

文章编号:1005-0523(2017)03-0131-06

变压器油中溶解气体浓度的GM(1,n)预测

李 艳¹,程宏波^{2,3},辛建波²,康 琛²

(1.国网江西省电力公司赣州供电分公司,江西 赣州 341000;2. 国网江西省电力公司电力科学研究院,
江西 南昌 330096;3.华东交通大学电气与自动化工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:电力变压器是电力系统的关键设备,其状态的发展演变是一个随时间累积的过程,变压器油中溶解气体的含量会随时间变化逐步发展,对变压器油中溶解气体的浓度进行预测可以提前发现变压器存在的故障隐患,为预防性维修提供依据。在分析变压器油中溶解气体产生机理的基础上,采用灰色模型,利用在线监测系统获取的溶解气体浓度数据,应用GM(1,n)模型进行预测的结果表明,该模型能够预测出精度较高的油中溶解气体浓度,由此可对变压器未来的状态进行预警,为预防性维修提供依据。

关键词:电力变压器;灰色模型;GM(1,n)模型;故障预测

中图分类号:TM762

文献标志码:A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2017.03.020

作为电力系统电压等级转换的枢纽设备、电网中的关键环节,电力变压器的正常运作是系统安全及稳定的重要保障。变压器一旦发生故障,将会对电力系统产生重大影响,进而给国民经济和人民生活造成重大损失。确保变压器处于良好运行状态,对保证电力系统的安全稳定运行至关重要。

变压器的故障主要为绝缘故障^[1],变压器绝缘性能的退化是一个长期累积的过程,在变压器绝缘被完全击穿之前其性能已经有所变化,这种变化作用在变压器油中,会使变压器油分解产生一些特定的气体^[2]。这些气体浓度的变化反应了对应绝缘性能的退化程度,若能根据监测到的气体浓度数值对其变化趋势进行预测,就能提早发现变压器存在的故障隐患,在合适的时候对其安排检修,可在故障发生之前对其进行处理,从而避免故障的发生,减少由于故障而导致的损失。

传统的变压器故障诊断方法主要针对的是已经发生的故障。常用的诊断方法有特征气体法^[3]、三比值法^[4]、四比值法^[5]等,它们多是基于离线检测或在线监测所获取的数据,对已经发生的故障进行分析、判断,此时损失已经造成。若能根据当前监测的气体浓度数据,结合历史数据,对其未来的浓度值进行预测,则可在故障发生之前进行提早预警。

文献[6]通过建立基于广义回归神经网络(GRNN)的模型,对变压器油中特征气体的发展趋势进行预测,但它要求进行训练的样本数据较多,而实际的变压器故障样本较少。文献[7]将统计学习理论用于故障气体的预测上,构造支持向量机和 Adaboost 加强推理,提高了预测精度和泛化能力。支持向量机法在处理小样本、非线性以及高维模式的鉴别上,展露出其独有的长处^[8],通过对定义的核函数进行非线性变换,使输入量空间变到高维空间后找寻最优支持向量。文献[9]建立了模糊向量机 GR-FSVM 预测模型,通过灰关联理论找出影响气体浓度的主要因素,降低无关因素的影响,最后用模糊隶属函数对原始数据给予合理的权重进行运算。

收稿日期:2016-09-16

基金项目:江西省重点研发计划项目(20161BBH80033);江西省博士后择优资助项目(2016KY36)

作者简介:李艳(1994—),女,硕士研究生,研究方向为输电设备的状态预测。

通讯作者:程宏波(1979—),男,副教授,博士,研究方向为输变电设备的健康管理,电网的智能近代制等。

灰色预测是以目前确知的信息为基础,通过挖掘和利用已有信息,对灰色系统未来的变化趋势进行预测的一种方法。它应用于变压器油中气体浓度的预测,具有较好的预测效果^[10]。但目前的灰色预测方法一般都是对某单一气体含量预测,没有考虑变压器油中溶解气体各成分含量互相之间的关联,其准确性和鲁棒性较差。

