

基于异常数据清洗与混沌分析的变压器绝缘老化机理研究

汤心韵¹, 黎佳², 李政廉³, 张淼⁴

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 国网江西省宜春供电公司, 江西 宜春 336000; 3. 湖南省送变电工程有限公司, 湖南 长沙 410015; 4. 国网湖南省张家界供电公司, 湖南 张家界 427000)

摘要: 由于变压器绝缘老化过程非常复杂, 对其还需从多种角度进行深入研究。文章通过研究变压器的油中溶解气体色谱数据, 进一步探索变压器的绝缘老化特性。由于变压器油色谱数据易包含异常干扰数据, 这将影响到后续对变压器绝缘老化机理的研究, 因此采用一种基于迭代检验算法的异常数据清洗方法来有效识别并修正油色谱原始数据中的异常数据。然后将变压器绝缘老化过程分为10个阶段, 从阶段1~阶段10, 其老化程度不断加深。采用混沌分析方法提取出各绝缘老化阶段下, 变压器油色谱数据的混沌特征量, 深入研究了变压器油色谱数据的混沌特性与绝缘老化发展阶段的关系。

关键词: 变压器; 油色谱数据; 数据清洗; 混沌特性; 绝缘老化阶段

Research on aging mechanism of transformer insulation based on abnormal data cleaning and chaos analysis

TANG Xinyun¹, LI Jia², LI Zhenglian³, ZHANG Miao⁴

(1. College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. State Grid Jiangxi Yichun Power Supply Company, Yichun 336000, China; 3. Hunan Power Transmission and Transfer Engineering Co., Ltd., Changsha 410015, China; 4. State Grid Hunan Zhangjiajie Power Supply Company, Zhangjiajie 427000, China)

Abstract: Due to the complexity of the transformer insulation aging process, it is necessary to conduct in-depth research from various angles. This paper further explores the insulation aging characteristics of transformers by studying the chromatographic data of dissolved gases in the oil of transformers. Since the chromatographic data of transformer oil is easy to contain abnormal interference data, this will affect the subsequent research on the aging mechanism of transformer insulation. Therefore, an anomaly data cleaning method based on iterative test algorithm is used to effectively identify and correct abnormal data in the original data of oil chromatography. Then, the transformer insulation aging process is divided into ten stages. From stage one to ten, the aging degree is deepened. The chaotic analysis method is used to extract the chaotic characteristics of the transformer oil chromatographic data under the insulation aging stage, and the transformer oil chromatography is deeply studied. The relationship between the chaotic characteristics of the data and the development stage of insulation aging

Key words: transformer; oil chromatography data; data cleaning; chaotic characteristics; insulation aging stage

湖南省重点实验室开放研究基金资助项目 (5216A01600VZ); 湖南省自然科学基金资助项目 (10jj5059); 湖南省教育厅重点资助项目 (13A106)

0 引言

当前,变压器绝缘老化特性的分析方法主要包含化学特性分析方法和电气特性分析方法。其中,化学特性分析方法主要分为聚合度测试方法、糠醛含量分析方法及油中溶解气体色谱分析方法。电气特性分析法主要为局部放电检测方法和介质响应诊断方法^[1]。相比较而言,化学特性分析方法更被广泛应用。

聚合度测试方法是一种离线检验方法,主要通过分析变压器绝缘纸板的聚合度来判断绝缘的老化特性;因为变压器绝缘纸板的聚合度具有一定程度的分散性,且实施起来较为不便,故该方法不能保证其检测的准确性。糠醛含量分析法是通过分析溶解于变压器油中的绝缘老化产物糠醛的含量来分析变压器绝缘的老化特性,糠醛是一种无色透明、有毒和易挥发的液体,由于变压器所装设的绝缘油过滤装置可能吸收掉一部分糠醛^[2-3],极易导致糠醛含量的检验准确度不准,由此对后续绝缘老化的研究产生影响。变压器油中溶解气体色谱分析方法(油色谱分析法)是通过分析变压器绝缘老化产生的溶解于变压器油中的CO、CO₂气体的含量,来分析变压器的绝缘老化特性。CO、CO₂的含量测量起来较为容易,实施起来相较于其他方法更为直观,油色谱数据即为溶于变压器油中的CO、CO₂等气体的含量数据^[4]。

