

DOI: 10.7667/PSPC170706

## 非等间隔 GM(1,1)幂模型在变压器故障气体预测中的应用

李龙<sup>1</sup>, 张迪<sup>1</sup>, 汤俊<sup>1</sup>, 刘炬<sup>1</sup>, 黎灿兵<sup>1</sup>, 汪樟垚<sup>1</sup>, 何禹清<sup>2</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;

2. 国网湖南省电力公司经济技术研究院, 湖南 长沙 410004)

**摘要:** 电力变压器运行的安全可靠对于电网稳定有着关键影响。以油浸式变压器为例, 考虑到变压器故障气体监测中存在的采集技术局限与完备性差的现状, 对 IEC 三比值法所需要的五种主要故障特征气体溶解度大小进行预测, 为后续的故障诊断提供数据分析基础。针对变压器故障气体色谱分析中气体浓度数据采集的不完备性与小样本特征, 引入非等间隔 GM(1,1)幂模型, 并基于遗传算法对背景值及幂指数进行协同优化, 分别建立变压器内不同种气体的气体溶解度灰色预测模型。实验证明: 相较现有常见基于灰色模型的变压器预测方法, 例如基于 GM(1,1)模型与 Verhulst 模型的方法, 所提方法能有效地提高模拟精度及预测精度, 而且模型不拘泥于基础数据的等间隔连贯性, 具有较好的实用性及适应性。

**关键词:** 故障预测; 非等间隔灰色预测; GM(1,1)幂模型; 溶解气体分析(DGA); 电力变压器

### Application of unequal interval GM (1,1) power model in prediction of dissolved gases for power transformer failure

LI Long<sup>1</sup>, ZHANG Di<sup>1</sup>, TANG Jun<sup>1</sup>, LIU Ju<sup>1</sup>, LI Canbing<sup>1</sup>, WANG Zhangyao<sup>1</sup>, HE Yuqing<sup>2</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. State Grid Hunan Electric Power Corporation Economical & Technical Research Institute, Changsha 410004, China)

**Abstract:** The safe and reliable operation of transformer plays a crucial role in power system. In case of the oil-immersed transformer, considering the fault characteristics and data monitoring situation of transformer, the solubility of five main fault characteristic gases, which are critical elements in IEC three ratio codes, is predicted to provide the basis for data analysis for the subsequent fault diagnosis. For incomplete and small sample characteristics of gas concentration data acquisition in gas chromatographic analysis of transformer faults, the unequal interval GM (1,1) power prediction models of gas solubility of different gases are established respectively. The coordinated optimization for background value and power exponent based on genetic algorithm is applied. According to the experiment, the proposed method can effectively improve the fitting and prediction accuracy, and the model has no limit to the equidistant coherence of the basic data, with better practicality and adaptability, when compared to some existing in the literature, such as the GM (1,1) model and Verhulst model.

This work is supported by Sino-US International Science and Technology Cooperation Project (No. 2016YFE0105300).

**Key words:** failure prediction; unequal interval grey prediction; GM (1,1) power model; dissolved gas analysis (DGA); power transformer

## 0 引言

状态检修又被称为预知性检修, 其结合设备当前的实际状况与其他相关运行信息分析来识别故障的早期征兆, 并对故障部位、故障严重程度以及发展趋势做出判断, 以确定最佳检修时机<sup>[1-3]</sup>。状态

检修可以有效提高电力设备运行可靠性和电力系统经济效益, 例如, 在长距离输电线路两端安装故障录波装置, 通过记录故障时线路电流和电压波形的动态数据, 有助于更准确地发现故障发生的位置<sup>[4]</sup>。电力变压器的安全运行对电网的稳定起着举足轻重的作用, 结合设备故障诊断研究<sup>[5-6]</sup>, 可有效地预测变压器故障发生概率, 能够大幅度降低故障发生的可能性。

基金项目: 中美国际科技合作项目 (2016YFE0105300)

