

文章编号:1000-8055(2013)01-0046-08

基于小波包分析和支持向量机的 转静碰摩部位识别

于明月¹, 陈 果¹, 李成刚², 冯国全², 王德友²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016;

2. 中国航空工业集团公司 沈阳发动机设计研究所, 沈阳 110015)

摘 要: 利用航空发动机转子实验器模拟不同径向碰摩部位下的碰摩故障, 提出基于小波包分析的支持向量机转静碰摩部位识别方法. 首先将从机匣测得的加速度信号进行小波包分解, 提取其归一化能量特征, 接下来将得到的归一化能量特征输入至支持向量机中, 用以识别不同的碰摩部位. 利用航空发动机转子实验器模拟大量不同碰摩程度和不同碰摩部位的样本, 利用支持向量机进行训练和测试. 结果表明小波包能量特征与支持向量机相结合可以有效地判别转静碰摩部位, 且仅需 1 个传感器即可达到 98% 的识别率.

关 键 词: 小波包; 加速度信号; 能量特征; 支持向量机; 碰摩位置识别

中图分类号: V21; TB123

文献标志码: A

Rotor-stator rubbing positions identification of aero-engine based on wavelet packet analysis and support vector machine

YU Ming-yue¹, CHEN Guo¹, LI Cheng-gang²,

FENG Guo-quan², WANG De-you²

(1. College of Civil Aviation College,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Shenyang Engine Design and Research Institute,

Aviation Industry Corporation of China, Shenyang 110015, China)

Abstract: Rubbing faults of different radial rubbing positions by using the rotor experiment rig of aero-engine are simulated. An identification method based on wavelet packet analysis and support vector machine (SVM) was proposed. Firstly, the acceleration signals on the casing were collected. Secondly, the signals were decomposed by wavelet packet analysis, and the normalized energy features were extracted. Finally, the normalized energy characteristics were input into support vector machine to identify the different rubbing positions. By using an aero-engine rotor experiment rig, a large number of samples including different rubbing positions and different rubbing degrees were simulated, and the support vector machine was trained and tested by these samples. The results show that the new method combining the wavelet packet energy features and support vector machine can effectively identify the rotor-stator rubbing positions of aero-engine; in addition, only one sensor is required to reach the recognition rate of 98%.

收稿日期: 2012-01-16

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20130114.1726.201301.46_007.html

基金项目: 国家安全重大基础研究项目(613139); 国家自然科学基金(61179057)

作者简介: 于明月(1978—), 女, 辽宁朝阳人, 博士生, 主要从事信号处理、微弱信号检测、故障诊断研究.

Key words: wavelet packet; acceleration signals; energy feature; support vector machine (SVM); rubbing position identification

碰摩是航空发动机常见的非线性振动故障,有效地识别出碰摩部位对于发现碰摩原因和改进设计具有重要意义。目前对碰摩部位识别的研究相对较少,在对碰摩位置识别的研究中,文献[1]从定子的振动信号角度出发,分析定子的振动机制,并与角度定位信号相结合实现了转子系统碰摩的定位。文献[2]对采集的声发射信号采用自适应次梯度投影系统估计算法逼近声源位,减小了定位误差。文献[3]将声发射技术与小波包及互相关方法相结合,通过比较相关系数来确定碰摩位置。文献[4]为消除声发射信号噪声的影响,利用小波变换将声发射信号分解至不同频率段并结合自相关函数方法实现了碰摩故障的定位。文献[5]采用最小二乘法并结合模型诊断理论实现了转子系统的碰摩定位研究。文献[6]根据非线性输出频率响应函数并结合转子系统有限元模型进行碰摩定位。文献[7]根据动刚度的变化实现碰摩定位。文献[8]根据有限元模型的动力学仿真达到定位目的。文献[9]利用近场声发射波束形成法进行定位测试,将其用于转静子碰摩故障的定位。文献[10]、文献[11]分别采用遗传算法和支持向量机实现了碰摩部位识别。