本文旨在深入分析变压器油中溶解气体色谱数据与变压器绝缘老化发展的内在联系。由于原始油中溶解气体色谱数据易受环境影响而含有多重异常数据,因此需要对原始油色谱数据加以处理,识别并修正变压器油色谱在线监测数据中的异常数据,然后对发生绝缘老化的那部分油色谱数据利用混沌理论进行分析^[5]。首先建立混沌特性方程,其次提取出此时变压器油色谱在线监测数据的混沌特征量,深入研究了运行中的变压器油色谱数据与绝缘系统老化的内部规律,确保变压器安全可靠运行。

1 变压器油中溶解气体色谱在线监测数据清洗

目前,变压内部的绝缘材料主要成分为 α -纤维素、少量的半纤维素和木质素。变压器绝缘油主要由烃类化合物组成。绝缘油在正常情况下老化时,一般仅产生微量的CO和CO₂气体。而在放电及油温过热等非正常情况下,老化产生H₂和低分子烃类气体以及少量CO和CO₂气体^[6]。

变压器油中溶解气体的在线监测数据采集自运行工况下的变压器,首先由底层传感器进行采集;然后由预处理装置初步处理得变压器油中溶解气体色谱的在线监测数据;最后再通过以下异常数据处理方法对变压器油色谱数据中的异常数据进行识别和修正。

1.1 时间序列的拟合模型

变压器的油色谱数据序列可视为随着时间推移及老化发展而发生剧烈变化的数据序列,即为时间序列^[7];对这些数据进行拟合处理,从而得到变压器油色谱数据序列的变化规律模型。

一般用ARMA(p, q)拟合模型和ARIMA(p, d, q)拟合模型来对时间序列数据进行拟合。其中,ARMA(p, q)拟合模型仅适用于不具有明显变化趋势的平稳随机时间序列的拟合,计算公式为

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \cdots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_p \varepsilon_{t-p} \quad (1)$$

式中, Y_t 为观测值; ε_t 为误差。

由统计学回归分析理论,可用时间序列的残差值来代替误差值,进而分析时间序列的变化发展规律。

ARIMA(p, d, q)拟合模型是在ARMA(p, q)拟合模型上加以改进,适用于具有明显变化趋势的非平稳随机时间序列^[8]。由于目前所采集到的变压器油色谱数据多为具有一定变化趋势的非平稳随机时间序列,因此常采用ARIMA(p, d, q)拟合模型来对变压器油色谱数据进行拟合。

1.2 变压器油色谱异常数据修正模型

变压器油色谱异常数据主要包括正常运行状况下的噪声干扰数据（IO噪声、AO噪声和混合噪声），以及故障工况下的故障数据（趋向变化类故障数据、均衡转移类故障数据）。如下分别为不同运行工况下的异常数据修正拟合模型^[9]。

变压器处于正常运行工况下，不含噪声干扰数据的油色谱数据的ARIMA(p, d, q)模型为

$$Y_t = \frac{\theta(B)}{(B)^d} a_t \quad (2)$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (3)$$

$$(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_q B^q \quad (4)$$

式中， a_t 为固有白噪声数据序列； B 为延迟算子；算子 $\nabla = 1 - B$ ； $\theta(B)/\varphi(B)$ 为序列的动态特性。

变压器处于正常运行工况下，含噪声干扰数据的油色谱数据的ARIMA(p, d, q)噪声修正模型表示如下。

(1) 信息异常值IO修正模型

$$Z_t = Y_t + \omega \frac{\theta(B)}{(B)^d} I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{(B)^d} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \quad (5)$$

式中， ω 为异常值影响因子；当出现噪声干扰的时间为 T 时刻，为1，反之为0。

(2) 附加异常值AO修正模型

$$Z_t = Y_t + \omega I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{(B)^d} a_t + \omega I_t^{(T)} \quad (6)$$

