

DOI:10.16356/j.1005-2615.2016.02.013

# 基于神经网络的直升机自动倾斜器轴承故障诊断方法

金小强 李新民 陈 焕 张先辉

(中航工业直升机设计研究所,景德镇,333001)

**摘要:**为了进一步提高直升机的安全性,利用 BP 神经网络和 RBF 神经网络对直升机自动倾斜器轴承进行故障诊断。完成了直升机自动倾斜器轴承故障植入试验,获取了自动倾斜器轴承的故障振动数据,并进行了振动数据的特征信号提取。采用振动数据特征信号的多参数融合作为神经网络的输入,对自动倾斜器轴承故障进行诊断,获得了较高的故障诊断率。采用基于神经网络的故障诊断方法,自动倾斜器轴承各类故障的最高故障诊断率均大于 89%。

**关键词:**故障诊断;轴承;自动倾斜器;神经网络

**中图分类号:**TH133.3      **文献标志码:**A      **文章编号:**1005-2615(2016)02-0230-08

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

*Jin Xiaoqiang, Li Xinmin, Chen Huan, Zhang Xianhui*

(AVIC China Helicopter Research and Development Institute, Jingdezhen, 333001, China)

**Abstract:** To improve the helicopter safety better, the fault diagnosis of swash-plate bearing based on BP neural network and RBF neural network is investigated. Bearing seed fault tests are carried out, vibration data of bearing tests are obtained and its characteristic signals are collected. Some characteristic signals of vibration data are used as the inputs of neural networks to perform the fault diagnosis, and accurate fault diagnosis rates are obtained. The highest diagnosis rates of different kinds of bearing faults are high than 89%.

**Key words:** fault diagnostic; bearing; swash-plate; neural network

自动倾斜器是直升机操纵系统的重要组成部分,旋翼的总距及周期变距操纵都要通过它来实现。自动倾斜器轴承是操纵过程中的重要承力组件,一般采用四点接触球轴承。由于直升机操纵系统结构的独特性,自动倾斜器轴承在直升机上并没有备份,一旦该轴承发生故障,将产生严重的后果。因此,自动倾斜器轴承故障诊断研究对提高直升机的可靠性和安全性具有重要意义。

目前滚动轴承的故障检测主要是基于振动分析、噪声分析、温度分析、油液分析和声发射诊断等<sup>[1-2]</sup>。其中振动分析是通过安装在轴承座或箱体上的振动传感器获取轴承的振动信号,轴承的振动频率、振动幅值和振动随时间转速的变化等特征对早期潜在或已有的故障进行分析判断,具有较高的精确性。该方法具有测试与处理简单,诊断结果直观可靠等优点,在研究中被普遍采用。

**收稿日期:**2015-10-01; **修订日期:**2016-01-01

**通信作者:**金小强,男,高级工程师, E-mail: jxq18304867@avic.com。

**引用格式:**金小强,李新民,陈焕,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, Chen Huan, 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.

轴承在旋转机械中广泛应用,国内外学者对轴承故障的诊断方法也进行了大量的研究。20 世纪 80 年代,西科斯基公司开始研究尾传动系统支撑轴承的故障诊断,在 1997 年利用能量对数倒谱分析和振幅解调包络分析等方法对自动倾斜器轴承进行了研究<sup>[3-4]</sup>。2003 年,瑞典斯凯孚公司正式对外发布了一款软件 SKF InsightTM,用于监测轴承的运行状态。中国国内的江苏大学<sup>[5-6]</sup>,大连理工大学<sup>[7]</sup>,国防科技大学<sup>[8]</sup>也进行了相关的轴承故障诊断研究。

本文对某型直升机的自动倾斜器轴承故障诊断进行了研究,通过故障植入试验获取了自动倾斜器轴承的振动数据,采用小波包去噪方法对振动数据进行滤波,并提取轴承振动数据的信号特征,把多个信号特征作为神经网络的输入,采用 BP 神经网络和 RBF 神经网络分别对自动倾斜器轴承故障进行诊断,获得了较高的轴承故障诊断率。