小波分析由于其良好的时频局部性,得到了广泛的应用,但小波分析的高频分辨率较差,而小波包分析无论对信号的高频和低频都可以进行更精细的频率划分。碰摩故障具有较强的冲击性,能量集中在高频,因此可以利用小波包分析提取信号的故障特征。对碰摩部位的识别其实是一个分类过程,由于支持向量机(SVM)具有理论完备、推广性好等优点,在碰摩位置识别中具有很大优势;实际航空发动机通常是基于机匣振动速度或加速度信号进行振动状态的识别,目前直接基于机匣振动加速度信号进行碰摩部位识别的研究较少。鉴于此,为了使方法具有实际工程应用价值,本文提出了基于机匣振动加速度信号,并结合小波包分析和 SVM 方法进行碰摩部位识别的新技术,并利用航空发动机转子实验器进行验证。

1 小波包能量特征提取

1.1 小波包的基本原理

由于转子系统发生局部碰摩时,信号的高频特征复杂多变,故采用小波包变换以对小波变换

没有细分的高频部分进行进一步分解,使得低频频段和高频频段具有相同的时频分辨率。根据文献[12],小波包的递推公式为

$$d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_{0(2l-k)} d_l^{j,n} \quad (1)$$

$$d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_{1(2l-k)} d_l^{j,n}$$

小波包的重建公式为

$$d_l^{j,n} = \sum_k [h_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + h_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1}] = \sum_k g_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + \sum_k g_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1} \quad (2)$$

公式(1)、公式(2)中 $d_k^{j+1,2n}$, $d_k^{j+1,2n+1}$ 为原始采集信号 $x(n)$ 经 j 层小波包分解后得到的第 k 个分解序列; $h_0(n)$, $h_1(n)$, $g_0(n)$, $g_1(n)$ 为多分辨率分析低通及高通滤波器系数。

1.2 小波包能量特征提取

小波变换中,原始信号在时域的能量与信号的 2 范数的平方等价。在小波包能量谱中,可以选择各个子空间内信号的平方和作为能量的标志,为消除每次实验时能量相对值大小的影响,对能量进行归一化处理。对于子空间的小波包变换结果用序列 $d_{i,j}(k)$ ($j = 0, 1, \dots, 2^i - 1; k = 1, 2, \dots, N$) 表示,则各频段的能量定义为

$$E_{i,j} = \sum_{k=1}^N |d_{i,j}(k)|^2 \quad j = 0, 1, \dots, 2^i - 1 \quad (3)$$

其中 $d_{i,j}(k)$ 表示第 i 层第 j 个节点的能量(节点号从低频至高频依次增加,且从 0 开始), N 表示原始信号长度。所有 $E_{i,j}$ 构成能量特征向量 T

$$T = [E_{i,0}, E_{i,1}, \dots, E_{i,j}, \dots, E_{i,2^i-1}]$$

信号的总能量 E 为各能量的代数和

$$E =$$

$$E_{i,0} + E_{i,1} + \dots + E_{i,j} + \dots + E_{i,2^i-1} \quad (4)$$

各频段所占的能量百分比为 T/E , 即归一化后的能量特征向量为 E_p 。

$$E_p = \frac{T}{E} = \left[\frac{E_{i,0}}{E}, \frac{E_{i,1}}{E}, \dots, \frac{E_{i,j}}{E} \right] \quad j = 0, 1, \dots, 2^i - 1 \quad (5)$$

1.3 支持向量机^[13-15]

支持向量机(support vector machine, SVM)是通过最优超平面来构造判决函数,避免了对训练集过度拟合,实现了“结构风险最小化”,保证了

支持向量机的泛化能力. 在从线性分类器转变成非线性分类器时, 只需要以核函数替换原来的内积. 它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 能够在有限特征信息下最大限度地发掘数据中隐含的分类知识, 这对故障诊断而言具有较大意义.

交叉验证是估计学习算法错误概率(泛化能力)的常用方法. k 重交叉验证(k -fold-cross-validation)是指: 把训练集随机地划分成 k 个大小几乎相等的不相交子集; 用其中 $k-1$ 个中的样本构成训练集, 训练后在剩下的那个子集上进行测试; 这个过程进行 k 次, 使每个子集都作为测试集被使用 1 次; 最后, 把这 k 次测试的错误总数与训练样本总数的比值作为错误概率的估计. k 重交叉验证法对泛化错误的估计最好.

