基于云理论的电力变压器故障诊断研究

于 丹 (国网河北省电力有限公司石家庄供电分公司,河北 石家庄 050000)

王昭雷 (国网河北省电力有限公司超高压分公司,河北 石家庄 050070)

林博伟 (国网山东省电力公司聊城供电公司,山东 聊城 252000)

赵泽渊 (国网冀北电力有限公司张家口供电公司,河北 张家口 075000)

摘要:针对传统的三比值法中存在的问题,根据云模型具有的随机性与模糊性特点,提出了应用云理论对三比值法进行改进的方法。该方法首先建立油中溶解气体三个比值的云模型,再通过筛选数据对模型不断地进行修正,最终结合挖掘关联规则来判定变压器故障类型,而不再局限于用固定编码定义故障类型。实例结果表明:该方法不仅有效克服了 IEC 三比值法边界位置误判、编码缺失、不能诊断多故障等缺点,而且还弥补了模糊三比值法忽视随机性的不足,同时使三比值法具有了自适应监督学习能力,为变压器故障诊断的准确性提供了有效的依据。

关键词:电力变压器:故障诊断:云理论:三比值法

Abstract: In order to solve the problems of tradition three-ratio method, this article proposes a transformer fault diagnosis model based on cloud model and three-ratio method. Firstly, the cloud model of three ratios of dissolved gas in oil is established. Then, the cloud model is constantly modified by filtering data. Eventually, it combines mining association rules to determine the transformer fault type. The results show that this method not only overcomes the shortcomings of IEC three-ratio method, such as misdiagnosis of boundary position, missing coding, inability to diagnose multiple faults, etc, but also makes up for the shortcoming of the fuzzy three-ratio method in ignoring randomness, and makes the three ratio method have the ability of self-adaptive monitoring and learning, which provides a more effective basis for transformer fault diagnosis.

Keywords: power transformer, fault diagnosis, cloud model, three-ratio method

目前电力变压器故障诊断方法有很多,其中包括小波分析、专家系统、神经网络、油中溶解气体分析法等。常用的诊断方法是油中溶解气体分析法(Dissolved Gas Analysis,DGA),是目前应用最广泛的电力变压器运行状态诊断技术^[1]。传统的油气体色谱法测得油中气体浓度后,国际电工委员会 IEC 推荐用C₂H₃/C₂H₄、C₁H₄/C₂H₆ 这三个比值大小来判断变压器存在的故障情况,即三比值法^[2]。目前存在的三比值法主要包括IEC 三比值法、模糊三比值法、B 样条理论三比值法。但原三比值法存在很多不足,如边界位置误判、编码缺失。B 样条理论三比值法需要大量的 IEC 三比值法边界误判样本数据,才能保证其学习能力。且现有的三比值法,都是通过固定编码来定义故障类型的,而本文是通过样本数据,得到云模型来判定故障类型,因此,随着样本数据的增多,其判定精度会不断提高。

本文针对现有三比值法存在的缺点,提出了应用云理论,改进电力变压器三比值故障诊断的模型。该模型首先应用云理论,建立油中溶解气体 C₂H₃/C₂H₄、CH₄/H₂、C₂H₄/C₂H₆ 三个比值的云模型,再结合 Apriori 算法^[3]以及云规则,来判定变压器故障类型,该模型既保留了油中溶解气体中最具代表的三个比值,来判断故障类型的优点,又可以通过样本数据的不断增多,不断提高模型的精确度,使该模型具有自适应学习能力。

1 云理论三比值模型的建立

图 1 为期望 E_x =0、熵 E_n =0.2、超熵 E_e =0.005 时的正态云模型,u(x)为 x 值的隶属度,它由 N 个云滴组成,符合正态分布。其中期望 E_x 表示云滴在论域空间的期望值,是最能代表定性概念的点;熵 E_n 反映了云滴的离散程度和在论域空间可被概念接受的云滴的取值范围,云模型的半个正态宽度符合 $3E_n$ 规则^[3];超熵 E_e 反映了云滴的厚度;云滴即为组成云模型的点。

