

基于三维叶尖间隙的叶片裂纹动力响应 特征分析与诊断方法

黄鑫¹, 张小栋^{1,2}, 张英杰¹, 熊逸伟¹, 刘洪成¹, 范博超¹

(1. 西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049;

2. 西安交通大学 现代设计与轴承转子系统教育部重点实验室, 西安 710049)

摘 要: 将裂纹叶片三维动力响应分析与参数识别方法相结合, 分析不同裂纹叶片状态下三维叶尖间隙(3-dimensional blade tip clearance, 3D-BTC)动力响应参量的信息熵特征, 并利用稀疏滤波从不同参量信息熵分布中无监督学习叶片裂纹的多尺度动力响应特征, 实现裂纹叶片在运行过程中响应变化特征的信息熵定量描述。在此基础上, 利用支持向量机(support vector machine, SVM)的强非线性映射能力建立多尺度响应特征空间与状态空间之间复杂映射。经试验证实, 所提方法能实现叶片裂纹损伤程度的定量诊断, 达到 100% 的诊断准确率, 远优于其他方法, 且诊断结果稳定性好。

关 键 词: 定量诊断; 涡轮叶片裂纹; 三维叶尖间隙(3D-BTC); 信息熵; 稀疏滤波; 支持向量机(SVM)
中图分类号: V232 **文献标志码:** A

Dynamical response feature analysis based on 3-dimensional blade tip clearance and diagnosis method for blade crack

HUANG Xin¹, ZHANG Xiaodong^{1,2}, ZHANG Yingjie¹,
XIONG Yiwei¹, LIU Hongcheng¹, FAN Bochao¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System,
Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: By combining the 3-dimensional dynamic response analysis with parameter identification, the information entropy of the 3D-BTC (3-dimensional blade tip clearance) dynamic response parameters for different crack blades was analyzed, and sparse filtering was used to learn multi-scale dynamic response features from information entropy distribution of different response parameters in an unsupervised manner, realizing quantitative description of operational response features for different crack blades based on multi-scale dynamic response information entropy. On this basis, the support vector machine (SVM) was further used to construct the complex mapping relationship between the multi-scale response feature space and the condition space by its strong non-linear mapping ability. In different sets of experiments, the quantitative effectiveness

收稿日期: 2022-01-18

基金项目: 国家自然科学基金(52175117); 中国航发四川燃气涡轮研究院外委课题(GJCZ-0820-21)

作者简介: 黄鑫(1993—), 男, 博士生, 主要研究方向为航空发动机光纤动态检测与智能诊断。E-mail: 1559196486@qq.com

通信作者: 张小栋(1967—), 男, 教授、博士生导师, 博士, 主要研究方向为智能检测诊断与控制技术。

E-mail: xdzhang@mail.xitu.edu.cn

引用格式: 黄鑫, 张小栋, 张英杰, 等. 基于三维叶尖间隙的叶片裂纹动力响应特征分析与诊断方法[J]. 航空动力学报, 2022, 37(9): 1923-1935. HUANG Xin, ZHANG Xiaodong, ZHANG Yingjie, et al. Dynamical response feature analysis based on 3-dimensional blade tip clearance and diagnosis method for blade crack[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(9): 1923-1935.

of the proposed method for different crack blades was verified, and the diagnosis accuracy reached 100% far beyond other comparative methods, and the stability of diagnosis results was fairly good.

Key words: quantitative diagnosis; turbine blade crack;
3-dimensional blade tip clearance (3D-BTC); information entropy;
sparse filtering; support vector machine (SVM)

涡轮叶片是航空发动机的关键热端部件,其结构动力学特性和可靠性直接影响航空发动机的整机性能和运行安全。在长期服役过程中,涡轮叶片在高温、高转速等极端工况下持久运行,长期承受持续的离心载荷、气动载荷等交变载荷联合作用,使其应力值极高,同时持续高温燃气会造成叶片材料强度降低,易诱导叶片出现疲劳裂纹甚至导致叶片断裂,这不仅会影响发动机的工作性能,且高速断裂的叶片会严重威胁转子系统和机匣的安全,导致机毁人亡^[1]。据统计,在航空发动机零部件损伤中,与叶片相关的损伤事件达到70%^[2],因此及时准确检测叶片裂纹对于航空发动机服役安全具有重要意义。

当前,为了能有效发现叶片裂纹所造成的安全隐患,国内外学者对裂纹识别进行了相关理论分析和试验研究并取得一些成果。其中,Saito等^[3]利用模态综合法和三维有限元模型建立了含裂纹叶盘结构的自由度缩减模型,研究了叶片裂纹对结构振动响应的影响;Jung等^[4]提出了一种基于结构动力学模型和振动响应的叶片裂纹检测方法;王帅等^[5]通过在裂纹界面上定义接触形式来模拟裂纹的呼吸效应,并采用三维有限元模型建立了叶轮结构的叶片裂纹定量分析模型;张国才等^[6]对叶片前缘长裂纹等3种典型故障进行了仿形涡流检测仿真和试验设计;于霞等^[7]采用镜像延拓EMD(empirical mode decomposition)重构与小波奇异性检测方法对叶片涡流信号进行处理,实现了涡轮叶片裂纹微弱特征提取与识别。然而,考虑到航空发动机叶片裂纹的出现将导致叶片动力参数的改变,使得叶片动态响应表现出强非线性、非平稳性等复杂特点,其振动问题远比上述理论分析或静态检测问题更复杂。

因此,相关领域研究人员通过分析叶盘几何特征和运行特点进一步提出了基于动态特征的裂纹识别方法,以准确识别出裂纹位置及其严重程度。其中,滕飞等^[8]根据叶片三维动力响应行为特点,提出了3-D BTC监测技术,作为一种非接

触式叶片振动测量的新方法,其在叶片裂纹在线监测上具备重要地位;熊逸伟等^[9]通过有限元分析研究了3-D BTC对裂纹故障的响应特性;滕飞等^[10]进一步研究了3-D BTC对高压涡轮典型故障的响应特性,表明了其对叶片尾缘裂纹具有良好的识别效果;张小栋等^[11]开发出了光纤传感检测系统,实现了对叶片3D-BTC的无接触高速动态监测;黄鑫等^[12-13]则基于3D-BTC实现了叶片裂纹的特征提取与状态识别。

信息熵是对系统状态的不确定程度进行定量分析的有效评价方法^[14-15]。为此,本文在对3D-BTC动力响应参量分析的基础上,运用小波包能量谱熵和稀疏滤波模型分析不同健康状态裂纹叶片的时频域能量分布不确定性,并计算裂纹叶片3D-BTC动力响应参量的多尺度响应特征,实现裂纹叶片运行过程中响应变化特征的信息熵定量描述。利用SVM强非线性映射能力建立多尺度响应特征空间与状态空间之间的复杂映射联系实现裂纹叶片定量诊断。同时,开展了裂纹叶片的识别试验,并与多种方法进行了对比分析。

1 稀疏滤波模型

稀疏滤波(sparse filtering, SF)^[16]是Ngiam提出的一种无监督稀疏特征学习算法,通过稀疏约束学习数据中稀疏表征特征。如图1所示,其可视为两层神经网络,通过 $L1/L2$ 范数归一化约束引入特征竞争机制来学习稀疏特征,使其满足3个准则:①种群稀疏;②存在稀疏;③高分散性。

