

基于关联维数和小波能量谱熵的碰摩故障智能诊断

王美令, 陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 提取了转静碰摩故障的关联维数和小波能量谱熵特征, 构造了基于支持向量机的碰摩故障智能诊断模型。首先, 基于转子碰摩动力学仿真模型, 进行了关联维数和小波能量谱熵对碰摩故障的灵敏度分析, 然后, 以碰摩故障仿真样本为学习样本, 利用 SVM 构造了碰摩故障分类器, 得出了用于识别碰摩故障的 SVM 判别函数; 最后, 利用航空发动机转子故障实验器, 通过实验得到碰摩故障实验样本, 对其进行降噪处理, 计算其关联维数和能量谱熵后, 代入 SVM 判别函数, 直接判别是否出现碰摩故障。实验结果验证了该方法的有效性。

关键词: 碰摩故障; 智能诊断; 关联维数; 能量谱熵; 支持向量机

中图分类号: TH 113 **文献标识码:** A

航空发动机转静碰摩是非常严重和频发的故障, 尽早地将碰摩故障检测出来, 对于提高发动机性能效率, 保证发动机安全和可靠的运行具有重要意义^[1]。

通常碰摩发生时, 振动响应表现出丰富的倍频和分频特征, 因此频谱特征一直是作为碰摩故障诊断的重要特征量, 然而, 由于碰摩故障的非线性和非平稳特征, 近年来, 许多时频分析方法和分形方法不断地被应用于碰摩故障诊断^[2-8]。然而, 这些方法均针对碰摩故障的特征提取和故障诊断, 对转静碰摩的发生只是作出定性的判断, 而对于碰摩故障智能诊断、定量检测的研究相对较少。因此, 研究能够充分反映碰摩故障状态且物理意义明确的低维特征向量, 对于准确快速地识别和检测碰摩故障具有重要意义。

相关研究^[7]表明: 基于非线性分形理论, 不碰摩、碰摩状态下的振动信号将具有不同的运动轨迹和关联维数; 基于熵的理论, 能量熵是能量分布集中和分散的重要判据, 不碰摩、碰摩状态下能量熵值不同, 因此可以用关联维数和能量熵作为转子碰摩故障的特征参数。有鉴于此, 本文提出以关联维数和小波能量谱熵作为特征向量, 基于支持向量机的转子碰摩故障智能诊断的新方法。

1 特征参数计算

频谱分析只是给出了初步的、定性的分析结果, 对于非线性、非平稳信号其误差较大, 而且许多故障均对应相同的频率成分, 因此, 研究非线性系统的定量描述参数, 对正确判断碰摩故障具有重要意义。分形维数是在状态空间中刻画非线性系统行为的一个十分重

要的参数, 利用分形维数可以对非线性系统的运动状态进行量化。关联维数是分形维数的一种, 由于其计算简单, 所以得到广泛应用^[11]。而小波变换是典型的时频分析方法, 它将一维信号映射到二维小波空间上, 小波能量谱熵实现了在尺度空间上对信号能量的划分, 同时也反映了信号在时域与频域上的能量分布特征。因此, 可以用关联维数和小波能量谱熵作为碰摩故障的特征参数。下面首先阐述关联维数和小波能量谱熵的计算方法。

1.1 关联维数计算

计算关联维数的方法有很多, 但几乎均需要人工干预才能获取特征参数。本文引用文献 [8] 的关联维数的自动计算方法来实现关联维数的自动计算。其计算步骤为:

设观测的时间序列为 $\{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 其采样时间间隔为 Δt , 建立一个 m 维嵌入空间, 将 $\{x_i\}$ 映射到该嵌入空间中, 这时可对 $\{x_i\}$ 进行延时采样, 延迟时间为 τ , τ 为 Δt 的整数倍, 即 $\tau = J\Delta t$ (J 为整数), 将得到若干新的时间序列。

$$V_i = [x_i, x_{i+J}, x_{i+2J}, \dots, x_{i+(m-1)J}], \\ i = 1, 2, \dots, N - (m-1)J \quad (1)$$

V_i 对应于 m 维相空间的一个点, $N - (m-1)J$ 个点形成了相空间中一条动力学轨道。由此可见, 嵌入维数和延迟时间的选择和确定是需要首先考虑的问题。

① 自相关法自动确定时间延迟 τ

由自相关方法选取时间延迟 τ 先对时间序列作出自相关函数关于时间 τ 的函数图像。根据数值试验结果, 当自相关函数下降到初始值的 $1 - 1/e$ 时, 所得的时间 τ 即为重构相空间的时间延迟 τ 。

