

电力变压器 BP 神经网络故障诊断法的比较研究

彭宁云, 文习山, 陈江波, 王 一

(武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072)

Research on Power Transformer Fault Diagnosis with BPNN Method

PENG Ning-yun, WEN Xi-san, CHEN Jiang-bo, WANG Yi

(Electrical Engineering School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

摘要: 将 BPNN 应用于电力变压器故障诊断, 并对变压器绝缘油常用的 5 种溶解气体分析标准进行了神经网络效率的比较研究。这些标准是改进的 Rogers, IEC, Doernenburg, Duval 和 CSUS。研究显示, 所运用的诊断标准或方法不同, 神经网络诊断电力变压器故障的效率也不相同, 其值在 88.3%~96.7% 范围内; 根据这些标准所设计的四比值法 (FGR) 和 6 种特征气体法 (SKG) 具有更高的诊断效率。验证结果显示, BP 神经网络诊断法适合于变压器潜伏性故障的诊断。

关键词: 变压器; 故障诊断; BP 神经网络

中图分类号: TM411

文献标识码: A

Abstract: Back propagation neural network is applied in transformer fault diagnosis. And a comparative study of neural network efficiency is also presented according to five diagnosis criteria commonly used for dissolved gas analysis in transformer insulation oil. These criteria are modified Rogers, IEC, Doernenburg, Duval and CSUS. The study shows that the efficiency of diagnosis is different when the criteria or methods under consideration are different, with values in the range of 88.3%~96.7%. The four gas ratios (FGR) method and six key gases (SKG) method based on the criteria are designed, reaching the highest efficiency. The verification shows that the BPNN diagnosis method is fit for the potential fault diagnosis of transformer.

Key words: transformer; fault diagnosis;

back propagation neural network (BPNN)

1 引言

油中溶解气体分析 (DGA) 一直是大型油浸电力变压器故障诊断最重要的方法之一。实践证明, 油中溶解气体分析技术对于发现变压器内部的潜伏性故障及其发展程度是很有效的。但是国内外的统计表明, IEC 三比值法或改良电协研法诊断的准确度只能达到 80% 左右^[1,2]。随着计算机的快速发展, 神经

网络、专家系统、模式识别等人工智能技术在电力系统的故障诊断中也获得了初步的应用研究^[3-5]。这些新的诊断方法克服了三比值法编码的不足, 但准确度还有待进一步提高。因此能否借鉴其它领域的研究成果, 提高诊断的准确度已成为研究热点。由于神经网络具有并行处理、学习和记忆、非线性映射、自适应能力和鲁棒性等固有性质, 使其成为变压器故障诊断最有前途的方法之一。

2 BP 神经网络的故障诊断法

2.1 BP 神经网络模型

神经元是神经网络中最基本的信息处理单元。每个神经元接收到由突触权控制的输入信号, 通过激活函数 (如单极型 S 型函数) 把这些信号变换为下一层神经元的输出信号。

在图 1 的 BP 网络结构中, 有输入层、隐含层、输出层。根据 BP 网络理论, 隐含层可以为一层或多层, 但是有一个隐含层的 BP 网络已经能够以任意准确度完成任何连续函数的映射, 为了避免训练速度过慢, 决定只采用一个隐含层^[6]。对每一诊断标准和方法来说隐含层中神经元的个数是变化的。

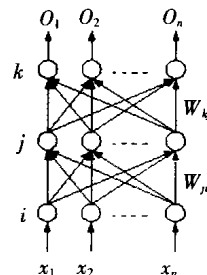


图 1 BP 神经网络结构图

2.2 BP 学习训练过程

由于 BP 神经网络具有良好的模式识别能力, 在学习过程中采用 BP 学习算法。BP 算法的基本原理是根据样本的期望输出与实际输出之间的总体误差, 通过学习过程, 从输出层开始, 逐层修正权系数,

使两者之差小于规定的数值。

BP神经网络学习训练过程由正向传播输出过程和反向传播调整过程两部分组成。在正向传播过程中,输入信号从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态;如果在输出层得不到期望的输出,则输出信号的误差将沿着原来的连接通路反向传播,直到输入层;通过沿途修改各层神经元间的连接权值,使得期望输出与实际输出之间的总体误差逐步达到最小。

