

# 组合神经网络在变压器故障诊断中的应用

张伟政, 汪晓明, 吴晓辉, 李彦明

(西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049)

Application of Compound Networks in Fault Diagnosis of Power Transformer

ZHANG Wei-zheng, WANG Xiao-ming, WU Xiao-hui, LI Yan-ming

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

摘要: 针对油中溶解气体分析数据的归一化预处理, 利用可靠性数据分析特征气体浓度和累积频率的概念, 提出了两种新的归一化方法: 特征浓度归一化法和混合归一化法, 引入 Fisher 准则函数来评价两种预处理方法的效果。检验结果表明, 这两种归一化的数据预处理方法可获得类间均值差值较大、类内离散度小的效果。运用不同的归一化预处理方法对故障变压器的色谱数据进行处理后作为训练样本, 对 CP 算法的组合神经网络进行训练。检验样本的诊断结果表明, 新的归一化预处理方法能够提高网络诊断的准确率。

关键词: 变压器; 可靠性数据分析; CP 组合神经网络;  
故障诊断

中图分类号: TM41

文献标志码: A

Abstract: Using the concepts of typical gas's concentration and cumulative frequency in analysis of the reliability data for dealing with the pretreatment of data of dissolved gas analysis (DGA), two new normalized methods which named characteristic normalization and mix normalization were presented in this paper. The Fisher rule to evaluate the results of the two pretreatment methods was also introduced. The evaluation of the results indicated that both of the two data pretreatment methods could achieve the purpose of big difference in the value of mean between classes and small difference in dispersion of a class. The DGA data of the failure transformers were treated by different normalization methods as the training samples, and then the samples were trained in the compound neural networks which use the CP algorithm. The diagnosis results of the test samples indicated that the new methods may help to improve the precision of network diagnosis.

Key words: transformer; analysis of reliability data;  
CP compound neural networks; fault diagnosis

## 0 引言

以变压器油中溶解气体体积分数的分析结果为

基础, 利用人工神经网络技术能比较有效地解决电力变压器的故障诊断问题。在实际的油中溶解气体分析(DGA)分析中, 不同的特征气体反映故障的灵敏程度有较大的差别, 如变压器油中  $C_2H_2$  体积分数虽通常较小, 但一旦出现则需要严格监视; 而  $H_2$  的体积分数虽可能相对较大, 但对故障的反应却并不灵敏。所以, 若将 DGA 各组分的结果直接作为神经网络的输入, 则必将会湮没一些弱少量可能含有的有价值的信息。因此必须通过归一化处理来降低数据间的差异, 使数据更准确地反映故障类型。

目前通用的神经网络归一化方法有两种: 一般浓度归一化法<sup>[1]</sup>和累计频率归一化法<sup>[2, 3]</sup>。一般浓度归一化方法采用各个气体占总气体浓度的比进行归一化处理, 符合油中气体的体积分数反映故障类型的特征, 有实际的物理含意。累计频率归一化法加强了样本的分散性, 使样本能均匀地分布在  $[0, 1]$  之间, 数学意义很强。但是, 由于累计频率归一化法只是对同一种气体纵向的比较, 没有考虑同一组气体的浓度, 物理意义不强。因此寻找一种新的归一化方法, 既能加强 DGA 中特征气体的特征性, 又能很好地区分不同情况的样本, 对提高神经网络诊断的准确率具有关键的作用。

## 1 特征浓度归一化法和混合归一化法

针对一般归一化法的优缺点, 笔者提出了两种新的归一化法: 特征浓度归一化法和混合归一化法。其中特征浓度归一化法的过程为:

对于模式为  $A_k=(H_2^k, C_2H_2^k, CH_4^k, C_2H_4^k, C_2H_6^k)$  的输入数据, 可以进行如下归一化处理

$$\begin{aligned}
 H_2^k &= \frac{H_2^k}{H_2^k + C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 C_2H_2^k &= \frac{C_2H_2^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 CH_4^k &= \frac{CH_4^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 C_2H_4^k &= \frac{C_2H_4^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 C_2H_6^k &= \frac{C_2H_6^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k}
 \end{aligned} \quad (1)$$

