



神经网络在电力变压器运行状态 检测中的应用¹⁾

周志华 尹旭日 陈兆乾 陈世福

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

(E-mail: zhouzh@nju.edu.cn)

摘 要 设计了一个基于神经网络的电力变压器运行状态检测系统. 通过双网络判别法同时处理气相色谱和电气实验数据, 运用模糊技术对输入数据进行预处理, 使用冗余属性增强学习能力, 利用 VC 维确定网络结构, 并用 SuperSAB 算法进行训练. 实验以及对系统的试用表明, 该系统在真实应用中取得了较好的效果.

关键词 神经网络, 电力变压器, 故障诊断, 模糊技术, 专家系统

中图分类号 TP18

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TO THE DETECTION OF POWER TRANSFORMER RUNNING STATE

ZHOU Zhi-Hua YIN Xu-Ri CHEN Zhao-Qian CHEN Shi-Fu

(National Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

(E-mail: zhouzh@nju.edu.cn)

Abstract A neural network based power transformer running state detection system is devised by using the pair network method to simultaneously process gas chromatogram data and electric experimental data. The system employs fuzzy technique to preprocess input data, uses redundant attributes to improve the learning ability, and utilizes VC dimension to determine network topology. SuperSAB algorithm is adopted to train the network. Experiments and field test of the system show that this system works well in real environment.

Key words Neural networks, power transformer, fault diagnosis, fuzzy technique, expert system

1) 国家自然科学基金(60105004)、江苏省自然科学基金(BK2001406)资助

收稿日期 1999-05-14 收修改稿日期 2000-10-30

1 引言

为了保证电力变压器安全运行,需要及时取得反映其运行状态变化的信息,以判断是否存在故障隐患.目前,由于对设备故障的物理过程缺乏清楚的认识,检测部门往往是在故障与其表现出来的特征之间建立起映射关系,然后用模式识别的方法进行诊断.作为一种具有较优越的非线性处理能力的模式识别方法,神经网络在该领域的应用在国内外得到了越来越多的重视^[1, 2].

本文成功地研制了一个基于神经网络的电力变压器运行状态检测系统.该系统采用双网络判别法,能同时处理气相色谱和电气实验数据;运用模糊技术对输入数据进行预处理,使量值较小的重要特征不被忽略;使用冗余属性增强网络学习能力;利用 VC 维确定网络结构;使用 SuperSAB 算法^[3]进行训练.试用表明,该系统的判别精度接近于经验丰富的变压器专家的水平.

2 双网络判别法

由于电气实验种类多、代价高、存在时序关系,因此以往的研究者在将神经网络用于变压器检测时,都没有引入此类实验数据,而是仅对油中溶解气体的气相色谱进行处理^[4].一方面,气相色谱数据的分析已经有了较好的符号型判别准则^[5],其判别精度相当高,仅将神经网络用于色谱分析所能发挥的作用很有限.另一方面,电气实验对很多根据气相色谱数据无法判别的故障类型定位相当准确.因此,构建一个可以同时处理气相色谱和电气实验数据的神经网络系统,将可以促进变压器运行状态检测水平的提高.

电气实验的时序关系表现为实验项目之间存在一定的顺序,即只有先做了实验 A 才知道是否需要做实验 B.例如,如果通过其他实验表明变压器正常运行,就不需测量绝缘电阻,因为后者需要中止正常供电,此时如果先测量绝缘电阻就会造成不必要的经济损失.这种特点使得在对具体变压器进行检测时,难以一次性完备地获得所有的电气实验数据,而神经网络却要求输入数据无缺项,这就形成了一个矛盾.

针对这个问题,本文在故障集和差错属性集^[6]的基础上提出了双网络判别法.首先,从在线电气实验中挑出一些重要项目,将其结果分量与气相色谱分量一起组成差错属性集,将所能检测出的相应故障类型组成故障集,将这两个集合分别作为神经网络的输入、输出属性集,构建一个在线检测神经网络.然后,从离线电气实验中再挑出一些重要项目,与已挑出的在线项目一起,重新建立差错属性集和故障集,构建一个离线检测神经网络.分别对这两个网络进行训练,并根据输入数据的情况进行综合判别,即在变压器不停机时使用在线检测网络,在停机时使用离线检测网络.

