

民机驾驶舱舱音小波包分析及特征提取

郭超¹, 姚红宇², 陈果¹, 舒平²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; 2. 中国民用航空安全技术中心, 北京 100028)

摘要: 针对民航事故调查中的舱音背景声分析, 利用小波包分析方法, 对不同种类开关手柄声进行了三层分解, 提取了不同开关手柄声的各频带归一化能量特征用于对开关手柄进行识别。最后, 以 B737 客机的常用开关手柄的声音为研究对象, 采集了大量舱音信号, 利用该方法, 对舱音信号进行了分析识别, 并对结果进行统计验证。

关键词: 民用飞机; 事故调查; 舱音分析; 小波分析; 特征提取

中图分类号: TB52+6 **文献标识码:** A

飞机一旦出现事故或事故征候, 黑匣子就成了事故调查极为关键的信息介质。黑匣子由飞行记录器 (FDR: Flight Data Recorder) 和驾驶舱话音记录器 (CVR: Cockpit Voice Recorder) 组成。其中基于 CVR 的驾驶舱舱音分析是事故调查的重要内容, 对于判断飞机失事前驾驶员操作和飞机状态, 并进而分析事故原因具有重要意义。CVR 中记录驾驶舱环境背景声的是区域麦克风记录的声道, 本文的研究对象主要是针对该声道记录的舱音。国外, 法国民航事故调查局以商业软件 Samp litude 对信号进行分析, 识别限于信号之间的两两比较, 效果不甚理想。目前, 国内外围绕 CVR 硬件改进^[1,2]、舱音编码处理^[3,4]、传统分析技术做了不少工作。文献 [5-6] 对舱音背景声利用短时傅里叶变换和 Wigner-Ville 分布进行了一些时频分析和研究, 能够在时频图中得到较好的时频分辨率, 但这些时频分析难以给出量化的识别特征, 以小波分析得出的频谱, 采用“基频”这一单一频率作为特征, 但却没有给出样本统计方面的识别效果, 不具有模式识别方面的意义。本文提出了以小波包对信号进行三层分解, 以各频带归一化能量作为特征对三组样本识别, 在统计意义上取得了理想的结果。

本文针对舱音背景声中的几种典型开关手柄声, 以 B737 客机的典型常用开关手柄的声音为研究对象, 通过实际试验, 采集了大量舱音信号, 运用小波包各尺度下的信号频谱, 提出了用以识别舱音信号的能量特征量, 并进行了实验分析。

1 舱音分析原理及意义

本文所指的舱音背景声是指 CVR 中判断飞行员

操作和飞机状态的各种开关手柄声和各种提示警告声。事故调查员可以通过对 CVR 中的声信息判断当时飞机飞行状态和驾驶员状态, 为事故调查还原事故真相提供了极为丰富的信息。图 1 为某空难的实际舱音信号波形。可以看出, 舱音背景声信号具有很强的非平稳性质。而且, 声音信号非常复杂, 往往被淹没在其他背景噪音中, 因此, 传统的傅里叶变换将无法从复杂的背景噪音中提取出短时的微弱开关手柄信号。而以小波分析为代表的现代时频分析方法, 对于非平稳信号分析和微弱信号的检测, 显示出了很大的优势, 目前已经被广泛应用于非平稳信号分析^[7-15]。因此, 本文将讨论小波包变换方法在舱音信号分析和特征提取中的应用。

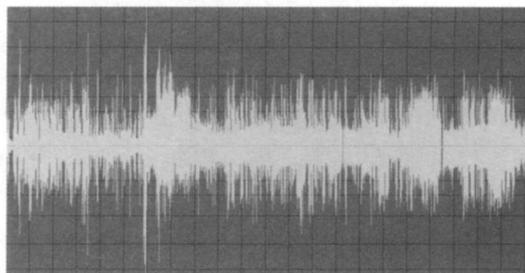


图 1 我国某空难部分舱音波形

2 小波包变换和小波能量特征原理

2.1 小波包变换原理

所谓小波包, 简单地说就是一个函数族。由它们构造出 $L^2(R)$ 的规范正交基库。小波包是小波概念的推广。小波分解, 每次都对低频信号 (近似信号) 进行分解。而小波包分解是对低频和高频 (细节信号) 都进行分解。

