

两种前向神经网络在变压器故障诊断中的应用

刘春鹏^{1,2}, 姚毅^{1,2}, 贾金玲^{2,3}, 杨红英^{1,2}, 宿广福^{1,2}

(1. 四川理工学院 自动化与电子信息学院, 四川 自贡 643000; 2. 人工智能四川省重点实验室, 四川 自贡 643000;
3. 四川理工学院 计算机学院, 四川 自贡 643000)

摘要: 针对依靠变压器油中溶解气体分析的传统故障诊断方法存在的不足以及未来智能诊断算法进一步发展的需要, 在研究人工神经网络的基础上, 介绍了两种前向神经网络在变压器故障诊断中的应用, 并用大量的 DGA 样本数据做了仿真训练; 首先讨论了几种常用变压器故障诊断方法的一些缺陷, 通过分析现代智能诊断算法的局限性, 得出改进人工神经网络的优势; 然后结合两种前向神经网络的原理和结构, 对变压器内部故障进行了分类和编码; 分别设计了相应的故障诊断模型, 在 MATLAB 中做了仿真测试, 并给出了仿真程序; 仿真结果表明, 两种神经网络用于变压器故障识别较为理想, 其中 PNN 网络在样本数量较多时效果更好, 有效提高了变压器故障诊断的正确率。

关键词: 变压器; 故障诊断; BP 神经网络; PNN 神经网络; MATLAB 仿真

Application of Two Forward Neural Networks in Transformer Fault Diagnosis

Liu Chunpeng^{1,2}, Yao Yi^{1,2}, Jia Jinling^{2,3}, Yang Hongying^{1,2}, Su Guangfu^{1,2}

(1. School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering,
Zigong 643000, China; 2. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Zigong 643000, China;
3. School of Computer Science, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: Under the circumstance that the deficiency of conventional fault diagnosis method relies transformer oil dissolved gas analysis and the need for the further development of future intelligent diagnostic algorithms, this paper introduces the application of two forward neural networks in transformer fault diagnosis based on the research of artificial neural network and do simulation training with a lot of DGA sample data. Firstly, some flaws in the several common transformer fault diagnosis methods are discussed and it comes to the advantage of the artificial neural network after the analysis of the limitation of the modern intelligent diagnosis algorithm. Then the internal fault in the transformer are classified and coded with the consideration of principle and structure of two forward neural network. The corresponding fault diagnosis model is designed respectively and tested in Matlab with the simulation programs. The simulation results show that two kinds of neural network for transformer fault diagnosis identification is relatively ideal and PNN network behaves better when the Sample size is large, which improves the accuracy of transformer fault diagnosis.

Keywords: transformer; fault diagnosis; BP neural network; PNN neural network; Matlab simulation

0 引言

随着科技的进步和人们生活水平的提高, 电力的需求日益增大, 而变压器作为电力系统的重要设备, 其正常运行是保证稳定可靠供电的基础。当前全国跨区域联网日趋紧密, 局部故障有可能引发大范围的电网事故, 因此对电力变压器故障诊断技术的研究具有极为重要的意义^[1]。目前变压器油中溶解气体分析法 (dissolve gas analysis, DGA) 是国内外学者普遍认可的判断电力变压器内部故障性质的有效方法^[2]。基于 DGA 的

传统故障诊断方法主要有 IEC 三比值法、改良三比值法、德国四比值法、日本电协研法、HAE 三角图法、TD 图法等。这些方法因简化了故障因素的复杂性而存在很多缺点, 如编码缺失、边界范围划分绝对、容易发生误判等问题, 从而导致诊断正确率不高^[3]。

近年来, 得益于计算机技术和人工智能技术的发展, 相继出现了一系列现代智能诊断方法。专家系统、神经网络、模糊理论、遗传算法、免疫识别、聚类分析、粗糙集理论、灰色系统理论、支持向量机等在电力系统故障诊断中得到了广泛应用。但是由于每一种诊断方法都具有独特的信息特征和特定的考虑基础, 在变压器故障多变量、内部关系复杂面前常带有一定的局限性^[4]。神经网络结构简单、非线性高, 具有大规模并行处理、分布式信息存储、联想与容错功能以及很强的自适应自组织能力使其对处理复杂非线性关系有很强的鲁棒性^[5]。因此, 将其应用于数据无序的变压器故障诊断中有极大的应用潜力。根据相关研究^[6-8], 神经网络在变压器故障诊断方面具有一定的优势, 在众多的智能诊断算法中并不逊色。尤其是改进的神经网络, 可以避免网络在训练时出现的一些不足。同时,