## 1 自动倾斜器轴承的故障模式及特征频率

### 1.1 自动倾斜器轴承的故障模式

滚动轴承失效可分为两大类:一是运动失效,表现为滚动轴承无法正常运转,出现断裂、剥落;二是精度失效,表现为滚动轴承虽然还能继续运转,但已失去应有的精度,只能报废。失效的形式主要有以下几种<sup>[9]</sup>:(1)接触疲劳失效;(2)塑性变形失效;(3)磨损失效;(4)断裂失效;(5)轴承烧伤;(6)游隙变化失效;(7)腐蚀;(8)胶合。

滚动轴承是机械中的易损元件,据统计,旋转机械的故障有 30% 是由轴承引起的,且在滚动轴承损坏失效中 90% 来自内环和外环的故障。实际生产中滚动轴承的失效往往不是单一的形式,而是某几种失效形式的复合和转化。轴承发生损坏后,振动信号会发生较大变化,可通过对轴线振动信号的检测和分析,对自动倾斜器轴承进行故障诊断。

### 1.2 自动倾斜器轴承的故障特征频率

轴承工作过程中,当轴承存在损伤时,损伤点会与轴承其他部件进行撞击,形成减幅振荡,此振荡频率称为滚动轴承的故障特征频率。轴承故障可以通过故障特征频率来判断,并可以判定故障位置。这也是对滚动轴承进行故障判断的理论依据。轴承故障频率的计算公式如下<sup>[10]</sup>

内环故障频率 BPFi

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

外环故障频率 BPFo

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

滚珠故障频率 BSF

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

式中: $f_s = 3.65 \text{ Hz}$  为旋转频率; $N_b = 95$  为滚珠数; $d = 9.525 \text{ mm}$  为滚珠直径; $\alpha = 30^\circ$  为接触角; $D = 374.326 \text{ mm}$  为轴承节径。若在滚动轴承振动信号的频谱中存在上述特征频率成份或者倍频,就可以推断出滚动轴承出现了相应的故障。

## 2 自动倾斜器轴承的故障信号特征提取

在真实直升机上,自动倾斜器轴承故障引起的振动信号相对机体本身的振动信号是弱信号。因此,本文采用小波包去噪的方法,对原始数据进行滤波,然后对滤波后的数据进行特征信号提取。