2 碰摩实验

本文利用沈阳发动机研究所设计研制的航空发动机转子实验器进行碰摩实验, 该实验器可以通过调节碰摩螺钉挤压碰摩环实现不同程度的碰

摩. 在涡轮机匣处设计了 4 个碰摩螺钉, 实现 4 个部位的碰摩实验. 碰摩位置分别为涡轮机匣的垂直上、垂直下、水平左、水平右 4 个方向. 针对碰摩的位置相应布置 4 个加速度传感器. 如图 1(a)~图 1(c)所示. 其中图 1(a)表示航空发动机转子实验器概貌及碰摩上、碰摩右位置, 图 1(b)表示碰摩下、碰摩左位置, 图 1(c)是面向涡轮按顺时针方向排列时所安装传感器的具体位置. 实验时采用丹麦 Brüel & Kjær 公司的 4508 型加速度传感器; 利用东大仪器厂 SE 系列电涡流位移传感器测量转子转速; 数据采集器为 National Instruments 公司的 USB9234, 采样频率为 10 kHz, 实验温度为室温. 本文数据来自 2 次独立实验(实验日期分别为 2011 年 7 月 21 日及 2011 年 7 月 27 日, 其中 2011 年 7 月 21 日实验时实验转速为 1000 r/min, 2011 年 7 月 27 日实验时实验转速为 1000 r/min 及 1700 r/min 2 种). 每次实验均有不碰摩、碰垂直上、碰垂直下、碰水平左、碰水平右几种情况, 碰摩程度为轻微和严重 2 种情况.

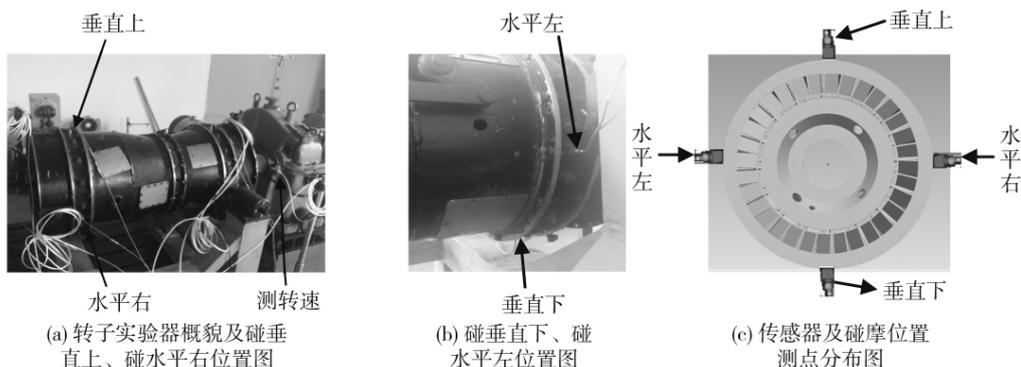


图 1 航空发动机转子实验器的测点分布图

Fig. 1 Test points distribution of aero-engine rotor experiment dig

3 基于小波包的转子信号能量特征提取及智能诊断

3.1 碰摩部位识别新方法

转子部件是否发生碰摩以及发生碰摩的位置不同时, 信号的能量在各个频段的分布不同但有一定规律性, 小波包可以对信号的全频段进行精细划分. 基于此本文对转子系统在不同运行状态(未碰摩、碰摩发生于不同部位及不同碰摩程度)的信号进行小波包分解, 提取各个频段的归一化能量特征. 然后将归一化后的能量特征利用支持向量机进行智能诊断, 其中支持向量机的核函数

采用高斯核函数, 核函数的参数优化采用目前广泛使用的 k 重交叉验证法. 具体实现过程如下:

1) 基于小波包的转子信号能量特征提取

采集转子正常状态, 碰摩位置为涡轮机匣的上、下、左、右, 碰摩程度为轻微和严重 2 种信号, 并对所有信号均进行 k 层小波包分解.

对分解后得到的 2^k 个频段的信号, 计算其能量特征 T .

对信号的能量进行归一化处理, 得到归一化能量特征向量 E .

2) 基于能量特征的支持向量机智能诊断

对得到的归一化能量特征向量 E 进行类别

标志.

将进行了类别标志的能量特征样本全部混合,随机近似分成 3 等份,一部分用作训练、一部分作为测试、最后一部分作为未知样本进行测试.

将训练样本和测试样本输入至支持向量机中,根据输入的训练样本采用 k 重交叉验证法对支持向量机中的高斯核函数的参数进行优化.

