

文章编号:1000-8055(2012)06-1255-06

基于小波神经网络的直升机主减速器故障诊断系统

刘立生^{1,2}, 杨宇航²

(1. 南京理工大学 自动化学院, 南京 210094;

2. 中国人民解放军总参谋部陆航研究所 101121)

摘 要: 应用离散小波变换(DWT)和神经网络相结合构建直升机主减速器故障诊断系统: DWT对振动信号进行特征提取,神经网络对故障进行辨识和分类。阐述了 DWT、帕塞瓦尔定理和广义回归神经网络(GRNN)基本理论,提出了直升机主减速器的故障诊断系统流程图,最后用某型直升机飞行时主减速器上的振动数据对该系统进行验证。实验使用了 BPNN(back-propagation neural network)和 GRNN 两种神经网络,结果表明:提出的故障诊断系统能对主减速器故障进行较好的辨识和分类,这将为直升机主减速器故障诊断系统的进一步开发提供新的技术参考。

关 键 词: 故障诊断; 离散小波变换 (DWT); 广义回归神经网络 (GRNN); 帕塞瓦尔定理; 主减速器
中图分类号: V233 **文献标志码:** A

Fault diagnostics system for helicopter main gearbox using wavelet neural network

LIU Li-sheng^{1,2}, YANG Yu-hang²

(1. College of Automation,

Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Army Aviation Research Institute of General Staff,

The Chinese People's Liberation Army, Beijing 101121, China)

Abstract: A fault diagnostics system for helicopter main gearbox (MGB) was constructed using discrete wavelet transform (DWT) and neural network, and the DWT was used to extract feature vectors and neural network was used for fault distinguish and classification. Firstly, the theory of DWT, Parseval theorem and GRNN were introduced, and then, the flowchart of fault diagnostics system for helicopter MGB was proposed, finally, the system was verified by the vibration data which were collected during helicopter flying, and both generalized regression neural network (GRNN) and back-propagation neural network (BPNN) were used and compared on the experimental platform. Experimental results indicate that the proposed diagnostics system can distinguish the MGB fault better, which would provide a new technical reference for the further development of helicopter MGB fault diagnostics system.

收稿日期: 2011-08-05

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20120704.1152.201206.1255_009.html

基金项目: 重点科研项目

作者简介: 刘立生(1986—),男,江苏盐城人,硕士,主要从事故障诊断、人工智能应用和直升机可靠性。

E-mail: lshliu2448@yeah.net

Key words: fault diagnostics; discrete wavelet transform (DWT); generalized regression neural network (GRNN); Parseval theorem; main gearbox (MGB)

主减速器作为直升机的重要动力传输系统,一般为齿轮传动式,它将一台或多台发动机功率合并在一起,按需要分别传给旋翼、尾桨和各个附件,它是传动装置中最复杂、最大、最重的一个部件。主减速器作为旋转机械设备中的一种,其常见故障类型有机器运行失稳、发生异常振动和噪声、转速发生变化等。从英国的 HUMS(healthy and usage monitoring systems),到美国的 IMD-HUMS(integrated mechanical diagnostics health and usage management systems),JAHUMS(joint advanced healthy and usage monitoring systems),PHM(prognostics and health management),CBM(condition based maintenance)和 CBM+等^[1]都对主减速器的状态进行了监控,从而减少使用与保障(O&S)费用,提高了直升机的安全性和完好率。

对直升机主减速器的故障诊断技术进行研究的文章比较少,这些文章多是直接通过振动信号的波形参数(如波峰、偏斜、峭度等)对其故障进行诊断^[2-4],而在其他机械故障诊断过程中,经常会对振动信号进行进一步分析,连续小波变换(CWT)^[5]、离散小波变换(DWT)^[6-7]和小波包变换(WPT)^[8-9]是常用的变换技术。目前更普遍的方法是 小波变换与神经网络(如:BPNN(back-propagation neural network)^[10],GRNN(generalized regression neural network)^[11-12]等)相结合。

主减速器故障是损耗型故障模式,符合浴盆曲线规律,采用定时维修是合适的,但是存在两个问题:一是由于主减速器在飞行安全方面的重要性,偶发故障带来的后果严重,因此希望尽可能在主减速器运行中对其工作状态进行监控;二是合理确定定时维修时间非常困难。由于没有可靠的技术措施和技术手段对主减速器内部运行状态进行准确的判断和分析,制定定时维修时间相对比较保守,相应的延寿工作技术难度大,造成维修资源和使用寿命的浪费。本文针对这种情况,应用小波变换和神经网络相结合构建主减速器故障诊断系统。

