

径向基函数神经网络在电力变压器 故障诊断中的应用

麻闽政

(广东省电力设计研究院, 广东 广州 510663)

摘要: 基于油中溶解气体分析法, 采用径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络模型对电力变压器进行故障诊断。为了提高诊断模型的辨识精度, 分两步对 RBF 神经网络的模型参数进行辨识: 首先采用减聚类算法确定 RBF 神经网络隐含层基函数的中心点, 然后采用量子粒子群优化(quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)算法求解基函数的宽度以及隐含层与输出层的连接权重。仿真实验结果表明, 该方法的故障诊断正确率较高, 达 90.67%。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 油中溶解气体法; 径向基函数神经网络; 量子粒子群优化算法

中图分类号: TM726; TM853

文献标志码: A

文章编号: 1007-290X(2012)01-0080-04

Application of Radical Basis Function Neural Network in Diagnosis of Power Transformers Fault

MA Minzheng

(Guangdong Electric Power Design Institute, Guangzhou, Guangdong 510663, China)

Abstract: Radical basis function (RBF) neural network is adopted to diagnose on faults of power transformer on the basis of DGA method. Model parameters of RBF neural network are identified by two steps so as to improve the identification accuracy; subtractive clustering method is adopted first to determine the center of basis function of hidden layer of RBF neural network, whereafter quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) algorithm is used to solve function width and connection weight between hidden layer and output layer. The simulation experiment shows that the method is of high accuracy in fault diagnosis and the accuracy is as high as 90.67%.

Key words: power transformer; fault diagnosis; DGA method; RBF neural network; QPSO

电气预防性试验、油中溶解气体分析法等都是常见的变压器故障诊断方法。油中溶解气体分析法通过分析变压器中的溶解气体来判断变压器存在的故障, 实践证明该方法是诊断变压器内部早期故障的有效方法。根据油中气体的分析结果来判断变压器内部故障类型的方法很多, 我国目前主要沿用国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)三比值法^[1], 取得了一定的成效。在现场应用中, 三比值法规则简单, 易于实现, 但也存在缺编码、编码边界过于绝对等问

题^[2]。

近年来, 随着人工智能技术在故障诊断领域的广泛应用, 各种智能技术如模糊逻辑、神经网络等方法被引入变压器的故障诊断中, 并取得了一定的效果。文献[3]针对信息和知识的随机性和不确定性, 构建组合贝叶斯网络进行变压器故障诊断。文献[4]结合三比值法采用反向传播(back propagation, BP)神经网络对变压器故障进行编码分类。文献[5]将粗糙集理论与神经网络相结合, 基于粗糙集理论简化网络结构, 从而减少网络的训练步数, 建立相应的诊断模型。文献[6]提出一种基于神经网络和证据理论相融合的变压器故障综合诊断

收稿日期: 2011-07-05

方法。这些方法的成功应用取决于准确、完备的先验知识经验,然而不同的变压器,其性能、特性不尽相同,因而诊断及分类的知识经验也不相同,造成上述方法难以大规模推广应用。

针对这些缺点,本文提出一种基于自适应径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络的变压器故障分析模型,采用减聚类算法和量子粒子群优化(quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)算法来确定 RBF 神经网络模型的参数,并进行动态更新,从而使模型在故障诊断中具有较高的准确性。

1 诊断模型

本文提出的故障分析方法(以下称作 QPSO-RBF 法)主要由两个模块构成:RBF 神经网络模型,主要用于对实时数据进行分析,并得出相应的分析结果;自适应学习模块,主要根据训练样本动态来更新 RBF 神经网络模型的参数。

1.1 RBF 神经网络结构分析

RBF 神经网络是由 Moody 和 Darken 于 1988 年最先提出的^[7]。一般的 RBF 神经网络是典型的 3 层前向网络,由输入层、隐含层和输出层组成。

给定一个数据样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, $x_i \in \mathbb{R}^s$, $y_i \in \{0, 1\}$ 。其中, x_i 为第 i 个待辨识分类样本的输入量; y_i 为第 i 个输出量; n 为样本个数; s 为空间维数。假设隐含层的神经元个数为 k , 隐含层激励函数采用高斯函数,即

$$g_j(x_i) = \exp\left(-\frac{\|x_i - V_j\|_2^2}{2\sigma_j^2}\right), (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k) \quad (1)$$