为了进一步对小波子空间 w_j 按照二进制分式进行频率的细分, 以达到提高频率分辨率的目的, 将尺度子空间 V_j 和小波子空间 w_j 用新的子空间 U_j^n 统一表征, 若令: $U_j^0 = V_j$, $U_j^1 = w_j$, $j \geq 1$ 则 Hilbert 空间的正交分解 $V_{j+1} = V_j \oplus w_j$ 即可用 U_j^n 的分解统一为: $U_{j+1}^0 = U_j^0$

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60572182); 中国民用航空局科技项目

收稿日期: 2008-07-03 修改稿收到日期: 2008-09-05

第一作者 郭超男, 硕士, 1982年12月生

$\oplus U_j^1, j \in Z$. 定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间, 而 $U_j^{2^n}$ 是函数 $u_{2^n}(t)$ 的闭包空间, 并令 $u_n(t)$ 满足双尺度方程:

$$\begin{cases} u_{2^n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_n(2t - k) \\ u_{2^{n+1}}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_n(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $g(k) = (-1)^k h(1 - k)$, 两系数具有正交关系. 当 $n=0$ 时, 式 (1) 直接给出:

$$\begin{cases} u_0(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_0(2t - k) \\ u_1(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_0(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

由式 (1) 构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 称为由基函数 $u_0(t) = \phi(t)$ ($\phi(t)$ 为尺度函数) 确定的正交小波包. 当 $n=0$ 时, 即为式 (2) 的情况, 又称 $\{u_n(t)\}$ 为关于序列 $\{h(t)\}$ 的正交小波包. 小波变换的频率分辨率随频率升高而降低, 即在高频端不可能有比低频端好的频率分辨率. 这不适于实际信号的需要, 所以 Meyer, Coifman 及 Wickerhauser 在 1989 年引入了正交小波包的概念, 后来又发展出半正交小波包和广义小波包.

小波包分解是将频带进行多层次划分, 对多分辨率分析没有细分的高频部分进一步分解, 并能根据被分析信号的特征, 自适应地选择相应频带, 使之与信号频谱相匹配, 从而提高了时频分辨率.

2.2 小波能量特征原理

按照能量方式表示的小波分解结果称为小波能量谱. 小波变换中, 信号的 2 范数的平方等价于原始信号在时域的能量. 在小波能量谱中, 可以选择各个子空间 (频带) 内信号的平方和作为能量的标志, 对信号进行 M 层小波包分解, 重构出第 M 层的分解信号 $y_{(M,0)} \sim y_{(M,1)} \sim \dots \sim y_{(M,2^M-1)}$, 即 $y_i(n), i=0, 1, 2, \dots, 2^M-1; n=1, 2, \dots, N$. 则第 M 层的各重构分解信号的能量定义为:

$$E_i = \sum_{k=1}^N |y_i(k)|^2, \quad i=0, 1, 2, \dots, 2^M-1 \quad (3)$$

其中, N 为数据点数, 信号的总能量为各分解信号能量的代数和:

$$E = E_0 + E_1 + \dots + E_{2^M-1} \quad (7)$$

因此, 对能量进行归一化处理, 可以用第 M 层各分解信号的能量百分比 E_i/E 来构成能量特征向量, 即:

$$T = \left[\frac{E_0}{E}, \frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_{2^M-1}}{E} \right]$$

