

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902566

# 基于 KPCA 和 SVM 的直升机旋翼桨叶损伤源定位\*

叶 杨 徐志伟 陈仁文 刘宋祥

(南京航空航天大学 机械结构力学及控制国家重点实验室 南京 210016)

**摘要:**直升机旋翼桨叶在飞行过程中极易发生疲劳损伤,为了解决桨叶损伤源定位问题,构建了桨叶损伤监测及定位系统。通过核主成分分析(KPCA)对损伤源的声发射信号进行特征提取,结合支持向量机(SVM)及其回归功能对旋翼桨叶模型损伤源进行定位。使用特征提取后的参数区域损伤定位精度达到100%,回归分析平均误差率4.06%,均优于使用原始数据进行定位,因此该方法能够有效实现直升机旋翼桨叶损伤源定位,并且减少了输入数据的维数,降低了计算量。

**关键词:**声发射;损伤定位;核主成分分析;支持向量机;特征提取

中图分类号:TN98;V248.9 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:590.99

## Damage source location of helicopter rotor blade based on KPCA and SVM

Ye Yang Xu Zhiwei Chen Renwen Liu Songxiang

(State Key Laboratory of Mechanics and Control of Mechanical Structures,  
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** Helicopter rotor blades are prone to fatigue damage in flight. To solve the damage location problem, a damage monitoring and locating system was constructed. With the acoustic emission signals of the damage sources extracted by the kernel principal component analysis (KPCA), combining the support vector machine (SVM) and its regression function, the damage sources of the rotor blades were located. The regional location accuracy after feature extraction is 100% and the average regression error is 7%, which are better than the original data location. Therefore, this method can effectively locate the damage source of the rotor blade, reduce the dimension of input data and the amount of calculation.

**Keywords:** acoustic emission; damage location; kernel principal component analysis (KPCA); support vector machine (SVM); feature extraction

## 0 引言

直升机空中飞行状况纷繁复杂,其旋翼桨叶在飞行过程中受到空气阻力、离心力等载荷作用,可能发生疲劳破坏<sup>[1]</sup>。及时发现桨叶损伤并对其进行定位,有助于飞行员对直升机安全状况做出准确判断,对飞机飞行安全至关重要。目前,我国直升机旋翼桨叶多为复合材料制成<sup>[2]</sup>。声发射技术是一种被动的无损检测方法,已经被广泛应用于各种设备的在线检测,王向红等<sup>[3]</sup>将声发射

技术应用于水轮机叶片裂纹源定位,成功实现了水轮机裂纹位置的区域定位,者娜等<sup>[4]</sup>声发射技术应用于管道腐蚀速率预测,提高了预测准确性。于金涛等<sup>[5]</sup>采用多输出支持向量回归(SVR)的方法实现了声发射源平面定位。王强等<sup>[6]</sup>利用Lamb波层析实现了复合材料损伤成像。申林等<sup>[7]</sup>将声发射技术用于油气储罐缺陷定位。

本文研究声发射源在旋翼桨叶中的智能定位方法。由于复合材料存在各向异性,声发射信号在复合材料中的传播过程存在不同传播模式、不同衰减率,且在界面处会产生发射、折射和模式转换等现象,传播规律非常复

收稿日期:2019-09-05 Received Date: 2019-09-05

\* 基金项目:国家自然科学基金(51675265)、江苏省高校优势学科建设工程(PAPD)、机械结构力学及控制国家重点实验室自主研究课题(0515K01)资助项目

杂,故而传统的时差定位法在复合材料中存在误差较大的问题。随着近年来人工智能技术的发展,基于人工智能技术的定位方法变为可能<sup>[8-11]</sup>。目前已有的人工智能定位方法主要采用人工神经网络和支持向量机(SVM),但人工神经网络需要大量的数据支撑,在小样本下的表现远远不如支持向量机,对于声发射信号而言,制作海量数据集较为困难。因此,本文的研究选取支持向量机来对声发射源进行智能定位。由于声发射信号属于高频信号,源定位需要布置多通道检测,因此采集的信息数据量大且冗余较多<sup>[12-14]</sup>。核主成分分析(KPCA)可以起到数据降维的作用,把多指标合成为少数几个相互无关的主成分,降低特征冗余,使问题简单化<sup>[12-15]</sup>。本文的研究利用核主成分分析提取声发射信号的特征参数(即主成分),再利用提取的主成分作为支持向量机的输入,信号源区域作为输出,从而实现旋翼桨叶损伤源的定位。