(3) 混合噪声修正模型

混合噪声模型同时包含IO和AO类噪声数据。其表达式为

$$Z_t = Y_t + \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{(T)} \quad (7)$$

$$v_j(B) = \begin{cases} \frac{\theta(B)}{(B)^{\nabla^d}} & \text{IO} \\ 1 & \text{AO} \end{cases} \quad (8)$$

式中， ω_j 、 v_j 分别为不同种类噪声数据的影响因子； k 为噪声数据的数目。

变压器突发故障的运行工况下，油色谱数据的ARIMA(p, d, q)故障干预模型表示如下。

(1) 趋向变化类数据故障干预模型

$$\omega \frac{B^b}{1 - \delta B} S_t^{(T)} \quad (9)$$

式中， δ 为延迟算子参数。

(2) 均衡转移类数据故障干预模型

$$\omega B^b S_t^{(T)}, S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (10)$$

式中， b 为延迟时间。

当变压器处于正常运行工况下时，不论是否受到噪声干扰，其油色谱数据的残差序列都保持一定的稳定性。而当变压器处于突发故障的工况下，其油色谱数据的残差序列可能出现剧烈波动。由于上述故障数据干预模型已很好地拟合了变压器突发故障下的油色谱数据，故不需要再次采用噪声数据修正模型对变压器突发故障下的油色谱数据进行清洗。

1.3 基于迭代检验法的变压器油色谱噪声数据清洗

假定采集到一变压器油色谱数据，计算其初始残差，观察残差序列是否从某时刻开始，出现剧烈波动的情况。

若符合该情况，则直接采用上述故障情况下的时间序列干预模型，不需要进行如下过程对该数据序列进行清洗；若不符合该情况，则通过如下过程，对油色谱数据中的噪声数据进行修正。

分别由下式计算IO类噪声数据的检验统计量和AO类噪声数据的检验统计量，

$$\delta_a^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (11)$$

$$T'_{IO} = \frac{\hat{\omega}_{IO}}{\delta_a} \sqrt{\sum_{t=T}^n \pi_t^2} \quad (12)$$

$$T'_{AO} = \frac{\hat{\omega}_{AO}}{\delta_a} \sqrt{\sum_{t=T}^n \pi_t^2} \quad (13)$$

式中， δ_a^2 为残差的方差； π_t 为残差影响算子的系数； $\hat{\omega}_{IO}$ 为IO型噪声数据的异常影响因子； $\hat{\omega}_{AO}$ 为AO型噪声数据的异常影响因子。

根据下式计算 μ_{Tmax} ，比较其与预定的极限值 C 的关系， C 取3~4之间的数

$$\mu_{Tmax} = \max\{T'_{AO}, T'_{IO}\} \quad (14)$$

若 $\mu_{T_{\max}} > C$ ，且满足下式

$$\mu_{T_{\max}} = |T_{AO}^{T_{\max}}| \quad (15)$$

则 $T_{\max}$ 时存在AO型噪声数据。

根据上述AO型噪声数据的ARIMA (p, d, q) 修正模型，修正变压器油色谱原始时间序列中的AO型噪声数据，得如下变压器油色谱数据序列 $\tilde{Z}_t$ 和残差模型 $\tilde{e}_{t,AO}$ ，即

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \hat{\omega}_{AO} I_t^{(T)} \quad (16)$$

$$\tilde{e}_{t,AO} = \tilde{e}_t - \hat{\omega}_{AO} \hat{\pi}(B) I_t^{(T)} \quad (17)$$

同理可用上述方法，若满足下式

$$\mu_{T_{\max}} = |T_{IO}^{T_{\max}}| > C \quad (18)$$

则时存在IO型噪声数据。

根据上述IO型噪声数据的ARIMA (p, d, q) 模型，修正变压器油色谱时间序列中的IO型噪声数据得如下变压器油色谱时间序列和残差模型 $\tilde{e}_{t,IO}$ ，即

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \frac{\hat{\theta}(B)}{\hat{\pi}(B)} \hat{\omega}_{IO} I_t^{(T)} \quad (19)$$

$$\tilde{e}_{t,IO} = \tilde{e}_t - \hat{\omega}_{IO} I_t^{(T)} \quad (20)$$

对修正后的残差 t 求其标准差，计算公式为

$$\tilde{\delta}_a = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \tilde{e}_t^2} \quad (21)$$