### 2.1 轴承振动数据滤波

本文采用 MATLAB 中的 sym4 小波基,进行 4 层小波包分解,并对原始信号进行滤波。自动倾斜器轴承故障信号滤波前后的数据如图 1~4 所示。

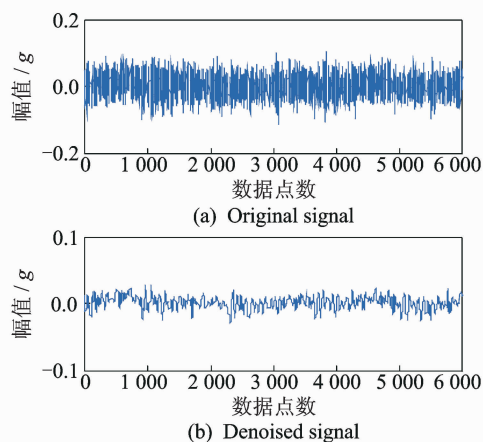


图 1 正常状态振动数据滤波

Fig. 1 Vibration data smoothing in normal state

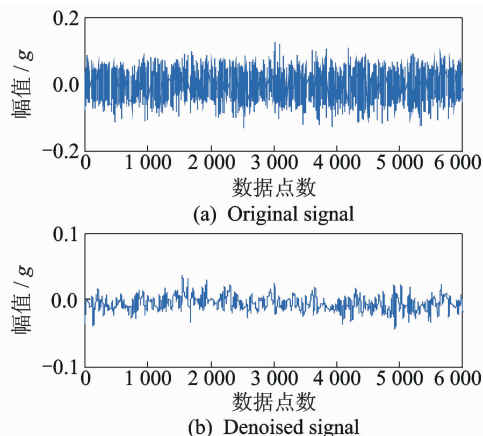


图 2 内圈故障振动数据滤波

Fig. 2 Vibration data smoothing under inner race fault

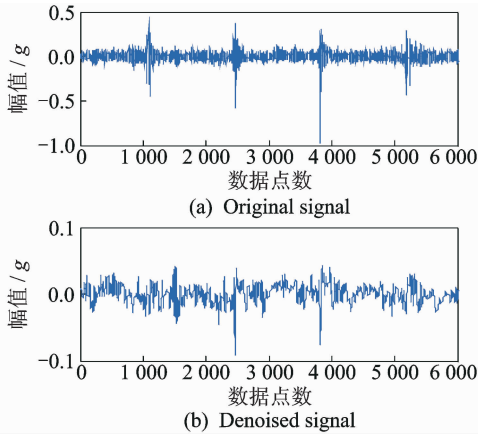


图3 外圈故障振动数据滤波

Fig. 3 Vibration data smoothing under outer ring fault

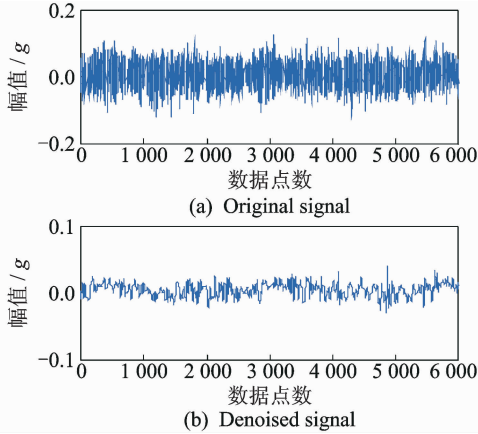


图4 滚珠故障振动数据滤波

Fig. 4 Vibration data smoothing under rolling ball fault

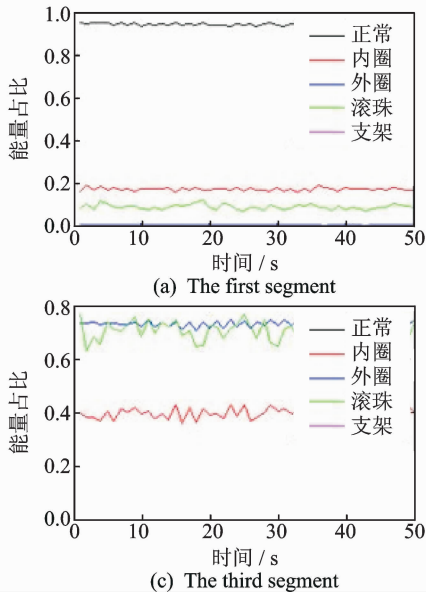


图5 轴承振动的功率谱分段能量

Fig. 5 Power spectrum segmentation energy of bearing vibration

## 2.2 基于 EMD 的二维熵谱故障特征提取

本文采用振动信号的二维熵谱故障特征作为神经网络的输入。二维熵谱用于轴承的故障特征提取,表征故障信号的频谱分布特征,能量集中程度以及能量集中位置,符合故障特征选择的原则。对振动信号  $x(i)$  进行分解

$$x(i) = \sum_{n=1}^m (IMF_n(i) + r_n(i)) \quad (4)$$

对固有模式函数  $IMF_n(i)$  ( $n=1, 2, \dots, m$ ) 个分量,一般取前 4 个做傅里叶变换可以得到对应的幅度谱  $\hat{IMF}_n(k)$  ( $k=1, 2, \dots, N$ ),令  $q_n(k) = \hat{IMF}_n(k) / \sum_{j=1}^{N/2} \hat{IMF}_n(j)$  ( $n=1, 2, 3, 4$ ),  $q(k)$  反映了单边幅值谱在整个频谱图总能量中所占的比例,则该故障振动信号的谱商定义为