式中: $g_j(x_i)$ 为样本 i 隐含层中第 j 个神经元的激励函数; V_j 为隐含层第 j 个神经元基函数的中心; σ_j 为隐含层第 j 个神经元基函数的宽度。

从式(1)可以看出,当输入信号靠近基函数中心时,隐含层神经元将产生较大的输出。

输出层神经元的激励函数是简单的线性加权函数,因而输入与输出的关系为

$$y_i(x_i) = \sum_{j=1}^k w_j g_j(x_i) + e_i \quad (2)$$

式中: w_j 为第 j 个神经元输出层与隐含层之间的连接权重, e_j 为第 j 个神经元的输出偏差。

显然, RBF 神经网络的待定参数有两类: 一

类是 V_j 、 σ_j 和 k , 另一类是 w_j 。通常 RBF 神经网络有两种训练方法: 一种是采用优化目标函数求解所有参数; 另一种是首先确定基函数的中心, 然后确定相应的连接权重。第 1 种方法在处理一些高维度的优化问题时, 对训练算法要求很高, 因此为了求解简单, 本文采用第 2 种训练方法。

1.2 减聚类算法

减聚类算法^[8]是一种无监督式的聚类算法, 可用于确定 RBF 神经网络中隐含层基函数的中心。 x_i 可看成 s 维空间中的 n 个数据点, 每一个数据点是一个候选的聚类中心。定义数据点 x_i 处的密度

$$\rho_i^1(x_i) = \sum_{j=1}^n \exp\left[-\frac{\|x_i - x_j\|_2^2}{(\alpha/2)^2}\right] \quad (3)$$

式中: α 为在数据点 x_i 处的邻域半径, 该半径以外的数据点对该点的密度贡献甚小。计算完各数据点密度函数值后, 选择具有最高密度的点作为第 1 个聚类中心, 用 X_c^1 表示, 相应的密度函数值为 ρ_c^1 。为了避免出现相距很近的聚类中心, 在下一个聚类中心的选择过程中, 必须首先消除刚认定的聚类中心的影响。为实现这一目的, 对每个候选点 x_i 的密度进行修正, 计算式为

$$\rho_i^k(x_i) = \rho_i^{k-1}(x_i) - \rho_c^{k-1} \cdot \exp\left[-\frac{\|x_i - X_c^{k-1}\|_2^2}{(\beta/2)^2}\right] \quad (4)$$

式中: $\rho_i^{k-1}(x_i)$ 和 $\rho_i^k(x_i)$ 分别为修正前后 x_i 处的密度; X_c^{k-1} 为第 $k-1$ 个聚类中心; ρ_c^{k-1} 为 X_c^{k-1} 对应的密度函数值; β 为收缩系数, $\beta = 1.5\alpha$ 。

从式(4)可以看出, 靠近 X_c^1 的数据点密度将显著减小。修正每个数据点的密度后, 选定下一个聚类中心 X_c^2 , 然后再次修正所有候选点的密度。此过程不断进行, 直至当前最高密度与 ρ_c^1 的比值非常小, 即当前聚类中心包含极少数数据点时, 可忽略该聚类中心, 结束聚类。由此便得到聚类中心个数, 即有 M 个隐含层基函数的中心 $\{X_c^1, X_c^2, \dots, X_c^M\}$ 。

1.3 QPSO

确定了隐含层基函数的中心后, 需要确定 RBF 神经网络基函数的宽度, 以及输出层与隐含层的连接权重。神经网络的训练目标是获得一组最优的网络参数, 使最终的网络输出逼近实际输出。对于这类优化问题, 粒子群算法因具有原理简单、实现容易等特点而得到广泛的应用。

粒子群算法是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年共同提出的^[9], 这是一种模拟鸟群觅食的群体智能优化算法。其基本思路是: 假设在一个 N 维的目标搜索空间中, 由 m 个粒子组成一个群体 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 在 t 时刻第 i 个粒子的位置 $P_i(t) = [P_{i1}(t), P_{i2}(t), \dots, P_{iN}(t)]$, 根据目标函数得出 $P_i(t)$ 的适应度。个体的最好位置 $P_{bi}(t) = [P_{bi,1}(t), P_{bi,2}(t), \dots, P_{bi,N}(t)]$, 群体的全局最好位置 $G_{bi}(t) = [G_{bi,1}(t), G_{bi,2}(t), \dots, G_{bi,N}(t)]$ 。第 i 个粒子的速度 $v_i(t) = [v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{iN}(t)]$, 在每次迭代中粒子不断地更新自己的速度和位置, 计算式为:

$$v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 R_1 [P_{bi,d}(t) - P_{id}(t)] + c_2 R_2 [G_{bi,d}(t) - P_{id}(t)]; \quad (6)$$

$$P_{id}(t+1) = P_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (d=1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

