

采用混合核函数支持向量机算法的大型发电机 定子线棒绝缘状态评估方法

张跃¹, 梁智明¹, 胡波¹, 张莹², 李志成², 刘凌²

(1. 东方电气集团东方电机有限公司, 618000, 四川德阳; 2. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为解决大容量发电机定子线棒的绝缘状态难以评估的问题,提出了一种采用混合核函数支持向量机算法的大型发电机定子线棒绝缘状态评估方法。该方法根据多因子老化试验平台,得到能表征定子线棒绝缘老化状态的非破坏性特征参量如吸收比、介质损耗、介损增量等在不同周期下的数值,并通过计算皮尔逊相关系数进一步验证上述非破坏性参量在数值上与剩余击穿场强的显著相关性;然后采用混合核函数支持向量机算法建立定子线棒非破坏性特征参量与剩余击穿场强的映射关系模型,预测出定子线棒剩余击穿场强;最后结合层次分析法及上述支持向量机算法的预测结果实现了对发电机定子主绝缘状态的评估。数值仿真结果表明:与传统单核函数支持向量机预测算法相比,基于混合核函数支持向量机和层次分析法的评估方法弥补了单核核函数预测结果不收敛的缺陷,对剩余击穿场强的识别准确率达到97%,该方法表现出了较强的状态评估能力。

关键词: 发电机;定子线棒;非破坏性特征参量;支持向量机;状态评估

中图分类号: TM31 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202006006 **文章编号:** 0253-987X(2020)06-0044-07



OSID 码

An Evaluation Method for Insulation State of Large Generator Stator Bar Based on Support Vector Machine with Hybrid Kernel Function

ZHANG Yue¹, LIANG Zhiming¹, HU Bo¹, ZHANG Ying², LI Zhicheng², LIU Ling²

(1. Dongfang Electric Machinery Co. Ltd., Deyang, Sichuan 618000, China;

2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A method using a support vector machine algorithm with hybrid kernel function is proposed to solve the problem that it is difficult to evaluate the insulation status of stator bars of large-capacity generators. The method bases on a multi-factor aging test platform to obtain non-destructive characteristic parameters such as absorption ratio, dielectric loss, and dielectric loss increment at different periods that can characterize the insulation aging state of a stator bar. Pearson correlation coefficient is calculated to further verify the significant correlation between the above non-destructive parameters and the residual breakdown field strength. Then the support vector machine algorithm with hybrid kernel function is used to establish the mapping relationship between the non-destructive characteristic parameters of the stator bar and the residual breakdown field strength and to predict the residual breakdown field strength of the stator bar. Finally, the main insulation state of the generator stator is evaluated by the analytic hierarchy process and prediction results based on the support vector machine algorithm.

收稿日期: 2019-12-25。 作者简介: 张跃(1982—),男,博士,高级工程师;刘凌(通信作者),男,博士,副教授,博士生导师。
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51977173)。

网络出版时间: 2020-03-10

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200310.1142.005.html>

Numerical simulation results and a comparison with the traditional single-kernel function support vector machine algorithm show that the algorithm based on the proposed support vector machine and the analytic hierarchy process makes up the shortcoming that the prediction results of the single-core kernel function do not converge, and the recognition accuracy of breakdown field strength reaches 97%. The method shows a strong state assessment ability.

Keywords: generator; stator bar; non-destructive parameters; support vector machine; state evaluation

大型发电机是电力系统的关键设备之一,其运行的可靠性关系到电网的运行稳定性。大型发电机安全运行的威胁之一主要来自于绝缘体系的可靠性问题,在电机运行过程中,定子绕组要受到电、热、机械、环境等多种因素的联合作用,绝缘性能逐步劣化。绝缘严重老化时会引起发电机的绝缘故障^[1-2]。在非电量检测方法研究上,一些学者使用热重分析法^[3]、红外光谱法^[3-4]、动态力学分析法^[5]、超声波法^[6]等基于材料结构分析的方法对发电机定子线棒主绝缘状态进行预测和评估。热重分析法是测量待测样品质量与温度关系的一种热分析技术;红外光谱法是对物质结构进行定性定量分析,通过研究红外光谱中特征峰的位置、吸收强度可得知定子线棒的主绝缘材料成分的变化情况,进而提取出绝缘老化信息;动态力学分析法是通过在被测高分子聚合物上施加正弦交变载荷获取聚合物材料信息的分析方法;超声波法是对发电机定子线棒进行连续无损检测,根据超声波速的变化获得绝缘老化信息^[7]的方法。