$$H_n(X) = \sum_{k=1}^{N/2} q_n(k) \log q_n(k) \quad n=1, 2, 3, 4 \quad (5)$$

由式(5)可知谱熵最小为零,白噪声谱最大,为  $\log(N/2)$ 。为了使长度不同的信号的谱熵有可比性,对谱熵进行归一化处理,定义相对谱熵为

$$H_{r,i}(X) = H(X) / \log(N/2) \quad H_{r,i} \in (0, 1) \quad i=1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

对自动倾斜器轴承不同故障状态下的数据进行分析,其功率谱分段能量的占比如图 5 所示。

## 3 自动倾斜器轴承故障诊断方法

对自动倾斜器轴承故障采用 BP 神经网络和

RBF 神经网络进行故障诊断。首先,确定 BP 和 RBF 神经网络的输入特征个数和期望输出参数。由于神经网络的诊断速度和诊断精度与每种故障

特征的个数和故障特征的可靠性和敏感度有着直接的关系,因此,神经网络设计前必须按照一定的原则,选取一些对故障模式分类比较敏感和可靠的特征作为神经网络的输入特征;而期望输出参数的设计必须与故障的类型相对应。

### (1) BP 神经网络设计

本文采用 3 层 BP 神经网络用于自动倾斜器轴承故障诊断,其结构如图 6 所示。BP 神经网络<sup>[11-12]</sup>输入层的神经元数为  $n$  个特征,根据大量实验,可得隐层神经元个数为  $2n+1$ ,再根据故障类型,确定输出层的神经元个数为 4。

此 BP 神经网络的隐层神经元激励函数为正切 Sigmoid 函数,其表达式为  $f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$ ,输出层神经元的激励函数为线性函数,其表达式为  $g = kx$ 。

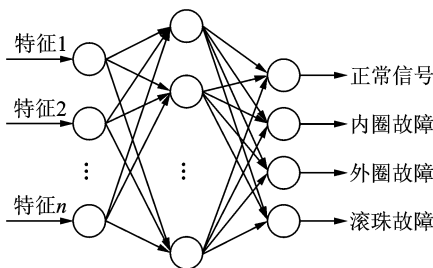


图 6 BP 神经网络结构图

Fig. 6 Network structure diagram of BP neural network

BP 神经网络的学习(即权值和阈值的调整)采用误差反向传播算法。在标准的 BP 算法中,网络的权值和阈值通常沿着网络误差变化的负梯度方向进行调整,最终使网络误差达到极小值或最小值,即在这一点上的梯度为零。

综合考虑各种快速 BP 算法的特点、样本点集的复杂度及规模等因素,选择了收敛速度快、误差小,并适合于函数拟合的 LM 算法作为残缺数据修补的 BP 神经网络学习算法。

### (2) RBF 神经网络设计

RBF 神经网络<sup>[11-12]</sup>是一种局部逼近网络,它对于输入空间的某个局部区域,只有少数几个权值影响网络的输出。对于每个输入输出数据对,只有少量权值需要调整,因此网络的学习速度大大加快,同时具有很强的非线性映射能力,从理论上说,它能以任意精度逼近连续函数及其各阶导数。

RBF 神经网络通常包括输入层、隐层和线性输出层,如图 7 所示。输入矢量从输入层不经过加权直接映射到径向基隐层空间,对基函数的参数进

行调整,为非线性变换,从隐层到输出层,对权值进行修正,为线性变换。

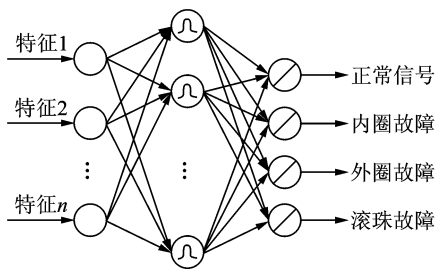


图 7 RBF 神经网络的网络结构图

Fig. 7 Network structure diagram of RBF neural network

RBF 为中心对称的标量函数。最常用的 RBF 是高斯基函数

$$\varphi(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{t}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为输入向量;  $\mathbf{t}$  为基函数中心;  $\sigma$  为方差,控制函数的径向作用范围。

