

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2017.11.069

基于 BP 神经网络的自动倾斜器轴承故障诊断

熊天旻*, 张先辉, 李新民, 金小强

中国直升机设计研究所 直升机旋翼动力学重点实验室, 江西 景德镇 333001

摘要: 针对直升机故障诊断的需求, 开展全尺寸某型直升机自动倾斜器轴承故障诊断研究。基于电火花刻蚀技术, 进行自动倾斜器轴承植入外圈、内圈及滚珠故障试验。在小波包去噪的基础上, 提取故障信号的小波域能量和功率谱熵特征参数, 将其输入反向传播 (BP) 神经网络中, 对自动倾斜器轴承进行故障诊断。研究表明, 该方法降低了背景噪声的干扰, 平均故障诊断率达 80%, 能够实现自动倾斜器轴承故障诊断, 但滚珠故障诊断还有待进一步研究。

关键词: BP 神经网络; 小波域能量; 功率谱熵; 自动倾斜器轴承; 故障诊断

中图分类号: TP277 文献标识码: A 文章编号: 1007-5453 (2017) 11-0069-05

随着直升机在军用和民用中的作用日益增加, 其可靠性和安全性问题越来越受到重视。为提高直升机的安全性, 减少灾难性事故的发生和降低维修成本, 国内外大量学者都致力于直升机健康状态与使用监测系统的研究。

直升机自动倾斜器是实现旋翼总距和周期变距操纵的主要功能部件^[1]。它采用四点接触球轴承, 当该轴承发生故障, 会造成严重的后果。因此, 对自动倾斜器轴承故障诊断的研究能够有效提高直升机的可靠性和安全性。

自动倾斜器轴承属于滚动轴承类型。目前, 滚动轴承故障诊断^[2]主要采用振动分析、滑油分析、温度分析等方法, 其中, 振动分析由于其具有测试与处理简便、诊断效果精确可靠等优点被广泛应用。Sikorsky 公司^[3]采用能量对数倒谱和振幅解调包络分析等方法实现对自动倾斜器轴承的故障诊断。国内西安电子科技大学^[4]、大连理工大学^[5]、国防科技大学^[6]也开展了滚动轴承故障诊断研究, 但旋翼自动倾斜器轴承故障诊断相关研究较少。

本文针对某型直升机的自动倾斜器轴承进行故障诊断研究, 开展故障植入试验, 获取故障振动数据, 利用小波

包去噪对振动数据进行滤波, 并提取多个轴承振动数据特征参数作为输入参数, 在此基础上, 构建反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络, 通过大量训练, 实现了对直升机自动倾斜器轴承的故障诊断。

1 自动倾斜器轴承故障频率分析

1.1 时频域特征提取

自动倾斜器轴承运行过程中, 轴承元件表面的损伤点将会反复撞击与之相接触的其他元件表面, 进而产生周期性冲击振动, 该周期性冲击振动的频率也被称为轴承故障特征频率^[7]。

(1) 内圈故障频率 (BPFI):

$$BPFI = \frac{N_b}{2} f_s \left[1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right] \quad (1)$$

(2) 外圈故障频率 (BPFO):

$$BPFO = \frac{N_b}{2} f_s \left[1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right] \quad (2)$$

(3) 滚珠故障频率 (BSF):

$$BSF = \frac{D}{2d} f_s \left[1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \alpha \right] \quad (3)$$

收稿日期: 2017-08-06; 退修日期: 2017-09-06; 录用日期: 2017-10-11

基金项目: 航空科学基金 (2013ZD02001)

* 通信作者. Tel.: 15170303712 E-mail: 1754412750@qq.com

引用格式: XIONG Tianyang, ZHANG Xianhui, LI Xinmin, et al. Fault diagnosis method of swash-plate bearing based on BP neural networks[J]. Aeronautical Science & Technology, 2017, 28 (11): 69-73. 熊天旻, 张先辉, 李新民, 等. 基于 BP 神经网络的自动倾斜器轴承故障诊断 [J]. 航空科学技术, 2017, 28 (11): 69-73.