② 自动计算关联维数

在延迟时间 τ 已经确定的情况下, 自动计算最佳嵌入维数和对应关联维数的方法。具体步骤为:

Step1: 从嵌入维数 $m = 1$ 开始;

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50705042); 航空科学基金资助项目 (2007ZB52022)

收稿日期: 2009-05-20 修改稿收到日期: 2009-08-05

第一作者 王美令 女, 硕士生, 1984年生

通讯作者 陈 果 男, 博士, 教授, 博士生导师, 1972年生

Step2 按式 (1) 重构相空间, 得到新的时间序列 V_i ($i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)J$);

Step3 在重构相空间中, 计算任意两点 V_i 和 V_j 间的欧氏距离 $l_{ij} = \|V_i - V_j\|$, 同时将 l_{ij} 归一化, 变换为 0 到 1 之间的值;

Step4 按 $\varepsilon(i) = e^{-i \times 5/P}$, $i = 1, 2, \dots, P$, P 为计算的点数, 按式 (2) 计算 $C_\varepsilon(i)$ 。经过大量计算发现: 在 $\ln \varepsilon$ 等于 $[-3, -2]$ 的范围内, 能够充分保证 $\ln(C_\varepsilon)$ 与 $\ln \varepsilon$ 之间的线性关系。由最小二乘法计算 $\ln(C_\varepsilon) - \ln \varepsilon$ 图上的斜率从而得到相关维数 $D(m)$ 。

$$C_\varepsilon = \frac{1}{N^2} \sum_{i \neq j}^N \theta(\varepsilon - l_{ij}) = \frac{1}{N^2} \sum_{i \neq j}^N H(\varepsilon - l_{ij}),$$

$$H(s) = \begin{cases} 1 & s > 0 \\ 0 & s < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Step5 计算嵌入维数为 m 时的 $\ln(C_\varepsilon) - \ln \varepsilon$ 曲线与嵌入维数 $m - 1$ 时 $\ln(C_\varepsilon) - \ln \varepsilon$ 曲线之间的间隔。可以按式 (3) 进行计算。

$$\text{Interval}(m) = \frac{1}{P} \sqrt{\sum_{i=1}^P [\ln(C_{\varepsilon(m)}) - \ln(C_{\varepsilon(m-1)})]^2} \quad (3)$$

Step6 计算 $\text{Interval}(m)$ 与 $\text{Interval}(m - 1)$ 的比值 d_{Inv} 。如果 $d_{\text{Inv}} < 0.3$ 则判断此时曲线 $\ln(C_\varepsilon) - \ln \varepsilon$ 曲线已经饱和, 确定最佳嵌入维数为 $m - 1$ 对应的关联维数为 $D(m - 1)$, 计算停止; 否则, 则判断曲线 $\ln(C_\varepsilon) - \ln \varepsilon$ 曲线未饱和, $m = m + 1$ 转到 Step2 继续计算。

1.2 小波能量谱熵计算

目前采用小波分析技术提取转子故障信号各频带能量特征多数是在确定的转速和采样频率下进行的, 但是, 在小波变换的分解层数不变的情况下, 转速或采样频率一旦发生变化, 同一故障所提取出的能量特征将大不相同, 即小波能量特征的物理意义将随着转速和采样频率的变化而变化。为有效解决上述问题, 本文采用基于尺度变换的能量特征提取新方法^[12]计算各个频带的能量。

设采用上述能量特征提取方法对振动信号 $x(t)$ 进行分解后得到在 m 个尺度上的小波能谱为 $[E_1, E_2, \dots, E_m]$ 这样就形成了对信号时-频域上能量的一种划分。信号总能量 E 等于各分量能量 E_j 之和, 即 $E = \sum_{j=1}^m E_j$ 。设 $q_i = E_i/E$ 表示尺度 i 的能量在总能量中所占的比例, 则 $\sum_{i=1}^m q_i = 1$, 于是定义相应的小波能量谱熵为:

$$s(q) = - \sum_{i=1}^m q_i \ln q_i \quad (4)$$

式 (4) 定义的能量谱熵能够反映转子系统振动信号在时域与频域上的能量分布特征。振动信号能量分布的不确定性越大, q_i 分布越均匀, 能量谱熵 $s(q)$ 值越

大, 反之能量谱熵 $s(q)$ 值越小。

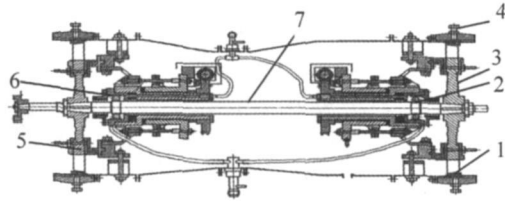
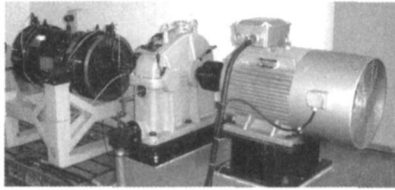
2 碰摩样本获取