1.1 基于云变换的曲线拟合法

首先,根据样本数据的5种气体CH₄、C₂H₄、C₂H₂、H₂、C₂H₂

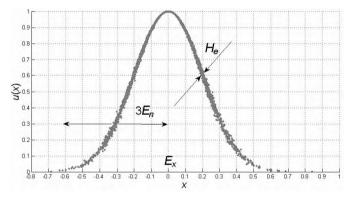


图 1 正态云

得出 C_2H_4/C_2H_4 、 CH_4/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 三个比值。然后,将这三个比值进行归一化处理。本方法用到的归一化公式如下:

$$G_i = \frac{g_i}{g_{\text{max}}} \tag{1}$$

式中, G_i 为第i个比值经处理之后的数值; g_i 为第i个比值处理之前的数值; g_{mex} 为收集的三个比值中第i个比值的最大含量。其中, G_1 = C_2 H $_3$ / C_2 H $_4$, G_2 =CH $_4$ /H $_2$, G_3 = C_2 H $_4$ / C_2 H $_6$ 。

由样本中 300 组数据得出对应的三个比值,进行统计分析 并画出频谱曲线,如图 2、图 3、图 4 所示。

然后,利用云变换方法,对变压器油中溶解气体的三个比值 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/C_2H_6 实现云模型的提取,原理如下:

$$\begin{cases} f(x) \to \sum_{i=1}^{n} (a_{i} \times C(E_{xi}, E_{ni}, H_{ei})) \\ 0 < \left| f(x) - \sum_{i=1}^{n} (a_{i} \times C(E_{xi}, E_{ni}, H_{ei})) \right| < \varepsilon \end{cases}$$
 (2)

式中,f(x)是频数分布函数; $C(E_x, E_n, E_n)$ 是其中的一个云概念; E_x 是第i个期望值; E_n 是第i个熵; H_n 是第i个超熵;a,是幅度

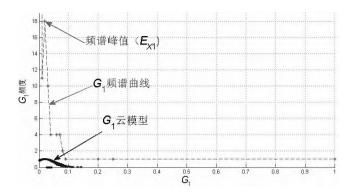


图 2 样本中 C₂H₂/C₂H₄ 云变换拟合概率密度曲线 f(x)

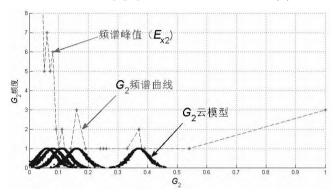


图 3 样本中 CH₄/H₂云变换拟合概率密度曲线 f(x)

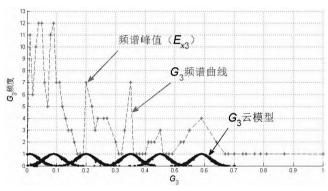


图 4 样本中 C₂H₄/C₂H₆ 云变换拟合概率密度曲线 f(x)

系数(本文中的云模型幅度系数取 1,便于观察);n是云概念个数; ϵ 是最大误差(本文中的云模型取值为 0.05,控制在精度之内)。

云变换的方法,可以根据具体数据的分布情况,将云模型从中抽取出来,从而,完成实际数据与语言值之间的转化。根据统计数据表明,某一数据出现的频率越高,其可信度就越高。因而,能更好地描述它所代表的定性概念。所以,在数据的频数分布中,某一数据区间内的峰值处,该数据可信度高,此处的 x 值即为云模型的期望值。在同一条曲线的众多峰值中,最大值处的 x 值所代表的云模型,最能反映整体的特点。因此,找出所有的峰值,通过叠加,即可得到拟合曲线。

1.2 曲线拟合

曲线拟合法也称为峰值云变换法 $^{[4]}$ 。 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 三个比值的拟合曲线,如图 2、图 3、图 4 所示。

具体步骤:

1)找出各样本数据中 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 的频谱曲线图 2、图 3、图 4 中的所有频谱峰值点,并把频谱峰值处对应横坐标x的值,作为云概念的期望值 $E_x(i=1,2,\cdots n)$;