根据优化的各参数值对训练样本进行训练、对测试样本进行测试、对未知样本进行测试.

3.2 不同碰摩部位的小波包能量特征分析

对 2 次实验采集的所有信号进行 3 层小波包分解,对分解后得到的 8 个频段的能量求取其归一化能量特征,下面以 2 次实验数据为例进行说明,限于篇幅仅对涡轮机匣下方传感器采集的各个实验状态的加速度数据进行分析.实验数据取正常状态、轻微碰涡轮机匣的垂直上、垂直下、水平左、水平右的数据各 100 组.实验结果如图 2 和图 3 所示.图 2 和图 3 的横坐标均表示 5 种状态的 500 组实验数据分别分解 3 层以后的 8 个频率段,图 3 及图 4 纵坐标均表示 5 种状态的 8 个频段的归一化能量值.其中图 3、图 4 中的 \square 、 $*$ 、 \triangle 、 \circ 、 \diamond 表示碰涡轮机匣上、右、下、左及未发生碰摩的实验状态.

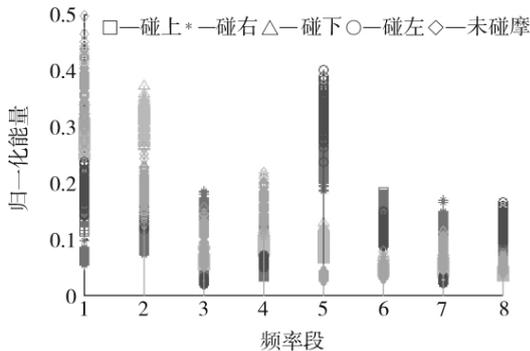


图 2 第 1 次实验小波包能量分布

Fig. 2 Wavelet packet energy features distribution of the first experiment

由图 2 及图 3 可以看出,第 1~第 8 频段对机匣是否发生了碰摩均有较好的区分效果,第 4、第 6 频段在机匣轻微碰上时 2 次实验表现出较好的一致性,第 2、第 3、第 7 频段对机匣轻微碰右具有较好的一致性,第 5 频段对机匣轻微碰下 2 次实验的相似性较好,第 5、第 6、第 8 频段对机匣轻微碰左 2 次实验的一致性较好.下面具体描述有代表性的频段 1、频段 3~频段 7,分别见图 4~图

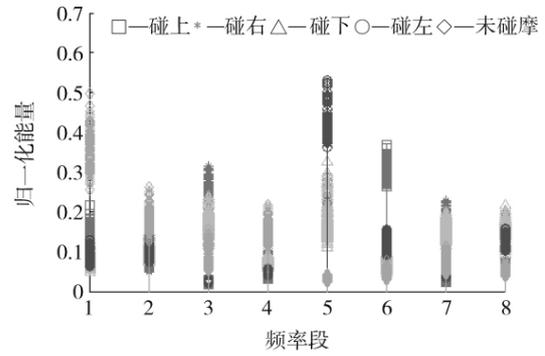


图 3 第 2 次实验小波包能量分布

Fig. 3 Wavelet packet energy features distribution of the second experiment

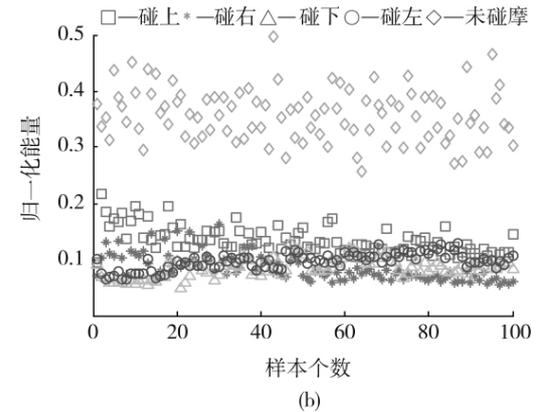
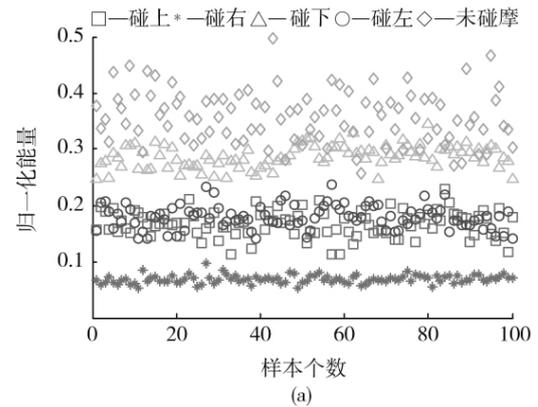