收稿日期: 2015-08-14; 修回日期: 2015-09-16。

基金项目: 人工智能四川省重点实验室项目 (2014RYJ01); 四川省教育厅重点项目 (2012A123); 四川理工学院研究生创新基金项目 (y2014007)。

作者简介: 刘春鹏 (1987-), 男, 河南平顶山人, 硕士, 主要从事智能检测与专家系统方向的研究。

姚毅 (1961-), 男, 四川自贡人, 教授, 硕士生导师, 主要从事智能测试与专家系统方向的研究。

贾金玲 (1959-), 女, 四川自贡人, 教授, 硕士生导师, 主要从事信号检测与信息处理方向的研究。

神经网络作为其他智能诊断方法的基础, 在故障诊断领域仍具有很高的研究价值。

本文介绍了两种前向神经网络——BP 神经网络和 PNN 网络在变压器故障中的应用。前向神经网络是一个非线性动力学系统, 通过网络处理单元的非线性映射, 可获得期望的输出, 它的分类能力和模式识别能力较强, 非常适合应用于变压器故障诊断。

1 神经网络概述

人工神经网络是基于人类对大脑神经网络的认识而构造的能够实现非线性数学模型的网络系统。这种理论化的模型实际上是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统, 试图通过模拟人脑神经网络进行信息的记忆、处理^[9]。

神经元是人工神经网络的基本组成单元, 结构上是一个多输入、单输出的非线性处理组件, 简化的神经元结构如图 1 所示, 其输入与输出的关系为:

$$Net_i = \sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j - \theta_i$$

$$y_i = f(Net_i)$$

式中, $x_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 是从别的神经元传来的输入信号或来自外部的信息; $\omega_{ij} x_j$ 表示神经元 j 到神经元 i 的连接权值, 也称加权系数; θ 为神经元的内部阈值; $f(\cdot)$ 为激励函数, 决定了神经元节点的输出, 大多选择 S 型非线性函数。

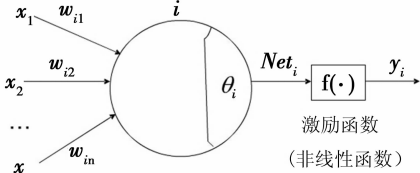


图 1 神经元结构模型

目前, 前向网络和反馈网络是人工神经网络的两种典型结构。其中前向型神经网络主要有感知器、BP 网络和 RBF 网络。概率神经网络 (probabilistic neural networks, PNN) 则是在 RBF 网络基础上融合密度函数估计和贝叶斯决策理论发展而来。

1.1 BP 神经网络原理和结构

BP 神经网络由输入层节点、隐含层节点和输出层节点构成。同层节点间没有任何耦合, 只要用已知的数据对网络进行训练, 网络便具有输入与输出之间的映射能力。其结构如图 2 所示。

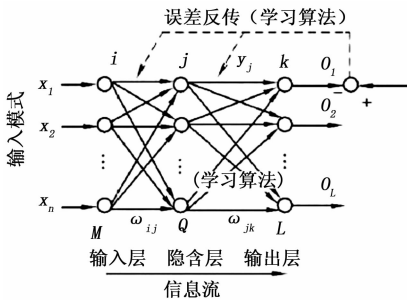


图 2 BP 神经网络结构

播学习时, 给定的输入通过输入层经隐含层逐层处理后传向输出层。若输出误差不符合要求, 则转向误差的反向传播阶段^[10]。误差的反向传播是逐层递归计算出误差均方值, 再从输出层开始向前逐层采用梯度下降法调节各层的加权系数。这种信号正向传播与误差反向传播的反复进行就是网络的学习训练过程, 直到误差达到要求学习过程结束。

BP 神经网络采用 S 型函数作为各层节点的激励函数, 其表达式为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\frac{x - \theta_j}{\theta_0})}$$

式中, θ_j 为阈值, θ_0 的作用是调节激励函数的形状。

1.2 PNN 神经网络原理和结构

PNN 神经网络属于 RBF 网络的一种扩展, 同时也是一种前馈神经网络。PNN 从模式的概率分布出发, 按照贝叶斯决策规则, 即错误分类的期望风险最小, 对网络输出的最大似然值进行判决。当存在足够多且有代表性的样本时可直接使用, 无需繁杂的训练过程, 适用于模式分类和实时性要求较强的问题^[9]。

