

基于模拟退火算法的机车齿轮箱故障诊断系统

范万里, 李刚, 白宇君, 高晓玲

(兰州交通大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 为了预测电力机车齿轮箱存在的潜伏性故障, 设计了一种电力机车齿轮箱故障诊断系统。该系统通过 VB 调用 Access 数据库和基于模拟退火算法的 BP 神经网络模型, 实现了对电力机车齿轮箱故障诊断的可视化操作。根据光谱技术原理, 磨粒浓度的变化体现了齿轮箱内部的故障类型。因此, 利用模拟退火的思想建立 BP 网络模型, 收集电力机车齿轮箱的故障数据并进行归一化处理, 处理后的数据作为网络的输入, 故障类型的编码作为网络的目标输出。对模型进行了仿真和测试, 结果表明该模型诊断电力机车齿轮箱故障准确率较高, 可用于电力机车齿轮箱故障诊断系统中。

关键词: 电力机车; 齿轮箱; BP 神经网络; 模拟退火算法; 故障诊断

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-0373(2013)03-0070-04

0 引言

齿轮箱是电力机车的最重要的传动设备, 其性能的好坏直接影响到机车能否安全运行, 为保障电力机车齿轮箱能正常运行, 及时有效的防止内部存在的潜伏性故障, 对其进行故障预测和故障诊断是非常必要。目前齿轮箱故障诊断方法, 基本上是阈值法和线性回归法, 但是这些传统的方法存在一定的缺陷性。针对传统方法的不足, 提出了基于模拟退火算法的 BP 神经网络模型, 并将该模型应用到电力机车齿轮箱故障诊断系统, 通过 VB 编程和 Access 数据库的连接, 实现了系统的可视化操作。

1 系统的总体设计

1.1 系统的工作原理

系统采用 VB6.0 和 Access 数据库进行研发, 可以运行在中文版的 Windows7 和 Windows XP 操作系统下, 利用 VB 强大的可视化界面和数据库链接, 实现了对电力机车齿轮箱的故障诊断。

VB 与 Matlab 的链接是通过 Active X 自动化技术, VB 通过编程在程序中创建 Matlab. Application 对象后, 实现了 VB 与 Matlab 的相互调用^[1-4]。Matlab. Application 对象有 GetFullMatrix、PutFullMatrix 和 Execute 三种方法, GetFullMatrix 方法实现 Matlab 中的矩阵变量送到 VB 程序中, PutFullMatrix 方法实现 VB 程序中的数组送到 Matlab 程序中, 利用 Execute 在 VB 中执行 Matlab 命令。系统的结果框图如图 1 所示。

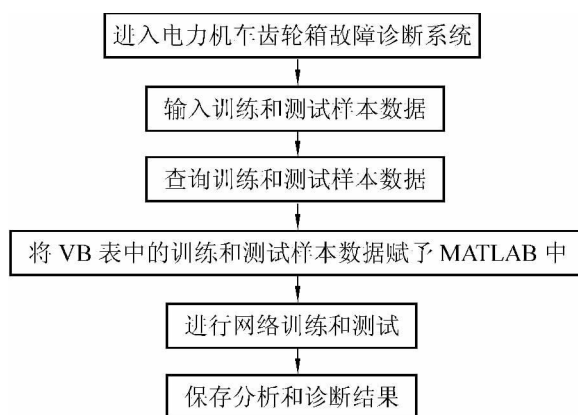


图1 系统的结构框图

收稿日期: 2012-12-11

作者简介: 范万里 男 1986 年出生 硕士研究生

基金项目: 青藏铁路公司科委科技研究开发计划(QZ2010-J02)

1.2 系统的功能介绍

系统的进入界面如图2所示,点击“进入系统”,系统将打开原子发射光谱数据维护和分析界面,如图3所示,在这一界面输入诊断齿轮箱故障的训练和测试样本数据。然后,在神经网络诊断齿轮箱故障界面中输入计算项目、日期和车型,点击“查询”按钮,系统自动将训练和测试的数据显示在 Datagrid1 表格中,之后输入 BP 网络模型各层的神经元数目和训练的初始值,点击“开始训练”和“测试结果”按钮,系统将样本训练的误差趋势图显示在 Image1 图片显示框中,测试结果显示在趋势图右边的文本框中,如图4所示。最后在图3的诊断结果文本框中输入故障发生部位和产生原因,并将其保存在数据库中,方便今后查询。



