

基于小波分解的变压器油中故障气体预测方法

变压器油中溶解气体浓度值具有随机振荡性,且有一些测量误差,是预测气体浓度的难点。提出一种基于小波分解的气体浓度预测方法,将气体浓度数据进行小波分解,趋势部分使用GM(1,1)模型预测,细节部分使用AR(2)模型预测,对预测数据进行小波重构得到原时间序列的预测结果,并给出了未来时刻溶解气体浓度在一定置信度下的变化区间。数值试验结果显示,此方法预测结果比灰色预测模型准确,且误差近似服从均值为0的正态分布。

王 博 闫振华 马 波/国网宁夏电力公司电力科学研究院
汪 保/宁波工程学院理学院



王 博/高级工程师

油中溶解气体分析(Dissolved Gas Analysis, DGA)是目前诊断变压器内部故障的主要技术手段之一,能够有效诊断充油电力设备的内部故障,而油中故障气体组分及其含量的预测则是DGA故障预测的关键。针对充油电力设备的故障预测已有大量研究,并取得了一定成果。文献[1]通过灰色预测GM(1,1)模型,预测油中溶解气体的浓度及变化趋势,对预测得到的溶解气体数据进行变压器故障诊断;文献[2]将BP神经网络、灰色理论和线性回归预测算法综合,采用最优加权组合预测模型,对油中溶解气体质量浓度的变化趋势进行预测,从而进行变压器故障诊断;文献[3]通过传感器在线监测变压器油中溶解气体的数据变化来诊断变压器的故障。以上这些都是通过研究变压器油中溶解气体的浓度变化或成分变化来诊断变压器故障。上述方法都能够在一定程度上诊断出变压器故障,但没有考虑时间序列的变化趋势及细节对预测结果的影响不同。直接

利用灰色预测模型,没有考虑噪声对预测结果的影响,这里采用小波分解的方法将测量数据分解为趋势部分和细节部分,采用灰色预测模型预测趋势部分,用移动平均法预测细节部分,因为测量噪声通常集中在细节部分,且细节部分为平稳时间序列,移动平均法是利用数据加权平均预测未来数据,利用移动平均法对细节部分预测,可在一定程度上消除噪声的影响。气体浓度预测不仅要给出未来气体浓度变化趋势,还应给出未来气体浓度的变化范围,最后给出了气体浓度的区间估计。

小波分析

小波变换是时间(空间)频率的局部化分析,其通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,最终达到高频处时间细分、低频处频率细分,能自动适应时频信号分析的要求,从而可聚焦到信号的任意细节,解决了Fourier变换的困难问题,成为继Fourier变换以来在科学方法上的重大突破。小波变换被人们称为“数学显微镜”。

小波分析方法是一种将时频窗面积不变,但形状可改变,即经伸缩和平移实现时间窗和频率窗同时可变的时频局部化分析方法。实现了在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,而在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率^[4]。变压器油中溶解气体数据通过小波分解后,高频的细节部分具有平稳性,适宜于用AR(2)模型

关键词/Keywords

油中溶解气体分析·
小波分解·
GM(1,1)模型·
AR(2)模型·

预测；低频趋势部分具有较强的累加性，适宜于用灰色预测模型预测。

灰色预测

灰色系统理论与方法的核心是灰色动态模型，特点是生成函数和灰色微分方程。灰色动态模型是以灰色生成函数概念为基础，以微分拟合为核心的建模方法。灰色系统建模思想是将时间序列转化为微分方程，建立抽象系统发展的动态模型（Grey Dynamic Model, GM）。灰色模型GM(1,n)模型是一种定量的灰色预测，其中包含单变量的一阶微分方程构成的模型，GM(1,1)是最常用的。GM(1,1)模型是对原始数据序列作一次累加生成（Accumulated Generating Operation, AGO），使生成序列呈一定规律^[5-6]。

设 $x^{(0)} = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)]$ 为非负序列，其中， $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$ 。

