Hengzhen, et al. Analysis on main transformer insulation testing based on return voltage method[J]. Guangdong Electric Power, 2015, 28(12): 129-131.
- [24] 马致颖,赵佰亭,冯铸,等. 卷积神经网络与 ELM 的图像分类算法研究[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2021, 37(4): 415-421. MA Zhiying, ZHAO Baiting, FENG Zhu, et al. Image classification algorithm based on convolutional neural network and extreme learning machine[J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition), 2021, 37(4): 415-421.

作者简介:



张德文

张德文(1984),男,硕士,高级工程师,从事电力设备检测及故障诊断分析相关工作(E-mail: dewen1984@163.com);

张健(1981),男,硕士,研究员级高级工程师,从事电力设备状态监测及故障诊断工作;

曲利民(1990),男,硕士,工程师,从事电力变压器(电抗器)故障诊断相关工作。

The assessment method of transformer oil-paper insulation state based on PSO-ELM

ZHANG Dewen¹, ZHANG Jian¹, QU Limin¹, WU Dixing², LIU Heqian¹, ZHANG Mingze²

(1. State Grid Heilongjiang Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Harbin 150030, China;

2. Harbin University of Science and Technology (Key Laboratory of Engineering Dielectrics and Its Application, Ministry of Education), Harbin 150080, China)

Abstract: Oil-immersed power transformer is an important part of power grid, and its reliable operation plays a vital role in power system security. Aiming at the problem that the insulation state of transformer cannot be assessed quantitatively after long-term operation, the accelerated aging and damp tests of oil-paper insulation model are carried out in this paper. The influence of aging and damp of oil-paper insulation on its recovery voltage curves is explored. The particle swarm optimization (PSO) is used to improve the parameter prediction method of extreme learning machine (ELM), which realizes the quantitative assessment of aging and moisture of oil-paper insulation based on the characteristic parameters of the recovery voltage curve. By comparing the physical and chemical performance analysis of oil-paper insulation models, it is shown that the prediction accuracy of PSO-ELM method is much higher than that of traditional ELM method. The absolute error range for predicting the moisture content of oil-paper insulation the degree of polymerization (DP) of pressboard is less than $\pm 0.4\%$ or ± 30 , respectively.

Keywords: oil-immersed transformer; oil-paper insulation; recovery voltage; particle swarm optimization-extreme learning machine (PSO-ELM) algorithm; state assessment; non-destructive testing

(编辑 李栋)