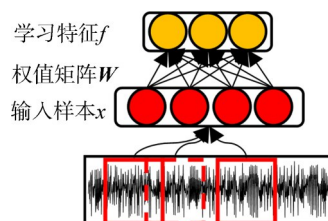


图1 稀疏滤波模型结构

Fig.1 Architecture of sparse filtering model

假设含 m 个样本的数据集 $X=[x^1, x^2, \dots, x^m]$, $x^i \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 是维度为 n 的第 i 个样本。首先学习权值矩阵 $W \in \mathbf{R}^{n \times 1}$, 通过非线性映射函数式

$$f_j^i = g(w_j^T x^i) \quad (1)$$

学习维数为 l 的特征向量, 得到对应样本集特征分布矩阵 F , f_j^i 为第 i 个样本的第 j 个特征, w_j 为权值矩阵 W 的第 j 列向量, $g(\cdot)$ 为激活函数。

$$F = \begin{bmatrix} f_1^1 & f_1^2 & \dots & f_1^m \\ f_2^1 & f_2^2 & \dots & f_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_l^1 & f_l^2 & \dots & f_l^m \end{bmatrix} \quad (2)$$

然后对特征矩阵 F 的行和列分别进行 $L2$ 范数归一化, 最后采用 $L1$ 范数得到其优化目标函数 J_{sp} , $\min$ 表示取最小值, 具体见式(3)~式(5):

$$\tilde{f}_l = \frac{f_l}{\|f_l\|_2} \quad (3)$$

$$\hat{f}^i = \frac{\tilde{f}^i}{\|\tilde{f}^i\|_2} \quad (4)$$

$$J_{sp}(f) = \min_w \sum_{i=1}^m \|\hat{f}^i\|_1 \quad (5)$$

由式(3)~式(5)可知, 通过 $L2$ 范数正则化后, 特征矩阵 F 中各特征值均被约束于单位球面上, 而对目标函数的优化, 则使特征表现出稀疏性, 其具有结构简单、优化参数少、效果好等优点。

2 裂纹叶片 3D-BTC 动力响应特征分析

2.1 3D-BTC 动力响应理论分析

航空发动机涡轮叶片长期在交变载荷作用下其整体应力分布发生变化, 致使在振动过程中叶片沿着空间三维方向发生弯曲或扭转, 因而叶片尖端面作为一个空间平面具有三维振动特性^[17], 如图2所示为 3-D BTC 动力模型, 其动力响应参量包含了叶尖径向间隙 z 、轴向偏转角 α 和周向偏转角 β , 图中 O 为传感器中心, O' 为 O 的投影点。

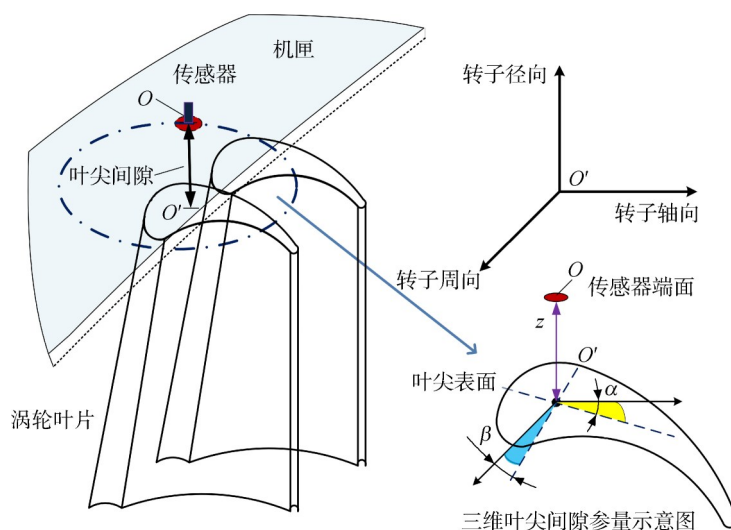


图2 3-D BTC 动力模型

Fig.2 3D-BTC dynamic model

3D-BTC 通过安装于机匣上的双圈同轴式光纤传感器进行间接测量。当叶尖端面相对于传感器存在径向位移、轴向和周向偏转变化时, 光纤传感器输出的调制函数 M' 表示为^[17]

$$M'(z_0, \alpha, \beta) = \frac{I_{r2}}{I_{r1}} = \frac{\sum_{i=1}^{12} \rho K e^{-\sum_i \eta_i r_i} S_i \varphi_{si}(r, z_0)}{\sum_{i=1}^6 \rho K e^{-\sum_i \eta_i r_i} S_i \varphi_{si}(r, z_0)} \quad (6)$$

式中 K 为接收光纤光功率损耗系数, ρ 为反射率, r 为纤端光场中某点到入射光锥轴的半径, z_0 为纤

端光场所在高度, η 为弯曲损耗率, S_i 为第 i 支光纤虚像面的光斑覆盖有效面积, I_{r1} 、 I_{r2} 为接收光纤虚像端面的接收光强, $e^{-\sum_i \eta_i r_i}$ 为接收光纤附加弯曲损耗, $\varphi_{si}(r, z_0)$ 为第 i 支光纤虚像面接收平均光强。

当叶片出现裂纹时, 裂纹附近区域的动力参数会发生改变(如刚度项会下降), 导致叶片的 3D-BTC 动力响应参量的变化出现差异。因此, 叶片的 3D-BTC 包含了涡轮叶片的运行状态信

息。如图 3 所示为测点分布方式,图 4 为在不同测点下裂纹和正常叶片的 3D-BTC 响应参量变化趋势。可以看到,不同测点处 3D-BTC 变化不同,在越靠近叶片尾缘的位置(靠近测点 9),因高温燃气的高速冲击,裂纹与正常叶片的 3D-BTC 差异越显著,特别是周向偏转角(如图 4(c))。而在叶片前缘位置(靠近测点 1),因叶片较厚,裂纹与正常叶片的径向变形量几乎相同(如图 4(a))。综上所述,3D-BTC 可包含了叶片运行状态信息,可反映出叶片的三维动力响应行为特征。

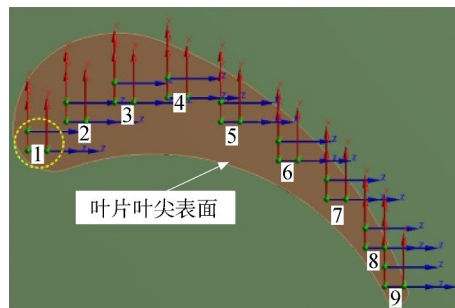


图 3 测点分布方式

Fig.3 Distribution method of measurement points

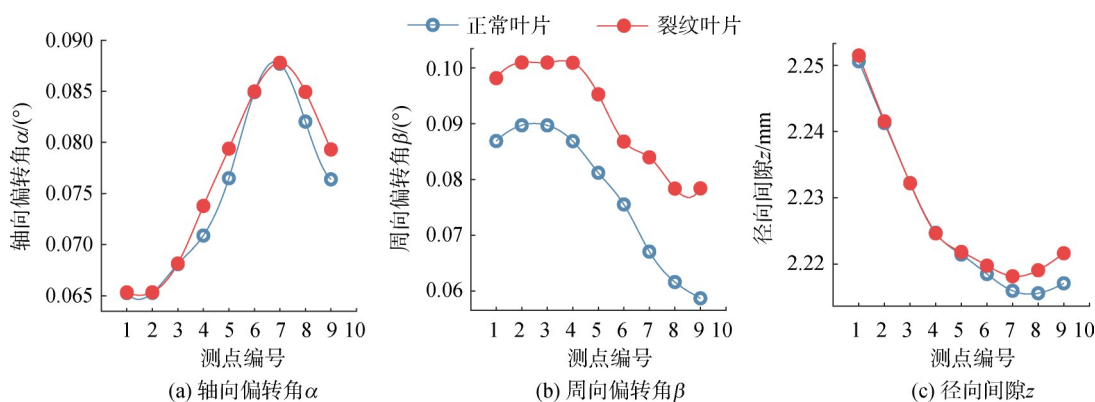


图 4 不同测点 3D-BTC 响应参量变化趋势

Fig.4 Change tendency of 3D-BTC response parameters in different measurement points

