

基于 BP 神经网络和故障树 分析方法的变压器故障综合诊断模型

王 超¹, 汪万平²

(1. 国网四川省电力公司, 四川 成都 610041;

2. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610072)

摘要: 电力变压器是电力系统中最重要输变电设备之一, 其故障征兆和故障原因之间的关系错综复杂, 单项诊断方法信息特征独特、考虑角度单一, 通常难以满足其故障诊断要求。提出了一种基于 BP 神经网络和故障树分析方法的变压器故障综合诊断新模型。首先收集整理变压器故障信息量作为训练和识别样本, 建立了基于 BP 神经网络的变压器故障诊断模型, 再利用故障树分析方法, 对变压器故障等级、严重程度等进行划分。通过大量的现场数据验证表明, 与单一诊断方法相比, 该模型能提高故障诊断正确率。研究成果为变压器故障评估诊断提供了一种新思路。

关键词: 变压器; 故障树; BP 神经网络; 故障诊断; 综合诊断模型

Abstract: Power transformer is one of the most important power transmission equipments in power system, the relationship between the fault symptoms and the fault causes is intricate, and the information characteristics of single diagnosis method is unique when considering from the single point of view, which usually is difficult to meet the needs of fault diagnosis. A new model of transformer fault diagnosis based on BP neural network and fault tree analysis is proposed. Firstly, a collection of transformer fault information is used as training samples to establish the model of transformer fault diagnosis based on BP neural network, and then the fault tree analysis method is adopted to divide the severity and fault level of transformer. Through a large number of field data, the proposed model has improved the diagnosis accuracy compared with the single diagnosis method. The research results provide a new idea for transformer fault diagnosis.

Key words: transformer; fault tree; BP neural network; fault diagnosis; integrated diagnosis model

中图分类号: TM41 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2016)06-0032-04

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2016.06.008

电力变压器是电网的核心设备, 其运行可靠性直接关系到电力系统的安全与稳定, 全面实时地对变压器运行状态做出快速有效的评估, 将对电网的安全稳定运行以及运维工作量和成本的降低发挥关键性作用^[1]。

在长期运行过程中, 由于受到各种内因和外因的影响, 变压器难免出现缺陷和故障。及时发现变压器潜在的缺陷和故障, 有利于将隐患消除在萌芽状态, 有助于降低变压器故障对电网的危害程度^[2]。国内外研究学者长期致力于变压器状态评估与故障诊断方面的研究, 在变压器故障诊断模型研究方面主要有基于改进小波神经网络、支持向量机、物元理论等方法的变压器故障诊断模型^[3-7]。由于单一算法特征信息独特, 考虑角度较为单一, 诊断准确性不能得到有效保障。目前, 关于多种方法对变压器进行综合诊断评估的模型研究并不多见,

相关文献也较少。

这里提出一种基于 BP 神经网络和故障树分析方法的变压器故障综合诊断模型, 该模型首先收集整理变压器故障信息量作为训练和识别样本, 建立了基于 BP 神经网络的变压器故障诊断模型; 再利用故障树分析方法, 对变压器故障等级、严重程度等进行划分。结合现场故障数据分析表明, 变压器故障诊断多种方法组合的思想能有效地提高变压器故障诊断准确性, 解决了多种独立诊断结果集统一的问题。

1 BP 神经网络

BP (back propagation) 神经网络, 即误差反向后传算法, 是由 Rumelhart McClland 于 1985 年提出。它由信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。输入层各神经元负责接收来自外界的输入信

息并传递给中间层各神经元;中间层是内部信息处理层,负责信息变换,根据信息变化能力的需求,中间层可以设计为单隐层或者多隐层结构;最后一个隐层传递到输出层各神经元的的信息,经进一步处理后,完成一次学习的正向传播处理过程,由输出层向外界输出信息处理结果。当实际输出与期望输出不符时,进入误差的反向传播阶段。误差通过输出层,按误差梯度下降的方式修正各层权值,向隐层、输入层逐层反传。周而复始的信息正向传播和误差反向传播过程,是各层权值不断调整的过程,也是神经网络学习训练的过程,此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度,或者达到预先设定的学习次数为止^[8]。