上述研究都为定子线棒的状态预测和评估做出了巨大贡献,但都有其局限性。对发电机定子线棒绝缘状态评估的一个较好方法是推断出定子线棒主绝缘的剩余击穿场强。乐波等提出用最大放电量增加率评定绝缘的老化状态^[8];文献[9-11]的研究结果表明:吸收比 K_m 可反应绝缘受潮程度及整体缺陷情况;发电机环氧云母定子绕组绝缘老化鉴定导则规定介损增量、介质损耗是表征主绝缘材料性能的重要参数。为了提高对剩余击穿场强的预测的准确性,本文提出一种采用混合核函数支持向量机(SVM)智能算法的汽轮发电机定子线棒主绝缘状态评估方法。采用统计学家皮尔逊相关系数公式^[12-13]定量计算吸收比、介质损耗、介损增量、最大放电量增加率这 4 个非破坏性特征参量与剩余击穿场强在数值上的相关性,进一步将上述 4 个参数作为混合核函数支持向量机模型的主要输入参量,并通过核函数可平滑切换的支持向量机算法^[14-16]和

层次分析法^[17-18]建立发电机定子绝缘状态评估模型,实现对发电机定子主绝缘状态的评估与预测。

1 基于混合核函数 SVM 算法的定子线棒回归预测模型

1.1 发电机定子线棒非破坏性特征参量

提取与剩余击穿场强相关程度高的发电机定子线棒非破坏性特征参量是准确预测和评估定子线棒主绝缘状态的前提。由于吸收比 K_m 、介质损耗、介损增量和最大放电量增加率这 4 个非破坏性特征参量能够定性描述发电机主绝缘状态特征,因此,本文在试验过程中选取吸收比、介质损耗、介损增量和最大放电量增加率作为支持向量机评估模型的输入参量。

在测量绝缘电阻时,将试验电压施加 60 s 时的测量值 R_{60} 与施加 15 s 时的测量值 R_{15} 之比称为吸收比 K_m ,表达式如下

$$K_m = \frac{R_{60}}{R_{15}} = \frac{I_{15}}{I_{60}} \quad (1)$$

介质损耗是有功电流与无功电流之比,因此其值不受试样的物理形状和外施电压大小的影响;介损增量是指 $0.6U_N$ 下的介质损耗角正切值与 $0.2U_N$ 下的介质损耗角正切值之差, U_N 为额定电压。

最大放电量增加率为

$$N_q = \ln(q_{1\max}/q_{2\max}) \quad (2)$$

式中: $q_{1\max}$ 为额定电压 U_{N1} 下的最大放电量; $q_{2\max}$ 为 $0.63U_{N1}$ 下的最大放电量,反映了最大放电量随施加电压的变化特性。发电机定子线棒 4 个非破坏性特征参量提取试验平台如图 1 所示。

两个变量之间的皮尔逊相关系数定义为两个变量之间的协方差和标准差的商,计算公式如下

$$\rho = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

式中: ρ 为相关系数,当 $\rho=0$ 时为完全不相关,当 $0 < |\rho| < 0.3$ 为基本不相关, $0.3 < |\rho| < 0.5$ 为低度

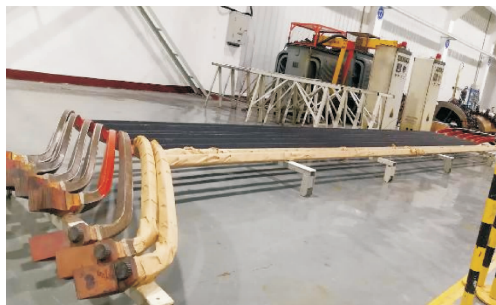


图1 定子线棒4个非破坏性特征参量提取试验平台

相关, $0.5 < |\rho| < 0.8$ 为显著相关, $0.8 < |\rho| < 1$ 为高度相关, $|\rho| = 1$ 为完全相关。结合试验数据, 根据皮尔逊相关性理论来判断吸收比、介质损耗、介损增量和最大放电量增加率这4个非破坏性特征参量与剩余击穿场强的相关性, 结果如图2所示。