将修正后的残差与其标准差相结合，重新求取每个监测数据的残差。设第一次计算得到修正后的时间序列，估算出 $\hat{\theta}^1(B)$ 、 $\hat{\varphi}^1(B)$ 和 $\hat{\pi}^1(B)$ 的值，得残差模型为

$$\tilde{e}_t^1 = \hat{\pi}^1(B) (\tilde{Z}_t^1 - \sum_{j=1}^k \omega_j^1 \tilde{v}_j^1(B) I_t^{Tj}) \quad (22)$$

$$\tilde{v}_j^1(B) = \begin{cases} \frac{\hat{\theta}^1(B)}{\hat{\varphi}_1^1(B)} \frac{1}{d} & \text{IO 类噪声} \\ 1 & \text{AO 类噪声} \end{cases} \quad (23)$$

设第 i 次计算得残差模型 $\tilde{e}_t^i$ ，将该残差模型代入上述过程，计算并分析 $\tilde{\mu}_{T_{\max}}^i$ 与 C 的关系。当 $\tilde{\mu}_{T_{\max}}^i > C$ 时，则需重新进入上述步骤，迭代多次，直至修正所有噪声数据。当 $\tilde{\mu}_{T_{\max}}^i < C$ 时，所有噪声数据均已修正。当所有噪声数据都被修正后，得序列拟合模型为

$$\tilde{Z}_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{Tj} + \frac{\hat{\theta}(B)}{\hat{\pi}(B)} \frac{1}{d} a_t \quad (24)$$

将修正噪声后的数据替换之前噪声干扰下的原始数据，未被噪声干扰的数据则不需变化，由此完成了变压器油色谱中异常数据的干预与修正。

2 变压器油色谱在线监测数据的绝缘老化混沌特性

混沌系统表示一种对初值敏感，并会发生高度随机性变化的非线性系统。由于变压器的绝缘老化机理较为复杂，因此可通过混沌理论的方法分析其绝缘老化的特性^[11]。首先提取出油色谱数据的最大Lyapunov指数，然后对其重构相空间，并分析其相点分布图，从而得出变压器油色谱数据与绝缘老化程度的关系。

2.1 最大Lyapunov指数

最大Lyapunov指数是衡量系统混沌性的指标，当系统的最大Lyapunov指数增大，则该系统的混沌性增强，即复杂性增强。根据所收集到福州变电站变压器试验数据的个数，采用小数据方法求取油色谱数据的最大Lyapunov指数。

假定一延迟时间为 τ ，嵌入维数为 m 的序列 $\{x(n), i=1, 2, \dots, N\}$ 为油色谱在线监测序列，对其重构后的油色谱在线监测数据序列为

$$X(n) = [x(n), x(n+\tau), x(n+2\tau), \dots, x(n+(m-1)\tau)] \quad (25)$$

式中， $n=1, 2, 3, \dots, M$ ； $M=N-(m-1)\tau$ ； N 为时间序列中数据的总数。

根据混沌分析 $C-C$ 法，得如下表达式

$$S(m, t) = \max[S(m, N, r_i, t)] - \min[S(m, N, r_i, t)]; i \neq j \quad (26)$$

式中， r 为数据序列邻域的半径，定义为时间序列的均方差， r 的取值为 $\delta/2 \sim 2\delta$ 之间。

接着，引出表达式为

$$\bar{S}(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, N, t) \quad (27)$$

若 $N \geq 500$ 时，此时得出的值即数据序列函数取第一个最小值时其所对应时间的最大值，也就是延迟时间 τ ，代入延迟时间 τ ，得

$$E(m) = \frac{1}{N - m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} a(i, m) \quad (28)$$

$$a(i, m) = \frac{\|X_i(m+1) - X_n(i, m)(m+1)\|}{\|X_i(m) - X_n(i, m)(m)\|} \quad (29)$$

式中, $X_i(m)$ 、 $X_n(i, m)(m)$ 分别为混沌序列相空间经过 m 维重构后, 两个实际不相邻但其在一维空间轴上的投影却相邻的点; $E(m)$ 为 $a(i, m)$ 的均值。