2.3 BP神经网络输入/输出模式的确定

BP神经网络的训练要求确定输入/输出模式。给定某一诊断标准或方法,对于每一输入模式就存在相应描述故障类型的输出模式。网络中输入节点数等于模式的维数,输出节点数就为故障的类别数。每一种诊断标准的输入/输出模式定义如下:

(1)改进 Rogers 三比值法^[7]和 IEC 三比值法^[8]的输入模式是一个由如下三比值组成的向量: $x=[CH_4/H_2, C_2H_2/C_2H_4, C_2H_4/C_2H_6]^T$,输出模式是一个根据变压器状况确定的6类型向量,见表1,表2。例如变压器正常状态由第1个元素为1,其余元素为0的向量表示: $y=[1,0,0,0,0,0]^T$;变压器低能放电故障由第2个元素为1,其余元素为0的向量表示: $y=[0,1,0,0,0,0]^T$ 。

表1 运用改进 Rogers 标准的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
正常	12	12	0	100
低能密电弧-局部放电	12	12	0	100
电弧高能放电	20	20	0	100
低温过热	12	11	1	91.7
过热(<700℃)	10	9	1	90.0
过热(>700℃)	18	18	0	100
总计	84	84	2	97.6

表2 运用 IEC 标准的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
局部放电	10	10	0	100
低能放电	14	14	0	100
高能放电	20	20	0	100
热故障(<300℃)	12	11	1	91.7
热故障(300~700℃)	10	9	1	90.0
热故障(>700℃)	18	18	0	100
总计	84	82	2	97.6

(2)Doernenburg 四比值法^[7]输入模式是一个由如下四比值组成的向量: $x=[CH_4/H_2, C_2H_2/C_2H_4, C_2H_2/CH_4, C_2H_6/C_2H_2]^T$,输出模式是一个3类型向量,见表3。例如变压器电弧故障由第3个元素为1,其余元素为0的向量表示: $y=[0,0,1]^T$ 。

(3)Duval 法^[8]的输入向量是由3种特征气体浓度所占的相对百分数组成: $x=[CH_4, C_2H_2, C_2H_4]^T$,输出模式是一个6类型向量,见表4。例如变压器高能放电故障由第3个元素为1,其余元素为0的向

表3 运用 Doernenburg 标准的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
热解	40	40	0	100
电晕(低强度 PD)	24	24	0	100
电弧(高强度 PD)	20	20	0	100
总计	84	84	0	100

表4 运用 Duval 标准的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
局部放电	10	10	0	100
低能放电	14	14	0	100
高能放电	20	20	0	100
热故障(<300℃)	12	11	0	91.7
热故障(300~700℃)	10	10	0	100
热故障(>700℃)	18	18	0	100
总计	84	83	1	98.8

量表示: $y=[0,0,1,0,0,0]^T$ 。

(4)CSUS 法^[7]的输入向量是由5种特征气体的浓度组成: $x=[H_2, CH_4, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6]^T$,输出向量由表5的6种故障类型组成。例如变压器火花放电故障类型由如下向量表示: $y=[0,0,1,0,0,0]^T$ 。

表5 运用 CSUS 标准的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
正常	12	12	0	100
电晕	12	12	0	100
火花	10	10	0	100
局部过热	22	22	0	100
严重过热	18	18	0	100
电弧	10	20	0	100
总计	84	84	0	100

(5)FGR 法。以神经网络为依据,综合研究改进 Rogers 法、IEC 法和 Doernenburg 法的优点,设计了新的四比值法(FGR)。这种诊断方法的输入模式是一个由如下四比值组成的向量:

$$x=[CH_4/H_2, C_2H_2/C_2H_4, C_2H_4/C_2H_6, C_2H_2/(CO+CO_2)]^T$$

输出模式是一个6类型向量,见表6。例如变压器低温过热故障(<300℃)由第4个元素为1,其余元素为0的向量表示: $y=[0,0,0,1,0,0]^T$ 。

表6 运用 FGR 法和 SKG 法的 BPNN 识别结果

故障类型	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
局部放电	10	10	0	100
低能放电	14	14	0	100
高能放电	20	20	0	100
热故障(<300℃)	12	12	0	100
热故障(300~700℃)	10	10	0	100
热故障(>700℃)	18	18	0	100
总计	84	84	0	100