2)以 Exi 为期望,利用逆向云新算法^[4],分别计算各个云概 念的熵 Enio 具体步骤如下:①找出实际数据分布曲线上的所有

频谱峰值,即期望 E_{xo} ②在频谱峰值点的两边分别选择 n 个试验点。选择范围在(E_{xo} -0.05, E_{xo} +0.05)。③把选取的 n 个试验点作为云滴,通过只需云滴 x 信息的逆向云新算法,求出各云的熵 E_{xo} 云概念的概率密度函数公式如下:

$$f_i(x) = e^{-\frac{(x - E_n)^2}{2(E_n)^2}}$$
 (3)

将其作为各个云的分布函数,然后进行叠加,得到最终的曲线分布函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i \times f_i(x) \tag{4}$$

1.3 云模型建立

计算超熵时,利用云滴 x 信息的逆向云算法,可得各朵云的超熵 H_{ei} 。用到的函数如下:

$$S^2 = \text{var}(x_i) \tag{5}$$

式中,S为方差;X,为样本数据云滴。

超熵 Ha 的计算公式为:

$$H_{ci} = \sqrt{S^2 - E_{ci}^2}$$
 (6)

进而得出 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_2/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 的云概念 $C(E_{xi}, E_{ri}, E_{ri})$ 。样本中 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_2/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 三个比值生成如图 2、图 3、图 4 所示的云模型。最终,可得变压器油中气体三个比值的云概念的数字特征。结果如表 1 所示:

表 1 三个比值云概念的数字特征

三比值	$C(E_{xi}, E_{ni}, H_{ei})$						
	C_{tt}	C_{i2}	C_{i3}	C14	C_{i5}	C_{16}	
C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	(0.0200,0.0306, 0.0022)	_				-	
CH ₄ /H ₂	(0.0600,0.0296, 0.0020)	(0.0800,0.0306, 0.0022)	(0.1100,0.0295, 0.0019)	(0.1600,0.0282, 0.0019)	(0.3700,0.0313, 0.0021)	_	
C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆	(0.0100,0.0314, 0.0023)	(0.0900,0.0296, 0.0019)	(0.2000,0.0308, 0.0024)	(0.3500,0.0316, 0.0025)	(0.4500,0.0334, 0.0029)	(0.5900,0.0296, 0.0024)	

1.4 判定云的选取

云理论改进的变压器三比值模型建立之后,每个比值都有若干个云模型。判定故障类型就需要根据待判定数据,即当前变压器油中各比值,选取其中一个云概念,作为判定数据的隶属云概念。本文采用极大判定法,选取最能代表此时该比值特征的隶属概念。以待测数据 $H_2=70.4~\mu$ L/L, $C_2H_4=70.31~\mu$ L/L, $C_2H_6=59.68~\mu$ L/L, $C_2H_2=1.85~\mu$ L/L, 为例,具体步骤:

1)在 MATLAB 中利用 normrnd 函数,生成满足以 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/H_2 、 C_2H_4/C_2H_6 为数据的样本,云概念 C_{1i} 、 C_{2i} 、 C_{3i} 的熵 E_{ni} 作为期望值,超熵 H_{ni} 作为标准差的 i个正态随机数 E_{ni} 。

2)计算出待测数据 $C_2H_4/C_2H_4=0.02631$ 、 $CH_4/H_2=0.72159$ 、 $C_2H_4/C_2H_6=0.97811$,对应的样本中 C_2H_2/C_2H_4 4、 CH_4/H_2 2、 C_2H_4/C_2H_6 云模型的各个隶属度公式如下:

$$\mu_{i} = e^{-\frac{(a - E_{gi})^{2}}{2(E_{gi})^{2}}} \tag{7}$$

式中, a 为三个比值。

通过比较,将最大的 μ_i 所对应的 C_{1i} 、 C_{2i} 、 C_{3i} 作为待测数据的隶属云。

1.5 定义云规则

变压器每个故障类型都是一个定性概念,可用云概念进行定义。在本文中,分别将各故障类型定义为云概念: C_n 高能放电、 C_n 低温过热、 C_n 低 表 2 云关联规则