### 1 核主成分分析

主成分分析(PCA)是统计学中一种线性主元分析方法<sup>[15-18]</sup>。对于原始数据,需要先进行标准化处理,处理后得到新的样本集 $x_k(k=1,2,3,\dots,m;x_k \in R^n)$ ,然后计算新样本集的协方差 $C$ :

$$C = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j x_j^T \quad (1)$$

然后求得协方差矩阵 $C$ 的特征值和特征向量,即主成分。核主成分分析是由主成分分析改进而来,它通过引入一个非线性的映射函数 $\varphi(x_k)$ ,将原始低维空间映射到一个高维空间中,将原始低维空间的非线性问题转化为高维特征空间 $F$ 的线性问题,此时协方差矩阵为:

$$C = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \varphi(x_j) \varphi(x_j)^T \quad (2)$$

其中,矩阵 $C$ 的特征值 $\lambda$ 和特征向量 $V$ 满足:

$$\lambda V - CV = 0 \quad (3)$$

再引入非线性函数 $\varphi(x_k)$ ,可得:

$$\lambda \varphi(x_k) V - \varphi(x_k) CV = 0 \quad (4)$$

其中 $V$ 可线性表示为:

$$V = \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(x_i) \quad (5)$$

引入核函数:

$$K_{ij} = K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \varphi(x_j) \quad (6)$$

有:

$$m \lambda \alpha - K \alpha = 0 \quad (7)$$

式中: $\alpha$ 为核矩阵 $K$ 的特征向量。对于任意样本,在特征空间 $F$ 中主元 $\varphi(x)$ 上的投影为:

$$V \cdot \varphi(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(x_i) \varphi(x) = \sum_{j=1}^m \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (8)$$

本文的研究选用累计贡献率在85%以上的主成分,

即满足式(9)。其中 $s$ 为满足条件的主元数量。而为保证输入矢量满足式(10),须进将式(7)的 $K$ 替换为式(11)的 $\tilde{K}$ ,式中 $L$ 为 $m \times m$ 阶矩阵,系数为 $1/m$ 。核函数选择高斯径向核函数,即式(12)。

$$\sum_{k=1}^s \lambda_k \frac{\sum_{k=1}^m \lambda_k}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \geq 85\% \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^m \varphi(x_k) = 0 \quad (10)$$

$$\tilde{K} = K - LK - KL + LKL \quad (11)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right) \quad (12)$$

### 2 支持向量机

支持向量机是一种以统计学习理论为基础,处理非线性分类和回归问题的新颖算法,尤其在小样本情况下表现出色。采用最小化结构风险的原则,通过构造最优分类超平面对数据进行分类;其根据有限的样本信息,能够在模型的复杂性与学习能力之间寻找出最优的平衡,寻求出最佳效果来提高模型泛化能力<sup>[19-20]</sup>。其分类超平面方程可描述为:

$$\omega \varphi(x) + b = 0 \quad (13)$$

其中, $\varphi(x)$ 是从输入空间到输出空间的几何变换, $x$ 为输入向量, $\omega$ 为权值向量, $b$ 为偏置量。引入间隔松弛因子 $\xi$ ,按风险最小化理论可得出如式(14)的优化问题。

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} & \frac{1}{2} \omega \omega^T + C \sum_{j=1}^l \xi \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i (\omega^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi \\ \xi \geq 0, i = 1, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $C$ 为正则化参数,通过优化求解,可得判别函数为:

$$y(x_i) = \text{sgn}(\omega \varphi(x_i) + b) \quad (15)$$

得出区域识别器的模型后,使用多值分类算法对损伤区域进行一对一识别。

回归函数由式(16)确定:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} & \frac{1}{2} \omega \omega^T + C \sum_{j=1}^l (\xi + \xi^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi^* \\ \omega^T \varphi(x_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \xi \\ \xi, \xi^* \geq 0, i = 1, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

