

基于云理论及熵权法的变压器潜在故障风险评估方法

熊卫红¹,张宏志²,谢志成²,韩雄辉³,李正天²,林湘宁²

(1. 国家电网公司华中分部,湖北 武汉 430077;2. 华中科技大学 电气与电子工程学院 强电磁工程与新技术国家重点实验室,湖北 武汉 430074;3. 广东省电力公司梅州供电局,广东 梅州 514021)

摘要:为了充分利用海量样本中所蕴含的信息对变压器的潜在故障风险进行有效识别,采用云理论方法对不同故障类型下变压器油色谱数据与故障类型进行映射,建立了不同故障类型下不同气体的云分布模型,依此构造故障云判断知识库。同时,引入熵权法对油中气体指标的权重系数进行确定,结合云分布隶属度系数,提出变压器潜在故障风险的计算方法。通过对不同训练样本数目下准确判断率的比较,证明了该方法具备对数据的学习能力。与改进的三比值法及已有云理论方法进行了对比,结果证明了该方法的有效性及其优越性。

关键词:变压器;数据挖掘;潜在故障;风险评估;云理论;熵权法

中图分类号:TM 41

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.08.018

0 引言

变压器作为电网枢纽设备之一,其正常运行是电力系统安全、可靠、优质、经济运行的重要保证。一旦变压器发生故障,将会导致系统供电中断,极大地影响工农业生产和人民的正常生活。另外,变压器的造价十分昂贵、结构复杂,若因故障而损坏,其检修难度大、时间长,将不可避免地导致严重的经济损失。因此,准确、可靠地发现变压器潜在的故障隐患,可以为及时制定合理的检修计划提供指导,避免变压器故障的发生,从而提高设备运行可靠性^[1-2]。

针对变压器等电网枢纽设备的故障风险评估,国内外公认的有效方法有改良三比值法、Rogers法、Domerburg法等^[3-4]。这些方法都是利用变压器油中溶解气体的比值进行编码,由编码结果查找对应的故障类型。然而,从实际应用来看,这些方法均存在“编码盲点”的问题。为此,国内外学者引入人工智能算法对故障样本进行学习,挖掘故障特征,进而形成知识库对变压器故障风险进行评估。常用的方法包括灰色理论、模糊理论、神经网络、Petri网、粗糙理论、支持向量机、Bayesian网络、证据理论等^[5-11]。然而,由于设备状态数据(包括在线监测、带电检测、预防性试验数据等)具有体量大、类型繁多的特点,这些方法都存在一定的不足。

随着在线监测技术的日益成熟,变压器等充油

设备状态量的监测也越来越精确,所得到的数据采集点也能覆盖设备的全寿命周期,数据种类、数据样本量是十分丰富和巨大的。近年来,如何从海量数据中挖掘有效的信息成为了热点问题之一,继而也出现了“大数据”的概念^[12]。大数据分析技术通过寻找设备信息间的关联关系,为提高设备异常状态检测的准确性提供了全新的解决方法和思路。因此可以将大数据技术应用于设备故障风险评估中,充分挖掘状态数据的异常信息。国内外文献中在电网设备异常检测领域的大数据方法有时间序列分析、马尔可夫模型、遗传规划算法、分类算法、云理论等^[13-16]。云理论是在对概率理论和模糊集合理论进行交叉渗透的基础上,通过特定的构造算子,形成定性概念与定量表示之间的转换模型。近年来,该方法已经在电力领域得到了较为广泛的应用,包括负荷预测、状态估计、故障诊断、调度决策等方面^[17-18]。

目前,已经有学者采用云理论对电力变压器的绝缘状态和故障风险进行评估,文献[19]通过隶属云模型对变压器故障的模糊性与随机性进行了描述,结合温升及油中溶解气体含量数据,对设备的绝缘状态进行综合评价;文献[20]构建了基于云权重的电力变压器故障模式与影响分析(FMEA)评估流程,对电力变压器的重要度、故障发生度与可检测度等指标进了模糊化和随机化处理,提高了评估结果的准确性。

采用云理论进行风险评估时,需要获取大量的历史数据样本来确定不同故障情况下的概率分布云模型,然而工程实际中同一型号、相同容量设备的样本数据较少,现有方法中不同类型设备的样本又无法通用,上述情况导致该方法在应用时存在局限。为此,本文考虑提取油气特征量等风险评估通用特征量,将其与设备容量、型号、厂家等因素解耦,通过

收稿日期:2017-05-23;修回日期:2018-05-08

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51477090);武汉市“黄鹤英才(科技)计划”资助项目;南网广州供电局科技项目(GZHKJXM20160038)

