文章编号：1006-1355(2018)06-0146-04+177

基于小波包和双谱的发动机异响模式识别

杨兴国

（重庆工商职业学院 智能制造与汽车学院，重庆 401520）

摘 要：摩托车发动机异响识别通常采用人工听诊法，受环境因素和经验参差不齐的影响准确率较低，需要寻找一种科学、有效的模式识别法来提高异响类型识别的准确度。利用麦克风采集发动机近场声音信号，首先利用小波空域相关滤波法去除背景噪声；然后分别采用小波包变换和双谱估计提取发动机声信号特征向量，作为发动机异响模式识别支持向量机的输入向量；选取RBF核函数及参数建立分类模型并训练；最后用测试样本检验分类模型的准确率。通过分析发现，采用所提出的发动机异响特征提取方法进行模式识别，训练准确率为98 %，测试准确率达到90 %。

关键词：振动与波；异响；滤波；小波包；双谱；向量机

中图分类号：TB535 **文献标志码**：A **DOI编码**：10.3969/j.issn.1006-1355.2018.06.028

Pattern Recognition of Engine Abnormal Sound based on Wavelet Packet and Bispectrum

YANG Xingguo

(Intelligent Manufacturing and Automotive College, Chongqing Technology and Business Institute, Chongqing 401520, China)

Abstract : Artificial auscultation is usually adopted to recognize the abnormal sound of motorcycle engines. However, this method is impacted by the environmental factors and engineer's experience and has low accuracy. This paper aims to find a scientific and effective pattern recognition method to improve the accuracy of the abnormal noise recognition. First of all, a microphone is used to collect the acoustic signal of the near-field of the engine, and the wavelet spatial correlation filtering method is used to remove the background noise. Then, the characteristic vector of the engine's acoustic signal is extracted based on the wavelet packet and bispectrum, and the characteristic vector is input into the support vector machine to recognize the abnormal noise pattern. Finally, the RBF kernel function and parameter are selected to establish and train the classification model. Test samples are used to exam the accuracy of the classification model. Through the analysis, it is found that the proposed method of engine abnormal noise extraction can reach 98 % accuracy for training and 90 % accuracy for testing.

Keywords : vibration and wave; abnormal sound; wave filtering; wavelet packet; bispectrum; vector machine

近年来，汽车、摩托车的NVH性能受到消费者广泛关注，而发动机异响是消费者在购车、用车过程中尤为看中的NVH指标之一。目前，汽车、摩托车企业在发动机下线之前常采用人工听诊法[1-2]进行异响检测，以防止异响发动机流入市场。这种方法受到背景噪声、操作者经验水平等影响，主观性较强，准确率较低。

从现场采集的发动机声信号含有背景噪声，因此，在分析前必须进行滤波处理。小波滤波具有突出信号、削弱噪声的特性，在信号处理中有着举足轻重的地位。目前，主要有3种小波滤波方法：Xu利用信号作小波变换的系数在各尺度上的相关性提出了空域相关滤波；Mallat根据信号和噪声的奇异性差异提出模极大值法；Donoho利用小波变换幅值较大的系数是由重点信号引起的关键思想提出了小波阈值滤波。本文采用小波空域相关滤波法，它的滤波性能稳定，滤波效果好，适用于低信噪比信号去噪。

发动机出现故障或异响，其声音信号相对于正常机信号表现出不同的特征。因此，可以提取发动机声信号特征，以信号特征来识别发动机异响类型，从而为后续制定解决措施奠定基础。例如，孙健等人把信号的小波包能量谱作为特征进行电路故障分析[3]；贾继德等人利用阶比双谱估计法提取信号的双谱能量分析内燃机因主轴承间隙不同引起的噪声[4]。本文采用小波包变换和双谱估计相结合的方法提取发动机异响信号特征，作为发动机异响模式识别向

收稿日期：2018-01-24

作者简介：杨兴国（1986-）男，重庆市人，硕士，助教，主要研究方向为车辆噪声与振动控制。

E-mail: 790146442@qq.com

量机的输入向量。

目前，支持向量机已成为继人工神经网络之后机器学习领域中的研究重点，在概率密度估计、降维、模式识别、函数逼近等方面得到大量应用。贾东旭提出基于支持向量机对不同人的说话声音进行模式识别[5]。刘斌将支持向量机应用到石油开采中录井数据的分析和抽油机故障的诊断中[6]。选择合适的核函数及参数，利用输入向量对向量机进行建模并训练，可以有效识别发动机异响类型。