本文在分析变压器油中溶解气体与变压器绝缘性能之间关系的基础上,考虑油中溶解气体各含量之间的相互关联和影响,采用灰色 GM(1,n)模型对变压器油中溶解气体的浓度进行多变量联合预测,提高了预测的精度,降低了对单一变量的依赖程度。

1 变压器油中溶解气体分析

电力变压器的内部绝缘一般采用变压器油和固体纸,变压器油在受到电、热和氧化等多种因素作用下产生:甲烷(CH₄)、乙烷(C₂H₆)、乙烯(C₂H₄)、乙炔(C₂H₂)、一氧化碳(CO)、二氧化碳(CO₂)和氢气(H₂)7种特征气体^[4]。变压器运行状态不同,所产生的气体组分、含量以及气体间的比例关系也有差异,因此通过对气体浓度的预测就能实现对变压器状态的预测。

2 GM(1,n)模型

变压器油中分解的各种气体之间具有一定的关联关系,这种关联关系决定了各种气体浓度之间具有一定的制约关系。利用此关联关系,采用多变量进行联合预测,将能提高预测结果的精度。

GM(1,n)模型是以油中溶解的特征气体间的内在规律为基础,以灰色关联度分析得出的油中溶解气体关联水平为依据,开展多变量气体浓度的联合预测。

2.1 灰关联分析原理

灰关联表示事物之间的不确定关联,或者指系统因子间或因子对主行为间的不确定关联。灰关联度分析是灰色理论分析方法的一种,是以行为因子序列的微观或者宏观的几何接近,来分析得出因子间或因子对主行为的贡献测度^[11]。

对变压器油中溶解气体间浓度变化的关联度分析,以一种气体的浓度作主行为,分析其它气体浓度因子对该种气体浓度变化产生影响的程度。以历史气体浓度数列曲线形态的相似水平为基础,来判定其它气体与该种气体之间的联系密切与否:曲线形态越贴近,那么相应数列间的关联程度就愈大;反之,其关联程度愈小^[12]。由此可以从考察的系统中找出主次因素,为后续多变量预测 GM(1,n)模型找准原始数据。

设母序列 $X_0=(x_0(1),x_0(2),\cdots,x_0(n))$,子序列 $X_i=(x_i(1),x_i(2),\cdots,x_i(n)),i=1,2,\cdots,m$ 。令 $x'_0(k)=\frac{x_0(k)}{x_0(1)},k=1,2,\cdots,n$ 。则数列 X_i 与 X_0 的灰色关联系数为

$$\zeta_i(k)=\frac{\min_i \min_k |x'_0(k)-x'_i(k)|+\rho \min_i \min_k |x'_0(k)-x'_i(k)|}{|x'_0(k)-x'_i(k)|+\rho \min_i \min_k |x'_0(k)-x'_i(k)|} \quad (1)$$

其中, ρ 为分辨系数,其选值会影响关联系数间的差异显著性。取值范围为 $0<\rho<1$,一般取 $\rho=0.5$ 。则数列 X_i 与 X_0 的灰色关联度为

$$\gamma(X_0,X_i)=\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \zeta_i(k) \quad (2)$$

当 γ 的值超过 0.5 时,就视数列 X_i 与 X_0 相关, γ 越大表明关联度越高。

2.2 GM(1,n)模型

经过灰关联分析,得出气体间的关联程度后,建立关联程度较紧密的 n 个气体变量的 GM(1,n)模型。

GM(1,n)模型建模的具体思路为:首先对采集的历史数列进行一次累加生成,用得到的微分方程(白化方程)进行曲线拟合预测,通过最小二乘算法求出其中的重要参数,将白化方程离散化之后最终对数据进行累减生成,还原获取预测结果。

GM(1,n)的数学建模过程如下:

设 $X_1^{(0)}=(x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n))$ 为系统的特征数据序列, $X_i^{(0)}=(x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n))$ ($i=1, 2, \dots, m$) 为关联的因素序列, $X_i^{(1)}=(x_i^{(1)}(1), x_i^{(1)}(2), \dots, x_i^{(1)}(n))$ 是 $X_i^{(0)}$ 的一阶累加生成序列, 其中 $x_i^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x_i^{(0)}(i)$, ($k=1, 2, \dots, n$)。

$Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列, $Z^{(1)}=(z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n))$, 其中, $z^{(1)}(k)=\frac{1}{2}x^{(1)}(k)+x^{(1)}(k-1)$, $k=1, 2, \dots, n$ 。

设 $\hat{a}=[a, b_1, b_2, \dots, b_N]^T$,

$$B=\begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_1^{(1)}(2) & \cdots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_1^{(1)}(3) & \cdots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ -z_1^{(1)}(n) & x_1^{(1)}(n) & \cdots & x_N^{(1)}(n) \end{bmatrix}, Y=\begin{bmatrix} x_1^{(1)}(2) \\ x_1^{(1)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(1)}(n) \end{bmatrix}$$

则 $\hat{a}=[a, b_1, b_2, \dots, b_N]^T$ 最小二乘估计满足

$$\hat{a}=(B^T B)^{-1} B^T Y \quad (3)$$

那么 GM(1,n)模型可表示为

$$x_1^{(0)}(k)+ax_1^{(1)}(k)=\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k) \quad (4)$$

其中: a 为发展系数; b 为内生控制系数, 体现数据间的变动关联。

对方程两边求导得

$$\frac{dx_1^{(1)}}{dt}+aZ_1^{(1)}=\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)} \quad (5)$$

为 GM(1,n)模型的影子方程, 也称为白化方程。

解白化方程 $\frac{dx_1^{(1)}}{dt}+aZ_1^{(1)}=\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}$ 得

$$x^{(1)}(t)=e^{-at}\left[x^{(1)}(0)-t\sum_{i=2}^N\int b_i x_i^{(1)}(0)+\sum_{i=2}^N\int b_i x_i^{(1)}(t)e^{at}dt\right] \quad (6)$$

当 $X_i^{(1)}(i=1, 2, \dots, N)$ 变化幅度非常小时, 则视 $\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k)$ 为灰常量, 于是式(5)的近似时间响应式为

$$\hat{x}_1^{(1)}(k)=(x_1^{(1)}(0)-\frac{1}{a}\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k))e^{-a}+\frac{1}{a}\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k) \quad (7)$$

累减还原得

$$\hat{x}_1^{(0)}(k)=a^{(1)}\hat{x}_1^{(1)}(k)=\hat{x}_1^{(1)}(k)-\hat{x}_1^{(1)}(k-1) \quad (8)$$

3 预测实例

以某变电站主变的实际监测数据为例, 利用 GM(1,n)模型对其油中溶解的主要特征气体含量进行预测。

变压器油中 CO 和 CO₂ 这两种气体的关联度非常高^[12], 本文以 CO 浓度作为主变量, CO₂ 浓度为因子, 考虑 CO₂ 与 CO 浓度之间的影响, 对 CO 的浓度进行预测。以某 220 kV 变电站 2 号主变压器监测数据为研究对象, 对其发展变化的趋势进行预测, 该变压器某年 8 月上半月采集的 CO 和 CO₂ 浓度原始数据如表 1 所示。

表 1 原始数据及 GM(1,n)模型预测值
Tab.1 The original data and the predicted values of GM(1,n)model (μL/L)

日期/日	CO	CO ₂ (因子)	CO 预测值	CO 预测残差
1	46.25	617.06	46.250 0	0
2	48.61	642.16	48.335 4	-0.274 6
5	51.68	674.68	51.680 3	0.000 3
7	52.32	681.54	52.601 1	0.281 1
11	53.30	691.88	53.497 5	0.197 5
12	53.77	696.69	53.746 1	-0.023 9
14	52.85	697.80	53.645 0	-0.205 0