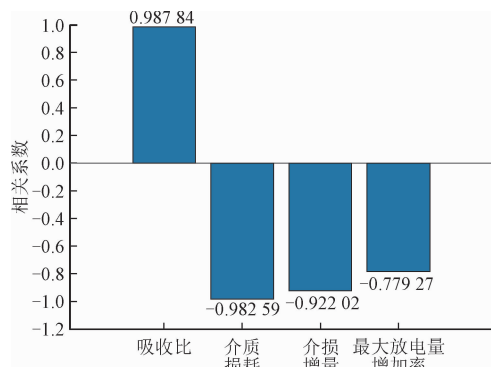


图2 4个非破坏性特征参量与剩余击穿场强的相关系数柱状图

由图2可以看出, 4个非破坏性特征参量与剩余击穿场强相关系数绝对值均大于0.7, 可见吸收比、介质损耗、介损增量和最大放电量增加率与剩余击穿场强在数值上显著相关。

1.2 混合核函数的SVM回归预测模型

对于线性可分SVM, 假定输入样本为 $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in \mathbf{R}^d$, $y_i \in \{+1, -1\}$, $+1, -1$ 分别表示正类和负类。存在超平面 $\omega x + b = 0$ 能将两类样本正确分开, 其中 ω 是超平面的法向量, b 表示偏置。空间中存在多个超平面能将两类样本正确分开, 而最优超平面不仅要保证经验风险最小, 又要保证置信风险最小, 即将两类样本正确分开的同时使得任意样本的点到最优超平面的距离大于等于1^[19]。两类样本的分类间隔为 $2/\|\omega\|$, 寻找最优超平面即是找到 ω 和 b 的最优值, 使分类间隔最大化并满足

$$y_i(\omega x_i + b) \geq 1 \quad (4)$$

此时, 寻找最优超平面的问题可转化为求解下列方

程的最优解问题

$$\left. \begin{aligned} \min \Phi(\omega) &= \frac{\|\omega\|^2}{2} \\ \text{s. t. } y_i(\omega x_i + b) &\geq 1, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

对于线性不可分向量机, 在约束条件中引入非负松弛变量 ζ_i , 其形式为

$$y_i(\omega x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (6)$$

目标函数如下

$$\min \Phi(\omega, \zeta_i) = \frac{\|\omega\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n \zeta_i \quad (7)$$

式中: C 为惩罚系数, 表示对错分样本惩罚的程度。

对于非线性SVM, 解决非线性不可分问题的方法是将低维空间的样本集通过核函数映射到高维空间, 使样本集在高维空间线性可分。假设非线性样本 x_i 通过核函数映射到高维特征空间后的形式为 $\phi(x_i)$, 对于线性可分的样本 $\phi(x_i)$, SVM优化问题的数学形式为

$$\left. \begin{aligned} \min \Phi(\omega) &= \frac{\|\omega\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^n \zeta_i \\ \text{s. t. } y_i(\omega \phi(x_i) + b) &\geq 1 - \zeta_i, \zeta_i \geq 0, \\ i &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

SVM有多种核函数, 线性核函数计算简单, 可解释性强, 适用于小样本建模。使用线性核函数建立非破坏性特征参量的SVM回归预测模型, 线性核函数数学形式如下

$$K(x_j, x_i) = x_j^T x_i \quad (9)$$

式中: x_j, x_i 分别表示样本集中第 j 个和第 i 个特征向量。

高斯径向基核函数具有学习能力强、可映射到无限维等优点。基于上述非破坏性特征参量的SVM回归预测模型的预测结果, 使用高斯径向基核函数建立剩余击穿场强的SVM回归预测模型, 径向基核函数数学形式如下

$$K(x_j, x_i) = \exp(-g\|x_j - x_i\|^2), \gamma > 0 \quad (10)$$

式中: g 为人工设置的核函数参数, 为正实数。

SVM参数的选取影响到定子线棒主绝缘状态评估的准确性。惩罚参数 C 和核函数参数 g 是其中两个关键参数, 其中核函数参数 g 是调整模型的复杂度的指标, g 值越小模型复杂度越低, g 值越高, 则模型复杂度越大。采用网格搜索、交叉验证的分析方法进行参数寻优^[20]。交叉验证方法采用 k 折交叉验证法, 其原理是将数据集分成 k 个子集, 每个子集均做一次测试集, 其余的子集作为训练集。 k 折交叉验证重复 k 次, 并将 k 次的平均交叉验证识

