

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

黄鑫¹, 张小栋^{1,2}, 刘洪成¹, 张英杰¹, 熊逸伟¹, 徐志豪¹

- (1. 西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049;
2. 西安交通大学 现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 西安 710049)

摘 要: 为了解决航空发动机涡轮叶片早期裂纹故障信号微弱、难以识别的问题,提出一种基于三维叶尖间隙集成经验模态分解(EEMD)能量熵融合的涡轮叶片早期裂纹诊断方法。采集涡轮叶片三维叶尖间隙信息,利用 EEMD 分别对三维叶尖间隙各维信号进行处理,得到相应的固有模态函数(IMF),以此计算每一维信号分量 EEMD 能量熵,构建能表征叶片裂纹状态的不同 EEMD 能量熵高维矢量集。建立多个堆叠自动编码器(SAE)分别对各高维矢量集进行特征学习并提取所学习的深层特征表达。利用支持向量机算法(SVM)和遗传算法(GA)融合各维深层特征以综合不同维度信息进而充分判定叶片裂纹状态。通过涡轮叶片裂纹诊断试验,结果表明:所提方法能有效提高叶片早期裂纹诊断精度,其平均准确率达到 98.415%,标准差仅为 0.697%,具有很好的稳定性、泛化性和自适应性。

关 键 词: 涡轮叶片; 三维叶尖间隙; 信息融合; 集成经验模态分解(EEMD); 堆叠自动编码器(SAE); 故障诊断

中图分类号: V232.4; U226.8⁺1 **文献标志码:** A

Approach to early crack diagnosis of turbine blade based on EEMD energy entropy fusion of three-dimensional tip clearance

HUANG Xin¹, ZHANG Xiaodong^{1,2}, LIU Hongcheng¹,
ZHANG Yingjie¹, XIONG Yiwei¹, XU Zhihao¹

- (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: Considering that the early crack signal of aero-engine turbine blade is weak and difficult to identify, a diagnosis method was proposed based on ensemble empirical modal decomposition (EEDM) energy entropy fusion of three-dimensional tip clearance. Three-dimensional tip clearance signals of turbine blade were collected and decomposed by using the EEMD to obtain corresponding three-dimensional intrinsic mode functions (IMFs) and calculate the EEMD entropy value of each dimensional signal in order to form different high-dimensional vector sets representing the crack fault. Several stacked autoencoders (SAE) were

收稿日期: 2019-12-06
基金项目: 国家自然科学基金(51575436)
作者简介: 黄鑫(1993—),男,博士生,主要从事航空发动机光纤动态检测与智能诊断研究。

引用格式: 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. Approach to early crack diagnosis of turbine blade based on EEMD energy entropy fusion of three-dimensional tip clearance[J]. Journal of Aerospace Power,2020,35(5): 918-927.

constructed to learn the high-level features from each high-dimensional vector set and further extract the in-depth feature expression acquired by each SAE. The support vector machine (SVM) algorithm and genetic algorithm (GA) were used to fuse these different high-level features in order to confirm adequately the early crack fault of turbine blades. Results show that the proposed method can fully dig out characteristic information of the early crack, and effectively improve the diagnosis accuracy, yielding an average accuracy of 98.415%, and its standard deviation is only 0.697%, showing its good stability, adaptivity and generalization ability.

Key words: turbine blade; three-dimensional tip clearance; information fusion; ensemble empirical modal decomposition (EEMD); stacked autoencoders (SAE); fault diagnosis

涡轮叶片是航空发动机的高精密核心器件,其结构完整性和工作状态,直接影响航空发动机运行安全。但由于其长期承受气动、机械以及热等交替载荷作用,涡轮叶片结构强度和力学性能将逐渐劣化,并出现不同程度的疲劳裂纹,甚至断裂。据统计,在航空发动机零部件失效事件中,涡轮叶片故障占到 70%^[1],因此及时准确诊断叶片裂纹故障就显得尤为重要。

近年来,国内外许多学者对涡轮叶片故障机理和诊断方法进行了研究,取得了一些进展。Peng 等^[2]研究了在热应力、机械应力等多种因素影响下的叶尖径向间隙的理论变化规律。Witos 等^[3]利用离散相方法得到了叶片疲劳裂纹早期状态下的振动信号离散相位特征。赵萍等^[4]对某涡轮工作叶片裂纹进行了深入分析,发现过量蠕变是整个裂纹形成过程的主要原因。Rigosi 等^[5]利用叶尖定时技术对不同程度的叶片故障进行了诊断和定位。然而上述研究方法均以通过对叶尖径向间隙、叶片径向振动信号以及叶尖定时信号等一维信号的人工分析与特征提取为主,其往往难以全面描述涡轮叶片运行状态,存在易受人主观影响干扰、不确定性高、误检概率大等缺点。

当叶片出现早期裂纹时,通常会造成叶片在空间三维方向发生如弯曲变形和扭转变形等空间位置的变化^[6],由此滕飞等^[7]通过理论分析首次提出了一种涡轮叶片三维叶尖间隙的概念,并利用仿真验证了其有效性。在此基础上,张小栋等^[8]开发出一种三维叶尖间隙检测系统,实现了三维叶尖间隙的快速实时检测。这些成果丰富了涡轮叶片裂纹检测手段,然而如何有效的将三维叶尖间隙运用到涡轮叶片早期裂纹故障检测与诊断中则是当前研究重点。

为此本文欲利用信息融合思想,结合深度学习方法在特征提取与模式识别上的强大优势,将

叶片三维叶尖间隙与堆叠自动编码器(stacked auto-encoder,SAE)算法相结合,提出一种基于三维叶尖间隙集成经验模态分解(EEMD)能量熵融合的诊断方法,以对叶片早期裂纹进行智能诊断。首先利用 EEMD 方法分别对三维叶尖间隙进行分解,得到三维叶尖间隙各维参量信号的固有模态函数(intrinsic mode function,IMF)分量并计算每维信号 EEMD 能量熵,以构建能表征叶片裂纹状态的不同高维矢量集;利用 SAE 分别学习不同高维矢量集中隐含的叶片裂纹深层特征并对其进行提取;最后采用随机支持向量机算法(support vector machine,SVM)和遗传算法(genetic algorithm,GA)将各维深层特征进行融合,以达到利用三维叶尖间隙不同维度信息的目的,充分反映涡轮叶片运行状态。这样既可有效解决传统仅依靠单一维度信号的故障诊断方法带来的不确定性高的问题,最大程度避免了漏检、误检的发生,又克服了人工干扰带来的影响。