图2 系统的进入界面



图3 原子发射光谱数据维护和分析界面

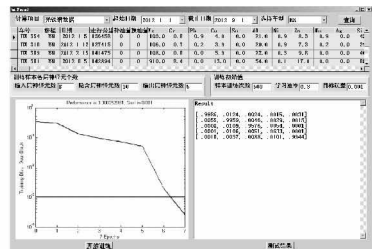


图4 神经网络诊断齿轮箱故障界面

2 系统的理论方法

2.1 BP 神经网络结构

BP 神经网络结构^[3-4]由输入层、隐含层和输出层构成,是一种三层或者以上神经元的网络。网络不同层之间的各个神经都互相连接,然而同一层的每个神经元之间没有连接,在网络的输入层输入样本数据后,输入数据经各层对应的权值修正后,加权求和作为传递函数的输入,然后激活值经隐含层传递到输出层。接下来输出层的输出数据按照输出层沿期望输出值与实际输出值之间误差的方向反向传播^[5]。

BP 网络结构图如图5所示。

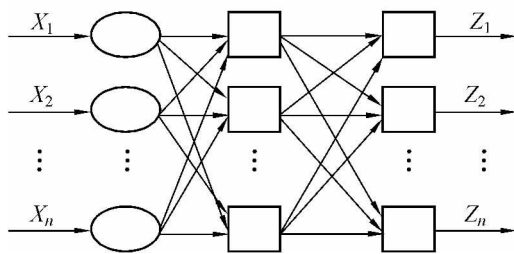


图5 BP 网络结构图

2.2 模拟退火算法在 BP 网络中的应用

传统的 BP 网络算法是最速下降梯度法,通过该方法修正权值和阈值,在修正过程中网络很容易陷入局部极小值,而且网络收敛速度慢。针对这种情况,将模拟退火算法与 BP 网络结合在一起,构成模拟退火的 BP 算法^[6-10],既克服了网络极小值的问题,又加快了网络训练的速度。算法的执行步骤:

(1) 采用 $T = T_0(1 + \ln(i))$ 的降温方案。

(2) 设定网络的温度 T_0 、权值 ω_0 、阈值 θ_0 ,网络的训练步长数 N_0 ,网络的收敛精度 η_0 。网络的全局误差 E_0 。

(3) 输入网络训练样本数据,计算训练样本数据的误差函数 E 。

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^m \sum_{o=1}^q (d_o(k) - y_o(k))^2 \quad (1)$$

(4) 根据网络的某一随机过程,加入随机扰动 $\Delta\omega$ 和 $\Delta\theta$,修正权值偏差 $\omega^* = \omega_0 + \Delta\omega$,修正阈值偏差 $\theta^* = \theta_0 + \Delta\theta$,计算新的网络误差 E 。若 $E < E_0$,令 $\omega = \omega^*$ 修正权值,令 $\theta = \theta^*$ 修正阈值。

(5) 若 $E > E_0$, $P = \exp(-(E - E_0)/T)$,计算概率, T 为当前的温度,此时产生一个随机小数 p , p 在区间 $[0, 1]$ 之间,若 $P > p$,令 $\omega = \omega^*$ 修正权值,令 $\theta = \theta^*$ 修正阈值。若 $P < p$,进入下一次迭代计算 $N = N_0 + 1$,按照冷却方程给系统降温,直到降温到给定的设定温度 T_0 。

