

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2015.01.008

基于DGA和改进型灰关联度模型的牵引变压器故障诊断

赵 峰, 李 硕

(兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州 730070)

摘要: 油中溶解气体分析(DGA)是诊断普通电力变压器故障的重要方法,但牵引变压器有着自身的特点,若仿效普通电力变压器的故障诊断方法,在诊断牵引变压器故障时精度较低。文中针对牵引变压器发生故障时的气体特征,提出了一种基于改进的灰关联度分析模型用于牵引变压器故障诊断的方法。该方法充分利用了牵引变压器油中气体数据的全部信息,且发挥了灰关联度适用于小样本、贫信息系统的优势,避免了局部关联和信息损失的缺陷。实例分析结果表明,该方法可以很好地判断牵引变压器故障类型,提高诊断精度。

关键词: 牵引变压器; 故障诊断; 油中溶解气体分析; 改进型灰关联度; 熵值法

Fault Diagnosis for Traction Transformer Based on DGA and Improved Grey Correlation Analysis Model

ZHAO Feng, LI Shuo

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: DGA(dissolved gas analysis) is an important method for fault diagnosis of power transformer, but if this method is used in fault diagnosis of traction transformer alike, the diagnosis accuracy will be very low because of some own characteristics of traction transformer. Therefore, considering the all gas features of a traction transformer when a fault takes place, a method based on the improved grey correlation analysis model for fault diagnosis of traction transformer is proposed in this paper. This method can utilize overall information of DGA fully, and can make use of the advantage of grey correlation analysis in dealing with less samples and lean grey information, thus partial correlation and information loss can be avoided. The analysis result of examples show that this method can determine fault types effectively with very higher diagnosis accuracy than ever.

Key words: traction transformer; fault diagnosis; DGA; improved grey correlation analysis; entropy analysis

0 引言

牵引变压器的作用是将电力系统的三相电转变为两相,分别供给上下行的电力机车,其在牵引供电系统中的作用举足轻重,若牵引变压器发生故障,会给铁路运输造成极大的影响。所以为了保证铁路运输安全运行,必须及时准确地判断牵引变压器故障类型,以做出相应的解决措施。

目前国内外关于电力变压器故障诊断的方法研究有很多,而针对牵引变压器的故障诊断相对较少。电力变压器故障诊断主要采用基于油中溶解气体

分析(DGA)的 IEC 三比值法,故障诊断率可以达到 80%以上^[1],为了提高电力变压器故障诊断精度,很多专家学者以 DGA 为特征量,研究了大量的智能方法,例如神经网络、灰色理论、遗传算法、模糊理论,专家系统等^[2-8],并在实际应用中取得了一定的进展。

牵引变压器与普通电力变压器的结构、负荷、工作环境、工作特点不同,发生故障时油中气体溶解各成分的体积分数不完全一致。但是在诊断牵引变压器故障时大部分采用的方式是普通电力变压器的故障诊断方法,对于牵引变压器故障诊断的针对性不强,所以在诊断的过程中容易出现误判断,使得诊断的精度有所降低。

文中根据牵引变压器发生故障时油中溶解气

收稿日期:2014-02-04; 修回日期:2014-03-09

基金项目:甘肃省自然科学基金项目(1310RJZA038)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of Gansu Province(1310RJZA038).

体数据的特点,以收集的 DGA 数据为基础,将灰关联分析方法用于诊断牵引变压器故障。灰色关联分析方法不需要大量的样本,在处理小样本、贫信息的系统故障诊断上优势明显。考虑到一般灰关联度模型具有通用性,用于诊断牵引变压器故障的精度不高,文中对其进行了改进优化,新的灰关联模型更适用于牵引变压器的故障诊断,并能在诊断的过程中充分利用油中溶解气体的全部信息。

1 牵引变压器故障分析

牵引变压器故障一般分为3种:过热型故障、放电型故障和受潮型故障,其中过热型故障占总故障量的一半以上^[9-17],发生概率较大。

过热型故障分为低温过热(<300℃)、中温过热(300~700℃)和高温过热(>700℃)。发生过热型故障时,特征气体主要是CH₄和C₂H₄,两者体积分数占总烃的80%左右,低温故障时CH₄占据主要成分;中温故障和高温故障时C₂H₄体积分数上升;高温故障还会产生C₂H₂,但体积分数很少,不超过C₂H₂体积分数的十分之一。