回归函数形式为:

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \quad (17)$$

对于非线性问题,分类超平面方程和回归函数求解难度非常大。为了避免“维数灾难”,减少计算量,SVM巧妙地引入核函数将低维非线性数据映射至某个高维空间,然后在高维空间再对转换后的数据进行线性分类,由于径向基核函数(radial basis function, RBF)能直观反映数据之间距离,同时通过实验对比,发现其分类效果要优于其他的核函数,故本文研究选用径向基核函数核函数作为 SVM 模型的核函数,其中  $\gamma$  为核参数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma |\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j|^2) \quad (18)$$

### 3 实验

#### 3.1 实验方案

为了验证所研究的方法的有效性,在定制的直升机旋翼桨叶模型上进行了定位实验。旋翼桨叶模型全长为 78 cm,弦长为 6 cm,这是一个等剖面的无负扭转复合材料桨叶模型,它主要由 C 型大梁、配重铅条、泡沫芯、后缘条以及蒙皮 5 个部分组成。其中,C 型大梁和桨叶后缘条采用高强度玻璃粗砂带 0° 铺层方式构成,它们的功能分别是为桨叶挥舞、摆振贡献刚度和提高桨叶抗后缘失稳的能力。蒙皮则是桨叶组分中仅次于 C 型大梁的承力部件,其采用玻璃纤维增强型复合材料  $\pm 45^\circ$  的铺层方式,一共铺设 3 层,每层厚度为 0.1 mm。泡沫芯则使用聚氨酯泡沫塑料,其主要用于维持桨叶的外型。桨叶的剖面采用的是 NACA0015 翼型,其剖面形状如图 1 所示。图 2 所示为桨叶模型实物。

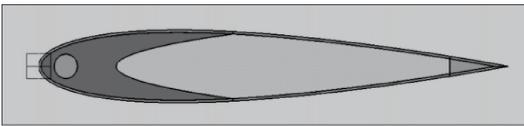


图 1 NACA0015 翼型剖面形状

Fig. 1 NACA0015 sectional drawing



图 2 桨叶模型实物

Fig. 2 Blade model

采用北京声华兴业科技有限公司生产的 SR150 M 型声发射传感器、该公司生产的与其传感器配套使用的 40 dB 前置放大器以及美国国家仪器公司生产的 NI cRIO-9038 机箱和 NI 9223 电压输入模块组成整套测试系统。将 3 枚 SR150 M 型传感器按照如图 3 所示位置粘贴。测试信号由信号发生器发出的单个脉冲信号激励第 4 枚声发射传感器发出。整套测试系统的如图 4 所示。

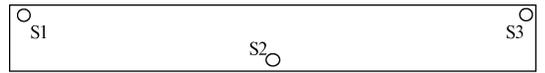


图 3 传感器粘贴位置示意

Fig. 3 The distribution of AE sensors

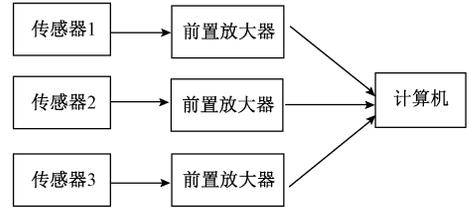


图 4 测试系统框图

Fig. 4 Block diagram of the system

将整个桨叶沿叶柄到叶尖方向平均划分为 6 个区域,6 个区域分别为类别 1、2、3、4、5、6。每个区域分别采集 15 组有效信号,即共 90 组有效信号。其中,每个区域拿出 10 组用于训练,5 组用于测试,即训练集共 60 组,测试集共 30 组。

#### 3.2 KPCA-SVM 损伤源定位

对于每一个传感器而言,其接收到的信号均可提供时域和频域的参数共计 13 个,这 13 个参数包括时域参数(上升时间、振铃计数、能量、持续时间、能量、幅值、峰值计数)和频域参数(反算频率、初始频率、信号强度、平均频率、频域质心以及峰值频率)。这 13 个参数分别对应着不同的量纲,直接进行特征提取会产生较大的误差,所以先按照式(19)对其进行归一化处理。

$$P_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2}} \quad (19)$$

其中,  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ,  $n$  为样本数。对归一化后的参数

采用核主成分分析的方法提取主成分,通过试验比较,发现在径向基核函数的核参数  $\sigma = 100$  时实验效果较好,前 9 个特征参数的累计贡献率已经超过 85%。满足本次实验的要求。图 5 所示为前 15 项核主成分贡献率。