2.2 基于信息熵的裂纹叶片动力特征提取方法

当航空发动机叶片裂纹出现时,不同动力参数的改变将导致叶片动力响应的时频域能量分布发生变化和出现非平稳突变特征。同时,鉴于小波包分析(wavelet package transform, WPT)方法可兼顾信号高低频段分解,其在信号瞬态分析、奇异性检测等方面有重要应用^[18],有利于分析裂纹奇异性所导致的信号能量分布不确定性。信息熵是信息论中衡量信息含量的无量纲量化指标,在能量理论中,其与系统或信号中的不确定程度有关。因此,在裂纹叶片 3D-BTC 动力响应参量分析的基础上,本文采用稀疏滤波算法和小波包能量谱(sparse filtering+WPT energy entropy, SF+WPTTE)先对裂纹叶片不同健康状态下时频域能量分布的不确定性进行分析,再计算裂纹叶片非线性动力响应特征。具体计算如下:

由于 WPT 每一固定频段内,信号自身邻近谐波分量存在交叉重叠现象^[19],影响信号频带分解,因此首先采用集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[20-21]自适应分解 3D-BTC 信号得到本征模态函数(intrinsic mode functions, IMFs)分量 $\mathbf{Q}=[q_1, q_2, \dots, q_a]$,并

采用 Pearson 相关系数筛选主模态成分重构 3D-BTC 信号,避免模式混叠发生,减弱 WPT 分解存在的交叠现象。再利用 WPT 将信号分解到不同频带,重构各频带小波系数得到各子信号 x_i ,利用式(7)

$$e_i = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i^2(t) dt \quad i=1, 2, \dots, M \quad (7)$$

计算各频带子信号能量 $E=[e_1, e_2, \dots, e_M]$,其表征了信号序列在频域空间的一种能量划分,采用式(8)计算小波包能量谱熵:

$$H = -\sum_{i=1}^M \hat{e}_i \lg \hat{e}_i \quad (8)$$

式中 $\hat{e}_i = \frac{e_i}{\sum_{i=1}^M e_i}$ 为能量比,且 $\sum_{i=1}^M \hat{e}_i = 1$ 。当叶

片的 3D-BTC 信号各频率能量幅值出现差异时,其能量谱熵会出现相应改变,其中包含了裂纹奇异特征信息。这里本文考虑仅有两个能量比的能量熵函数,如下式:

$$H(\hat{e}_i, \hat{e}_j) = -\hat{e}_i \lg \hat{e}_i - \hat{e}_j \lg \hat{e}_j \quad (9)$$

令 $\hat{e}_i + \hat{e}_j = k$, $(\hat{e}_i - \hat{e}_j)^2 = \sigma^2$ 且 $0 < \hat{e}_i < 1$, $0 < \hat{e}_j < 1$, $0 < k < 1$, 则

$$H(k, \sigma) = -\frac{k+\sigma}{2} \lg\left(\frac{k+\sigma}{2}\right) - \frac{k-\sigma}{2} \lg\left(\frac{k-\sigma}{2}\right) \quad (10)$$

$$\frac{\partial H(k, \sigma)}{\partial \sigma} = \frac{1}{2} \lg\left(\frac{k-\sigma}{k+\sigma}\right) \leq 0 \quad (11)$$

由上可知当 $\hat{e}_i$ 和 $\hat{e}_j$ 相差较大时,表示能量分布不确定性和复杂度小,能量熵值较小。反之,其能量熵越大,同理其结论也适用于式(8)。因此,小波包能量谱熵可以定量评价裂纹叶片3D-BTC时频域能量的不确定性分布。

最后利用小波包能量谱熵样本集无监督训练稀疏滤波器模型并获取权值矩阵,以得到不同健康状态下裂纹叶片的响应特征表达,同时将其用于能量谱熵动力响应特征的计算中,实现裂纹叶片运行过程中响应变化特征的信息熵定量描述,过程如图5所示。

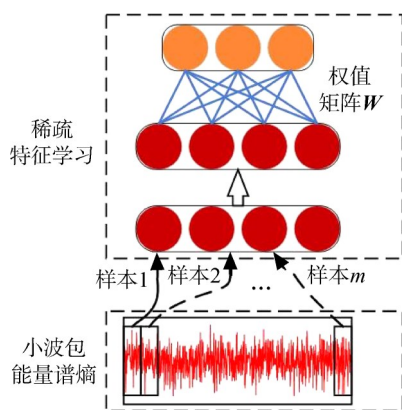


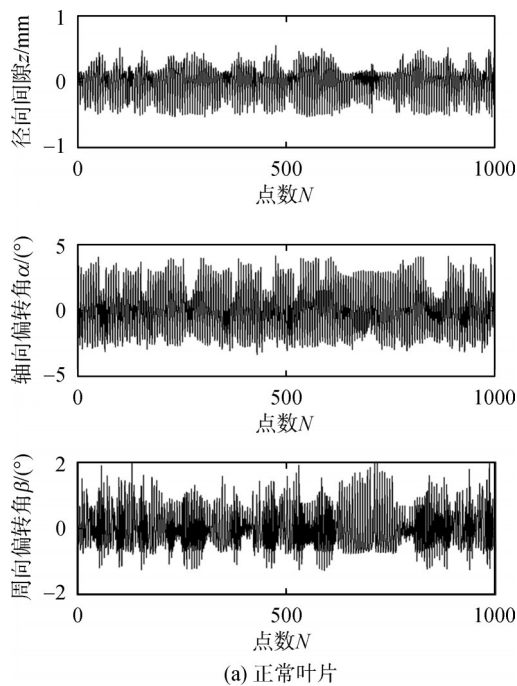
图5 裂纹叶片动力特征提取示意图

Fig.5 Diagram of dynamical features extraction for crack blade

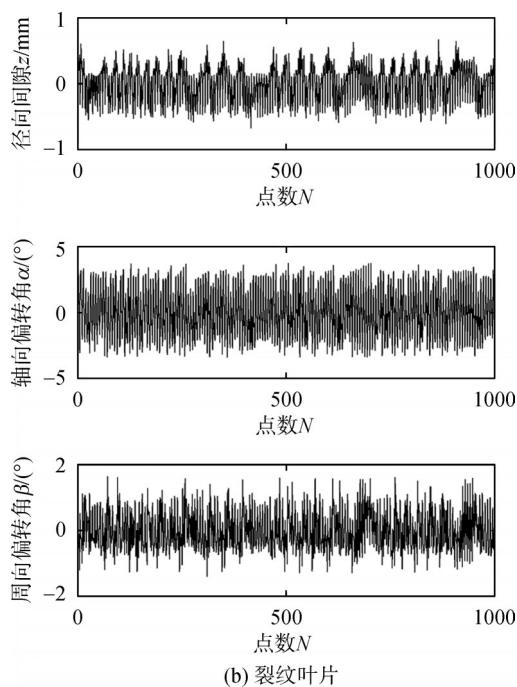
2.3 裂纹叶片动力响应特征分析

基于上述裂纹叶片3D-BTC动力响应参量分析和基于小波包能量谱熵的动力稀疏特征提取方法,研究叶片在无裂纹状态、不同裂纹深度时的稀疏特征分布。采集不同裂纹叶片的3D-BTC动力响应参量信号,如图6所示为叶片在正常和裂纹两种状态下3D-BTC不同参量时域波形(限于篇幅,此处仅考虑裂纹深度为6 mm的情况),可观察到,各参量波形具有明显的非周期非平稳性,为了能准确诊断出裂纹叶片,需从中提取相关判别特征信息。

