

# 基于神经网络的变压器故障诊断<sup>\*</sup>

张 奎 王建南 王肖峰

(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

**摘要:** 为了保障变压器在电力系统中能够安全有效的运行,提出了一种将 RBF 神经网络与模糊控制算法相结合对变压器进行故障诊断的方法。设计了具有 6 层神经网络的学习体系,并且将模糊隶属度函数引入到第 2 层中,加快了神经网络的学习速度。基于变压器故障的数据统计,通过对其内部的气体含量进行分析对故障类型进行分类。通过样本数据对所设计的模糊 RBF 神经网络进行故障诊断训练。实验结果表明,通过训练后的该模型对变压器的故障诊断具有更好的效果。

**关键词:** 神经网络;变压器;模糊控制;故障诊断

**中图分类号:** TM411; TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Fault diagnosis of transformer based on neural netwo

Zhang Kui Wang Jiannan Wang Xiaofeng

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science &amp; Technology, Huainan 232001, China)

**Abstract:** In order to ensure the safe and efficient operation of the transformer in the power system, this paper proposes a method to fault the transformer by combining the RBF neural network with the fuzzy control algorithm. The neural network learning system with 6 layers is designed, and the fuzzy membership function is introduced into the second layer, which accelerates the learning speed of the neural network. Data Based on Transformer Faults This paper analyzes the types of faults by analyzing the internal gas content. The fuzzy RBF neural network designed by this paper is used to diagnose fault diagnosis. The diagnostic results show that the diagnostic model has better effect on the fault diagnosis of the transformer.

**Keywords:** neural network; transformer; fuzzy control; fault diagnosis

## 0 引言

变压器在电力系统中承载着电能转换的作用,是电力系统的重要组成设备,在电力输送中具有极其重要的地位。为了保障电力的正常输送和用户的用电保障,变压器的运行状态起着决定性作用,所以对变压器状态的检测是非常有必要的。

对于故障诊断的方法国内外的一些学者展开一些深入的研究,也在提出一些具有时代意义的改进算法应用在故障诊断上。文献[1-2]是在模糊数学理论的基础上,提出建立了模糊聚类 and 模糊概率推理两种诊断算法。该算法的特点是通过建立模糊的数学模型解决实际诊断过程中非线性问题,但是要建立与实际相符的数学模型有一定的困难。文献[3]是将 RBF 神经网络采用粗糙集的方法优化,利用可变化矩阵和信息熵简约算法,使用高斯函数作

为径向基函数的基本函数。该方法的优点在于简化了

网络模型,并且提高了神经网络的训练速度,但是该模型在诊断的正确性方面有一定的局限。

基于神经网络的故障诊断模型容易实现,在处理非线性问题具有一定的优势,且模型本身具有自主学习能力,时间越长诊断越准确。但是神经网络自身也存在一定的缺陷,如神经网络的多个节点无法清晰的表达其含义,使其无法用语言对其节点直接定义,会造成理解上的困难<sup>[4]</sup>。本文通过将模糊控制理论应用到神经网络中,利用隶属度函数来描述神经网络节点,不仅使网络模型简洁易懂,而且缩短了训练时间,提高了运行效率。本设计利用统计的变压器运行数据对该网络进行训练,最终验证该模型具有较高的准确性,为保障变压器在电力系统中正常高效的运行具有重要的意义。

## 1 模糊 RBF 神经网络

本文设计了具有 6 层拓扑结构的神经网络模型,其结

构如图1所示。

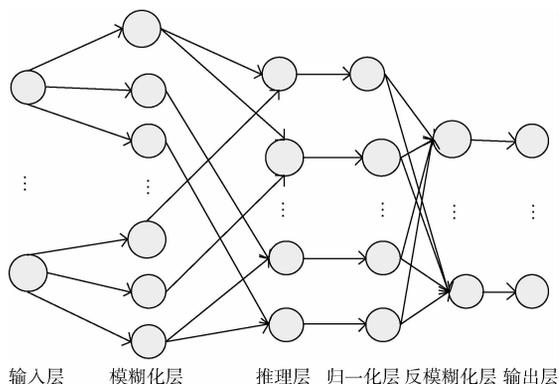


图1 模糊 RBF 神经网络结构

### 1.1 输入层的计算

该层的作用是接收样本数据,将统计变压器运行的内部气体含量以  $R \times Q$  矩阵的形式输入,  $R$  为气体的含量,  $Q$  为输入的样本数,输入层的每个神经元都对应模糊化层的每个神经元。两层神经元之间相连的权值为聚类宽度。