图 4 2 次实验第 1 频段小波包能量分布图

Fig. 4 Band 1 wavelet packet energy distribution of two experiments

9. 图 4~图 9 横坐标表示实验样本个数,纵坐标表示第 1,3,4,5,6,7 频段各个样本小波包归一化能量值,图 4(a)~图 9(a)表示第 1 次实验,图 4(b)~图 9(b)表示第 2 次实验.

由图 4~图 9 可以看出,在 2 次独立实验中,安装于同一位置的传感器具有以下特征:

1) 当碰摩位置不同时,某些频段能量特征的分分布差异性较大.

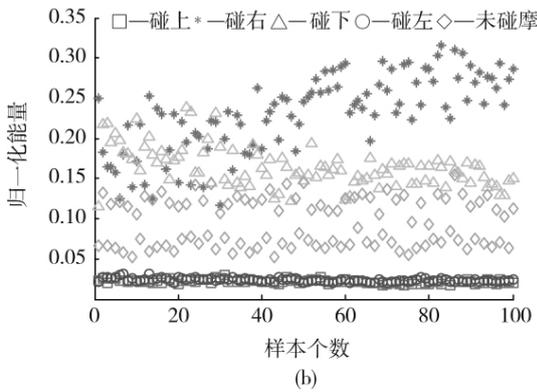
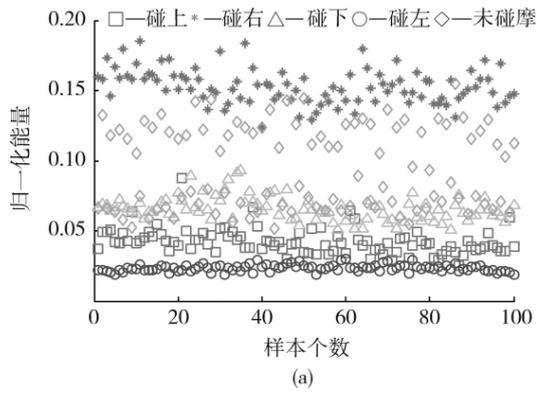


图 5 2 次实验第 3 频段小波包能量分布
Fig. 5 Band 3 wavelet packet energy distribution of two experiments

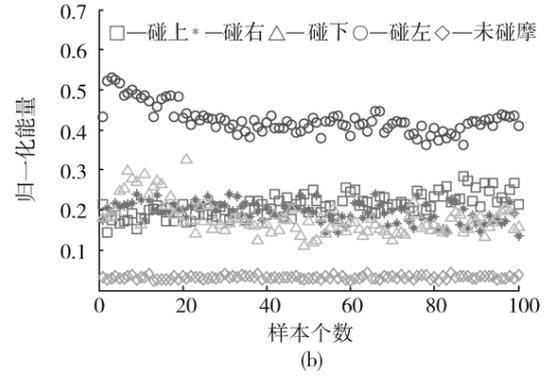
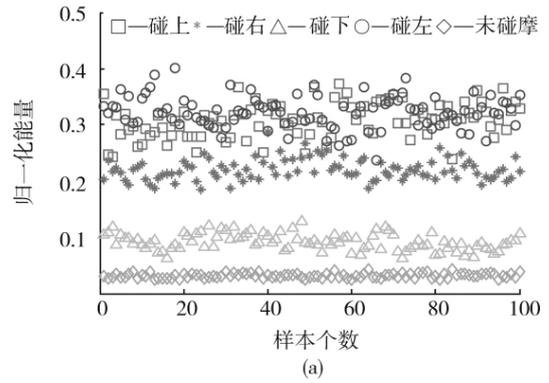


图 7 2 次实验第 5 频段小波包能量分布
Fig. 7 Band 5 wavelet packet energy distribution of two experiments