式中, f_s 为旋转频率; N_b 为滚珠数目; d 为滚珠直径; D 为直径; α 为接触角。若滚动轴承频谱信号中存在以上类型特征频率及其倍频成份, 就可据此有效地识别出自动倾斜器轴承的故障部位和类型。自动倾斜器轴承基本参数见表 1。

表 1 自动倾斜器轴承基本参数

Table 1 Essential parameter of swash-plate bearing

$\alpha / (^\circ)$	d/mm	D/mm	f_s/Hz	$N_b/\text{粒}$
30	9.525	374.326	3.65	95

根据式 (1) ~ 式 (3) 及表 1 所示参数, 计算得出自动倾斜器轴承故障一阶特征频率, 见表 2。

表 2 自动倾斜器轴承故障特征频率

Table 2 Fault characteristic frequency of swash-plate bearing

故障类型	BPF1/Hz	BPF2/Hz	BPF3/Hz	转速 /rpm
特征频率	177.2	169.6	71.7	219

2 自动倾斜器轴承故障频率分析

2.1 小波域能量特征提取

采用“DB10”小波基对自动倾斜器轴承振动信号进行 N 层小波分解, 然后对小波系数进行重构, 最后得到重构后的各频段能量 $E(j, i)$, 将其作为故障特征参数输入神经网络中, $E(j, i)$ 计算公式如下:

$$E(j, i) = \sum_k |x_i^j(k)|^2 \quad (4)$$

式中: k 为各频段重构信号系数; i 为分解频段数; $x_i^j(k)$ 为在尺度 j 上第 i 个频段重构信号的第 k 个系数。

归一化各频段能量 $\bar{E}(j, i)$:

$$\bar{E}(j, i) = E(j, i) / \sum_{i=0}^{2^j-1} E(j, i) \quad (5)$$

经 2 层小波分解后, 归一化后的小波能量特征矢量表示为:

$$\bar{E}(2, i) = [\bar{E}(2, 0), \bar{E}(2, 1), \bar{E}(2, 2), \bar{E}(2, 3)] \quad (6)$$

2.2 功率谱熵特征提取

功率谱熵反映的是能量谱的集中程度, 因此, 可以用于表征自动倾斜器轴承的故障特征。

对自动倾斜器轴承振动信号 $x(t)$ 做快速傅里叶变换可以得到其单边功率谱 $P(k)$, 其单边功率谱图中某点处的功率在整个单边功率谱图总能量中所占比例为 $q(k)$:

$$\left\{ q(k) = \frac{P(k)}{\sum_{j=1}^{N/2} P(j)}, k = \left(1, 2, \dots, \frac{N}{2} \right) \right\} \quad (7)$$

则故障振动信号的功率谱熵为:

$$H(x) = - \sum_{k=1}^{N/2} q(k) \log q(k) \quad (8)$$

归一化功率谱熵 $R_i(x)$:

$$R_i(x) = H(x) / \log(N/2), \quad H_{r,i} \in (0, 1), (i = 1, 2, 3, 4) \quad (9)$$

3 自动倾斜器轴承故障诊断方法

采用三层 BP 神经网络^[8]用于自动倾斜器轴承故障诊断, 选取相对敏感且可靠的故障模式分类特征作为 BP 神经网络的输入参数, 期望输出参数则为正常、外圈、内圈和滚珠故障, 如图 1 所示。BP 神经网络设计为输入层神经元 n 个、隐层神经元 $2n+1$ 个、输出层神经元 4 个。

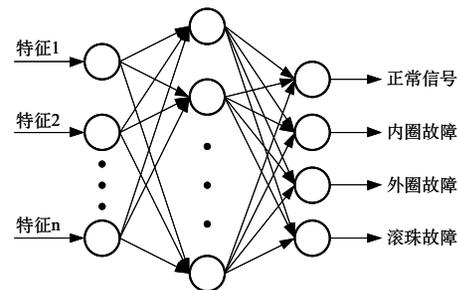


图 1 BP 神经网络的网络结构图

Fig.1 Scheme of BP neural networks

选取正切 Sigmoid 函数为隐层神经元激励函数, 其表达式为:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (10)$$