(6)SKG 法。以神经网络为依据,综合研究 Duval 法和 CSUS 法的优点,设计了6种特征气体法(SKG)。为避免输入向量过大而会导致网络的饱和,不直接采用气体含量作为输入矢量,而以6种特征气体分别占所有溶解气体(TDG)浓度的相对百分

数组成:

$$\mathbf{x}=[\text{H}_2, \text{CH}_4, \text{C}_2\text{H}_2, \text{C}_2\text{H}_4, \text{C}_2\text{H}_6, \text{CO}]^T$$

输出向量由表6的6种故障类型组成。例如变压器高温过热故障($>700^\circ\text{C}$)由如下向量表示:

$$\mathbf{y}=[0, 0, 0, 0, 0, 1]^T$$

对于训练结束后的神经网络,再采用训练样本集对神经网络的可靠性进行识别验证。其识别结果分别示于表1~6。

对于确定的输入/输出模式,给定训练样本集就可以进行BP神经网络学习训练过程。

考虑到变压器型式、容量、运行环境等因素的影响,收集了大量的不同制造厂生产的、运行在不同电压等级下及不同地区的变压器油色谱检测记录和相应的实际故障结果,从中选取能反映出各种故障而又不冗余的166组作为训练样本,剩下的102组作为识别样本。

进行神经网络训练时各种方法的训练结果分别示于图2~8。其中:①改进Rogers法的隐层为18个神经元时,算法经过调整权值的60000次迭代后达到总体误差0.14365;②IEC标准的隐层为16个神经元时,算法经过调整权值的30000次迭代后达到总体误差0.15198;③Doernenburg标准的隐层为14个神经元时,算法经过调整权值的60000次迭代后达到总体误差0.15216;④Duval标准的隐层为18个神经元时,算法经过调整权值的140000次迭代后达到总体误差0.12013;⑤CSUS标准的隐层为18个神经元时,算法经过调整权值的70000次迭代后达到总体误差0.16;⑥FGR法的隐层为20个神经元时,算法经过调整权值的40000次迭代后达到总体误差0.0362;⑦SKG法的隐层为24个神经元时,算法经过调整权值的60000次迭代后达到总体误差0.03045。