(6) 如果达到给定的训练步长和收敛精度时,网络训练结束。否则进行新一轮计算,直到该网络达到设定的网络步长数 N_0 和收敛精度 η_0 。

3 BP 网络模型在齿轮箱故障诊断中的应用

3.1 网络的输入和输出

电力机车齿轮箱存在故障时,齿轮箱内部润滑油中的磨粒浓度将发生变化。若大小齿轮磨损和电机轴承磨损,油中 Fe 元素的浓度上升最快,Cr 和 Zn 元素的浓度也呈现上升趋势。若轴承保持架磨损,油中 Cu 元素的浓度明显增长。若齿轮箱箱体磨损,油中 Al 元素的浓度上升较快。若密封不良,油中 Si 元素的浓度急剧上升。磨粒浓度增长时,润滑油中大磨粒浓度和小磨粒浓度也能反映齿轮箱故障的严重性。因此,网络的待输入向量 Fe、Cr、Zn、Cu、Al、Si、大磨粒和小磨粒浓度数据。若直接输入磨粒浓度的数据作为输入时,由于输入数据的差异性比较大,直接影响到网络的收敛速度。因此,对样本数据进行归一化处理,使网络输入 $[0,1]$ 之间的数据^[1]。归一化计算公式

$$x = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

正常数据 $Y_1 [0 0 0 0]$ 、齿轮和轴承故障 $Y_2 [1 0 0 0]$ 、保持架故障 $Y_3 [0 0 1 0]$ 、箱体及轴承盖故障 $Y_4 [0 0 0 1]$ 、密封不良 $Y_5 [0 0 0 0]$ 五种故障类型作为网络的输出向量。

3.2 故障样本数据的收集和网络的训练

以西宁机务段和谐号电力机车齿轮箱的故障资料为样本来源,选取 300 组数据作为样本数据,200 组数据作为网络训练样本数据,100 组数据作为网络测试样本数据,用公式(2)进行归一化处理后作为网络输入。表 1 为归一化处理后的部分数据,其中前 15 组训练数据来自 200 组训练样本数据中,后 5 组测试数据来自 100 组测试样本数据中。

表 1 归一化处理后的样本数据

故障类型	车号	Fe	Cr	Zn	Cu	Al	Si	大磨粒 D1	小磨粒 Ds
正常数据	354	0	0.052	0.068	0.048	0.107	0.196	0	0
	318	0.002	0.051	0.070	0.051	0.129	0.080	0.068	0.047
	389	0.004	0.042	0.146	0.167	0.145	0.166	0.159	0.128
齿轮与轴承故障	381	0.926	0.835	0.423	0.650	0.627	0.497	1	1
	342	1	0.877	0.510	0.344	0.764	0.451	0.909	0.895
	356	0.938	0.814	0.336	0.488	0.809	0.434	0.932	0.919
保持架故障	593	0.157	0.052	0.746	0.786	0.300	0.266	0.466	0.349
	591	0.268	0.128	0.869	0.874	0.309	0.258	0.639	0.593
	596	0.272	0.153	1	1	0.482	0.297	0.873	0.605
箱体及轴承盖故障	562	0.142	0.134	0.156	0.413	0.935	0.551	0.602	0.721
	561	0.163	0.125	0.308	0.308	0.865	0.532	0.736	0.872
	583	0.146	0.164	0.221	0.333	1	0.517	0.639	0.779
密封不良	608	0.041	0	0.029	0.054	0	1	0.228	0.174
	643	0.057	0.031	0.105	0.187	0.172	0.667	0.429	0.256
	642	0.045	0.042	0	0.072	0.083	0.892	0.318	0.209
正常数据	326	0.004	0	0.031	0	0.035	0	0.112	0.060
齿轮与轴承故障	315	0.966	1	0.462	0.650	0.765	0.445	0.967	0.986
保持架故障	369	0.280	0.082	0.885	0.874	0.365	0.265	0.736	0.515
箱体及轴承盖故障	539	0.135	0.155	0.268	0.355	0.983	0.533	0.641	0.843
密封不良	624	0.068	0.031	0.039	0.128	0.127	0.949	0.351	0.109

依据样本的输入层神经元个数 8 和输出层神经元个数 5,利用 Kolmogorov 定理,该网络的最佳隐含层神经元个数为 10。因此网络为 $8 \times 10 \times 5$ 的结构。网络的目标误差设定为 0.001,该模型经过 83 次训练后网络达到要求,此时的误差精度为 0.031%。

