

文章编号:1671-6833(2010)02-0117-04

滚动轴承故障诊断虚拟系统的实现

王 杰, 王晓换

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对滚动轴承, 实现了一种粗糙集理论和神经网络技术相结合的新型的故障诊断虚拟系统. 该系统利用粗糙集对知识的约简能力, 对采集的故障征兆数据进行预处理, 即采用竞争学习神经网络把连续属性离散化, 将结果导入 Rosetta 软件中逐步分析处理, 得到最小条件属性集, 在此基础上构建 BP 神经网络进行故障识别, 将网络输出送回 LabView 进行显示. 实例分析表明, 该系统可以提高滚动轴承故障诊断的收敛速度, 在期望误差相同的情况下, 网络训练时间减小了 176 步.

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 虚拟系统; 粗糙集; BP 神经网络

中图分类号: TH133.33; TH165

文献标识码: A

0 引言

据统计, 在旋转设备的故障中, 有 30% 都是由滚动轴承引起的^[1], 因此, 在实际生产中做好滚动轴承的故障诊断是极其重要的环节. 目前, 国内外已经有人对故障诊断虚拟系统进行了研究, 并提出了多种有关的方法, 文献[2]运用粗糙集原理进行故障诊断, 完成了故障诊断决策规则的提取, 不需要任何先验知识就可处理那些不完整不确定的数据; 文献[3-5]应用改进的 BP 神经网络, 通过设置其结构参数来设计训练神经网络, 从而构建故障诊断系统.

近年来, 粗糙集和神经网络在故障诊断中的应用愈来愈广泛, 但粗糙集对抑制噪声干扰的能力不佳; 当输入信息空间维数较大时, BP 神经网络结构复杂, 训练时间长. 因此, 笔者拟把粗糙集和神经网络相结合构建故障诊断虚拟系统, 以减少网络训练时间, 提高诊断效率.

1 系统组成

首先选用 8702B500 型加速度传感器测量滚动轴承的径向及轴向的振动信号, 从中提取待诊断的故障样本, 通过数据采集系统的 NI USB-6009 数据采集卡来实现实时信号的不断采集和存储. 滚动轴承故障诊断的流程如图 1 所示. 传感

器信号经数据采集卡进行多通道数据采集处理后, 将待诊断的故障样本数据输入到 LabView 界面实时显示并存储到 Excel 文件中, 利用竞争学习神经网络对连续属性值进行离散化处理, 然后通过粗糙集应用软件 Rosetta 导入 project 中逐步进行数据分析, 根据粗糙集理论知识得到最小条件属性集, 并将网络输出结果送回 LabView 界面程序显示. 同时利用 LabView 软件编写了远程数据传输及数据打印模块, 方便用户进行远程监控和存储数据.

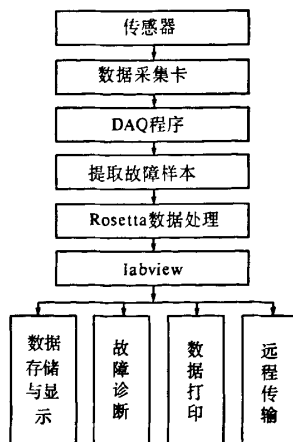


图 1 滚动轴承故障诊断系统流程图

Fig.1 Flow chart of virtual fault diagnostic system for rolling bearing

收稿日期:2009-09-30; 修订日期:2009-12-14

基金项目:教育部博士点基金项目(20094101120008); 河南省教育厅自然科学基金项目(2010A120008).

作者简介:王杰(1959-),男,河南周口人,郑州大学教授,博士,博士生导师,研究方向为智能计算与智能控制、信息与计算机网络安全, E-mail: wj@zhu.edu.cn.

2 粗糙集数据预处理

粗糙集数据预处理过程如图 2 所示,首先综合考虑影响滚动轴承运作的各种因素,选择相关信息作为条件属性和决策属性,然后采用竞争学习神经网络将传感器采集的故障征兆数据离散化,建立信息表并对其进行约简,求出核值,得出滚动轴承故障测试数据的最小条件属性集。