### 1.2 模糊化层的计算

该层的作用是将输入层得到的样本气体含量进行分类到不同模糊子空间中。该层使用隶属函数对各维进行分类,并且使用模糊类聚算法,将输入向量划分成为  $N$  个模糊子空间<sup>[5-6]</sup>。对于输入  $R$  维的气体含量,用聚类的方法将其分成  $N$  类,将会得到  $R \times N$  个聚类宽度,计算公式如式(1)所示。

$$\sigma_{ij}^2 = \sum_{q=1}^R \frac{(x_{jq} - c_{ij})^2}{n_j} \quad (1)$$

式中:  $n_j$  为第  $j$  类向量的数目;  $c_{ij}$  为第  $i$  维的第  $j$  类的中心。对于输入信息的处理,在本文中采用高斯函数作为模糊化层隶属度函数,并且每个节点可以计算出一个相应的模糊隶属度值,计算公式如式(2)所示。

$$U_{ij}^q = \exp(-(x_{iq} - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2) \quad (2)$$

式中:  $q$  代表输入向量数的序号,从 1 到  $N$ ,  $U_{ij}^q$  表示该向量在  $i$  维  $j$  类中的隶属度值,其中  $x_{iq}$  表示第  $q$  个向量的第  $i$  个分量;  $c_{ij}$  表示第  $i$  维的第  $j$  类的中心;  $\sigma_{ij}$  表示第  $i$  维的第  $j$  类的宽度。

### 1.3 推理层的计算

该层的作用是将计算得到的隶属度值与定义的模糊规则进行比较,利用模糊分类的方法得到模糊处理后的隶属度值,并传给下一层<sup>[7]</sup>。本文处理模糊后的隶属度值采用连乘法,计算公式如式(3)所示。

$$V_{ij} = \prod_{i=1}^R U_{ij}^q \quad (3)$$

式中:  $j$  可取  $1, 2, \dots, N$ , 在  $R$  维  $N$  类中分别提取一类进行连乘计算,总共会得到  $N^R$  个模糊化后的隶属度值,就会有相应个数的神经元,而且随着样本数的增加,神经元的数量会呈指数的增大,对神经网络的运算速度造成影响。为了

解决这类问题本文将气体分成不同相关程度的分量,在神经网络进行计算中采用主分量法,在一定程度上降低了神经元的个数<sup>[7-8]</sup>。

### 1.4 归一化层的计算

该层的作用是将经过模糊化处理后的隶属度值进行分类规划,传输到下一层。该层的每个神经元都对应着上一层,两者之间的连接关系如下。

$$\bar{V}_{ij} = \frac{V_{ij}}{\sum_{p=1}^N V_{ip}} \quad (4)$$

式(4)中的分母在计算前应该先判断是否为 0, 如果为 0 将不需要进行计算。

### 1.5 反模糊化层与输出层的计算

该层的作用是解模糊,可以理解为利用归一化后的隶属度值对变压器运行状态进行判断,并且进行分类,然后将分类情况传递给输出层。该层与输出层的连接权值矩阵  $W$  满足关系如下所示。

$$W \times \bar{V} = Y \quad (5)$$

式中:  $\bar{V}$  代表进行归一化后的隶属度输出矩阵,结果  $Y$  表示最终结果矩阵,在神经网络的训练过程中  $Y$  是自己设定的,  $W$  可以由式(6)得到。

$$W = Y \times \bar{V}^{-1} \quad (6)$$

输出层代表着最终的诊断结果,为了方便诊断类型的分类,需要在该层对输出结果进行处理<sup>[9]</sup>,即将输出同一类上不同维数上的结果取最大值为 1,其余为 0,方便结果判断。

## 2 变压器故障的诊断

### 2.1 变压器故障识别

目前我国电力输送系统中使用的变压器主要为充油式变压器,其内部的绝缘物质会因长期受热老化,产生对变压器造成危害的可燃性气体。本文收集了一些变压器发生故障时内部的气体含量数据,由数据可以得到变压器发生不同的故障时,其内部的气体成分和含量具有一定的差异性,所以可以利用变压器内部的气体含量来判断变压器的运行状态<sup>[10]</sup>。

通过对变压器的了解可以知道,其在正常运行时内部的气体成分主要为氧气和氮气,总占比达到 99% 以上,而其他气体含量甚少,表 1 中给出了正常运行下的其他气体含量上限值。

表1 正常运行变压器油中气体浓度上限值

气体成分	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
含量/( $\mu\text{L} \cdot \text{L}^{-1}$ )	100	40	25	50	5

由于一氧化碳和二氧化碳的含量与变压器的工作时间,内部结构和保护方式有紧密联系,并且二者的含量也是区分固体绝缘材料是否存在故障的特征气体,所以目前还没找到二者严格的上限。通过了解变压器实际运行过程中