故障预测相关方法主要有统计预测、数学预测、智能预测和信息融合预测四类<sup>[7-10]</sup>。针对变压器来说,分为设备寿命意义上的故障率、统计意义上的年故障率以及基于变压器内部数据和电气试验信息等的故障率预测相关研究。在现阶段的研究中,变压器油中溶解气体分析是检测变压器早期故障的最常用且有效的手段<sup>[11-12]</sup>。目前,绝大多数大型电力变压器选用油纸或油和纸板组成的绝缘结构。当变压器内部发生热故障、放电性故障或者油、纸老化时均会产生各种气体。由于不同性质的故障所产生的油中溶解气体组分存在差异,这些溶解气体的组分和含量可以作为反映油浸式电力变压器内部绝缘故障的特征量,据此判断故障的类型。国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)和我国国标推荐使用(C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>)/(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>)、(CH<sub>4</sub>)/(H<sub>2</sub>)、(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>)/(C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>)这五种气体的三个比值大小来判断变压器存在的故障情况,这种方法称为三比值法<sup>[13]</sup>。

采用三比值法时,如何准确地预测油中溶解气体组分与含量是变压器故障预测的关键。考虑到变压器油溶解气体量的非线性特征,文献[14-15]分别提出运用遗传算法、粒子群优化的最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)模型进行预测,预测结果优于传统 LSSVM 模型。灰色预测理论对于小样本、贫信息数据具有较好效果,文献[16-17]分别提出一种改进 GM(1,1)模型及综合优化的非线性灰色 Bernoulli Markov 模型,适用于变压器油中的故障特征气体的预测。以上预测方法有效地预测了各种特征气体的变化趋势,提高了预测精度。另外,针对非等间隔数据特征,文献[18]提出利用平均弱化缓冲算子处理非等间隔数据,然后建立非等间隔灰色 GM(1,1)预测模型。文献[19]提出应用拉格朗日一元三点插值法改善背景值,建立非等间隔灰色 GM(1,1)预测模型。文献[20]提出利用多个单一预测方法如非等间隔灰色 GM(1,1)模型和非等间隔灰色 Verhulst 模型构成预测模型群,将预测模型群的模拟值结果作为支持向量机回归模型的输入进行二次预测,形成变权重的组合预测。这些非等间隔变压器故障气体灰色预测方法多采用 GM(1,1)模型与灰色 Verhulst 模型,由于模型参数固定,不能随特征气体变化规律改变而动态调整,预测精度有待提高,存在应用受限。GM(1,1)幂模型相比两种模型具有适应性强的优点,合适的幂指数可使模型充分反映出数据的非线性特征,具有理想的预测精度。

针对变压器故障特征气体研究中非等间隔灰色预测应用存在的精度问题,本文提出基于背景值与

幂指数协调优化的非等间隔 GM(1,1)幂模型的变压器故障溶解气体预测方法。结合故障气体非线性、样本总数量小、信息量受限的特征,建立不受数据连续性要求限制的非等间隔 GM(1,1)幂模型,以模拟值平均相对误差最小为目标,利用遗传算法协调优化该模型背景值与幂指数,将参数优化后的幂模型用于预测,以提高预测精度进而提高变压器故障诊断的准确性。

## 1 非等间隔 GM(1,1)幂模型灰色预测

### 1.1 五种变压器故障特征气体相关性分析

变压器油中溶解气体组分含量变化规律不是固定、唯一的<sup>[21]</sup>。考虑到故障特征溶解气体之间的存在的复杂关系,依据南方电网某 220 kV 变电站#1 号主变的油色谱在线监测装置监测的 5 种故障特征气体数据,分别选取 2012 年 5 月 6 日、8 日、10 日、12 日、14 日 5 天的数据,进行皮尔森相关性分析,结果如表 1 所示。

表 1 变压器故障特征气体相关性分析结果

Table 1 Correlation analysis results of dissolved gases for power transformer failure

气体类别	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
H <sub>2</sub> 皮尔森相关		0.841*	0.708	0.834*	0.840*
显著性(双尾)	1	0.036	0.116	0.039	0.036
CH <sub>4</sub> 皮尔森相关	0.841*		0.863*	0.977**	0.845*
显著性(双尾)	0.036	1	0.027	0.011	0.034
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> 皮尔森相关	0.708	0.863*		0.863*	0.867*
显著性(双尾)	0.116	0.027	1	0.027	0.025
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> 皮尔森相关	0.834*	0.977**	0.863*		0.915*
显著性(双尾)	0.039	0.011	0.027	1	0.010
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> 皮尔森相关	0.840*	0.845*	0.867*	0.915*	
显著性(双尾)	0.036	0.034	0.025	0.010	1

