

doi:10.3969/j.issn.1672-4348.2018.06.002

风力发电机齿轮箱故障诊断系统的设计与实现

张树忠^{1,2,3}

- (1.福建工程学院 机械与汽车工程学院,福建 福州 350118;
- 2. 数字福建工业制造物联网实验室,福建 福州 350118;
- 3. 福建特种设备检验研究院,福建 福州 350008)

摘要: 针对风力发电机关键部件齿轮箱故障频率高、诊断难的问题,开发了包含传统时频域分析和现代分析模块的故障诊断系统。该系统对所采集的振动信号进行了小波去噪、小波包分解并重构后得到各频段能量占比的特征向量,将该特征向量输入到 Back Propagation (BP) 神经网络模型进行振动信号与正常或各故障状态之间映射,从而智能识别运行状态。应用 Matlab 和 Labview 开发系统,输入齿轮箱的 4 种典型运行状态进行验证,结果表明,所设计的系统可较好地对风机齿轮箱的故障进行诊断。

关键词: 风力发电机齿轮箱;故障诊断;小波算法;BP 神经网络

中图分类号: TH16 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-4348(2018)06-0516-04

Design and realization of fault diagnosis system for the wind turbine's gearbox

ZHANG Shuzhong^{1,2,3}

- (1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
- 2. Digital Fujian Industrial Manufacturing IoT Lab, Fuzhou 350118, China;
- 3. Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute, Fuzhou 350008, China)

Abstract: Aiming at the issues of high failure possibility and difficult diagnosis of wind turbine gearbox, a fault diagnosis system including traditional time-frequency domain analysis and modern analysis modules was developed. After collecting the vibration signals, the system performs wavelet denoising, wavelet packet decomposition and reconstruction to obtain the eigenvectors of the energy ratio of each frequency band. The eigenvectors are fed into the Back Propagation (BP) neural network model for mapping between the vibration signals and the normal and fault states, so as to automatically detect the running states. Matlab and Labview were used to develop the system. Four typical running states of the gearbox were used as input to verify the results. Results show that the designed system can better diagnose the fault of the wind turbine gearbox.

Keywords: wind turbine gearbox; fault diagnose; wavelet algorithm; BP neutral network

随着国内风力发电的发展,风力发电机(风机)组快速增多,但风机故障诊断系统的相对落后导致了国内风机的维护成本居高不下,造成了严重的经济损失。据统计,内陆型风机组齿轮箱的维保费用占据单位电价的 10%~15%,离岸型

的比例更是达到了 20%~25%^[1-2]。因此开发风机齿轮箱故障诊断专家系统,对风机长时间保持常态运行以及及时准确的故障诊断排除和设备维护有着重要意义^[3-4]。

就目前来说,国外有种类繁多的故障监测系

收稿日期: 2018-10-17
基金项目: 福建省质量技术监督局科技项目(FJQI2014056)
作者简介: 张树忠(1980-),男,福建宁德人,高级工程师,博士,研究方向:机电液一体化及维护。

统,如丹麦 MitaTeknik 公司的 WP4086 系统、瑞典 SKF 公司的 WindCon3.0 系统等。德国 Flender 公司提出风电机组状态监测系统的认证规范,该规范定义了风机状态监测系统的研发、生产、安装等具体过程和要求^[5-6]。为降低故障诊断的难点和对维护人员的要求门槛,必须发展智能故障诊断技术。风机齿轮箱内部振动信号和故障类型存在着复杂的非线性关系,而 back propagation (BP) 神经网络可以完成这种非线性映射关系,所以确定了以小波包分解出来的特征向量为输入,用 BP 神经网络完成输出故障类型的映射以完成故障诊断,对系统提高故障类型的智能诊断正确性具有重要意义^[7-8]。