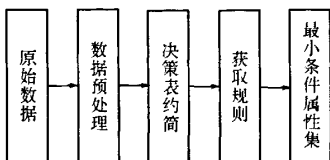


图 2 粗糙集数据预处理框图

Fig. 2 Diagram of data processing on rough sets

该数据处理过程主要利用粗糙集应用软件 Rosetta 来实现。该软件可以处理多种格式的数据

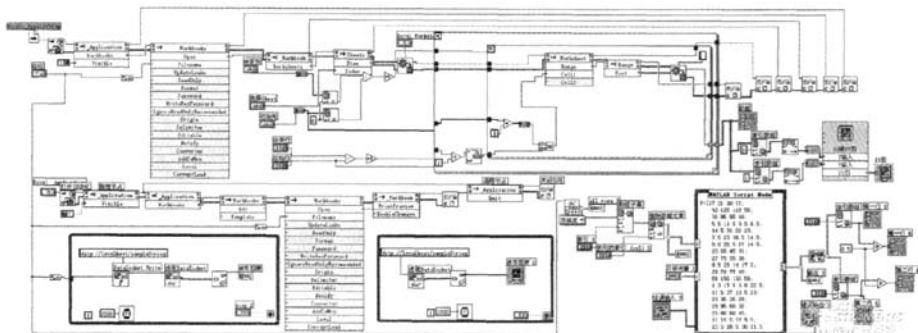


图 3 滚动轴承故障诊断程序框图

Fig. 3 Diagram of fault diagnosis procedure for rolling bearing

4.1 数据采集模块

采用 NI USB-6009 数据采集卡来实现多通道数据采集。该模块主要使用 DAQmx Create Virtual Channel. vi 创建虚拟数据采集通道, DAQmx Timing. vi 用来为数据采集配置采集速率,同时创建缓冲器,而 DAQmx Start Task. vi 开始数据采集, DAQmx Read. vi 则是从指定虚拟通道读取数据。

4.2 数据存储与显示模块

通过 Write To Spreadsheet File. vi 把故障数据存储为“故障.xls”文件。如图 4 所示,通过路径选择该文件,该文件以数组的形式显示于前面板。同时可以根据需要选择特定行和列,以便于 BP 神经网络的训练调用。

4.3 故障分析与处理模块

在故障分析与处理模块中,利用 Matlab script

如文本和数据库数据等,当数据成功导入 project 后,系统使用粗糙集理论逐步分析数据。

3 BP 神经网络故障识别

BP 网络学习规则及训练是通过 Matlab 神经网络工具箱函数来实现的。选用粗糙集数据约简后的最小条件属性集为输入层神经元,个数为 4。故障状态为输出层神经元,传递函数选用 S 型对数函数 logsig,目标输出模式为 (0)、(1),故输出层神经元个数为 2。隐含层有 9 个神经元,传递函数为 tansig,训练次数为 500 次,训练函数为 trainlm,误差 $E \leq 0.08$ 。

4 LabView 程序设计

该部分主要包括数据采集模块、数据存储与显示模块、故障分析与处理模块、数据打印模块及远程数据传输模块等。程序框图如图 3 所示。

节点调用^[6-7]已经训练好的 BP 神经网络程序,添加输入输出节点。值得注意的是数据类型的选择,在此应该选择 2-D Array of Real。

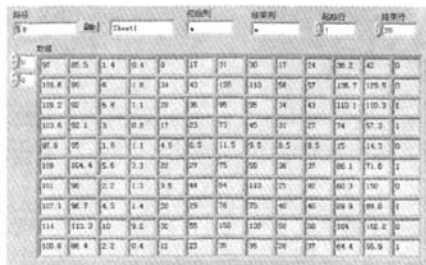


图 4 滚动轴承故障数据显示结果

Fig. 4 Result of fault data presentation for rolling bearing

4.4 数据打印模块

数据打印模块一般包括数据打印和曲线波形

打印.调用自动化引用句柄编写数据打印程序打印采集到的数据.打印预览结果如图 5 所示,通过页面设置,可以适当调整页面大小,页眉页脚以及页间距等,在连接打印机等相关硬件后,点击打印按钮可以打印故障征兆数据.

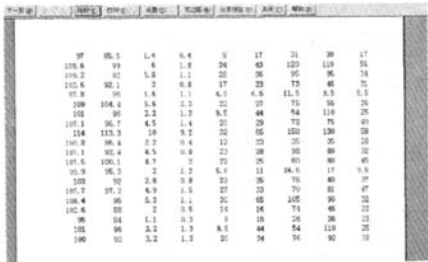


图 5 滚动轴承故障数据打印预览结果
Fig.5 Result of fault data printing preview for rolling bearing

4.5 远程数据传输模块

远程数据传输模块利用 Datasocket 技术实现远程数据传输. DataSocket 包括 DataSocket Server Manager、DataSocket Server 和 DataSocket API 的一部分.它支持多种数据传送协议,不同的 URL 前缀表示不同的协议或数据类型.该模块分为数据的传输端和接收端.运行该模块前,首先打开 DataSocket Server Manager 和 DataSocket Server,待发送端正常运行时,接收端就会接收相应的数据波形.