其中,“\*”相关性在 0.05 层上显著(双尾),“\*\*”相关性在 0.01 层上显著(双尾),即有 99%的把握认为相关的确存在,其中双尾表示双侧检验。由表 1 可发现,CH<sub>4</sub> 与 C<sub>2</sub>H<sub>6</sub> 间相关系数达到 0.977,在 0.01 层面上显著相关,其他特征气体之间相关度呈现较高度相关,彼此之间存在密切联系,这与各种气体产生的原因和机理有关。因此,特征溶解气体与故障间的关系存在高度的灰色性。针对变压器故障系统这一典型灰色系统,本文采用非等间隔 GM(1,1)幂灰色模型进行预测分析。

### 1.2 非等间隔 GM(1,1)幂模型的建立

设非负原始序列被表示为  $X^{(0)} = (x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_k))$ , 对原始序列  $X^{(0)}$  作一阶累加生

成变换, 可得序列  $X^{(1)} = (x^{(1)}(t_1), x^{(1)}(t_2), \dots, x^{(1)}(t_k))$ , 其中:  $t$  为时间节点;  $n$  为时间序列取点总数;  $X^{(0)}(t_k)$  中各元素采集时间非等间距,  $k=1, 2, \dots, n$ 。

根据文献[22]关于灰导数的定义, 可以得到非等间距的灰导数表达式为

$$\delta(t_k) = \frac{x^{(1)}(t_k) - x^{(1)}(t_{k-1})}{\Delta t_k} = \frac{\sum_{i=1}^k x^{(0)}(t_i) \Delta t_i - \sum_{i=1}^{k-1} x^{(0)}(t_i) \Delta t_i}{\Delta t_k} = x^{(0)}(t_k) \quad (1)$$

设  $z^{(1)}(t_k)$  为灰导数背景值, 则非等间距 GM(1,1) 模型的灰色微分方程可表示为

$$x^{(0)}(t_k) + az^{(1)}(t_k) = b(z^{(1)}(t_k))^\gamma \quad (2)$$

式(2)中:  $a$  为幂模型的发展系数;  $b$  为灰色作用量;  $\gamma$  为幂指数。当  $\gamma=0$  时, 即为非等间距 GM(1,1) 模型表达式; 而  $\gamma=2$  时, 则为非等间隔 Verhulst 模型。因此, 通过对于  $\gamma$  的控制和调节, 可实现该模型对非等间距 GM(1,1) 模型和非等间隔 Verhulst 模型的覆盖, 使得 GM(1,1) 幂模型可以灵活地反映原始数据的特点。

灰色模型参数辨识问题根本上来说是一个最小二乘问题, 定义  $\hat{a} = (a, b)^T$  为非等间距 GM(1,1) 幂模型的参数向量, 非等间隔 GM(1,1) 幂模型参数的最小二乘估计为

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

其中,

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(t_2) & (z^{(1)}(t_2))^\gamma \\ -z^{(1)}(t_3) & (z^{(1)}(t_3))^\gamma \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(t_n) & (z^{(1)}(t_n))^\gamma \end{bmatrix}; Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(t_2) \\ x^{(0)}(t_3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(t_n) \end{bmatrix}$$

白化方程为

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = b(x^{(1)}(t))^\gamma \quad (4)$$

解白化方程, 以  $x^{(1)}(t_k)$  为初始值, 可得非等间距 GM(1,1) 幂模型的时间响应序列为

$$\hat{x}^{(1)}(t_k) = \left\{ \frac{b}{a} + \left[ (x^{(0)}(t_1))^{1-\gamma} - \frac{b}{a} \right] e^{-a(1-\gamma)(t_k-t_1)} \right\}^{\frac{1}{1-\gamma}} \quad (5)$$

还原值为

$$\hat{x}^{(0)}(t_k) = \begin{cases} \hat{x}^{(1)}(t_1), & k=1 \\ \frac{\hat{x}^{(1)}(t_k) - \hat{x}^{(1)}(t_{k-1})}{\Delta t_k}, & k=2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