PNN 拓扑结构如图 3 所示, 它包括输入层、隐含层 (径向基层) 和输出层 (竞争层)。

首先隐含层计算输入向量 P 与权值向量 W_1 之间的欧氏距离 $dist$, 这个距离表示输入向量与训练样本之间的接近程度。这里的输出向量与阈值向量相乘作为径向传递函数的输入, 再通过径向传递函数进行计算^[11]。输出层的输入为该层接受的距离向量, 并以目标向量为该层权值向量, 通过竞争传递函数进行取舍, 概率最大的对应模式神经元输出为 1, 其他模式神经元输出为 0。

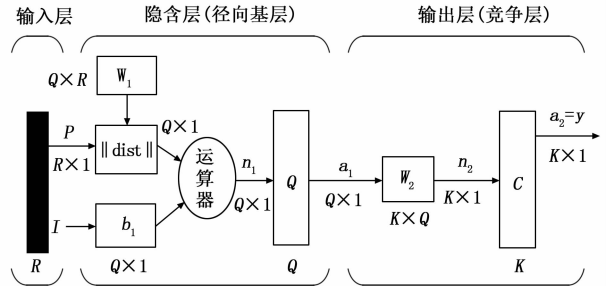


图 3 PNN 神经网络模型^[12]

图 3 中, $a_i = \text{radbas}(\|W_i - p\| b_i)$, $a^2 = \text{dompet}(W_2 a_1)$ 。隐含层神经元传递函数选为高斯函数, 函数表达式为:

$$\Phi(x) = \exp(-\frac{x^2}{\sigma^2}) (\sigma > 0, x \in R)$$

σ 称为平滑因子, 决定了基函数 $\Phi(x)$ 的宽度, 其值越大, 基函数越平滑。

输出层与输入向量相关的所有类别综合在一起, 网络输出为表示概率的向量, 通过这样一个过程, 网络完成对输入向量 P 的模式分类。

2 变压器内部故障分类与样本选取

变压器内部故障不同, 所产生的气体含量也不同。目前, 在故障诊断的现实实践中主要测量的变压器油中溶解气体有

BP 神经网络的学习是一种误差反向传播的过程, 正向传

H₂、CH₄、C₂H₆、C₂H₄、C₂H₂、CO、CO₂。在绝缘油分解产生的这几种气体中，CO、CO₂ 与固体绝缘材料的受热分解有关。考虑到诊断主要关心是否发生故障及故障类型，而且这两种气体含量不稳定、容易对神经网络诊断造成干扰，本文只选用 H₂、CH₄、C₂H₆、C₂H₄、C₂H₂5 种特征气体的含量作为神经网络的输入。

在对变压器的内部故障进行识别时，将故障类型分为：正常、低温过热 ($t < 300\text{ }^{\circ}\text{C}$)、中温过热 ($300\text{ }^{\circ}\text{C} < t < 700\text{ }^{\circ}\text{C}$)、高温过热 ($t > 700\text{ }^{\circ}\text{C}$)、低能量放电、高能量放电。为测试两种神经网络在变压器故障诊断中的可靠性和普适性，本文共收集了 292 组电力变压器 DGA 数据用于仿真。其中 280 组用作网络训练，另外 12 组用来测试诊断效果。限于篇幅，只列出测试数据，对应的实际故障类别及编码如表 1 所示。

测试样本 DGA 数据及编码

气体含量/ $\mu\text{L} \cdot \text{L}$					实际故障	编码
H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂		
48	38.4	91.6	5.3	4.8	正常	1 0 0 0 0 0
70	30	50	40	3	正常	1 0 0 0 0 0
102	168	597	35	0	低温过热	0 1 0 0 0 0
181	262	41	28	0	低温过热	0 1 0 0 0 0
144	755	248	500	1	中温过热	0 0 1 0 0 0
76	114	170	276	15	中温过热	0 0 1 0 0 0
164	244	103	497	8.3	高温过热	0 0 0 1 0 0
42	97	157	600	0	高温过热	0 0 0 1 0 0
30	7.4	8.5	1.8	19	低能量放电	0 0 0 0 1 0
70	28	29	13	110	低能量放电	0 0 0 0 1 0
279	41	9.7	42	34	高能量放电	0 0 0 0 0 1
154.3	32.5	24.9	42.4	68.8	高能量放电	0 0 0 0 0 1