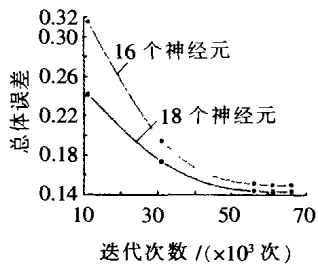


图2 改进Rogers标准误差的变化

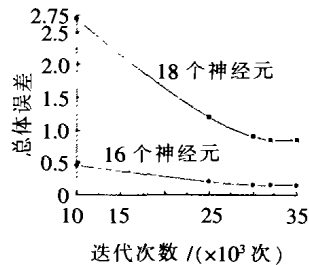


图3 IEC标准误差的变化趋势

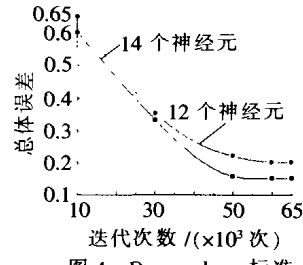


图4 Doernenburg标准误差的变化趋势

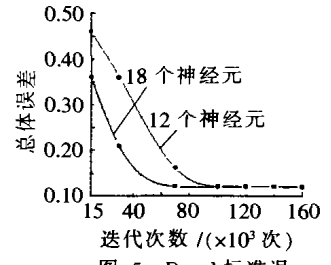


图5 Duval标准误差的变化趋势

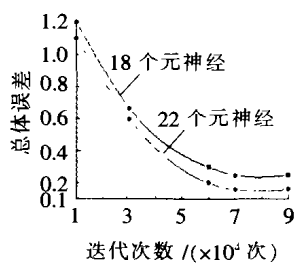


图6 CSUS标准误差的变化趋势

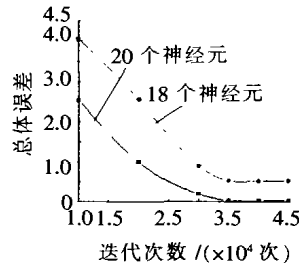


图7 FGR法误差的变化趋势

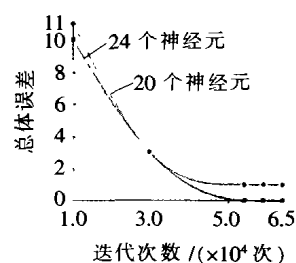


图8 SKG法误差的变化趋势

在研究中,上述总体误差被认为是可以接受的,选择作为神经网络测试的结果见表7。

表7 7种诊断标准或方法的神经网络诊断效率

诊断标准或方法	样本数目	识别结果		识别率/%
		正确	错误	
改进Rogers	60	53	7	88.30
IEC	60	55	5	91.17
Doernenburg	60	55	5	91.17
Duval	60	54	6	90.00
CSUS	60	57	4	95.00
FGR法	60	58	2	96.70
SKG法	60	58	2	96.70

从表1~7测试结果来看,运用7种标准或方法的神经网络都具有较高的诊断效率,这是由于神经网络已知这些数据。

神经网络的输入/输出变量、数量以及各个变量之间的相互关系,对神经网络的实现效果有一定的影响^[9]。一般来说,如果神经网络训练速度慢或难以

收敛,就显示该输入/输出模式相关性差或者不正确。从图2~8神经网络训练过程来看,经过一定的迭代次数后,神经网络都能够收敛。但是,所运用的诊断标准或方法不同,其收敛速度的快慢也就不同。这是因为输入/输出变量、数量以及各个变量之间的相互关系是由不同的诊断标准或方法确定的。相比较而言,FGR法不仅收敛速度较快,而且总体误差也较小。这说明该方法的输入/输出模式相关性较好。FGR法具有较低的误差是由于其它三比值法和四比值法的输入模式没有用到CO、CO₂的信息,而该方法充分利用了特征气体的信息。另外,SKG法具有更低的误差,这是由于该方法的输入模式不是以气体之间的关系为根据,而是以每种气体占有所有溶解气体浓度的相对百分数为根据。由于输入/输出矢量非线性程度的降低促进了神经网络的模式识别能力,而且样本的规格化处理也减小了电压等

级、变压器容量等差异引起的不可分度性。当学习样本数目多,输入/输出关系复杂时,神经网络的收敛速度慢,甚至不收敛,而且易陷入局部极小^[10]。故 SKG 法采用 $H_2, CH_4, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6, CO$ 6 种特征气体,而不是采用 $H_2, CH_4, C_2H_2, C_2H_4, C_2H_6, CO, CO_2$ 7 种特征气体。

从图 2~8 神经网络训练过程来看,所运用的诊断标准或方法不同,隐层神经元数对神经网络实现效果的影响也不相同。目前,隐层神经元数 k 值的选取还没有可靠的理论依据。 k 值选取太大,网络的训练将变得困难,而且容易出现隐层神经元数的冗余现象; k 值选取太小,神经网络又难以保证变压器故障诊断应有的准确度。考虑到所要解决的问题和所要求的计算准确度,参考文[11]的几何平均规则后,采用两倍输入/输出神经元之和进行粗略估计,然后在神经网络的学习过程中,自组织和自学习自己的结构。通过不断调整隐层神经元数,得到一个最佳的网络结构。如设计的三层神经网络具有 m 个输入单元及 n 个输出单元,则隐层神经元数在 $2(m+n)$ 附近进行调整。

3 电力变压器的故障诊断

神经网络有两种运行状态,训练学习状态和模式识别状态。训练学习时,采用上述 BP 算法进行网络的学习。模式识别时,将待识别模式 x 送入网络输入层,再载入训练学习所得到的权值,接着神经网络进行计算,先求隐含层的输出,再求输出层的输出 O_1, O_2, \dots, O_n 。