Project supported by the General Program of National Natural Science Foundation of China(51477090), Wuhan Yellow Crane Talents(Science) Plan of China and the Science and Technology Project of Guangzhou Power Supply Bureau(GZHKJXM20160038)

数据预处理,实现不同设备历史样本的共用,并构建通用的云理论模型,对现有方法进行了改进。

为了充分利用海量数据对变压器的潜在故障风险进行评估,本文提出了基于云理论及熵权法的变压器潜在故障风险评估方法。首先以变压器不同故障记录为训练样本,经过标么化预处理,构建不同故障情况下所对应的概率分布云模型;通过熵权法确定各气体指标的权重系数,结合云分布隶属度系数,确定不同故障类型的隶属度系数;最后,通过算例比较该方法与改进的三比值法及已有云理论方法的评估效果,验证该方法的有效性及其优越性。

1 基于云理论及熵权法的变压器故障风险模型

1.1 云理论指标

设 U 为由精确型数值构成的定量论域, C 为论域 U 上的定性概念,对于论域 U 中任意元素 x 都存在一个具有稳定倾向的随机数 $u(x) \in [0, 1]$ 与之对应,称之为 x 对定性概念 C 的隶属度,该隶属度也称为隶属云,简称云。 x 在论域 U 上的分布形成隶属云 $C(x)$,而 $[x, u(x)]$ 构成一个云滴。云是由许多云滴构成的,每一个云滴就是定性概念的定量化体现,它也表征了定性概念与定量化数值之间的不确定性映射关系。云模型的数字特征由期望 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e 这 3 个参数表征^[18]。

a. 期望 E_x 。

期望是指云滴在论域空间分布的期望值,在该空间中最能够代表这个定性概念的坐标,可视为数域中所有云滴的重心。

$$E_x = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (1)$$

其中, x_k 为训练样本值,在本文中表预处理后的油中气体含量值; n 为训练样本的个数。

b. 熵 E_n 。

熵是定性概念的不确定性度量,反映了数域中可以被语言值接受的模糊度和这些点所能代表的语言值的概率,它由事物的模糊性和随机性共同决定。

$$E_n = \frac{1}{n} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sum_{k=1}^n |x_k - \bar{x}| \quad (2)$$

其中, \bar{x} 为训练样本平均值,在本文中表预处理后的油中气体含量平均值。

c. 超熵 H_e 。

超熵是熵的熵,它反映了云滴的凝聚程度以及每个数值代表这个语言值确定度的凝聚程度,是由熵的模糊性和随机性共同决定的。

$$H_e = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2 - E_n^2} \quad (3)$$

由以上 3 个指标将数据的随机性和模糊性进行关联。

1.2 云发生器

确定了云的 3 个指标后,利用云发生器即可生成相应的云模型。云的生产方法称为云发生器,云发生器有正向云发生器、X 条件云发生器(CG_A)、Y 条件云发生器(CG_B) 3 种。正向云发生器是基于云的 3 个指标产生云滴的算法; X 条件云发生器是基于给定云的指标(E_{xA}, E_{nA}, H_e)以及数值 x_0 而生成云滴 $C_{drop}(x_0, \mu_1)$ 的算法,如图 1 所示; Y 条件云发生器是基于给定云的指标(E_{xB}, E_{nB}, H_e)以及确定度值 μ_1 而生成云滴 $C_{drop}(y_0, \mu_1)$ 的算法。

X 条件云发生器生成的云滴位于一条竖线上,而 Y 条件云发生器生成的云滴位于一条水平线上。利用云模型构建不确定性推理机需要 X 条件云发生器和 Y 条件云发生器组合而成,如图 1 所示。

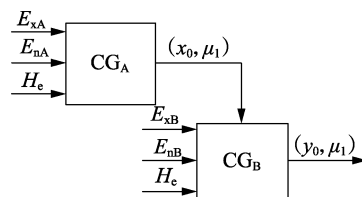


图 1 基于云模型的不确定性推理机示意图

Fig.1 Schematic diagram of uncertainty reasoning machine based on cloud model

利用云理论可以将所收集的油中溶解气体定量化数据转换为由 3 个云指标所描述的定性云概念。对于绝大多数人工智能方法而言,在建立相应模型之前,均需要对原始生数据(raw data)进行预处理,以便于模型预期效果的实现。文献[17]以所有样本中某一种数据的最大值作为归一化的基准值,对样本数据进行归一化处理。这样的方法也可以实现对不同设备数据的共享利用,但是当最大值所对应的数据样本为伪数据时,将会导致对应气体的归一化结果错误,继而影响云模型的准确性。因此,本文将归一化基准值修改为对应数据样本的所有气体值之和,即:

$$G_i = c_i / \sum_{i=1}^M c_i \quad (4)$$

其中, c_i 为第 i 种气体归一化之前的值; G_i 为第 i 种气体归一化之后的值; M 为故障记录数据中气体的种类,本文所收集的气体数据有 5 种,即氢气(H_2)、甲烷(CH_4)、乙烷(C_2H_6)、乙炔(C_2H_2)、乙烯(C_2H_4),因此 $M=5$ 。采用上述处理方法后,即使训练数据样本中出现伪数据,也可以将其对数据预处理结果的不良影响降至最低。

变压器部分故障情况记录数据经过预处理前、后的结果分别如表 1、表 2 所示(表 2 中数据为

标么值)。

表 1 预处理前部分故障记录数据

Table 1 Recorded data of part faults before pretreatment

故障情况	油中气体含量/($\mu\text{L}\cdot\text{L}^{-1}$)				
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂
正常运行	14.67	3.68	2.71	10.54	0.2
正常运行	7.50	5.70	2.60	3.40	3.2
低温过热	160	130	96	33	0
低温过热	120	120	84	33	0.55
中温过热	300	490	360	180	95
中温过热	1 270	3 450	1 390	520	8
高温过热	86	110	92	18	7.4
高温过热	766	993	665	116	4

表 2 预处理后部分故障记录数据

Table 2 Recorded data of part faults after pretreatment

故障情况	油中气体含量				
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂
正常运行	0.461 3	0.115 7	0.085 2	0.331 5	0.006 3
正常运行	0.334 8	0.254 5	0.116 1	0.151 8	0.142 9
低温过热	0.381 9	0.310 3	0.229 1	0.078 8	0
低温过热	0.335 6	0.335 6	0.234 9	0.092 3	0.001 5
中温过热	0.210 5	0.343 9	0.252 6	0.126 3	0.066 7
中温过热	0.191 3	0.519 735	0.209 4	0.078 3	0.001 2
高温过热	0.277 4	0.350 99	0.293 56	0.057 4	0.023 6
高温过热	0.301 1	0.390 3	0.261 4	0.045 6	0.001 57

由表 1、表 2 对比可知,对数据进行预处理之后,相同故障情况下气体含量的值相差不大,较好地展现了故障的特性。对于人工智能算法而言,数据是否经过预处理将在很大程度上影响故障诊断的准确度,数据经预处理前、后云模型的对比情况如图 2 所示(以低温过热故障数据为例)。

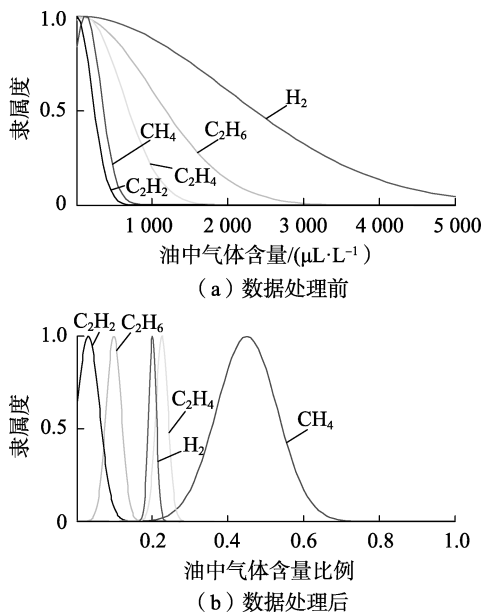


图 2 数据预处理前、后特征气体云模型

Fig.2 Cloud model of characteristic gas before and after data pretreatment

根据式(1)——(3)计算训练样本中不同故障情

况下不同气体的数据对应的云指标(E_x, E_n, H_e),并生成服从正态分布 $N(E_x, (E_n')^2)$ 的云分布模型,其中 E_n' 为等效方差,且 $E_n' \sim N(E_n, H_e^2)$ 。然后将待诊断样本的某类故障特征气体 f 视作一个云滴,计算样本 f 与不同故障情况下不同气体标准云之间的隶属系数 μ ,计算公式为:

$$\mu_{m,j} = \exp\left[\frac{-(f_j - E_{x,m,j})^2}{2(E'_{n,m,j})^2}\right] \quad (5)$$

其中, $\mu_{m,j}$ 为待诊断样本对应故障情况 m 中第 j 种气体的隶属度; f_j 为待诊断样本中第 j 种气体经预处理后的值; $E_{x,m,j}$ 为故障情况 m 中第 j 种气体的期望; $E'_{n,m,j}$ 为故障情况 m 中第 j 种气体的等效方差。