选取线性函数为输出层神经元激励函数, 其表达式为:

$$g = kx \quad (11)$$

最后, 根据特征参数样本的复杂度及规模等因素, 选取列文伯格-马奈尔特 (LM) 算法作为 BP 神经网络的学习算法, 它具有收敛速度快、误差小等优点。

4 自动倾斜器轴承故障植入试验

自动倾斜器轴承故障植入试验系统如图 2 所示。试验系统主要由轴承疲劳加载试验机、自动倾斜器轴承、三轴加速度传感器、激光脉冲传感器、PXI 数据采集器以及计算机共同组成。综合考虑传感器优化配置与测量精度等因素, 在疲劳试验机保持架 0° 和 90° 方向安装两个三轴加速度传感器, 如图 3 所示。

为了缩短试验周期, 采用电火花刻蚀技术对自动倾斜器轴承试验件植入故障, 模拟真实环境下自动倾斜器轴承的损伤状况。故障类型与故障规格见表 3。

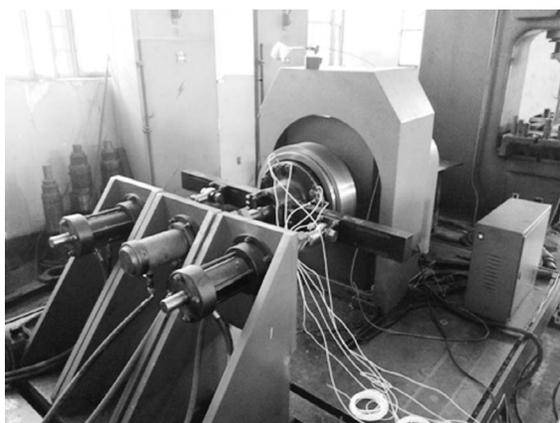


图2 直升机自动倾斜器轴承故障诊断试验系统

Fig.2 Fault diagnosis test system of helicopter swash-plate bearing

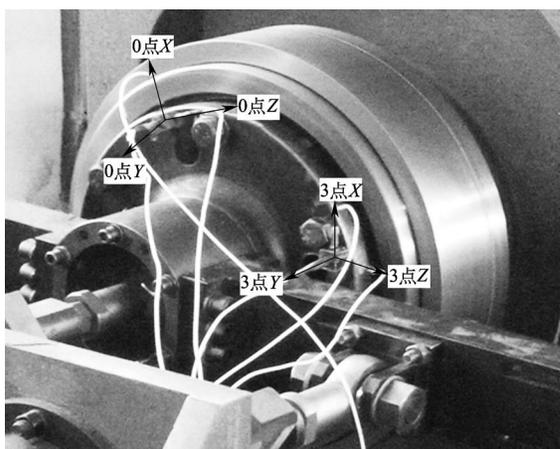


图3 振动传感器的配置

Fig.3 Configuration of vibration sensors

表3 自动倾斜器轴承故障规格

Table 3 Fault norms of swash-plate bearing

试验件	故障零件规格					
	内圈		外圈		滚珠	
	槽宽 / mm	槽深 / mm	槽宽 / mm	槽深 / mm	槽宽 / mm	槽深 / mm
1	1.5	0.4	完好件		完好件	
2	完好件		1.5	0.4	完好件	
3	完好件		完好件		1.3	0.4
4	完好件		完好件		完好件	

设计采用轴向加载方式模拟自动倾斜器轴承受载工况。在额定载荷-100%，-75%，-50%，0，50%，75%，100%的7种轴向载荷状态下，开展10组不同试验件故障规格疲劳试验。部分自动倾斜器轴承故障植入试验件，内圈故障规格：槽宽1.5mm，槽深0.4mm；外圈故障规格：槽宽1.5mm，槽深0.4mm；滚珠故障规格：槽宽1.3mm，槽深0.4mm。