在 RBF 神经网络中有 3 组可调参数:隐层径向基函数中心  $t_i$ , 方差  $\sigma$  和输出层权值  $\omega$  向量。中心  $t_i$  的选择对网络的影响最大,常用的选择策略有:随机选择固定中心、中心自组织选择、监督中心选择、正交最小选择等。中心  $t_i$  和方差  $\sigma$  选定后,由于输出层是线性单元,它的网络权值可通过求解式(7)获得,具体如下

$$\begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1M} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{N1} & \varphi_{N2} & \cdots & \varphi_{NM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中:  $\varphi_{ji} = \exp\left(-\frac{\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i^2}{2\sigma^2}\right)$ , 其中  $\mathbf{x}_j$  为第  $j$  个样本的输入向量,  $t_i$  为第  $i$  个基函数的中心;  $N$  和  $M$  分别为样本的数目和隐层神经元数目。

## 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是研究轴承故障诊断技术的重要手段。试验中所用轴承为某型号直升机的自动倾斜器装机件,轴承故障植入试验在轴承疲劳加载试验机上完成,如图 8 所示。

采用 2 个三轴加速度传感器,测点分别定在传动轴截面的 12 点钟方位(0 号传感器)和 3 点钟方位(1 号传感器),成  $90^\circ$  夹角。三轴传感器的 X 方向垂直向上,并与旋翼轴垂直; Y 方向与旋翼轴平行; Z 方向指向水平方向,并与旋翼轴垂直,如图 9 所示。



图8 自动倾斜器轴承故障植入试验

Fig.8 Seed fault test of swash-plate bearing

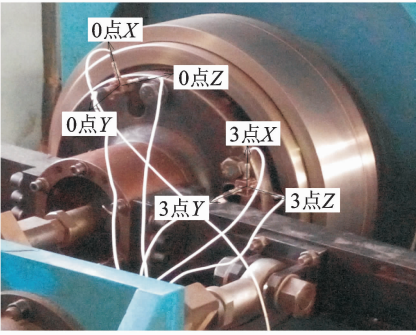


图9 振动传感器的布置

Fig.9 Installation of vibration sensors

轴承故障植入试验中所涉及的轴承故障规格如表1所示。轴承故障通过电火花刻蚀技术来实现,设计不同的刻蚀宽度来模拟轴承的损伤。

表1 自动倾斜器轴承故障件试验状态

Tab.1 Fault components of swash-plate bearing  
mm

试验件	故障零件状态					
	内圈		外圈		滚珠	
	槽宽	槽深	槽宽	槽深	槽宽	槽深
1	完好件		完好件		完好件	
2	1.0					
3	1.2	0.4	完好件		完好件	
4	1.5					
5			1.0			
6	完好件		1.2	0.4	完好件	
7			1.5			
8					1.0	
9	完好件		完好件		1.3	0.4
10					1.5	

由表1可知,试验共有10组试验件,每个试验件分别设定在额定载荷的-100%,-75%,-50%,0,50%,75%,100%的载荷下进行轴向加载,模拟自动倾斜器的受载工况。部分故障试验件如图10~12所示。