式中: R_1 和 R_2 为介于 $(0, 1)$ 区间的随机数; c_1 和 c_2 为加速常数。

对于基本的粒子群算法, 粒子的运动状态由位置与速度来描述, 随着时间的演化, 粒子运动的轨迹是既定的, 同时粒子的速度受到一定的限制, 因而其搜索的空间是一个有限的区域, 不能覆盖整个可行空间, 所以不能以概率 1 全局收敛。为了提高变压器故障诊断模型的精度, 本文采用 QPSO 算法来求解 RBF 神经网络中基函数的宽度以及输出层与隐含层的连接权重。QPSO 算法主要基于微观粒子所具有的波粒二象性。在量子空间中, 每个粒子都受到空间中某种形式的吸引势能的束缚, 从而产生聚集性, 而被束缚的粒子可以一定的概率密度出现于空间任意点, 因此可以在整个可行解空间中搜索该粒子, 使全局搜索性能更佳。

QPSO 算法在状态描述和状态更新上与基本粒子群算法不同。在量子空间中, 粒子的状态通过波函数 $\Phi(Y)$ 来描述,

$$\Phi(Y) = \frac{1}{\sqrt{L}} e^{-\frac{|Y|}{L}} \quad (8)$$

式中: Y 为输出向量; L 为粒子出现在相对点的概率。

设吸引子 $p_i(t) = [p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{iN}(t)]$, 分量 $p_{id}(t) = \varphi \cdot P_{bi,d}(t) + (1-\varphi) \cdot G_{bi,d}(t)$, 其中, φ 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。采用蒙特卡洛方法计算粒子的位置, 则

$$m_b = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_i(t), \quad (9)$$

$$P_{id}(t+1) = p_{id}(t) \pm \beta |m_b - P_{id}(t)| \ln \frac{1}{u_{id}(t)}. \quad (10)$$

式中: m_b 为平均最优位置; u_{id} 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

综上所述, QPSO 算法的计算步骤如下:

a) 初始化种群规模和最大迭代次数。随机产生 m 个粒子种群, 计算初始的全局最优位置和每个粒子的个体最优位置。

b) 计算每个粒子的适应度, 并与该粒子的个体最优适应度比较, 如果当前适应度小于个体最优适应度, 则将个体最优位置更新为当前位置。

c) 计算当前全局最优位置, 并与前一次迭代的全局最优位置进行比较, 如果当前全局最优位置较好, 则将全局最优位置更新为当前值。

d) 根据式(9)计算粒子群的平均最优位置, 根据式(10)更新粒子的位置。

e) 判断是否满足迭代结束条件, 如满足则退出迭代, 输出结果, 否则转步骤 b)。

2 仿真分析

变压器的故障态可分为过热、高能量放电和低能量放电 3 种状态。故障发生时, 油中溶解气体的成分(主要包括 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 和 C_2H_6)会发生相应的变化, 因此输入特征向量 $X = \{x_{H_2}, x_{CH_4}, x_{C_2H_2}, x_{C_2H_4}, x_{C_2H_6}\}$, 其中 x_{H_2} 、 x_{CH_4} 、 $x_{C_2H_2}$ 、 $x_{C_2H_4}$ 和 $x_{C_2H_6}$ 分别为 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 和 C_2H_6 的输入分量。输出向量为 $Y = \{y_1, y_2, y_3\}$, $y_i = \{0, 1\}$ 。其中, $y_1 = 1$ 表示发生过热故障, 反之表示未发生过热故障; $y_2 = 1$ 表示发生高能量放电故障, 反之表示未发生高能量放电故障; $y_3 = 1$ 表示发生低能量放电故障, 反之表示未发生低能量放电故障。

文献[10]记录了某国产 500 kV 变压器处于不同状态下的 75 组数据, 其中正常态 9 组, 过热态 38 组, 低能量放电态 11 组, 高能量放电态 17 组。