按照文中第2.2节中所述方法,首先得到小波包能量谱相对分布(本文进行3层小波包分解,采用db3小波函数),如图7所示。可看出,能量分



(a) 正常叶片



(b) 裂纹叶片

图6 不同叶片状态下3D-BTC各参量时域波形

Fig.6 Time-domain waveform of response parameters of 3D-BTC under different blade conditions

布主要集中于第4、5和8频段中。与裂纹状态相比,叶片正常状态的3D-BTC各参量能量分布相对均匀,特别是轴向偏转角和周向偏转角,而对于叶尖径向间隙则不太显著,但仍存在差异,其能量分布差异可进一步用信息熵来衡量。

计算小波包能量谱熵,并绘制成叶片正常→裂纹状态转变时能量谱熵变化趋势图,如图8所

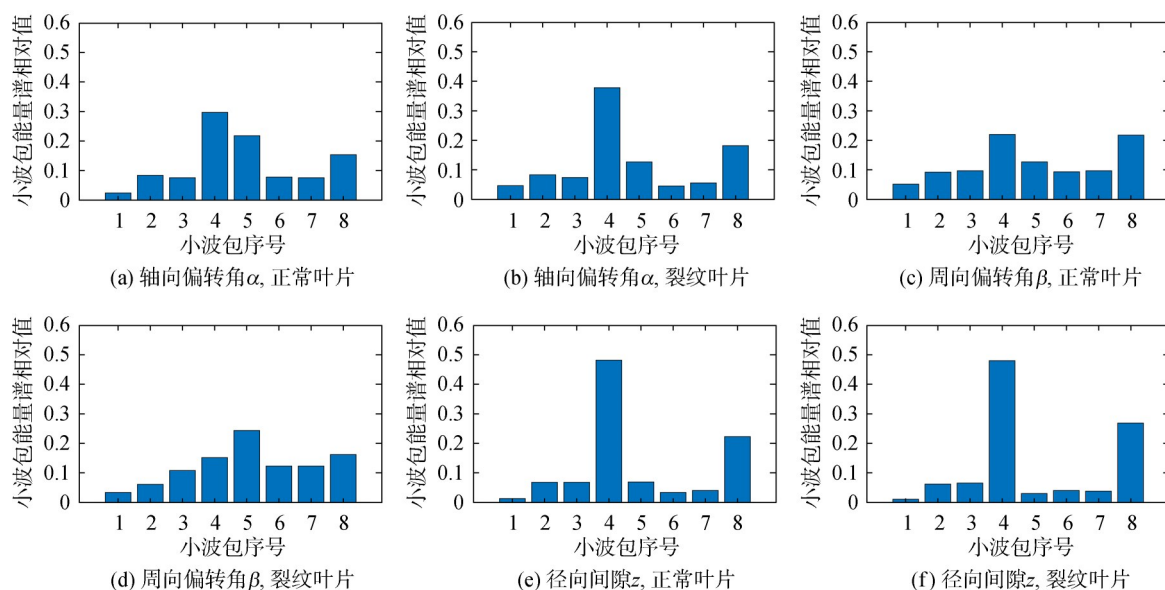


图7 小波包能量谱相对分布

Fig.7 Relative energy distribution of WPT

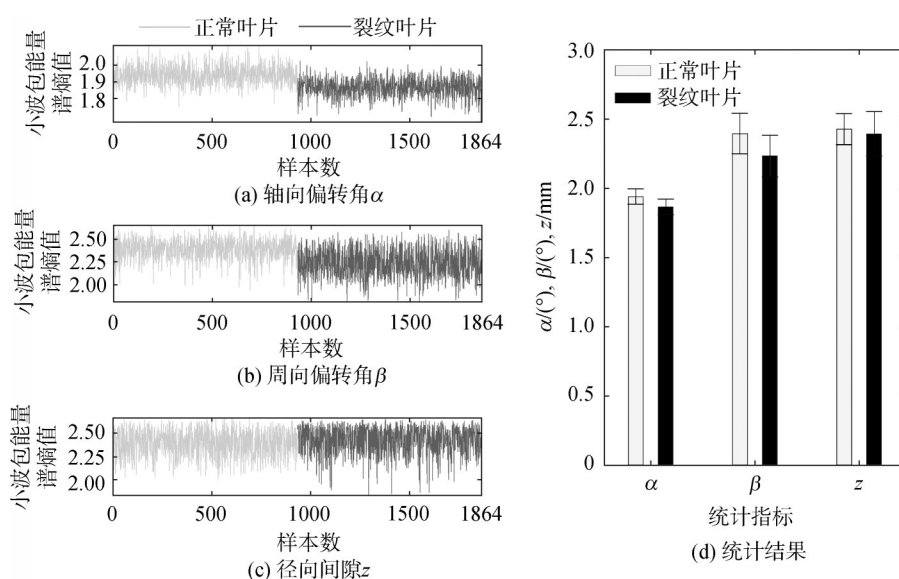


图8 不同叶片状态下小波包能量谱熵变化趋势

Fig.8 Change tendency of wavelet energy entropy under different blade conditions

示。由图8可知,正常叶片样本的小波包能量谱熵较高,而在由正常→裂纹状态转变过程中,由于某些频带能量幅值变化,整体能量分布发生改变,导致其能量谱熵出现下降,这与文中第2.2节分析结果一致,即在不同非线性状态下有特定的熵值。其中,轴向和周向响应参量的小波包能量谱熵有较明显降低,其裂纹样本的熵均值减少且熵方差增加,叶尖径向间隙小波包能量谱熵变化虽不明显,但其熵均值和熵方差均有所变化。因此,小波包能量谱熵可以定量表征不同运行状态下裂纹叶片动力响应的非线性变化特征,且3D-

BTC各响应参量间可提供互补的相关裂纹信息,这为后续的特征提取与不同程度叶片裂纹有效诊断奠定基础。

进一步,利用稀疏滤波器模型提取裂纹叶片的动力响应特征,为了实现叶片3D-BTC各动力响应参量的动力特征的有机融合,将不同响应参量的动力特征结合构成裂纹叶片多尺度动力特征空间 $S = \{s_1, s_2, s_3\}$,实现裂纹叶片状态动力特征的完整表示和融合。图9为不同裂纹叶片动力特征变化趋势,可以看到,不同裂纹叶片的动力特征表现出不同的变化趋势,即基于小波包能量谱熵

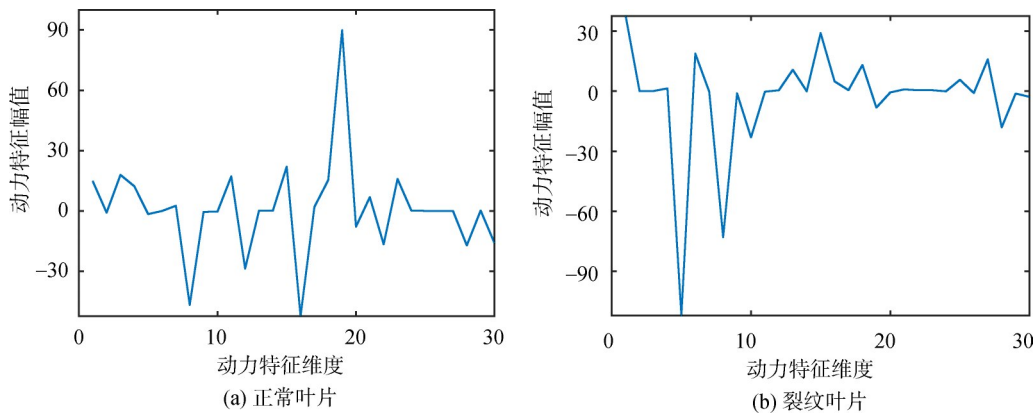


图9 不同裂纹叶片动力特征变化趋势

Fig.9 Change tendency of dynamical features under different conditions of crack blade