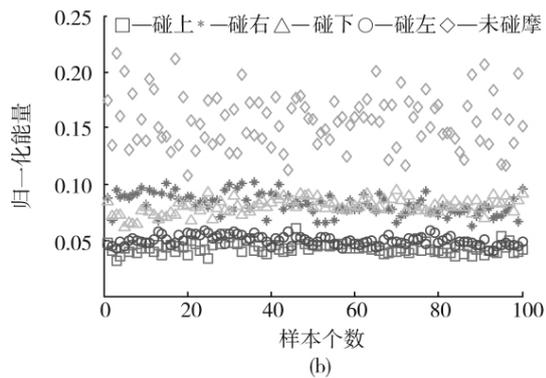
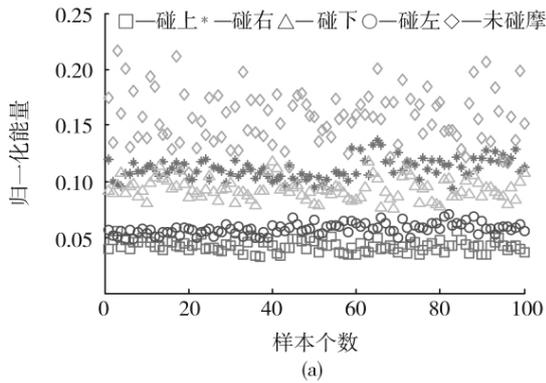


图 6 2 次实验第 4 频段小波包能量分布
Fig. 6 Band 4 wavelet packet energy distribution of two experiments

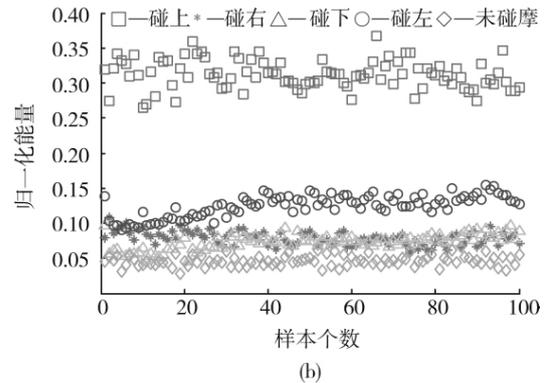
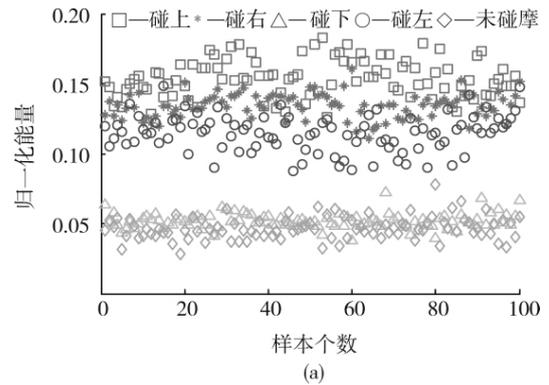


图 8 2 次实验第 6 频段小波包能量分布
Fig. 8 Band 6 wavelet packet energy distribution of two experiments

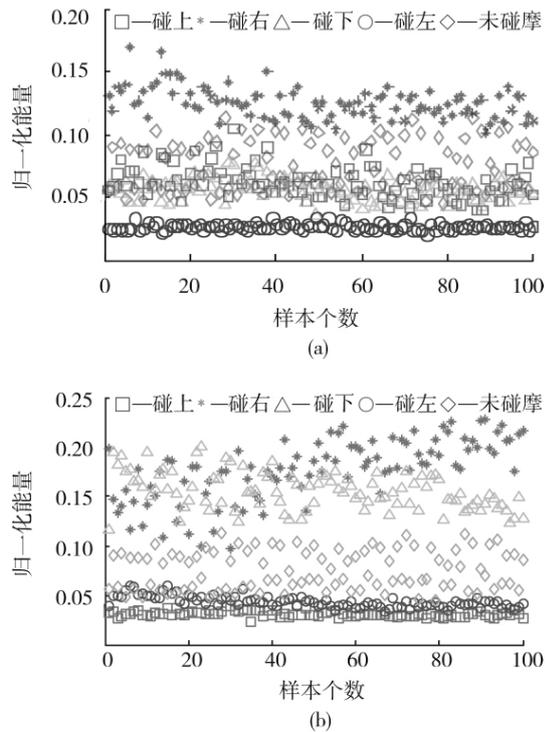


图 9 2 次实验第 7 频段小波包能量分布

Fig. 9 Band 7 wavelet packet energy distribution of two experiments

2) 当碰摩部位相同时,某些频段能量特征的分布又表现出较好的一致性.