放电型故障分为火花放电(又称低温放电)、电能放电(又称高温放电)和局部放电。火花放电故障一般是间歇性的故障,故障发生时,特征气体主要是H₂和C₂H₂,此外还有CH₄和C₂H₄,体积分数相对较少,因为故障能量较低,所以只有少量的总烃;电弧放电故障特征气体主要成分也是H₂和C₂H₂,其次是CH₄和C₂H₄,但故障能量较高,是一种剧烈性故障,故障气体体积分数大,总烃和CO体积分数较高;局部放电故障特征气体主要是H₂,此外CH₄也有较高体积分数,当放电能量达到一定程度之后,特征气体中还会出现少量的C₂H₂。

受潮故障发生会产生大量的O₂,如果不及处理,发展成放电故障的可能性极大,会造成严重的损失。

2 灰关联分析模型

2.1 一般关联度模型

文[18]各点灰关联系数的计算公式为

$$\xi_i(k) = \frac{\min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

式(1)中: ρ 是分辨系数; $\xi_i(k)$ 是 k 点处的灰关联系数,则 $X_0(k)$ 和 $X_i(k)$ 关联度为

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (2)$$

一般关联度模型在使用时必须同时满足3个

条件^[19]:序列的关联度可以通过平均距离进行度量,数据量纲一致,参考序列已知。但是牵引变压器故障系统中,这3个条件不能同时满足,因此需要对一般关联度模型进行改进,使之更加适用于牵引变压器故障诊断。

2.2 改进灰关联模型

文[20]参考序列为 X_0 ,比较序列为 X_i ,改进灰关联模型为

$$\gamma_{\alpha} = 1 - \left[\sum_{k=1}^n \omega_{ki} |1 - \xi_{\alpha}(k)|^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

式(3)中: $\xi_{\alpha}(k)$ 是参考序列 X_0 比较序列 X_i 在 k 点处的灰关联系数; γ_{α} 是参考序列 X_0 和比较序列 X_i 的灰关联度; ω_{ki} 表示在 k 点处关联系数的权重,且 $\sum_{k=1}^n \omega_{ki} = 1$ 。

文[20]已证明,改进灰关联模型满足灰关联四公理,即规范性、整体性、偶对称性和接近性。该模型同时考虑了各点关联系数所占权重和波动性对整体关联度的影响,弥补了一般关联度模型中的不足。但是模型中对于权重 ω_{ki} 仅提出了概念,没有给出具体的计算方法,而权重的选择是模型的关键,它决定了模型的有效性。

熵值法是一种客观赋权法,可以有效地利用所得信息,使结果更具有客观性,因此可以用熵值法对模型中的权重赋值。在信息论中,熵值是系统无序程度的度量,获得信息就是系统无序程度减少的过程。系统的熵值越大,其含有的信息越少,系统指标的变异程度越小。赋权的原理是根据各指标包含信息量的多少来确定指标的加权系数,指标权重的大小与熵值成反比,指标的熵值越小,说明包含信息量越多,重要性越明显,加权系数值就越大。

设有 m 种故障模式, n 项指标, x_{ij} 表示第 i 种故障模式的第 j 项指标的数值,则原始的数据矩阵为 $X = (x_{ij})_{m \times n}$ 。

对原始数据矩阵进行无量纲化处理得到矩阵

$$Y = (y_{ij})_{m \times n}$$

计算在第 j 项指标下第 i 种故障模式的比重

$$P_{ij} = y_{ij} / \sum_{k=1}^n y_{kj} \quad (4)$$

计算第 j 项指标的熵

$$H_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln P_{ij} \quad (5)$$

计算第 j 项指标的变异程度系数,其大小与熵值的大小相反。定义第 j 项指标的变异程度系数 f_j 为

$$f_j = 1 - H_j. \quad (6)$$

各指标的加权系数为

$$\omega_j = \frac{1}{n-1} \left(1 - f_j \left/ \sum_{j=1}^n f_j \right. \right). \quad (7)$$

式(7)说明,指标的变异程度越小,其对应的加权系数就越大,反之亦然。显然加权系数满足 $\sum_{j=1}^n \omega_j = 1$ 。

3 灰关联分析法诊断牵引变压器故障

3.1 诊断原理

灰关联分析法诊断牵引变压器故障类型,其本质是比较系统各序列之间几何形状的接近程度。几何形状越接近,说明变化趋势越趋于一致,关联度就越大。牵引变压器在实际运行过程中,油中气体的体积分数会构成一条关于时间的曲线,运行曲线形状随着运行状态发生改变,比较待诊变压器的运行曲线和标准模式下运行曲线的接近程度,就可以判断牵引变压器的故障类型。