的动力特征能够实现裂纹叶片运行过程中响应变化特征的定量描述。

3 裂纹叶片定量诊断方法

基于上述特征提取和融合过程,裂纹叶片状态的识别过程,可以看成是由裂纹叶片多尺度特征空间 $S=\{s_1,s_2,s_3\}$ 到裂纹叶片状态空间 $C=\{c_1,c_2,\cdots,c_n\}$ 的映射过程,其中 $c_1,c_2,\cdots,c_n$ 为叶片不同裂纹深度状态。由于SVM能在学习能力和复杂性间达到平衡^[22],避免了神经网络普遍所具有的欠学习、过学习或易陷入局部最小值等缺陷。因此,本文利用SVM建立不同健康状态与多尺度特征空间之间的复杂映射关系,实现上述多源

映射过程。本文所提诊断方法框架如图10所示。其具体实施步骤如下:

- 1) 构建不同健康状态样本集。采集裂纹叶片不同状态的3-D BTC信号,并构建不同健康状态样本集。
- 2) 按文中第2.2节计算样本集的小波包能量谱熵,并随机划分为带不同标签的训练集和测试集。
- 3) 利用训练集训练稀疏滤波器以获取权值矩阵并以此计算小波包能量谱熵样本集的动力响应特征,将所学习的各参量动力特征进行合并,以得到带标签的多尺度特征空间 $S=\{s_1,s_2,s_3\}$ 。
- 4) 选择具有较强非线性映射能力的高斯径

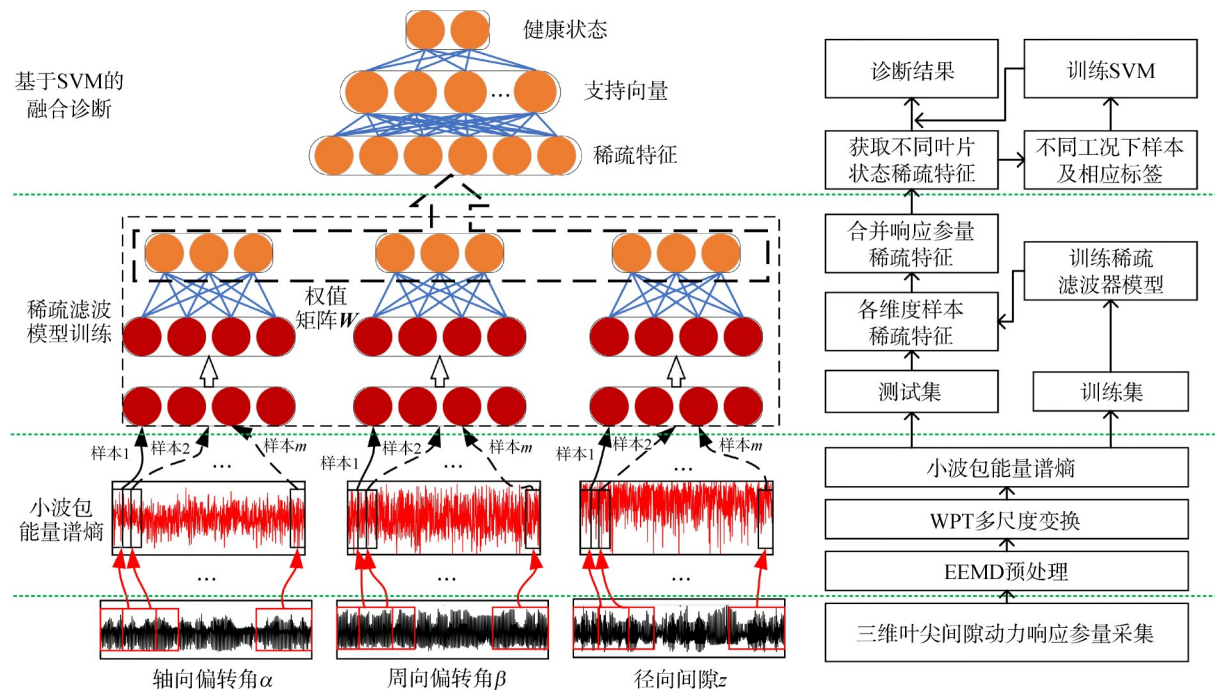


图10 所提方法流程图

Fig.10 Diagram of proposed method

向基函数 $\bar{K}(\bar{x},\bar{y})=e^{-\frac{\|\bar{x}-\bar{y}\|^2}{2\sigma^2}}$ 为SVM的核函数,建立多尺度特征空间与状态空间 $C=\{c_1,c_2,\cdots,c_n\}$ 的复杂映射关系,实现裂纹叶片的定量识别。式中 σ 为函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围; $\bar{x}$ 表示目标值, $\bar{y}$ 为预测值。

4 试 验

本节通过裂纹叶片故障诊断试验对所提出方法(记为SF+WPTEE)有效性进一步验证,并与稀疏滤波+未经EEMD预处理的小波包能量谱熵(记为SF+WPTEE(无EEMD)),稀疏滤波+原始信号(raw signal)(记为SF+RS),多层反向传播网络(back propagation neural network,结构为30-20-10-4,激活函数为ReLU,记为BPNN),文献[12]提出的基于堆叠自动编码器(stacked auto-encoder,记为SAE)的诊断方法以及文献[23]提出的基于提升深度置信网络(improved deep belief network,记为IDBN)的诊断方法进行对比,验证所提方法的优越性能。此外,为更加深入了解所提方法的特征提取能力,对不同方法所提取的特

征进行了可视化呈现。

4.1 数据说明

将所提方法应用于模拟涡轮裂纹叶片诊断试验中。图11所示为涡轮叶片模拟试验平台,由模拟涡轮转子(含6个叶片)、驱动电动机、双圈同轴光纤传感器、键相传感器、数据采集与控制系统组成。如文中第2.1节所述,本文在靠近叶尾缘处利用双圈同轴光纤传感器以无干涉方式对3D-BTC信号进行采集,并结合键相信号来识别不同叶片的3D-BTC信号。

由于试验条件限制,试验中共选择了3种故障状态(利用电火花线切割沿着叶片宽度方向加工不同深度、叶片伸展方向为0.2 mm切口的裂纹)和正常状态,一共4种叶片健康状态。对采集的不同工况下的不同健康状态数据进行预处理并计算得到小波包能量谱熵,在每种工况中按照重叠采样方式将上述不同健康状态下各参量能量谱熵序列数据进行截取,并将各维能量谱熵进行排列,划分训练集和测试集,如表1所示。各叶片裂纹图片如图12所示。

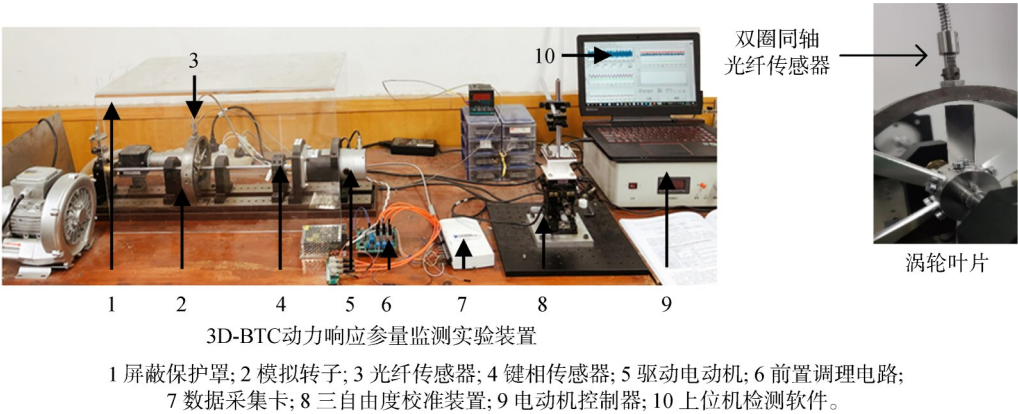


图 11 3-D BTC 检测试验装置
Fig.11 Experimental device for acquiring 3D-BTC

表 1 叶片健康状态说明
Table 1 Description for health conditions of blades

类别标签	健康状态	训练集	测试集	工况参数
1	无裂纹	250	750	转速:1 500、2 000、2 500、3 000 r/min; 最大叶片线速度:125.66 m/s; 采样频率:10 kHz; 采集时间:120 s
2	2 mm 裂纹	250	750	
3	4 mm 裂纹	250	750	
4	6 mm 裂纹	250	750	