由于小波包分解计算量较大,耗时比较长,从时效性的角度出发,本文将研究 DWT 和 GRNN 相结合的主减速器故障诊断系统。首先阐述了离散小波变换、帕塞瓦尔定理和 GRNN,接着提出

了主减速器故障诊断系统的流程图,然后以某型直升机主减速器上 8 路振动传感器采集的振动数据为例,重新采样、去噪、分解,利用帕塞瓦尔定理提取各层能量作为神经网络的输入,从而实现对主减速器的故障进行诊断。

1 基于离散小波变换的特征提取

近些年来,小波变换的理论研究和应用研究在科学技术界引起了普遍关注。小波变换是把一个信号分解为将母小波经过缩放和平移之后的一系列小波。给定基本小波函数 $\psi(t)$,信号 $f(t)$ 的连续小波变换为

$$W_{\text{ict}}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (1)$$

式中 $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$, $a > 0$ 为小波函数,其中 a 为尺度参数; b 为平移参数。小波变换可以看作是求函数 $f(t)$ 在 $\psi_{a,b}(t)$ 的各尺度平移信号上的投影。

在实际应用中需要对尺度参数 a 和平移参数 b 进行离散化处理,则离散小波变换为

$$W_{\text{idt}}(a, b) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(2^j t - n) dt \quad (2)$$

这里选取的 $a = 2^{-j}$, $b = n2^{-j}$ 。

在信号处理中,DWT 是利 Mallat 算法来完成的,它将信号分解为近似部分 cA_j 小波系数和细节部分 cD_j 小波系数,接着对近似部分进一步的分解,如此的进行迭代,其三层分解如图 1 所示,则 J 层分解可以表示为

$$x(t) = cA_J + \sum_{j \leq J} cD_j \quad (3)$$

提取 DWT 各层的能量作为特征向量,根据帕塞瓦尔定理^[9]

$$\sum_{t=0}^{N-1} |x(t)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{f=0}^{N-1} |x(f)|^2 \quad (4)$$

这里 $x(t)$ 是时域信号, $x(f)$ 是离散信号的 Fourier 变换, N 是采样周期。把式(4)带入式(3)得

$$\sum_{t=0}^{N-1} |x(t)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{f=0}^{N-1} |cA_J(f)|^2 + \sum_{j \leq J} \left[\frac{1}{N} \sum_{f=0}^{N-1} |cD_j(f)|^2 \right] \quad (5)$$

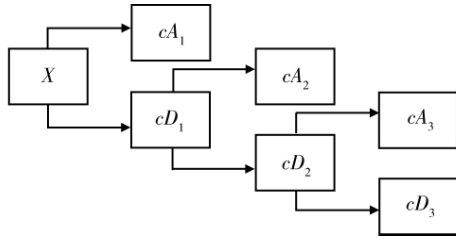


图 1 三层离散小波变换

Fig. 1 Three-level structure of DWT

2 广义回归神经网络 (GRNN)

GRNN 与多层 BPNN 的结构相似,是径向基神经网络(RBF)和线性神经元建立的,由于它不需要进行大量的权值计算,故它的学习速度比 BPNN 快.它的结构如图 2 所示,它有三层:输入层、隐含层、输出层,其中隐含层为径向基层,输出层为线性层.

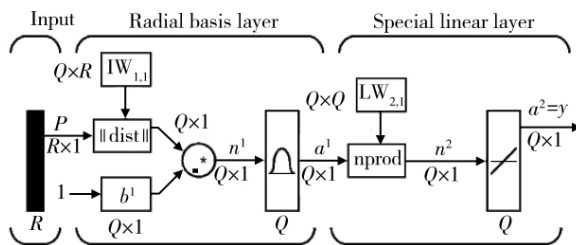


图 2 GRNN 网络结构 (来源于 Matlab 软件)

Fig. 2 Network structure of GRNN
(from Matlab software)

GRNN 直接从训练数据中获得估计函数,可以逼近输入输出向量之间的任意函数.函数输出的求解方法如下^[13]:假设采样 (x_i, y_i) 的映射函数为 $y(x)$, 概率密度函数为 $p(x, y)$, 则 $y(x)$ 的概率估计函数 $\hat{y}(x)$ 为

$$\hat{y}(x) = E[y | x] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} yp(x, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} p(x, y) dy} \quad (6)$$

其中 $p(x, y)$ 的概率估计函数为

$$p(x, y) = \frac{1}{n(2\pi)^{\frac{d+1}{2}} \sigma^{d+1}} \times \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2 + (y - y_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可得 GRNN 模型

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (8)$$

σ 是平滑参数, σ 越大, 密度函数的概率估计函数越平滑; 反之, σ 越小, 估计函数变成非高斯形状.