产生的故障,可分为内部机械故障,散热故障和电性故障 3 种形式,而机械故障的表现形式为散热和电性异常<sup>[11]</sup>。表 2 中统计了国内 395 台变压器不同故障类型所占的比例。

表 2 变压器故障类型统计数据

故障类型	台次/台	所占比例/%
过热型	226	53.0
高能放电型	65	18.1
过热兼高能放电型	36	10.0
火花放电型	25	7.0
受潮局部放电型	7	1.9

根据表 2 中统计的数据可以得知,在实际运行中变压器的主要故障为过热和高能放电两种。而其他的类型故障由这两种故障类型表现。在故障分析中得知不同的故障类型变压器所产生的气体组成和含量都不尽相同,所以根据长期的运行数据记录和大量的模拟实验总结,得到了不同故障类型的气体含量数据,如表 3 所示。

表 3 不同类型故障气体组成

故障类型	主要气体成分	次要气体成分
油过热	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
油和纸过热	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> , CO, CO <sub>2</sub>	H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
油中电弧	H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>
油和纸中电弧	H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> , CO, CO <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>
油中火花放电	H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	—
油纸绝缘中局部放电	H <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , CO	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>
受潮	H <sub>2</sub>	—

2.2 网络的训练和测试

在表 3 列出的变压器发生故障时所产生的气体成分,可以清晰地看到主要与甲烷(CH<sub>4</sub>)、氢气(H<sub>2</sub>)、乙烷(C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>)、乙烯(C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>)和乙炔(C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>)这 5 种气体浓度有关。本设计将这 5 种气体成分含量作为输入的数据,所以输入层的节点数应该为 5,其中各气体的浓度单位为 μL/L。输出量代表系统要实现的目标,也是通过神经网络判断所需要的结果<sup>[12]</sup>。要对变压器的运行状态进行判断,就必须知

道其内部的气体成分含量数据,根据数据进行状态诊断。变压器的 6 中常见故障如表 3 所示,再包含正常运行状态,所以本设计有 7 个输出量来显示诊断结果。对应这 7 种运行情况其故障编类型码表如表 4 所示。

表 4 变压器故障类型编码

故障类型	期望输出						
	1	2	3	4	5	6	7
正常	1	0	0	0	0	0	0
低温过热	0	1	0	0	0	0	0
中温过热	0	0	1	0	0	0	0
高温过热	0	0	0	1	0	0	0
局部放电	0	0	0	0	1	0	0
低能放电	0	0	0	0	0	1	0
高能放电	0	0	0	0	0	0	1

在神经网络设计好之后,需要有合适的样本数据对其故障诊断模型训练,在训练过程中样本数据的广泛性及其重要,会对其以后的诊断结果产生深远的影响。在本文中利用相关的文献一共收集 175 例变压器 DGA 样本数据<sup>[16]</sup>,并且将其中的 145 例数据作为训练样本,剩下的 35 例作为测试样本。为了 MATLAB 编程的方便,将 140 例训练样本分为 7 个故障类型,每一个故障类型对应 20 个训练样本,35 列测试样本中分为 7 种故障类型,每种类型对应 5 例数据。

考虑到收集的样本是由多种容量变压器运行情况构成的,会造成数据绝对值差别较大,所以需要将样本进行归一化处理。采用 MATLAB 工具箱自带的函数 mapminmax 对数据进行归一化处理,公式如式(7)所示。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (7)$$

式中: X<sub>max</sub>、X<sub>min</sub> 表示样本数据中的最大值和最小值,将统计到的样本数据进过式(7)处理后,使得每个气体含量数值都在 0~1,这样可以避免应数据来源的差异对诊断结果造成影响。然后将处理后的数据输入到本文设计模糊 RBF 神经网络完成对其训练,最后再将测试样本数据输入,检验本设计的正确性。其中部分测试结果如表 5 所示。

表 5 部分故障案例诊断结果

气体含量归一化值					实际故障类型	神经网络输出结果							诊断结果
H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>		1	2	3	4	5	6	7	
0.839 2	0.323 3	1	0.620 3	0	正常	1	0	0	0	0	0	0	正常
0.815 5	0.519 9	0.772 9	1	0	低温过热	0	1	0	0	0	0	0	低温过热
0.256 0	0.867 4	1	0.391 7	0	中温过热	0	0	1	0	0	0	0	中温过热
0.029 2	0.295 0	0.184 9	1	0	高温过热	0	0	0	1	0	0	0	高温过热
1	0.040 0	0.252 0	0.044 0	0	局部放电	0	0	0	0	1	0	0	局部放电
1	0.137 9	0	0	0.426 5	低能放电	0	0	0	0	0	1	0	低能放电
1	0.636 4	0	0.452 7	0.957 7	高能放电	0	0	0	0	0	0	1	高能放电