MATLAB具有强大运算能力和图形处理能力，本文所涉及的信号滤波、特征提取和模式识别均在MATLAB环境下完成。

1　小波空域相关滤波

小波空域相关滤波是利用信号和噪声进行小波变换后的小波系数呈现出截然不同的相关性这一特点提出来的。信号的小波系数在各尺度间表现出明显的相关性，尤其在信号突变处或边缘附近相关性更强，其幅值也随着分解尺度增加而变大；然而，噪声的小波系数没有这种特质，它的能量大多集中在小尺度上，幅值也不随分解尺度增加而改变。利用这一性质，将含噪信号进行小波变换得到各尺度上的细节系数，对相同位置相邻尺度的细节系数作相关运算得到相关系数，通过比较相关系数和小波系数的大小来判断小波系数是由信号还是噪声引起。若由信号引起，相关系数将会增大；若由噪声引起，则反之。通过比较相关系数和小波系数，削弱或剔除了噪声引起的小波系数，保留或增强了信号引起的系数，还原真实信号的突变信息，从而实现滤波。文献[7]详细介绍了小波空域相关滤波原理及实现步骤。图1为采用小波空域相关滤波法的正常发动机滤波前后时域信号。

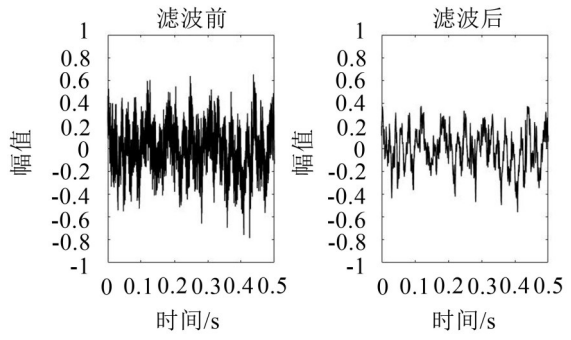


图1　小波空域相关滤波法滤波效果

2　信号的小波包能量谱特征

2.1　小波包变换理论

将信号进行小波变换，在全频域内把信号分成高频A1与低频D1，然后再将低频A1再次分解成高频A2与低频D2，由此进行下去，直到分解完信号的全部信息为止。而小波包分析除了对低频A进行细分，也对高频D进行细分，因此，它具有比小波分析更高的分辨率。

小波包算法：

设$g_j^n(t)\in U_j^n$，则$g_j^n(t)$可表示为

$$g_j^n(t)=\sum_l d_l^{j,2n}u_n(2^j t-l) \tag{1}$$

小波包分解算法：由$\{d_l^{j+1,n}\}$求$\{d_l^{j,2n}\}$与$\{d_l^{j,2n+1}\}$。

$$d_l^{j,2n}=\sum_k a_{k-2l}d_k^{j+1,n} \tag{2}$$

$$d_l^{j,2n+1}=\sum_k b_{k-2l}d_k^{j+1,n} \tag{3}$$

小波包重构算法：由$\{d_l^{j,2n}\}$求$\{d_l^{j,2n+1}\}$与$\{d_l^{j+1,n}\}$。

$$d_l^{j+1,n}=\sum[h_{l-2k}d_k^{j,2n}+g_{l-2k}d_k^{j,2n+1}] \tag{4}$$

式(2)、式(3)和式(4)中的$\{d_l^{j+1,n}\}$为上一层的小波包分解结果，$\{d_l^{j+1,n}\}$和$\{d_l^{j,2n+1}\}$为下层小波包分解结果；j为尺度指标，l为位置指标，n为频率指标，k为相关变量。