1 基础理论

1.1 自动编码器

自动编码器(auto-encoder,AE)是由 Rumelhart 等^[9]于 1986 年提出的一种单隐层双向神经网络,其具备很好的数据降维与重构能力,可克服大多数非线性学习算法不具备的逆映射问题^[10]。其一般包括两个过程:①编码过程(encoding),②解码过程(decoding)。通过上述两个过程可以有效减少输入数据的冗余度,获取数据本质维度信息,实现隐藏特征提取。如图 1 所示,AE 实质是包含有编码器和解码器的三层神经网络,其数学表达式如式(1)~式(4)。其中编码器采用全连接方式对输入数据进行求和运算,通过激活函数处理得到隐层节点值,而解码器采用同

样的处理过程利用隐层节点值对输入数据重构,通过最小化输入数据与重构数据的残差来学习网络最优权重和偏置值,最终得到具有良好性质的数据特征。

$$h = s_f(W^{(1)}x + b^{(1)}) \quad (1)$$

$$z = s_f(W^{(2)}x + b^{(2)}) \quad (2)$$

$$\phi_{mse}(W) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \|z_D^i - x_D^i\|^2 \quad (3)$$

$$s_f(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (4)$$

式中 x 表示输入样本, h 表示隐藏层值, z 表示对输入的重构值, m 为训练自动编码器所需的样本总数, D 表示输入维数, d 代表隐藏层维数, $W = [W^{(1)}, b^{(1)}; W^{(2)}, b^{(2)}]$, $W^{(1)} \in R^{D \times d}$, $b^{(1)} \in R^d$ 分别为编码器需要优化的权重和偏置, $W^{(2)} \in R^{d \times D}$, $b^{(2)} \in R^D$ 分别为解码器需要优化的权重和偏置, $\phi_{mse}(\theta)$ 为均方差损失函数, $s_f(t)$ 为 sigmoid 激活函数。

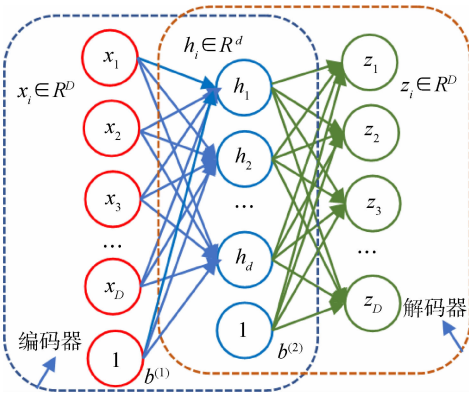


图 1 AE 结构示意图
Fig.1 Structure of AE

1.2 SAE

SAE 实质是将多个 AE 相互连接所形成的一种深度神经网络,其采用无监督预训练(unsupervised pretraining)和有监督全局微调(supervised fine-tuning)对网络进行高效训练,可对输入数据进行逐层变换,有效挖掘高维数据中隐含的特征信息。

如图 2 可知,SAE 在进行无监督预训练过程中:首先以无监督方式训练第一层 AE(即 AE1)对输入数据进行有效编码,以使编码特征能对输入数据有效重构;然后将该编码特征作为下一层 AE(即 AE2)的输入;依次往复,直到完成对最后一个 AE 的训练。在无监督预训练中,SAE 即可初步得到每一层 AE 权重 W_l 和偏置 b_l 。通过该

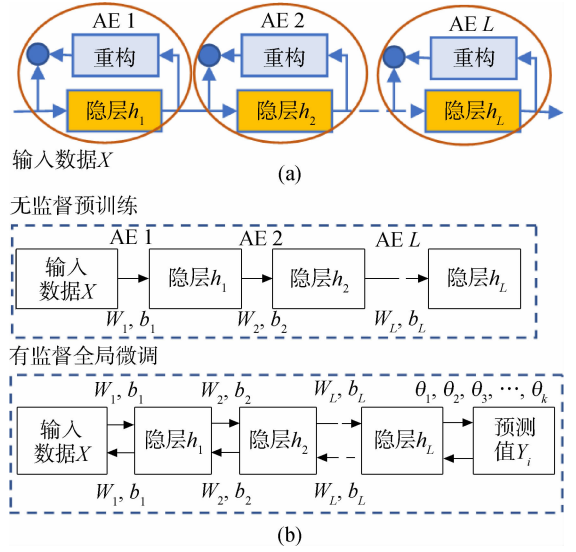


图 2 SAE 结构和训练示意图

Fig.2 Structure and training procedure of SAE

训练方式,SAE 用少量标签数据便可高效进行权值全局微调,有效避免陷入局部最优^[11]。

在全局微调过程中,需要在 SAE 顶端级联分类器 Softmax,其可利用预训练参数 $\{W_l, b_l\}_{l=1,2,\dots,L}$ 预测网络输出 Y_i ;采用 BP(back propagation)算法对损失函数 $\phi(\theta)$ 优化以对 SAE 权值进行全局微调,使预测输出与实际标签一致。

$$\phi(\theta) = -\frac{1}{J} \left[\sum_{j=1}^J \sum_{f=1}^F 1\{y^j = f\} \lg \frac{e^{\theta_f^T h^j}}{\sum_{l=1}^L e^{\theta_l^T h^j}} \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^J \sum_{z=1}^Z \theta_{fz}^2 \quad (5)$$