图10 内圈故障(试验件4):槽宽1.5 mm,槽深0.4 mm

Fig.10 Inner race fault (Sample 4): width 1.5 mm, depth 0.4 mm

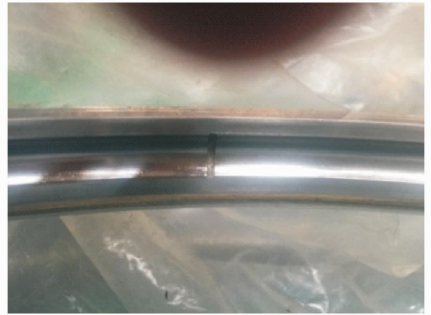


图11 外圈故障(试验件7):槽宽1.5 mm,槽深0.4 mm

Fig.11 Outer ring fault (Sample 7): width 1.5 mm, depth 0.4 mm

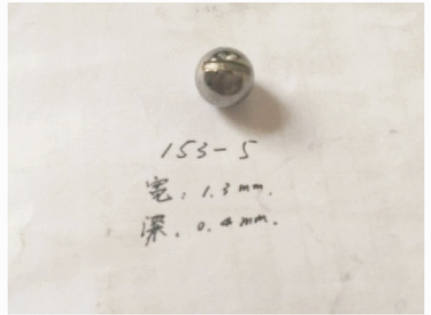


图12 滚珠故障(试验件9):槽宽1.3 mm,槽深0.4 mm

Fig.12 Ball fault (Sample 9): width 1.3 mm, depth 0.4 mm

自动倾斜器轴承故障植入试验中所采用的设备为2个三轴加速度传感器,1个光电传感器,1套8通道PXI动态采集系统。试验数据采样率为5000个/s,每组数据采集时间为6 min。

## 5 自动倾斜器轴承故障诊断结果分析

采用获取的自动倾斜器轴承振动信号的均方根值、平均幅值和功率谱分段能量作为BP神经网络

络和 RBF 神经网络的输入,通过对两种神经网络的训练,对自动倾斜器轴承故障进行诊断。由于试验数据量巨大,本文仅列出部分自动倾斜器轴承故障诊断结果。

针对轴承植入故障为宽 1.5 mm,深 0.4 mm 的试验件,经 BP 神经网络和 RBF 神经网络诊断后的故障诊断率结果如表 2~7 所示。其中,表 2,3 给出了 0 号传感器 X 向获得的数据经 BP 神经网络和 RBF 神经网络进行故障诊断的结果;表 4,5 给出了 0 号传感器 Y 向获得的数据,经 BP 神经网络和 RBF 神经网络进行故障诊断的结果;表 6,7 给出了 0 号传感器 Z 向获得的数据,经 BP 神经网络和 RBF 神经网络进行故障诊断的结果。

由表 2~7 可以看出,BP 神经网络和 RBF 神经网络对 0 号传感器 X,Y,Z 三个方向数据的诊断结果中,Y 方向数据的结果最好。这是由于振动传感器的 Y 方向与试验机转动轴平行,同时轴承故障植入试验中的模拟载荷也在轴向进行加载。这表明,传感器的安装位置和方向以及轴承的受载方向将影响自动倾斜器轴承的故障诊断效果,传感器的安装方向应与自动倾斜器受载方向一致。

表 8,9 给出了自动倾斜器植入故障为宽 1.0 mm,深 0.4 mm 试验件时,0 号传感器 Y 方向利用 BP 神经网络和 RBF 神经网络进行故障诊断

的结果。

从表 4,5,8,9 的对比可以看出,对于自动倾斜器轴承的正常信号和内圈故障,RBF 神经网络诊断率明显高于 BP 神经网络诊断率,其中正常信号平均故障诊断率高达 99%,内圈故障平均诊断率也高达 98.5%。对于自动倾斜器轴承的外圈故障,BP 神经网络诊断率明显高于 RBF 神经网络诊断率,外圈故障的平均诊断率达到 95%;对于自动倾斜器轴承滚珠故障,BP 神经网络和 RBF 神经网络的故障诊断率都偏低,最高的诊断结果出现在植入故障为宽度 1.0 mm 时,0 号传感器 Y 向数据,平均诊断率仅达到 89.3%。