具体方法是:收集 DGA 数据,建立一组典型的包含牵引变压器各种运行状态的标准故障模式向量,根据灰关联分析模型,计算待诊变压器的运行状态向量与标准故障模式向量之间的关联度,并将其降序排列,关联度最大的模式就是待诊变压器的运行状态。如果标准故障模式向量数据越精确,划分越详细,则诊断准确率就越高。

3.2 标准故障模式建立

根据前文牵引变压器发生故障时特征气体成分体积分数的分析,得出变压器标准故障模式序列为 M_1-M_8 , 8 种模式见表 1,待诊故障模式序列为 M_0 。

表 1 牵引变压器故障类型

Table 1 Type of traction transformer fault

序列	故障类型
M_1	正常运行
M_2	低温故障
M_3	中温过热
M_4	高温过热
M_5	火花放电
M_6	电弧放电
M_7	局部放电
M_8	受潮型

每种故障类型中分别包含 5 种油中溶解气体,分别是 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 ,建立变压器故障诊断标准谱见表 2。

无量纲化处理采取最大值法,即每组数据除以该组的最大值,得到标准谱见表 3。

表 2 变压器标准故障模式

Table 2 Normative mode of transformer fault

序列	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2
M_1	14.67	3.68	10.54	2.71	0.20
M_2	16.00	38.40	28.00	70.00	0.00
M_3	181.00	262.00	210.00	528.00	0.00
M_4	172.90	334.10	172.90	812.50	37.70
M_5	345.00	112.30	27.50	51.50	58.75
M_6	1 678.00	652.90	80.70	105.90	419.10
M_7	195.90	14.50	2.40	11.60	0.00
M_8	2 587.20	7.90	4.70	1.40	0.00

表 3 无量纲化处理

Table 3 Dimensionless processing

序列	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2
M_1	1.000	0.251	0.718	0.185	0.014
M_2	0.229	0.549	0.400	1.000	0.000
M_3	0.343	0.496	0.398	1.000	0.000
M_4	0.213	0.411	0.213	1.000	0.046
M_5	1.000	0.326	0.080	0.149	0.170
M_6	0.389	1.000	0.124	0.162	0.642
M_7	1.000	0.074	0.012	0.059	0.000
M_8	1.000	0.002	0.003	0.001	0.000

3.3 牵引变压器故障诊断过程

对于待诊的牵引变压器,收集油中溶解气体数据,建立待诊故障模式向量 M_0 ,根据式(4)–(7)计算各指标权重 ω_j ,再根据式(3)计算关联度 γ_{ω} ,并对其降序排列,关联度最大的故障类型即为待诊变压器的故障类型,关联度的排序表示待诊变压器属于各种标准故障类型可能性大小的排列情况。

4 实例分析

例 1: 某牵引变压器油中溶解气体数据 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 分别是 20.6、19.89、7.4、61.27、1.51 $\mu\text{L/L}$ 。无量纲化处理后的数据是 0.336、0.325、0.121、1、0.025。根据式(2)–(5),得到各指标权重向量为 $\omega=[\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5]=[0.167, 0.031, 0.185, 0.232, 0.385]$,根据式(3)计算得到关联度序列 $\Gamma=[\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4, \gamma_5, \gamma_6, \gamma_7, \gamma_8]=[0.468, 0.475, 0.694, 0.799, 0.568, 0.713, 0.497, 0.627]$,关联度降序排列为 $\gamma_4 > \gamma_6 > \gamma_3 > \gamma_8 > \gamma_5 > \gamma_7 > \gamma_2 > \gamma_1$ 。

由以上计算结果可知,待诊变压器模式向量 M_0 与 M_4 关联度最大,根据表 1 可确定故障类型为高温过热故障;而 IEC 三比值法对应编码为 002,表明不存在对应故障类型。经对变压器实际检查,该变压器故障类型确为高温过热故障,与改进灰色关