$x^{(1)} = [x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)]$ 为 $x^{(0)}$ 的一次累加（1-AGO）序列，即

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$z^{(1)} = [z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)]$ 为 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列，其中， $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1), k = 2, 3, \dots, n$ 。

建立灰微分方程，即

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (2)$$

相应的白化微分方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)}(t) = b \quad (3)$$

记 $U = (a, b)^T, Y = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T$

$$B = \begin{pmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \cdot & 1 \\ \cdot & 1 \\ \cdot & 1 \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

则灰色微分方程 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的最小二乘参数满足

$$U = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (5)$$

求解式（3），即可得到预测值为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k = 0, 1, \dots \quad (6)$$

AR(2)模型

AR(2)模型具有计算简单，预测准确，是平稳时间序列预测较为常用的方法，其模型为

$$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \varepsilon_t \quad (7)$$

记 $\tilde{\beta} = (\phi_0, \phi_1, \phi_2)$

$$F_t(\tilde{\beta}) = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} \quad (8)$$

残差平方和为

$$Q(\tilde{\beta}) = \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 = \sum_{t=1}^n (x_t - \phi_0 - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2})^2 \quad (9)$$

式中，使用最小二乘估计即可求出参数 $\tilde{\beta}$ 。

基于小波分析的多尺度预测模型

1. 预测模型建立

利用小波分析理论将原始时间序列进行分解，得到低频的趋势信号和高频的细节信号。将趋势部分用灰色GM(1,1)模型进行预测，对细节部分用移动平均模型进行预测，最后将预测结果使用小波重构方法组合起来得到最终的预测结果。该模型的预测流程如图1所示。

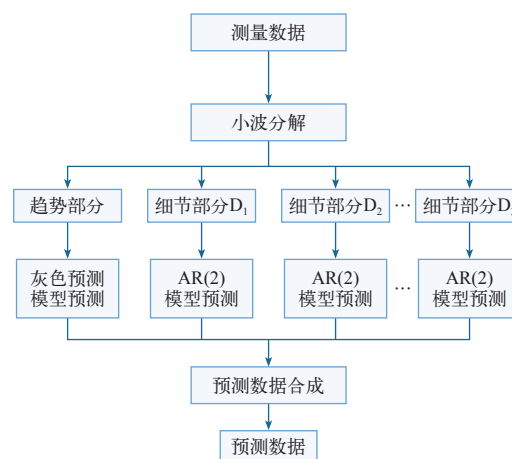


图1 基于小波分析的多尺度预测模型

因为高频细节部分为平稳时间序列，而AR(2)方法是通过加权平均对未来数据进行预测，所以采用AR(2)方法进行预测可以在一定程度上减少噪声的影响。且细节部分是平稳数据，比较适合采

用AR(2)模型预测。

2. 区间预测

数据预测只能给出未来数据的变化趋势，下面对数据进行区间估计，给出未来数据的变化范围。设 $X_m = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为前 n 个时刻溶解气体浓度， $\tilde{y}_{m+i}$ 为第 $m+i$ 时刻的预测气体浓度，则

$$\tilde{y}_{m+i} = f(X_m, i) \tag{10}$$

$f(X_m, i)$ 为多尺度预测模型输出，设 y_{m+i} 为第 $m+i$ 时刻的气体浓度测量值，则

$$y_{m+i} = \tilde{y}_{m+i} + \varepsilon_i \tag{11}$$

式中， ε_i 为预测误差，为随机变量，若 ε_i 服从正态分布 $N(\mu, \sigma)$ ，则

$$t = \frac{\sqrt{n}(\bar{\varepsilon} - \mu)}{s} \sim t(n-1) \tag{12}$$

式中， $\bar{\varepsilon} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i$ ， $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2$ 为 σ^2 的无偏估计。

使用枢轴量法，可得 μ 的 $1-\alpha$ 的置信区间为 $[\bar{\varepsilon} - t_{1-\alpha}(n-1)s/\sqrt{n}, \bar{\varepsilon} + t_{1-\alpha}(n-1)s/\sqrt{n}]$ 。

