

基于模块化神经网络的轴承故障判断方法

涂淑琴, 彭宏

(华南理工大学 计算机学院, 广东 广州 510640)

摘要: 提出了一种用于滚动轴承类故障识别的混合模块化神经网络方法. 该方法将用于检测故障的过滤网络模块与用于分类的网络模块相组合. 首先将不同故障类别轴承的振动信号形成的特征向量经过滤模块, 用改进的 BP 算法判断有无故障, 然后经分类网络模块确定其所属故障类型. 分类模块中的网络结构则通过对每类故障独立训练形成. 实验结果证明, 与单一神经网络学习及判断结果相比较, 本文提出的方法准确率更高, 实用性更强.

关键词: 滚动轴承; 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1007-855X(2004)02-0023-04

Fault Discrimination of Bearings Based on Modular Neural Network Method

TU Shu-qin, PENG Hong

(College of Computer, South China University of Science & Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: A hybrid modular neural network method is presented, which is used for fault diagnosis of rolling bearings. The method is hierarchically implemented with fault filtering net module and ranking fault type classifying net modules. After that the fault eigenvector is left by passing filtering net module, which is trained to classify whether the samples are faulty or not by a modified BP algorithm, and the classification net modules are used to sort out different fault types. The separated fault samples are presented to every different sub-module to learn. Compared with the results of single neural networks, the fault discrimination results by the proposed approach are more correct, and the method is more applicable.

Key words: roller bearing; neural network; fault diagnosis

0 引言

滚动轴承在机械设备的支撑部件中占有极重要的地位, 其状态好坏与否直接关系到旋转机械设备的正常运行状态. 据统计, 轴承类故障在各类故障中所占比重很大, 旋转机械 30% 以上的机械故障是由滚动轴承的损伤造成的. 铁路机车是直接带动整列火车运行的动力源部分, 机车轴承及相关部件作为机车的重要部分, 其故障不仅影响火车的正常运行和经济效益, 更严重威胁人的生命安全. 为了确保行车安全, 提高运行效益, 对机车走行部件运行状态进行在线安全监测和早期故障诊断是非常必要的. 目前国内铁路系统对机车轴承运行时的在线故障诊断监测系统是采用安装在铁路沿线的红外线故障检测和车载轴温检测系统, 即在一段铁路沿线装上红外线故障检测系统, 当火车通过红外线故障检测系统的传感器的一瞬间由传感器获取火车各个轮对轴箱轴承正在产生冲击的故障信号和温度信号, 这样随机性大, 准确率低, 现在第四代最新的红外线故障检测系统产品的准确率也不到 60%, 且还不能时时监控检测运行中的机车轮对轴箱轴承和没有预先报警功能.

本文通过振动传感器检测轴承振动信号, 并对振动信号进行数据处理, 提取反映轴承运行状态的特征向量组成学习样本, 经过过滤神经网络模块, 用改进的 BP 算法进行训练, 区分有无故障, 有故障的学习样

收稿日期: 2003-11-12.

第一作者简介: 涂淑琴(1978.5~), 女, 硕士研究生. 主要研究方向: 人工智能, 神经网络, 模糊控制.

E-mail: tushuqin@163.com

本被送入分类神经网络模块,进一步确定故障类型,从而建立滚动轴承故障监测系统.用这种模块化神经网络建立的轴承故障检测系统具有在线对学习样本进行过滤,离线检测故障的类型.具有识别率高,速度快的优点.

1 提取滚动轴承运行状态特征向量

一般来说,通过安装在轴承座上的传感器所获得的轴承振动信号是一宽带信号,且随机性比较强,可以通过对轴承振动信号的幅域参数进行快速统计运算,然后把这些幅域参数组成反映滚动轴承运行状态的特征向量.轴承振动信号幅域处理常用指标^[2]有均方根值,峰值,峰值因子,脉冲因子,裕度因子,波形因子和峭度等参数.设采集到的振动信号表示为 $\{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为采样点数,则信号的均方根值为:

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (1)$$

设利用某一峰值计数法已从信号 $\{x_i\}$ 中找到 n 个峰值 $\{X_{pj}\}$, $j = 1, 2, \dots, n$,则 $\{x_i\}$ 的峰值指标为

$$X_{PEAK} = X_{PEAK} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_{pj} \quad (2)$$

峰值因子为

$$C = \frac{X_{PEAK}}{X_{RMS}} \quad (3)$$

裕度因子为

$$L = \frac{X_{PEAK}}{X_r} \quad (4)$$

式中

$$X_r = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sqrt{|x_i|} \right]^2$$