由于实际碰摩故障样本难于获取, 本文利用文献 [9] 中的转子碰摩动力学模型以获取转子碰摩仿真样本, 通过改变转静碰摩刚度 k_r 、碰摩间隙 δ 、摩擦系数 μ 、不平衡量 e 以及转速等参数使仿真样本更具有代表性。第一组参数取转静碰摩刚度 $k_r = 9 \times 10^7$ N/m、碰摩间隙 $\delta = 0.02$ mm、摩擦系数 $\mu = 0.1$ 、不平衡量 $e = 0.01$ mm、转轴刚度 $k = 1.0 \times 10^7$ N/m, 转速 ω 从 2 000 r/min 至 8 000 r/min 随机选取 15 个值, 保持文献 [9] 中其他系统参数不变。针对某一固定转速 ω , 采用 Runge-Kutta 数值积分方法求解, 积分步长 (即采样时间间隔) 取一个激励周期的 $1/150$, 采样周期数取为 500, 得该转速下的转子振动位移信号, 即得一个转子碰摩样本。分别计算 15 个转速下的转子响应可得 15 个转子碰摩样本; 第二组参数在第一组基础上改 $k_r = 6.9 \times 10^7$ N/m 其他参数不变, 得 15 个转子碰摩样本; 第三组参数在第二组基础上改 $\delta = 0.025$ mm 其他参数不变, 得 15 个转子碰摩样本; 第四组参数取转静碰摩刚度 $k_r = 6 \times 10^7$ N/m、碰摩间隙 $\delta = 0.025$ mm、不平衡量 $e = 0.03$ mm、转轴刚度 $k = 0.85 \times 10^7$ N/m, 转速 ω 从 2 000 r/min 至 8 000 r/min 随机选取 15 个值, 其他参数与第一组相同, 得 15 个转子碰摩样本; 第五、六组参数在第四组基础上分别改 $e = 0.02$ mm, $e = 0.01$ mm 其他参数不变, 共得 30 个转子碰摩样本; 第七组参数取转静碰摩刚度 $k_r = 0$ N/m、碰摩间隙 $\delta = 0.035$ mm、转轴刚度 $k = 0.85 \times 10^7$ N/m, 转速 ω 从 2 000 r/min 至 8 000 r/min 随机选取 30 个值, 其他参数与第一组相同, 可得 30 个转子不碰摩样本, 其中 $k_r = 0$ N/m 代表不碰摩; 第八、九组参数在第七组基础上分别改 $\delta = 0.04$ mm, $\delta = 0.06$ mm 其他参数不变, 共得 60 个转子不碰摩样本。至此通过上述仿真计算得转速 ω 在 2 000 r/min 至 8 000 r/min 范围内的转子碰摩样本、不碰摩样本各 90 个。

本文获取实验样本所用实验器的实物图及剖面图如图 1 所示。该实验器是为模拟航空发动机转子-支承-机匣系统设计的。为了与真实的航空发动机接近, 该实验器在结构设计上, 首先考虑在外形上与发动机核心机的机匣一致, 尺寸缩小三倍; 内部结构作了必要简化, 将核心机简化为 0-2-0 支承结构形式, 并设计了可调刚度支承结构以调整系统的动力学特性; 多级压气机简化为单级的盘片结构; 叶片简化为斜置平面形状; 封严蓖齿为可拆卸的; 轴为实心按刚性设计, 最大工作转速为 7 000 r/min。压气机盘与轴、涡轮盘与轴、接手与轴的连接采用圆锥形配合面和 180° 双键连接, 便于装卸、减少配合面的磨损、延长使用寿命、保证对中性、减少转子系统本身的不平衡量; 采用电机驱

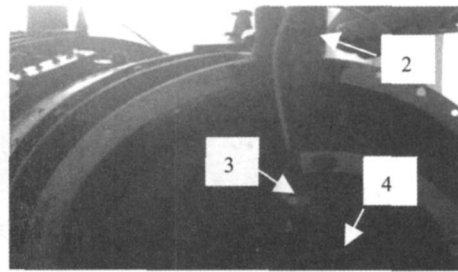
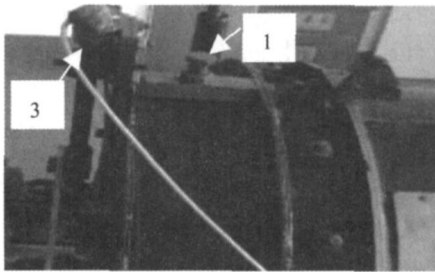
动, 取消了火焰筒, 即得到一个单转子系统模型。

