

[变压器]

基于数据融合的变压器故障预测诊断研究

文/运城职业技术大学 胡媛媛
国网新绛县供电公司 李乐乐

为解决利用单一算法对电力变压器运行参数预测准确性低的问题，提出基于BP神经网络、多变量灰色模型和多核支持向量回归机三种方法的组合预测算法。采用最小误差平方法求解组合公式中的组合权值，对单项预测数据加权融合求出新的预测值。

随着传感器技术和人工智能的研究，基于神经网络和灰色系统等的变压器绝缘油内特征气体浓度预测算法得到了快速的发展。变压器运行参数与故障类型对应关系复杂，故障预测准确性较低，目前多用于预防性试验工作中，运行中实时预测诊断的成功案例较少。为了在算法方面提高特征气体数据预测的准确性，本文提出基于多方法组合的变压器绝缘油内特征气体浓度预测和故障诊断方法，减少单项预测算法的人为干预误差，提高数据预测的准确性，可以较正确地判断变压器可能发生的故障类型和位置，尽可能避免突发停电故障的发生。

数据预测算法

1. BP神经网络

BP神经网络又称为误差逆传播算法，利用期望值与实际输出值之间的误差反馈到输入端修正神经元各层间的连接权值。利用BP神经网络对特征气体浓度预测时，隐含层数一般设置为输入端信号个数的两倍。首先给输入端提供多组样本数据，经过多轮的学习训练，输出值接近期望值时，学习过程结束，利用样本数据对被测参数的变化趋势进行预测。

2. 多变量灰色模型

变压器故障和参数对应关系不确定，分析时

可以将其看作一个灰色系统。前期研究人员对特征气体浓度预测时多采用单变量GM(1, 1)模型，忽略油内多种特征气体间的关系，预测结果与实测值有一定的误差。文中选用多变量灰色模型MGM(1, n)，在数据预测之前先分析气体间的关联度，同时预测气体之间的相关性和发展趋势。运用预测数据与样本之间的误差等级评价预测模型的精度，如果误差符合要求，则可以利用MGM(1, n)进行多个运行参数的同时预测。

3. 多核支持向量回归机

变压器油内特征气体种类多，采用单核对于被处理参数的特征调节范围比较窄，预测值误差大。多核支持向量回归机模型融合单核方法提取数据特征的映射能力，在多维度空间内对样本数据加权融合，计算新的等价核，构建多种运行参数的预测模型。把实测样本数据输入，验证误差是否在允许范围内。若误差过大则重新确定多核函数的参数值，将已知数据代入确定的核函数中获得预测结果。

4. 组合模型预测

利用BP神经网络进行多参数预测，各层神经元间的连接权值的优化过程通过局部改善的方式逐渐调整，有时会出现算法陷入极值的情况；多变量灰色模型虽然考虑了参数间的关联程度，但灰色

理论的基础研究尚不完善，参数间关联度的计算与样本数据有关，利用指定阈值的方法对变量进行选择不能反映数据的真实性。多核支持向量回归模型的预测数据进行分析知该种算法求得的数据预测值误差接近极限值，准确度不高。因此仅用一种算法对变量变化趋势进行预测误差较大，不能准确地反映分析参数的变化趋势和被测设备的故障类型。本课题考虑利用组合方法对多种单项算法的预测数据进行融合，运用最小平方误差法计算组合权值，形成新的符合电力变压器运行参数特征的预测数值，提高预测准确度。

5. 组合权重计算

设 $y(t)$ 为样本在 t 时刻的真实值， $t = 1, 2, \dots, n$ 。假设 $y(t)$ 有利用 m 种算法对其进行预测， $y_i(t)$ 表示第 i 种算法在 t 时刻的预测值，预测值与实际值之间的误差可表示为

$$e_{it} = y(t) - y_i(t), i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

m 种参数的在 t 个时刻的预测误差可表示为

$$E = \left[(e_{it})_{m \times n} \right] \left[(e_{it})_{m \times n} \right]^T \quad (2)$$