波形因子为

$$S = \frac{X_{RMS}}{X_{av}} \quad (5)$$

式中

$$X_{av} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_i| \right]$$

脉冲因子

$$I = \frac{X_{PEAK}}{X_{av}} \quad (6)$$

峭度

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i^4}{X_{RMS}^4} \quad (7)$$

在以上7个幅域参数指标中,均方根值和峰值是有量纲参数指标,其余是无量纲参数指标,由于有量纲参数指标依赖历史数据并且对载荷和转速等的变化比较敏感,而无量纲参数指标判断滚动轴承故障基本不受轴承型号、转速和载荷因素的影响,无须考虑相对标准值或以前的数据进行比较,另外,它们不受信号绝对水平的影响,所以即使测点同以往的位置不同,对参数的计算结果不会产生明显的影响^[2].本文选择峰值因子、脉冲因子、裕度因子、波形因子和峭度5个参数组成表征滚动轴承运行状态的输入特征向量.滚动轴承主要有4种故障:外圈损坏、内圈损坏、滚动体损坏和保持架损坏.由此本文中模块化神经网络中的分类模块由4个神经网络组成,每个神经网络区分一类故障 C_i ($i = 1, \dots, 4$),属于类 C_i ($i = 1, \dots, 4$),故障的神经网络的输出值则逼近0.9,其他神经网络的输出值为0.1.

2 模块化神经网络的结构与学习算法

2.1 结构

本文提出的模块化神经网络结构如图 1. 它是由过滤模块与 4 个分类模块组成. 过滤模块由一个三层前馈神经网络(ANN)构成, 网络的输入即幅域的特征矢量, 理想输出为单值, 以 0.9 和 0.1 分别作为无故障样本和有故障样本的学习值. 采用的算法是增加动量项的改进 BP 算法进行训练. 分类模块神经网络包括 4 个三层前馈神经网络. 每个模块的主要功能是区分故障是属于哪类, 被过滤模块区分为有故障的输入样本, 然后同时输入 4 个分类模块, 同过滤模块一样, 哪个模块的输出属于 0.9 以上, 那么输入样本就属于此类故障. 由此分类模块将 K 类故障判断变成了 K 次两类判断.

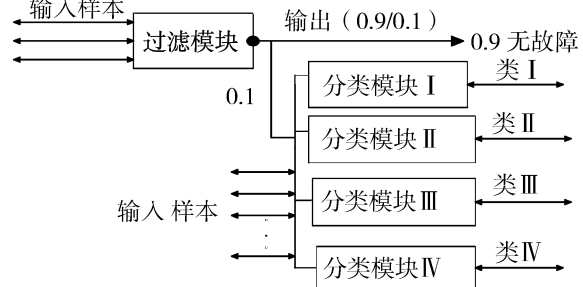


图 1 模块化神经网络的结构

过滤模块与分类模块的结构如图 2. 过滤模块/分类模块与单一 ANN 工作模式的主要区别是输出节点后面有一个逼近函数, 将输出值属于 $[0.8, 1]$ 的值逼近为 0.9, 而输出值属于 $[0, 0.2]$ 的值逼近为 0.1.

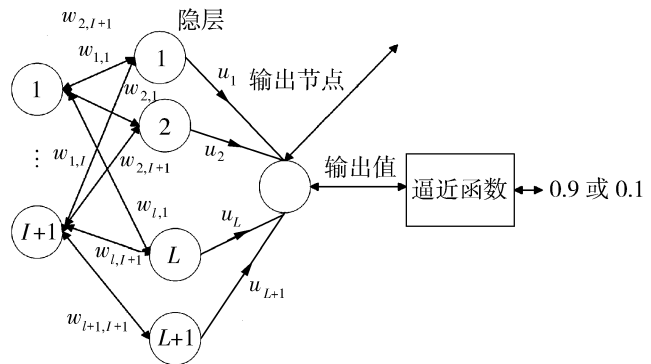


图 2 过滤模块与分类模块的结构(ANN)

2.2 模块化神经网络的学习算法

用于轴承故障识别的模块化神经网络的学习算法的步骤如下:

1) 将学习样本 (X_k, T) 输入过滤模块进行训练. 其中 $k = 5$ 为输入向量的维数. 输出为一维向量, 取值为 0 或 1, 无故障的学习样本的结果输出为 1, 否则为 0. 由于网络存在各种误差, 本文将输出属于 $[0.8, 1]$ 的输出用一个逼近函数逼近到 0.9, 将属于 $[0, 0.2]$ 输出值逼近到 0.1.

2) 将经过过滤并有故障的学习样本根据其属于那类故障或混合类故障, 相应地设置其输出值, 并输入到各个分类模块进行训练学习. 例如, 学习样本 (X_k, T) 属于第一类故障, 也就是外圈损坏, 那么就将分类模块 I 的输出值设为 1, 其他分类模块的输出设为 0 进行训练. 若学习样本 (X_k, T) 属于第一类和第三类故障, 同理, 我们就将分类模块 I 和 IV 的输出值设为 1, 其他模块的输出值为 0 进行训练.