2.2　小波包能量谱

设信号$\{f(t)\}$的采样频率为$f(s)$，由采样定理可知信号的最大分析频率为$\{f(s)/2\}$。对信号进行j层小波包变换，按照图2所示小波包分解树可知，$\{j\}$层小波包分解把频率$\{0-f(s)/2\}$划分成$\{2^j\}$个等宽频段，即每个频段的宽度为$f(s)/(2\times 2^j$。经过j层小波包变换得到各层系数$C_{i,k,n}$，其中，$i=2,3,\cdots,j$；$k=0,1,2,\cdots,2^i-1$；n为小波包空间的位置指标。根据Parseval能量等式可知，时域信号$f(t)$的能量可以表示为其幅值的平方在整个时间域上的积分，即

$$\|f(t)\|^2=\int_{-\infty}^{+\infty}|f(t)|^2\mathrm{d}t \tag{5}$$

小波包系数表征的是小波包函数和真实信号的相似程度，因此，小波包变换系数$C_{i,k,n}$也具有能量量纲，可以用小波包变换的系数$C_{i,k,n}$代替式(5)中的$f(t)$来表示信号的能量，具体公式为

$$\|f(t)\|^2=\sum_{k=0}^{2^j-1}|C_{j,k}|^2 \tag{6}$$

其中：j为小波包分解层数，k为频带数。利用小波包变换提取发动机声信号能量谱作为特征向量的主要步骤如下：

(1) 选取适当的小波基函数，确定分解尺度j，对上述滤波信号作j层小波包变换；

(2) 由式(6)计算信号在全部频段上的小波包能量谱，并对各频段的小波包能量作归一化处理，即

$$T_{j,k}=\sum_{n=1}|C_{j,k,n}|^2 \tag{7}$$

$$T'_{j,k}=\frac{T_{j,k}}{\sum_{k=1}^{2^j-1}T_{j,k}} \tag{8}$$

上式中：$T_{j,k}$为j层小波包变换的第k个频段的小波包能量值，$T'_{j,k}$为归一化后的小波包能量值，$k=1,2,\cdots$。

(3) 将步骤(2)计算得到的归一化能量作为发动机声信号的特征向量，将声信号各频带上的特征向量作为后续模式识别分类器的输入，对向量机进行训练和检验。输入的特征向量为

$$T=[T_{j,1}^{'},T_{j,2}^{'},\cdots,T_{j,2^j-1}^{'}] \tag{9}$$

式中：T为滤波后信号的小波包变换各频段的能量比值，以此作为向量机输入向量的一部分。

2.3 实测信号的小波包能量谱

本文的研究对象为摩托车发动机声信号，选取四种类型的发动机声音信号进行分析，分别为正常机、箱体异响机、右盖异响机和尖叫异响机。信号采样频率为20 480 Hz，数据长度为10 240点，即每段信号时间为0.5 s。小波包变换之前，采用小波空域相关滤波法进行去噪处理，消除背景噪声的影响。图2为4种类型的小波包能量谱分布。

由图2可知，四种类型发动机声信号能量大多集中在第1个频段上，即信号的小波包能量集中在低频，尤其是正常机，第1频段集中了信号的绝大部分能量。但是，异响机的小波包能量比例在第1频段下降，而在其它中高频段出现较明显的小波包能量分布。

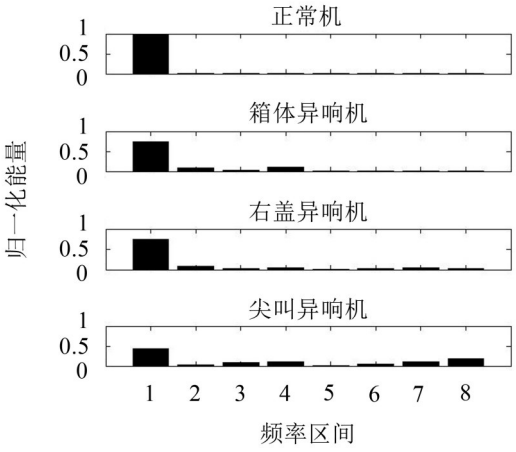


图2 四种类型的发动机信号小波包能量谱

例如：箱体异响机在频段2和4能量增加；而右盖异响机和尖叫异响机在中高频多个频段均发生能量增加现象，特别是尖叫异响机，在频段8出现了第二高能量分布。此外，箱体异响机和右盖异响机的小波包能量谱比较相似，仅以信号的小波包能量谱作为模式识别的特征向量显然不够准确。因此，本文又对信号进行双谱估计提取信号特征，从另一个角度描述信号特征。