从式(1)可以看出,经过特征浓度归一化处理后为H<sub>2</sub>在氢烃中的体积分数;各种烃气经过特征浓度归一化处理后为各种烃在总烃中的体积分数。文[4,5]指出电力变压器中H<sub>2</sub>在氢烃中的体积分数和各种烃在总烃中的体积分数与电力变压器的故障类型有密切关系。因此,特征浓度归一化的物理意义很强。同时,由于特征气体中H<sub>2</sub>的体积分数可能相对很高,式(1)中在烃气的归一化处理中采用烃/总烃,而没有采用烃/氢烃,这样处理后烃气的数据不会因为太小而湮没一些很有价值的信息。因此,特征浓度归一化的数学意义也很强。

由于特征气体产生的原因比较复杂,对于某类故障,用三种归一化法单独处理都很难较好地进行区分,所以提出一种混合归一化处理的方式,其处理过程为A<sub>k</sub>=(H<sub>2</sub><sup>k</sup>, C<sub>2</sub>H<sub>2</sub><sup>k</sup>, CH<sub>4</sub><sup>k</sup>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub><sup>k</sup>, C<sub>2</sub>H<sub>6</sub><sup>k</sup>),输入样本中对H<sub>2</sub>采用概率归一化处理,对C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>、CH<sub>4</sub>和C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>4种气体采用如下的特征浓度归一化处理

$$\begin{aligned}
 C_2H_2^k &= \frac{C_2H_2^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 CH_4^k &= \frac{CH_4^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 C_2H_4^k &= \frac{C_2H_4^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k} \\
 C_2H_6^k &= \frac{C_2H_6^k}{C_2H_2^k + CH_4^k + C_2H_4^k + C_2H_6^k}
 \end{aligned} \quad (2)$$

从混合浓度归一化的定义可以看出,对于各种烃气采用烃/氢烃进行归一化,对于H<sub>2</sub>采用了概率归一化处理,这样做可以避免由于H<sub>2</sub>产生的复杂性<sup>[6]</sup>,对于某些故障,如果只利用特征浓度归一化,就会不能很好地区分不同故障。因而该方法增强了算法的数学意义。

## 2 CP组合神经网络的建立

鉴于油中溶解的不同特征气体对变压器不同故障类型的反映程度不同,因此对一个单神经网络模型采用统一的输入矢量实现对全部故障的识别是不合适的。为了实现更好的分类,应尝试采用逐级划分的方法对故障进行识别。基于这样的考虑,笔者引用逐级判断的组合神经网络模型,其结构见图1。由于油中气体分析在判别过热故障的性质是否涉及固体

绝缘的确定性一直没有得到很好的解决<sup>[7]</sup>,因此,对于网络模型的输入,只采用氢气、甲烷、乙烷、乙烯、乙炔5种气体较为合理。为了很好地反映出故障点的物理征兆(如过热、放电等),对于网络模型的输出,采用高温过热、低温过热、电弧放电和火花放电较为合理。电力变压器组合神经网络模型结构见图1。

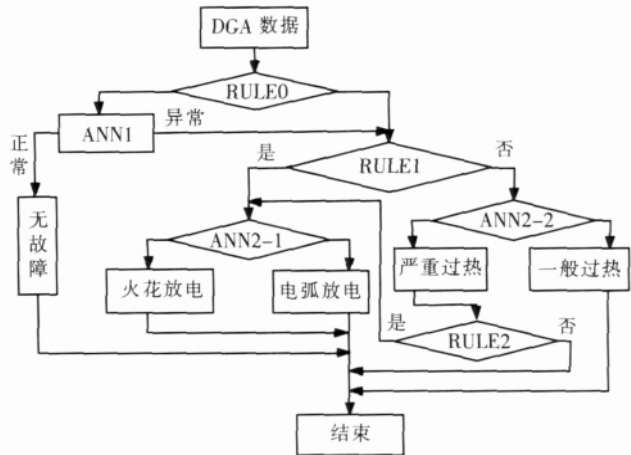


图1 电力变压器组合神经网络模型结构图

ANN1 ~ ANN2-2: ANN1 是故障诊断模型; ANN2-1 是放电性故障诊断模型; ANN2-2 是过热性故障诊断模型。这3个诊断模型分别采用对象传播(CP)网络模型<sup>[8]</sup>作为基本分类器,通过对各自的训练样本集进行学习,以获得对具体判别规则的描述,并且对不同的神经网络模块可选用对其更具针对性的输入特征矢量。