电, C_2 低温过热, C_8 高温过热, C_4 低能放电, C_6 局部放电, C_6 中温过热。这种故障定义会随着数据增多,云模型变化,不断提高定义精度。同时采用改进的 Apriori 算法 $^{[5]}$ 对其进行规则挖掘,可得表 2。

关联规则	支持度	信任度
1,2,5→1	0.2150	0.7941
$1,4,2 \rightarrow 2$	0.3156	0.8546
$1,3,1 \to 5$	0.2973	0.8259
$1,2,2 \rightarrow 4$	0.3159	0.6485
$1,3,5 \rightarrow 3$	0.1846	0.6985
1,5,6→6	0.1932	0.7738

以表 2 中第六条规则为例,1,5,6 \rightarrow 6 的含义是,如果选出的隶属云概念按照 C_2H_2/C_2H_44 、 CH_4/H_22 、 C_2H_4/C_2H_6 三个比值顺序分别为 C_{11} 、 C_{25} 、 C_{26} ,那么结果为 6(即中温过热)。

由于数据的不完善、计算误差等使得各气体隶属云概念与规则并不能——准确对应。因此,通过差运算,可以选出与通过判定数据得到的隶属云概念最为相近的那一条规则。此规则所指向的数字,即为最终的故障类型,且因最小差值可能存在多个,故可以完成对变压器多种故障类型的同时诊断。

2 实例分析

表3 实测数据

本节对7组油浸式电力变压器油中溶解气体数据进行分析,数据如表3所示。

基于云理论改进的变压 器三比值法故障诊断的具体 步骤如下:

编号	H_2	CH_4	C_2H_4	C_2H_6	C_2H_2
1	20.81	37.50	8.300	106.0	71.90
2	420.0	200.0	14.00	230.0	180.0
3	170.0	320.0	53.00	520.0	3.200
4	293.0	50.00	13.00	115.0	27.00
5	70.40	69.50	28.90	241.2	10.40
6	1565	93.00	34.00	47.00	0.100
7	90.00	149.0	32.40	486.0	19.20

1)根据已知 300 组样本油中溶解气体数据建模。首先得出 C_2H_4/C_2H_4 、 CH_4/H_2 2、 C_2H_4/C_2H_6 三个比值,并利用式 (1) 对数据 进行归一化处理,得到频数分布图。

2)利用 1.2 节中的峰值云变换法,对频数分布曲线进行拟合,同时得到了云模型的期望 E_x 和熵 E_n 。根据式(3)可得各朵云的分布函数,再通过式(4)可得最终的分布曲线。

3)根据式(5)、式(6)可得云的超熵 H_{eo} 同时得到各比值的 云模型 C_{O1} 。

4)根据式(7)和待测数据表 3 可得待测样本三个比值的隶属云模型 C_{02} 。

5)根据式(8)利用待测数据对初始云模型进行修正,得出修正云模型 C_{cn} ,修正后的云模型如图 5 所示:

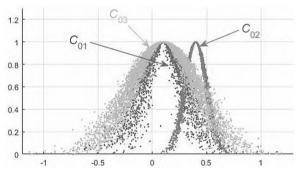


图 5 修正后云模型

此时,判断模型精度是否满足设定要求,若满足要求,则跳出循环,进行规则判定;若不满足要求由修正云模型 C_{03} 筛选出待测样本中的正确数据,得出云模型 C_{04} ,再次与 C_{03} 进行整合修正。重复步骤 1)~5)。同时,规定若循环次数达到 10 次,则直接跳出循环,判定为数据错误。

6)根据 Aprior 算法得到本文的云规则,形成变压器判定故

障类型的依据。

7)将得到的隶属云通过差运算选出与表 2 中最为相近的一条规则,即判断出的故障类型。

表 4 为应用云模型改进三比值法、IEC 三比值法、模糊三比值法对 7 组数据的故障诊断。由于 IEC 三比值法与模糊三比值法存在缺编码、边界误判、精确度不高等问题,而云模型改进的三比值法,可以克服 IEC 三比值法缺编码的缺点,同时弥补了模糊三比值法边界误判的缺点。因此,云模型改进的三比值法,比 IEC 三比值法和模糊三比值法诊断结果更加精确。