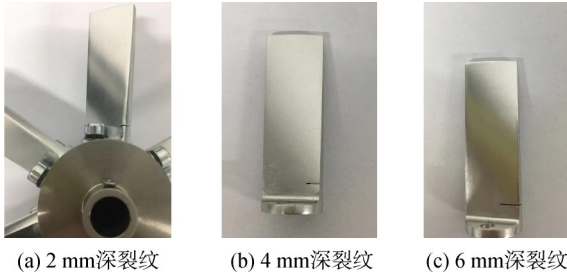


图12 不同状态裂纹叶片

Fig.12 Different conditions for crack blade

4.2 结果及分析

4.2.1 评价指标

为了定量评价诊断模型对裂纹叶片的诊断性能,采用4种评价指标:准确率、精确率、召回率和 $F_{1-score}$ ^[24],其定义分别见下式:

$$A_{cc} = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_n + F_p} \quad (12)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (13)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (14)$$

$$F_{1-score} = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (15)$$

式中 T_p 表示被正确预测的某一类别样本数量(假设样本标签为 y), T_n 表示被正确预测的其他类别样本数量(不属于 y), F_p 表示错误预测某一类样本为类别 y 的样本数量, F_n 表示类别 y 的样本被错误预测为其他类别的样本数量,这些指标可以直接反映诊断模型的诊断性能。 $F_{1-score}$ 是精确率 P 和召回率 R 的调和平均值,综合衡量了两者评价结果,准确率 A_{cc} 表示分类器正确分类的样本数与总样本数之比,为常用的模型性能评估指标。

4.2.2 试验结果

为了消除偶然误差的影响,每种方法分别在不同测试集上试验10次,如图13所示为在经不同训练样本数下所提方法在测试集上的平均识别准确率,如图14所示为各次试验的识别准确率对比结果,如图15示为不同方法对不同裂纹叶片诊断性能的 $F_{1-score}$ 评价。将各类评价指标的平均值作为每次试验结果,10次试验结果的平均值作为该方法的分类诊断性能评估指标,表2为不同方法对不同裂纹叶片的状态诊断评价结果。

如图13所示,随着训练样本数的增加,测试诊断准确率也随之提升,标准差也减小。可以发

现,这里仅用200个样本对所提方法进行训练,对测试集的诊断平均准确率即可达到90.17%,随着训练样本数增加到250个时,诊断平均准确率达到100%,这说明本文所提方法在使用较小训练样本的情况下便可获得很好的诊断效果。

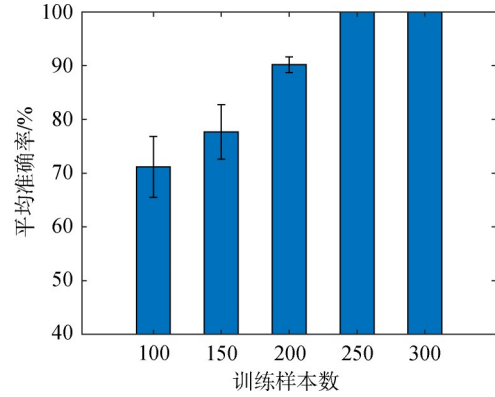


图13 训练样本数对诊断结果的影响

Fig.13 Diagnosis results using different numbers of training samples

另外,结合图14和表2可以看出,本文所提诊断方法在多次诊断试验中对裂纹叶片的诊断准确率不仅能达到100%,而且诊断性能稳定性强,各评估指标的标准差均为0,优于其他对比方法。与SF+WPTEE(无EEMD),SF+RS和BPNN方法相比,本文所提方法分别高出其12.73%、41%和16.94%,说明在裂纹叶片诊断上所提方法具有显著优势,分析主要原因是经过EEMD预处理后得到的小波包能量谱熵包含了不同裂纹叶片的显著判别信息,提高了信噪比,且稀疏滤波模型可从小波包能量谱熵中学习相关判别性特征,显著提高了识别准确率。另外,未经过预处理的原始信号中存在的干扰因素较多,裂纹信息微弱,难以直接从中学习到相关特征。同时,与本文所提出的方法相比,基于深度学习技术的SAE和IDBN的诊断方法,其诊断性能明显偏低且方差较大,主要原因是这两种方法均需要较大的训练样本集,而本文所使用的训练样本集相对较小,难以将其有效应用于叶片裂纹诊断中。

如图15所示,利用 $F_{1-score}$ 评价各诊断方法对裂纹叶片的诊断性能。由图15可看出,所提方法对不同裂纹叶片的 $F_{1-score}$ 均达到100%,进一步说明其对裂纹叶片有很好的诊断效果。

为了清晰展示不同方法对不同裂纹叶片样本的诊断结果,本文用混合矩阵(confusion matrix)对测试集的试验结果进行呈现,如图16所示。可

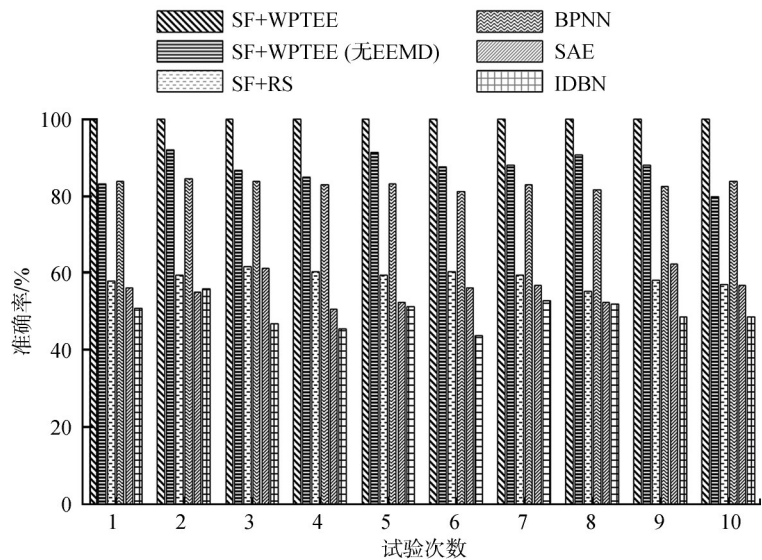


图 14 不同方法 10 次测试准确率

Fig.14 Testing accuracy of different methods for 10 times tests

表 2 本文所提方法与对比方法性能比较(单位: %)

Table 2 Performance comparison among proposed method and other methods (unit: %)

方法	SF+WPTEE		SF+WPTEE (无 EEMD)		SF+RS		BPNN		SAE		IDBN	
	数值	标准差	数值	标准差	数值	标准差	数值	标准差	数值	标准差	数值	标准差
准确率	100	0	87.27	3.58	59.00	1.74	83.06	0.96	56.08	3.56	49.71	3.48
精确率	100	0	88.86	5.26	71.02	3.20	87.38	1.38	57.61	6.81	29.87	3.08
召回率	100	0	87.32	6.59	59.00	3.70	83.09	2.52	56.08	7.21	65.60	1.88
$F_{1-score}$	100	0	86.92	4.90	55.34	2.59	82.53	2.76	55.11	5.90	40.10	3.11