本文进行的碰摩故障实验如图 2 所示, 碰摩故障的模拟过程为, 首先将发动机旋转到一定转速, 然后用扳手“2”拧碰摩环点变形顶螺栓“1”, 使碰摩环产生变形, 从而与旋转的涡轮叶片产生碰摩, 当碰摩严重时, 将产生碰摩火花, 轴的振动位移通过 X 向电涡流位



1. 碰摩环 2. 球轴承 3. 涡轮盘 4. 碰摩环点变形顶螺栓 5. 压气机轮盘 6. 滚珠轴承 7. 轴

图1 航空发动机故障模型实验器实物图与剖面图



1. 碰摩螺钉 2. 扳手 3. Y向位移传感器 4. X向位移传感器

图2 航空发动机转子碰摩故障实验

3 基于支持向量机的碰摩故障智能诊断

3.1 支持向量机碰摩故障诊断原理

碰摩故障诊断问题可以转化为对数据的分类问题。采用 SVM 进行故障诊断即为采用支持向量机对数据进行分类, 其一般原理是: 首先通过非线性映射 ϕ 把训练数据样本从原空间 R^m 映射到一个高维特征空间 R^n (其维数可能是非常高的), 再在高维特征空间中求最优分类超平面来分割训练样本集中的点, 并且使训练样本集中的点距离该最优超平面尽可能地远。文献 [15] 详细说明了 SVM 进行分类的具体算法, 参照其内容, 最终 SVM 最优化问题为:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} Q(\alpha) &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ &0 \leq \alpha_i \leq c, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

把它整理成以 α_i 为变量的标准形式二次优化问题, 可以方便地利用 Matlab 的优化工具箱求解。求出各最优 Lagrange 乘子 α_i^* 后, 即可得到 w , 并可以根据全部支持向量得到偏差值 b^* 的平均值:

$$b^* = \frac{1}{L} \sum_{i \in L} [y_i - \sum_{j=1}^n y_j \alpha_j^* K(x_i, x_j)] \quad (6)$$

移动传感器“4”和 Y 向电涡流位移传感器“3”拾取。转速从 2 000 r/min 到 7 000 r/min 得到不碰摩、碰摩样本各 32 个。由于实验数据均具有不同程度的噪声, 因此在计算相关维数和小波能量熵之前需要进行降噪处理, 本文采用文献 [14] 提出的基于尺度变换的小波降噪算法来实现降噪处理。

其中 L 为支持向量的集合, L_s 为支持向量的个数。样本训练完成后, 获得数据分类最优平面、支持向量和相应的参数组成的分类器。测试样本 x 按照下式进行分类:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_i \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (7)$$

根据 $f(x)$ 的正负来判断样本 x 的所属类别。采用不同的核函数将导致不同的支持向量机算法, 目前广泛应用的核函数形式主要有以下几种:

线性核函数, 即 $K(x, x_j) = (x \cdot x_j)$; 多项式核函数, 即 $K(x, x_j) = [(x \cdot x_j) + 1]^n$; 高斯核函数, 即 $K(x, x_j) = \exp \left\{ -\frac{|x - x_j|^2}{\sigma^2} \right\}$ 。

3.2 基于支持向量机的碰摩故障诊断与分析

碰摩故障诊断问题可以转化为对数据的二类分类问题。支持向量机分类算法包括两部分, 支持向量机的训练和支持向量机的分类。

(1) 支持向量机训练步骤

① 针对仿真计算得的转速 ω 在 2 000 r/min 至 8 000 r/min 范围内的 180 个转子碰摩、不碰摩样本, 按照前述的关联维数和小波能量谱熵的计算方法, 分别计算其关联维数和小波能量谱熵, 并将其作为特征向量, 由此得到训练样本集。输入两类训练样本向量 $(X_i, Y_i) (i = 1, 2, \dots, N, X \in \{D, E\}, Y \in \{-1, 1\})$, 其

中 D 表示关联维数, E 表示小波能量谱熵, 类号 ω_1, ω_2 分别代表碰摩、不碰摩。如果 $X_i \in \omega_1$, 则 $y_i = -1$; $X_i \in \omega_2$ 则 $y_i = 1$ 。

② 选择核函数及惩罚因子, 本文选取惩罚因子 $c = 100$ 并分别选用线性核函数、多项式核函数 ($q = 2$)、高斯核函数 ($\sigma = 1$) 进行比较。