由上述对比分析可得,自动倾斜器轴承的正常信号、内圈故障及外圈故障的诊断具有很高的诊断率,而滚珠故障的诊断率不高,在植入 1.0 mm 宽度故障时的滚珠故障平均诊断率最高,但也仅有 89.3%。分析认为其原因在于滚动轴承的滚珠不仅随着轴承公转,而且自转。即使滚珠有植入故障,但由于滚珠的自转,不是轴承每转一圈都能采集到滚珠的故障振动数据。同时,两种神经网络都是通过数据训练来获得对故障的诊断,由于滚珠的故障数据出现不规则且具有一定的随机性,导致滚珠故障的诊断率偏低。

表 2 0 号传感器 X 向数据 BP 神经网络故障诊断率(试验件 4)

Tab. 2 Fault diagnosis rate of X direction data of NO. 0 sensor by BP neural network(Sample 4)

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	0	25	100	10	60	90	0	40.7
内圈故障	10	100	75	100	100	100	100	83.5
外圈故障	85	100	100	100	100	100	45	90.0
滚珠故障	75	0	35	10	85	30	90	46.4

表 3 0 号传感器 X 向数据 RBF 神经网络的故障诊断率(试验件 4)

Tab. 3 Fault diagnosis rate of X direction data of NO. 0 sensor by RBF neural network(Sample 4)

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	95	100	85	95	100	100	90	95.0
内圈故障	100	100	70	10	85	100	100	80.7
外圈故障	45	0	100	100	100	50	20	59.2
滚珠故障	95	0	35	85	100	30	30	53.6

表 4 0 号传感器 Y 向数据 BP 神经网络的故障诊断率(试验件 4)

Tab. 4 Fault diagnosis rate of Y direction data of NO. 0 sensor by BP neural network(Sample 4)

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	0	100	100	100	100	100	100	85.7
内圈故障	100	100	100	100	100	100	5	86.4
外圈故障	100	100	100	100	100	100	70	95.7
滚珠故障	95	7	100	40	100	40	75	65.3

表5 0号传感器Y向数据RBF神经网络的故障诊断率(试验件4)

Tab.5 Fault diagnosis rate of Y direction data of NO.0 sensor by RBF neural network(Sample 4) %

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	95	100	100	100	100	100	100	99.3
内圈故障	100	100	95	100	100	100	95	98.5
外圈故障	90	100	75	55	100	100	100	88.6
滚珠故障	70	0	100	95	100	65	60	70.0

表6 0号传感器Z向数据BP神经网络的故障诊断率(试验件4)

Tab.6 Fault diagnosis rate of Z direction data of NO.0 sensor by BP neural network(Sample 4) %

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	100	95	100	100	40	100	100	90.7
内圈故障	100	100	40	0	100	0	100	62.8
外圈故障	75	100	100	100	100	100	90	95.0
滚珠故障	30	0	70	100	95	85	45	60.7

表7 0号传感器Z向数据RBF神经网络的故障诊断率(试验件4)

Tab.7 Fault diagnosis rate of Z direction data of NO.0 sensor by RBF neural network(Sample 4) %

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	100	100	60	60	95	100	100	87.8
内圈故障	100	100	90	70	100	60	100	88.5
外圈故障	5	0.00	0	100	100	100	20	46.4
滚珠故障	95	0.00	70	95	75	55	60	62.3

表8 0号传感器Y向数据BP神经网络的故障诊断率(试验件8)

Tab.8 Fault diagnosis rate of Y direction data of NO.0 sensor by BP neural network(Sample 8) %

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	0	100	100	100	100	100	100	85.7
内圈故障	100	100	0	100	10	0	0	44.3
外圈故障	100	90	100	100	100	100	100	98.5
滚珠故障	90	80	85	95	85	90	100	89.3

表9 0号传感器Y向数据RBF神经网络的故障诊断率(试验件8)