3 舱音信号的小波包分析

3.1 舱音试验

本文以 B737 客机的典型常用开关手柄的声音为研究对象. 为更能体现开关手柄声的全貌和本质特

征, 采用静音条件下进行测试, 即: 夜间关闭飞机发动机, 驾驶舱空调及飞机通风设备关闭, 切断全部电源 (包括照明电源), 停机坪一片寂静. 以 SONY 摄像机 HDR - SR7E 进行拍摄并录音, 其中摄像是为了方便确认在某时间点的开关手柄声. 该摄像机内置麦克风录制 Dolby Digital 5.1ch 环绕声, 机器录音设置为标准. 过去, 对于事故舱音是由多名民航界经验丰富的专家作为辨听员, 用人耳辨听, 人耳听力频率范围在 20Hz ~ 20000Hz. 按照国际标准要求, CVR 区域麦克风记录的频率范围是 150Hz ~ 6000Hz. 因此, 本试验以可听舱音为前提, CVR 记录的声信息均在此频率范围内. 本摄像机内置麦克风记录范围能够达到人耳频率上限.

为了有针对性地分析问题, 本文选取了三种典型的开关手柄的舱音信号为分析对象, 它们分别是 LOGO 灯电门 (拨动类), AC 表选择器 (旋转类), 襟翼手柄 (手柄类).

3.2 小波包分解结果

本文对三种典型的开关手柄的舱音信号进行了小波包分解, 结果如图 2~图 4 所示. 小波包函数的选取对小波包分解有较明显的影响. 经过大量试验比较发现, 选取 dmey 小波函数对研究信号的时频聚集性效果较好. 本文对各信号均做三层小波包分解, 得到 8 个频带的小波重构信号, 能够达到细化研究信号的要求. 对分解后得到的各频带进行 FFT 计算频谱, 取采样频率为 48 000 Hz, 高出人耳听力频率阈值一倍以上.

由于采样频率为 48 000 kHz, 因此第 3 层的各节点重构信号的频带分别为, $W(3, 0): [0, 3 000] \text{ Hz}$, $W(3, 1): [3 000, 6 000] \text{ Hz}$, $W(3, 2): [9 000, 12 000] \text{ Hz}$, $W(3, 3): [6 000, 9 000] \text{ Hz}$, $W(3, 4): [21 000, 24 000] \text{ Hz}$, $W(3, 5): [18 000, 21 000] \text{ Hz}$, $W(3, 6): [12 000, 15 000] \text{ Hz}$, $W(3, 7): [15 000, 18 000] \text{ Hz}$.

图 2、图 3 和图 4 中, 横轴表示时间, 单位 s, 纵轴为幅值. 图 2~图 4 中, 每张图的最上方为原始信号时域图, 其余自上而下, 自左而右分别是频带 $W(3, 0)$ 、 $W(3, 1)$ 、 $W(3, 2)$ 、 $W(3, 3)$ 、 $W(3, 4)$ 、 $W(3, 5)$ 、 $W(3, 6)$ 、 $W(3, 7)$.

(1) 由于 $W(3, 4)$ 的频率范围是 $[21 000, 24 000] \text{ Hz}$, 不在本文研究的频率范围之内, 而且在以上的小波包分解图中可以看出, $W(3, 4)$ 的幅值很小, 可以忽略;

(2) LOGO 灯电门信号主要存在于 0.15 s 到 0.2 s 之间, 幅值较大的频带在 $W(3, 0)$ 、 $W(3, 1)$ 、 $W(3, 2)$ 、 $W(3, 3)$, 从小波包分解图可以看出 $W(3, 3)$ 的幅值大于其他频带;

(3) AC 表选择器信号主要存在于 0.08 s 到 0.13 s 之间, 幅值较大的频带在 $W(3, 0)$ 、 $W(3, 1)$ 、 $W(3, 2)$ 、 $W(3, 3)$ 、 $W(3, 6)$ 、 $W(3, 7)$;

(4) 襟翼手柄信号主要存在于 0.11 s 到 0.17 s 之间,幅值较大的频带在 $W(3, 0)$ 、 $W(3, 1)$ 、 $W(3, 3)$;