表 4 三种方法故障诊断结果对比

序号	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆	云模型三 比值法	IEC 三比 值法	模糊三比值 法	实际故障
1	0.006154	1.882353	9.811321	中温过热	(022)高温 过热	(220)过热兼 低能放电	铁芯非金属多点 接地
2	0.782609	0.47619	16.42857	高能放电	(102)低能 放电	(200)电弧放 电	线圈匝间短路的 电弧放电
3	8.662650	1.80288	0.078300	低温过热 局部放电	(220)高能 放电兼过 热	(020)低温过 热	分接开关的拔插 处有放电痕迹并 且引线夹件松动
4	2.076920	0.170640	0.113040	低能放电	(100)低能 放电	(100)低能放 电	引线对电位没有 固定的套管放电
5	0.043118	0.987210	8.346020	高温过热	(012)高温 过热	(120)低能放 电兼过热	铁芯漏磁,局部 短路
6	0.002128	0.0594250	1.382535	高能放电	(011)无法 判断	(010)局部放 电	分接开关处的电 弧放电
7	0.039506	1.655560	15.000000	高温过热	(022)高温 过热	(120)低能放 电兼过热	铁芯绝缘老化涡 流

3 结束语

针对三比值法在应用中存在的不足,本文利用固定编码规则来判定变压器的故障类型,为电力设备故障诊断提供了一种新的解决思路。同时可得以下结论:

1)根据云模型所具有的随机性和模糊性特点,本文建立了基于云理论改进的电力变压器三比值法故障诊断模型,有效地解决了因存在不确定性以及随机性因素、指标等同对待,而带来的诊断结果准确性低的问题。

2)该模型弥补了 IEC 三比值法和模糊三比值法中存在的边界位置误判、编码无法包含所有故障类型、不能诊断多故障等不足,为电力变压器故障诊断提供了更有效的方法。

参考文献

- [1] 辜超, 杨祎, 张晓星, 等. 基于最大相关最小冗余准则的变压器故障诊断特征选择[J]. 电工电能新技术, 2018, 37(7): 84-89
- [2]赵峰,李硕.基于熵权和灰关联度的变压器故障诊断[J].电工电能新技术,2015,34(1):57-61
- [3]秦昆,王佩.基于云变换的曲线拟合新方法[J].计算机工程与应用, 2008,44(23):56-58
- [4]刘常昱,冯芒,戴晓军,等.基于云 X 信息的逆向云新算法[J].系统仿真学报,2004,16(11):2417-2420
- [5]冯兴杰,周谆.Apriori 算法的改进[J].计算机工程,2005(S1):172-173 [收稿日期:2023-10-03]

(上接第 113 页)

储能电站建设提供一种新思路。

参考文献

- [1]建林,王上行,袁晓冬,等.江苏电网侧电池储能电站建设运行的启示 [J].电力系统自动化,2018,42(21):1-9
- [2]陈满,李勇琦,周钰,等.NB/T 42090-2016 电化学储能电站监控系 统技术规范[S].北京:国家能源局,2016
- [3]郭海峰,陈湘匀,陈满,等.GB 51048-2014 电化学储能电站设计规范[S].北京:国家市场监督管理总局,2014
- [4]侯义明,梁惠施,陈新,等.Q/GDW 564-2010 储能系统接入配电网 技术规定[S].北京:中国电力出版社,2011
- [5]杨锡运,董德华,李相俊,等.商业园区储能系统削峰填谷的有功功率协调控制策略[J].电网技术,2018,42(8):2551-2561
- [6]任洛卿,白泽洋,于昌海,等.风光储联合发电系统有功控制策略研究及工程应用[J].电力系统自动化,2014,38(7):105-111
- [7]徐贤,丁涛,万秋兰.限制短路电流的 220kV 电网分区优化[J].电力系统自动化,2009,33(22):98-101

[收稿日期:2023-09-06]