由于在线检测网络的输入属性求值代价不大,因此其数据在变压器运行的任何状态下都可以一次性获得.而离线检测网络的输入属性求值代价虽然较大,在变压器进行定期停机检修,或当工作人员怀疑存在重大隐患而主动停机时,其数据也可一次性获得.显然,双网络判别法解决了神经网络输入数据缺项的问题.不仅于此,由于在线检测神经网络的差错属性集和故障集是离线检测神经网络的子集,因此当后者可用时前者也可用,两个网络的结论可

以相互进行验证,从而模拟了多专家决策过程.

3 冗余属性和模糊处理

电力部门目前在检测变压器运行状态时主要使用三比值法^[5](国外有类似的罗杰斯法),该方法是对绝缘油中溶解气体的组分和含量进行分析,通过氢气(H₂)、甲烷(CH₄)、乙烷(C₂H₆)、乙烯(C₂H₄)、乙炔(C₂H₂)等五种特征气体的比值编码,依据一定的对应关系得出变压器的故障性质.除此之外,由于总烃(CH₄+C₂H₆+C₂H₄+C₂H₂,简记为C1+C2)、一氧化碳(CO)、二氧化碳(CO₂)对故障性质的确定也有重要作用,因此本文也将其作为神经网络的输入数据.在电气实验方面,在线检测网络选择了超声测量、异常声音检测、铁心接地电流(简记为EC)检测等三个项目;离线检测网络除上述三个项目之外还选择了直流电阻测量、铁心绝缘电阻(简记为IR)测量等项目.

值得注意的是,总烃是一个冗余属性,由于它并没有提供其他气体数据之外的信息,因此神经网络可以自动地通过隐式的构造性学习获得这种知识^[7].但是,显式地将总烃作为网络输入,可以减少网络为取得较好泛化性能所需的隐层神经元数并提高网络的学习能力^[7].有鉴于此,本文将三比值的编码和直流电阻反向比值等数据也作为冗余属性提供给网络.实验证明,这种方法取得了较好的效果.

在选定的神经网络输入属性中,数据的量值有很大的差别.例如,二氧化碳的数值通常在1000以上,而三比值取值在0~1之间.如果将原始数据直接作为网络输入,由于数量级差别太大,网络对较小的数值将不敏感,一些重要的特征将难以被网络获取.而如果通过线性映射直接将数据转换为[0, 1]之间的值,又会由于映射的简单性而造成某些属性概率分布特征的丢失.为了解决这个问题,本文引入模糊技术对数据进行预处理.在变压器专家的帮助下为需要转换的各项数据确定了注意值,如表1所示.其中气体数据的单位为ppm,EC的单位为mA,IR单位为MΩ.

表1 实验数据注意值

属性名	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	CO	CO ₂	C1+C2	EC	IR
注意值	100	50	100	100	3	300	5000	150	20	1500

在此基础上,通过隶属函数求出实验数据相对于注意值的隶属度,并以其作为神经网络的输入.本文使用的隶属函数是下式所示的Sigmoid函数

$$y = (1 + e^{-x/x_a})^{-1} \quad (1)$$

其中 x 表示实际值, x_a 表示注意值.

此外,本文还将二值离散属性映射为0.1,0.9,将三值离散属性映射为0.1,0.5,0.9.这样做的好处是可以加速网络收敛^[8].实验表明,预处理不仅有助于缩短网络的训练时间,还有助于使网络获得较强的泛化能力.

4 网络结构和训练算法

本文选用了标准的单隐层前馈网络结构.由于VC维(VC dimension)可以测试由学习

系统复杂度所导致的学习能力^[9],因此本文用其来粗略地估计隐层神经元的数目.

对于一个 VC 维为 d 的学习系统,如果成功地用 m 个例子对其进行了训练,则即使在最坏的情况下,其泛化误差也以很高的置信度小于 e ,其中 e 满足

$$e \leq O\left(\frac{d}{m} \ln\left(\frac{m}{d}\right)\right) \quad (2)$$

对单隐层前馈神经网络来说,其 VC 维为 $MN+NP$,其中 M, N, P 分别为输入层、隐层、输出层的神经元数^[9].由于 M, P 和例子数 m 都是已知的,因此设置误差上限 e 之后就可以估算出 N .此外,由于求出的 N 是隐层神经元数下界的最坏情况,这就使得即使训练数据有了一定的增加也不必改变网络结构.