BP神经网络模型包括节点输出模型、作用函数模型、误差计算模型和自学习模型。

1) 节点输出模型

隐节点输出模型:

$$O_j = f(\sum W_{ij} \times X_{i-qj}) \quad (1)$$

输出节点输出模型:

$$Y_k = f(\sum T_{jk} \times O_{j-qk}) \quad (2)$$

式中: f 为非线性作用函数; W_{ij} 、 T_{jk} 为神经元的阈值; X_{i-qj} 为神经元输入向量; O_{j-qk} 为中间节点神经元输出向量。

2) 作用函数模型

作用函数是反映下层输入对上层节点刺激脉冲强度的函数,又称刺激函数,一般取为(0,1)内连续取值 Sigmoid 函数:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (3)$$

3) 误差计算模型

误差计算模型是反映神经网络期望输出与计算输出之间误差大小的函数:

$$E_p = 1/2 \times \sum (t_{pi} - O_{pi})^2 \quad (4)$$

式中 t_{pi} 是 i 节点的期望输出值; O_{pi} 是 i 节点的计算输出值。

4) 自学习模型

神经网络的学习过程,是连接下层节点和上层节点之间的权重矩阵 W_{ij} 的设定和误差修正过程。BP网络分为有师学习方式 - 需要设定期望值和无师学习方式 - 只需输入 2 种模式。自学习模型为:

$$\Delta W_{ij}(n+1) = h \times \Phi_i \times O_j + a \times \Delta W_{ij}(n) \quad (5)$$

式中 h 为学习因子; Φ_i 为输出节点 i 的计算误差; O_j 为输出节点 j 的计算输出; a 是动量因子。

2 故障树理论

故障树分析方法(fault tree analysis)简称 FTA 法,是一种分析、判断系统的可靠性和可用性,将系统故障形成的原因由总体至部分按树枝状逐级细化的重要分析方法。利用 FTA 分析系统的故障模式,通过衡量元、部件对系统的重要度,找出系统或设备的薄弱环节,以便在设计和系统运行管理中采取相应的措施^[9-11]。

故障树是一种特殊的倒立树状逻辑因果关系图,它用事件符号、逻辑门符号和转移符号描述系统中各种事件之间的因果关系。对故障树的定性分析,主要是对原始故障树进行化简并得到其最小割集的过程,其主要目的是为了找出导致顶事件发生的所有可能故障模式。

故障树的结构函数是故障树的数学表达式,它是对故障树进行定性和定量分析的基础,考虑由 n 个不同的独立底事件构成的风险树,化简后的风险树之顶事件的状态中完全由底事件的状态 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的取值所决定(共 2^n 个状态),即 $\Phi(X) = \Phi(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 称为逻辑函数风险树的结构函数。

例如,与门结构风险树的结构函数为

$$\Phi(X) = \prod_{i=1}^n x_i = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (6)$$

式(6)的意义是当全部底事件都发生(即全部 X_i 都取值 1 时),则顶事件才发生($\Phi(X) = 1$)。而对于或门结构风险树,其结构函数为

$$\Phi(X) = \bigcup_{i=1}^n x_i = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (7)$$

式(7)的意义是当系统中任一个底事件发生时,则顶事件发生。

用结构函数代表风险树,利用布尔代数运算规则和逻辑门等效变换规则,获得对应的简化后的风险树,然后通过定性分析可得到以最小割集和形式的风险树结构函数。

3 故障诊断模型构建

根据大量试验数据和运行经验总结变压器故障类型,大致可分成七类故障,在七类故障中还包含了子故障。七类故障为绕组故障、铁心故障、绝缘故障、引线故障、分接开关故障、套管故障及其他故障。

依据上述故障分类类型,所建模型采用了故障树分析法和神经网络法,对变压器故障情况进行综合评估:其中故障树分析法用于故障定位,即分析故障到底属于变压器哪个组(部)件;神经网络法用于故障定性,即故障到底属于是过热还是放电,属于哪种过热或者是放电。借助于故障树形式,可将变压器故障直观地逐级划分为基本故障类型,这不仅有利于故障原因的分析,而且对改进设计和制造工艺均有很大的帮助。

3.1 故障树模型的建立

根据对变压器故障以及事故的统计分析,建立了电力变压器故障树。将威胁大型变压器安全运行并需尽快安排检修的情况作为顶故障,导致顶故障发生的中间级故障是按变压器主要组件故障划分的,变压器主故障树结构如图 1 所示。