式中 $1\{\cdot\}$ 为指示函数,即当第 j 个样本的预测值 y^j 预测正确时为 1,否者为 0, $y^j \in \{1, 2, \dots, F\}$, J 为训练 SAE 所需的样本总数, h^l 代表第 l 隐层, $h^l \in R^{Z \times 1}$, $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_F \in R^{Z+1}$ 是分类器参数, λ 代表衰减系数,将分类器某些参数置为 0,可提高泛化能力^[12]。

1.3 基于 SVM 和 GA 的融合方法

Cortes 等^[13]于 1995 年提出了基于小样本机器学习统计理论的 SVM,其在处理小样本、非线性以及高维模式识别问题时具有强大优势。

本文依据文献[14]所提混合诊断模型思想,利用给定的一组 SVM 分类器 $S_{vm1}(X_1, \theta_1)$, $S_{vm2}(X_2, \theta_2)$, $\dots$, $S_{vmG}(X_G, \theta_G)$ 分别对不同样本集进行分类,然后利用 GA^[15]对 SVMs 的各输出进行加权优化融合,其中训练集 X_G 为原始样本集 X 的第 G 个子集,而 $\{\theta_G\}$ 表示 SVM 分类器初始参数,表达式如式(6)~式(8)所示:

$$\begin{cases} \hat{y}_n = \sum_{g=1}^G W_g \hat{y}_{n,g} & n = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{g=1}^G W_g = 1 & W_g \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$
$$e = \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$
$$f_{ga} = \frac{1}{e + 1} \quad (8)$$

式中 $\hat{y}_n$ 为第 n 个样本的最终分类结果, $\hat{y}_{n,g}$ 为第 g 个 SVM 分类器对第 n 个样本的分类结果, W_g 为第 g 个 SVM 分类器的优化权值, N 为训练集 X_G 样本数, e 为训练误差的均方根值, f_{ga} 为 GA 自适应度函数。

如图 3 所示, 分别利用多个 SAE 网络从三维叶尖间隙 EEMD 能量熵中学习深层故障特征并构成融合特征集 C , 利用基于 SVM 和 GA 的融合方法将特征集 C 中多维特征信息融合, 以综合利用裂纹不同维度信息, 建立叶片裂纹状态与其融合特征间的映射。该融合方法综合考虑多个分类器的诊断结果, 消除不同分类器间的冲突, 可有效避免单一分类器的预测不确定性。

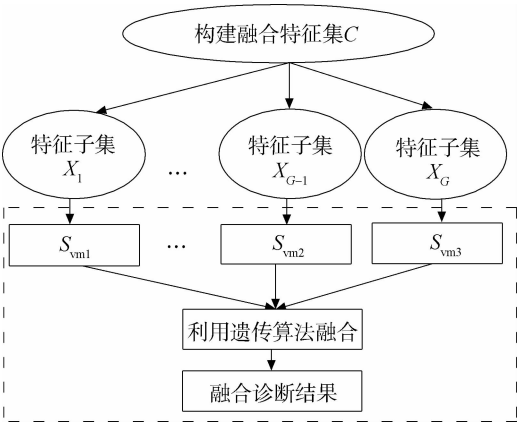


图 3 基于 SVM 和 GA 信息融合方法

Fig. 3 Information fusion method based on SVM and GA

2 涡轮叶片裂纹三维叶尖间隙描述及其 EEMD 信息熵

2.1 涡轮叶片裂纹的三维叶尖间隙描述

考虑到传统一维信号所蕴含涡轮叶片状态信息不足的问题, 滕飞等^[7]提出一种能有效反映叶片状态的三维叶尖间隙并对其进行了表征定义, 如图 4 所示。

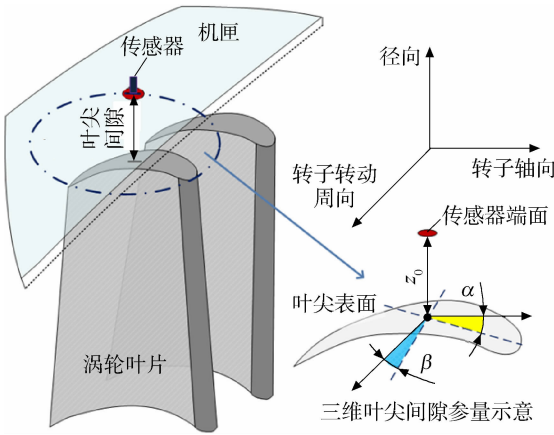
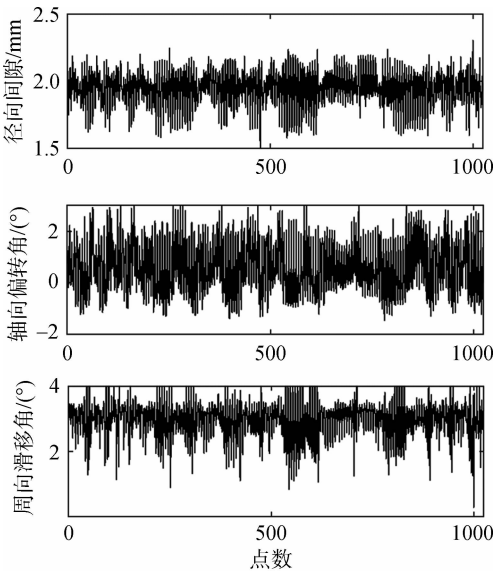


图 4 三维叶尖间隙及其参量定义

Fig. 4 Description and definition of three-dimensional tip clearance

当叶片受到应力作用发生扭曲变形时将带动叶片表面发生形变, 此时探针在叶片表面投影点的空间位置亦将发生位移, 表现为空间上三个方向参量变化: ①叶尖径向间隙 Z_0 , 其表明叶片表面与机匣探头端面之间径向距离的伸缩量; ②轴向偏角 α , 其表明涡轮叶片沿涡轮转子轴向的偏转程度; ③周向滑移角 β , 其表明涡轮叶片沿涡轮转子周向滑移程度。从上述可看出, 由此三个维度的空间位移可以间接表明涡轮叶片表面的形变特征, 因此如果能通过三维叶尖间隙对叶片早期裂纹状态进行有效特征提取, 这将更有利于对叶片裂纹进行精确诊断。