(5) 根据小波包分解后重构得到的各频带波形及其频谱,能够发现不同开关手柄声在不同频带的信号幅度是不一样的,但是却难以定量描述。

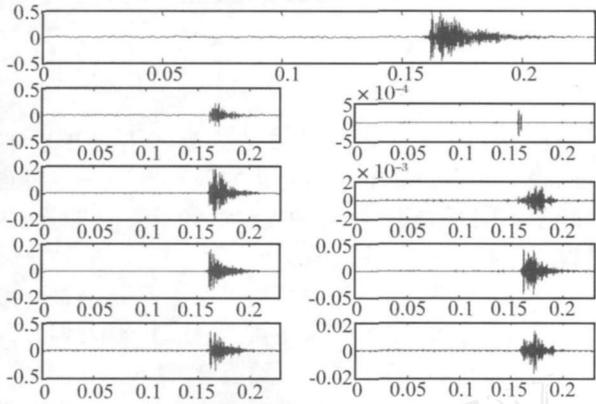


图 2 LOGO 灯电门原始信号时域图及三层小波包分解图

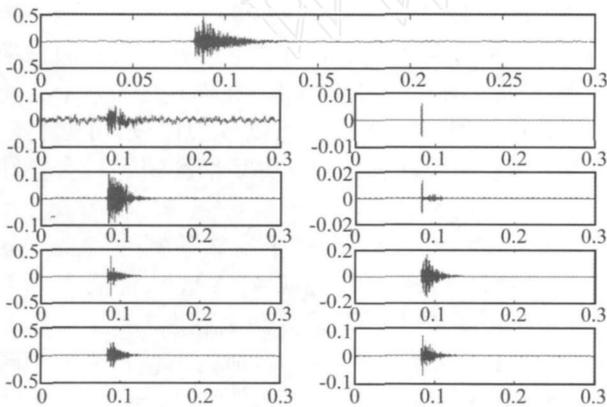


图 3 AC 表选择器原始信号时域图及三层小波包分解图

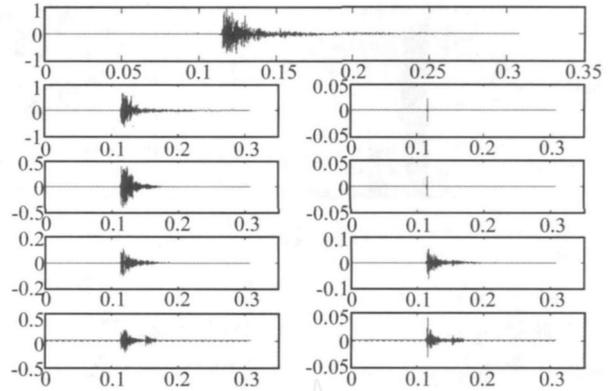


图 4 襟翼手柄原始信号时域图及三层小波包分解图

4 舱音信号的小波包分解下的不同频带能量特征提取

本文所列的上述三种开关手柄,LOGO 灯电门是拨动操作,AC 表选择器是旋转操作,这两种操作比较简单。襟翼手柄的操作则是提起钢制手柄,移位,然后放下,卡入档位,属于复杂操作,操作自由度很大,操作的力度不同则声音的幅值大小肯定有很大变化。本文所用样本并非精细截取的信号,可以从图 2 图 3、图 4 中信号持续时间只占整个样本时间的一部分看出这一点。

对不同种类的舱音信号进行三层小波包分解后,对第三层小波包分解信号进行重构,并计算出各重构信号的归一化能量,它们分别对应于特征 1, 2, ...8。将不同种类的舱音信号的小波能量特征用直方图表示,如图 5 ~图 7 所示。