别率作为结果。参数寻优具体步骤如下:

(1) 选定 C 和 g 的一组初始范围进行粗略搜索,绘制 SVR 参数寻优等高线图和 3D 视图,选取 C 、 g 的初始变化范围为 2^{-8} 至 2^8 ,步长为 0.8;

(2) 通过查看等高线图或 3D 视图得到交叉验证准确率在图中出现最高值的区域,以此作为下一步网格搜索的参数范围;

(3) 调小步长,再重复进行网格搜索,找到使准确率最高的最优参数值 C 和 g 。

仿真结果证明,非破坏性特征参量的 SVM 回归预测模型使用计算简单、适合小样本建模的线性核函数,其损失函数有较好的收敛结果且预测结果和趋势更为准确。剩余击穿场强的 SVM 回归预测模型比上述模型复杂,而高斯径向基核函数具有学习能力强、可映射到无限维等优点,适用于复杂的剩余击穿场强的 SVM 回归预测模型。本文根据不同的样本特征选择不同的核函数,减小了预测误差。汽轮发电机定子主绝缘状态预测建模步骤如下。

步骤 1 为减小不同特征参量之间因为量级差距大而带来误差,将试验得到的数据经过整理、计算,对样本集进行归一化处理。映射关系如下

$$f: x \rightarrow y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + 1 \quad (11)$$

式中: $x, y \in \mathbf{R}^n$; $x_{\min} = \min(x)$; $x_{\max} = \max(x)$ 。

步骤 2 采用线性核函数建立非破坏性特征参量回归预测模型。以时间样本为输入,非破坏性特征参量样本为输出,通过网格搜索、交叉验证得到非破坏性特征参量模型的惩罚参数 C ,基于惩罚参数对该模型进行训练,预测出未来时间对应的非破坏性特征参量。

步骤 3 采用高斯径向基核函数建立剩余击穿场强回归预测模型。以非破坏性特征参量样本为输入,剩余击穿场强样本为输出,通过网格搜索、交叉验证得到剩余击穿场强回归预测模型的惩罚参数 C 和核函数 g ,基于上述两个参数对该模型进行训练,进而预测出步骤 2 所得到的非破坏性参量对应的剩余击穿场强。

步骤 4 已知单根线棒平均击穿电压下降到额定电压的 2.5 至 3 倍以下判断为绝缘老化失效,对真机线棒的参数进行计算可知,当剩余击穿场强下降到 10.19 kV/mm 时绝缘老化失效,即可得到剩余击穿场强为 10.19 kV/mm 时所对应的临界寿命。

基于混合核函数的 SVM 回归预测模型的建模流程图如图 3 所示。

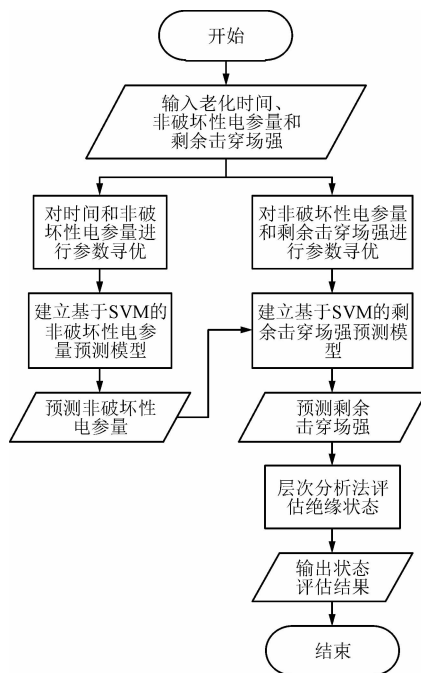


图 3 状态预测建模流程图

2 基于层次分析法的定子线棒主绝缘参量权重分析

定子线棒主绝缘的状态不仅与电老化有关,还与热老化有关。以上基于混合核函数的 SVM 回归预测模型未考虑温度对绝缘老化的影响,因此采用层次分析法来定量描述电老化和热老化对发电机定子线棒主绝缘的影响。

通过层次分析法对定子线棒主绝缘进行状态评估的基本思想是根据相关研究制定得分标准,选取影响或反映定子线棒主绝缘的参量,由层次分析法确定参量的相对权重,最终综合权重和各个参量的分值计算出定子线棒运行状态的特征指标数值。层次分析法的具体步骤如下。