图 5 为本文通过双圈同轴光纤传感器所采集的涡轮叶片三维叶尖间隙, 可观察到各维参量信号具有明显的非周期非平稳性。当涡轮某叶片出现早期微小裂纹时, 由于气动载荷等交替载荷的



(a) 正常状态

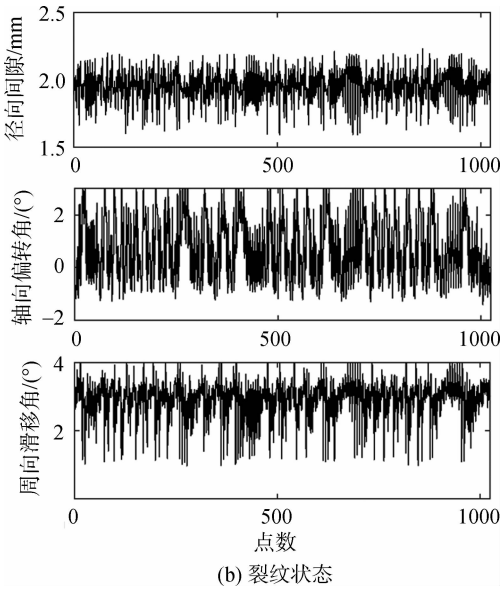


图 5 不同状态下三维叶尖间隙波形

Fig. 5 Three-dimensional tip clearance waves under different conditions

影响,会使得叶片沿上述三个维度发生变化,然而由于试验台振动等背景噪声的影响,往往导致难以辨识这种微小变化,为了能准确表征其运行状态变化,需对其特征提取方法进行研究以揭示这种变化发展趋势。

2.2 EEMD 信息熵

如上所述,当涡轮叶片发生裂纹时将导致三维叶尖间隙出现变化,其频率成分亦均将发生该改变,这将引起其能量分布发生偏移。为了衡量这种变化程度,本文引入信息熵概念^[16]。利用 EEMD 算法^[17]分别将三维叶尖间隙自适应分解到相应频带,计算各频带的信息熵值,并依此作为高维矢量以从不同维度评估叶片裂纹状态。

EEMD 是一种能有效处理非平稳、非线性信号的自适应分析方法,其能将信号自适应分解成多个 IMF 分量 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 每个 IMF 分量均包含信号不同的特征时间尺度,可在不同频带中将不同特征信息展现出来。为了消除模态混叠的影响, EEMD 往往需要在信号 $s(t)$ 中多次加入白噪声,通过式(10)对 IMF 进行集合平均以抵消白噪声对信号分解的影响。

$$S(t) = s(t) + n(t) \quad (9)$$

$$c_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{ij}(t) \quad (10)$$

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r(t) \quad (11)$$

式中 $r(t)$ 为余项, $c_{ij}(t)$ 表示第 i 个加噪声信号的

第 j 个 IMF 分量, $c_j(t)$ 表示第 j 个 IMF 分量。

信息熵是一种能够描述信号不确定程度和复杂程度的测度,目前其已被广泛应用于信号处理和特征提取中,其表达式为

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \lg[p(x_i)] \quad (12)$$

式中 $p(x_i)$ 表示为某一特征量出现概率。

本文通过对三维叶尖间隙进行 EEMD 分解,可将叶片裂纹特征信息分解到某个或几个 IMF 分量中,为了度量这种特征信息,采用 IMF 频带能量 E 进行表示,并计算其相对能量值 $\hat{E}$, E 进而得到不同 IMF 频带上的能量熵。

$$E_j = \int_0^{+\infty} |c_j(t)|^2 dt \quad (13)$$

$$\hat{E}_j = \frac{E_j}{\sum_{j=1}^n E_j} \quad (14)$$

式中 E_j 和 $\hat{E}_j$ 分别表示第 j 个 IMF 能量值以及相对能量值, $\hat{E}_j$ 满足 $\sum_{j=1}^n \hat{E}_j = 1$ 。

由上述式(12)~式(14)可得到信号能量熵的定义

$$E_{ie} = - \sum_{j=1}^n \hat{E}_j \lg(\hat{E}_j) \quad (15)$$

通过分析可知,当涡轮叶片处于正常状态时,其各频带能量相对均匀分布,熵值最大。而当其出现裂纹时,某些频带幅值发生变化,导致能量分布发生偏移,此时其熵值将逐渐减少,运行状态趋于单一确定。

2.3 基于 EEMD 信息熵的叶片裂纹性能评估分析

采集涡轮叶片正常和裂纹状态下的三维叶尖间隙,并分别划分为 1000 个样本,其中前 500 个为正常样本,其余为裂纹样本,每个样本数据点数为 1024。分别对样本进行 EEMD 分解并提取 IMF 分量,然后以 IMF 能量值和信息熵为基础计算各样本 EEMD 能量熵值,图 6 为 EEMD 能量熵序列变化趋势。

观察图 6,在正常状态时,即在时间序列 0~500 点内其 EEMD 能量熵较高,说明其尚处于正常运行状态。在由正常状态转向裂纹状态过程中,其 EEMD 能量熵出现了一定程度的下降,特别是轴向偏转角和周向滑移角在时间序列 0~500 点以后其 EEMD 能量熵值均出现了较明显降低,说明其受裂纹影响程度较大,同时可以看出叶尖径向间隙 EEMD 能量熵虽具有下降趋势但变化相对较小,说明其在叶片裂纹出现早期所受