5 故障诊断结果与分析

采用小波包去噪的方法进行降噪处理，目的是去除低频噪声干扰，增强信号突变信息（冲击成分）。完好轴承、轴承内圈故障、轴承外圈故障和轴承滚珠故障的自动倾斜器轴承振动信号滤波前后时域波形如图4~图7所示。

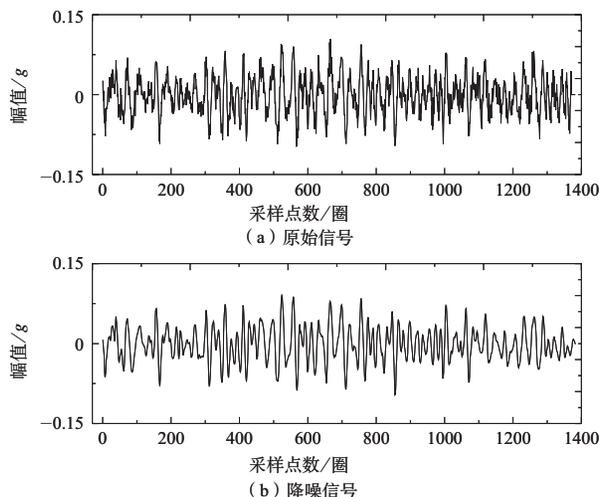


图4 完好轴承振动数据滤波

Fig.4 Vibration data of swash-plate bearing smoothing in normal state

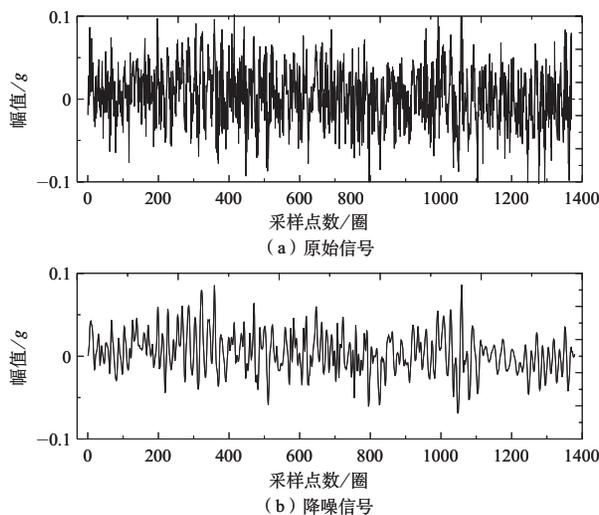
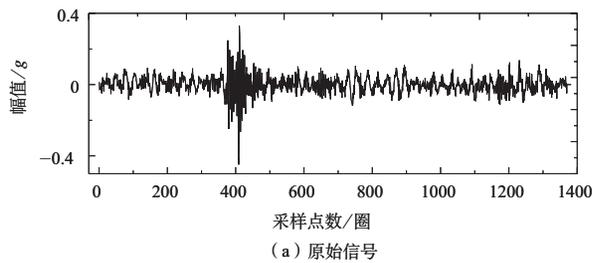


图5 轴承内圈故障振动数据滤波

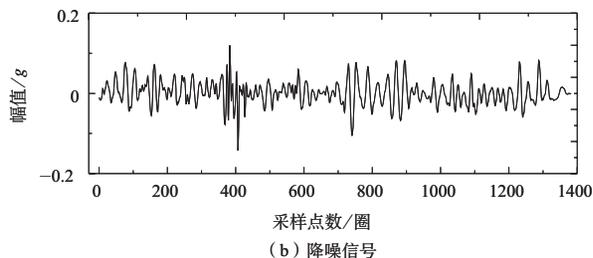
Fig.5 Vibration data of swash-plate bearing smoothing under inner race fault

根据式(6)和式(9)提取自动倾斜器轴承故障振动信号的归一化小波域能量和功率谱谱熵，将这两个参数作为BP神经网络的输入参数进行训练，最终实现对自动倾斜器轴承故障的诊断。