1.3 熵权法确定气体指标权重

熵权法^[21]可以综合各评估指标的重要性和指标提供的信息量这两方面因素,更客观地确定各指标的最终权重。某个评估指标的信息熵越小,表示该指标的变异程度越大、所提供的信息量越多,即在整个评估过程中起到的作用越大,其权重也越大;反之越小。

根据式(5)可以计算得到待诊断样本对已有故障情况中不同气体云模型的隶属度,但还需要对评估指标(本文中评估指标为 5 种气体)进行权重系数的计算,继而推导得到对应不同故障情况的综合隶属度。

评价指标 j 的重要性熵值定义为:

$$e(d_j) = -\frac{1}{\ln M_f} \sum_{i=1}^{M_f} \left(\frac{n_{ij}}{d_j} \ln \frac{n_{ij}}{d_j} \right) \quad (6)$$

$$d_j = \sum_{i=1}^{M_f} n_{ij} \quad (7)$$

$$n_{ij} = N_{ij} / \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{M_f} N_{ij} \quad (8)$$

$$k = 1 / \ln M_f \quad (9)$$

其中, M_f 为故障情况数目(本文取 7); N 为评价指标的数目(本文取 5); N_{ij} 为各评价指标参数值之间的接近程度,通过专家经验进行确定。

由于信息熵 $e(d_j)$ 可用来衡量评价指标 j 信息的有用程度,信息熵越小则评价指标 j 的有效程度越高,所以评价指标 j 的信息效用价值系数定义为:

$$h_j = 1 - e(d_j) \quad (10)$$

利用熵值法计算各评价指标的客观权重,实质上是利用该评价指标信息的信息效用价值系数计算得到,效用价值系数越高,该指标对评价的重要性就越大,于是得到评价指标 j 的权重值 w_j 为:

$$\omega_j = h_j / \sum_{i=1}^N h_i \quad (11)$$

本文采用上述的熵权法确定了评价指标的权重

值 W , 如表 3 所示。

表 3 评价指标权重值

评价指标	权重值	评价指标	权重值
H ₂	0.232	C ₂ H ₆	0.262
CH ₄	0.161	C ₂ H ₂	0.200
C ₂ H ₄	0.145		

最后结合式(5)计算所得待测样本对不同故障情况下不同气体的隶属度及表 3 所示的评价指标权重值,即可得到待测样本对应不同故障情况的隶属度:

$$U_m = \mu_m W \quad (12)$$

其中, μ_m 为待测样本对故障情况 m 中不同气体的隶属度组成的向量。

由式(12)可计算得到待测样本对应正常运行状态的隶属度 U_1 、低温过热的隶属度 U_2 、中温过热的隶属度 U_3 、高温过热的隶属度 U_4 、局部放电的隶属度 U_5 、低能放电的隶属度 U_6 及高能放电的隶属度 U_7 。为了使得评估结果便于理解,本文定义异常系数 α 用以表征设备(即待测样本数据来源)处于异常状态的程度,如式(13)所示。

$$\alpha = 1 - U_1 \quad (13)$$

最终评价结果的确定方法如式(14)所示。

$$U = \begin{cases} U_1 & \alpha < U_1 \\ \max(\alpha U_i) & i = 2, 3, \dots, 7; \alpha \geq U_1 \end{cases} \quad (14)$$

利用上述模型就可以确定变压器潜在故障的性质。此外,随着训练数据样本的更新,不同故障情况所对应的标准云也可以进行动态更新。

2 实例分析

本文通过现场调研以及国内外相关研究文档收集得到了 3 000 余组不同故障情况的数据,选择 2 000 余组不同故障情况记录进行整理,作为训练样本,另外剩余 1 300 组样本进行验证。根据式(1)~(3)计算得到不同故障情况的改进云模型指标(E_x, E_n, H_e)的标么值,如表 4~6 所示。

表 4 改进云模型的期望

Table 4 E_x of improved cloud model

故障情况	E_x				
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂
正常	0.419 4	0.205 6	0.094 0	0.240 8	0.040 3
低温过热	0.342 2	0.384 8	0.176 5	0.070 1	0.026 4
中温过热	0.176 4	0.307 0	0.285 2	0.178 8	0.052 8
高温过热	0.175 9	0.260 4	0.470 0	0.078 2	0.015 5
局部放电	0.833 9	0.086 8	0.032 5	0.046 7	0.010 0
低能放电	0.511 8	0.083 8	0.077 9	0.051 9	0.274 6
高能放电	0.379 3	0.143 0	0.204 2	0.026 8	0.246 7