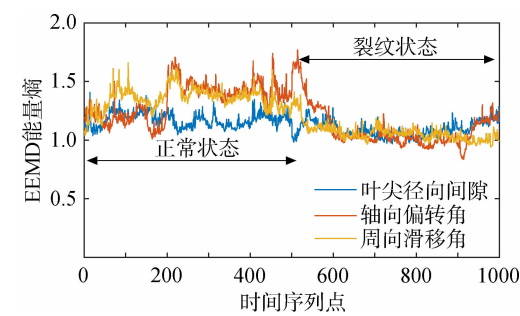


图 6 EEMD 能量熵变化趋势

Fig. 6 Change tendency of EEMD energy entropy

影响较小。通过上述分析,表明 EEMD 能量熵可以表征涡轮叶片裂纹状态,这为本文所提方法的可行性提供了理论依据。

3 涡轮叶片裂纹的三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合诊断方法

考虑到涡轮叶片早期裂纹微弱性,本文结合信息融合思想,利用深度学习技术深入挖掘三维叶尖间隙所蕴含的各维特征信息并进行有效融合。该方法可将特征提取与信息融合进行有效整合,增强信息融合过程的智能化以及自适应性,如图 7 所示为本文所提方法框架。

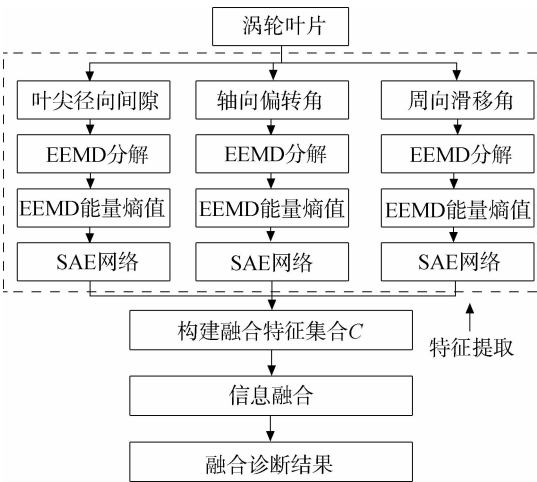


图 7 本文所提方法框架

Fig. 7 Framework of the proposed method

3.1 基于 SAE 的特征学习

如上所述,三维叶尖间隙 EEMD 能量熵蕴含了涡轮叶片裂纹信息,为了能有效进行信息融合,从 EEMD 能量熵中提取显著特征是关键步骤,以此可增强对早期裂纹识别效果,减弱不确定干扰信息影响。如图 7 所示,首先利用 EEMD 方法分别对三维叶尖间隙进行分解,得到各维信号 IMF

分量并计算其 EEMD 能量熵,再利用 SAE 自主学习 EEMD 能量熵中隐含的特征信息。

3.2 EEMD 能量熵融合涡轮叶片裂纹诊断流程

本文所提的基于三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合的涡轮叶片裂纹诊断方法,其具体步骤如下:

- 1) 获得涡轮叶片正常和早期裂纹状态的三维叶尖间隙样本集,并利用 EEMD 方法分别对各维信号样本进行处理,得到各 IMF_s 分量。
- 2) 计算样本集 EEMD 能量熵值,以此得到在正常和早期裂纹状态下各维信号 EEMD 能量熵时间序列。
- 3) 将步骤 2) 所得各维信号 EEMD 能量熵时间序列划分为不同高维矢量集,并随机划分为带标签的不同训练集和测试集。
- 4) 利用多个 SAE 分别对步骤 3) 所构建的三维叶尖间隙训练样本集进行无监督学习,并将所学特征输入到 Softmax 分类器中,计算 SAE 预测误差并以有监督学习方式不断优化 SAE 网络,降低误差。
- 5) 提取各 SAE 网络所学三维叶尖间隙各维信号深层特征并构建融合特征集 C。
- 6) 采用 1.3 节所述方法对步骤 5) 所得特征集 C 中的多维特征进行融合,完成本文所提方法框架的建立。
- 7) 对叶片早期裂纹测试样本集进行诊断。

4 试验验证与结果分析

4.1 试验装置搭建与数据获取

为了验证本文所提方法对涡轮叶片裂纹识别性能,设置裂纹深为 6 mm,位于距叶片底部为 8 mm 处的叶片裂纹,并通过双圈同轴光纤传感器来采集涡轮叶片三维叶尖间隙(径向间隙、轴向偏转角、周向滑移角),其试验装置如图 8 所示。

在不同电动机转速(1 000 r/min 和 1 500 r/min)工况下采集叶片裂纹三维叶尖间隙,采样频率为 10 kHz。如 3.1 节所述,将采集的三维叶尖间隙各维信号中正常与裂纹状态数据分别划分为 1 800 个样本,每个样本 1 024 个数据点;计算 EEMD 能量熵,得到三维叶尖间隙各维信号的 EEMD 能量熵时间序列;按照间隔采样方式将上述各维能量熵时间序列值划分为相应带标签的样本集,构成叶片各运行状态的样本集,共计 600 个样本,其中 80% 为训练样本,其余为测试样本,如表 1 所示。

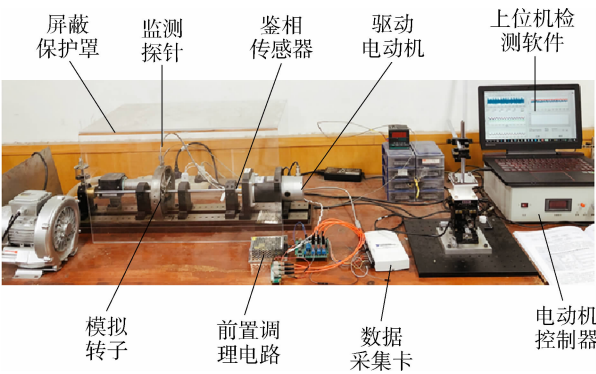


图 8 三维叶尖间隙检测试验装置

Fig. 8 Test platform of three-dimensional tip clearance

表 1 EEMD 能量熵样本状态说明

Table 1 Description of EEMD energy entropy samples

三维叶尖间隙	正常(编号 A)		裂纹(编号 B)	
	样本	转速/(r/min)	样本	转速/(r/min)
径向间隙	100	1000/1500	100	1000/1500
轴向偏转角	100	1000/1500	100	1000/1500
周向滑移角	100	1000/1500	100	1000/1500

