基于概率神经网络的电力变压器故障诊断

曹永刚, 周 玲, 丁晓群, 马文静
(河海大学电气工程学院,江苏 南京 210098)

摘要: 提出了一种基于概率神经网络的变压器故障诊断方法,并用遗传算法优化概率神经网络的平滑因子,从而提高概率神经网络诊断的正确率。结果表明,实际的油色谱数据验证了此变压器故障诊断方法的可行性和正确性。

关键词: 电力变压器; 概率神经网络; 故障诊断; 遗传算法

中图分类号: TM41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1003-4897(2006)03-0009-03

0 引言

电力变压器是电力系统中重要的电气设备之一,它一旦发生事故,所需的修复时间较长,造成的影响也比较严重。要使变压器安全运行,提高供电可靠率,除了采用技术过硬、产品质量好的变压器外,关键是要不断提高变压器运行、维护和检修水平。故障诊断技术为此提供了一种有效的手段。

在变压器故障诊断技术上,有学者提出了基于油色谱的 BP神经网络[1]的诊断方法,基于模糊数学和灰色理论的诊断方法等方法,并对它们进行了相应的改进[2],目的都是为了提高故障诊断的精度。

1 概率神经网络的故障诊断法

概率神经网络[3]是 D. F. Specht博士在 1989年首先提出的,它是一种结构简单、训练简洁、应用相当广泛的人工神经网络,在实际应用中,尤其是在解决分类问题的应用中,它的优势在于用线性学习算法来完成以往非线性学习算法所做的工作,同时又能保持非线性算法的高精度等特性;这种网络对应的权值就是模式样本的分布,网络不需要训练,因而能够满足训练上实时处理的要求。

基于概率神经网络的故障诊断方法实质上是利用概率神经网络模型的强大的非线性分类能力,将故障样本空间映射到故障模式空间中,从而形成一个具有较强容错能力和结构自适应能力的诊断网络系统。

1.1 概率神经网络模型[4]

图 1即为概率神经网络结构图,它由输入层、隐含层和输出层构成。其中 N 为隐含层节点数,N 的大小等于参加训练的样本数。第一层为输入层,它将样本完全不变地传给隐含层的各个节点;隐含层首先将输入节点传来的输入进行加权求和,然后通过非线性算子 $f_k = \exp(-net_k/\sigma_2)$运算后传给输出层,其中 σ为平滑系数;输出层对隐含层传输来的数据进行累加,通过计算隐含层输出概率综合来计算最终输出值。

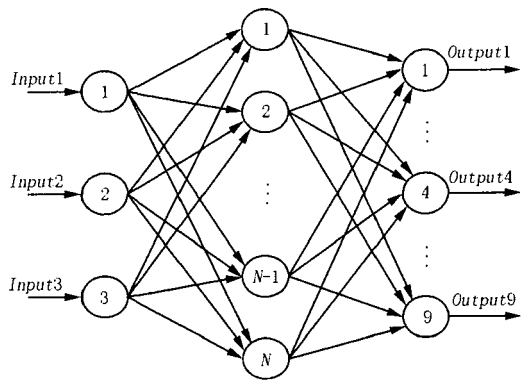

图 1 概率神经网络结构图

Fig 1 Architecture of the PNN

1.2 概率神经网络的学习训练过程

1.2.1 权值的确定

概率神经网络根据学习样本的特征及期望输出,即可直接获得网络隐层单元的连接权值。输入层至隐含层之间的权值矩阵为:

$$W_{ki}^{IH} = x_i(k),\ (i = 1, 2, \cdots, N)$$

其中: $W^{IH} = [w_{ki}^{IH}]_{3\times N}$;

$X(k) = [x_1(k), \cdots, x_i(k), \cdots, x_N(k)]^T$。

隐含层至输出层之间的权值矩阵为:

$$W_{kj}^{HO} = \begin{cases} 1, & k \in \text{类型 } 1 \\ 0, & k \in \text{类型 } 2 \end{cases}$$

其中: $W^{HO} = [w_{kj}^{HO}]_{k\times 9}$, $(j = 1, 2, \cdots, 9)$,类型 1为样本对应的理想输出为 1,类型 2为样本对应的理想

输出为 0。

1.2.2 概率神经网络的诊断过程

过程如下:

1) 读取网络权值连接矩阵 W^{H}和 W^{HO}。

2) 读取训练样本 $X=[x_1, x_2, \cdots, x_n]$输入至神经网络。

3) 将训练样本 X输入至隐含层,并计算隐含层输出, $net_k=\sum_{i=1}^{n}(x_i-w_{ki}^{H})^2$, $H_k=\exp(-\frac{net_k}{2\sigma^2})$,平滑系数 $\sigma_1=\sigma_2=\cdots=\sigma_N=\sigma$。

4) 隐含层输出至输出层,并计算属于第一类的概率总和 $O_j, O_j=\sum_{k=1}^{k}w_{kj}^{HO}H_k$, $k\in$类型 1。

5) 计算隐含层输出概率总和,并计算最后输出概率 $P_j, P_j=\frac{O_j}{\sum_{k=1}^{N}H_k}$。

1.3 遗传算法优化平滑系数 σ[5]

在样本一定的情况下,平滑因子的变化关系到样本之间的影响程度,进而影响到概率密度函数值的变化,从而影响最终的分类结果。以往人们常用人工选取的方法得到平滑系数,但由于计算量大,选取的过程比较复杂,而且带有一定的主观性,因此本文将采用遗传算法确定平滑因子,以达到更好的分类效果。

利用遗传算法对平滑因子进行优化时,将对应于 N个样本的平滑因子 $\sigma=\{\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_N\}$进行二进制编码,每个平滑因子用 10位编码,一个平滑因子即为一个"个体";变异率随着种群的进化而增大;选择误差函数的倒数作为适应度函数,即误差越小适应度越大,误差函数为:

$$Ep=\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{9}(Output(i,j)-Y(i,j))^2$$

其中: $Output(i,j)$为第 i个样本对应于第 j种故障的实际输出值, $Y(i,j)$为第 i个样本第 j种故障输出的理想输出值。通过以上分析,得到基于遗传算法的概率神经网络平滑因子优化步骤为:

1) 利用经验选取平滑因子的初始值,并且形成初始种群 $\sigma=\{\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_N\}$, N为种群大小。

2) 复制、交叉和变异,并解码。

3) 根据适应度函数求取适应度值,得到满意的平滑因子则到步骤 4),否则执行步骤 2)。

4) 用优化平滑因子确定概率神经网络。

2 电力变压器的故障诊断

油中溶解气体分析一直是大型油浸式电力变压器故障诊断的重要方法之一,实践证明,油中溶解气体分析技术对发现变压器内部的潜伏性故障及其发展程度是非常有效的。通常采用三比值法[6]确定变压器内部故障的类型,因此概率神经网络的输入分别为: $Input_1=CH_4/H_2$, $Input_2=C_2H_2/C_2H_4$, $Input_3=C_2H_4/C_2H_6$,输出对应的故障类型为: ①低能量密度的局部放电; ②高能量密度的局部放电; ③低能量放电; ④高能量放电; ⑤低于 150 ℃的热故障; ⑥150～300 ℃低温过热故障; ⑦300～700 ℃中温过热故障; ⑧高于 700 ℃的高温过热故障; ⑨无故障。每种故障分别选取 5组样本训练 BP神经网络、平滑系数没有经过优化的概率神经网络和平滑系数经过优化的概率神经网络,然后对各种故障进行诊断,得到表 1中的诊断结果。

从表 1中我们可以看到随着平滑系数 σ的减

表 1 三种网络的诊断结果 (表中数字为故障诊断正确率)

Tab.1 Diagnostic results of three networks (the numbers in the table are the accuracy ratio of fault diagnosis)

网络类型	故障 1	故障 2	故障 3	故障 4	故障 5	故障 6	故障 7	故障 8	故障 9
σ=0.9	10/10	6/9	4/6	25/27	2/6	4/6	7/10	39/55	4/9
σ=0.8	10/10	6/9	4/6	25/27	2/6	4/6	7/10	39/55	5/9
σ=0.7	10/10	6/9	4/6	25/27	2/6	4/6	7/10	41/55	5/9
σ=0.6	10/10	6/9	4/6	25/27	2/6	4/6	7/10	42/55	5/9
σ=0.5	10/10	6/9	4/6	25/27	3/6	5/6	7/10	44/55	5/9
σ=0.4	10/10	6/9	4/6	25/27	3/6	5/6	7/10	44/55	5/9
σ=0.3	10/10	7/9	4/6	25/27	4/6	6/6	7/10	44/55	5/9
σ=0.2	10/10	7/9	4/6	25/27	4/6	6/6	7/10	46/55	6/9
σ=0.1	10/10	8/9	4/6	25/27	5/6	6/6	7/10	46/55	9/9
优化后 σ	10/10	9/9	4/6	26/27	5/6	6/6	8/10	53/55	9/9
BP网络	10/10	9/9	5/6	25/27	5/6	6/6	9/10	51/55	9/9