3) 过滤模块和分类模块进行训练时都采用 Levenberg - Marquardt 算法, 它是一种改进的 BP 算法, 具有训练速度快的特点.

3 仿真实验与比较

通过对某铁路机车滚动轴承运行状态振动信号进行处理, 提取特征向量并组成学习样本 80 个进行训练, 120 个进行预测验证. 过滤模块和分类模块均采用一个三层的前馈网络, 网络结构为 $(5, 11, 1)$. 用本文提出的模块化神经网络模拟实现. 首先, 将所有学习样本通过过滤模块进行学习. 然后, 将有故障的学习样本通过分类模块并行进行学习. 学习样本中的输入都要进行归一化, 否则无法收敛, 所有的输出都是一维的. 实验结果如表 4. $Tr. T, Tr. P, Tr. M$ 分别表示为达到目标误差网络平均训练时间、平均训练步数和

表 1 滚动轴承基于模块化神经网络的实验结果

模块编号	学习样本数	Tr. T /s	Tr. P /步	Tr. M $\times 10^{-3}$	Te. M $\times 10^{-3}$
过滤模块	80	0.254 6	44	1.623 4	2.432 0
分类模块 I	60	0.145 6	48	4.168 2	6.890 0
分类模块 II	60	0.220 0	36	3.722 9	2.897 5
分类模块 III	60	0.198 7	20	6.023 4	7.045 7
分类模块 IV	60	0.200 0	42	7.514 2	8.785 2
合成结果		0.454 6	48	7.514 2	8.785 2

和

均方差. $Te.M$ 表示用已训练好的网络应用于测试样本时的均方差.

通常我们用网络的训练时间和训练步数来衡量算法的有效性,用训练好的网络的模拟值与理想输出值的均方差来体现算法的逼近精度和泛化性能.

由表1可见,本文提出的模块化神经网络对系统最后测试样本的均方差为 8.7852×10^{-3} ,用时为 0.4546,说明验证效果是非常理想的.

参考文献[6],我们用单个BP网络来训练与应用.其中学习样本中的输入采用和上面一样的5个特征向量,而相应的故障状态网络的理想的输出如表2所示,进行网络训练.

表2 轴承状态对应的网络理想输出

轴承状态	正常	外圈损坏	滚动体损坏	保持架损坏	内圈损坏
网络输出	0000	1000	0100	0010	0001

将单个BP网络算法的结果同上面的模块化神经网络的结果进行比较,比较如表3所示.

表3 滚动轴承实验比较结果

网络模型	学习样本中输出值的维数	Tr.T/s	Tr.P/步	Tr.M $\times 10^{-3}$	Te.M $\times 10^{-3}$
模块化神经网络	1	0.4546	48	7.5142	8.7852
单个BP网络	4	100	238	70.4689	100.4980

由表2可见,这种模块化神经网络比单个BP网络具有更好的检测结果,速度更快,而且时间更少.

4 总结

1) 振动法是一种实用,有效的滚动轴承运行状态监测和诊断方法.通过对轴承座或箱体振动信号的处理计算,提取的特征参数能够很好地反映滚动轴承运行状态.

2) 本文提出的模块化神经网络对于识别一类与多类轴承故障具有学习时间短,收敛快,识别故障准确率高的优点.通过过滤模块快速排除无故障的学习样本,将有故障的学习样本再放入分类模块进行学习,由于每个模块都是只有一个输出的子网,所以可降低每个子网学习的复杂度,从而使隐层节点数减小,网络结构可能更简单,更快,更容易训练.同时分类模块可以并行训练,并行应用,收敛速度与精度易达到要求.

3) 多个输出的单个BP网络中存在较多的隐层节点之间所带来的强耦合干扰,不利于学习,而单个输出的模块化神经网络则可以避免这种干扰,又由于各子网结构简单,使其泛化性能有所提高.

参考文献:

- [1] L.Srivastava,S.N.Singh,J.Sharma. A hybrid neural network module for fast voltage contingency screening and ranking[J]. Electrical Power and Energy Systems,2000,22:35~42.
- [2] 梅宏斌. 滚动轴承振动检测与诊断[M].北京:机械工业出版社,1995.
- [3] Gasser Auda,Mohamed Kamel. CMNN:Cooperative Modular Neural Networks for pattern recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 1997,(18):1391~1398.
- [4] Gasser Auda,Mohamed kamel. Modular Neural Network Classifiers: A Comparative Study[J]. Journal of intelligent and Robotic Systems,1998,(21):117~129.
- [5] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2001.
- [6] 陈向东,赵登峰,王国强,等. 基于神经网络的滚动轴承故障监测[J]. 轴承,2003,(2):23~26.
- [7] 付军,胡晓依,陈亮,等. BP神经网络方法在机车轴承故障诊断中的应用[J]. 铁道机车车辆,2002,(2):25~27.