步骤 1 制定得分标准。本项研究依据中国南方电网导则,将各个参量的满分设置为 100 分,并在百分制的基础上划分 4 个等级。表 1 为参量的得分标准。以临界寿命为例,经与现场工作专家探讨,汽轮发电机运行 40 年即需返厂维修,因此以 0 和 40 为阈值,平均划分出 4 个区间,根据临界寿命的预测结果对应的区间,即可得到参量的相应得分。

步骤 2 选定参量。参量应是能够有效反映或影响定子线棒状态的物理量。选定临界寿命和绕组温度为评判老化状态的参量。临界寿命是基于支持向量机回归预测模型得到的临界剩余击穿场强对应的时间,其可以在很大程度上反映线棒的老化程度。绕

组温度会影响到线棒的老化速度,因此也是评价状态的重要指标。

表 1 参量的得分标准

等级	得分	意义
A	100	对设备几乎无影响
B	80	对设备影响较小
C	60	对设备影响较大
D	40	对设备影响很大

步骤 3 确定相对权重。为了得到临界寿命和绕组温度重要程度的两两比较矩阵,判断矩阵采用的是 1~9 标度法。假设临界寿命相对于绕组温度的重要程度为 m (m 为正整数且取值范围为 1~9),根据标度法得到参量之间的两两比较矩阵如表 2 所示。通过对线棒进行热老化寿命试验验证,对 m 进行筛选得到 m 的最终值。确定了参量的两两比较矩阵之后,即可采用规范列平均法计算相对权重。首先,计算标准两两比较矩阵。矩阵的每一个元素都等于原有矩阵对应元素在列向量加和中所占的比例,行元素算术平均值的大小则反映了权重。在规范列平均法中,标准两两比较矩阵每一行的平均值即为该综合参量的相对权重。计算得到临界寿命的相对权重是 0.888 9,绕组温度的相对权重是 0.111 1。

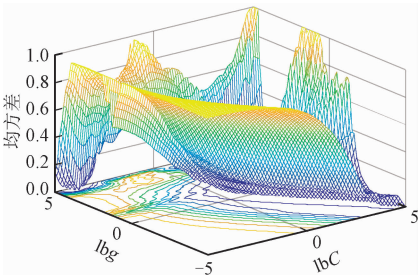
表 2 参量两两比较矩阵

参量	临界寿命	绕组温度
临界寿命	1	m
绕组温度	$1/m$	1

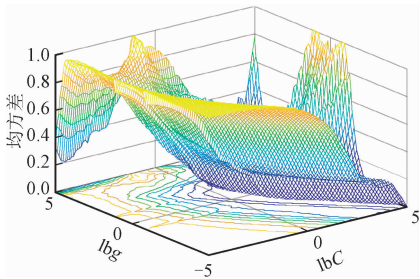
步骤 4 计算状态特征指标的数值。由前 3 步已经得到各个参量的得分和各自的相对权重,可计算出最终的运行状态分值。再依据得分标准对分值含义进行分析,并给出科学合理的检修或更换建议。

3 算法预测结果

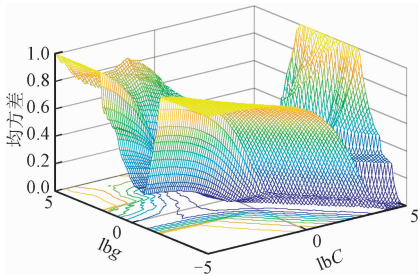
非破坏性特征参量的 SVM 回归预测模型参数寻优结果如图 4 所示。剩余击穿场强的 SVM 回归



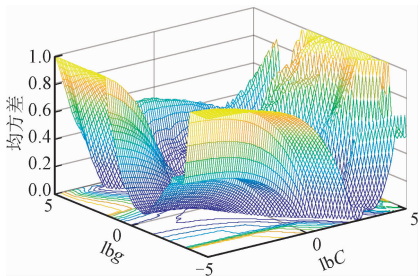
(a)吸收比



(b)介质损耗



(c)介损增量



(d)最大放电量增加率

图 4 支持向量机非破坏性特征参量回归预测模型的参数寻优结果

预测模型寻优结果如图 5 所示。图中,均方差越小则定子绝缘寿命预测结果就越理想。如图 5 所示,剩余击穿场强的 SVM 回归预测模型的最优惩罚参数 C 为 256,最优核函数参数 g 为 0.108 8。