自动倾斜器轴承正常信号、内圈故障信号、外圈故障信号和滚珠故障信号的BP神经网络故障诊断率见表4。



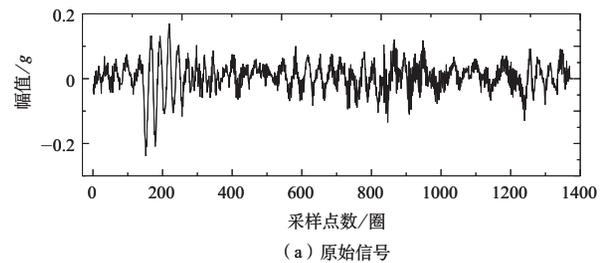
(a) 原始信号



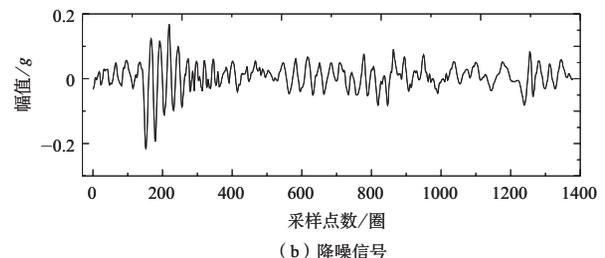
(b) 降噪信号

图6 轴承外圈故障振动数据滤波

Fig.6 Vibration data of swash-plate bearing smoothing under outer race fault



(a) 原始信号



(b) 降噪信号

图7 轴承滚珠故障振动数据滤波

Fig.7 Vibration data of swash-plate bearing smoothing under rolling ball fault

表4 0号传感器Y轴振动信号的BP神经网络故障诊断率(故障尺寸1.5mm)

Table 4 BP neural network fault diagnosis rate for vibration signals of Y axis of NO.0 sensor (fault size 1.5mm)

	空载	50% 载荷	75% 载荷	100% 载荷	正载 诊断率	-50% 载荷	-75% 载荷	-100% 载荷	负载 诊断率	平均 诊断率
正常信号诊断率	100%	100%	100%	100%	100%	100%	95%	100%	98.3%	99.3%
内圈故障诊断率	100%	100%	100%	95%	98.3%	95%	50%	100%	81.6%	91.4%
外圈故障诊断率	31%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	70%	90%	81.4%
滚珠故障诊断率	95%	70%	100%	65%	78.3%	5%	20%	25%	16.6%	54.2%

从表4中可得,在空载情况下,正常信号、内圈故障信号和滚珠故障信号诊断率均在95%以上,满足诊断需求,但外圈故障诊断率为31%;在正向加载情况下,正常信号、内圈故障信号和外圈故障信号平均诊断率均在98%以上,滚珠故障信号平均诊断率较低,均满足诊断需求;在负向加载情况下,正常信号、内圈故障信号和外圈故障信号平均诊断率均在80%以上,满足诊断需求,滚珠故障信号平均诊断率较低,不满足诊断需求。

综合以上结论分析,首先,空载时外圈故障诊断率为31%,可能是由于BP神经网络训练问题,与数据精确性无关;其次,滚珠故障特别是当负向加载时其诊断率较低,分析原因可能是在负向加载时,自动倾斜器轴承滚珠的不规律公转和自转导致振动信号中滚珠故障特征的采集具有随机性。后续将针对该问题开展进一步的研究。

6 结论

通过直升机自动倾斜器轴承故障植入诊断试验验证表明,采用故障信号的小波域能量和功率谱谱熵作为BP神经

网络的输入参数,通过有效训练后,可以实现对自动倾斜器轴承的外圈故障、内圈故障和滚珠故障进行诊断。通过研究,可以得出以下结论:

(1) 采用小波包去噪能够有效去除强烈的背景噪声干扰,基于小波域能量和功率谱谱熵的自动倾斜器轴承故障特征提取方法能够有效地提取故障特征。

(2) 分析结果验证了基于BP神经网络的自动倾斜器故障诊断方法的可行性和有效性,轴承正常、外圈故障和内圈故障信号诊断率大于80%,而轴承滚珠负向加载时存在故障诊断率偏低的情况,因此,该方法对轴承滚珠故障的诊断适用性不强,如何提高滚珠的故障诊断率还有待于进一步的研究。

AST

参考文献

[1] 张呈林,张晓谷,郭士龙,等.直升机部件设计[M].南京:航空专业教材编审组,1986.