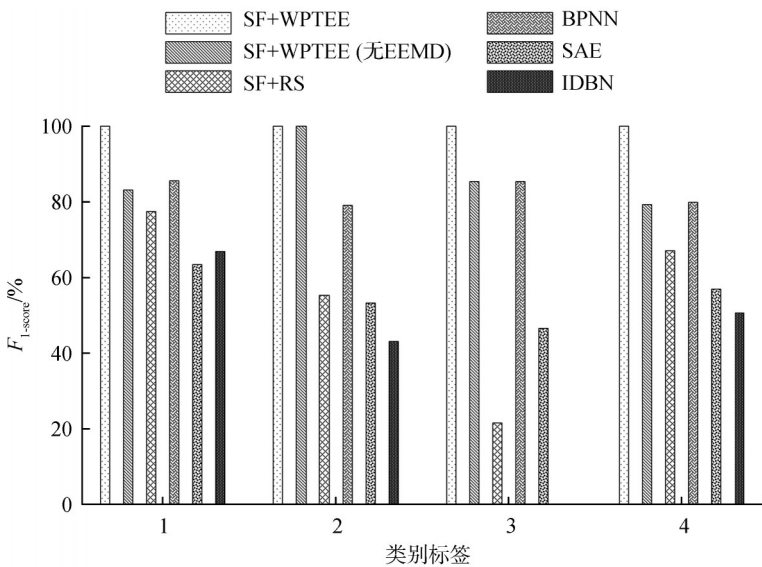


图 15 不同方法对叶片不同状态的 $F_{1-score}$ 评价

Fig.15 $F_{1-score}$ evaluation for different blade health condtions using different methods

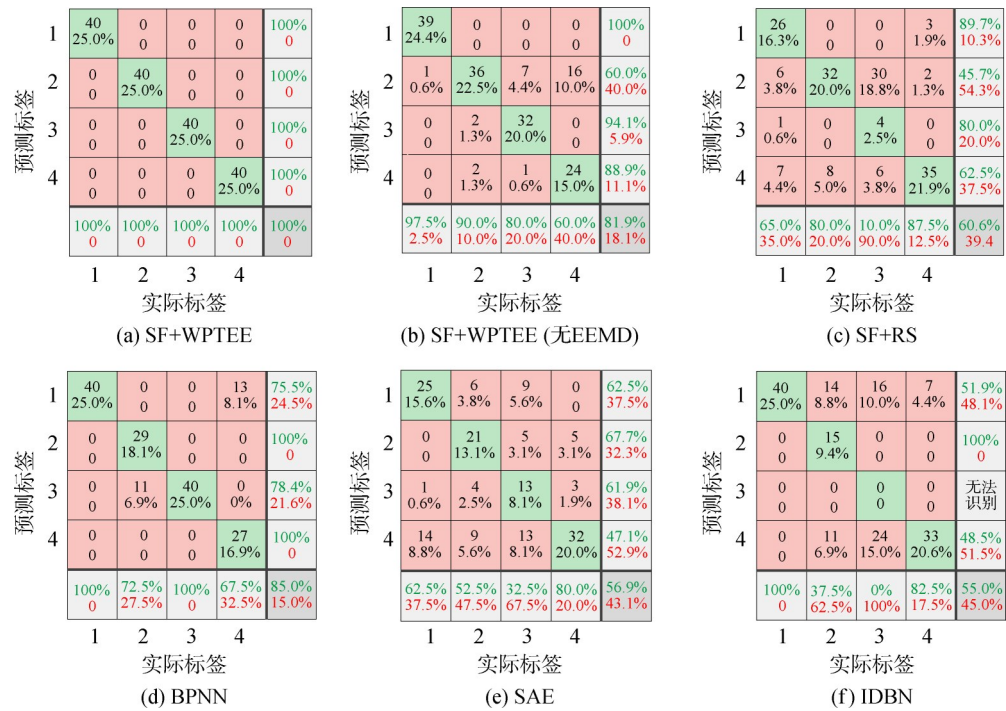


图 16 不同方法在某一测试集的诊断结果模糊矩阵

Fig.16 Confusion matrix for diagnostic results in a certain testing sets using different methods

以看出,本文所提方法在测试集亦表现出很好的诊断性能,能正确识别出不同裂纹叶片样本,其召回率 R (水平方向白色标识单元)和精确率 P (垂直方向白色标识单元)均达到100%,准确率(右下角灰色标识单元)均为100%,这证实了本文所提方法具有较好的泛化性能,可在一定程度上避免过拟合影响。

4. 2. 3 t -SNE可视化分析

t -SNE(t -stochastic neighboring embedding)是

一种非线性简约方法^[25],可用于高维数据的可视化。因此,为了进一步探索不同诊断方法的特征提取过程,通过 t -SNE进行降维可视化呈现,来研究不同方法所学习高维特征的分布特点,如图17所示。可以观察到,所提诊断方法所学习到的不同裂纹叶片的特征在三维空间的分布均呈现出很好的聚集性,而其他对比方法所学习特征在三维空间的分布均表现出不同程度重叠和分散性,以上分析说明了本文所提方法有很好的叶片裂纹损

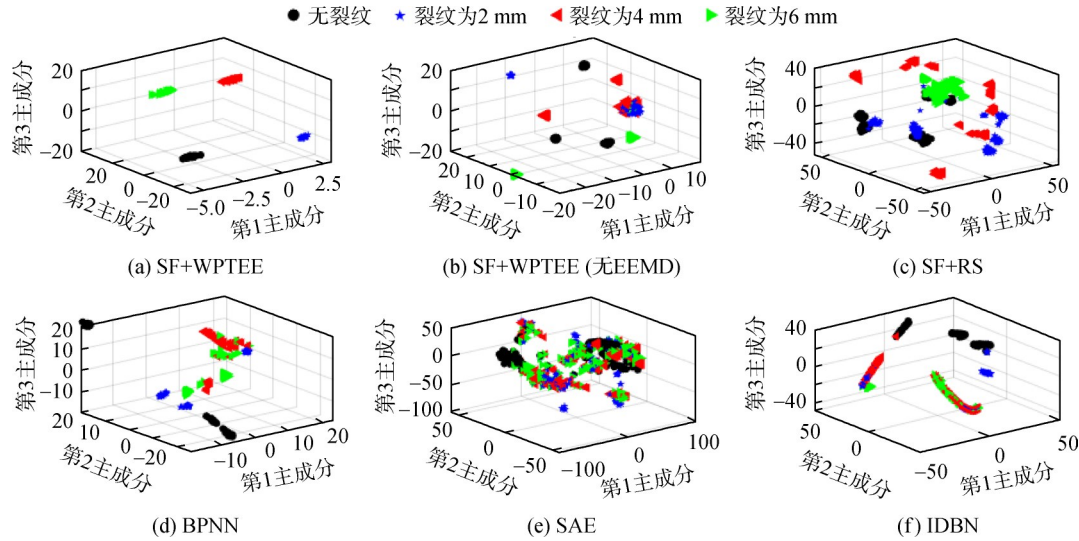


图 17 不同方法高维特征可视化图

Fig.17 High dimensional features visualization using different methods

伤状态识别能力的原因。

5 结 论

1) 叶片的 3D-BTC 信号,一方面可反映旋转叶片的非线性、非平稳性三维动力响应行为,另一方面其可利用双圈同轴光纤传感器通过与叶片无接触方式进行实时采集,避免了对叶片运动的干涉,因此,本文将叶片 3D-BTC 监测信号与参数识别方法相结合,建立了一种叶片裂纹叶片损伤程度定量诊断方法。