### 1.3 背景值

背景值的选取是影响 GM(1,1) 模型的预测精度及适应性的重要因素之一<sup>[23-24]</sup>。常用背景值的计算公式是根据梯形公式所构造的。

$$z^{(1)}(t_k) = 0.5(x^{(1)}(t_{k-1}) + x^{(1)}(t_k)) \quad (7)$$

当 GM(1,1) 模型的发展系数绝对值较大, 即  $|a| \geq 1.0$  时, 这种背景值构造方法的模拟效果及预测精度远不够理想<sup>[23]</sup>, 主要表现在序列数据发生急剧变化时, 将带来较大误差。例如, 变压器潜伏性故障发展到显性故障的过程中, 油中溶解气体的组分变化明显, 以常用的背景值构造结果进行预测, 会产生较大误差。因此, 本文考虑从背景值插值系数的角度对 GM(1,1) 幂模型背景值进行优化, 表示为

$$z^{(1)}(t_k) = px^{(1)}(t_k) + (1-p)x^{(1)}(t_{k-1}) \quad (8)$$

式中,  $p$  为插值系数,  $0 \leq p \leq 1$ 。

## 2 基于遗传算法的预测模型参数优化

### 2.1 数乘变换

在建模过程中, 考虑到数据间存在量级差异的干扰, 常采取相应的数据处理方法消除原始数据的量纲, 保证数据之间具有可比性, 如归一化变换、量级变换等, 这些变换方法统称为数乘变换<sup>[25]</sup>。尤其在灰色预测中, 数乘变换可以显著降低预测模型的病态程度, 保证模型的模拟精度<sup>[26]</sup>。本文预测模型应用于变压器故障特征气体浓度值, 由上文 1.1 中的算例数据可知, 各类溶解气体量之间虽有着一定相关性联系, 但是产生与变化机理不同, 因此并非处于同一量级, 因此本文建模前需首先对浓度值进行数乘变换。

对原始非负数据序列  $X^{(0)}, Y^{(0)}$ , 其中  $y^{(0)}(k) = \rho x^{(0)}(k)$ ,  $\rho > 0$ ,  $k=1, 2, \dots, n$ ,  $X^{(1)}$  为  $X^{(0)}$  的一阶累加生成序列, 简称为 1-AGO,  $Y^{(1)}$  为  $Y^{(0)}$  的 1-AGO,  $y^{(1)}(k) = \rho x^{(1)}(k)$ ,  $k=1, 2, \dots, n$ 。

利用原始序列与数乘变换后的序列分别构建 GM(1,1) 幂模型, 推导的数据序列之间的绝对误差值仍然保持数乘变换过程中的量化关系, 幂模型的精度不变。因此, 对原始数据进行适当的数乘变换, 既可维持较高的预测精度又可降低数据的数量级, 降低了建模过程中的计算复杂度。

### 2.2 幂指数与背景值协同优化模型

为实现模型对于数据特性的模拟准确度最高, 以模拟值平均相对误差最小化为目标、参数之间的关系为约束条件, 建立以下优化模型:

$$\min_{\gamma, p} \Delta = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{\hat{x}^{(0)}(t_k) - x^{(0)}(t_k)}{x^{(0)}(t_k)} \right|$$

s.t.  $\begin{cases} \gamma \neq 1 \\ 0 \leq p \leq 1 \\ \hat{x}^{(1)}(t_1) = x^{(1)}(t_1) \\ \hat{x}^{(0)}(t_k) = \frac{\hat{x}^{(1)}(t_k) - \hat{x}^{(1)}(t_{k-1})}{\Delta t_k} (k=2, 3, \dots, n) \\ \hat{x}^{(1)}(t_k) = \left\{ d + \left[ (x^{(0)}(t_1))^{1-\gamma} - d \right] e^{-a(1-\gamma)(t_k-t_1)} \right\}^{\frac{1}{1-\gamma}} \\ d = \frac{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^2 \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) (z^{(1)}(t_k))^\gamma - \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) z^{(1)}(t_k)}{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) (z^{(1)}(t_k))^\gamma - \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{2\gamma} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) z^{(1)}(t_k)} \\ z^{(1)}(t_k) = px^{(1)}(t_k) + (1-p)x^{(1)}(t_{k-1}) \end{cases}$

(9)