3 主减速器故障诊断系统流程图

基于上面介绍的理论, 用 DWT 与神经网络相结合构成直升机主减速器的故障诊断系统, 其流程图如图 3, 其具体过程为: 振动传感器采集主减速器上的振动信号, 去噪后进行离散小波变换, 利用帕塞瓦尔定理进行特征提取. 由于提取的特征向量数量级不同, 如果直接输入到神经网络中, 容易使网络产生误判, 故需用如下公式对其进行归一化.

$$x'_k = (x_k - \bar{x}) / \sigma \quad (9)$$

其中 $\bar{x} = \sum_{p=1}^P x_k / P$, $\sigma = \sqrt{\sum_{p=1}^P (x_k - \bar{x})^2 / (P - 1)}$, P 为单个传感器特征向量的个数.

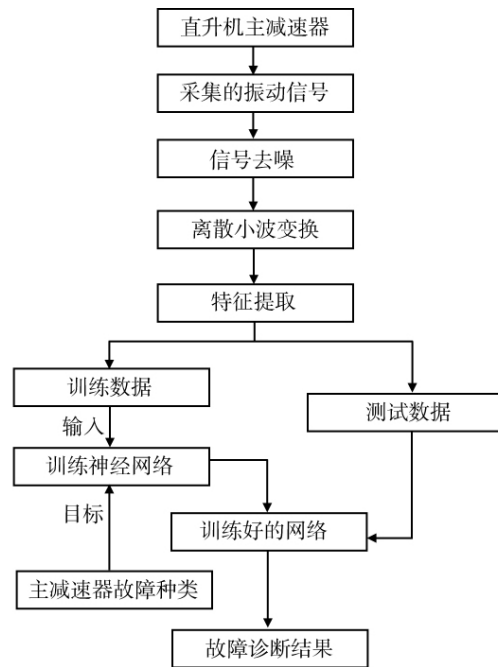


图 3 主减故障诊断系统流程图

Fig. 3 Diagnostics system flowchart of MGB

归一化后的特征向量分成训练数据和测试数据: 训练数据主要根据主减的故障种类对神经网络进行训练; 测试数据则是应用训练好的神经网络进行故障诊断, 从而实现对直升机主减速器的故障进行诊断.

4 试验验证

直升机飞行时主减速器上的振动传感器监测其工作期间各传动齿轮及轴承处的振动水平, 该

振动传感器是适用于直升飞机飞行试验的 ICP 型(内置电荷放大器)传感器,其工作温度范围宽,抗干扰能力强,设定其采样频率为 20 kHz,数据采集设备采集 8 路振动信号,具体检测部位和传感器安装位置如表 1 所示。

表 1 振动监测部位

Table 1 Location for vibration monitoring and measurement

序号	测振部位	传感器安装位置
L001	Ⅱ级行星固定齿圈处	上机匣
L002	旋翼圆柱滚子轴承处	自动倾斜器导筒处
L003	左发主动斜齿轮球轴承处	前离合器盖组件
L004	后发功率输入齿轮球轴承处	离合器盖组件
L005	尾传输出齿轮球轴承处	尾传动轴盖组件
L006	Ⅱ级行星固定齿圈处	上机匣
L007	Ⅱ级行星固定齿圈处	上机匣
L008	右发主动斜齿轮球轴承处	前离合器盖组件

采集直升机飞行过程中扭矩为 33% 时的振动数据,由于采样频率 20 kHz 太高,Matlab 软件

一次性处理不了这么多数据,利用 FAMOS 软件对采集的信号进行重新采样,其新采样的信号频率为 1000 Hz,选择后发式阈值对采集到的信号进行去噪处理。以 L001 为例,其原始信号与去噪后的信号图 4 所示。对去噪后的信号使用 db44 进行离散小波分解,分解层数为 9,各层分解系数如图 5。