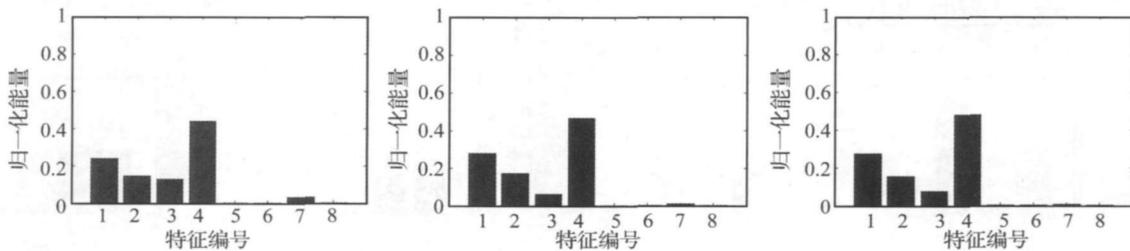


图 5 LOGO 灯电门三个样本各频带能量归一化图

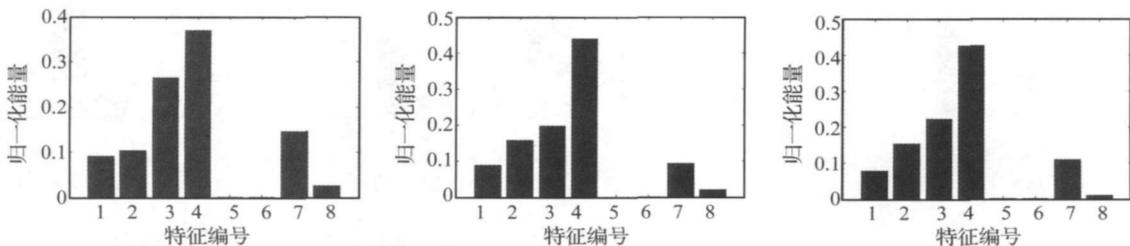


图 6 AC 表选择器三个样本各频带能量归一化图

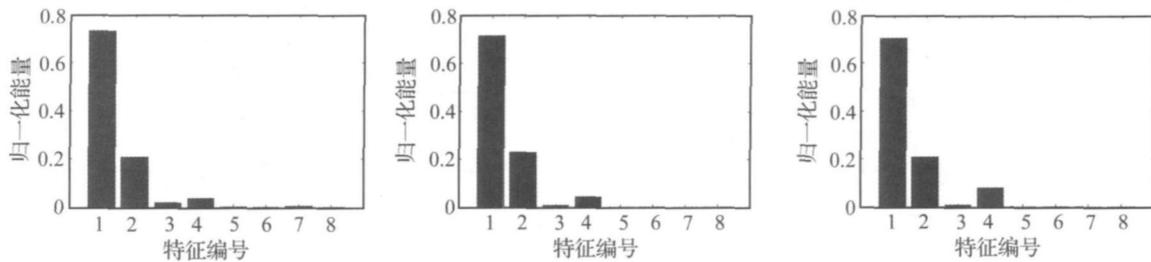


图 7 襟翼手柄三个样本各频带能量归一化图

比较图 5、图 6、图 7,可以发现能量归一化后,相同开关手柄不同样本之间十分相似,仅仅存在微小的差别,而不同开关手柄之间各频带的能量百分比差别很大,本文所列样本未考虑同一开关手柄不同档位处发声的不同,如果细化到同一开关手柄同一档位的声信号,则同类开关手柄不同样本应该取得更相似的结果。

为了进一步说明小波分解信号的归一化能量特征对不同开关声音的聚类性及统计效果,本文随机抽取 LOGO 灯电门、AC 表选择器、襟翼手柄三类信号样本各 10 个,对其各频带能量比例进行均值和方差计算。结果如表 1 所示。