联分析法诊断结果相符。

例2:溶解气体数据 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 分别是 565、93、34、47、0 $\mu L/L$ 。无量纲化处理后的数据是 1、0.165、0.060、0.083、0。根据式(4)–(7),权重向量 $\omega=[\omega_1,\omega_2,\omega_3,\omega_4,\omega_5]=[0.098,0.217,0.373,0.115,0.197]$,根据式(3)计算得到关联度序列 $I=[\gamma_1,\gamma_2,\gamma_3,\gamma_4,\gamma_5,\gamma_6,\gamma_7,\gamma_8]=[0.566,0.602,0.695,0.702,0.674,0.735,0.807,0.574]$,关联度降序排列为 $\gamma_7>\gamma_6>\gamma_4>\gamma_3>\gamma_5>\gamma_2>\gamma_8>\gamma_1$ 。

由以上计算结果可知,待诊变压器模式向量 M_0 与 M_7 关联度最大,根据表1可确定故障类型为局部放电故障;而IEC三比值法对应编码为001,表明不存在对应故障类型。经对变压器实际检查,该变压器故障类型确为局部放电故障,与改进灰色关联分析法诊断结果相符。

为了验证文中方法诊断的准确性和稳定性,将其同三比值法和一般灰关联度法进行对比,诊断到的采集的317组不同牵引变压器油中溶解气体色谱数据,见表4。结果表明,三比值法和一般关联度法诊断牵引变压器的准确率较低,而文中提出的方法可以将准确率提高到95.3%。

表4 3种诊断方法比较

Table 4 Comparison of three diagnosis methods

诊断方法	文中方法	三比值	一般关联度
准确率/%	95.3	82.5	88.9

5 结语

牵引变压器与电力变压器结构不同,发生故障时油中溶解气体的体积分数也有所差异,所以在进行牵引变压器故障诊断时,如果采用普通电力变压器的诊断方法,会因为针对性不强,而发生误判断,降低诊断准确性。文中针对牵引变压器油中溶解气体数据的特点,并考虑了一般关联度模型的缺陷和局限性,提出一种改进型关联度模型用来进行牵引变压器的故障诊断,该模型适用于牵引变压器故障系统,并发挥了灰关联分析利用小样本数据诊断的优势,充分利用了DGA数据,降低了系统干扰带来的误差,提高了诊断精度。

在实际应用时,如果关联度的降序排列中,某两个或两个以上的关联度数值相差很小(此阈值可根据实际情况进行调整),说明牵引变压器发生了两种或以上的故障,因而可以进行多故障诊断识别。

参考文献:

[1] 孙才新,陈伟根,李 俭. 电气设备油中气体在线监测与

故障诊断技术[M]. 北京:科学出版社,2003.

SUN Caixin, CHEN Weigen, LI Jian. Electric equipment dissolved gas on-line monitoring and fault analysis technique[M]. Beijing: Science Press, 2003.

[2] 贾 嵘,徐其惠,李 辉,等. 基于邻域粒子群优化神经网络的变压器故障诊断[J]. 高压电器,2008,44(1):8-10.

JIA Rong, XU Jihui, LI Hui, et al. Power transformer fault diagnosis via neural network based on particle swarm optimization with neighborhood operator[J]. High Voltage Apparatus, 2008, 44(1): 8-10.

[3] 方 健,彭 辉,李自品,等. 改进小波网络在油浸式变压器故障诊断中的应用[J]. 高压电器,2011,47(11):115-120. FANG Jian, PENG Hui, LI Zipin, et al. An improved wavelet network with application to the fault diagnosis of oil-immersed transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(11): 115-120.

[4] 周爱华,张彼德,方春恩,等. 基于模糊免疫识别方法的电力变压器故障诊断[J]. 电网技术,2009(3):99-102. ZHOU Aihua, ZHANG Bide, FANG Chun'en, et al. Power transformer fault diagnosis based on fuzzy immune recognition approach[J]. Power System Technology, 2009(3): 99-102.

[5] 曾利平,姚洪涛,谢秀芬. 基于遗传优化规则库的电力变压器故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版),2013,44(3):1018-1023.

ZENG Liping, YAO Hongtao, XIE Xiufen. Fault diagnosis of power transformers based on rule base optimized by genetic algorithm [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(3): 1018-1023.

[6] 汪晓明,何 萍,吴 花,等. CP组合神经网络在基于DGA的变压器绝缘故障诊断中的应用[J]. 高压电器,2008,44(6):543-547.

WANG Xiaoming, HE Ping, WU Hua, et al. Application of CP compound modular neural network in DGA based power transformer fault diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2008, 44(6): 543-547.

