

# 基于神经网络的滚动轴承故障快速检测方法<sup>①</sup>

谢 雅 (湖南涉外经济学院 计算机学部 湖南 长沙 410205)

**摘要:** 为了实现滚动轴承故障的快速检测,提出了一种基于神经网络和轴承振动信号时域指标的滚动轴承故障检测方法。采用振动信号的偏态、峭度、峰值和裕度作为BP神经网络的输入,用BP算法对网络进行了训练。实验结果表明,利用该方法可以有效实现滚动轴承故障的快速检测。

**关键词:** 故障诊断;神经网络;滚动轴承;快速诊断;BP算法

## Fast Detection Method of Rolling Bearing Faults Based on BP Neural Network

XIE Ya

(Computer Science and Technology Department, International Economic College of Hunan, Changsha 410205, China)

**Abstract:** A method of detection about rolling bearing faults based on BP neural network and time domain features of vibration signal is proposed to realize fast fault detection. The input vector of the BP neural network are skewness, kurtosis, crest and margin. The network is trained with BP algorithm. Experimental results show that with this method fast detection of rolling bearing faults can be realized effectively.

**Keywords:** fault detection; artificial neural network; rolling bearing; fast detection; BP algorithm

滚动轴承是机械设备中广泛应用的部件之一,其性能的好坏直接影响到与之相关的转轴以及安装在转轴上的齿轮乃至整台机器设备的性能。据统计,在使用滚动轴承的旋转机械中,由于滚动轴承损坏而引起的故障约占30%<sup>[1,2]</sup>。机器中轴承的失效极有可能导致机器停车,甚至导致机毁人亡。研究表明,大多数滚动轴承的失效是一个渐变的过程,在这个过程中,轴承通常会发出一些异常信号,如振动信号的幅值发生变化。如果能通过轴承发出的异常信号及时检测出轴承中含有故障,则可以有效减少突发停机时间和因此而导致的经济损失。由此可见,开展滚动轴承故障快速诊断技术研究具有非常重要的意义。

## 1 引言

### 1.1 文章安排

本文第2节介绍信号的时域特征。第3节给出基于神经网络的故障诊断方法。第4节给出实验数据以

及分析结果。第5节给出结论以及未来工作。

#### 1.1.1 基本介绍

到目前为止,国内外众多学者开展了大量关于滚动轴承故障诊断方法的研究。这些方法的研究重点大多着重于如何准确的诊断出轴承的哪个部件发生了故障<sup>[3-7]</sup>。为了实现故障的准确诊断,往往需要进行很多复杂的信号处理和数据计算。在实际使用中,用户更多的是关心能否快速检测出机器中的轴承是否有故障。因此开展滚动轴承故障的快速检测具有很好的现实意义。

与频谱分析和时频分析相比,振动信号时域分析的运算量明显减少,并且其计算结果直观,诊断过程可以不需要人的参与,理论上可以实现轴承故障的快速检测。仅管轴承振动信号的单个时域指标可以用于故障监测,如正常轴承振动信号的峭度通常为3,当轴承振动信号的峭度偏离3较远时通常表明轴承存在故障,但是这种故障判别方法存在一定的误判率,而

<sup>①</sup> 基金项目:湖南省2009年教育厅项目

收稿时间:2010-01-12;收到修改稿时间:2010-03-05

且当用多个指标分别进行判别时还有可能存在判别结果冲突。为此,本文提出了基于时域指标和神经网络的轴承故障诊断方法。该方法的实现过程如下:实时计算被监测轴承振动信号的多个时域特征,将多个时域特征作为神经网络的输入向量,由神经网络自动给出轴承是否存在故障的结论。

## 2 信号的时域特征

振动信号的时域指标可以分为有量纲指标和无量纲指标。前者依赖于历史数据并且对载荷和转速的变化比较敏感,后者基本上不受轴承型号、转速和载荷等因素的影响,无需考虑相对标准值或与历史数据进行比较,同时不受信号绝对水平的影响。基于上述原因,论文采用了如下 4 个无量纲时域指标作为滚动轴承故障检测的信号特征。

### 1) 偏态指标

$$P_t = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}} \quad (1)$$

### 2) 峭度指标

$$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2\right)^2} \quad (2)$$

### 3) 峰值指标

$$C_f = \frac{x_{\max}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}} \quad (3)$$

### 4) 裕度指标

$$C_{lf} = \frac{|x_{\max}|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}\right)^2} \quad (4)$$

式(1~4)中,  $\bar{x}$  为振动信号的平均值,  $x_i$  为振动信号在  $i$  时刻的幅值,  $x_{\max}$  为振动信号的最大值,  $N$  为信号数据个数。

## 3 基于神经网络的故障诊断方法

神经网络是由大量简单的神经元连接而成,具有模拟任何连续非线性函数的能力和利用样本学习的能

力。人工神经网络的模型很多,本文采用的是 BP 神经网络。BP 网络是一种单向传播的多层前向网络,它通常由输入层、隐含层和输出层三层神经元组成。

BP 神经网络的学习过程包括正向传播和反向传播。在正向传播过程中,输入信息经隐层加权处理从输入层传向输出层,比较经作用函数运算后得到的输出值与期望值,若有误差,则误差反向传播,沿原来的连接通路返回,通过逐层修改各层神经元的权系数减小误差,如此循环,直到输出结果满足要求为止。

隐层或输出层第  $i$  个单元的输出  $y_i$  表达如下:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + q_i\right) \quad (5)$$

式中  $w_{ij}$  为上一层第  $j$  个节点与该层第  $i$  个节点的连接权

$x_j$  为上一层第  $j$  个节点的输出

$q_i$  为该层第  $i$  个节点的阈值

$n$  为上一层的节点总数

$f$  为作用函数,本文中作用函数  $f$  取为 S 型函数 (Sigmoid)  $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