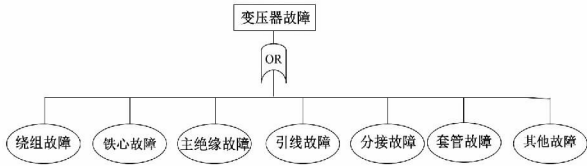


图 1 大型变压器主故障树

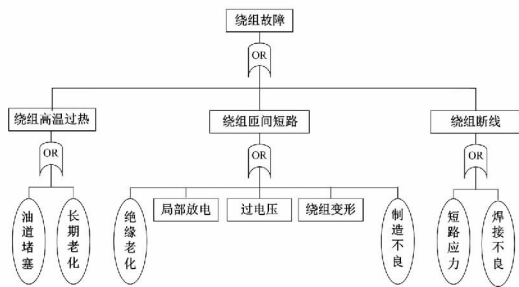


图 2 绕组故障子树

进一步根据故障间的因果关系,可以分别找出导致中间级故障的根本故障原因,因而形成一系列故障子树,包括“绕组故障”、“铁心故障”、“主绝缘故障”等子树,如图 2~图 4 所示。

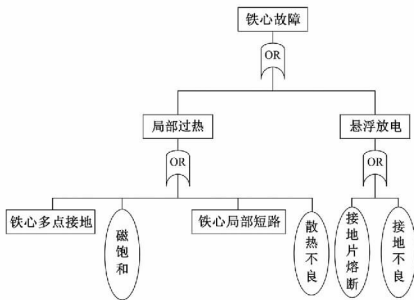


图 3 铁心故障子树

1) 故障概率分级

基于专家意见及现场经验,将变压器的故障率

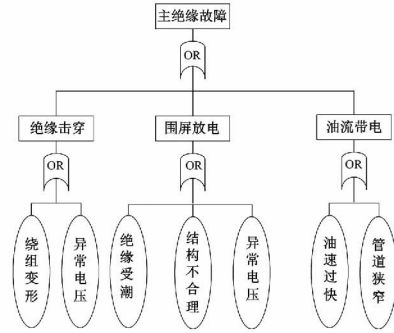


图 4 主绝缘故障子树

按照故障发生概率大小对故障可能性等级进行划分,分为极高(I)、较高(II)、一般(III)、较低(IV)、极低(V)5个等级,如表 1 所示。

表 1 故障等级标准划分表

故障等级	极高	较高	一般	较低	极低
概率区间	0.1 以上	0.06 ~0.1	0.03 ~0.06	0.01 ~0.03	0.01 以下

根据各种故障模式发生概率的统计,忽略了统计中带来的一些难以避免的误差,分别计算出发生各种故障的可能性,并针对故障可能性概率划分的 5 个等级进行故障可能性等级的评定。

2) 故障严重度分析

通过计算机编程实现了 AHP 层次分析法和可拓工程法两种方法相结合,从而对 23 种故障严重性进行预算,基于专家意见及现场经验将变压器故障失效严重度按照综合评判分为很严重(I)、较严重(II)、一般(III)、不太严重(IV)、不严重(V)5个等级。结果如表 2 所示。

表 2 故障严重性等级划分标准

故障等级	很严重	较严重	一般	不太严重	不严重
权重	0.7 ~1	0.65 ~0.7	0.6 ~0.65	0.4 ~0.6	0 ~0.4

3.2 BP 神经网络模型的建立

标准的 BP 神经网络由 3 个节点层组成。即输入层、隐含层和输出层,各层次的节点之间形成全互联连接,各层次内的节点之间没有连接。在 BP 网络模型建立和训练过程中,最为重要的参数是权值和阈值,通过调整权值和阈值来减少误差完成训练,因此这两类参数的选取对网络收敛速度以及精度有重要影响。采用梯度下降法对 BP 神经网络的权值和阈值参数进行优化选择,计算简单,速度快,适用于简单网络。

应用现有的油气数据及其对应的故障类型样本数据,将其转化为相应的模式数据,输入到 BP 神经网络中。通过训练学习,建立网络结构模型,再向网络输入待测样本,经网络训练得到分析结果。