假设 $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)$ 为 m 种预测数据的组合权值，利用误差平方最小方法进行计算，组合预测可以表示如下，且组合权值满足 $w_1 + w_2 + \dots + w_m = 1$ 。

$$y(t) = w_1 y_1(t) + w_2 y_2(t) + \dots + w_m y_m(t) \quad (3)$$

组合预测数值的误差可以表示为

$$\bar{e}_i = y(t) - \bar{y}(t), i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

则组合预测数据误差平方和可表示为

$$S = \sum_{t=1}^n \bar{e}_t^2 = \sum_{t=1}^n \left(\sum_{i=1}^m w_i \bar{e}_{it} \right)^2 = W^T E W \quad (5)$$

最优组合权值的求解为

$$\begin{cases} \min S = W^T E W \\ s.t. R^T W = 1, R^T = (11K1)_{1 \times m} \end{cases} \quad (6)$$

分别对 W 和 λ 求导得

$$\begin{aligned} d(W^T E W - 2\lambda(R^T W - 1)) / dW &= 0 \\ W &= \lambda E^{-1} R \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} d(W^T E W - 2\lambda(R^T W - 1)) / d\lambda &= 0 \\ \lambda &= 1(R^T E^{-1} R) \end{aligned} \quad (8)$$

组合预测公式的最优权值向量可以表示为

$$W_{opt} = E^{-1} R / (R^T E^{-1} R) \quad (9)$$

变压器故障诊断

变压器内部故障在发生初期会有温度升高和放电等故障现象，箱内绝缘油在高温的催化下会分解产生 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 等多种气体，油内气体的浓度比值常被用来进行变压器的故障诊断。首先对气体的比值范围进行编码，编码规则如表1所示。

表1 特征气体比值编码规则

气体 比值范围	特征气体比值范围的编码		
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
<0.1	0	1	0
$\geq 0.1 \sim 1$	1	0	0
$\geq 0.1 \sim <3$	1	2	1
≥ 3	2	2	2

比值与故障类型的对应关系如表2所示。

实例分析

表3所示为某市电业局220 kV变压器在运行过程中实际测得的绝缘油中溶解气体经色谱分析后的浓度值，共有20组样本数据。将表中的20组样本数据分成两部分，第1~15组数据为单项预测算法的训练样本，第16~20组数据用来与预测浓度值进行对比和误差分析。

1. 特征气体浓度预测

先计算上述三种单项预测算法的预测数据 y_1, y_2, y_3 。数值预测均采用进一步方法，即利用样本

表2 比值编码组合与变压器故障类型对应关系

编码组合			故障类型诊断	故障实例参考
C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6		
0	1	0	局部放电	绝缘材料含水量、含气量高超标
0	0	1	低温过热 (<150℃)	内部绝缘物质老化
0	2	0	低温过热 (150~300℃)	分接开关触头接触不良，引线处故障，铁心接地等
0	2	1	中温过热 (300~700℃)	
0	0, 1, 2	2	高温过热 (>700℃)	
2	0, 1	0, 1, 2	火花放电	分接开关接头处有电位差间的油中火花放电等
2	2	0, 1, 2	火花放电兼过热	绕组相间短路，分接头引线间电位差引起的闪络等
1	0,1	0, 1, 2	电弧放电	

表3 特征气体检测浓度值 (10⁻⁴%)

编号	时间	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
1	2019年5月1日	26.7	78.1	38.5	131.6	1.0
2	2019年5月7日	28.6	82.6	40.6	139.8	1.1
3	2019年5月14日	32.8	92.5	43.7	148.2	1.2
4	2019年5月21日	35.2	96.5	46.2	164.3	1.2
5	2019年5月28日	38.5	98.3	48.8	172.8	1.2
6	2019年6月4日	42.3	101.6	50.5	175.4	1.2
7	2019年6月11日	46.8	103.5	56.7	179.2	1.3
8	2019年6月18日	49.7	109.2	60.5	183.8	1.4
9	2019年6月25日	58.2	114.5	63.8	189.6	1.4
10	2019年7月2日	59.6	117.6	67.0	193.4	1.4
11	2019年7月9日	64.9	120.1	70.3	195.8	1.5
12	2019年7月16日	66.4	123.6	72.8	201.6	1.5
13	2019年7月23日	72.8	130.5	75.6	205.8	1.6
14	2019年7月30日	78.8	133.5	78.7	212.2	1.9
15	2019年8月7日	81.2	138.5	83.2	220.3	1.9
16	2019年8月14日	84.5	143.3	90.8	222.8	2.0
17	2019年8月21日	86.3	149.6	95.5	228.4	2.0
18	2019年8月28日	89.2	155.5	98.3	237.4	2.1
19	2019年9月4日	92.2	160.5	101.8	245.6	2.2
20	2019年8月11日	98.5	168.3	105.8	258.8	2.3