表 5 改进云模型的熵

Table 5 E_n of improved cloud model

故障情况	E_n				
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂
正常运行	0.042 3	0.089 8	0.011 0	0.090 7	0.051 3
低温过热	0.019 8	0.061 9	0.055 5	0.035 0	0.038 8
中温过热	0.077 4	0.094 2	0.128 5	0.120 3	0.061 3
高温过热	0.108 7	0.081 5	0.137 7	0.031 7	0.015 0
局部放电	0.046 3	0.026 0	0.020 7	0.010 2	0.010 0
低能放电	0.204 5	0.041 1	0.034 3	0.047 3	0.181 4
高能放电	0.118 1	0.047 9	0.066 7	0.018 5	0.097 7

表 6 改进云模型的超熵

Table 6 H_e of improved cloud model

故障情况	H_e				
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₂
正常运行	0.003 6	0.011 9	0.000 2	0.011 0	0.004 7
低温过热	0.000 7	0.005 2	0.0041	0.002 3	0.002 7
中温过热	0.012 1	0.017 7	0.0286	0.039 8	0.008 5
高温过热	0.020 5	0.011 2	0.0285	0.001 7	0.000 4
局部放电	0.003 2	0.001 0	0.0007	0.000 3	0.000 1
低能放电	0.068 6	0.002 9	0.0016	0.005 0	0.058 5
高能放电	0.018 7	0.004 1	0.0067	0.001 8	0.013 8

根据表 4~6 所得到的数据,建立不同故障情况的特征气体云模型,如图 3~9 所示。

由图 3~9 可知,每种故障情况都有相对应的特征气体云模型,不同故障情况下气体含量有比较明显的差异,这也是区分不同故障情况的关键所在。

采用另外的 1 300 组数据作为测试样本,分别采用本文所提方法、已有云理论方法及改良三比值法进行故障风险评估,对比结果如表 7 所示。由表 7 的对比结果可知,本文所提基于云理论及熵权法的变压器故障风险评估方法在不同故障情况的判别上均优于改良三比值法及已有云理论方法,总体的准确判断率也更高。为了直观地阐述本文所提方法对数据的自学习能力,在不同训练样本数目下将 3 种方法的准确判断率进行了对比,如图 10 所示。

由图 10 中的对比结果可知,从 50 组样本逐次递增到 1 000 组样本时,改良三比值法的准确判断率保持稳定,维持在 85% 左右;已有云理论方法的准确判断率从 85% 上升到 90.5%,700 组样本之后,其准确判断率稳定在 90% 附近;本文方法的准确判断

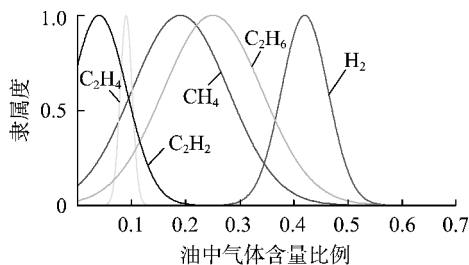


图 3 正常运行状态下特征气体云模型
Fig.3 Cloud model of characteristic gas in normal operation state

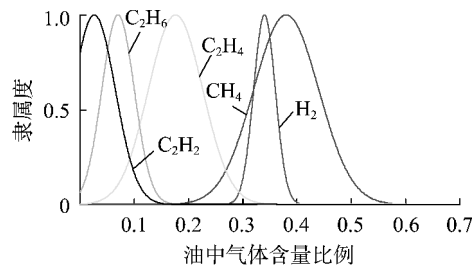


图 4 低温过热状态下特征气体云模型

Fig.4 Cloud model of characteristic gas under low-temperature superheated state

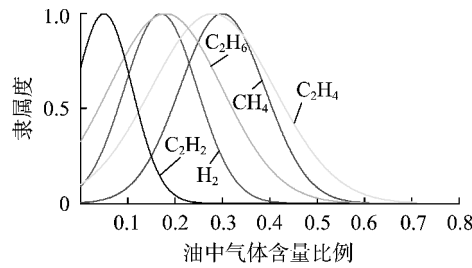


图 5 中温过热状态下特征气体云模型

Fig.5 Cloud model of characteristic gas under middle-temperature superheated state