4.2 涡轮叶片裂纹初步诊断分析

为了从所构建的 EEMD 能量熵样本集中学习到叶片裂纹状态下的本质特征以实现准确裂纹诊断,需要构建合适的 SAE 网络。考虑到复杂网络结构将导致计算过程复杂且极易出现过拟合,本文结合前期试验结果,构建了一个包含两层 AE 的 SAE 网络,并引入稀疏表示机制以提升所构建的 SAE 网络的特征学习能力,防止过拟合现象。同时在 SAE 顶端级联 Softmax 分类器以实现 SAE 的有监督反向微调,初步建立叶片裂纹状态与三维叶尖间隙间的映射关系,实现裂纹初步诊断。如图 9 所示为特征学习误差曲线。

图 9(a)和图 9(b)分别表示第一个 AE 和第二个 AE 特征学习误差曲线,可以观察到整个训练过程平稳,当迭代次数为 10 左右时,两个特征学习器的学习误差均趋于收敛,其误差分别达到 0.1 和 0.0001 以下,这说明在较少的迭代次数下 SAE 所学的 EEMD 能量熵特征便能有效表示三维叶尖间隙中所蕴含的叶片裂纹信息。

如图 10 所示,为了清晰展现所构建 SAE 网络对裂纹识别的初步诊断结果,本文采用混淆矩阵(confusion matrix)将其对各训练集和测试集的分类效果可视化并采用精确率 P ,召回率 R 两

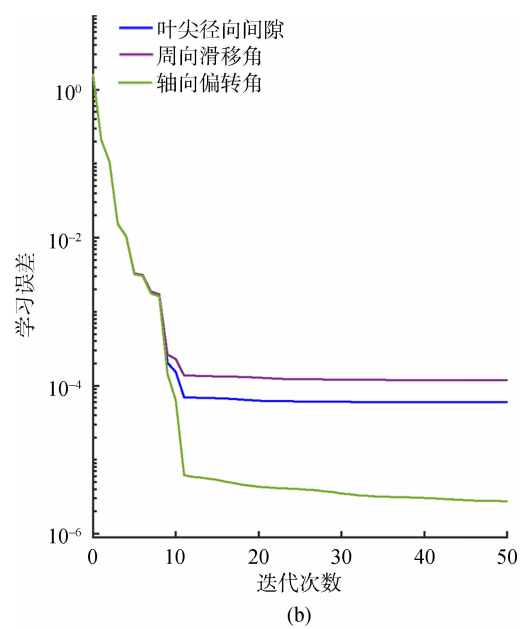
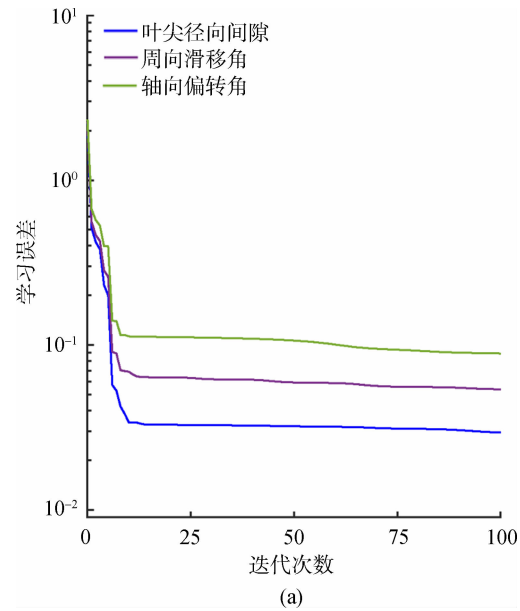


图 9 SAE 的特征学习趋势

Fig. 9 Feature learning trend of the SAE

种指标^[18]进行定量描述(P 为垂直方向白色标识, R 为水平方向白色标识),其可定义为

$$\begin{cases} P = \frac{N_t}{N_t + N_f} \\ R = \frac{N_t}{N_t + N_e} \end{cases} \quad (16)$$

其中 N_t 为被正确预测的待分类样本数,用绿色标识, N_f 为被错误预测为待分类样本的其他类样本数, N_e 为待分类样本被错误预测为其他类样本的样本数,两者均用红色标识。

由如图 10(a)~图 10(c)可知分别利用周向滑移角、轴向偏转角、叶尖径向间隙等参量信号对 SAE 网络进行训练得到的准确率分别为 98.1%、

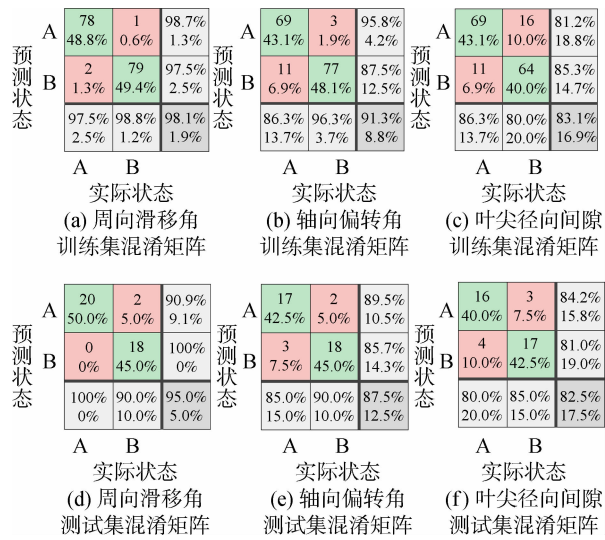


图 10 不同 SAE 训练与测试结果

Fig. 10 Training and testing results of the different SAEs

91.3%、83.1%；而由图 9(d)～图 9(f)可知利用 SAE 网络对测试集样本的分类准确率分别为 95.0%、87.5%、82.5%。经对比不同 SAE 网络在训练集和测试集上的分类效果可知，周向滑移角包含了更多叶片裂纹状态判别信息。