3 网络设计

为测试两种前向神经网络在变压器故障诊断中的效果，在 MATLAB (R2009a) 神经网络工具箱中选取相应函数，分别创建神经网络。根据改进的算法设计最优网络并做仿真。

3.1 基于 BP 神经网络的变压器故障诊断设计

BP 网络可以包含一个到多个隐含层。不过，单个隐含层的网络可以通过适当增加神经元节点的个数实现任意非线性映射。相关研究也证实，各节点均采用 S 型函数时，一个隐含层足以解决任意判决问题的分类^[13]。因此本文采用三层网络设计。输入输出的神经元个数根据输入数据和故障分类分别设定为 5、6。隐含层单元数 M 依据以下公式选取

$$M = \sqrt{n + m} + \alpha$$

式中， m 和 n 分别表示输出和输入神经元个数， α 是 0 ~ 10 之间的常数。这里参考公式和训练情况设定为 12^[14]。

激励函数选取 S 形函数，采用自适应修改学习率算法对网络进行训练。在 MATLAB 仿真中，调用的传递函数分别为：隐含层双曲正切函数、输出层 S 型对数函数。为了提高网络的泛化能力和训练速率，调用 mapminmax 函数对数据进行归一化处理。仿真程序如下：

```
clear all
P=[14.67 3.68 10.54 2.71 0.2;63.1 16.7 4.3 9.3 10.1;
... ..
```

```
151 26.8 36.9 44.6 59.8;134 137 146 13 19];
[P,s1]=mapminmax(P);
T=[1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;
... ..
0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1];
net=newff(minmax(P),[12,6],{'tansig','logsig'},'traingdx');
net.trainparam.show=10;
net.trainparam.epochs=50000;
net.trainparam.goal=0.001;
[net,tr]=train(net,P,T);
P_test=[53.6 17.7 13.2 5 0;70 30 50 40 3;
... ..
279 41 9.7 42 34;154.3 32.5 24.9 42.4 68.8];
P_test=mapminmax('apply',P_test,s1);
Y=sim(net,P_test);
disp('输出分类结果为:');
Y=Y>0.5
```

网络训练情况如图 4 所示。

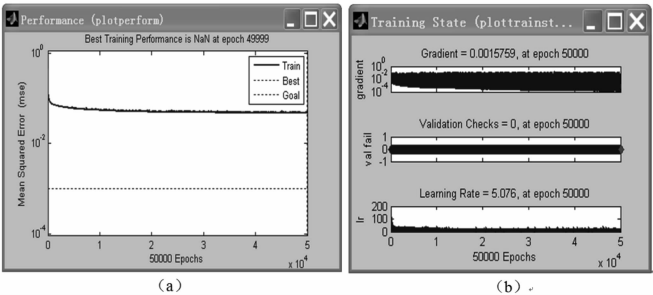


图 4 BP 神经网络训练情况

输出分类结果为：

```
Y=0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1
```

3.2 基于 PNN 神经网的变压器故障诊断络设计

对于 PNN 网络，隐含层神经元个数等于网络输入样本数目，各个径向基函数的中心即为网络输入样本本身，因此网络学习只需考虑各个径向基函数的宽度以及隐含层与输出层之间的权值^[15]。

径向基函数的宽度可根据网络输入样本数据中心的分布而确定。为防止径向基函数过尖或过平，一种选择方法是将所有径向基函数的宽度设为：

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2N}}$$

式中， d_{\max} 为网络输入样本数据中心之间的最大距离， N 为隐含层神经元个数。

隐含层与输入层之间的权值可采用最小二乘法，算法的输入量为网络隐含层的输出量，权值可初始化为任意值。为便于观察效果，MATLAB 仿真中将测试样本分为 12 组，每组对应一个故障类别。仿真程序如下：

```
clear all
```

```
P=[14.67 3.68 10.54 2.71 0.2;63.1 16.7 4.3 9.3 10.1;
.....
151 26.8 36.9 44.6 59.8;134 137 146 13 19];
[P,s1]=mapminmax(P);
T=[1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;1 0 0 0 0 0;
... ...
0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1;0 0 0 0 0 1];
spread=0.03;
net=newpnn(P,T,spread);
temp=sim(net,P);
Yc=vec2ind(temp);
P_test=[48 38.4 91.6 5.3 4.8;70 30 50 40 3;
... ...
279 41 9.7 42 34;154.3 32.5 24.9 42.4 68.8];
P_test=mapminmax('apply',P_test,s1);
Y=sim(net,P_test);
Ya=vec2ind(Y);
Ya
figure
axis=( [1 12 1 6])
stem(1:length(Ya),Ya,'b~')
title('PNN 网络训练后的效果')
xlabel('测试样本编号')
ylabel('测试样本类别')
仿真结果如图 5 所示。
```