③ 利用 Matlab 的优化工具箱二次规划方法求解目标函数式 (5) 的最优解, 得到最优 Lagrange 乘子 a^* 。采用线性核函数、多项式核函数 ($q = 2$)、高斯核函数 ($\sigma = 1$) 时 SVM 的最优 Lagrange 乘子 a^* 分别为: (100 100 100 43 36 43 36 100 100 100)', (89 46 71 36 100 100 100 60 82)', (100 18 87 100 100 13 42 11 42 43 45 100 100 0 27)'。

④ 将样本库中的所有支持向量 X 及所求得的 Lagrange 乘子 a^* 代入式 (6), 可得到偏差值 b^* 。采用线性核函数、多项式核函数 ($q = 2$)、高斯核函数 ($\sigma = 1$) 时 SVM 的偏差值 b^* 分别为: -642 87 -2 460 7 -305 98

⑤ 将线性核函数、多项式核函数 ($q = 2$)、高斯核函数 ($\sigma = 1$) 以及相应的最优 Lagrange 乘子 a^* 、偏差值 b^* 、支持向量代入式 (7), 可以分别得到线性、多项式、高斯碰摩故障诊断模型。

(2) 支持向量机分类步骤

① 按照前述的关联维数和小波能量谱熵的计算方法, 对实测振动信号进行降噪处理后分别计算其关联维数和小波能量谱熵, 并将其作为特征向量, 由此得到测试样本集。输入待测样本 $X \in \{D, E\}$;

② 将待测样本输入已训练好的线性、多项式、高斯碰摩故障诊断模型中, 以判断是否发生碰摩故障。如果模型输出为 -1, 则该样本属于 ω_1 , 该样本属于碰摩样本; 如果模型输出为 1, 则该样本属于 ω_2 , 该样本属于不碰摩样本。图 3 为不同碰摩故障诊断模型测试样本检测示意图, 图中 '*' 和 '+' 分别表示碰摩和不碰摩两类, 带三角形的样本为错分样本。不同核函数的分类结果比较如表 1 所示。

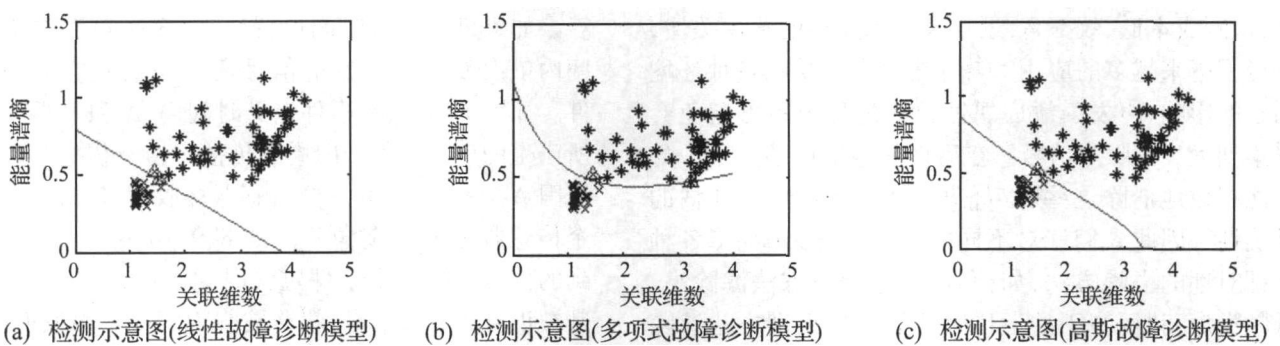


图 3 不同模型下的检测示意图

表 1 不同核函数分类结果比较

核函数	支持向量数	训练时间 /s	错分样本数	识别率
线性核函数	8	1 672 0	2	0.977 0
多项式核函数: $q = 2$	6	1 906 0	2	0.977 0
高斯核函数: $\sigma = 1$	10	2 157 0	1	0.988 5

由检测示意图 3 可看出线性碰摩故障诊断模型就可以诊断出碰摩故障, 即以关联维数和小波能量谱熵作为特征向量的不碰摩、碰摩故障样本具有线性可分性, 说明该特征向量能很好的表征类别特征。还可看出所建立的线性、多项式、高斯碰摩故障诊断模型均能很好的区分两类样本, 对于不同的模型均具有较高的识别率再次说明特征向量的有效性。由表 2 可发现, 采用高斯核函数的诊断模型对转子实验器的碰摩故障样本识别率最高, 但是该诊断模型的支持向量数最多和训练时间最长; 采用线性核函数的诊断模型较之采用多项式核函数的诊断模型训练时间短, 但支持向量数多。总的来讲, 采用三种核函数的诊断模型识别率都很高, 说明诊断模型的特征向量对于该分类识别有