RULE0: 根据电力系统多年的运行经验,采用《电力设备预防性试验规程》<sup>[9]</sup>中规定的色谱注意值及产气率作为区分变压器是否存在异常的界限。

RULE1 和 RULE2: 利用C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占的体积分数区分放电性故障和过热性故障。笔者对收集的300个训练样本中C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占的体积分数进行统计后得出:放电性故障中,C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占比例为16.254%,过热性故障中C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占的最大比例为5.01%。因此RULE1可以定义为:C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占比例是否大于或等于16%;RULE2可以定义为:C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占比例是否大于或等于5%。诊断流程如下:对于有故障样本,如果C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占的体积分数大于16%,则认为故障属于放电性故障,直接利用放电性故障诊断模型ANN2-1进行具体诊断;如果C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>在总烃中所占的体积分数小于5%,则认为故障属于过热性故障,利用过热性故障诊断模型ANN2-2进行具体诊断;如果介于两者之间,则首先利用过热性故障诊断模型ANN2-2进行诊断,如果诊断结果为高温过热,则再利用放电性故障诊断模型ANN2-1进行是电弧放电还是火花放电的诊断;如果是低温过热,则不再利用放电性故障诊断模型ANN2-1进行诊断。

### 3 仿真结果

#### 3.1 数据样本集的建立

对故障实例统计后, 选取了实际结论比较明确的 420 台次故障变压器的色谱数据作为故障样本集, 各种类型故障在故障样本集中的分布情况见表 1。

表 1 网络样本集中的分布情况

项目	训练样本	检验样本
ANN1	100	40
ANN2- 1	100	40
ANN2- 2	100	40

#### 3.2 利用各种归一化对样本的处理与比较

为了检验各种气体通过归一化预处理后, 在一维 Y 空间里各类型样本是否能尽可能分得开些, 即两类均值的差值较大、类内离散度小, 笔者引入 Fisher 准则函数来评价各种预处理后的结果。Fisher 准则函数如下<sup>[10]</sup>

$$J_{F(w)} = \frac{(m_1 - m_2)^2}{S_1^2 + S_2^2} \quad (3)$$

式中  $m_1$ 、 $m_2$  分别为样本 1 和样本 2 的均值;  $S_1$ 、 $S_2$  分别为样本 1 和样本 2 的均方差。利用 3 种不同的归一化方法对各个网络的训练样本进行预处理, 求出各自结果的 Fisher 准则函数值。为了表述方便起见, 称一般浓度归一化方法为“方法 1”, 累计频率归一化方法为“方法 2”, 特征浓度归一化方法为“方法 3”, 结果见表 2~4。

表 2 ANN1 训练样本的 Fisher 准则函数值

归一化	H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
方法 1	0.001 0	0.083 2	0.014 0	0.005 7	0.000 2
方法 2	0.000 2	0.060 1	0.003 4	0.008 8	0.000 3
方法 3	0.001 0	0.186 5	0.065 7	0.013 2	0.002 0

表 3 ANN2- 1 训练样本的 Fisher 准则值

归一化	H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
方法 1	0.001 1	0.000 8	0.000 3	0.000 6	0.003 5
方法 2	0.072 1	0.002 6	0.012 6	0.000 9	0.000 7
方法 3	0.001 1	0.007 2	0.020 5	0.009 8	0.004 3

表 4 ANN2- 2 训练样本的 Fisher 准则值

归一化	H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
方法 1	0.066 4	0.013 5	0.003 8	0.000 6	0.003 5
方法 2	0.017 0	0.010 1	0.000 5	0.000 9	0.014 3
方法 3	0.066 4	0.018 1	0.071 1	0.009 8	0.004 2

表 2~4 表明, 对于 ANN1 模型和 ANN2- 2 模型, 用特征浓度归一化法处理, 各种气体训练样本的 Fisher 准则函数值都能达到最大; 对于 ANN2- 1 模型, 对 H<sub>2</sub> 用累计频率归一化处理、对各种烃用特征归一化处理后, 各种气体训练样本的 Fisher 准则函数值也都能达到最大。说明对于 ANN1 模型和

ANN2- 2 模型的训练样本用特征浓度归一化法、对于 ANN2- 1 模型用混合归一化法不但能加强 DGA 中特征气体的特征性, 而且能很好地区分不同情况的样本。