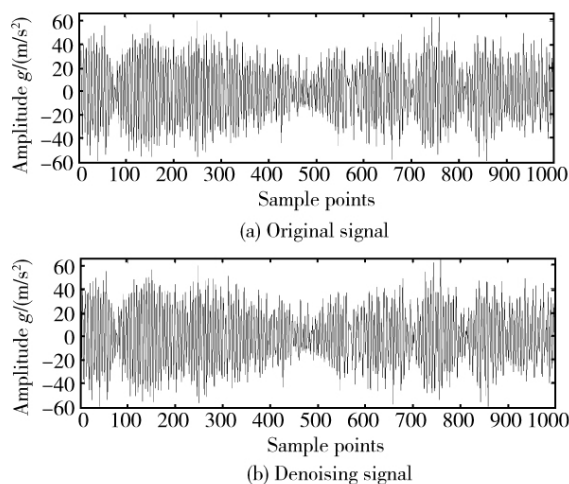


图 4 L001 原始信号和去噪后的信号

Fig. 4 Signal of L001 and its denoising signal

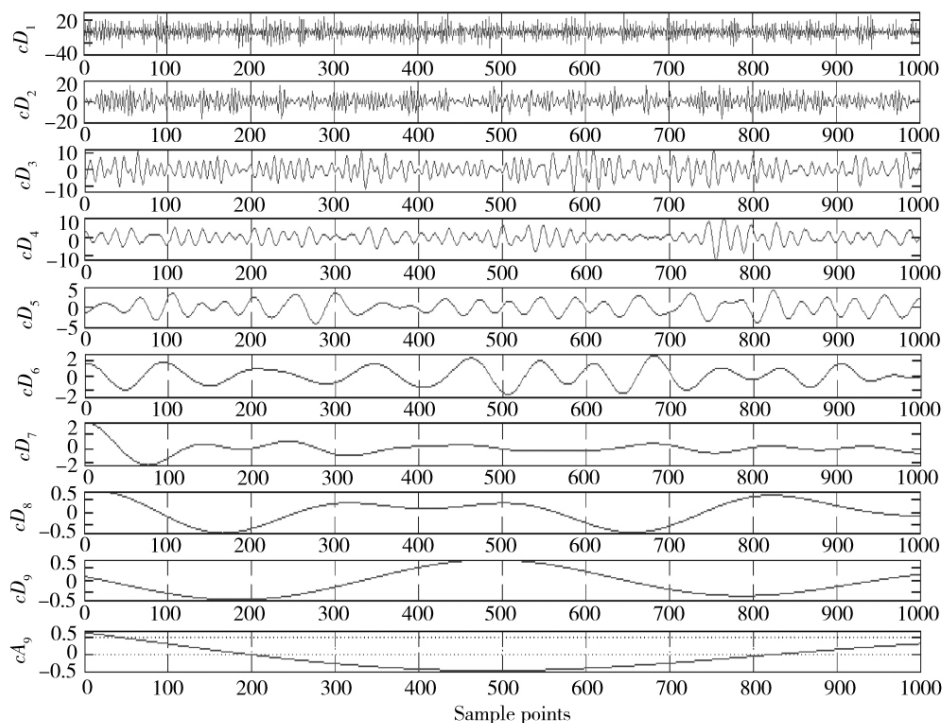


图 5 L001 离散小波变换

Fig. 5 DWT of L001

从图中可以明显地看出信号频率的变化时刻,但是很难判此时主减速器的故障情况。为此,提取各层的能量作为特征向量,通过 GRNN 对其

进行故障诊断。图 6 是各层能量归一化后特征向量的直方图,从左到右分别对应图 5 中 $cA_9, cD_1, cD_2, cD_3, cD_4, cD_5, cD_6, cD_7, cD_8, cD_9$ 的归一化

能量. 其他 7 个传感器的特征向量可以用同样的方法获得.

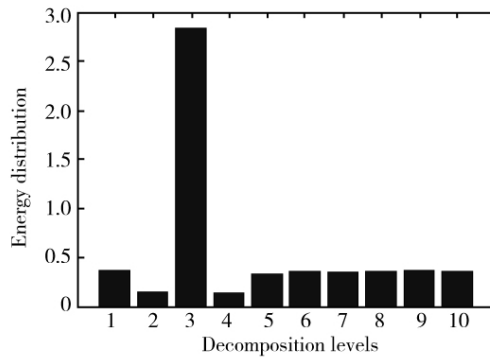


图 6 L001 离散变换各层能量

Fig. 6 Energy of each level of DWT

考虑主减速器常见的 5 种故障状态:健康、运动失稳、异常振动、噪声、转速变化,分别用(1 0 0 0);(0 1 0 0 0);(0 0 1 0 0);(0 0 0 1 0);(0 0 0 0 1)

表示. 每一种故障模式都选择 200 组特性向量,50 组用于对网络进行训练,另外的 150 组用于对网络进行测试(如表 2).