图 6 所示为损伤位于区域 2 某个位置时三枚传感器所接收信号的波形图。可以看出传感器所接收到的信号幅值遵循近大远小的规律,声发射信号在复合材料桨叶模型中衰减明显,距离损伤位置相对较近的传感器  $S_1$  和  $S_2$  所测信号幅值较大,而传感器  $S_3$  所测信号微弱。

损伤源的定位分为两个步骤,1) 识别损伤源所在的区域;2) 利用支持向量回归分析预测出损伤源位置到桨叶叶尖的垂线距离。利用交叉检验的方法选择最优的 SVM 参数和 SVR 参数,对实验结果进行对比,参数选择的结果和实验结果如表 1 和 2 所示,其中  $C$  为支持向量

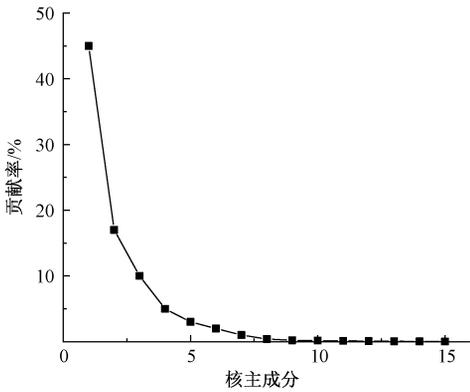


图5 前15项核主成分贡献率

Fig. 5 Contribution rate of the first 15 nuclear principal components

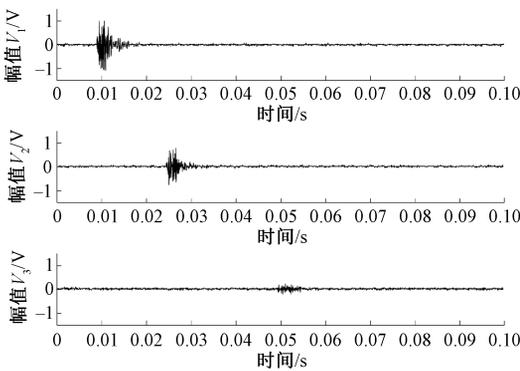


图6 三枚传感器接受到的声发射信号波形

Fig. 6 The AE signals waveform received by the three sensors

机的惩罚因子,  $\gamma$  为核参数,  $\epsilon$  为回归分析的不敏感损失函数参数。回归误差率定义为回归位置距实际损伤位置距离与桨叶总长度的比值。

表1 SVM 定位实验参数及结果

Table 1 SVM testing result

	SVM 参数 ( $C, \gamma$ )	区域识别	正确率/%
		正确个数	
原始参数前5项	$2^{11}, 2^{-4}$	27	90
原始参数全部	$2^6, 2^{-2}$	30	100
KPCA 参数9项	$2^8, 2^{-1}$	30	100

表2 SVR 定位实验参数及结果

Table 2 SVR testing result

	SVR 参数 ( $C, \gamma, \epsilon$ )	回归最大	回归平均
		误差率/%	误差率/%
原始参数前5项	$2^{12}, 2^2, 0.001$	25.28	10.22
原始参数全部	$2^3, 2^2, 0.00001$	13.81	4.38
KPCA 参数9项	$2^{10}, 2^{-1}, 0.001$	12.33	4.06