利用混沌分析Cao's法, 增大 m 值, 代入上式, 求取 $E(m)$ 值。经过多次计算, 直到 $E(m)$ 不随 m 增加而改变, 嵌入维数即为此时的 $m+1$ 。

代入上述计算得出的延迟时间 τ 和嵌入维数 m , 计算重构后的油色谱数据混沌相空间中的所有相点的最佳临近距离 $d_i(k)$ 。对其中不等于零的最佳临近距离取对数, 并求均值, 计算公式为

$$y(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \ln[d_i(k)] \quad (30)$$

$$d_i(k) = \|X_{i+k} - X_{j+k}\| \quad (31)$$

式中, k 取 $1, 2, \dots, \min(N-i, N-j)$; N 为重构空间中相点的个数; M 为不等于零的最佳临近距离的个数。

由最小二乘法进一步求出上式的斜率, 即为油色谱在线监测数据的最大Lyapunov指数。

3 实例分析

变压器油色谱数据清洗实例如下。

由《变压器油色谱气体分析规则》得, 当变压器油色谱在线监测数据中 CO_2 含量与 CO 含量的比值大于7时, 则变压器于此时发生绝缘老化。以福州某变电站2#主变压器作为试验对象, 监测其油中溶解主要特征气体(CO 、 CO_2)的含量。收集其从绝缘老化开始至后4年的3 000个在线监测数据, 利用上述的数据清洗算法, 筛出并修正异常数据, 得出清洗前后的油色谱在线监测数据曲线图如图1、图2所示。

3.2 油色谱数据的最大Lyapunov指数分析

采集到油色谱数据(来源于上述福州某变电站2号单元的2号在运行主变压器), 并完成异常数据修正; 找出变压器发生绝缘老化后的部分数据, 将变压器绝缘老化进程分为10个阶段。利用

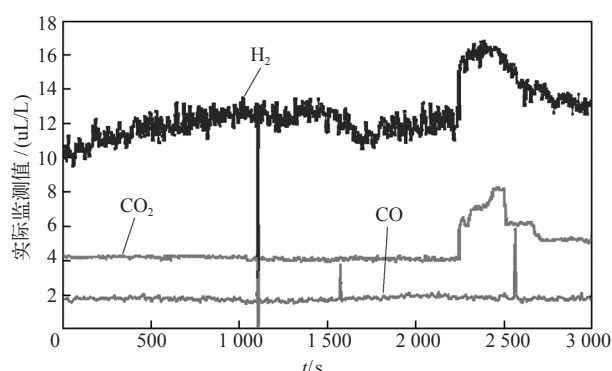


图1 清洗前油色谱数据曲线

Fig. 1 Pre-cleaning oil chromatogram data curve

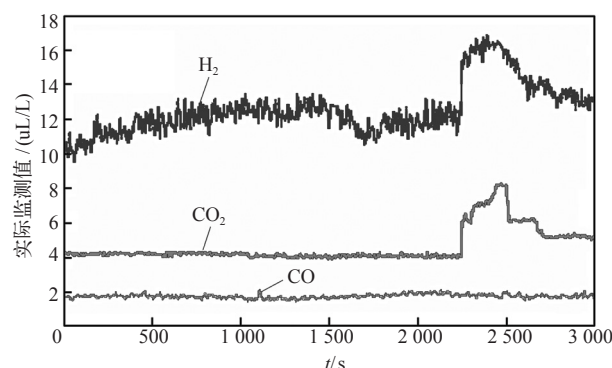


图2 清洗后油色谱数据曲线

Fig. 2 Oil chromatographic data curve after cleaning

上述的混沌算法, 分别计算修正后的油色谱数据在不同老化程度下的特征气体 CO 、 CO_2 含量的最大Lyapunov指数, 作出最大Lyapunov指数曲线如图3所示。