表 2 主减速器故障的训练样本和测试样本数

Table 2 Data of training and testing for MGB

样本数	健康	运动失稳	异常振动	噪声	转速变换	总样本数
训练	50	50	50	50	50	250
测试	150	150	150	150	150	750

诊断的结果用辨认率来表示

$$\text{辨认率} = \frac{\text{正确诊断数目}}{\text{总的测试样本}} \times 100\% \quad (10)$$

为了便于比较,图 3 中的神经网络分别选择 BPNN 和 GRNN,其各种情况下对应的诊断结果和所需的训练时间如表 3.

表 3 主减速器的故障诊断情况

Table 3 Fault diagnostics results of MGB

故障状态	健康	运动失稳	异常振动	噪声	转速变换	平均辨认率
辨认率/%	BPNN	97.33	100	94.00	100	97.67
	GRNN	98.67	100	96.67	100	98.80
训练时间/s	BPNN		1.656 000			
	GRNN		0.281 000			

由表 3 可以看出 5 种状态下, BPNN 和 GRNN 的辨认率都大于 94%, 其中 BPNN 的平均辨认率为 97.67%, GRNN 的平均辨认率为 98.80%, 两种神经网络的诊断结果都比较高, 但是 BPNN 所需的训练时间却比 GRNN 长很多. 综合以上所得, 可以看出两种神经网络都可以用来构建主减速器的故障诊断系统, 但是从实时性角度看, GRNN 更优于 BPNN.

5 结 论

主减速器是直升机的重要部件, 它的运转状况直接影响着直升机的安全性和可靠性. 针对它的故障特点, 提出了一种基于 DWT 和神经网络相结合的直升机主减速器故障诊断系统, 理论分析和实验验证得到如下结论:

1) 利用 DWT 对直升机主减速器的振动信号进行分解, 然后对得到的各层应用帕塞瓦尔定理能很好地进行特征提取.

2) 在直升机主减速器故障辨识和分类方面,

DWT 与神经网络相结合构建的诊断系统是科学的、可行的, 其故障平均辨识率比较高, 可以满足实际的使用要求.

3) 本文提出的利用小波神经网络构建的主减速器故障诊断系统是可行的、有效的, 它将为未来直升机 HUMS, PHM 和 CBM 系统的进一步开发提供新的技术参考. 同时, 可以为其他机械故障诊断系统的构建提供思考.

参考文献:

- [1] Samuel P D, Pines D J. A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 282(1/2): 475-508.
- [2] Blunt D M, Keller J A. Detection of a fatigue crack in a UH-60A planet gear carrier using vibration analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(8): 2095-2111.
- [3] Grabill P, Jacobs J, Johnson T, et al. Helicopter structural life modeling: flight regime and gross weight estimation [R]. ASME Paper GT2007-27894, 2007.

- [4] Wang W J. Application of wavelet to gearbox vibration signals for fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 1996, 192(5): 927-939.
- [5] Kar C, Mohanty A R. Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(1): 158-187.
- [6] Avci E. Performance comparison of wavelet families for analog modulation classification using expert discrete wavelet neural network system[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(1): 23-35.
- [7] Gaing Z L. Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(4): 1560-1568.
- [8] Wang D Y, Zhang W Z, Zhang J G. Fault bearing identification based on wavelet packet transform technique and artificial neural network[C]// Proceeding of 2010 International Conference on System Science, Engineering Design and Manufacturing Informatization. Yichang, Hubei China: IEEE Computer Society, 2010: 11-14.
- [9] WU Jianda, LIU Chihong. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4278-4286.
- [10] Saravanan N, Ramachandran K I. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN) [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4168-4181.
- [11] WU Jianda, HUANG Chengkai, CHANG Yowei. Fault diagnosis for internal combustion engines using intake manifold pressure and artificial neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 949-958.
- [12] WU Jianda, KUO Junming. An automotive generator fault diagnosis system using discrete wavelet transform and artificial neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9776-9783.
- [13] Goulermas J Y, ZENG Xiaojun, Liatsis P, et al. Generalized regression neural networks with multiple-bandwidth sharing and hybrid optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics, 2007, 37(6): 1434-1445.