结合式(11)可得第 $m+i$ 时刻模型输出的预测区间为 $[\tilde{y}_{m+i} + \bar{\varepsilon} - t_{1-\alpha}(n-1)s/\sqrt{n}, \tilde{y}_{m+i} + \bar{\varepsilon} + t_{1-\alpha}(n-1)s/\sqrt{n}]$ 。

3. 模型求解

模型的计算过程如下。

1) 通过图1建立溶解气体预测模型，并预测下一时刻的溶解气体数据。

2) 利用Shapiro-Wilk等检验方法，对预测误差进行正态性检验，若服从正态分布，则通过上

述预测区间给出溶解气体的区间估计。预测数据比较如图2所示。

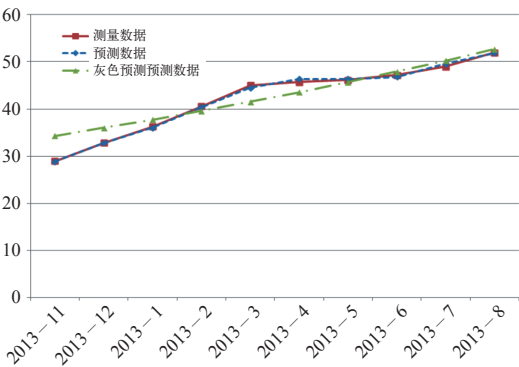


图2 预测数据比较

实例分析

为了检测该算法在实际变压器故障预测中的应用，对某110 kV变电站2013年11月~2014年8月的在线检测 H_2 浓度数据（见表1），采用“db6”小波基对表1的测试数据进行分解得到趋势部分及6个细节部分。

容易检验每一个细节数据都是平稳的，比较适合用AR(2)方法预测，对趋势部分采用GM(1,1)预测，细节部分采用AR(2)预测，结果如表2所示。

趋势预测值与细节预测值之和即是该方法对测量数据的预测。由测量数据及预测数据，容易计算出预测误差。图3给出了溶解气体浓度预测误差概率分布情况。由图3可以看出，预测误差分布基本在一条正态标准线附近，并利用Shapiro-Wilk检验，有95%的置信度接受预测误差 $N(-0.0019,$

表1 测试数据及小波分解数据

测试时间	测试数据	趋势	细节1	细节2	细节3	细节4	细节5	细节6
2013-11	28.90	45.024 5	-0.311 5	0.231 5	-3.372 5	-9.328 4	-2.219 6	-1.122 4
2013-12	32.83	45.144 9	0.963 2	0.117 6	-2.308 7	-7.828 3	-2.215 0	-1.038 0
2014-1	36.26	45.267 0	-0.330 1	-0.026 1	-0.068 8	-5.493 3	-2.144 8	-0.945 1
2014-2	40.59	45.391 2	-0.447 0	0.115 4	1.092 4	-2.686 6	-2.025 6	-0.841 5
2014-3	45.06	45.517 8	0.445 6	0.168 8	1.497 5	0.016 5	-1.856 0	-0.725 7
2014-4	45.74	45.647 3	-0.151 7	-0.239 4	1.072 8	1.650 8	-1.644 3	-0.595 1
2014-5	46.19	45.779 6	0.227 1	-0.614 6	-0.007 8	2.636 1	-1.376 4	-0.450 5
2014-6	47.21	45.914 0	-0.280 8	-0.407 3	-0.441 2	3.750 1	-1.023 9	-0.294 2
2014-7	49.02	46.050 8	-0.407 9	0.083 5	-0.515 3	4.519 3	-0.589 7	-0.124 6
2014-8	51.97	46.190 2	0.815 6	0.622 6	-0.428 5	4.785 8	-0.071 5	0.059 1