4 实例与分析

以 328 台 110 kV 及以上电压等级的电力变压器事故和故障统计资料为基础,通过对其故障数据的整理分析,得出变压器故障概率的分级如表 3 所示。

表 3 变压器故障概率分级表

故障模式	故障次数	故障可能性	故障可能性等级	
绕组故障	绕组短路	29	0.088	II
	绕组断路	21	0.064	II
	绕组变形、损失失稳	60	0.189	I
铁心故障	铁心多点接地	52	0.157	I
	铁心片间短路	8	0.026	IV
	铁心接地不良	5	0.016	IV
绝缘故障	介质超标	7	0.021	IV
	绝缘损坏	8	0.024	IV

然后对这 328 台变压器进行故障严重度的分析,所得的变压器故障严重度的综合评判和等级划分如表 4 所示。

根据变压器故障发生的概率和变压器故障的严重程度,结合风险矩阵进行分析,可分别对变压器的绕组故障、铁心故障和绝缘故障进行故障等级的划分,如表 5 所示。

表 4 变压器故障严重度的综合评判和等级划分

故障模式	严重度综合评判结果	严重度等级划分
绕组故障	绕组短路	0.759 4 I
	绕组断路	0.734 5 I
	绕组变形、损坏失稳	0.770 4 I
铁心故障	铁心多点接地	0.655 0 II
	铁心片间短路	0.486 4 IV
	铁心接地不良	0.404 1 IV
绝缘故障	介质超标	0.447 8 IV
	绝缘损坏	0.631 2 III

表 5 变压器故障的评估实现

故障源	失效可能性等级	严重度分析等级划分	故障等级	
绕组故障	绕组短路	I	I	高故障区
	绕组断路	II	I	高故障区
	绕组变形	I	I	高故障区
铁心故障	铁心多点接地	I	II	高故障区
	铁心片间短路	IV	IV	低故障区
	铁心接地不良	IV	IV	低故障区
绝缘故障	介质超标	IV	IV	低故障区
	绝缘损坏	IV	III	低故障区

应用已建立的 BP 神经网络故障诊断模型,对工程现场获取的故障变压器油气数据进行识别,实例如下。

实例 1:

某变压器的油色谱数据为: $H_2 = 176 \mu\text{L/L}$ 、 $CH_4 = 205.9 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_4 = 75.7 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_6 = 47.7 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_2 = 68.7 \mu\text{L/L}$ 。采用 BP 神经网络对变压器进行故障诊断,诊断结果如图 5 所示,其识别结果为电弧放电。利用传统采用的改良三比值法进行验证,其编码为(1,1,1),故障类型为电弧放电。

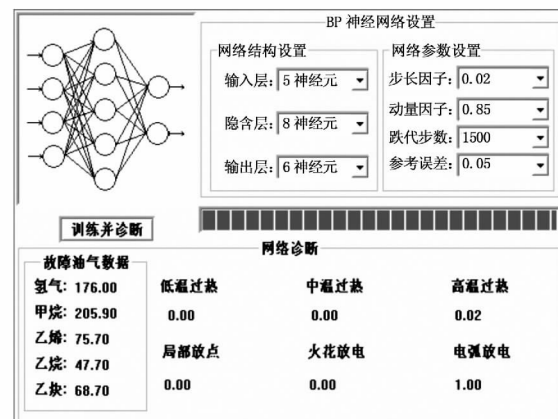


图 5 神经网络诊断实例 1

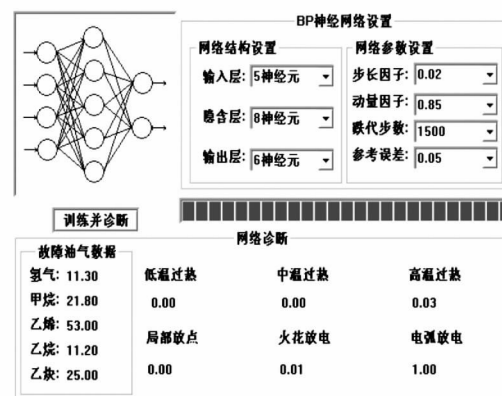


图 6 神经网络诊断实例 2

(下转第 46 页)

- network - based Motor Rolling Bearing Fault Diagnosis [J]. IEEE Transactions on industrial Electronics ,2000 , 47(5) : 1060 - 1069.

[6] 胡荣华 楼佩煌 唐敦兵 等. 基于 EMD 和免疫参数自适应 SVM 的滚动轴承故障诊断 [J]. 计算机集成制造系统 ,2013 ,19(2) : 438 - 447.