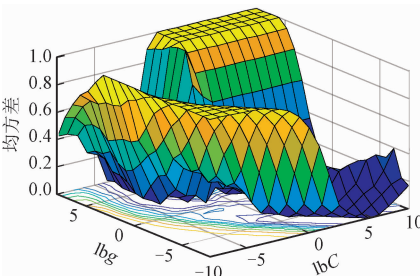


图 5 支持向量机剩余击穿场强回归预测模型的参数寻优结果

取试验数据中的 4 组样本作为检验集,其他数据作为训练集。为验证基于混合核函数的 SVM 回

归预测模型的正确性,将检验集输入到该模型中计算剩余击穿场强,将结果反归一化输出并与实际剩余击穿场强进行比较,计算误差。其误差结果如表 3 所示。

表 3 检验集实际剩余击穿场强与预测剩余
击穿场强对比

时间 /月	实际剩余击穿场强 /(kV·mm ⁻¹)	预测剩余击穿场强 /(kV·mm ⁻¹)	误差 /%
131	25.74	26.12	1.48
138	23.89	23.74	0.63
156	20.00	20.05	0.25
225	12.96	12.59	2.85

由表 3 可见,基于混合核函数的 SVM 回归预测模型输出的预测剩余击穿场强与实际剩余击穿场强的误差不超过 3.00%,两者最大的误差是 2.85%,剩余几组最小误差可达 0.25%,说明该模型的构建是成功的,能够实现剩余击穿场强的预测,对剩余击穿场强的识别准确率达到 97%。

采用支持向量机回归预测模型可以预测出临界剩余击穿场强对应的临界寿命。通过与现场工作人员交流,得知该试验发电机的定子线棒在工作时的绕组平均温度为 80℃,由层次分析法定量计算得到临界寿命对定子线棒主绝缘状态影响程度的占比为 89%,而温度影响的占比为 11%。根据得到的各个参量的得分和各自的相对权重,计算出定子线棒主绝缘最终的运行状态分值为 46.666 7,运行状态为中,因此给出的建议是应适时安排检修。

4 结 论

本文通过试验平台测得的数据和理论分析,证明了所选取的 4 种非破坏性参量与定子线棒的剩余击穿电压数值上具有强相关性,可以运用这些非破坏性特征参量结合混合核函数 SVM 算法和层次分析法对定子线棒的状态进行预测和评估。数值仿真结果表明:与传统单核函数支持向量机预测算法相比,本文所提出的基于混合核函数支持向量机和层次分析法的方法弥补了单核核函数预测结果不收敛的缺陷,对剩余击穿场强的识别准确率达到 97%,表现出了较强的状态评估能力。

参考文献:

[1] 乐波,宋建成. 电机定子线圈绝缘多因子老化特征的研究 [J]. 高电压技术, 2000, 26(2): 3-7.

LE Bo, SONG Jiancheng. Research on multi-factor aging characteristics of motor stator coil insulation [J]. High Voltage Engineering, 2000, 26(2): 3-7.

[2] 欧阳本红,刘丽兵,江裕熬,等. 发电机定子绝缘剩余寿命评估参量的选择 [J]. 高电压技术, 2005, 31(1): 30-32.

OUYANG Benhong, LIU Libing, JIANG Yuao, et al. Selection of evaluation parameters for residual life of generator stator insulation [J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(1): 30-32.

[3] 郝艳捧,谢恒堃. 基于热重和红外光谱分析研究大电机定子绝缘中环氧的老化过程 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(13): 15-19.

HAO Yanpeng, XIE Hengkun. Study on the aging process of epoxy in large motor stator insulation based on thermogravimetry and infrared spectroscopy [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(13): 15-19.

[4] 郝艳捧,谢恒堃. 红外光谱法研究运行 23 年大电机定子绝缘中环氧的老化机理 [J]. 电工技术学报, 2008, 23(3): 19-23.

HAO Yanpeng, XIE Hengkun. Infrared spectroscopy study on the aging mechanism of epoxy in stator insulation of 23 years old motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(3): 19-23.

[5] 宋建成,成永红,高乃奎,等. 基于动态力学分析的大电机主绝缘老化诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(2): 99-104.