小,诊断的正确率不断提高,而且平滑系数越小,对应故障的网络输出就越接近于 1,但是平滑系数不能太小,一般 σ≥0.05;其次通过遗传算法对平滑系数进行优化,明显提高了网络诊断的正确率;最后从诊断正确率上看,与 BP神经网络诊断效果相差无几。

概率神经网络与 BP神经网络相比,网络计算原理简单,收敛速度快;具有一定的抗噪性能,即可以包容一定的错误样本。概率神经网络根据学习样本的特征及期望输出,即可直接获得网络隐层单元的连接权值,无需反复训练网络,当增加新的样本时,也不需要重新训练网络,而 BP神经网络必须进行训练确定其网络连接的权值,当样本增加时,BP神经网络需要重新训练。同时它不像传统的多层前向网络那样需要用 BP算法进行反向误差传播的计算,而是完全前向的计算过程,因此,与传统的 BP网络模型相比,具有训练时间短且不易收敛到局部最小的优点。但基于梯度下降规则的 BP学习算法存在收敛速度缓慢、容易陷入局部极小以及网络结构难以确定等缺陷,而这些都大大影响网络的学习效率和分类精度。

3　结论

本文将概率神经网络应用到电力变压器的故障诊断中,这种网络对应的权值就是模式样本的分布,网络不需要训练,并且采用遗传算法优化平滑系数,从而提高了诊断正确率。本方法的准确性得到了诊断实例的验证。

参考文献:

[1] 丁晓群,Lui 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.
DING Xiao-qun, Lui Y, LIN Zhong-yun. Transformer Fault Diagnosis Using ANN[J]. Automation of Electric Power Systems, 1996, 20(2): 32-35.

[2] 丁晓群,周玲,等. 再论人工神经网络应用于电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 1997,23(3):21-23.
DING Xiao-qun, ZHOU Ling, et al. Once More Approaching on Application of Artificial Neural Network to Transformer Fault Diagnosis[J]. High Voltage Engineering, 1997, 23(3): 21-23.

[3] Specht D F. Probabilistic Neural Network for Classification, Mapping, or Associative Memory[A]. Proc IEEE Int Conf Neural Network. San Diego(CA): 1988. 525-532.

[4] 黄德双. 神经网络模式识别系统理论[M]. 北京:电子工业出版社,1996.
HUANG De-shuan. Neural Networks and Pattern Recognition Systematic Theory[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1996.

[5] 徐文,王大忠,周泽存,等. 结合遗传算法的人工神经网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,1997,17(2):109-112.
XU Wen, WANG Da-zhong, ZHOU Ze-cun, et al. Application of Artificial Neural Network Combined by Genetic Algorithm in Fault Diagnosis of Power Transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(2): 109-112.

[6] 杨启平,薛五德. 油中气体分析在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 上海电力学院学报,1996,12(3):60-68.
YANG Qi-ping, XUE Wu-de. Application of DGA in Transformer Fault Diagnosis[J]. Journal of Shanghai Institute of Electric Power, 1996, 12(3): 60-68.

收稿日期: 2005-06-28;　**修回日期**: 2005-07-28

作者简介:

曹永刚(1979-),男,硕士研究生,主要从事电力设备的状态监测和故障诊断研究; E-mail: yufengcom@126.com

周　玲(1964-),女,副教授,主要从事人工智能在电力系统中的应用及继电保护领域的教学和科研工作。

Power transformer fault diagnosis using PNN

CAO Yong-gang, ZHOU Ling, DING Xiao-qun, MA Wen-jing
(Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: A new method based on Probabilistic Neural Networks (PNN) to transformer fault diagnosis is presented in this paper. And the parameters of PNN is determined by genetic optimization to increase the diagnosis accuracy of PNN. The diagnosis accuracy and feasibility of PNN are certified by the practicable chromatography date.

Key words: power transformer; PNN; fault diagnosis; genetic algorithms