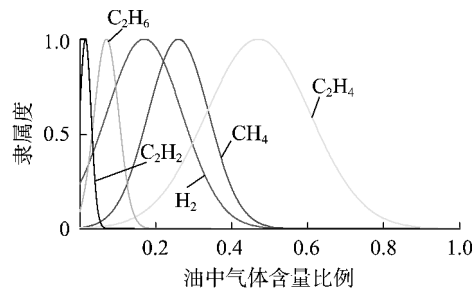


图 6 高温过热状态下特征气体云模型

Fig.6 Cloud model of characteristic gas under high-temperature superheated state

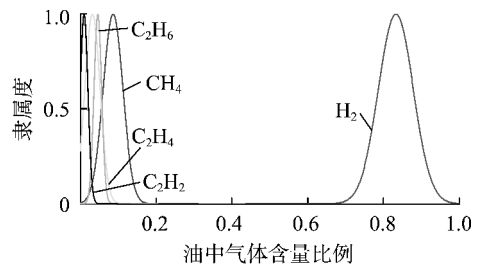


图 7 局部放电状态下特征气体云模型

Fig.7 Cloud model of characteristic gas under partial discharge state

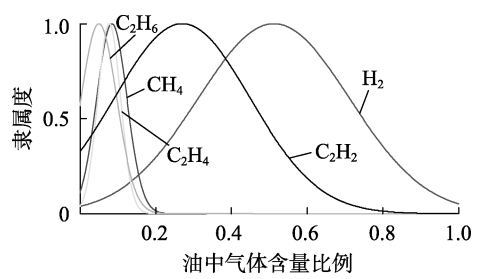


图 8 低能放电状态下特征气体云模型

Fig.8 Cloud model of characteristic gas under low-energy discharge state

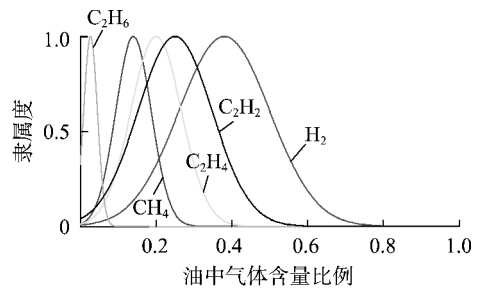


图 9 高能放电状态下特征气体云模型

Fig.9 Cloud model of characteristic gas under high-energy discharge state

表 7 3 种方法的诊断效果对比

Table 7 Comparison of diagnosis results among three methods

故障情况	样本数/组	准确判断样本数/组			准确判断率/%		
		改良三比值法	已有云理论方法	本文方法	改良三比值法	已有云理论方法	本文方法
正常运行	41	30	37	37	73.20	90.20	90.20
低温过热	48	35	46	46	72.90	95.83	95.83
中温过热	83	60	69	74	72.29	83.13	89.16
高温过热	528	478	502	506	90.50	95.08	95.83
局部放电	88	66	74	78	75.00	84.09	88.63
低能放电	160	142	147	150	88.75	91.88	93.75
高能放电	352	305	306	311	86.60	86.93	88.35
合计	1 300	1 116	1 181	1 202	85.85	90.85	92.46

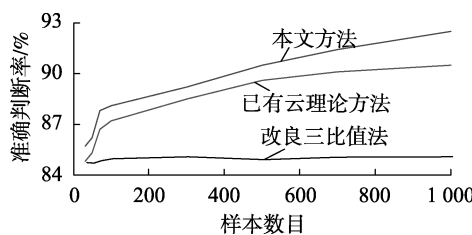


图 10 不同数据样本数下 3 种方法准确判断率对比

Fig.10 Comparison of accuracy rates among three methods with different data sample sizes

率从 86% 上升到 92.5%, 500 组样本之后, 其准确判断率稳定在 92% 附近。由此可知, 改良三比值法对数据无学习能力, 而已有云理论方法及本文方法均对数据有很强的学习能力。

同时与已有云理论方法相比, 本文方法的准确判断率上升趋势更快且提高了 2%。准确判断率的提高将使得更多的具备故障隐患的设备得到及时的检修处理, 避免变压器潜在故障在检修时被漏检。

3 结论

本文以不同变压器故障情况记录为训练样本,经过标么化预处理,构建了不同故障情况所对应的概率分布云模型。并引入熵权法确定各气体指标的权重系数,结合云分布隶属度系数,确定不同故障情况的隶属度系数,即为最终的评估结果。通过与改进三比值法及已有云理论方法的对比,证明了该方法的有效性 & 优越性,研究结果能够为制定设备检修方案提供参考。

参考文献:

- [1] 田雨,张晗. 基于故障特征隶属函数的电网主设备风险评估方案研究与应用[J]. 高压电器,2017,53(5):146-153.
TIAN Yu,ZHANG Han. Research and application of risk assessment for power equipment based on fault feature membership function[J]. High Voltage Apparatus,2017,53(5):146-153.
- [2] 李振柱,谢志成,熊卫红,等. 考虑绝缘剩余寿命的变压器健康状态评估方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(8):137-142,169.
LI Zhenzhu,XIE Zhicheng,XIONG Weihong, et al. Transformer health condition assessment considering insulation remaining life [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(8): 137-142,169.
- [3] 鹿鸣明. 油浸式变压器故障率模型及故障诊断研究[D]. 杭州:浙江大学,2014.
LU Mingming. Failure rate model and fault diagnosis of oil-immersed transformers[D]. Hangzhou:Zhejiang University,2014.
- [4] 孙才新,陈伟根,李俭. 电气设备油中气体在线监测及故障诊断技术[M]. 北京:科学出版社,2004:23-58.
- [5] 李俭,孙才新,陈伟根,等. 基于灰色聚类分析的充油电力变压器绝缘故障诊断的研究[J]. 电工技术学报,2002,17(4):80-83.
LI Jian,SUN Caixin,CHEN Weigen, et al. Study on fault diagnosis of insulation of oil-immersed transformer based on grey cluster theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2002,17(4):80-83.
- [6] 纪航,朱永利,郭伟. 基于模糊综合评价的变压器状态评分方法研究[J]. 继电器,2006,34(5):29-33.
JI Hang,ZHU Yongli,GUO Wei. Research of transformer condition grading based on fuzzy synthesis evaluation[J]. Relay,2006,34(5):29-33.
- [7] 熊树,俞阿龙. 基于 BP 网络远程无线电力变压器故障诊断系统[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(23):207-211.
XIONG Shu,YU Along. Power transformer long distance wireless fault diagnosis system based on BPNN[J]. Power System Protection and Control,2010,38(23):207-211.
- [8] 荣雅君,赵杰,王健,等. 基于不完备信息系统规则提取和 Petri Nets 的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(18):1-4,10.
RONG Yajun,ZHAO Jie,WANG Jian, et al. Fault diagnosis of transformer based on incomplete information system rule extraction and Petri Nets[J]. Power System Protection and Control,2009,37(18):1-4,10.
- [9] 武中利,杨建,朱永利,等. 基于粗糙集理论和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(18):80-83.
WU Zhongli,YANG Jian,ZHU Yongli, et al. Power transformer fault diagnosis based on rough set theory and support vector machines[J]. Power System Protection and Control,2010,38(18):80-83.
- [10] 白翠粉,高文胜,金雷. 基于 3 层贝叶斯网络的变压器综合故障诊断[J]. 高电压技术,2013,39(2):330-335.
BAI Cuifen,GAO Wensheng,JIN Lei. Integrated diagnosis of transformer faults based on three-layer Bayesian network[J]. High Voltage Engineering,2013,39(2):330-335.
- [11] 赵文清,李庆良,王德文. 基于多模型的变压器故障组合诊断研究[J]. 高电压技术,2013,39(2):302-309.
ZHAO Wenqing,LI Qingliang,WANG Dewen. Combinational diagnosis for transformer faults based on multi-models[J]. High Voltage Engineering,2013,39(2):302-309.
- [12] 李德仁,王树良,李德毅,等. 论空间数据挖掘和知识发现的理论与方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2002,27(3):221-234.
LI Deren,WANG Shuliang,LI Deyi, et al. Theories and technologies of spatial data mining and knowledge discovery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2002,27(3):221-234.
- [13] DOMINK F,THIEMO G,BERNHARD S. Swift-rule: mining comprehensible classification rules for time series analysis[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2011,23(5):774-787.
- [14] GILL S,STEPHEN B,GALLOWAY S. Wind turbine condition assessment through power curve copula modeling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2012,3(1):94-101.
- [15] TORRES R S,FALCAO A X,GONC M A, et al. A genetic programming framework for content-based image retrieval[J]. Pattern Recognition,2009,42(2):283-292.
- [16] 朱永利,尹金良. 组合核相关支持向量机在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2013,33(22):68-74.
ZHU Yongli,YIN Jinliang. Study on application of multi-kernel learning relevance vector machines in fault diagnosis of power transformers[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(22):68-74.
- [17] 周淦,孙超,廖瑞金,等. 基于云理论的变压器多重故障诊断及短期预测方法[J]. 高电压技术,2014,40(5):1453-1460.
ZHOU Quan,SUN Chao,LIAO Ruijin, et al. Multiple fault diagnosis and short-term forecast of transformer based on cloud theory[J]. High Voltage Engineering,2014,40(5):1453-1460.
- [18] 蔡红梅,陈剑勇,苏浩益. 基于灰云模型的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(12):151-156.
CAI Hongmei,CHEN Jianyong,SU Haoyi. Fault diagnosis of power transformer based on grey cloud model[J]. Power System Protection and Control,2012,40(12):151-156.
- [19] 张德议,廖瑞金,杨丽君,等. 基于云理论的电力变压器绝缘状态评估方法[J]. 电工技术学报,2012,27(5):13-20.
ZHANG Yiyi,LIAO Ruijin,YANG Lijun, et al. An assessment method for insulation condition of power transformer based upon cloud model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2012,27(5):13-20.
- [20] 卞建鹏,孙晓云,杨苏,等. 基于云模型的电力变压器风险评估