表 1 不同开关手柄声的小波包归一化能量均值和方差分析

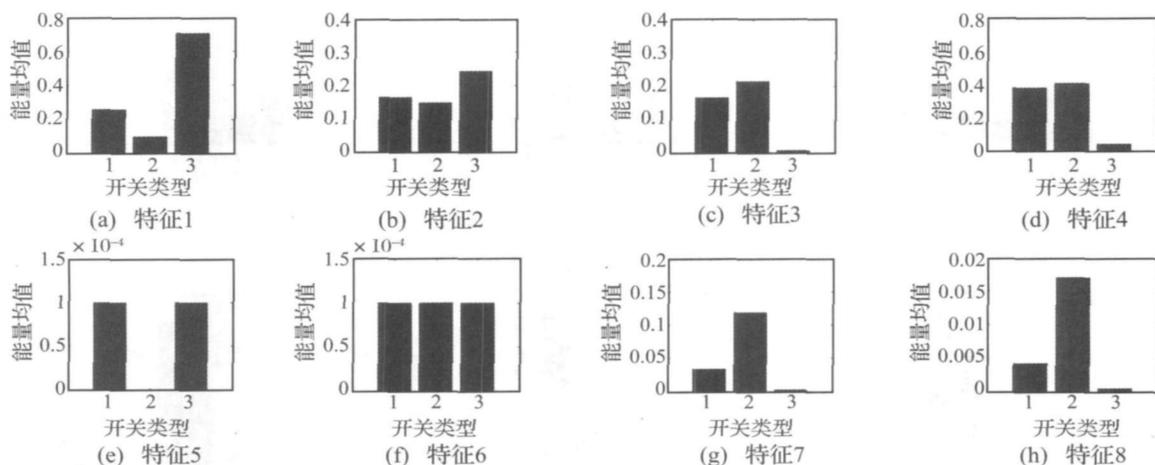
| 开关类型 | 项目 | 能量特征编号 | | | | | | | |
|----------|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| LOGO 灯电门 | 均值 | 0.255 7 | 0.164 2 | 0.165 6 | 0.375 9 | 0.000 1 | 0.000 1 | 0.034 2 | 0.004 1 |
| | 方差 | 0.004 8 | 0.001 0 | 0.006 5 | 0.009 9 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.000 5 | 0.000 0 |
| AC 表选择器 | 均值 | 0.094 8 | 0.149 3 | 0.214 4 | 0.405 9 | 0.000 0 | 0.000 1 | 0.118 4 | 0.017 0 |
| | 方差 | 0.000 3 | 0.004 2 | 0.002 7 | 0.013 4 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.003 6 | 0.000 1 |
| 襟翼手柄 | 均值 | 0.702 7 | 0.242 8 | 0.007 3 | 0.044 5 | 0.000 1 | 0.000 1 | 0.002 2 | 0.000 4 |
| | 方差 | 0.011 8 | 0.011 1 | 0.000 0 | 0.000 4 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.000 0 | 0.000 0 |

从表 1 可以看出,各样本之间有较小的方差分布,从而表明了本文提出的归一化能量特征在一定程度上反映了不同开关手柄声音的差别,统计意义明显,因此可以作为声音识别的依据。

文献 [5 - 6] 使用短时傅里叶变换和魏格纳 - 威利分布等方法,能够得到较好的时频联合分布,但是却较难以量化的特征进行识别,而且未引入多样本验证。本文使用量化的全频带能量分布作为特征,所携带信息量大,且通过多样本验证,表明了所提特征对于有效识别不同开关手柄的可靠性和鲁棒性。

为了更直观和形象地描述不同种类间不同频带的区别,现将上述三个种类各 10 个样本在各频带的能量比例的均值用柱状图形式予以分别比较,可见利用小波能量特征对不同种类的开关手柄的识别具有较好的灵敏度。如图 8 所示。

从上图中可以看出,对于本文举例的三类开关手柄声,在特征 1、特征 3、特征 4、特征 5、特征 7、特征 8 中至少一类开关手柄明显区别于其他两类,可见,这 8 个能量特征显示的信息对于识别这三类开关手柄声是冗余的,其他的能量频段对识别起到了较好的辅助作用。由此可见,本文提出的以小波包分解的能量比例特征这一方法对于同时识别更多类的开关手柄声能够继续胜任。



1 - LOGO 灯电门; 2 - AC 表选择器; 3 - 襟翼手柄

图 8 小波包分解能量特征的灵敏度分析

(下转第 104 页)