本文采用 SuperSAB 算法^[3]对网络进行训练,该算法是对 BP 的一种改进,通过对误差表面性质的分析自适应地调整学习率,从而提高训练速度. SuperSAB 算法可以描述为

- 1) 将所有的连接权设置为初始值;
- 2) 提供给网络第一个训练例,使用标准 BP 计算当前误差曲面梯度向量;
- 3) 依次对每个训练向量执行下列操作,直到网络误差收敛到规定范围之内
 - a) 计算当前误差曲面梯度向量,
 - b) 如果当前的梯度方向与上次相反,则恢复上次的梯度变化,并按下式减少连接权的步长

$$\eta_{ij}^{n+1} = \eta_{ij}^n \eta_{\text{down}} \quad (3)$$

否则,根据当前梯度进行权修正,并按下式增加连接权的步长

$$\eta_{ij}^{n+1} = \eta_{ij}^n \eta_{\text{up}} \quad (4)$$

算法中 η_{ij}^k 是第 k 步连接权 w_{ij} 的最大步长, η_{up} 是权增加因子, η_{down} 是权减少因子. 本文将 η_{up} 和 η_{down} 分别设置为 1.05 和 0.2. 为避免网络发生振荡,本文限制 η_{ij}^k 的上限为 10. 实验表明,使用该设置可以使网络以较快速度稳定地收敛.

5 实验与应用

本文用山东省电力科学研究院提供的实际运行数据进行了实验. 用其中 528 个已知故障类型的示例对网络进行训练,并用另外 176 个示例进行测试,发现系统的判别精度达到了 90% (在线检测网络 90.6%, 离线检测网络 89.2%), 接近于经验丰富的变压器专家的水平. 本文对三比值法也进行了测试,发现本文方法在判别准确性和定位精确性上明显优于三比值法(限于篇幅,实验数据从略).

山东省电力科学研究院已对本文系统进行了一年多的试用. 试用情况表明,系统的检测水平接近于经验丰富的变压器专家,获得了用户单位的好评. 此外,本文作者还对采用冗余属性、模糊处理技术、快速学习算法,以及采用 VC 维确定网络结构等技术逐一进行了实验测试,发现使用这些技术后,不仅网络学习速度有较大提高,还降低了陷入局部极小的可能,使得网络更容易收敛到较优解.

6 结束语

与以往同类研究相比,本文在实验项目的选用、数据处理、网络设计和训练等方面采用

了一些比较新颖有效的技术,使得设计出的基于神经网络的变压器运行状态检测系统获得了较大的成功.这充分说明,神经网络、机器学习领域的研究成果在实际产业部门有广阔的应用前景.

致谢 得到国家电网公司电力科学研究院、山东省电力科学研究院的支持与协助.

参 考 文 献

- 1 Vanegas O, Mizuno Y *et al.* Diagnosis of oil-insulated power apparatus by using neural network simulation. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 1997, 4(3):290~299
- 2 Zhang Y, Ding X *et al.* An artificial neural network approach to transformer fault diagnosis. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1996, 11(4):1836~1841
- 3 Tollenaere T. SuperSAB; Fast adaptive backpropagation with good scaling properties. *Neural Networks*, 1990, 3(5):561~573
- 4 何定,唐国庆,陈珩. 电力变压器故障诊断的神经网络方法. *电力系统自动化*, 1993, 17(8):33~38
- 5 变压器油中溶解气体分析和判断导则. 中华人民共和国水利电力部标准 SD187-86
- 6 周志华,陈兆乾等. 基于混合学习算法 IHMCAP 的故障诊断模型. *自动化学报*, 2000, 26(4):529~532
- 7 Cherkauer K J, Shavlik J W. Rapid quality estimation of neural network input representations. In: Touretzky D, Mozer M, Hasselmo M eds. *Advances in Neural Information Processing Systems (Volume 8)*, Denver, CO: MIT Press, 1996. 45~51
- 8 Wasserman P D. *Advanced Methods in Neural Computing*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993
- 9 Ehrenfeucht A, Haussler D *et al.* A general lower bound on the number of examples needed for learning. *Information and Computation*, 1989, 82(3):247~251

周志华 2000年12月于南京大学计算机科学与技术系获博士学位,2001年1月开始在南京大学任教.主要研究领域为机器学习、神经网络、进化计算、数据挖掘.

尹旭日 男,1964年生,讲师,1985年在厦门大学数学系获学士学位后到解放军汽车管理学院任教,2001年在南京大学计算机科学与技术系获博士学位.主要研究领域为粗糙集、故障诊断、数据挖掘.