SONG Jiancheng, CHENG Yonghong, GAO Naikui, et al. Aging diagnosis of large motor main insulation based on dynamic mechanical analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(2): 99-104.

[6] HAO Yanpeng, XIE Hengkun. WANG Guoli, et al. Assessment of insulation condition of generator stator bars based on velocity of ultrasonic waves [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2003, 10(3): 539-547.

[7] 郝艳捧,谢恒堃,王国利,等. 用超声波波速评估大电机主绝缘的剩余运行年数 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 76-82.

HAO Yanpeng, XIE Hengkun, WANG Guoli, et al. Evaluation of the remaining years of operation of main motor main insulation using ultrasonic wave velocity [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 76-82.

[8] 乐波,李俭,闫波,等. 用最大放电量增加率评定定子绝缘老化状态 [J]. 高电压技术, 2001, 27(1): 1-3.

LE Bo, LI Jian, YAN Bo, et al. Stator insulation aging condition is evaluated by the maximum discharge rate increase rate [J]. High Voltage Engineering,

- 2001, 27(1): 1-3.
- [9] 乐波, 成永红, 陈小林, 等. 基于人工智能的大电机主绝缘老化状态评估软件 [J]. 电力系统自动化, 2005, 29(14): 78-82.
- LE Bo, CHENG Yonghong, CHEN Xiaolin, et al. Large-scale motor main insulation aging state evaluation software based on artificial intelligence [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(14): 78-82.
- [10] 郝艳捧, 王国利, 闫波, 等. 大电机定子线棒绝缘状态诊断的研究进展 [J]. 高电压技术, 2001, 27(1): 4-6.
- HAO Yanpeng, WANG Guoli, YAN Bo, et al. Research progress on insulation state diagnosis of large motor stator bars [J]. High Voltage Engineering, 2001, 27(1): 4-6.
- [11] LAMARRE L, DAVID E. Temperature dependence of the resistance of modern epoxy mica insulation of HV rotating machines [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2008, 15(5): 1305-1312.
- [12] 闫富松, 李朝晖. 一种基于皮尔逊相关系数识别变压器励磁涌流的方法 [J]. 高压电器, 2016, 52(8): 52-56.
- YAN Fusong, LI Chaohui. A method for identifying transformer inrush current based on Pearson correlation coefficient [J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(8): 52-56.
- [13] 王涓, 吴旭鸣, 王爱凤. 应用皮尔逊相关系数算法查找异常电能表用户 [J]. 电力需求侧管理, 2014, 16(2): 57-59.
- WANG Juan, WU Xuming, WANG Aifeng. Application of Pearson correlation coefficient algorithm to find abnormal energy meter users [J]. Power Demand Side Management, 2014, 16(2): 57-59.
- [14] 周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 121-139, 298-300.
- [15] 司刚全, 李水旺, 石建全, 等. 采用改进果蝇优化算法的最小二乘支持向量机参数优化方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(6): 14-19.
- SI Gangquan, LI Shuiwang, SHI Jianquan, et al. Least squares support vector machine parameters optimization based on improved fruit fly optimization algorithm with applications [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(6): 14-19.
- [16] 吴建宁, 王珏. 采用支持向量机评估老年人步态对称性的研究 [J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(8): 995-999.
- WU Jianning, WANG Jue. Evaluation of the gait symmetry of old people using support vector machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(8): 995-999.
- [17] 许树柏. 实用决策方法: 层次分析法原理 [M]. 天津: 天津大学出版社, 1988: 46-52.
- [18] 郭金玉, 张忠彬, 孙庆云. 层次分析法的研究与应用 [J]. 中国安全科学学报, 2008, 18(5): 148-153.
- GUO Jinyu, ZHANG Zhongbin, SUN Qingyun. Research and application of analytic hierarchy process [J]. Chinese Journal of Safety Science, 2008, 18(5): 148-153.
- [19] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机 [J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.
- ZHANG Xuegong. On statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.
- [20] 刘小生, 章治邦. 基于改进网格搜索法的SVM参数优化 [J]. 江西理工大学学报, 2019, 40(1): 5-9.
- LIU Xiaosheng, ZHANG Zhibang. SVM parameter optimization based on improved grid search method [J]. Journal of Jiangxi University of Science and Technology, 2019, 40(1): 5-9.

(编辑 刘杨)