5 应用实例

针对实验用的滚动轴承,我们用于训练的学习样本集数据共有 20 组,如表 1 所示^[1].条件属性包括有 $S_1 \sim S_{12}$,其中 S_1 、 S_2 分别为频率在 500 ~ 2 000 Hz、4 ~ 16 kHz 的噪声值; S_3 、 S_4 分别为 S_1 、 S_2 转换为用 mP 表示的值; S_5 、 S_6 分别为频率在 0.1 ~ 1 kHz、1 ~ 11 kHz 的轴向振动加速度; S_7 、 S_8 别为频率在 0.1 ~ 1 kHz、1 ~ 11 kHz 的径向平面内垂直方向振动加速度; S_9 、 S_{10} 分别为频率在 0.1 ~ 1 kHz、1 ~ 11 kHz 的径向平面内水平方向振动加速度; S_{11} 、 S_{12} 分别为频率在 0.1 ~ 1 kHz、1 ~ 11 kHz 的合成的振动加速度,其中:

$$S_{11} = \sqrt{S_5^2 + S_7^2 + S_9^2}, S_{12} = \sqrt{S_6^2 + S_8^2 + S_{10}^2}.$$

决策属性 D 包括技术状态好即无故障和技术状态差即有故障两种,无故障时用 0 表示,有故障时用 1 表示.

将故障样本数据存储为 Excel 格式,文件名为“故障.xls”.根据条件属性之间的依赖性,去掉可以省略的条件属性 S_3 、 S_4 、 S_{11} 和 S_{12} ,利用竞争学习神经网络进行离散化处理,然后导入 Rosetta 软件的 project 中,依据粗糙集理论逐步对数据进行分析处理,最终得到最小条件属性集为 S_5 、 S_7 、 S_8 和 S_9 ,将其作为 BP 神经网络的输入样本对网络进行训练,调用训练好的网络,从 LabView 程序界面看训练结果.部分图形化程序如图 6 所示.输

表 1 学习样本集

Tab.1 Learning sample sets

No.	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8	S_9	S_{10}	S_{11}	S_{12}	D
1	104.0	98.0	3.2	1.6	28.0	25.0	82.0	94.0	42.0	54.0	96.3	111.3	1
2	112.0	100.0	8.0	2.0	36.0	64.0	170.0	180.0	84.0	110.0	193.0	220.4	0.0
3	104.0	92.0	3.2	0.2	22.0	13.0	76.0	46.0	40.0	28.0	88.8	55.4	0.0
4	104.0	96.0	3.2	1.3	20.0	34.0	76.0	92.0	38.0	72.0	8763.0	121.7	1.0
5	112.0	114.0	8.0	10.0	32.0	52.0	110.0	100.0	58.0	66.0	128.4	130.6	0.0
6	103.0	92.0	2.8	0.8	15.0	26.0	48.0	52.0	28.0	42.0	57.6	71.7	1.0
7	102.0	91.0	2.5	0.7	22.0	23.0	56.0	48.0	34.0	48.0	69.1	71.7	1.0
8	104.0	91.0	3.2	0.7	28.0	30.0	90.0	70.0	46.0	50.0	104.9	91.1	1.0
9	107.1	96.7	4.5	1.4	20.0	29.0	78.0	75.0	40.0	40.0	89.9	89.9	1.0
10	89.4	85.1	0.6	0.4	7.5	8.0	26.5	17.0	14.5	11.0	31.1	21.8	0.0
11	97.0	85.5	1.4	0.4	8.0	17.0	21.0	30.0	17.0	24.0	36.2	42.0	0
12	109.2	95.0	5.8	1.1	28.0	36.0	95.0	95.0	48.0	43.0	110.0	110.3	1.0
13	97.8	95.0	1.6	1.1	4.5	6.5	11.5	9.5	8.5	8.5	1.5	14.3	0.0
14	97.2	82.6	1.4	0.3	9.5	14.5	31.0	22.0	23.0	17.0	39.8	31.4	0.0
15	97.9	85.4	1.6	0.4	6.5	7.5	23.0	16.5	14.5	10.5	28.0	20.9	0.0
16	103.6	92.1	3.0	0.8	17.0	23.0	65.0	45.0	31.0	27.0	74.0	57.2	1.0
17	109.0	104.4	5.6	3.3	22.0	27.0	75.0	55.0	36.0	37.0	86.1	71.6	1.0
18	101.7	94.8	2.4	1.1	9.5	8.5	29.0	14.0	17.5	15.0	35.2	22.2	0.0
19	101.0	94.0	2.2	1.0	24.0	48.0	42.0	82.0	36.0	6.0	60.3	121.7	0.0
20	102.0	90.0	2.5	0.6	18.0	20.0	48.0	54.0	34.0	30.0	61.5	94.9	1.0