从上述测试结果可以看出,经过训练的模糊 RBF 神经网络变压器故障诊断模型的诊断结果与实际情况完全吻合,没有出现异常情况,模型客观合理,准确度高。

### 2.3 模糊 RBF 神经网络模型性能测试

为了验证本文设计的故障诊断模型具有一定的优越性,本文将该模型的诊断结果准确率与之前学者设计的基于 RBF 神经网络模型和基于 SVM 的模型进行了比较<sup>[13-15]</sup>,其结果如表 6 所示。

表 6 模糊 RBF 模型与 RBF、SVM 模型性能比较

算法	测试样本数	正确样本数	正确率/%
SVM 模型	35	32	91.43
RBF 网络模型	35	28	80
模糊 RBF 网络模型	35	34	97.14

从表 6 中可以明显地看出,本文设计的模糊 RBF 神经网络模型诊断的正确率高达 97.14%,超过之前学者设计的 SVM 模型的 91.43%和 RBF 网络模型的 80%。所以可以确定的是该设计在正确率上有一定的提高,并且促进变压器的故障诊断方法了进一步的发展。

## 3 结 论

为了解决变压器故障诊断的实时性与复杂性问题,本文提出一种基于模糊 RBF 神经网络模型。该模型只要通过简单的训练就可以实现准确的诊断结果,并且取得了较高的正确率。本文同时还考虑因数据样本来源的差异性对神经网络模型训练造成的影响,采用将样本进行归一化处理来消除影响。本文同时还与 RBF 模型、SVM 模型诊断正确率进行比较,结果表明该模型具有更高的准确性,在变压器的故障诊断领域具有十分重要的意义,为神经网络在故障诊断中的应用得到进一步的验证。

### 参考文献

- [1] 兰华,郑广瑞,孙学林,等.基于 Vague 集的模糊聚类在变压器故障诊断中的研究[J].电测与仪表,2011,48(1):46-49.
- [2] 符杨,蒋玉蓉,崔椿洪,等.基于模糊数学和概率论的变压器故障诊断[J].高电压技术,2008,34(5):1040-1044.
- [3] 杨志超,张成龙,吴奕,等.基于粗糙集和 RBF 神经网络的变压器故障诊断方法研究[J].电测与仪表,

2014,51(21):34-38.

- [4] 项文强,张华,玉姮,等.基于 L-M 算法的 BP 网络在变压器故障诊断中的应用[J].电力系统保护与控制,2011,39(8):100-111.
- [5] 禹建丽,周瑞芳.一种基于神经网络和模糊理论的变压器故障诊断[J].中南大学学报(自然科学版),2013,44(1):244-246.
- [6] 张敏,于剑.基于划分的模糊聚类算法[J].软件学报,2014,15(6):858-868.
- [7] 钟群芳,郭长欢,黄建.基于多层模糊评估模型的直升机供电系统综合评估方法[J].国外电子测量技术,2015,34(11):27-29.
- [8] 徐娟,陈时帧,何烱剑,等.基于模糊 PID 的平衡自适应控制策略研究[J].电子测量与仪器学报,2016,30(6):895-898.
- [9] 刘昆,颜钢锋.基于 RBF 网络函数逼近[J].计算机工程,2010,27(2):70-71.
- [10] 谢松,邹阳,蔡金锭.基于模糊粗糙集的变压器油脂绝缘状态评估[J].仪器仪表学报,2017,38(1):191-195.
- [11] 江可,李金忠,张书琦,等.变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J].中国电机工程学报,2016,36(23):6571-6573.
- [12] 孟涛,陈强,刘飞,等.利用变压器油中溶解气体分析技术进行故障诊断的研究[J].电工电气,2011,1(1):1-4.
- [13] 史丽萍,余鹏玺,罗朋,等.模糊支持向量机在变压器故障诊断中应用[J].电测与仪表,2015,25(4):115-118.
- [14] 尹金良.基于相关向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法[D].北京:华北电力大学,2013.
- [15] 肖燕彩,张清.基于模糊支持向量机的变压器故障诊断[J].北京交通大学学报,2012,36(1):118-121.
- [16] 丁硕,常晓恒,巫庆辉,等.DGA 与 GRNN 的联合变压器故障诊断研究[J].电子测量技术,2014,37(5):143-145.

### 作者简介

张奎,1992 年出生,硕士研究生,主要研究方向为智能故障诊断。

E-mail:975639472@qq.com