约束条件包括含有幂指数  $\gamma$  的式(5)时间响应序列表达式(其中,  $d = b/a$ )以及基于式(8)以插值系数  $p$  表示的非等间隔 GM(1,1) 幂模型的背景值。利用遗传算法对目标函数进行优化求解, 得出目标值最小平均误差, 以及对应的幂指数  $\gamma$  与插值系数  $p$  两个变量的值, 具体过程如图 1 所示。

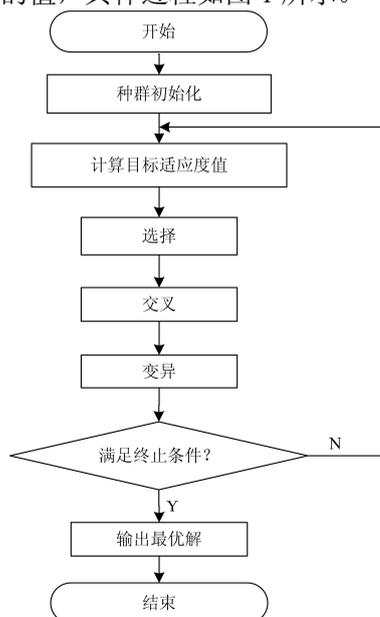


图 1 遗传算法优化模型参数流程图

Fig. 1 Flow chart of genetic algorithm to optimize the parameters of the model

当  $p$  和  $\gamma$  确定后, 将式(3)展开, 可确定 GM(1,1) 幂模型的参数  $a$  和  $b$ , 它们的代数表达式分别为

$$a = \frac{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) (z^{(1)}(t_k))^\gamma - \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{2\gamma} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) z^{(1)}(t_k)}{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{2\gamma} \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^2 - (\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1})^2}$$

(10)

$$b = \frac{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^2 \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) (z^{(1)}(t_k))^\gamma - \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1} \sum_{k=2}^n x^{(0)}(t_k) z^{(1)}(t_k)}{\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{2\gamma} \sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^2 - (\sum_{k=2}^n (z^{(1)}(t_k))^{\gamma+1})^2}$$

(11)

将所得的最优的  $p$  和  $\gamma$  以及求得的对应该参数  $a$  和  $b$  的值代入白化方程式(4), 并根据原始数据序列进行求解得到时间响应序列, 即为本文所求非等间隔 GM(1,1) 幂模型预测表达式。输入预测目标值所在时间点  $t_k$ , 通过计算即可得出预测值。

### 3 电力变压器故障特征气体浓度预测算例分析

算例基于文献[25]中 220 kV 变压器绝缘油中  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_2$  5 种特征气体数据, 利用 2012 年 5 月 6 日、8 日、12 日以及 14 日各类气体浓度值建立非等间隔灰色预测模型, 预测当月 16 日变压器中 5 种气体浓度。根据气体历史数据, 结合前文提出的基于遗传算法对非等间隔 GM(1,1) 幂模型背景值及幂指数协调优化的方法, 计算得到模型参数如表 2 所示。

表 2 非等间隔 GM(1,1) 幂模型参数优化结果

Table 2 Optimized parameters of unequal interval GM(1,1)

气体类别	非等间隔 GM(1,1) 幂模型参数优化结果			
	插值系数 ( $p$ )	幂指数 ( $\gamma$ )	发展系数 ( $a$ )	灰色作用量 ( $b$ )
$H_2$	0.4323	0.2766	0.045 509	28.992 43
$CH_4$	0.4231	0.1389	0.0256	228.888 3
$C_2H_6$	0.4708	0.0305	-0.007 82	181.369 5
$C_2H_4$	0.4503	0.0979	0.002 869	368.669 8
$C_2H_2$	0.4397	0.2883	0.028 37	0.643 685

由此得到对应不同气体的插值系数和幂指数协调优化后的 GM(1,1) 幂模型。将所得的 GM(1,1) 幂模型与非等间隔 GM(1,1) 模型、非等间隔 Verhulst 模型、非等间隔 GM(1,1) 幂模型 3 种模型对历史数据进行预测, 得到各个模型下模拟值及平均模拟值误差, 如表 3 和表 4 所示。