1 系统框架设计

本文主要设计和实现一种风机齿轮箱故障诊断专家系统,该系统的组成如图 1 所示。

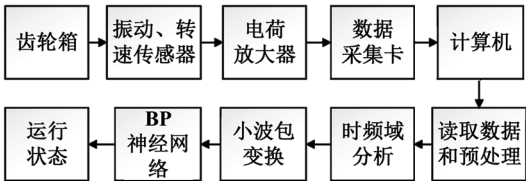


图 1 系统框图
Fig.1 Block diagram of the system

系统由硬件和软件两部分组成。硬件部分有振动传感器、转速传感器、电压转换电路与数据采集卡。其中,转速传感器采集的转速信号用于计算一倍频。软件是构成该系统的重要组成部分,采用 Matlab 和 Labview 来开发。其中软件部分的主要模块功能如下:

- 1)传统时频域分析模块。如 Hilbert 包络谱分析、功率谱分析等,可以用来初步判断风机齿轮箱的故障位置。
- 2)现代分析模块。利用小波包分解技术将信号中的高低频信息分解出来,得到不同频段的信号。将不同频段信号的尺度因子和小波系数进行重构,再求出重构后不同频段的能量值,用不同频段能量值在总能量中占的比例组成特征向量作为神经网络模型的输入。通过 BP 神经网络完成输入和输出的非线性映射,实现运行状态的智能识别。

2 实例分析

硬件部分所采集的信号通常含有噪声,所以先对信号消噪,再进行分解,组成样本,送入神经网络,训练神经网络。最后将训练好的神经网络保存,然后进行故障识别。

2.1 小波去噪和变换

2.1.1 去噪

对所采集的信号进行预处理,用 Matlab 工具箱中的 wden 消噪函数来完成一维消噪,并用信噪比对去噪效果进行评估^[9]。其步骤如下:

- 1)软硬阈值的选取。只改变软硬阈值时,选择软阈值可以使得重构信号光滑。
- 2)选择阈值函数。阈值函数主要有 4 种: Rigrsure、Heursure、Sqtwolog、Minimaxi,选择可使得信噪比变大的 Rigrsure。
- 3)最小波确定。选择 Bior1 3.7 小波作为基函数降噪的信噪比最大。
- 4)小波分解层数确定。分解指数 $J = \lceil \log_2 N \rceil$ (N 为分解层数)越大越有利于降噪,但是重构的误差也会增大。综合降噪效果和重构误差,选择 3 层小波变换。

经过以上处理得到降噪后的信号,如图 2。



图 2 小波降噪结果
Fig.2 Wavelet denoising results

2.1.2 小波包变换

小波包变换的多分辨率使得小波包变换在时域和频域的局部化能力强,非常适合风机齿轮箱这种旋转机械的故障诊断,可更好地提取出故障振动信号。

- 1)层数的选择。根据齿轮转速得出齿轮的

故障基频及其倍频,使得小波包分解出来的不同频段包含这些频率。根据分解层数检验公式 $N = \log_2(f_s/2f)$, 其中 f_s 和 f 分别为最低频率和采样频率,可得出分解层数为 3。

2) 基小波的选择。采用区分度 Q_j 来评估基小波是否合适。

$$Q_j = \frac{\bar{X}_j - \bar{Y}_j}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)^2}{n} + \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2}{n}}} \tag{1}$$

式中, n 为信号组数; $j = 1, 2, 3, \dots, 8$; $i = 1, 2, 3, \dots, n$; \bar{X}_j 和 \bar{Y}_j 分别为正常和故障时信号在第 j 频段上的能量平均值。

总的区别度 Q 为

$$Q = \sum_{j=1}^{2^N} Q_j \tag{2}$$

不同小波的区分度不同,通过数据计算选出区分度较高的小波 daubechies12 (db12) 进行小波变换。对经过去噪的振动信号进行小波包变换,得到如图 3 所示的分解结果——8 个不同频段的能量占比。