非常有效的特性, 即关联维数和小波能量谱熵作为碰摩故障的量化特征参数对于碰摩故障的识别具有明显效果。

4 结 论

本文提出利用关联维数和小波能量谱熵诊断转子碰摩故障的方法。利用碰摩转子动力学仿真模型计算得到不同碰摩程度的故障信号, 提取其关联维数和小波能量谱熵, 作为支持向量机的训练样本, 并对 SVM 进行训练, 得到识别碰摩故障的分类曲线, 最后运用航空发动机转子实验器模拟碰摩故障, 经过降噪处理后, 提取其关联维数和小波能量谱熵, 代入分类决策函数实现碰摩故障识别, 识别率达到了 97% 以上。实验结果表明本文基于关联维数和小波能量谱熵的碰摩故障诊断的正确有效性。

参 考 文 献

[1] 王德友. 发动机转静件碰摩振动特征的提取与理论研究 [D]. 北京: 北京航空航天大学, 1995.

(下转第 197 页)

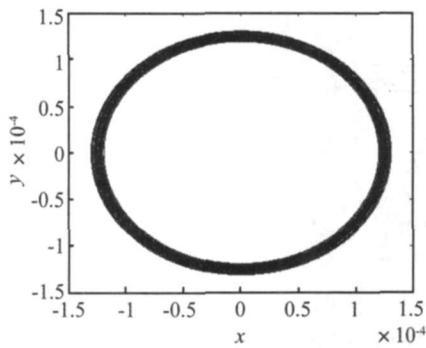


图 6 偏心率 ($e = 0.2$) 时浮动环质心轨迹图

Fig 6 The mass center curve of the floating ring when $e = 0.2$

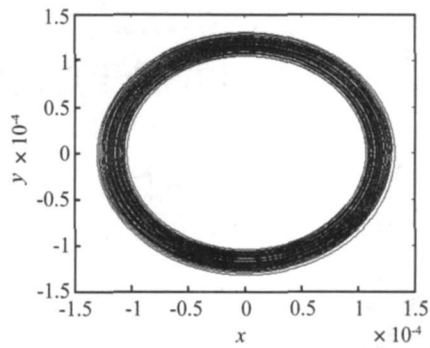


图 7 偏心率 ($e = 0.4$) 时浮动环质心轨迹图

Fig 7 The mass center curve of the floating ring when $e = 0.4$

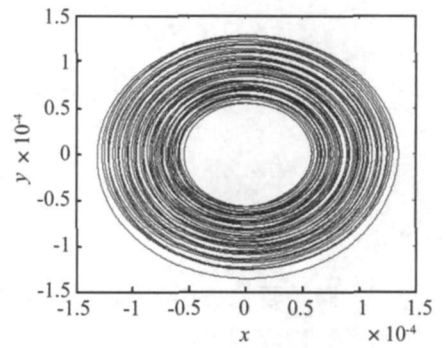


图 8 偏心率 ($e = 0.6$) 时浮动环质心轨迹图

Fig 8 The mass center curve of the floating ring when $e = 0.6$

4 结 论

浮环轴承系统中, 在不平衡力的作用下, 轴颈、浮动环偏离静子中心发生涡动, 内、外油膜均产生周向剪切流动, 形成挤压油膜。浮动环旋转过程中, 依据平衡条件, 任意时刻下内外油膜压力、重力、惯性力在浮动环上产生的合力为零, 且内外油膜在浮环上产生的摩擦力产生的力矩大小相等, 通过理论及算例分析得出如下结论:

(1) 不同偏心率下, 浮动环的质心轨迹呈椭圆形分布, 且随偏心率增大, 浮动环进动半径略呈减小趋势。

(2) 同一偏心率下, 浮动环进动半径小范围内呈振荡趋势。

参 考 文 献

[1] 李同杰, 孙启国. 横向流体激振力作用下的不平衡离心叶

轮转子分岔特性研究 [J]. 振动与冲击, 2007, 26(4): 144 - 150

[2] 成 玫, 荆建平, 孟 光. 转子-轴承-密封系统的非线性动力学研究 [J]. 振动与冲击, 2006 25(6): 171- 174

[3] H is G G. A bulk-flow theory for turbulence in lubricant film [J]. ASME J. of Lubrication Technology, 1973, 95 (1): 137- 146

[4] 孙启国, 虞 烈. 大间隙环流中偏心转子动特性系数的计算 [J]. 摩擦学学报, 2000, 2 13- 15.