表 3  $H_2$  浓度模拟数值及误差对比

Table 3 Numerical simulation and errors analysis of

模型	dissolved $H_2$ concentration				模拟误差
	5.6	5.8	5.12	5.14	
非等间隔 GM(1,1)	122.836	137.158	152.946	164.542	0.0128962
非等间隔 Verhulst	126.064	128.284	133.138	135.797	0.0452869
非等间隔 GM(1,1) 幂模型	118.792	141.093	150.999	153.600	0.0039004
本文模型	120.001	142.999	150.901	151.263	0.0001107
(实际值)	125	143	151	148	-

表 4 五种气体模拟值平均误差对比

Table 4 Comparison of average errors of dissolved gas concentration simulation

模型	各气体模拟值平均误差(5.6、5.8、5.12、5.14)				
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
非等间隔 GM(1,1)	0.012896	0.006867	0.0016	0.045509	0.018952
非等间隔 Verhulst	0.045286	0.016363	0.016896	0.0256	0.00145
非等间隔 GM(1,1) 幂模型	0.0039	0.001874	0.00049	-0.00782	0.004232
本文模型	0.000111	0.0003	0.000133	0.000155	0.000276

为了对比模型用于上述 5 种数据模拟的整体作用,按照表中模型类型从上到下顺序求取平均模拟值误差分别为:0.017 164 8、0.021 119、0.003 663 2、0.000 975,可以发现非等间隔 GM(1,1)幂模型模拟误差较之 GM(1,1)模型与 Verhulst 模型降低一个数量级,协调优化背景值与幂函数后再降低一个数量级。将表 3 对应的模型用于该变压器 2012 年 5 月 16 日的 5 种特征故障气体溶解浓度预测,得出四种方法下的预测值及预测误差如表 5 和表 6 所示。

表 5 五种气体预测值对比

Table 5 Comparison of dissolved gas concentration prediction

模型	各气体预测值(5.16)				
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
实际值(5.16)	148	653	235	901	0.89
非等间隔 GM(1,1)	164.5421	642.9852	249.8834	891.6311	1.021856
非等间隔 Verhulst	135.7977	638.9716	244.4096	852.1766	0.818044
非等间隔 GM(1,1) 幂模型	153.6003	630.1776	247.7225	859.0963	0.974429
本文模型	151.2629	638.6274	247.6957	865.6467	0.944958

表 6 五种气体预测值误差对比

Table 6 Comparison of errors of dissolved gas concentration prediction

模型	各气体预测误差(5.16)				
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
非等间隔 GM(1,1)	0.111771	0.015336	0.063334	0.010398	0.148163
非等间隔 Verhulst	0.082448	0.021483	0.040041	0.054188	0.08085
非等间隔 GM(1,1) 幂模型	0.037839	0.03495	0.054138	0.046508	0.094864
本文模型	0.022047	0.02201	0.054024	0.039207	0.061750

为了对比模型用于上述 5 种数据预测的整体作用,按照表中模型类型从上到下顺序求取平均预测误差分别为:0.069 800 4、0.055 802、0.053 66、0.039 808,本文方法使平均误差显著减小。由表 4 可以看出,对于每种气体来说,在四种方法中本文方法模拟精度均为最高,然而由表 5 和表 6 可知,H<sub>2</sub> 和 C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 两种气体在本文方法下单日预测准确度

最高,C<sub>2</sub>H<sub>6</sub> 在非等间隔 Verhulst 模型预测准确度最高,CH<sub>4</sub> 与 C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> 两种气体在非等间隔 GM(1,1) 模型预测准确度最高,印证了 1.1 节中相关性分析结果。综上分析可知,五种气体在非等间隔 GM(1,1) 模型预测准确度较高,经过背景值与幂指数协调优化后的模型的预测准确度进一步提高。且本文方法较之文献[19]一类利用插值的辅助手段完成非等间隔灰色预测的方法更为简便,同时准确率得到了保证,模型建立、模型优化、模型应用三个阶段数据均保持非等间隔特征。

造成前述误差大小分布现象的因素有:1) 灰色预测模型的模拟值精度并不等同于预测精度,模拟值精度高说明经过不断的修正,模型对于历史数据信息提取较为完备,表现更为准确。预测的精度依赖于模型本身,与模拟精度本质上不同。2) 五种变压器故障特征气体浓度数据的产生与变化机理不同,各个模型有其适合的数据应用场合,作为 GM(1,1)模型与 Verhulst 模型的扩充,GM(1,1)幂模型根据数据改变幂指数有其自适应性,整体平均误差小,加之本文建立非等间隔模型对于历史数据的时间连贯性要求低,便于广泛采用,具有更高的实际利用价值。