这里仅以测试集结果分析，如图 10(d)所示，利用周向滑移角对叶片裂纹进行识别时，在裂纹状态预测结果中其识别结果全部正确，故其对编号为 B 的裂纹样本分类精确率 P 达到 100%，但由于少部分裂纹样本被错误识别为正常样本，其召回率 R 为 90.0%，另外可以看到其准确率为 95.0%，说明其对裂纹故障的分类具有一定的效果。同时对比图 9(d)和图 9(e)，可以发现这两类参量信号虽然对裂纹状态召回率 R 均为 90.0%，但轴向偏转角对裂纹精确率 P 仅为 85.7%，可见周向滑移角包含了更多裂纹信息。相对而言，叶尖径向间隙的召回率 R 和精确率 P 仅分别为 85.0%和 81.0%，说明其裂纹信息量相对较少。但同时可发现，上述各维参量信息均出现错误分类情况，分析这是因为单一维度信号存在不完备性，导致其诊断结果出现了不确定性而导致误判。

4.3 基于特征融合的深层诊断分析

为了避免仅依靠单一维度信号所造成的裂纹诊断不确定性以提升诊断精度，本文提取 SAEs 所学三维叶尖间隙深层特征以构建融合特征集合 C ，并利用 1.3 节所述方法对融合特征集合 C 中的多维特征进行融合，得到融合诊断结果。为了显示所提方法对训练集中叶片裂纹分类结果这里亦采用模糊矩阵，如图 11 所示。

如图 11(a)所示，本文所提方法在训练集上诊断准确率达到 100%，其对裂纹诊断召回率 R 及精确率 P 均达到 100%，说明本文所提方法能有效避免对裂纹诊断的误检、漏检，这主要是因为本文所提方法将三维叶尖间隙中蕴涵的不完备信息融合成相对完备的诊断信息。为了进一步验证本文所提方法的实际诊断效果，对测试集进行诊断。如图 11(b)可知，本文所提方法在测试集上诊断准确率亦达到 100%，其对裂纹诊断召回率 R 及精确率 P 亦均达到 100%，这说明本文所提方法对裂纹诊断具有一定泛化和自适应性，能很好地对未知样本进行识别。

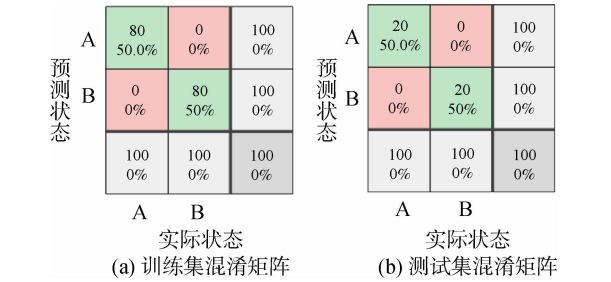


图 11 本文所提方法诊断结果

Fig. 11 Diagnosis results of the proposed method

本文为了避免随机因素干扰，确保所提方法具有足够的稳定和泛化能力，本文分别构建不同的测试样本集进行 20 次试验并用 F1 分数 (F1-score)^[18]综合评价本文所提方法对叶片裂纹分类效果，其变化趋势如图 12 所示。

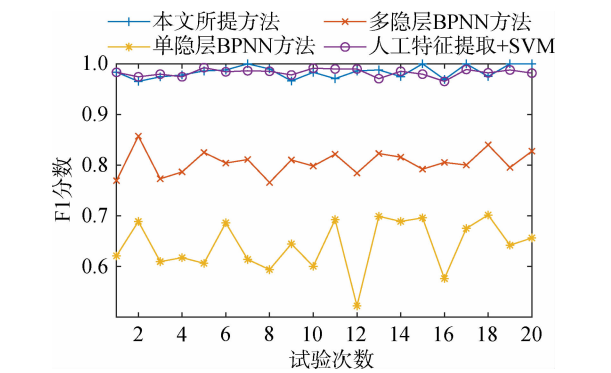


图 12 20 次试验 F1 分数裂纹诊断效果评价

Fig. 12 F1 score evaluation for crack condition

由于 F1 分数综合考虑了精确率 P 和召回率 R 两个指标，故对模型分类性能具有更加客观的衡量。观察图 12 可知，在 20 次试验中，本文所提方法对叶片裂纹识别效果 F1 分数均在 0.965 到

1 之间,平均 F1 分数则达到 0.984。据此可知,本文所提方法对叶片裂纹确实具有很好的分类性能且具有很好的稳定性和泛化性。为了证实本文所提方法相较于其他智能诊断方法的优势,将本文所提方法与结构为 300-150-75-50-2 的多隐层反向传播神经网络(back-propagation neural network, BPNN)和具有浅层结构的单隐藏 BPNN 进行对比。另外,本文亦采用人工特征提取+SVM 的方法对裂纹故障进行诊断。这里根据前期试验,分别提取三维叶尖间隙八种时域统计特征:标准方差、峰值、方均根值、冲击系数、偏态、峰度、波峰因数以及波形因数等作为 SVM 的输入。以上对比试验中多隐层 BPNN 和单隐层 BPNN 均采用与本文方法相同的样本集。同样对比试验亦均构造不同测试集进行 20 次试验,并分别计算其 F1 分数和准确率,试验结果如表 2、图 12 和图 13 所示。

可以看出,本文所提方法平均准确率达到 98.415%,平均 F1 分数则为 0.984。值得注意,人工特征提取+SVM 的方法平均诊断率为 98.295%,平均 F1 分数为 0.982,其与本文所提方法性能相当。这主要因为本文所提取的裂纹特

征是多次试验得到的好特征,恰能代表裂纹状态,但其仍属于浅层特征,相较于本文所提方法其依赖于人工经验,同时这也证实了本文所提方法的有效性。而就标准差而言,本文所提方法仅为 0.697,优于人工特征提取+SVM 的方法,这说明其更能稳定诊断叶片裂纹故障。另外,多隐层 BPNN 平均诊断率仅为 75.970%,平均 F1 分数仅为 0.805,仅略高于单隐层 BPNN,这说明无论是多隐层 BPNN 还是单隐层 BPNN 在训练过程中很早就陷入局部最优,单纯提高网络层数对提高准确率并无多大贡献。