2) 利用小波包分析处理非线性、非平稳随机信号的优势及信息熵对信号不确定性的定量分析能力,提出了将小波包能量谱熵作为评价指标用于裂纹叶片动力响应分析过程,并结合稀疏滤波算法的特征提取能力,实现了不同程度裂纹损伤叶片运行过程中响应变化特征的信息熵定量描述,从理论上对不同类型的叶片具有通用性。

3) 通过本试验平台所测得的试验数据验证,所提出故障诊断方法在使用较少训练样本的情况下便能达到 100% 的诊断准确性,实现了对不同叶片裂纹损伤程度的定量识别,其远优于其他对比方法,且诊断结果稳定性更好,可用于叶片裂纹损伤程度的在线识别与监测。

参考文献:

- [1] 张俊红,杨硕,刘海,等.裂纹参数对航空发动机叶片频率转向特性影响研究[J].振动与冲击,2014,33(20):7-11.
ZHANG Junhong, YANG Shuo, LIU Hai, et al. Influence of crack parameters on frequency steering characteristics of aero-engine blades[J]. Vibration and Shock, 2014, 33(20): 7-11. (in Chinese)
- [2] 吴淑明,胡海峰,赵志斌,等.增强稀疏分解及其在叶片振动参数识别中的应用[J].机械工程学报,2019,55(19):19-27.
WU Shuming, HU Haifeng, ZHAO Zhibin, et al. Enhancing sparse decomposition based blade vibration parameter identification[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(19): 19-27. (in Chinese)
- [3] SAITO A, CASTANIER M P, PIERRE C. Effects of a cracked blade on mistuned turbine engine rotor vibration[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2009, 131(6):49-62.
- [4] JUNG C, SAITO A, EPUREANU B I. Detection of cracks in mistuned bladed disks using reduced-order models and vibration data[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2011, 134(6):061010.1-061010.10.
- [5] 王帅,瞿艳阳,何正嘉.含裂纹离心压缩机叶轮结构的振动局部化[J].振动与冲击,2017,36(6):108-113.
WANG Shuai, ZI Yanyang, HE Zhengjia. Vibration localization of centrifugal compressor impeller structure with cracks[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(6):108-113.
- [6] 张国才,谢小荣,刘永钊,等.叶片前缘仿形涡流检测仿真与试验设计[J].航空学报,2021,42(2):398-409.
ZHANG Guocai, XIE Xiaorong, LIU Yongzhao, et al. Simulation and experimental design of blade leading edge profiling eddy current testing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(2):398-409. (in Chinese)
- [7] 于霞,张卫民,邱忠超,等.航空发动机涡轮叶片裂纹检测信号特征提取[J].兵工学报,2014,35(8):1267-1274.
YU Xia, ZHANG Weimin, QIU Zhongchao, et al. Feature extraction of aeroengine turbine blade crack detection signal[J]. Acta Armamentarii, 2014, 35(8):1267-1274. (in Chinese)
- [8] TENG F, ZHANG X, XIE S. Research on variation mechanism of three-dimensional blade tip clearance of aero-engine[R]. Xi'an: International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, 2016.
- [9] 熊逸伟,张小栋,谢思莹.裂纹故障下涡轮叶片三维叶尖间隙对转子轴向位移的响应特性[R].南宁:第十二届全国振动理论及应用学术会议,2017.
- [10] 滕飞,张小栋,谢思莹.涡轮 3 维叶尖间隙对典型故障特征的响应特性分析[J].航空发动机,2017(4):90-95.
TENG Fei, ZHANG Xiaodong, XIE Siying. Response characteristics analysis of turbine 3D tip clearance to typical fault characteristics[J]. Aeroengine, 2017(4):90-95. (in Chinese)
- [11] 张小栋,吴冰,谢思莹.涡轮叶片三维叶尖间隙光纤检测系统[J].光学精密工程,2018,26(7):1578-1587.
ZHANG Xiaodong, WU Bing, XIE Siying. Optical fiber measurement system for 3-D variation of turbine blade tip clearance[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(7):1578-1587. (in Chinese)
- [12] 黄鑫,张小栋,刘洪成,等.涡轮叶片早期裂纹的三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合诊断方法[J].航空动力学报,2020,35(5):918-927.
HUANG Xin, ZHANG Xiaodong, LIU Hongcheng, et al. An approach for early crack diagnosis of turbine blade based on the EEMD energy entropy fusion of three-dimensional tip clearance[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(5):918-927. (in Chinese)
- [13] 黄鑫,张小栋,张英杰,等.基于改进 DBNs 的三维叶尖间隙叶片裂纹诊断方法[J].振动.测试与诊断,2022,42(2):213-219,402.
HUANG Xin, ZHANG Xiaodong, ZHANG Yingjie, et al. Fault diagnosis for three dimension blade tip clearance based on turbine blade crack by new improved deep belief networks[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2022, 42(2):213-219,402. (in Chinese)
- [14] 谢平,杜义浩.基于信息熵的裂纹转子动力特征分析与诊断方法[J].机械工程学报,2009,45(1):195-199.
XIE Ping, DU Yihao. Cracked rotor feature analysis and diagnosis method based on information entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(1):195-199. (in Chinese)
- [15] 张智,刘成颖,刘辛军,等.采用小波包能量熵的铣削振动

- 状态分析方法研究[J].机械工程学报,2018,54(21):57-62.
- ZHANG Zhi, LIU Chengying, LIU Xinjun, et al. Study on milling vibration state analysis method based on wavelet packet energy entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(21):57-62. (in Chinese)
- [16] NGIAM J, CHEN Z, BHASKAR S A, et al. Sparse filtering[R]. Granada, Spain: Advances in Neural Information Processing Systems, 2011.
- [17] 谢思莹, 张小栋. 双圈同轴光纤束传感器三维空间输出特性研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(1):174-180.
- XIE Siying, ZHANG Xiaodong. Study on three dimensional out-put characteristics of double coil coaxial fiber bundle sensor[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(1):174-180. (in Chinese)
- [18] KWAK J S. Application of wavelet transform technique to detect tool failure in turning operations[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 28(11/12):1078-1083.
- [19] 刘义艳, 贺拴海, 巨永锋, 等. 采用EEMD和WPT的结构损伤特征提取方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2012, 32(2):256-260, 343.
- LIU Yiyang, HE Shuanhai, JU Yongfeng, et al. Structural damage feature extraction method using EEMD and WPT[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2012, 32(2):256-260, 343. (in Chinese)
- [20] WU Z, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(2046):1597-1611.
- [21] 沈长青, 谢伟达, 朱忠奎, 等. 基于EEMD和改进的形态滤波方法的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(2):44-48, 71.
- SHEN Changqing, XIE Weida, ZHU Zhongkui, et al. Research on bearing fault diagnosis based on EEMD and improved morphological filtering method[J]. Vibration and Shock, 2013, 32(2):44-48, 71. (in Chinese)
- [22] 董绍江. 基于优化支持向量机的空间滚动轴承寿命预测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.
- DONG Shaojiang. Research on life prediction method of spatial rolling bearing based on optimized support vector machine[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012. (in Chinese)
- [23] HUANG X, ZHANG X, XIONG Y, et al. A novel intelligent fault diagnosis approach for early cracks of turbine blades via improved deep belief network using three-dimensional blade tip clearance[J]. IEEE Access, 2021, 9: 13039-13051.
- [24] SOKOLOVA M, JAPKOWICZ N, SZPAKOWICZ S. Beyond accuracy, f-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation[C]//Proceedings of Australian Joint Conference on Artificial Intelligence: Advances in Artificial Intelligence. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2006:1015-1021.
- [25] VAN DER LAURENS M, HINTON G. Visualizing data using T-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11):2579-2605.

(编辑:秦理曼)