3 信号的双谱估计

3.1 双谱估计相关理论

功率谱是信号自相关函数的傅里叶变换，与此类似，高阶谱是信号的高阶累积量的多维傅里叶变换。高阶谱是处理非高斯信号的有力工具，理论上能完全抑制高斯噪声，具有分辨率高、能获取相位信息和检测二次相位耦合频率等优点。双谱是最低阶的高阶谱，具有高阶谱的所有特征，且计算简单。

和功率谱相似，双谱可以由信号的离散傅里叶变换表示如下

$$B_x(f_1,f_2)=E[x(f_1)x(f_2)x^*(f_1+f_2)] \tag{10}$$

式中：$E[\ ]$为数学期望；$x(f_i)$为信号或序列的离散傅里叶变换，f_i为频率分量，$i=1,2$。

为了直观描述双谱估计能检测二次相位耦合频率的特征，张严提出了$1\frac{1}{2}$维谱的方法，利用信号3阶矩的对角切片作一维傅里叶变换。信号$x(n)$3阶累积量的对角切片为

$$C_{3,x}(\tau)=E[x(n)x(n+\tau)x(n+\tau)] \tag{11}$$

在实际工程应用中，只能用有限数据进行双谱估计。常用的双谱估计有参数化法和非参数化法2种。参数化估计精度高，但是运算量大，计算复杂，且模型参数难以确定；非参数化估计计算简单，运算量小，且精度适中，实用性好。非参数化估计主要有两种方法，即直接法和间接法。直接法首先计算随机变量的傅里叶变换序列，再将变换序列进行双重相关运算，得到双谱估计；间接法先计算3阶累积量，再对其作两次傅里叶变换即可得到双谱估计。本文采用直接法双谱估计，文献[8]介绍了双谱估计直接法步骤。

3.2 测试信号的双谱估计及特征提取

图3(a)至图3(d)为对前文滤波信号进行双谱估计后得到的等高线图和对角切片图。图中横、纵坐标均为频率；深色区域代表出现二次相位耦合频率，即双谱能量集中在发生二次相位耦合频率附近。

由图3可知：正常机的双谱图没有清晰的二次相位耦合；箱体异响机在860 Hz、1 720 Hz、2 580 Hz出现基频为860 Hz二次相位耦合；尖叫异响机在1 170 Hz、2 340 Hz、3 510 Hz、2 600 Hz、4 140 Hz、6 700 Hz均出现二次相位耦合；右盖异响机在400 Hz、800 Hz、1 150 Hz、2 300 Hz、2 840 Hz、5 680 Hz均存在二次相位耦合频率。