[5] Childs D W. Turbo machinery rotordynamics phenomena modeling and analysis [M]. New York John Wiley & Sons Inc, 1993: 162- 206

[6] 孙启国, 虞 烈. 有限长大间隙环流中同心转子动特性系数的计算 [J]. 摩擦学学报, 2001, 21(6): 472- 477

[7] 曹 磊, 高德平, 江和甫. 浮动环式挤压油膜阻尼器减振机理初探 [J]. 振动工程学报, 2007, 6(20): 584- 588

[8] 熊滨生, 郭 红. 气穴现象对动静压浮动环径向轴承压力场的影响研究 [J]. 润滑与密封, 2007 9(32): 1- 5.

(上接第 177 页)

[2] Peng Z He Y, Lu Q, et al. Feature Extraction of the Rub-Impact Rotor System by Means of Wavelet Analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 259(4): 1000- 1010.

[3] 刘献栋, 李其汉. 小波变换在转子系统动静件早期碰摩故障诊断中的应用 [J]. 航空学报, 1999, 20(3): 220- 223

[4] 宋 友, 柳重堪, 李其汉. 基于小波变换的转子动静件碰摩故障诊断研究 [J]. 振动工程学报, 2002, 15(3): 319- 322

[5] 胡芾庆, 陈 敏, 温熙森. 随机共振理论在转子碰摩故障早期检测中的应用 [J]. 机械工程学报, 2001, 37(9).

[6] 杨江天, 陈家骥, 曾子平. 基于高阶谱的旋转机械故障征兆提取 [J]. 振动工程学报, 2001, 14(1): 13- 18

[7] 程军圣, 于德介, 杨 宇. 基于 EMD 和分形维数的转子系统故障诊断 [J]. 中国机械工程, 2005, 16(12): 1088 - 1091.

[8] Chen Guo. Auto-Extracting Technique of Dynamic Chaos Features for Nonlinear Time Series. Chinese Journal of Mechanical Engineering [J]. 2006, 19(4): 524- 529

[9] 周海仑, 陈 果, 李飞敏. 转子-滚动轴承耦合系统的转静碰摩故障分析与智能诊断 [J]. 振动与冲击, 2008, 27 (10): 90- 94

[10] 陈予恕, 田家玉, 金宗武, 等. 非线性动力学理论与大型火电机组振动故障综合治理技术 [J]. 中国机械工程, 1999, 10(9): 1063- 1067.

[11] Logan D. Using the Correlation Dimension for Vibration Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings-Basic Concepts [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1996, 10 (3): 241- 250

[12] 邓 堰, 陈 果. 转子故障信号的小波能量特征自动提取 [J]. 应用科学学报, 2007, 25(5): 510- 515

[13] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. Springer-Verlag, New York, 1995.

[14] 陈 果. 一种转子故障信号的小波降噪新方法 [J]. 振动工程学报, 2007, 20(3): 283- 290

[15] 徐启华, 师 军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断 [J]. 航空动力学报, 2005, 20(2): 298- 302

cavity and its influence on shape of cavity were discussed based on the principle of cavity expansion independence. The cavitator orientation effect and cavity flotation were taken into account in computing the hydrodynamic forces of all parts of the supercavitating vehicle. Efficiency of the fin as the fin immersion depth changes while the vehicle is traveling underwater was investigated. A more precise nonlinear dynamics model of supercavitating vehicle was established. Robust pole placement controller was designed after exact input-output linearization. Simulation results indicate that stabilization control of the close-loop system with special initial disturbance is achieved.

Key words supercavitating; memory effect; supercavitating vehicles; planing force; nonlinear system

(pp 160–163)

Shaking table experiment of frame structure with “dual functions” metallic damper

LI Gang, LI Hong-nan

(State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023 China)

Abstract A steel structure with “dual functions” metallic damper was tested on shaking table to study the dynamic characteristics and seismic responses, especially the effect of this kind of damper on seismic behaviors of the structure. A frame structure model was made with ADPL language in ANSYS program. Seismic responses of the structure with and without metallic damper were discussed and compared. The results of tests and calculations show that the metallic dampers with “dual functions” presented here not only provide certain stiffness in normal using, but also are of good ability of seismic energy dissipation.