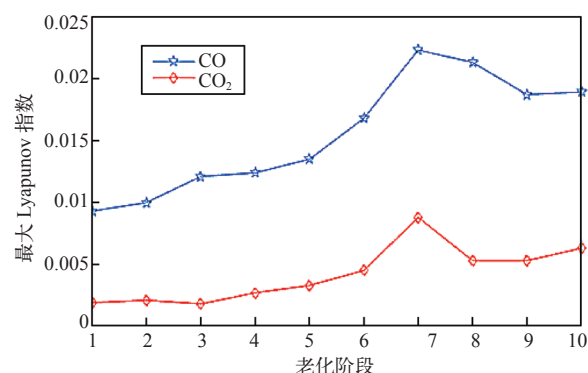


图3 CO 、 CO_2 最大Lyapunov指数变化曲线图

Fig. 3 Curve of maximum Lyapunov exponent of CO and CO_2

通过图3, 得出油中溶解的 CO 和 CO_2 含量的最大Lyapunov指数随着老化的发展, 其中 CO 和 CO_2 含量的最大Lyapunov指数曲线在阶段1~7平稳上升, 于阶段7出现极大值, 在阶段7~10略微

下降,但依然高于初始老化阶段的最大Lyapunov指数。由此在老化发展的全过程中,最大Lyapunov指数总体呈平缓上升趋势。从而得出随着老化阶段的发展即老化程度的加深,CO和CO₂含量的混沌特性增强,即油色谱数据中的CO和CO₂含量数据复杂性增强。

3.3 重构相点分布图分析

对混沌系统的相空间进行重构,可更好地分析混沌系统的变化规律;其中相点的分散性反映了系统的混沌程度,相点越分散,其分布区域越大,图形就越复杂,由此系统的混沌性就越强。选取油色谱数据中CO和CO₂含量的老化1阶段(老化程度较轻)和老化8阶段(老化程度较严重)作为参考,对这两个参考阶段进行相空间重构。图4、图5分别为老化1阶段和老化8阶段下CO含量序列的重构相点分布图。图6、图7分别为老化1和老化8阶段下CO₂含量序列的重构相点分布图。

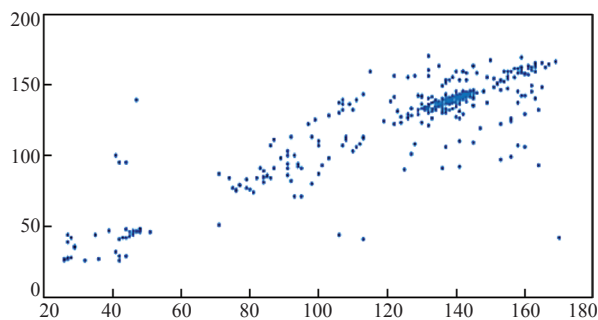


图4 CO老化阶段1重构相点分布图

Fig. 4 CO aging phase 1 reconstruction phase point distribution map

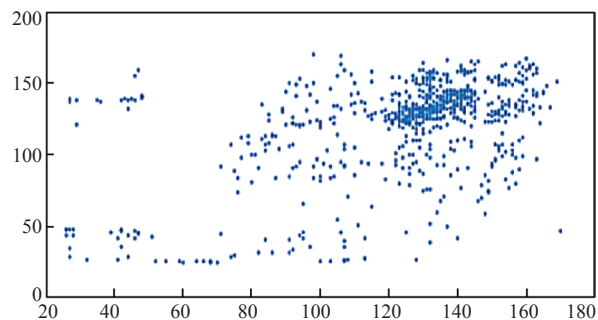


图5 CO老化阶段8重构相点分布图

Fig. 5 CO aging stage 8 reconstructed phase point distribution map

通过图4、图5可知,老化8阶段的CO气体含量的重构相点分布较老化1阶段的CO气体含量的重构相点的分布更为分散。故老化8阶段的混沌特性要高于老化1阶段的混沌特性,进一步验证了随着老化的程度的加深,CO气体含量的混沌性增强,CO气体含量在线监测序列越复杂。