为了方便提取信号双谱特征，结合双谱估计的对称性和二次相位耦合频率范围，取图3中(0,0)到

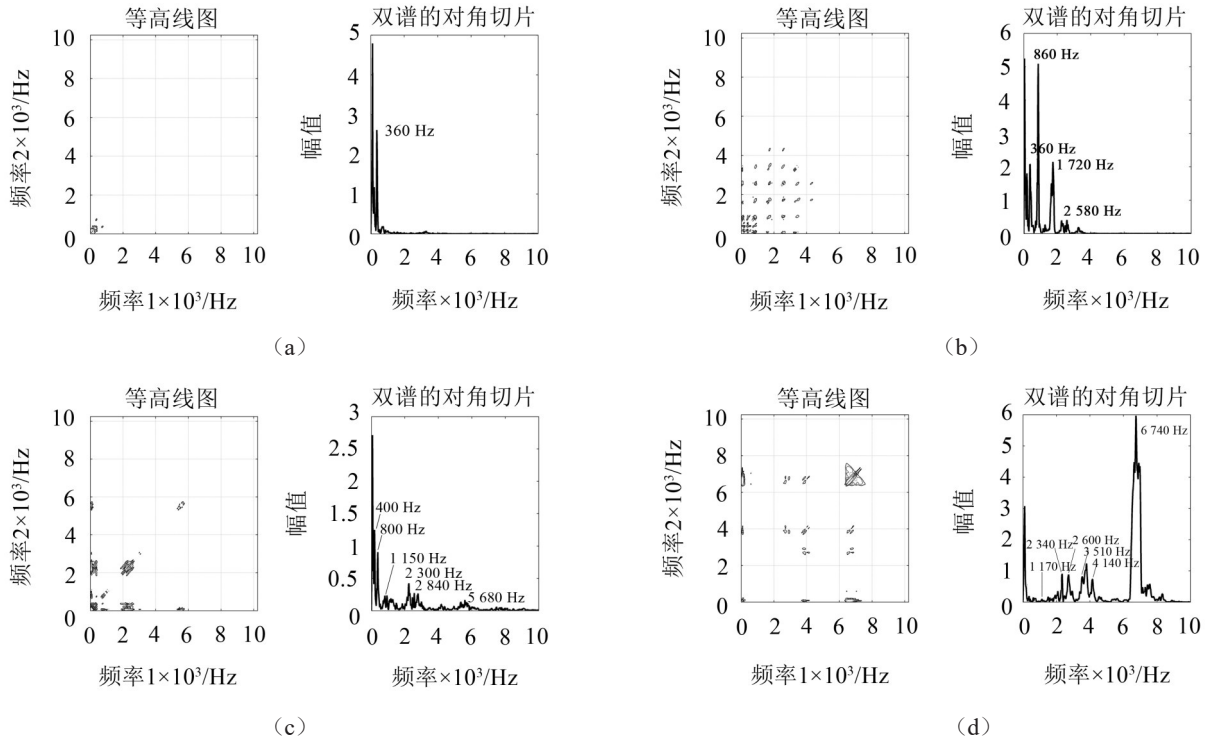


图3　4种类型的发动机信号双谱图

(8 000,8 000)Hz副对角线下的双谱值作为分析对象,针对每个频率f_1,沿f_2方向从小到大求和,得到沿f_1方向的能量分布,把沿f_1方向的二次相位耦合频率处双谱值与全频段双谱和的比值作为信号特征输出。图4为尖叫机沿f_1方向的能量分布。

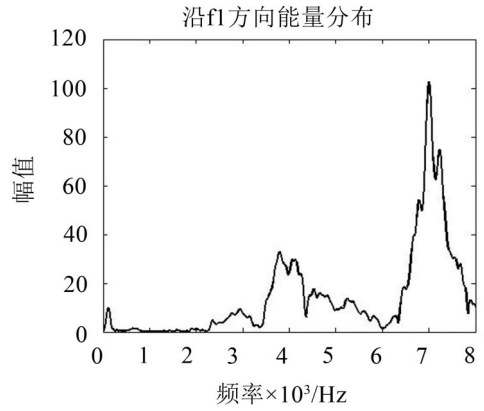


图4　尖叫机声信号沿f_1方向的双谱能量

4　数据验证

为了验证本文提出的发动机异响信号特征提取方法,利用麦克风采集发动机近场声音信号,分别采集前文提到的4种发动机类型的声音信号各15段,共计60段。分别提取每段信号的小波包能量谱特征和双谱特征,对信号进行3层小波包分解,得到式(9)中的8个特征值$T=[T_1',T_2',\cdots,T_8']$;对信号进行双谱估计,得到8个二次相位耦合频率的双谱比值$B=[B_1,B_2,\cdots,B_8]$。这样,利用小波包分析和双谱估计,每段信号可以提取到16个特征值,构成信号的特征向量。

按照上述步骤,可以得到一个60×16的数据样本和一个60×1属性值为4的属性样本。然后,将数据样本和属性样本作为支持向量机的输入进行训练。从60个样本中随机选择50个样本作为训练集,剩余10个样本作为测试集。选择RBF核函数,利用网格参数寻优确定$c=0.25$,$g=0.125$,利用训练集样本建立分类模型。为了验证将小波包变换和双谱估计相结合进行模式识别的优越性,分别单独采用小波包变换和双谱估计提取特征向量进行模式识别。表1为3种模式识别方法的分类精度和测试精度。

表1　不同模式识别方法的准确度

模式识别法	训练精度/(%)	测试精度/(%)
小波包	86	80
双谱	88	80
小波包和双谱	98	90

从表1可知,采用小波包和双谱相结合的方法提取信号特征向量进行模式识别的精度比单一的特征向量提取法的精度高。这种模式识别法的训练精度和测试精度均达到了90 %以上,而且随着样本数的增加,模式识别精度将会有一定程度上升并稳定在某个值附近。因此,本文提出的以小波包变换和双谱估计联合提取发动机声信号特征来进行异响识别的方法具有一定的实用性。

(下转第177页)