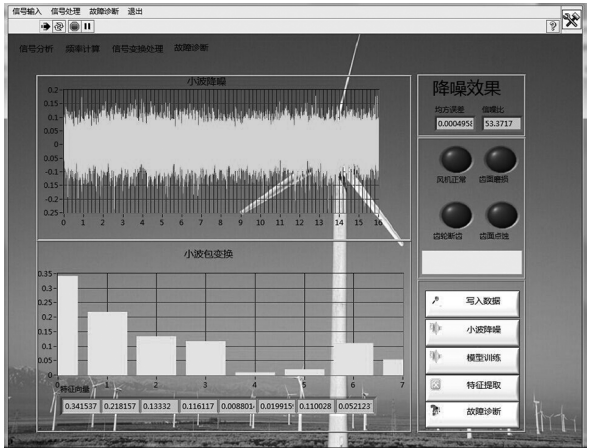


图 3 小波包变换分解结果

Fig.3 Transformation and decomposition results of wavelet packets

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种误差反向传播的多层前向网络。它的思路是将信号正向传播和误差反向传播两部分相结合。如果输出数据与预期数据之间的误差没到达设定值,误差反向传播小于预期

误差或步数达到设定好的学习步数,就会退出这个过程。其流程如图 4 所示。

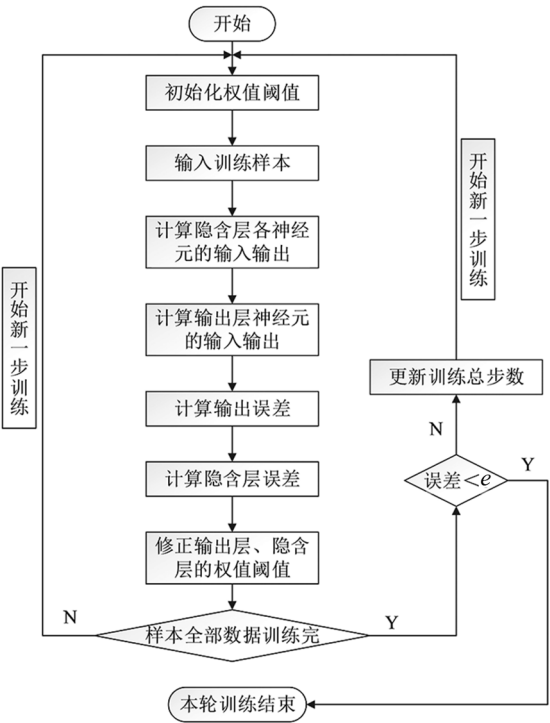


图 4 BP 神经网络流程图

Fig.4 Flow chart of BP neural network

完成 BP 神经网络模块分为 3 个流程:网络的设计构建、网络的训练和故障识别。

3 层神经网络模型的构建:根据小波包分解的频段数(8 段),将神经网络的输入层节点数设置为 8。设置输出层节点数为运行状态,针对齿轮箱的 4 种运行状态,将输出层节点设置为 4。隐含层节点数通过试凑法来完成。通过重复 16 次 Mean Square Error (MSE) 实验作为网络性能评估,得出该网络在 16 附近可以得到比较小的 MSE,所以隐含层节点数选 16。神经网络输出的数值为 $[0, 1]$, 所以选择输出层传递函数为 LOGSIG,隐含层为 TANSIG。

神经网络的训练和故障识别:采用 Trainlm 训练函数进行神经网络训练。训练中应用两种带动量的学习函数 Learngd 和 Learngdm,避免陷入局部最小值。

2.3 故障识别测试

将 4 种风机齿轮箱运行状态(正常、磨损、断齿以及点蚀)的数据,分别输入到所设计的故障诊断系统中,以验证故障诊断结果的准确性。通

过降噪、分解后得到 4 种运行状态各频段的能量占比,如表 1 所示。

表 1 正常、磨损、断齿和点蚀时各频段能量占比
Tab.1 Energy ratio of each frequency band in normal, wear, tooth breakage and pitting conditions