WU Ying. Incremental cost consensus acceleration algorithm for distributed generators under sparse communication network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.

作者简介:

何红玉(1992—),女,上海人,硕士研究生,研究方向为交直流混合微电网优化运行关键技术(E-mail:HHY_1992@sjtu.edu.cn);



何红玉

韩蓓(1984—),女,上海人,博士,通信作者,主要研究方向为含新能源接入的电力系统分析、微电网分析与控制(E-mail:han_bei@sjtu.edu.cn);

徐晨博(1989—),男,浙江丽水人,工程师,硕士,主要研究方向为智能电网与能源互联网(E-mail:zjlsxcb@163.com)。

Optimal management system of hybrid AC/DC microgrid based on consensus protocols

HE Hongyu¹, HAN Bei¹, XU Chenbo², ZHANG Lijun², LI Guojie¹, WANG Keyou¹

(1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Corporation Research Institute of Economy and Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Considering the high penetration of distributed generations, the power management of hybrid AC/DC microgrid is necessary for coordinative operation of distributed generations. Aiming at the insufficient robustness and flexibility of centralized optimization, an optimal management system based on the consensus protocol is proposed according to the characteristics of hybrid AC/DC microgrid, which takes the minimum cost of controllable units as its objective, sets the incremental rates as the variables of consensus protocols, and allocates the power among controllable units based on “consensus + modulation” algorithm. The droop control adjusts the parameters based on the local information to maintain the system stability. The simulative results of a typical hybrid AC/DC microgrid show that the proposed system, with good transient and stable performance, can allocate power economically and depress voltage and frequency fluctuations quickly.

Key words: hybrid AC/DC microgrid; optimal management; consensus algorithm; droop control

(上接第130页 continued from page 130)

及检修策略制定[J]. 高电压技术, 2015, 41(10): 3342-3347.

BIAN Jianpeng, SUN Xiaoyun, YANG Su, et al. Risk assessment and working-out of maintenance strategy for power transformer based on cloud model[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(10): 3342-3347.

[21] 黄定轩. 基于客观信息熵的多因素权重分配方法[J]. 系统工程理论方法应用, 2003, 12(4): 321-324

HUANG Dingxuan. Means of weights allocation with multi-factors based on impersonal message entropy[J]. Systems Engineering-Theory Methodology Applications, 2003, 12(4): 321-324.

作者简介:



熊卫红

熊卫红(1971—),男,湖北武汉人,高级工程师,硕士,主要研究方向为设备状态检修;

张宏志(1993—),男,湖北黄梅人,硕士研究生,通信作者,主要从事高电压与绝缘、变压器状态检修方面的研究(E-mail:

hongzhi_zhang@hust.edu.cn)。

Risk assessment of power transformer potential fault based on cloud theory and entropy weight method

XIONG Weihong¹, ZHANG Hongzhi², XIE Zhicheng², HAN Xionghui³, LI Zhengtian², LIN Xiangning²

(1. Central China Electric Power Company, Wuhan 430077, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Meizhou Power Supply Bureau of Guangdong Electric Power Company, Meizhou 514021, China)

Abstract: In order to identify the potential fault risk of power transformer effectively by making full use of the information contained in the large amount of samples, the oil chromatographic data of power transformer and fault types are mapped by adopting the cloud theory method, and the cloud distribution models of different gases under different fault types are established, based on which the fault cloud knowledge base is set up. Meanwhile, the weight coefficients of the indicators for gases in the oil are determined by introducing the entropy weight method and the calculation method for potential fault risk of power transformer is proposed combining with the membership degree of cloud distribution. The distinguishing-positive rates under different amounts of training sample are compared, which verifies the ability of the proposed method to learn data. The validity and superiority of the proposed method are proved by comparing with the improved three-ratio method and the existing cloud theory method.

Key words: power transformers; data mining; potential faults; risk assessment; cloud theory; entropy weight method