ZHANG Chenglin, ZHANG Xiaogu, GUO Shilong, et al. Helicopter component design[M]. Nanjing: Aviation Materials

- Professional Editing Publishing Group, 1986. (in Chinese)
- [2] 金小强, 李新民, 张先辉, 等. 基于神经网络的直升机自动倾斜器轴承故障诊断方法 [J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48 (2): 230-237.
- JIN Xiaoqiang, LI Xinmin, ZHANG Xianhui, et al. Fault diagnosis method of helicopter swash-plate bearing based on neural networks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 48 (2): 230-237. (in Chinese)
- [3] Harris T A. Rolling bearing analysis essential concepts of bearing technology[M].New York: CRC Press Inc., 2007.
- [4] 陈夔蛟. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- CHEN Kuijiao. Study on ball bearing fault diagnosis based on vibration signals [D]. Xi' an: Xidian University, 2011. (in Chinese)
- [5] 马川. 滚动轴承故障特征提取与应用研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2009.
- MA Chuan. Investigation on fault extraction for rolling bearing and application [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. (in Chinese)
- [6] 屈梁生, 何正嘉. 机械故障诊断学 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1986.
- QU Liangsheng, HE Zhengjia. Mechanical fault diagnosis [M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 1986. (in Chinese)
- [7] 李洪, 曲中谦. 实用轴承手册 [M]. 沈阳: 辽宁科学技术出版社, 2001.
- LI Hong, QU Zhongqian. Bearing application manual [M]. Sheng-yang: Liaoning Science and Technology Press, 2001. (in Chinese)
- [8] 从飞云, 陈进, 董广明. 基于谱峭度和 AR 模型的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32 (4): 538-541.
- CONG Feiyun, CHEN Jin, DONG Guangming. Spectral kurtosis and AR model based method for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32 (4): 538-541. (in Chinese)
- (责任编辑 刘玲蕊)

作者简介

熊天阳 (1993—) 男, 硕士研究生。主要研究方向: 直升机健康监测技术。

Tel: 15170303712 E-mail: 1754412750@qq.com

Fault Diagnosis Method of Swash-Plate Bearing Based on BP Neural Networks

XIONG Tianyang*, ZHANG Xianhui, LI Xinmin, JIN Xiaoqiang

Science and Technology on Rotorcraft Aeromechanics Laboratory, China Helicopter Research and Development Institute, Jingdezhen 333001, China

Abstract: According to the demand of helicopter fault diagnosis, research on swash-plate bearing fault diagnosis of helicopter full size was carried out. Based on the electrical discharge etching technique, the outer race fault and inner race fault and rolling ball fault diagnosis experiments of the swash-plate bearing was tested. On the basis of wavelet packet denoising, the wavelet domain energy feature vector and the power spectrum entropy feature parameter extracted, and used it as the input of SP neural networks. Bearing faults are diagnosed by these neural networks. Research results show that the method reduces the interference of the background noise, and the average fault diagnosis rate is 80%, it can realize the diagnosis of the swash-plate bearing, however, the rolling ball fault diagnosis still needs further study.

Key Words: BP neural networks; wavelet domain energy; power spectral entropy; swash-plate bearing; fault diagnostic

Received: 2017-08-06; Revised: 2017-09-06; Accepted: 2017-10-11

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2013ZD02001)

*Corresponding author. Tel. : 15170303712 E-mail: 1754412750@qq.com