从实验结果不难分析出,原始时域参数前5项(即图

2所示传感器  $S_1$  的上升时间、振铃计数、能量、持续时间、幅值)无论是在区域识别还是回归分析中,表现都不令人满意。原因在于从单个传感器获取的参数较难分辨出距离传感器距离相等位置损伤信号的区别。而利用全部原始声发射参数和经过 KPCA 提取的主成分进行损伤源位置区域识别准确率都为 100%。但在损伤位置到叶尖距离的回归分析中,经过 KPCA 特征提取的 9 项参数最大误差率和平均误差率皆优于使用全部原始参数的结果,分别为 12.33% 和 4.06%,其次为用全部原始参数,最大误差率和平均误差率分别为 13.81% 和 4.38%。而利用前 5 项原始参数分析的定位结果表现最差,其最大误差率已经达到了 25.28%,超出了真实损伤所在的区域,这也与区域识别的结果相符合。除此以外,实验过程中还发现距离传感器较远的位置通常回归误差较大,利用全部原始参数和 9 维核主成分进行回归中的最大误差皆是来自区域 2,距离 3 枚传感器都较远。所以,可以增加布置传感器的数量或是进一步研究声发射信号在复合材料中的传播规律,例如信号的能量衰减率、峰值频率衰减、不同频率信号在传播过程中的衰减速率等,从而进一步提高损伤源定位的精度。

### 4 结论

利用 KPCA 特征提取的累计贡献率超过 85% 的 9 维主成分进行定位分析,直升机旋翼桨叶模型的损伤区域的识别准确率及损伤位置距离桨叶叶尖垂线距离的预测结果均较好,识别准确率达到 100%,回归分析平均误差率达到 4.06%,误差较低,优于直接使用全部原始参数的定位结果。因此,利用 KPCA 特征提取降低数据维数,既能够减少在线监测过程中传输和存储的数据量,同时也提高了定位精度,表明利用核主成分分析结合支持向量机的分析方法是一种有效的直升机旋翼桨叶损伤源定位方法。但本文的研究在回归分析中只给出了单个方向上的距离,需要进一步研究多输出的支持向量回归分析,以实现精准的损伤点定位。

### 参考文献

[ 1 ] 何鹏举,刘刚易,折廷廷. 单通道 AE 信号盲分离的飞机构件监测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8) : 34-42.  
HE P J, LIU G Y, ZHE T T. Research on monitoring of aircraft structural components based on blind separation of single channel AE signal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8) : 34-42.

[ 2 ] 陈雪峰,杨志勃,田绍华,等. 复合材料结构损伤识别与健康监测展望 [J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(1) : 1-10, 202.