#### 3.3 几种输入模式下的网络诊断结果的比较分析

在相同的网络参数情况下, 利用 CP 组合神经网络对不同归一化预处理方法的结果进行检验, 诊断的结果见表 5。

表 5 相同参数情况下网络的诊断结果

归一化类型	ANN1	ANN2- 1	ANN2- 2
方法 1	90.0	82.5	90.0
方法 2	75.0	70.0	77.5
方法 3	97.5	80.0	95.0
方法 4	-	92.5	-

注: - 为表明没有做该方法的网络诊断;  
方法 4 为混合浓度归一化方法。

表 5 表明, 在相同网络参数的情况下, 对于 ANN1 模型和 ANN2- 2 模型, 经过特征浓度归一化法处理网络诊断的正判率最大; 对于 ANN2- 1 模型经过混合归一化法处理网络诊断的正判率最大。说明在相同网络参数的情况下, 特征浓度归一化法处理能够提高 ANN1 模型和 ANN2- 2 模型正判率; 混合归一化处理能够提高 ANN2- 1 模型的正判率。

#### 3.4 实例计算

表 6 中的样例 1 为某变压器的油色谱数据经特征浓度归一化处理, 输入数据样本为 [0.233 7, 0.244 1, 0.153 9, 0.307 3, 0.294 6], ANN1 诊断结果为 [0.9067, 0.0933], 根据最大隶属度原则诊断为有故障; C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 在总烃中所占的比例为 29.46%, 大于 RULE 1 规定的 16%, 应该属于放电性故障, 经混合归一化处理后, 输入数据样本为 [0.990 0, 0.244 1, 0.153 9, 0.307 3, 0.294 6], ANN2- 1 诊断结果为 [0.082 7, 0.917 3], 根据最大隶属度原则诊断为火花放电故障。实际检查结果为: A 相套管下部瓷面距均压球约 250 mm 处有一约 7 × 7 mm<sup>2</sup> 的黑斑, 经仔细检查为一气孔, 内有碳黑, 故障为火花放电故障。CP 网络诊断结果与实际检查情况一致。

表 6 分析用的色谱分析诊断实例

样例	H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
1	12.00	11.60	9.61	12.10	6.06
2	236.00	88.00	48.00	48.00	13.30
3	75.00	4.80	28.80	80.90	7.00

表 6 中的样例 2 为某变压器的油色谱数据, 根据 DLT/T 722- 2000 推荐的变压器油中溶解气体浓度注意值, H<sub>2</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 和总烃的体积分数已经严重超标, 可以确定为有故障; C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 在总烃中所占的比例为 44.6%, 大于 RULE1 规定的 16%, 应该属于放电性故障, 经混合归一化处理后, 输入数据样本为

[0.98, 0.243 3, 0.067 0, 0.243 3, 0.446 0], ANN2- 1 诊断结果为[0.803 4, 0.196 6], 根据最大隶属度原则诊断为电弧放电故障。实际检查结果为: A 相外数第 1 层围屏的第 1 张绝缘纸板有 8 个击穿点, 第 2 张绝缘纸板有贯穿性树枝放电, 是电弧放电故障。CP 网络诊断结果都与实际检查情况一致。

表 6 中的样例 3 为某变压器的油色谱数据, 根据 DLT/T 722- 2000 推荐的变压器油中溶解气体浓度注意值, 总烃的体积分数已经严重超标, 可以确定为有故障; C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 在总烃中所占的比例为 3.9%, 小于 RULE 1 规定的 5%, 应该属于过热性故障, 经特征浓度归一化处理后, 输入数据样本为[0.381 7, 0.237 0, 0.058, 0.665 8, 0.040], ANN2- 2 诊断结果为[0.809 4, 0.190 6], 根据最大隶属度原则诊断为高温过热故障。实际检查结果为: 相分接开关动触头与显示档位的刻度盘相差 120°, 而静触头烧伤比较严重, 动触头轻微烧伤, 是高温过热故障。CP 网络诊断结果也与实际检查情况一致。

#### 4 结语

(1) 不同归一化方法处理的训练样本的 Fisher 准则函数值以及几种输入模式下的结果的比较分析都表明, 针对电性故障训练样本采用混合归一化处理、对热性故障采用特征浓度归一化处理能很好地减小样本数据间的差异, 提高网络诊断的正判率。

(2) 结合电力变压器绝缘故障诊断的特点, 用组合神经网络判别不同的故障种类, 提高了网络的训

(上接第 363 页)