[7] 安学利 蒋东翔 陈杰 等. 基于 ITD 和 LS - SVM 的风力发电机组轴承故障诊断 [J]. 电力自动化设备 , 2011 ,31(9) : 10 - 13.

[8] 张立国 李盼 李梅梅 等. 基于 ITD 模糊熵和 GG 聚类的滚动轴承故障诊断 [J]. 仪器仪表学报 ,2014 ,35

(11) : 2624 - 2632.

[9] 陈恩利 张玺 申永军 等. 基于 SVD 降噪和盲信号分离的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击 ,2012 ,31(23) : 185 - 190.

[10] 詹仲强 陈洁 黄净 等. 基于运行数据和支持向量机的风电场动态建模 [J]. 可再生能源 ,2015 ,33(11) : 1640 - 1644.

作者简介:

戴耀辉(1986), 硕士、工程师, 从事动车牵引变压器技术研究。

(收稿日期: 2016 - 06 - 22)

(上接第 35 页)

实例 2:

某变压器的油色谱数据为: $H_2 = 11.3 \mu\text{L/L}$ 、 $CH_4 = 21.8 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_4 = 53 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_6 = 11.2 \mu\text{L/L}$ 、 $C_2H_2 = 25 \mu\text{L/L}$ 采用 BP 神经网络对变压器进行故障诊断, 诊断结果如图 6 所示, 其识别结果为电弧放电。利用传统采用的改良三比值法进行验证, 其编码为(1 2 2) 故障类型为电弧放电。

5 结 语

所提出的变压器故障诊断多方法组合的思想, 有效地解决了变压器故障诊断多种独立评价结果集结统一的问题。组合诊断法具有单一诊断方法难以取代的优势, 有良好的应用前景。从诊断结果来看, 该方法比单项诊断方法具有更高的故障诊断准确率。

从诊断技术的发展来看, 组合诊断将是未来智能诊断技术的研究方向。组合诊断的可行性和有效性在于能把涉及诊断的不同理论、思想和方法有机整合起来, 以实现诊断模型对诊断求解的高效性和可靠性。所提出的研究思路不仅限于变压器故障诊断, 还可应用于其他设备、其他领域的故障诊断。

参考文献

[1] 王昌长 李福祺 高胜友. 电力设备的在线监测与故障诊断 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.

[2] 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 ,22(20) : 92 - 97.

[3] 陈伟根 潘翀 云玉新 等. 基于改进小波神经网络算法的电力变压器故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报 , 2008 ,29(7) : 1489 - 1493.

[4] 董明 孟源源 徐长响 等. 基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究 [J]. 中国电机工程学报 ,2003 ,23(7) : 88 - 93.

[5] 袁娜 宫政 武中利 等. 一种改进的物元模型在变压器故障诊断中的应用 [J]. 华北电力大学学报 ,2012 , 39(3) : 47 - 52.

[6] 熊浩 孙才新 杜鹏 等. 基于物元理论的电力变压器状态综合评估 [J]. 重庆大学学报: 自然科学版 ,2006 , 29(10) : 24 - 28.

[7] 梁永亮 李可军 牛林 等. 变压器状态评估多层次不确定模型 [J]. 电力系统自动化 ,2013 ,37(22) : 73 - 77.

[8] 黄新波 王娅娜 刘林 等. 变压器油色谱在线监测中 BP 神经网络算法分析 [J]. 陕西电力 ,2013 ,6(8) : 52 - 58.

[9] 周宁 马建伟 胡博 等. 基于故障树分析的电力变压器可靠性跟踪方法 [J]. 电力系统保护与控制 ,2012 , 40(19) : 72 - 77.

[10] 谷凯凯 郭江. 紧致融合模糊集和故障树的变压器故障诊断 [J]. 高电压技术 ,2014 ,40(5) : 1507 - 1513.

[11] 鄢小虎 卢文华 杜振波 等. 一种基于多参量融合故障树的变压器故障诊断方法 [J]. 自动化与仪器仪表 ,2015 ,4(8) : 76 - 81.

作者简介:

王超(1976), 硕士、高级工程师, 主要从事电力系统自动化装备、高压直流输电系统工程与研究。

(收稿日期: 2016 - 10 - 08)