例如图 7 中的第 5 频段可以非常理想地将转子系统是否发生碰摩识别出来,图 8 的第 6 频段可以将轻微碰上与其他实验状态相区别.这些差异性及其一致性为故障诊断提供了基础.

3.3 支持向量机的碰摩部位识别

为验证小波包能量特征可以有效识别转子系统是否发生碰摩并在碰摩时识别碰摩位置,采用支持向量机对得到的能量特征进行识别.对输入的所有样本(包括各种实验状态),取总样本的1/3为训练样本、1/3为测试样本、1/3为未知样本,采用 10 重交叉验证法优化支持向量机中的高斯核函数的参数.利用优化参数后的支持向量机对训练样本、测试样本、未知样本进行训练和测试.

本文将 2 次实验的所有数据混合进行识别,每次实验对每种碰摩部位及正常状态均取 70 组左右数据.随机选取样本,连续测试 10 次,取 10 次识别率的平均值作为平均识别率.限于篇幅,表 1 仅列出对安装于机匣垂直上方的传感器得到信号的识别结果.

根据表 1 可以看出,10 次的测试均可以达到很高的识别率.对于安装于垂直下、水平左、水平右方向的传感器得到的信号,按同样的方法处理,结果如表 2 所示.

表 1 垂直上传感器测得信号的碰摩部位识别结果

Table 1 Rubbing position identification results of signal of vertical top sensors

实验次数	训练样本数	测试样本数	未知样本数	Gamma	正则化参数 C	训练样本识别率/%	测试样本识别率/%	未知样本识别率/%
1	642	663	603	64	0.25	98.80	98.23	98.70
2	663	642	603	256	256	99.20	99.24	99.61
3	642	663	603	64	16	99.11	98.54	99.22
4	632	673	603	64	0.25	98.01	98.47	98.83
5	631	674	603	256	16	99.00	98.92	99.74
6	679	626	603	64	1	98.18	99.22	99.48
7	668	637	603	256	4	98.25	99.20	99.35
8	643	662	603	256	4	98.34	98.98	99.22
9	638	667	603	256	4	98.41	99.47	99.22
10	671	634	603	256	4	98.87	99.24	98.98
平均识别率						98.61	99.23	98.82

从表 1 和表 2 可以看出:利用安装于各个位置的传感器测试信号,均可以对碰摩部位进行

有效的识别.从而验证了本文方法的有效性,同时也说明利用小波包能量特征方法来识别碰摩

部位,在本实验条件下其对传感器的安装位置并不敏感.

表 2 4 个位置传感器碰摩位置识别的
10 次平均识别率

Table 2 Rubbing position identification rate based on
ten times on average from four sensors

传感器 位置	样本 总数	训练样本 识别率/%	测试样本 识别率/%	未知样本 识别率/%
垂直上	1908	98.61	99.23	98.82
垂直下	1886	99.30	99.24	99.23
水平左	1920	98.25	98.85	98.37
水平右	2021	98.66	98.38	98.70

4 结 论

1) 本文提出根据小波包能量特征和支持向量机进行航空发动机转静碰摩部位识别的方法,首先根据小波包可以对信号整个频率段进行精细划分的特征,将不同实验状态的所有实验数据均进行 3 层小波包分解,并提取其归一化能量特征,然后利用支持向量机对碰摩部位进行识别.

2) 为验证本文方法的有效性,本文将 2 次独立实验的 5 种不同碰摩状态(不碰、碰上、碰右、碰下、碰左)的加速度数据进行了混合,并对训练样本、测试样本及未知样本进行随机划分.实验结果表明,当机匣发生碰摩的部位不同时,能量特征表现出一定的差异性,但当碰摩部位相同时又表现出较好的一致性,这就为智能诊断、模式识别奠定了基础.

3) 本文对安装于涡轮机匣的 4 个位置的传感器采集的加速度信号,均分别提取其能量特征并进行了模式识别,都达到了非常理想的识别效果,识别率均在 98% 以上.这也验证了利用小波包能量特征来识别航空发动机转静碰摩位置,在本实验条件下对传感器的安装位置并不敏感.