若 $O_k \approx 1, O_l \approx 0, l=1, 2, \dots, n; l \neq k$ 则 $x \in w_k$ 。

当神经网络的输出矢量给出相异的诊断结果或者输出矢量的诊断结果不清晰时,神经网络的诊断都被认为不正确^[10-12]。

对于训练了的神经网络,再用 60 组新的 DGA 数据样本进行神经网络的测试。最后,将神经网络的诊断结果与检查分析结果进行比较分析。表 7 列出了运用 7 种诊断标准或方法的神经网络效率。

由表 7 可知, BPNN 对电力变压器潜伏性故障具有较好的诊断效率,其值在 88.3%~96.7% 的范围内。所考虑的诊断标准不同,其诊断效率的高低也不同。所设计的 FGR 法和 SKG 法具有较高的诊断效率。

4 结语

笔者给出了运用 6 种诊断标准或方法的神经网络诊断电力变压器潜伏性故障效率的比较研究。研究显示,以 3 层为基础的神经网络算法是适合于电力变压器潜伏性故障诊断的。神经网络收敛速度的快慢依赖于所考虑的诊断标准。所运用的诊断标准或方法不同,隐层神经元数对神经网络实现效果的

影响也不相同,神经网络诊断电力变压器故障的效率也不相同,其值在 88.3%~96.7% 范围内。以 SKG 法为依据的神经网络对未知数据的诊断达到最高,其效率为 96.7%。这是由于该诊断标准是以单个气体浓度为依据,以至于输入/输出矢量之间的非线性关系减少。这促进了神经网络的训练和模式识别能力。FGR 法也获得了高达 96.7% 的效率。可见, BPNN 对溶解气体特征参数不仅具有一定的自组织、自学习能力,而且还具有很好的模式识别能力。运用几种标准的神经网络可作为分析 DGA 样本数据的工具。

在故障诊断过程中发现,当气体浓度清晰地限定在诊断标准的范围内时,诊断结果是唯一的。当气体浓度接近两种故障类型的界限处时,神经网络就容易混淆或给出一个错误的输出结果。为了完善基于神经网络和 DGA 数据的电力变压器故障诊断方法,应强调几点:①神经网络效率的评定需要大量的样本数据,这样将增加神经网络所期望的识别效率。②运用几种诊断标准和神经网络进行变压器故障诊断系统的全面设计将增加诊断结果的可靠性。另外,当几种诊断标准对较难事例的诊断不吻合时应进行进一步的研究。

参考文献:

- [1] 陈化钢. 电力设备预防性试验方法及诊断技术[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2001.
- [2] 杜浦虔士. 电力设备的运行中绝缘诊断技术[R]. 日本电气学会技术报告, 1992.
- [3] Lin C E, Ling J M, Huang C L. An Expert System for Transformer Fault Diagnosis and Maintenance Using Dissolved Gas Analysis [J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 1993, 8 (1): 231-238.
- [4] Wang Z, Liu Y, P J Griffin. An Artificial Neural Network Approach to Transformer Faults Diagnosis [J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 1998, 13(10): 1224-1229.
- [5] S Kosko. Neural Networks and Fuzzy Systems—A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence [M]. USA: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992.
- [6] 史忠值. 神经网络计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 1993.
- [7] IEEE Std C57.104. Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-immersed Transformers[S].
- [8] IEC 60599. Mineral Oil-impregnated Electrical Equipment in Service—Guide to Interpretation of Dissolved and Free Gases Analysis[S]. 1999.
- [9] 从爽. 神经网络、模糊系统及其在运动控制中的应用[M]. 合肥: 中国科学技术出版社, 2001.
- [10] 黄凤岗, 宋克欧. 模式识别 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998.
- [11] 张际先. 神经网络及其在工程中的应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [12] 王财胜. 变压器色谱监测中的 BPNN 故障诊断法[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(5): 323.

作者简介:彭宁云(1972-),女,博士研究生,从事高电压绝缘与在线检测技术研究。