入测试数据,通过索引号的选择,得到对应测试数据的故障状态.由图 7 运行结果可以看出,两组测试数据的故障状态分别为技术状态好和技术状态差,与实际工况结果相符.网络训练的误差计算表明,在满足相同期望误差的情况下,粗糙集约简前训练步数为 196 步,约简后则为 20 步,对比文献

[1](155 步),充分显示了粗糙集理论属性约简及该系统的优越性.

6 结束语

利用粗糙集理论对知识的约简能力和神经网络较强的容错性及强大的分类能力,以 LabView 实验平台和 Matlab 软件为基础,构建了一种故障诊断虚拟系统.对滚动轴承故障数据的分析处理,表明该系统不仅减少了网络训练时间,提高了故障诊断的训练效率,而且实验结果更加直观.

参考文献:

- [1] 周天沛. 基于粗糙集-神经网络系统的轴承故障诊断[J]. 轴承 2008(2):39-42.
- [2] 王冬梅,王继成. 基于 LabView 的粗糙集机车故障诊断方法研究[J]. 装备制造技术 2008(7):10-12.
- [3] 周丽霞,熊瑞平. LabView 在 BP 神经网络设备故障诊断系统中的应用[J]. 机床与液压 2007,35(4):215-217.
- [4] YI L M, LEE A F. An incremental neural learning framework and its application to vehicle diagnostics[J]. Applied Intelligence, 2008, 28(1):29-49.
- [5] 张鸿河,关惠玲. 基于包络分析的自行火炮变速箱故障诊断研究[J]. 郑州大学学报:工学版, 2003, 24(3):91-94.
- [6] 徐明,于业明. LABVIEW 中 MATLAB 的调用[J]. 山东理工大学学报:自然科学版, 2005, 19(4):92-95.
- [7] 安文斗,刘平. 粗糙集与神经网络诊断组合方法应用[J]. 煤矿机电, 2008(1):34-36.

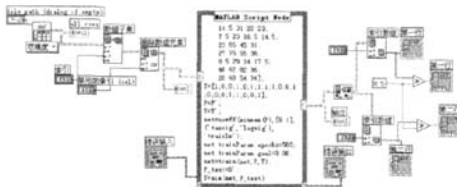


图 6 滚动轴承故障诊断程序框图

Fig. 6 Diagram of fault diagnostic program for rolling bearing

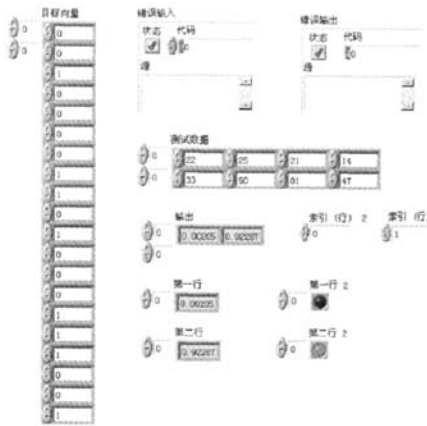


图 7 滚动轴承故障诊断结果

Fig. 7 Results of fault diagnostic program for rolling bearing

Development of a Virtual Fault Diagnostic System For Rolling Bearing

WANG Jie, WANG Xiao-huan

(School of Electric Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at rolling bearings, the implementation procedure of a new style fault diagnostic system is presented in this paper. The combination of rough sets and BP neural network are adopted in the design of the diagnostic system. Utilizing the knowledge reduction ability of rough sets theory, the diagnostic system preprocesses the collected fault symptom data at first, i. e. the discretization of continuous attributes by using competition learning neural networks. The intermediate output is introduced to software of "Rosetta" to be analyzed step by step until the smallest condition attributed sets are obtained. Based on the smallest condition attributed sets, the BP networks are built, which are used to recognize the faults of rolling bearings and then transfer the fault states back to LabView for displaying. The example analysis indicated that the system can enhance fault diagnosis convergence speed and the network training time reduces 176 steps at the same expected error.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; virtual system; rough sets; BP neural network