[7] DURAISAMY V, DEVARAJAN N, SOMASUNDARESWARI D, et al. Neuro fuzzy schemes for fault detection in power transformer[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(2): 534-539.

[8] 熊 浩,孙才新,陈伟根,等. 电力变压器故障诊断的人工免疫网络分类算法[J]. 电力系统自动化,2006,30(6): 57-60.

XIONG Hao, SUN Caixin, CHEN Weigen, et al. Artificial immune network classification algorithm for fault diagnosis of power transformers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(6): 57-60.

[9] 杨 莉,尚 勇,周跃峰,等. 基于概率推理和模糊数学的变压器综合故障诊断模型[J]. 中国电机工程学报,2000,20(7):20-24.

YANG Li, SHANG Yong, ZHOU Yuefeng, et al. Probability

- reasoning and fuzzy technique applied for identifying power transformer malfunction[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(7): 20-24.
- [10] 胡汉梅, 鲍明亮, 赵海军. 神经网络在变压器故障诊断中典型算法研究[J]. 高压电器, 2008, 44(3): 217-220.
- HU Hanmei, BAO Liangliang, ZHAO Haijun. Research on typical artificial neural networks in power transformer fault diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2008, 44(3): 217-220.
- [11] 袁蕾, 杜林, 吴俊美, 等. 基于模糊隶属函数的变压器多参量故障综合诊断方法[J]. 高压电器, 2011, 47(5): 35-42.
- YUAN Lei, DU Lin, WU Junmei, et al. Transformer multi-parameter integrated fault diagnosis method based on fuzzy membership function[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(5): 35-42.
- [12] 熊浩, 李卫国, 畅广辉, 等. 模糊粗糙集理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 141-147.
- XIONG Hao, LI Weiguang, CHANG Guanghui, et al. Application of fuzzy rough set theory to power transformer faults diagnosis[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2008, 28(7): 141-147.
- [13] 程加堂, 熊伟, 段志梅, 等. 灰色神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 高压电器, 2010, 46(8): 56-58.
- CHENG Jiatang, XIONG Wei, DUAN Zhimei, et al. Application of gray neural network to fault diagnosis of transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2010, 46(8): 56-58.
- [14] 张伟政, 汪晓明, 吴晓辉, 等. 组合神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 高压电器, 2007, 43(5): 364-367.
- ZHANG Weizheng, WANG Xiaoming, WU Xiaohui, et al. Application of compound networks in fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2007, 43(5): 364-367.
- [15] 程加堂, 熊伟, 徐绍坤, 等. 基于改进粒子群优化神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2012, 48(2): 42-45.
- CHENG Jiatang, XIONG Wei, XU Shaokun, et al. Power transformer fault diagnosis based on neural networks with improved particle swarm optimization[J]. High Voltage Apparatus, 2012, 48(2): 42-45.
- [16] 邓宏贵, 曹建, 罗安. 一种新的遗传算法及其在变压器故障诊断中的应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2005, 36(3): 481-485.
- DENG Honggui, CAO Jian, LUO An. A novel genetic algorithm and its application to transformer fault diagnosis[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2005, 36(3): 481-485.
- [17] 周利军. 基于DGA技术的牵引变压器在线监测系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2004.
- [18] 刘思峰, 郭天榜, 党耀国. 灰色系统理论及其应用[M]. 第5版. 北京: 科学出版社, 2010.
- LIU Sifeng, GUO Tianbang, DANG Yaoguo. Grey system theory & its application [M]. 5th edition. Beijing: Science Press, 2010.
- [19] 刘新梅, 徐润芳, 张若勇. 邓氏灰色关联分析的应用模型[J]. 统计与决策, 2008, 20(10): 23-25.
- LIU Xinmei, XU Runfang, ZHANG Ruoyong. The application model of Tangs gray correlation analysis[J]. Statistics and Decision, 2008, 20(10): 23-25.
- [20] 赵艳林, 韦树英, 梅占馨. 灰色关联分析的一种新的理论模型[J]. 系统工程与电子技术, 1998(10): 37-40.
- ZHAO Yanlin, WEI Shuying, MEI Zhanxin. A new theoretical model for analysis of grey relation[J]. Systems Engineering and Electronics, 1998(10): 37-40.

赵峰(1966—), 男, 教授, 硕士生导师, 从事电器设备智能故障诊断方面的研究。