5 结 论

本文基于深度学习方法及信息融合思想,提出一种基于三维叶尖间隙 EEMD 能量熵融合的涡轮叶片裂纹诊断方法,其主要有以下优势:

1) 本文在利用三维叶尖间隙对涡轮叶片早期裂纹进行有效诊断中,提出用 EEMD 能量熵对三维叶尖间隙进行预处理的方法,有效展现出叶片裂纹发展趋势,为特征信息有效挖掘奠定了基础,进而构建的融合特征集能准确、全面的反映出叶片早期裂纹特征信息。

2) 克服了传统故障诊断方法难以避免主观因素的缺点,运用深度学习方法将特征提取与信息融合有效统一为整体,增强了信息融合智能化及自适应能力,有效避免了误检、漏检的发生,具有诊断准确率高、稳定性、自适应性和泛化性好的优点。

3) 利用少量样本便可对裂纹进行有效识别,在一定程度上克服了对大数据的依赖。

参考文献:

[1] 陶春虎. 航空发动机转动部件的失效与预防[M]. 北京:国防工业出版社,2000.

[2] PENG K,FAN D,YANG F,et al. Active generalized predictive control of turbine tip clearance for aero-engines[J]. Chinese Journal of Aeronautics,2013,26(5):1147-1155.

[3] WITOS M,SZCZEPANIK R. Turbine engine health maintenance status monitoring with use of phase-discrete method of blade vibration monitoring[J]. Solid State Phenomena,2009,147/148/149:530-541.

[4] 赵萍,何清华,李维. 某燃气涡轮工作叶片裂纹分析[J]. 航空动力学报,2009,24(9):2033-2039.

ZHAO Ping, HE Qinghua, LI Wei. Crack analysis of the first stage blade on a gas turbine[J]. Journal of Aerospace Power,2009,24(9):2033-2039. (in Chinese)

[5] RIGOSI G,BATTIATO G,BERRUTI T M. Synchronous vi-

表 2 20 次试验诊断结果
Table 2 Diagnosis result for 20 tests

方法	平均诊断 准确率/%	准确率 标准差/%	裂纹平均 F1 分数
本文所提方法	98.415	0.697	0.984
多隐层 BPNN 方法	75.970	3.546	0.805
单隐层 BPNN 方法	70.055	3.123	0.641
人工特征提取+SVM	98.295	1.163	0.982

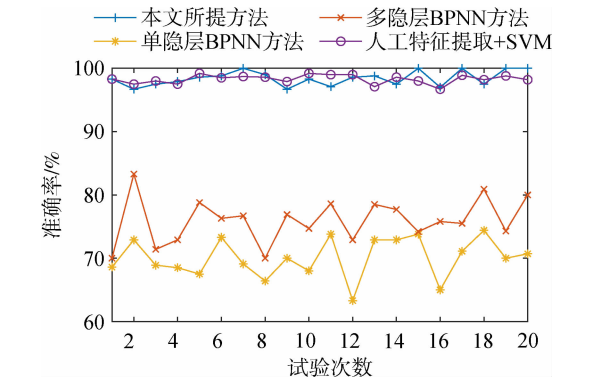


图 13 20 次试验诊断准确率

Fig. 13 Diagnosis accuracy for 20 tests

bration parameters identification by tip timing measurements [J]. *Mechanics Research Communications*, 2017, 79: 7-14.

[6] YAMADA M, SONOYA K, SOBAYASHI T, et al. Research on the deformation of turbine blades at machining [J]. *Energy and Power Engineering*, 2016, 8(1): 1-12.

[7] 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, 43(4): 90-95.

TENG Fei, ZHANG Xiaodong, XIE Siying. Analysis of response characteristics of turbine 3-D tip clearance to typical fault characteristics[J]. *Aeroengine*, 2017, 43(4): 90-95. (in Chinese)

[8] 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.

[9] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.

[10] 胡昭华, 宋耀良. 基于 Autoencoder 网络的数据降维和重构[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(5): 1189-1192.

HU Zhao-hua, SONG Yaoliang. Data reduction and reconstruction based on autoencoder network[J]. *Journal of Electronics and Information*, 2009, 31(5): 1189-1192. (in Chinese)

[11] HINTON G E. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.

[12] HAN J, ZHANG D, WEN S, et al. Two-stage learning to predict human eye fixations via SDAEs[J]. *IEEE Trans Cybern*, 2016, 46(2): 487-498.

[13] CORTES C, VAPNIK V N. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.

[14] 雷亚国, 何正嘉, 訾艳阳. 基于混合智能新模型的故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2008, 44(7): 112-117.

LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Fault diagnosis based on new hybrid intelligent model[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2008, 44(7): 112-117. (in Chinese)

[15] 于嘉鹏, 孙加明, 纪福森. 航空发动机静叶联调机构运动分析及优化[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(6): 1193-1200.

YU Jiapeng, SUN Jiaming, JI Fusen. Motion analysis and optimization of static blade joint adjustment mechanism of aeroengine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(6): 1193-1200. (in Chinese)

[16] HE Zhengjia, CAI Gaigai, SHEN Zhongjie, et al. Study of operation reliability based on diagnosis information for mechanical equipment[J]. *Engineering Sciences*, 2013, 15(1): 9-14.

[17] SAID G. A new ensemble empirical mode decomposition (EEMD) denoising method for seismic signals[J]. *Energy Procedia*, 2016, 97: 84-91.

[18] SOKOLOVA M, JAPKOWICZ N, SZPAKOWICZ S. Beyond accuracy, F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation[C]// *Australian Joint Conference on Artificial Intelligence: Advances in Artificial Intelligence*. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 1015-1021.

(编辑: 叶 青, 陈 越)