数据和预测的最近数据计算下一个浓度值。在本实例中利用样本集重的1~15组样本作为初始值预测第16组数据,有2~16组数值预测第17组数据,以此类推。

表5 四种方法对H₂的预测及误差分析

编号	H ₂	Y ₁		Y ₂		Y ₃		Y	
	实测 10 ⁻⁴ %	预测 10 ⁻⁴ %	δ ₁ (%)	预测 10 ⁻⁴ %	δ ₂ (%)	预测 10 ⁻⁴ %	δ ₃ (%)	预测 10 ⁻⁴ %	δ (%)
8	84.5	81.5	3.55	88.1	4.26	87.6	3.67	85.5	1.18
9	86.3	81.9	5.10	91.8	6.37	90.1	4.40	88.8	2.90
10	89.2	85.3	4.37	92.7	3.92	92.6	3.81	90.9	1.91
11	92.2	88.5	4.01	95.3	3.36	97.6	5.85	94.5	2.49
12	98.5	92.2	6.40	103.7	5.27	105.6	7.21	101.6	3.14
δ (%)		4.69		4.67		5.00		2.32	

测,预测结果如表6所示。

表6 变压器油中特征气体浓度预测值 (10⁻⁴%)

编号	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂
8	85.5	141.8	87.9	219.6	1.9
9	88.8	150.6	93.2	225.8	2.0
10	90.9	157.3	95.1	235.2	2.1
11	94.5	159.8	103.1	242.4	2.1
12	101.6	164.2	104.2	261.2	2.2

2. 变压器故障诊断

对最后一组预测数据按照表1中所示的规则编码,特征气体的预测值编码为(0, 2, 1),对应的故障为中温过热,可能故障为分接开关动静触头接触不良,引线分流处故障,铁心多点接地等。工作人员对变压器停电检修,实际检测结果为分接开关处接触不良并且有铁心漏磁现象,与

表4 氢气浓度预测 (10⁻⁴%)

编号	H ₂	Y ₁	Y ₂	Y ₃
16	84.5	81.5	86.1	87.6
17	86.3	82.9	91.8	91.1
18	89.2	85.3	92.7	92.6
19	92.2	92.5	95.3	97.6
20	98.5	95.2	103.7	105.6

由表4中预测值与样本数据比较可得误差矩阵e,由e计算误差信息矩阵E,将E代入式(9),通过计算得出基于三种单项预测算法的数据融合的最优权值向量。

$$W_{\text{opt}} = [0.238 \ 6 \ 0.392 \ 9 \ 0.368 \ 5]^T \quad (10)$$

则组合预测的最优组合模型为

$$\bar{y} = 0.238 \ 6 y_1 + 0.392 \ 9 y_2 + 0.368 \ 5 y_3 \quad (11)$$

4种预测方法对H₂的预测结果及误差比较如表5所示。

分析上述4种H₂浓度预测值,数据融合后的最大误差为3.14%,平均误差为2.32%,与实测值更接近。同样的分析方法对变压器油中CH₄、C₂H₆、C₂H₄和C₂H₂等特征气体的浓度变化情况进行预

故障预测诊断结果一致。

结束语

1) 利用误差平方最小方法计算BP神经网络、多变量灰色模型、多核支持向量回归机三种算法的最优组合权值,对单项预测数据进行加权融合得到新的组合预测数据,组合预测可以把单项预测数据的误差组合抵消,数据组合后预测值较接近实测值。

2) 对特征气体预测值进行比值编码分析,预测可能发生的故障,实例分析表明被测变压器的可能故障诊断结果与实际检测结果一致。EA

(收稿日期: 2020.08.14)

(编辑: 朱金凤)