根据 GM(1,n)模型的数学建模过程,由表 1 中的原始数据,得出 B 矩阵和 Y 矩阵如下:

$$B = \begin{bmatrix} -70.6 & 1259.2 \\ -120.7 & 1933.9 \\ -172.7 & 2615.4 \\ -225.5 & 3307.3 \\ -279.0 & 4004.0 \\ -332.9 & 4701.8 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} 48.61 \\ 51.68 \\ 52.32 \\ 53.30 \\ 53.77 \\ 53.85 \end{bmatrix}$$

由式(3)求得 GM(1,n)模型的参数 $a=1.827\ 3, b=0.140\ 8$ 。则 GM(1,n)模型方程为

$$x_1^{(0)}(k) + 1.827\ 3\ z_1^{(1)}(k) = 0.140\ 8\ x_2^{(1)}(k)。$$

将所求数据代入到时间响应式(7),经过累减还原求得预测值如表 1 中第 4 列所示。

由平滑曲线拟合实例中 CO 浓度的预测结果,作其趋势图形如图 1 所示。

从图 1 我们可以看出,拟合曲线几乎经过所有的预测值点,平滑曲线拟合效果非常好。

对 CO 的浓度值预测后,经过对预测值准确地拟合并绘出一条曲线,通过这条曲线我们就能清楚地判断气体将来短期内的变化态势,可以把握气体在未来时刻的浓度值,也就达到了我们预期的预测效果。接下来将对预测值进行残差分析以得出具体的预测效果如何。

变压器 CO 实际监测数据与预测值的分布见图 2 所示。

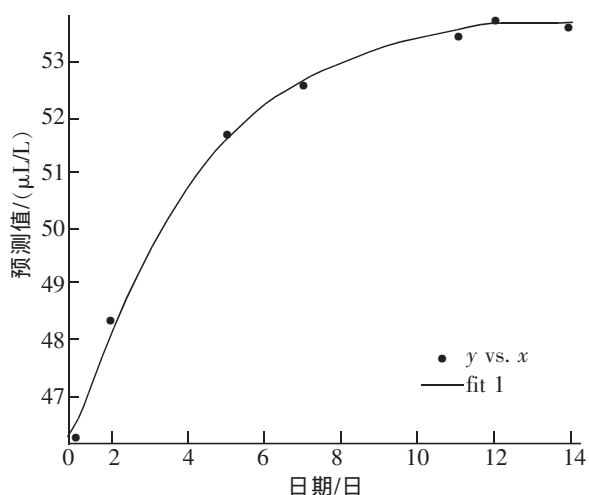


图 1 CO 浓度预测结果趋势图

Fig.1 Trend of the predicted concentrations of CO

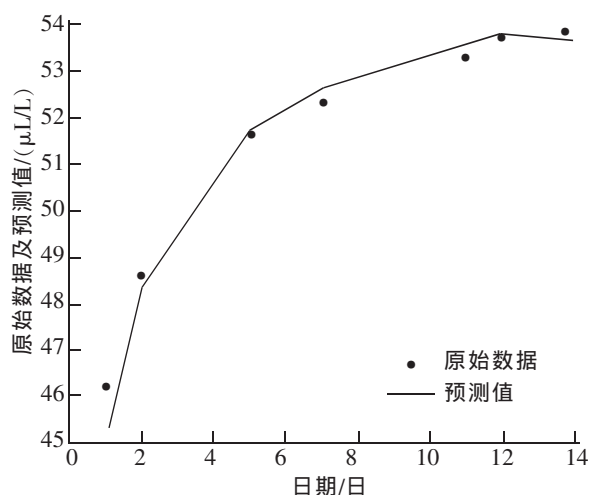


图 2 原始数据及预测值

Fig.2 The original data and the predicted value

图2将原始数据和预测值表示在同一张图中,可以看到预测值与原始数据很接近。

从表1残差可以看出GM(1,n)模型在实例的应用中,其预测结果与实际值之间的残差在0.3以下,预测值十分贴近实际值,说明建立的GM(1,n)模型能够反应变压器油中溶解气体浓度情况的变化情况,通过此模型可以得到很好的预测效果。