- CHEN X F, YANG ZH B, TIAN SH H, et al. A review of the damage detection and health monitoring for composite structures [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 1-10, 202.
- [ 3 ] 王向红, 朱昌明, 毛汉领, 等. 基于核主成分分析及支持向量机的水轮机叶片裂纹源定位[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(11): 226-229, 264.
- WANG X H, ZHU C M, MAO H L, et al. Source location of cracks in a turbine blade based on Kernl principal component analysis and support vector machines [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(11): 226-229, 264.
- [ 4 ] 者娜, 杨剑锋, 刘文彬, 等. 基于 KPCA 和 SVM 的工艺管道腐蚀速率预测[J]. *腐蚀与防护*, 2019, 40(1): 56-60.
- ZHE N, YANG J F, LIU W B, et al. Prediction of corrosion rate of process pipeline based on KPCA and SVM[J]. *Corrosion & Protection*, 2019, 40(1): 56-60.
- [ 5 ] 于金涛, 丁明理, 王祁. 基于多输出支持向量回归的声发射源平面定位[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(9): 2139-2145.
- YU J T, DING M L, WANG Q. Planar location of acoustic emission source based on multi-output support vector regression [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(9): 2139-2145.
- [ 6 ] 王强, 周晨, 纪东辰. 非线性 Lamb 波结构疲劳损伤层析成像研究[J]. *应用基础与工程科学报*, 2019, 27(3): 686-694.
- WANG Q, ZHOU CH, JI D CH. Study on nonlinear lamb wave based structural fatigue damage tomography [J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2019, 27(3): 686-694.
- [ 7 ] 申林, 侯东明, 齐红元. 油气储罐缺陷的声发射无损检测定位精度优化[J]. *石油与天然气化工*, 2019, 48(1): 104-108.
- SHEN L, HOU D M, QI H Y. Optimized method of acoustic emission nondestructive testing location precision based on oil and gas tank[J]. *Chemical Engineering of Oil and Gas*, 2019, 48(1): 104-108.
- [ 8 ] 李鹤, 张超, 季宏丽, 等. 基于导波检测的带曲率复合材料板损伤识别技术研究[J]. *国外电子测量技术*, 2019, 38(5): 75-80.
- LI H, ZHANG C, JI H L, et al. Damage identification technology of composite plate with curvature based on guided wave detection [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2019, 38(5): 75-80.
- [ 9 ] SHEHADEH M F, ELBATRAN A H, MEHANNA A, et al. Evaluation of acoustic emission source location in long steel pipes for continuous and semi-continuous sources [J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2019, 38(2), doi: 10.1007/s10921-019-0577-6.
- [ 10 ] 罗奕, 郭瑜, 伍星, 等. 基于声发射信号的行星轮轴承内圈故障包络分析方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(5): 164-170.
- LUO Y, GUO Y, WU X, et al. Envelope analysis scheme for inner race fault planetary bearing based on acoustic emission signal [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(5): 164-170.
- [ 11 ] MADARSHAHIAN R, ZIEHL P, CAICEDO J M. Acoustic emission Bayesian source location: Onset time challenge [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 123: 483-495.
- [ 12 ] 于洋, 何明, 刘博, 等. 基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(5): 51-59.
- YU Y, HE M, LIU B, et al. Research on acoustic emission signal recognition of bearing fault based on TL-LSTM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(5): 51-59.
- [ 13 ] 李天一, 刘建锋, 陈亮, 等. 拉伸应力状态下花岗岩声发射特征研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2013, 32(S2): 3215-3221.
- LI T Y, LIU J F, CHEN L, et al. Acoustic emission characteristics of granite under tensile loading [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2013, 32(S2): 3215-3221.
- [ 14 ] JOSEPH R P, BHUIYAN M Y, GIURGIUTIU V. Acoustic emission from vibration of cracked sheet-metal samples [J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2019, 217: 106544.
- [ 15 ] IVAÑEZ I, GARCIA-CASTILLO S K, SANCHEZ-SAEZ S, et al. Analysis of the impact location on damage tolerance of bonded-repaired composite laminates [J]. *Polymer Testing*, 2019, 78: 106000.
- [ 16 ] TANG J, SOUA S, MARES C, et al. An experimental study of acoustic emission methodology for in service condition monitoring of wind turbine blades [J]. *Renewable Energy*, 2016(99): 170-179.
- [ 17 ] 张宝印, 董恩生. 基于 PCA-GA-RSPSVM 的复合材料损伤检测技术研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(9): 1402-1407.
- ZHANG B Y, DONG EN SH. Research on damage detection technique of composite material based on PCA-GA-RSPSVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(9): 1402-1407.

- [18] 蒋元杰,叶荫民,蒋晓瑜,等. 基于 LabVIEW 的设备故障诊断系统[J]. 电子测量技术, 2018, 41(14): 108-112.  
JIANG Y J, YE Y M, JIANG X Y, et al. Equipment fault diagnosis system based on LabVIEW[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(14): 108-112.
- [19] 夏雨薇,石美红,贺飞跃,等. 基于降维融合特征和集成学习的织物疵点分类[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 86-91.  
XIA Y W, SHI M H, HE F Y, et al. Fabric defect classification based on dimension reduction of fusion feature and ensemble learning[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(7): 86-91.
- [20] 史丽萍,王攀攀,胡泳军,等. 基于骨干微粒群算法和支持向量机的电机转子断条故障诊断[J]. 电工技术学报, 2014, 29(1): 147-155.  
SHI L P, WANG P P, HU Y J, et al. Broken rotor bar fault diagnosis of induction motors based on bare-bone particle swarm optimization and support vector machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1): 147-155.

## 作者简介



叶杨, 2017 年于湖南理工学院获学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为智能传感技术。

E-mail: 328912954@qq.com

**Ye Yang** received his B. Sc. from Hunan Institute of Science and Technology degree in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest includes intelligent sensing system.



徐志伟, 1999 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授, 主要研究方向为智能传感技术和自适应智能结构。

E-mail: zhwxu@nuaa.edu.cn

**Xu Zhiwei** received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 1999. Now he is a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest includes intelligent sensing system and adaptive intelligent structure.