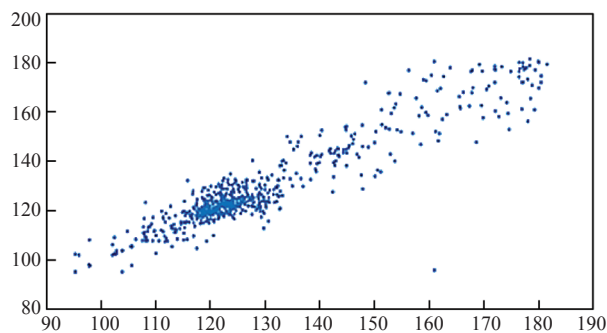


图6 CO₂老化阶段1重构相点分布图

Fig. 6 CO₂ aging stage 1 reconstruction phase point distribution map

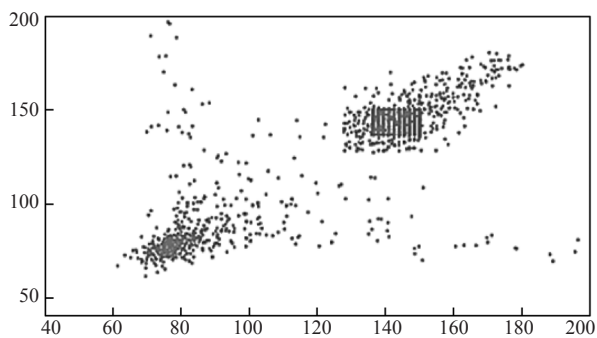


图7 CO₂老化阶段8重构相点分布图

Fig. 7 CO₂ aging stage 8 reconstructed phase point distribution map

通过图6、图7可知,CO₂气体含量的重构相点分布图在老化1阶段,主要分布在一端,而在8阶段重构相点朝两端发散。因此,CO₂气体含量老化8阶段的重构相点分布较老化1阶段更为分散。故进一步验证了随着老化程度的加深,CO₂气体含量的混沌性增强,CO₂气体含量在线监测序列越复杂。

4 结束语

通过迭代检验法对变压器油色谱在线监测数据中的异常数据进行处理,较准确地识别并修正了油色谱数据中的故障数据和噪声数据。其次,

建立了混沌特性方程, 提取出油色谱数据中特征气体含量的混沌特征量, 分析了变压器绝缘老化规律, 并将该方法用于上述实例; 通过其最大 Lyapunov 指数和重构相点分布图可知, 随着老化程度的增加, 特征气体 CO、CO₂ 含量的时间序列混沌性增强, 其油色谱在线监测序列的复杂性就越高。因此可推出变压器老化程度愈加严重, 变压器油色谱数据的混沌性增强, 其复杂性加剧。日后还需进一步提升异常数据清洗的准确度, 更加精准地挖掘出油色谱数据与变压器绝缘老化程度的联系。

参考文献

- [1] 蔡金锭, 祝顺才. 基于灰色聚类-集合赋权法的变压器油纸绝缘状态评估[J]. 高电压技术, 2018, 44(3): 765-771.
CAI Jinding, ZHU Suncai. Transformer oil-paper insulation state assessment based on grey cluster-set weighting method[J]. High-Voltage Technology, 2018, 44(3): 765-771.
- [2] 王娟, 王致杰, 赵刘亮. 基于故障树的电力变压器故障检测及可靠性分析[J]. 电气应用, 2018, 37(21): 46-49.
WANG Juan, WANG Zhijie, ZHAO Liuliang. Fault detection and reliability analysis of power transformer based on fault tree[J]. Electrotechnical Application, 2018, 37(21): 46-49.
- [3] 曹建军, 隋彬, 杨飞豹, 等. 变压器油纸绝缘水分含量和老化程度定量评估研究[J]. 高压电器, 2018(1): 143-151.
CAO Jianjun, SUI Bin, YANG Feibao, et al. Quantitative evaluation of moisture content and aging degree of transformer oil-paper insulation[J]. High Voltage Apparatus, 2018(1): 143-151.
- [4] 严英杰, 盛戈皞, 陈玉峰, 等. 基于大数据分析的输变电设备状态数据异常检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 52-59.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Abnormal detection method of state data

of transmission and transfer equipment based on large data analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2015(1): 52-59.