3.3 网络的测试

将 100 组测试样本数据输入到模拟退火算法训练好的 BP 网络,网络经过模拟退火算法输出诊断结果。对 100 组数据的诊断结果做了统计,该模型诊断电力机车齿轮箱的故障准确率为 78%。表 2 为表 1 中测试数据的诊断结果,从表 2 中可以看出基于模拟退火算法的 BP 网络诊断结果正确,说明该模型的创建、训练和测试是成功的。

表 2 网络测试结果

实际故障类型	网络测试结果					诊断结果
正常数据	0.968 6	0.005 5	0.000 8	0.000 1	0.011 8	正常数据
齿轮与轴承故障	0.032 9	0.895 9	0.060 6	0.010 6	0.023 3	齿轮与轴承故障
保持架故障	0.012 2	0.064 6	0.857 6	0.025 1	0.008 2	保持架故障
箱体及轴承盖故障	0.001 5	0.042 9	0.005 8	0.933 3	0.030 1	箱体及轴承盖故障
密封不良	0.003 1	0.001 3	0.050 1	0.010 1	0.954 6	密封不良

4 结论

以上的诊断结果表明,基于模拟退火算法的 BP 神经网络模型,可以有效的预测电力机车齿轮箱内部存在的故障。通过 VB 调用该模型,实现了 BP 神经网络诊断齿轮箱故障的可视化操作。这种理论和现场实际相结合的故障诊断,对电力机车齿轮箱的故障诊断具有良好的应用价值。

参 考 文 献

[1] 杨凡,米根锁. 基于 Active X 机制的 VB Matlab 在故障诊断中的应用 [J]. 铁路计算机应用, 2006,15(11) :24-27.

[2] 高英杰,王永昌,孔祥东. VB 调用 Matlab 的实现方法在 AGC 软件开发中的应用 [J]. 液压气动与密封,2001(3) :40-41.

[3] 董长虹. MATLAB 神经网络与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社,2005.

[4] 施彦,韩力群,廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析 [M]. 北京: 北京邮电出版社,2009.

[5] 景晨光,段晓晨. 基于遗传神经网络的工程造价估算方法研究 [J]. 石家庄铁道大学学报: 自然科学版, 2010,23(4) : 11-17.

[6] 吕琼帅,王世卿. 基于遗传模拟退火算法优化的 BP 神经网络基于 [J]. 计算机与现代化,2011(6) :91-94.

[7] 王惠琳,胡树根,王耘. 基于模拟退火遗传算法优化的 BP 网络在质量预测中的应用 [J]. 轻工机械,2011,29(4) :26-31.

[8] 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) :455-459.

[9] 乔维德. 基于模拟退火改进粒子群混合算法的变压器故障诊断 [J]. 高压电器,2008,44(3) :208-210.

[10] 孙甜,凌卫新. 基于模拟退火的 Levenberg -Marquardt 算法在神经网络中的应用 [J]. 科学技术与工程, 2008,8(18) : 5189-5191.

[11] 王运琢. 基于 BP 神经网络的高速公路工程估价模型研究 [J]. 石家庄铁道大学学报: 自然科学版, 2011,24(2) : 61-64.

System Fault Diagnosis of Electric Locomotive
Gear Box Based on Simulation Annealing

Fan Wanli, Li Gang, Bai Yujun, Gao Xiaoling

(Institute of Electrical and Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070,China)

Abstract: The system fault diagnosis of electric locomotive gear box is designed in order to predict the potential fault of electric locomotive gear box , which realizes visualized operation of electric locomotive gear box fault diagnosis. The system calls the access database and the bp neural network model based on simulation annealing. According to the principle of RDEAES and Ferrography,the change of abrasive concentration reflects the type of gear box internal fault. Therefore,the bp network model is established to use the idea of simulation annealing, collect the fault data of electric locomotive gear box. The processed data act as the input of network and the codes of fault type act as the target output of network. The simulation and test of the model show that the model has a higher accuracy for electric locomotive gear box fault diagnosis and can be used in electric locomotive gear box fault diagnosis system.

Key words: electric locomotive; gear box; bp neural network; simulation annealing; fault diagnosis

(责任编辑 车轩玉)