4 结论

变压器油中溶解气体的含量会随着时间的累积而逐步的发展,它的变化趋势能够反映变压器运行状态的变化,对变压器油中溶解气体含量进行预测可发现变压器的运行隐患,为预防性维修提供依据。

GM(1,n)模型考虑了与某一特征气体关联程度高的气体对其的影响,提高了预测结果精度,解决了这一因素而导致的误差问题,很好地完成了变压器油中溶解气体浓度预测工作,得到了与实际值非常接近的预测值,表明该模型是一个适合于变压器油中溶解气体浓度预测的模型。

灰色模型的短期预测效果非常好,预测的结果可为变压器的运行维修提供指导依据,实现对变压器的预防性维修,从而减少故障的发生,降低由于故障而导致的电力系统损失。如何将灰色预测与其它方法相结合,改进长期预测的效果,以实现更早、更准确的隐患判断是下一步可以开展的工作。

参考文献:

- [1] 廖瑞金,郑含博,杨丽君,等. 基于集对分析方法的电力变压器绝缘状态评估策略[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(21): 55-60.
- [2] 吴想. 变压器状态监测与故障诊断系统研究与实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- [3] 徐文,王大忠. 人工神经网络在变压器特征气体法故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 1996, 22(2): 27-30.
- [4] 中华人民共和国国家经济贸易委员会. DL/T722-2000 变压器油中溶解气体分析和判断导则[M]. 北京: 中国电力出版社, 2001: 10-12.
- [5] 邹剑,陆瑾,周晓凡. 四比值法在变压器过热性故障判断中的应用[J]. 变压器, 2011, 48(10): 66-67.
- [6] 冷传东,姜欣,金宝旭. 基于广义回归神经网络的变压器油中特征气体发展趋势预测研究[J]. 吉林电力, 2014, 42(6): 11-14.
- [7] 王鹏,许涛. 用统计学习理论预测变压器油中溶解气体浓度[J]. 高电压技术, 2003, 29(11): 13-14.
- [8] 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.
- [9] 司马莉萍,舒乃秋,左婧,等. 基于灰关联和模糊支持向量机的变压器油中溶解气体浓度的预测[J]. 继电器, 2012, 40(19): 41-46.
- [10] 罗运柏,于萍,宋斌,等. 用灰色模型预测变压器油中溶解气体的含量[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(3): 65-69.
- [11] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1989: 5-264.
- [12] 黄浩. 灰色理论的220 kV变压器故障气体预测模型[D]. 广州: 广东工业大学, 2014.
- [13] 傅军栋,刘晶,喻勇. 基于果蝇优化灰色神经网络的年电力负荷预测[J]. 华东交通大学学报, 2015, 32(1): 93-98.

Prediction of Dissolved Gas in Transformer Through GM(1,n) Model

Li Yan¹, Cheng Hongbo^{2,3}, Xin Jianbo², Kang Chen²

(1. Ganzhou Power Supply Branch of State Grid, Ganzhou 341000, China; 2. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangxi Electric Power Company, Nanchang 330096, China; 3. School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Power transformer is the key equipment of power system, whose state is a cumulative process over time. The content of dissolved gases in transformer oil changes over time. By predicting the concentration of dissolved gases in transformer oil, we can find the possible faults of the transformer in advance, which may provide some reference for preventive maintenance. Based on the analysis of dissolved gas generation mechanism in transformer oil, this study adopted gray model and obtained the concentration data of dissolved gases by online monitoring system. Through the application of GM (1,n) model, the results showed that this model is able to obtain the concentration content of dissolved gases with high accuracy. It thus could offer the pre-warning for the future state of transformer and provide preventive maintenance accordingly.

Key words: power transformer; gray model; GM(1,n) model; fault prediction

(责任编辑 刘棉玲)