Key words metallic damper; dissipative structure; shaking table; dissipating energy

(pp 164–168)

Nonlinear vibration analysis of an eccentric rotor with unbalance magnetic pull

SONG Zhi-qiang^{1,2}, MA Zhen-yue¹

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023 China)

(2. Faculty of Water Resources and Hydraulic Power, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048 China)

Abstract The unbalance magnetic pull on the rotor of an eccentric water turbine generator set has important influence on its vibration. The magnetic stiffness matrix was introduced to express the energy of the magnetic field in air gap. Two vibration models were constructed, making use of Lagrange equation. The difference between the two models lies in the boundary supporting conditions: one is rigidly supported and the other is with elastic bearing supports. The influences of magnetic stiffness and elastic supports on the critical speed of rotor were studied using Lyapunov nonlinear vibration theory. The vibration amplitude of the rotor was calculated, taking the magnetic stiffness and eccentric force into account. The sensitivities of the magnetic, mechanical and bearing parameters with respect to the critical speed were analyzed. Some conclusions may be benefit to the study of dynamic characters of the generator set shaft system, which concludes all the magnetic, mechanical and hydraulic parameters.

Key words rotor of water turbine generator set; nonlinear vibration; magnetic stiffness; bearing; critical speed

(pp 169–173)

Intelligent diagnosis of rubbing based on correlation dimension and energy spectrum entropy

WANG Mei-ling, CHEN Guo

(Civil Aviation College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract The correlation dimension and wavelet energy spectrum entropy characteristics of rubbing fault signals were extracted, and the rubbing fault diagnosis model was built based on SVM. The variation rule of the correlation dimension and wavelet energy spectrum entropy of signals with rubbing faults was analysed by using a rubbing dynamic simulation model. The simulated samples as the study samples were taken to train the SVM classifier and then the SVM discriminant function was obtained, which can be used to identify the rubbing faults. The experiments on the aero-engine rotor failure test rig were carried out to get rub-impact fault samples, and their correlation dimension and energy entropy

were calculated which are then substituted into the SVM discriminant function to determine rubbing fault directly. The experimental results verify the effectiveness of the method.

Key words rubbing; intelligent diagnosis; correlation dimension; energy spectrum; entropy; support vector machine (SVM) (pp 174–177, 197)

Denoising method for acoustic emission testing of tank bottom based on cross-correlation analysis

WANG Wei-kui¹, ZENG Zhou-mo¹, SUN Li-ying^{1,2}, DU Gang¹, JIN Shi-jun¹

(¹ State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instrument, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

(² Energy Technology and Mechanical Engineering Department, Tianjin Institute of Urban Construction, Tianjin 300384, China)

Abstract During the process of acoustic emission (AE) testing on tank bottom, due to the characteristics of the method, a lot of noise signals would be collected, which would seriously affect the evaluation accuracy of the tank bottom's corrosion degree. Therefore, various approaches have been developed to reduce the noise signals. However, it is hard for them to reduce the virtually located AE events. To solve this problem, a denoising method was proposed. The treatment result of the actual data by using the method shows that it could reduce the virtually located AE events effectively so as to make the evaluation result be more in line with the real situation.

Key words acoustic emission (AE); tank bottom testing; correlation analysis (pp 178–180)

Nondestructive testing method for detecting the working parameters of on-used hydragas suspension based on mathematical model and genetic algorithm

DONG Hui-li, WEN Gui-lin, QING Qi-xiang, ZHOU Bing, JIN Qiu-tan, ZHOU Hua-an

(State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body,

College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract After a hydragas suspension has been manufactured or used for some time, several parameters may be changed and some of them may not be easily measured. A nondestructive testing method, which is based on the mathematical model and the genetic algorithm to detect the changed parameters, was presented. The R-K equation which can accurately describe the gaseous state and the Blasius equation for computing turbulent resistance coefficient were used in establishing the mathematical model of hydragas suspension. Taking the mean square deviation of sampling points of the output force as our objective function, the genetic algorithm method was used to search for the changed parameters based on the suspension's geometry parameters and some experimental data. The correctness and stability of the new method was discussed in brief.

Key words hydragas suspension; working parameters; mathematical model; genetic algorithm (pp 181–184)

Study on anti-optimization method to identify the parameters of viscoelastic model of rubber

LIU Wen-wu, WENG Xue-tao, ZHU Shi-jian, HE Qi-wei

(College of Naval Architecture and Power, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract A new way to identify the parameters of viscoelastic model of rubber and the application of FEM for analyzing dynamic characteristics of rubber products were presented. The method to analyze dynamic characteristics of rubber products was studied. Anti-optimization method using the multi-objects optimization software ISIGHT, integrated with the ANSYS and MATLAB was introduced to identify the parameters of viscoelastic model of rubber. The method was also used to identify the parameters of viscoelastic model of a certain type of rubber metal rings. The results compared with the experimental results show that the approach is effective.

Key words rubber; viscoelastic model; parameter identify; ISIGHT; anti-optimization method (pp 185–188)