- [5] LIAO R J, YANG L J, JIAN L, et al. Aging condition assessment of transformer oil-paper insulation model based on partial discharge analysis[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2011, 18(1): 303-311.
- [6] 廖瑞金, 孟繁津, 周年荣, 等. 基于集对分析和证据理论融合的变压器内绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 474-481.
LIAO Ruijin, MENG Fanjin, ZHOU Nianrong, et al. Transformer insulation state assessment method based on set pair analysis and evidence theory [J]. High-Voltage Technology, 2014, 40(2): 474-481.
- [7] 苑律莎, 张利伟, 王瑜, 等. 基于极限学习机的变压器故障诊断方法研究 [J]. 电测与仪表, 2013(12): 21-26.
YUAN Lvsha, ZHANG Liwei, WANG Yu, et al. Research on transformer fault diagnosis method based on limit learning machine [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2013(12): 21-26.
- [8] 彭倩, 鄢小虎, 严磊, 等. 基于贝叶斯案例库的变压器故障诊断研究[J]. 电气应用, 2014, 33(13): 70-73.
PENG Qian, YAN Xiaohu, YAN Lei, et al. Research on transformer fault diagnosis based on Bayesian case base[J]. Electrotechnical Application, 2014, 33(13): 70-73.
- [9] 雍明超, 吕侠, 周钟, 等. 基于朴素贝叶斯算法的电力变压器故障诊断方法研究[J]. 电气应用, 2017, 36(14): 36-39.
YONG Mingchao, LV Xia, ZHOU Zheng, et al. Research on fault diagnosis method of power transformer based on naive Bayesian algorithms[J]. Electrotechnical Application, 2017, 36(14): 36-39.
- [10] 石光, 吴春红, 韩伟, 等. 基于随机模糊理论的

(下转第 80 页)

- of three level low voltage shore power supply used on shipping based on sliding control[J]. Electric Drive, 2017, 47(7): 62-66.
- [6] 钟道祯. 基于高压变频器技术的船用岸电电源[J]. 电力电子技术, 2013, 47(12): 103-105.
- ZHONG Daozhen. Shore power supply for marine application based on high voltage inverter[J]. Power Electronics, 2013, 47(12): 103-105.
- [7] VICENZUTTA, BOSICHD, SULLIGOIG. MVDC power system voltage control through feedback linearization technique: application to different shipboard power conversion architectures[C]. Electric Ship Technologies Symposium, 2013, 1(41): 303-307.
- [8] HANG Jin, ZHANG Bo, LU Yang. DSP-based implementation of a simple space vector pulse width modulation algorithm for three-level NPC inverter[C]. IEEE 4th International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation, and EMC Technologies for Wireless Communications, 2011: 726-729.
- [9] 吉兴全, 孙海峰, 张波, 等. 改进型比例谐振控制器在船用岸电中的仿真与工程应用[J]. 电测与仪表, 2016, 53(16): 102-108.
- JI Xingquan, SUN Haifeng, ZHANG Bo, et al. Simulation and engineering application of the improved proportional resonant controller in shore power supply[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2016, 53(16): 102-108.
- [10] 司家荣, 蔡国伟, 孙正龙, 等. 基于下垂控制逆变器的虚拟发电机建模与特性研究[J]. 电测与仪表, 2017, 54(22): 116-122.
- SI Jiarong, CAI Guowei, SUN Zhenglong. Modeling and virtual synchronous generator characteristics research based on droop-controlled inverters[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2017, 54(22): 116-122.

作者简介



王旭东

赵玲 (1985-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为岸电电源控制技术和新能源控制技术。

(收稿日期: 2018-11-30) **EA**

(上接第 49 页)

- 电力变压器剩余寿命评估[J]. 电气应用, 2014, 33(21): 59-64.
- SHI Guang, WU Chunhong, HAN Wei, et al. Residual life assessment of power transformer based on stochastic fuzzy theory[J]. Electrotechnical Application, 2014, 33(21): 59-64.
- [11] 刘东升, 何平, 冀增华, 等. 基于内部绝缘缺陷诊断的变压器状态检修技术[J]. 变压器, 2018(1): 45-49.
- LIU Dongsheng, HE Ping, JI Zenghua, et al. Transformer condition-based maintenance technology based on internal insulation defect diagnosis[J]. Transformer, 2018(1): 45-49.

作者简介



汤心韵

汤心韵 (1994-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力设备在线监测。

(收稿日期: 2019-01-18) **EA**