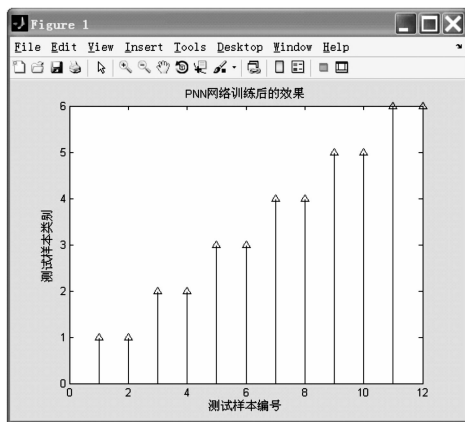


图5 PNN神经网络故障分类结果

4 仿真结果分析

采用大量的变压器故障样本数据分别对文中所设计的两种前向神经网络进行仿真,通过仿真结果可以看出诊断效果比较明显。其中BP神经网络因为样本多、数据随机性大而耗时长。在BP神经网络训练达到50 000步(时间:4分37秒)时停止观察,12组测试样本中有11组达到了正确分类,另外一组没能完全识别出来。PNN神经网络完成训练的速度很快(不足1秒),且故障识别率达到了100%。仿真结果表明两种网络在变压器故障诊断方面优势突出,综合分析比较可知,PNN神经网络用于故障分类效果更好。

5 结束语

本文论述了BP神经网络和PNN神经网络在变压器故障诊断中的原理和方法,并用仿真结果验证了网络的可靠性。在

设计网络的过程中采用了改进的学习算法,考虑到样本数据中不同组分气体和同一种气体在不同故障时含量的较大差别,同时为提高网络的泛化能力和适应性,对输入数据做了归一化处理。结果表明,两种前向神经网络在变压器故障诊断中方法简单、易于实现、泛化能力强,能够满足工程需要。神经网络作为变压器故障诊断的一种智能方法,目前还存在一些不足,用先进的智能算法改进神经网络或与其他智能诊断方法相结合是未来的一个发展方向。

参考文献:

- [1] 董其国. 电力变压器故障与诊断 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
- [2] Michel Duval. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2002, 18 (3): 8-17.
- [3] 国家能源局. 变压器油中溶解气体分析和判断导则 (DL/T722-2014) [M]. 北京: 中国电力出版社, 2015.
- [4] 杨廷方, 李景禄, 曾祥君, 等. 基于多方法组合诊断模型的大型变压器故障诊断 [J]. 电力系统自动化, 2009, 20: 92-95.
- [5] 杨迎化, 唐大全, 卢建. 神经网络在智能故障诊断技术中的应用及其发展趋势 [J]. 测控技术, 2003, 22 (9): 4-5.
- [6] 王雪梅, 李文申, 严璋. BP网络在电力变压器故障诊断中的应用 [J]. 高电压技术, 2005, 31 (7): 12-14.
- [7] 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): 35-38.
- [8] 王桂英, 张世军, 潘思尧. 基于神经网络的变压器故障诊断方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (7): 1760-1762.
- [9] 毕晓军. 信息智能处理技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [10] 陈金辉, 赵雷振, 杨宗宵, 等. 改进的BP神经网络在故障诊断中的应用 [J]. 河北科技大学学报, 2011, 32 (5): 455-457.
- [11] 周品. MATLAB神经网络设计与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- [12] 姬东朝, 宋笔锋, 易华辉. 基于概率神经网络的设备故障诊断及仿真分析 [J]. 火力与指挥控制, 2009, 34 (1): 82-83.
- [13] 蒋宗礼. 人工神经网络导论 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [14] 陈明. MATLAB神经网络原理与实例精解 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [15] 范文兵, 陶振麟, 张素贞. 基于递推正交最小二乘的RBF网络结构优化 [J]. 华东理工大学学报, 2001 (05): 503-506.

更正

2015年12期文章《基于容栅位移传感器的管路堵塞监测系统设计》中,增加通讯作者如下:

通讯作者: 刘艳华 (1969-), 女, 副教授, 主要从事计算机应用方向的研究。

《计算机测量与控制》杂志社
2016. 2.