- [2] Zhao Yangang, Tetsuro Ono. New point estimates for probability moments [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(4): 433 - 436
- [3] 杨杰,陈虬. Legendre积分法在随机有限元法中的应用 [J]. 计算力学学报, 2005, 22(2): 214 - 216
- [4] Christophe Desceliers, Roger Ghanem, Christian Soize. Polynomial chaos representation of a stochastic preconditioner [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2005, 64(5): 618 - 634.
- [5] 李杰. 随机结构动力分析的扩阶系统方法 [J]. 工程力学, 1996, 13(1): 93 - 102
- [6] 王小兵,陈建军,李金平等. 基于随机因子法的随机结构动力特性分析研究 [J]. 振动与冲击, 2008, 27(2): 4 - 7.
- [7] 韩大建,陈太聪,苏成. 随机结构数值模拟分析的神经网络法 [J]. 工程力学, 2004, 21(3): 49 - 54.
- [8] Huang, Shuping. A collocation-based spectral stochastic finite element analysis-stochastic response surface approach [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2007, 24(2): 173 - 180.
- [9] Rahman S, Xu H. A univariate dimension-reduction method for multi-dimensional integration in stochastic mechanics [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2004, 19(4): 393 - 408.
- [10] Xu H, Rahman S. A generalized dimension-reduction method for multidimensional integration in stochastic mechanics [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2004, 61(12): 1992 - 2019.
- [11] Wei D, Rahman S. Structural reliability analysis by univariate decomposition and numerical integration [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2007, 22(1): 27 - 38.
- [12] Rackwitz R, Fiessler B. Structural reliability under combined random load sequences [J]. Computer & Structure, 1978, 9(5): 489 - 494.
- [13] 宋国乡,冯有前,王世儒,等. 数值分析 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2002.
- [14] 邓建,李夕兵,古德生. 岩石力学参数概率分布的信息熵推断 [J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(13): 2177 - 2181.
- [15] 韦征,叶继红,沈世钊. 最大熵法可靠度理论在工程中的应用 [J]. 振动与冲击, 2007, 26(6): 146 - 151.

(上接第 98页)

5 结 论

本文利用小波包变换对信号进行分解重构,根据小波包分解后信号在各频带的归一化能量分布不同这一特征对开关手柄声进行识别分析,取得了良好的效果。本文用易于理解且可靠性高的能量概念来表达小波包分解后的信号识别特征,并将该特征成功地应用于识别单纯开关手柄声。

本文应用的样本为理想情况下单一开关手柄声信号,而实际中的 CVR 记录舱音包含发动机声、空调声、语音声、飞机振动声等其他多种非平稳信号,本文的方法是否可以继续适用于降噪后的开关手柄声,多种开关手柄声重叠的情形以及舱音中其他非平稳信号等等,需要进一步深入研究和探讨。

参 考 文 献

- [1] L3 Aviation Recorders Component Maintenance Manual (Model A100/A100A) [H]. Jul 2003.
- [2] Honeywell Component Maintenance Manual (Part NO. 980 - 6005) [H]. Jan, 2003.
- [3] 杨琳. 舱音记录器和实验室处理方法 [J]. 中国民用航空, 2003, 29(12): 21 - 22.
- [4] 舒平,钟民主,杨琳. 舱音记录器译码系统的改进 [M]. 中国航空学会青年科技论坛论文集,北京:航空工业出版社, 2004, 97 - 100.
- [5] 仪垂杰,程道来,郭健翔,等. 基于不同方法的飞机舱音背景声频谱特征的获取与分析 [J]. 振动与冲击, 2007, 26(8): 109 - 111.
- [6] 程道来,仪垂杰,郭健翔,等. 基于 Wigner-ville 分布和 Wavelet 时间尺度的飞机非平稳抖杆背景声分析 [J]. 机械工程学报, 2007, 43(5): 150 - 154.
- [7] 傅勤毅,章易程,应力军,等. 滚动轴承特征的小波提取方法 [J]. 机械工程学报, 2001, 27(2): 30 - 32.
- [8] Nikolaou N G. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets [J]. NDT&E International, 2002, 35: 197 - 205.
- [9] 张辉. 基于小波变换的滚动轴承故障诊断方法的研究 [J]. 振动与冲击, 2004, 23(4): 127 - 130.
- [10] Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Trans on PAM, 1989, 11(7): 674 - 693.
- [12] 杨国安,钟秉林,黄仁,等. 机械故障信号小波包分解的时域特征提取方法研究 [J]. 振动与冲击, 2001, 20(2): 25 - 31.
- [13] Li C J, Ma J. Wavelet Decomposition of vibration for detection of bearing - localized defects [J]. NDT&E International, 1997, 30: 143 - 149.
- [14] Lin J, Qu L S. Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis [J]. Journal of sound and vibration, 2000, 234(1): 135 - 148.
- [15] Tse P W, Peng Y H, Richard Y. Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis-Their effectiveness and flexibilities [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2000, 123: 303 - 310.