频段	正常	磨损	断齿	点蚀
1	0.327	0.075	0.149	0.189
2	0.179	0.091	0.138	0.166
3	0.170	0.232	0.186	0.122
4	0.104	0.086	0.098	0.114
5	0.007	0.027	0.017	0.165
6	0.014	0.106	0.093	0.073
7	0.143	0.247	0.212	0.099
8	0.056	0.136	0.107	0.072

图 5 为正常状态时,经过小波包变换提取出来 8 个特征值和它的柱状图,可知小波降噪后信噪比较好。图 6 为点蚀时的故障诊断结果。

3 结论

所设计的风机齿轮箱故障系统对采集的振动信号进行小波去噪,利用小波包变换提取其故障特征值,将获得的特征向量输入到所构建的 BP 神经网络模型中进行运行状态的智能识别,得到风机齿轮箱运行状态(正常、磨损、断齿、点蚀)的输出,实现了风机齿轮箱的智能故障诊断。

参考文献：

[1] 谢源, 焦斌. 风力发电机组状态监测系统与故障诊断方法研究现状[J]. 上海电机学院学报, 2010, 13 (6): 328-333.

[2] MOHANTY A R. Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform[J]. IEEE Trans Industrial Electronics, 2006, 53(4): 1285-1297.

[3] 曲弋. MW 级风力发电机组关键部件振动分析与故障诊断方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2012.

[4] 刘景浩. 齿轮传动故障诊断专家系统的研究与应用[D]. 重庆: 重庆大学, 2005.

[5] JOHNSON K, WINGERDEN J-W V, BALAS M J, et al. Special issue on “past, present and future modeling and control of wind turbines”[J]. Mechatronics, 2011, 21(4): 633.

[6] ZHONG X Y, ZENG L C, ZHAO C H, et al. Research of condition monitoring and fault diagnosis techniques for wind turbine gearbox[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 197: 206-210.

[7] 张彦创. 风电机组状态监测与故障诊断系统的设计与实现[D]. 吉林: 吉林大学, 2013.

[8] 张新疆. 基于 LabVIEW 的风机齿轮箱离线故障诊断系统研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.

[9] 易雄. 基于小波分析的机械故障特征提取与诊断技术研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2009.

(责任编辑: 陈雯)

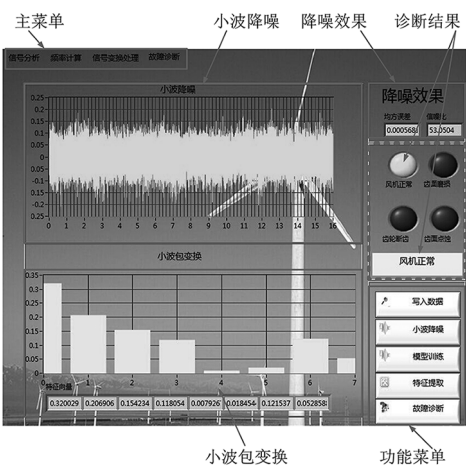


图 5 正常时各频段能量占比及诊断结果
Fig.5 Energy ratio and diagnosis results in normal frequency bands

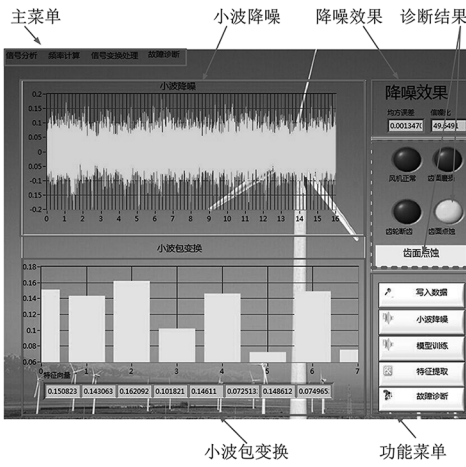


图 6 点蚀各频段能量占比及诊断结果
Fig.6 Energy ratio and diagnosis results of pitting at different frequency bands