## 4 结论

1) 由于故障作用机理的不同,变压器各气体溶解度数据序列变化特征不尽相同,本文所用幂模型适应性强,可减小预测中气体数据间的相互影响,同时较好地反映数据中的非线性特征。

2) 考虑到实际电网中一定程度上存在的变压器相关数据采集不完整的现状,建立不同气体类型特征下的非等间隔预测模型,打破灰色预测方法对于数据序列等间隔性的要求。

3) 灰色预测方法的应用中,受其应用场合数据小样本、贫信息的特征限制,易出现模型模拟值精度高但预测精度差强人意的情况,本文方法通过模型选取及协调优化实现了模拟值及预测精度要求的双赢,对处于三比值编码规则的分界值附近的故障诊断结果带来巨大影响。

## 参考文献

[1] 蔡骥然,郑永康,周振宇,等.智能变电站二次设备状态监测研究综述[J].电力系统保护与控制,2016,44(6):148-154.  
CAI Jiran, ZHENG Yongkang, ZHOU Zhenyu, et al. A survey of research on secondary device condition monitoring in smart substation[J]. Power System

- Protection and Control, 2016, 44(6): 148-154.
- [2] 李款, 于寒. 基于数据驱动的水面艇航行状态检测与诊断[J]. 指挥与控制学报, 2016, 2(3): 188-193.  
LI Kuan, YU Han. Data-driven based detection and diagnosis on the navigation states of surface vessels[J]. Journal of Command and Control, 2016, 2(3): 188-193.
- [3] 万安平, 顾新建, 陈坚红, 等. 燃气轮机状态维修决策模型及系统设计[J]. 热力发电, 2016, 45(12): 56-61.  
WAN Anping, GU Xinjian, CHEN Jianhong, et al. Research on condition based maintenance decision model and design of the system for gas turbine[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(12): 56-61.
- [4] ROOSTAEE S, THOMAS M S, MEHFUZ S. Experimental studies on impedance based fault location for long transmission lines[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2: 9pp.  
DOI 10.1186/s41601-017-0048-y
- [5] 赵靛, 柴庆龙. 基于分层模糊符号有向图法的故障诊断方法[J]. 热力发电, 2015, 44(11): 26-31.  
ZHAO Liang, CHAI Qinglong. A fault diagnosis approach based on hierarchical fuzzy signed directed graph model[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(11): 26-31.
- [6] 李涛, 高晓, 陈巍家. 基于符号动力学的变压器内部故障检测[J]. 电工技术学报, 2015, 17(20): 57-64.  
LI Tao, GAO Xiao, CHEN Weijia. Transformer internal fault detection based on symbolic dynamic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 17(20): 57-64.
- [7] 宋杰, 谢海宁, 杨增辉, 等. 基于多源异构数据挖掘的配电网故障信息统计分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 141-147.  
SONG Jie, XIE Haining, YANG Zenghui, et al. Statistical analysis of the distribution fault based on multiple source and isomerism data mining technology[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 141-147.
- [8] 朱斌, 潘玲玲, 邹扬, 等. 考虑融冰因素的输电线路覆冰故障概率计算[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 79-84.  
ZHU Bin, PAN Lingling, ZOU Yang, et al. Fault probability calculation of transmission line considering ice melting factors[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(10): 79-84.
- [9] 孔雪卉, 张慧芬. 基于优化广义回归神经网络的变电站设备温度预测[J]. 中国电力, 2016, 49(7): 54-59.  
KONG Xuehui, ZHANG Huifen. Temperature prediction of substation equipment based on optimized generalized regression neural network[J]. Electric Power, 2016, 49(7): 54-59.
- [10] 胡文平, 于腾凯, 巫伟南. 一种基于云预测模型的电网综合风险评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(5): 35-42.  
HU Wenping, YU Teng kai, WU Weinan. A comprehensive power grid risk assessment method based on cloud prediction model[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(5): 35-42.
- [11] 陈伟根, 万福, 周渠, 等. 基于光声光谱检测的变压器油中溶解乙炔气体的压强特性[J]. 电工技术学报, 2015, 30(1): 112-119.  
CHEN Weigen, WAN Fu, ZHOU Qu, et al. Pressure characteristics of dissolved acetylene in transformer oil based on photoacoustic spectroscopy detection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(1): 112-119.
- [12] 陈伟根, 万福, 顾朝亮, 等. 变压器油中溶解气体拉曼剖析及定量检测优化研究[J]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 236-243.  
CHEN Weigen, WAN Fu, GU Zhaoliang, et al. The research for raman analysis of dissolved gases in transformer oil and optimization of quantitative detection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(2): 236-243.
- [13] 变压器油中溶解气体分析和判断导则: GB 7252—1987[S].  
Guide to the analysis and the diagnosis of gases dissolved in transformer oil: GB 7252—1987[S].
- [14] SU Q, MI C, LAI L L, et al. A fuzzy dissolved gas analysis method for the diagnosis of multiple incipient faults in a transformer[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, 15(2): 593-598.
- [15] 沙立成, 宋珺璋. 基于改进粒子群优化 LS-SVM 的变压器故障气体预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2011, 38(1): 35-38.  
SHA Licheng, SONG Junzheng. Predicting method for dissolved gas in transformer oil based on modified particle swarm optimization[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science), 2011, 38(1): 35-38.
- [16] 张丽萍, 杨柳, 黄愕, 等. 综合灰色模型在电力变压器故障预测中的应用[J]. 陕西电力, 2013, 41(10): 44-47.  
ZHANG Liping, YANG Liu, HUANG E, et al. Application of comprehensive gray model in fault prediction of power transformers[J]. Shaanxi Electric Power, 2013, 41(10): 44-47.
- [17] LIAO R J, BIAN J P, YANG L J, et al. Forecasting dissolved gases content in power transformer oil based on