4) 本文利用机匣振动加速度信号进行转静碰摩位置识别,而加速度传感器在航空发动机中广泛使用,这为本文方法的工程应用提供了有利条件.

参考文献:

[1] 孙云岭,张永祥,常汉宝.基于定子振动的转子碰摩故障诊断方法研究[J].机械工程学报,2009,22(4):391-394.
SUN Yunlin, ZHANG Yongxiang, CHANG Hanbao.

Method of rotor rub-impact faults diagnosis based on stator vibration signal[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 22(4): 391-394. (in Chinese)

[2] 邓艾东,包永强,赵力.基于能量衰减模型的转子碰摩声发射源次梯度投影定位方法[J].机械工程学报,2010,46(9):66-72.
DENG Aidong, BAO Yongqiang, ZHAO Li. Positioning of acoustic emission source by using sub-gradient projection based on energy attenuation model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(9): 66-72. (in Chinese)

[3] 褚福磊,王庆禹,卢文秀.用声发射技术与小波包分解确定转子系统的碰摩位置[J].机械工程学报,2002,38(3):139-143.
CHU Fulei, WANG Qingyu, LU Wenxiu. Detective of the rub location in a rotor system with AE sensors and wavelet analysis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(3): 139-143. (in Chinese)

[4] Wang Q, Chu F. Experimental determination of the rubbing location by means of acoustic emission and wavelet transform[J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248(1): 91-103.

[5] Bachschmid N, Pennacchi P, Vania A. Identification of multiple faults in rotor systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 254(2): 327-366.

[6] Han Q K, Yu T, Li H, et al. Hybrid model based identification of local rubbing fault in rotor systems[J]. Key Engineering Materials, 2005, 293/294: 355-364.

[7] Chu F, Lu W. Determination of the rubbing location in a multi-disk rotor system by means of dynamic stiffness identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248(2): 235-246.

[8] Kicinski J. Rotor dynamics[M]. Gdansk: Institute of Fluid-Flow Machinery, 2005.

[9] 何田,刘耀光,陈亚农,等.基于声发射波束形成法的转静子碰摩故障定位[J].航空动力学报,2011,26(10):2207-2213.
HE Tian, LIU Yaoguang, CHEN Yanong, et al. Method for locating rub fault of rotor-stator based on acoustic emission beamforming[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(10): 2207-2213. (in Chinese)

[10] 卢文秀,褚福磊,郭丹.基于遗传算法的碰摩位置辨识[J].清华大学学报:自然科学版,2005,45(2):208-211.
LU Wenxiu, CHU Fulei, GUO Dan. Rubbing location identification based on genetic algorithms[J]. J Tsinghua University: Sci & Tech, 2005, 45(2): 208-211. (in Chinese)

[11] 袁胜发,褚福磊.球结构支持向量机在转轴碰摩位置识别中的应用[J].振动与冲击,2009,28(8):70-77.
YUAN Shengfa, CHU Fulei. The application on shaft rubbing positions identification based on sphere support vector machine[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(8): 70-77. (in Chinese)

[12] 马建仓,叶佳佳.基于小波包分析的航空发动机故障诊断

- [J]. 计算机仿真, 2010, 27(2): 48-51.
MA Jiancang, YE Jiagia. Aero-engine faults diagnosis based on wavelet packet analysis [J]. Computer Simulation, 2010, 27(2): 48-51. (in Chinese)
- [13] 王国胜. 支持向量机的理论与算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2007.
WANG Guosheng. Research on theory algorithm for support vector machine classifier[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications. (in Chinese)
- [14] 苗学问, 田喜明, 洪杰. 基于支持向量机的滚动轴承状态寿命模型[J]. 航空动力学报, 2008, 23(12): 2190-2195.
MIAO Xuewen, TIAN Ximing, HONG Jie. Grade-life model of rolling bearing based on support vector machine [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(12): 2190-2195. (in Chinese)
- [15] 尉询楷, 陆波, 汪诚, 等. 支持向量机在航空发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2004, 19(6): 844-848.
WEI Xunkai, LU Bo, WANG Cheng, et al. Application of support vector machines to aero-engine fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(6): 844-848. (in Chinese)