设学习过程中第  $p$  个样本中第  $i$  个节点的输出为  $y_{pi}$ , 期望输出值为  $d_{pi}$ , 则有偏差

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_{pi} - y_{pi})^2 \quad (6)$$

通过自学习调整权值  $w_{ij}$ , 使得偏差  $E_p < e$  ( $e$  为给定的网络精度), 来满足 BP 神经网络学习算法的误差要求。权值  $w_{ij}$  的调整采用梯度下降法

$$\Delta w_{ij} = -a \left[ \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \right] \quad (7)$$

式中:  $a$  为学习速率

通过数学变换式(7)可以写成

$$\Delta w_{ij} = a d_i x_j \quad (8)$$

如果节点为输出节点, 则

$$d_i = y_i (1 - y_i) (d_i - y_i) \quad (9)$$

式中:  $y_i$  为节点  $i$  的实际输出;  $d_i$  为节点  $i$  的标准输出

如果节点  $i$  为隐层节点, 则

$$d_i = x_i (1 - x_i) \sum_{j=1}^n d_j w_{ij} \quad (10)$$

式中,  $n$  为节点  $i$  上一层的节点总数,  $x_i$  为隐层节点  $i$  的输出。

BP 学习算法把训练样本输出与目标输出问题变为一个非线性优化问题, 采用梯度下降迭代求得节点之间的权值, 实际上是把输入、输出之间的映射关系以权值的方式表达出来。

论文取轴承振动信号的偏态、峭度、峰值和裕度做为 BP 神经网络的输入向量。所以 BP 网络模型输入层神经元的数量  $n_1 = 4$ 。由于神经网络只用来检测轴承是否有故障, 所以网络的输出数量可取为 2, 对应轴承完好或有故障两种状态。

神经网络隐含层神经元个数的取值对网络的性能影响很大, 通过仿真研究, 论文取隐含层神经元的个数  $n_2 = 2n_1 + 1$ , 即  $n_2 = 9$ , 最终 BP 神经网络的结构确定为  $N(4,9,2)$ 。

确定好神经网络的结构后, 必须选择适当的样本数据对网络进行训练。本文在选择样本数据时采用了如下两条原则: (1) 样本数据必须包含正常工况和故障工况的典型样本, 即要求训练样本集完整。(2) 训练样本的数量要足够大, 确保网络诊断的准确度要高。

论文使用的训练样本数据均来源于模拟实验测试数据, 具体数据如表 1 所示。采用表 1 中工况 1~3 的样本数据对所建立的神经网络进行训练, 网络的性能精度取为 0.001。图 1 为网络的性能精度训练过程变化曲线, 从图中可以看出只需要经过 7 步训练, 网络的性能精度就达到了设计要求。

表 1 数据样本

		$P_t$	$K_v$	$C_f$	$C_y$
正 常 工 况	1	-0.0102	3.3526	4.8532	3.1724
	2	0.0309	3.4139	5.0780	3.2424
	3	-0.0559	3.6308	5.0027	3.1173
故 障 工 况	4	0.0099	3.0778	4.4719	2.9491
	1	-0.4590	12.9109	8.5369	6.7719
	2	-0.1939	9.7349	8.0280	6.4340
	3	0.2135	10.4513	8.1462	6.5241
	4	0.3161	8.4150	7.9969	6.3549

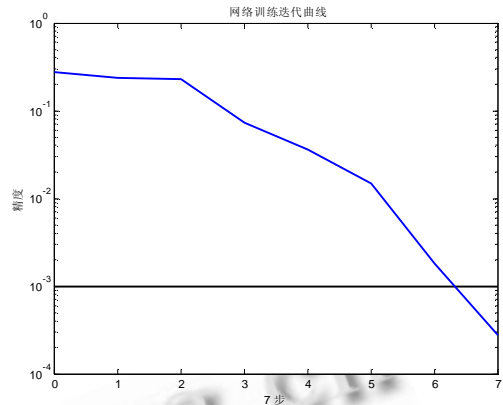


图 1 网络训练过程曲线

### 4 实验研究

为了验证所建立神经网络的故障诊断性能, 对其进行了测试。采用了表 1 中正常工况 4 和故障工况 4 各一组数据进行了测试, 测试结果如下:

$$Y = \begin{matrix} 0.9930 & 0.0631 \\ 0.0098 & 0.9362 \end{matrix}$$

在本文设计的诊断系统中, (1 0)表示轴承正常, (01)表示轴承有故障, 由此可见, 所建立的神经网络能准确判断轴承是否存在故障, 诊断效果比较理想。

### 5 结论

论文提出了一种基于神经网络和振动信号时域指标的滚动轴承故障快速诊断方法。实验结果表明, 利用该方法可以有效实现滚动轴承故障的快速检测。

#### 参考文献

- 孟涛. 齿轮与滚动轴承的振动分析与诊断[博士学位论文]. 西安:西北工业大学, 2003.
- 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断理论·方法·系统. 北京:机械工业出版社, 1995.
- 王平, 廖明夫. 基于神经网络的滚动轴承故障包络信号的自动识别方法. 航空发动机, 2004,30(2):46-50.
- 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. 轴承, 2003,(2):23-26.
- 李辉. 滚动轴承和齿轮振动信号分析与故障诊断方法[硕士学位论文]. 西安:西北工业大学, 2001.
- 李国华, 张永忠等. 机械故障诊断. 北京:化学工业出版社, 2002.
- 崔宝珍. 基于小波分析的滚动轴承故障诊断方法研究与应用[硕士学位论文]. 太原:中北大学, 2005.