- weakening buffer operator and least square support vector machine-Markov[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2012, 6(2): 142-151.
- [18] 李辉, 李学伟, 胡姚刚, 等. 风电机组运行状态参数的非等间隔灰色预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(9): 29-34.  
LI Hui, LI Xuwei, HU Yaogang, et al. Non-equidistant grey prediction on running condition parameters of a wind turbine generator system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(9): 29-34.
- [19] 王晶, 刘建新. 基于灰色新预测模式的变压器故障预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2007, 34(1): 10-14.  
WANG Jing, LIU Jianxin. Transformer fault prediction using new grey prediction model[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science), 2007, 34(1): 10-14.
- [20] 王晶. 基于灰色理论模型的变压器故障预测[D]. 保定: 华北电力大学, 2007.  
WANG Jing. Transformer fault prediction using grey prediction model[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2007.
- [21] ZHAO Shutao, PAN Liangling, LI Boshu. Fault diagnosis and trend forecast of transformer based on acoustic recognition[C] // 3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT2008: 1371-1374.
- [22] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [23] 王正新. 含可变参数的缓冲算子与 GM(1,1)幂模型研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.  
WANG Zhengxin. Parameter-contained buffer operators and GM (1,1) exponential model[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [24] 王正新, 党耀国, 刘思峰. GM(1,1)幂模型的病态性[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(7): 1859-1866.  
WANG Zhengxin, DANG Yaoguo, LIU Sifeng. The morbidity of GM (1,1) power model[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2013, 33(7): 1859-1866.
- [25] 刘思峰, 党耀国, 方志耕, 等. 灰色系统理论及其应用[M]. 3版. 北京: 科学出版社, 2004: 103-110.
- [26] 黄浩. 基于灰色理论的220 kV变压器故障气体预测模型[D]. 广州: 广东工业大学, 2014.  
HUANG Hao. Fault gas prediction model of 220 kV transformer based on grey theory[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2014.

收稿日期: 2017-05-11; 修回日期: 2017-06-23

作者简介:

李 龙(1983—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化调度; E-mail: lilong\_1688@163.com

张 迪(1992—), 女, 博士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制; E-mail: minsull@163.com

黎灿兵(1979—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力规划与调度、电网分析与控制、电力系统综合节能. E-mail: licanbing@qq.com

(编辑 葛艳娜)