Tab.9 Fault diagnosis rate of Y direction data of NO.0 sensor by RBF neural network(Sample 8) %

载荷	空载	50%	75%	100%	-50%	-75%	-100%	平均诊断率
正常信号	100	100	100	100	100	100	100	100.0
内圈故障	100	100	100	100	100	90	100	98.5
外圈故障	100	100	45	5	85	45	15	56.4
滚珠故障	30	70	65	60	45	25	30	46.4

## 6 结 论

本文论述了利用神经网络对直升机自动倾斜器轴承的诊断方法。对直升机自动倾斜器轴承进行了故障植入试验,获取了自动倾斜器轴承的故障振动数据,采用振动信号的均方根值、平均幅值和功率谱分段能量等参数作为BP神经网络和RBF神经网络的输入,通过对两种神经网络的训练,对自动倾斜器轴承故障进行诊断。对试验数据和诊断结果进行分析,总结如下:

(1)振动传感器的安装位置和方向,以及轴承的受载方向将影响自动倾斜器轴承的故障诊断效果。实际装机中采用单轴振动传感器,振动传感器的安装方向应与自动倾斜器受载方向一致。

(2)对于自动倾斜器轴承的正常信号和内圈故障,RBF神经网络的诊断率明显高于BP神经网络的诊断率,其中正常信号平均故障诊断率高达99%,内圈故障平均诊断率也高达98.5%。

(3)对于自动倾斜器轴承的外圈故障和滚珠故障,BP神经网络的诊断率明显高于RBF神经网络

的诊断率,外圈故障的平均诊断率达到97%。

(4)而对于自动倾斜器轴承滚珠故障,BP神经网络和RBF神经网络的故障诊断率都偏低(对于Y向数据,BP神经网络诊断率最高为89.3%,最低为65.3%;RBF神经网络诊断率最高为70.0%,最低为46.4%)。由于滚动轴承的滚珠不仅随着轴承公转,而且自转,因此滚珠故障振动数据的出现具有一定的随机性,导致滚珠故障的诊断率偏低,需要进一步开展研究。

#### 参考文献:

- [1] Harris T A, Kotzalas M N. Rolling bearing analysis essential concepts of bearing technology [M]. New York: CRC Press Inc, 2007.
- [2] 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.
- [3] Keller J A. Swashplate bearing monitoring with US Army and US Army National Guard VMEP[C]// Fourth DTSSO International Conference on Health and Usage Monitoring. Australia: DST-Group, 2005.
- [4] Battat M, Kogan G, Kushnirsky A, et al. Detection of CH-53 swashplate bearing deformation-From a 3D dynamic model to diagnostics[C]// Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2013. New Orleans, LA:[s. n.], 2013.
- [5] 崔玉敏. 基于振动信号非线性方法的轴承诊断研究[D]. 镇江:江苏大学,2010.  
Cui Yumin. Study on bearing fault diagnosis based on nonlinear method of vibration signals [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2010.
- [6] 张涛. 经验模态分解法和SVM在滚动轴承故障诊断中的应用[D]. 镇江:江苏大学,2011.  
Zhang Tao. Application of empirical mode decomposition and SVM for rolling bearing fault diagnosis [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2011.
- [7] 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.
- [8] 查伟. 基于HHT的滚动轴承故障诊断的理论与方法研究[D]. 长沙:国防科技大学,2009.  
Zha Wei. Study on rolling bearing fault diagnosis theory and method based on HHT [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009.
- [9] 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.
- [10] 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]. Shenyang: Liaoning Science and Technology Press, 2001.
- [11] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. 神经网络设计[M]. 戴葵,译. 北京:机械工业出版社,2002.  
Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design [M]. Dai Kui, Trans. Beijing: China Machine Press, 2002.
- [12] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.  
Wang Xiaochuan, Shi Feng, Yu Lei, et al. 43 examples analysis of MATLAB neural networks [M]. Beijing: Beihang University Press, 2013.