表2 趋势部分及细节部分的预测值

趋势预测值	细节1预测值	细节2预测值	细节3预测值	细节4预测值	细节5预测值	细节6预测值
45.005 9	-0.311 5	0.231 5	-3.372 5	-9.328 4	-2.219 6	-1.122 4
45.134 9	0.963 2	0.117 6	-2.308 7	-7.828 3	-2.215 0	-1.038 0
45.264 3	-0.473 1	-0.120 5	-0.278 0	-5.279 8	-2.146 3	-0.943 1
45.394 0	-0.396 0	-0.165 3	1.366 7	-2.891 9	-2.022 3	-0.841 4
45.524 1	0.517 0	0.153 9	1.199 7	-0.272 5	-1.856 9	-0.726 4
45.654 6	-0.026 9	0.063 8	0.912 1	1.986 9	-1.635 3	-0.597 8
45.785 5	-0.186 8	-0.468 3	0.233 7	2.878 1	-1.373 8	-0.451 4
45.916 7	-0.065 3	-0.466 0	-0.613 1	3.413 3	-1.040 7	-0.292 3
46.048 3	0.043 3	0.178 5	-0.403 1	4.425 2	-0.594 9	-0.124 1
46.180 3	0.458 2	0.526 5	-0.217 0	4.919 4	-0.062 0	0.059 0

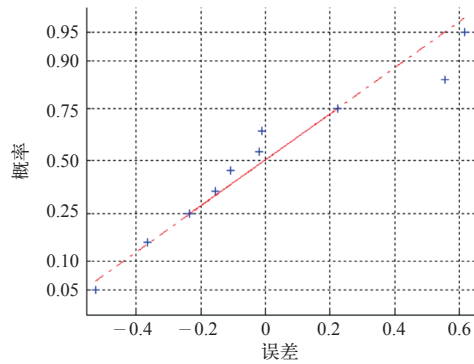


图3 预测误差分布

0.371 4)，误差的均值接近0，且标准差较小，可以认为预测较好。可直接对模型误差应用区间估计理论对溶解气体浓度进行区间预测。预测模型的误差如不服从正态分布，也可通过Box - Cox变量变换法将模型数据近似转换为正态分布样本。

图4为H₂浓度在1%~95%置信水平下的预测区间。由图4可知，预测时段内H₂浓度均落在了置信范围为95%的区间内。置信水平越大，预测区间包含未来真实数据的概率越大，区间范围更准确，实际应用中应根据实际情况选取最优的置信水平。

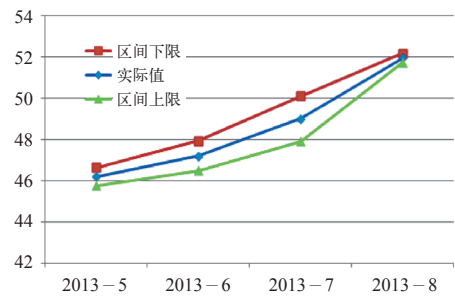


图4 预测数据置信区间

结束语

变压器油中溶解气体浓度值由于温度变化、测量等原因，变化较大，对其准确预测存在较大的困难。将气体浓度时间序列用小波分解的方法，分解为趋势部分和细节部分，趋势部分数据使用灰色预测模型预测；细节部分具有平稳性，采用AR(2)模型预测，然后小波重构，合成预测数据。从实例分析来看，预测结果比灰色预测模型预测得准确，且误差近似服从均值为0的正态分布。

参考文献

[1] 周利军, 吴广宁, 宿冲, 等. 变压器油中故障气体的复合预测方法 [J]. 西南交通大学学报, 2006, 41 (2): 150-153.

[2] 李俊卿, 王德艳, 雍靖. 基于组合预测模型的变压器油中溶解气体质量浓度的预测 [J]. 广东电力, 2011, 24 (9): 19-23.

[3] 李峰, 王红斌, 朱文俊. 变压器油中溶解气体在线监测预警策略研究 [J]. 广东电力, 2012, 25 (6): 44-46.

[4] 葛哲学, 沙威. 小波分析理论与Matlab R2007实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

[5] 刘思峰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.

[6] 邓聚龙. 灰理论基础 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.

(收稿日期: 2015-09-13) EA