在仿真过程中, 将 QPSO-RBF 法与传统的三比值法、基于基本粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)的 RBF 神经网络诊断方法(以下称作 PSO-RBF 法)进行比较, 其结果见表 1。从表

1 可以看出, QPSO-RBF 法明显优于传统的三比值法和 PSO-RBF 法。

表 1 各种方法的故障诊断正确率比较 %

诊断方法	各种状态下的故障诊断正确率				总正确率
	正常态	过热态	低能量放电态	高能量放电态	
三比值法	66.67	78.95	54.55	76.47	73.33
PSO-RBF 法	77.78	86.84	72.73	88.24	84.00
QPSO-RBF 法	88.89	92.11	81.82	94.12	90.67

3 结束语

本文提出了一种基于自适应 RBF 神经网络的变压器故障诊断方法。该方法建立 RBF 神经网络诊断模型, 并通过减聚类算法和 QPSO 算法对 RBF 神经网络的模型参数进行自动配置。仿真实验结果表明, 本文所提出的 RBF 神经网络训练算法能很好地改善网络性能, 有效诊断出变压器故障, 与传统的方法相比, 具有更高的诊断正确率。

参考文献:

- [1] GB/T 7525—2001, 变压器油中溶解气体分析和判断导则[S]. GB/T 7525-2001, DGA and Estimation Guideline of Transformer[S].
- [2] LIANG Y C, SUN X Y, LIU D H. Application of Combinatorial Probabilistic Neural Network in Fault Diagnosis of Power Transformer[C]//IEEE. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, New York: IEEE, 2007: 1115-1119.
- [3] 赵文清, 朱永利, 王晓辉. 基于组合贝叶斯网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(11): 6—9. ZHAO Wenqing, ZHU Yongli, WANG Xiaohui. Combinatorial Bayes Network in Fault Diagnosis of Power Transformer

(上接第 58 页)

- LIU Shukui, LI Qi, CHEN Weirong, et al. Multiobjective Reactive Power Optimization Based on Modified Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(11): 31-36.
- [8] 刘佳, 李丹, 高立群, 等. 多目标无功优化的向量评价自适应粒子群算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 22—28. LIU Jia, LI Dan, GAO Liqun, et al. Vector Evaluated Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm for Multi-objective Reactive Power Optimization [J]. Proceedings of the

[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(11): 1115-1119.

- [4] 杜文霞, 吕锋, 句希源. 基于 BP 神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 变压器, 2007, 44(3): 45—47. DU Wenxia, LU Feng, JU Xiyuan. Fault Diagnosis of Power Transformer Based on BP Neural Network[J]. Transformer, 2007, 44(3): 45-47.
- [5] 梁永春, 李彦明. 改进型组合 RBF 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2005, 31(9): 31—33. LIANG Yongchun, LI Yanming. Application of Modified Combinatorial Radial Basis Function Neural Network in Fault Diagnosis of Power Transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(9): 31-33.
- [6] 俞晓科, 马凤英, 臧宏志. 粗糙集理论与神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 继电器, 2006, 34(1): 10—15. YU Xiaoke, MA Fengying, ZANG Hongzhi. Rough Sets Theory and Artificial Neural Networks Applied in the Transformer Fault Diagnosis[J]. Relay, 2006, 34(1): 10-15.
- [7] MOODY J, DARKEN C. Fast Learning in Networks of Locally-tuned Processing Unit[J]. Neural Competition, 1989 (1): 281-294.
- [8] CHIU S L. Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy System, 1994, 2 (3): 267-278.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization[J]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995(4): 1942-1948.
- [10] LU G Y, CHENG H Z, ZHAI H B, et al. Fault Diagnosis of Power Transformer Based on Multilayer SVM Classifier[J]. Electrical Power System Research, 2005, 74(1): 1-7.

作者简介: 麻闽政(1985), 男, 浙江温州人。工程师, 工学硕士, 主要从事电力工程设计工作。

(编辑 李丽娟)

CSEE, 2008, 28(31): 22-28

- [9] GOZEL T, EMINOGLU U, HOCAOGLU M H. A Tool for Voltage Stability and Optimization(VS&OP) in Radial Distribution Systems Using Matlab Graphical User Interface(GUI) [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2008(16): 505-518.

作者简介: 吴常胜(1969), 男, 安徽贵池人。高级工程师, 工学学士, 主要从事电力调度管理工作。

(编辑 李丽娟)