表 5 注入交流侧系统的谐波电流

	谐波源 发出的 谐波电流/A	滤波装置 屏蔽的 谐波电流/A	流入交流 电网的 谐波电流/A	国家允许 流入的 谐波电流/A
5 次支路	13.720 3	13.653 1	0.067 2	0.666 38
7 次支路	8.658 9	8.616 6	0.0423	0.472 91
11 次支路	3.650 7	3.632 8	0.017 9	0.300 95
13 次支路	2.248 3	2.237 3	0.011 0	0.257 95

一种非线性规划方法, 通过公式推导建立以初期投资最小为目标函数, 以满足无功补偿需求为约束条件的新型换流变压器配套滤波装置优化数学模型。

(2) 在采用遗传算法对模型进行优化设计时, 考虑到优化模型的特点, 采用了混合罚函数法将有约束问题转化成带有罚项的无约束问题的目标函数。

(3) 该优化模型及算法对小容量变压器有一定的正确性, 但对现有的大容量高压直流输电工程的适用性仍有待继续研究。

#### 参考文献:

[1] POVH D. Role of HVDC Transmission in Future Energy Development [J]. IEEE Power Engineering Review, 2000, (2): 10-25.

练效率和诊断的准确性。通过对诊断实例的计算分析表明, 用基于对向传播算法的人工神经网络模型作为基本分类器构建的组合诊断网络在基于 DGA 的电力变压器的绝缘故障诊断中能够取得比较理想的结果, 故障实例检测结果表明该算法判断模式、诊断结果均准确。

#### 参考文献:

[1] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电力工业出版社, 2005.  
 [2] 贺国芳, 许海宝. 可靠性数据的收集与分析 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.  
 [3] 钱政. 大型电力变压器绝缘故障诊断中人工智能技术的应用研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2000.  
 [4] 杨启平, 薛五德, 蓝之达. 变压器故障诊断技术的研究[J]. 变压器, 2002, 39(10): 38-42.  
 [5] 徐文, 王大忠. 神经网络在变压器特征气体诊断中的应用[J]. 高电压技术, 1996, 20(11): 51-54.  
 [6] 杨奇岭. 变压器油中氢气含量异常情况的分析 [J]. 变压器 2004, 20(11): 39(8).  
 [7] 丁晓群, LIU Y, 林钟云. 神经网络应用于电力变压器故障诊断 [J]. 电力系统自动化, 1996, 20(2): 32-35.  
 [8] 王哲, 蔡惟铮, 陈学允. 树状放电的 CPN 识别方法[J]. 哈尔滨工业大学, 2000, 32(5): 5-8.  
 [9] DL/T 596-1996. 中华人民共和国电力工业部. 电力设备预防性试验规程[S]. 北京: 中国电力出版社, 1996.  
 [10] 边肇琪, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

[2] 韩晓东, 翟亚东. 高压直流输电换流变压器[J]. 高压电器, 2002, 38(3): 5-7.  
 [3] 赵晚君. 高压直流输电工程技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.  
 [4] 刘福生. 自耦补偿与谐波屏蔽整流变压器 [P]. 中国: ZL200320124015.6. 2003.  
 [5] 罗隆福, 刘福生. 自耦补偿和谐波屏蔽换流变压器及其应用前景[J]. 大众用电, 2005, 21(7): 26-28.  
 [6] 许加柱, 罗隆福, 李季, 等. 自耦补偿与谐波屏蔽换流变压器的接线方案和原理研究 [J]. 电工技术学报, 2006, 21(9): 44-50.  
 [7] 罗隆福, 李勇, 刘福生, 等. 基于新型换流变压器的直流输电系统的滤波装置[J]. 电工技术学报, 2006, 21(12): 108-115.  
 [8] 涂春鸣, 罗安, 刘娟. 无源滤波器的多目标优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(3): 17-21.  
 [9] 任震, 曾坚永, 张勇军. 基于遗传算法的直流输电系统中混合交流滤波器的优化设计 [J]. 电网技术, 2004, 28(21): 22-25.  
 [10] 薛毅. 最优化原理与方法[M].北京: 北京工业大学出版社, 2003.  
 [11] 卢险峰. 最优化方法应用基础 [M]. 上海: 同济大学出版社, 2003.  
 [12] 王兆安, 杨君, 刘进军. 谐波抑制与无功功率补偿 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1999.