in superstructure cabins of a large container ship were established, based on a support vector machine (SVM), using RBF kernel function and ERBF kernel function, taking the actual measured noise of one container ship's superstructure cabins as the training sample. The two models were applied to predict noise in the parent ship and the another container ship's superstructure cabins. The results were compared and the better model was selected to predict the noise in a 174000DWT bulk carrier's superstructure cabins. The predicted results showed that the proposed method is feasible to predict noise in a ship's superstructure cabins and its effectiveness is good.

Key words: support vector machine (SVM); superstructure; noise prediction (pp:85 – 89)

New decoupling approach for Vold-Kalman-filtering order tracking

GUO Yu, CHI Yi-lin

(Faculty of Mechanic and Electronic Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: Vold-Kalman-filtering order tracking (VKF_OT) is famous due to its decoupling ability for crossing or close orders. However, the conventional decoupling approach for VKF_OT has two deficiencies in application. First, it is a time-consuming scheme; second, it becomes invalid when the instantaneous frequencies of coupled order disturbances are unknown. A new approach decoupling crossing orders with VKF_OT was proposed here. It utilized the independent component analysis (ICA) approach to separate the mixed observed data into the order components corresponding to independent components and order-coupled disturbances. Subsequently, VKF_OT was only applied to the separated order components corresponding to independent components. The deficiencies for the conventional decoupling method, such as, the intensive computations and requirement of the instantaneous frequency of disturbance signals were avoided. Following the brief instruction of VKF_OT and ICA, the scheme of the proposed approach was presented. Simulations and tests were also introduced to evaluate the validity of the proposed approach.

Key words: rotating machinery; order tracking; decoupling; independent component analysis (ICA) (pp:90 – 94)

Wavelet analysis and feature extraction for sound in civil aircraft cockpit

GUO Chao¹, YAO Hong-yu², CHEN Guo¹, SHU Ping²

(1. College of Civil Aviation College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Center of Aviation Safty Technology of Civil Aviation Administration of China, Beijing 100028, China)

Abstract: Aiming to aircraft cockpit background sound analysis in civil aviation accident investigations, the wavelet packet analysis method was used to carry out time-frequency analysis of different types of switches' sounds, and then extract the frequency band-normalization energy characteristics to identify various types of switches' sounds. Finally, the typical switches' sounds of a B737 aircraft were chosen as the study objects, and a number of samples of various types of switches' sounds were collected from experiments. The sound samples were analyzed and the energy features were extracted and the results were statistically verified, they fully showed the validity of this method.

Key words: civil aircraft; accident investigation; cockpit sound analysis; wavelet analysis; feature extraction (pp:95 – 98, 104)

Maximum entropy stochastic finite element method based on dimension-reduction method

LI Jin-ping^{1,2}, CHEN Jian-jun¹, HUANG Bai³, ZHU Zeng-qing¹

(1. School of Electromechanical Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Construction Machinery School, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

3. Guang Zhou Telecom Network Monitoring & Surveillance Centre, Guangzhou 510627, China)

Abstract: A new maximum entropy stochastic finite element method was proposed on the basis of the dimension-reduction method. In this method, the multi-dimensional random response functions were decomposed into the combination