

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802343

## 基于VMD交叉样本熵的旋翼桨叶故障诊断方法\*

吕宏政 陈仁文 张祥 崔雨川

(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:** 针对旋翼桨叶常见的故障类型,提出了一种新的故障诊断模型。该模型首先对经无线测控系统采集的加速度信号进行变分模态分解,得到一系列不同频段上的模态分量。随后计算相同模态,不同传感器之间的交叉样本熵,最后将交叉样本熵作为特征向量代入经帝国竞争算法优化的支持向量机中进行故障分类。实验结果表明,基于交叉样本熵的特征具有较高的区分度,采用该模型对不同位置、不同大小的故障进行诊断时,总分类精度为98.67%,证明了提出的故障诊断模型的有效性。

**关键词:** 旋翼桨叶;变分模态分解;交叉样本熵;帝国竞争算法;故障诊断;无线信号传输

**中图分类号:** TP306<sup>+</sup>.3;TP181;TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 535.10

## Faultdiagnosis method of rotor blade based on VMD and cross-sample entropy

Lv Hongzheng Chen Renwen Zhang Xiang Cui Yuchuan

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

**Abstract:** A new damage identification method was proposed to identify common damages of rotor blades. Firstly, the method performed a variational mode decomposition (VMD) on the vibration signals collected by wireless measurement and control system, obtaining a series of principal modes in different frequency bands. Then the cross-sample entropy (CSE) was calculated between different sensors in the same frequency band. Finally, the entropy values, which were damage features, were taken input to a SVM optimized by the empire competition algorithm (ECA). By analyzing the experimental data, the results show that the feature based on cross-sample entropy has a high degree of discrimination. Damages with different positions and different sizes were identified using this method, and the total identification accuracy is 98.67%, which proves the effectiveness of the proposed damage identification method.

**Keywords:** rotor blades; VMD; CSE; ECA; fault diagnose; wireless signal transmission

## 0 引言

旋翼桨叶是直升机产生升力的重要构件,对其状态进行实时监测、故障诊断能有效提高直升机的飞行安全,并为后续人工保障、维修提供重要依据和参考。考虑到旋翼桨叶工作环境,研究基于桨叶振动的损伤识别方法不失为一种自然的选择。

基于振动的损伤识别可以分为两类,无模型识别和有模型识别<sup>[1]</sup>。在无模型识别方法中,通常直接对振动响应做时域、频域或时频域处理获得特征量,比较特征量的关系,或将特征量代入分类算法中进而实现对故障的识别。

目前,常见的时频域分析方法包括小波分析,希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT),局部均值分解(local mean decomposition, LMD)以及变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)。文献[2]基于小波包分析和BP神经网络实现了对滚动轴承的故障诊断;文献[3]基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和样本熵实现了对滚动轴承的复合故障诊断;文献[4]基于LMD分解和样本熵实现了对动车结构的损伤识别;文献[5]基于VMD分解和样本熵实现了对滚动轴承的故障诊断,样本熵虽然可以反映经时频分解方法分解后的各模态的复杂性,但对于各传感器各模态之间的相关关系却无

收稿日期:2018-11-22

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

法度量;文献[6]通过使用 HHT 变换,结合不同传感器模态之间的振动传递率函数实现了对玻璃幕墙开胶的损伤识别;文献[7]提出了交叉样本熵(Cross-Sample Entropy, CSE)的概念,用来描述序列之间的同步性。本文利用这一概念,建立了故障诊断模型,计算了同一频段内,4 个传感器的加速度信号之间的同步关系,并以此作为特征向量代入支持向量机(support vector machine, SVM)中加以分类。本文通过搭建无线测控系统进行了实验,对提出的诊断模型进行了测试,测试结果表明模型分类取得了良好的效果。

### 1 变分模态分解

相较于 EMD 分解,在变分模态分解的算法中,本征模态(IMF)被定义为一个调幅-调频(AM-FM)的信号。算法将输入信号  $f$ , 分解为一系列围绕各自中心频率分布的窄带宽信号。变分分解模型自适应的迭代选择相应中心频率,并估计所对应的模态。相较于 EMD 这种循环分解得到模态的方法,其可以同时评估所有模态所产生的误差,因此通过计算所有模态的带宽和可以构造如式(1)所示的约束变分问题。

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s.t. } \sum_k u_k = f \tag{1}$$

其中,  $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$  表示分解得到的  $K$  个模态, 而  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$  分别是他们的中心频率。通过引入如式(2)的 Lagrangian  $\mathcal{Q}$  函数,原来求解最小值的约束变分问题,被转化为求解非约束变分问题的鞍点。

$$\mathcal{Q}(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \tag{2}$$

式中: $\alpha$  为惩罚因子; $\lambda$  为 Lagrangian 乘法算子。对于这个非约束变分问题文献[8]通过采用乘法算子交替法(ADMM)加以解决。

### 2 交叉样本熵

交叉样本熵是由样本熵推广而来,可以衡量时间序列之间的同步性。两时间序列越同步,其交叉样本熵具有越小的取值<sup>[9]</sup>,其具体算法如下。

1)对于给定的匹配向量维数  $m$ , 分别各构造  $N - m$  个矢量  $u_m(i)$  和  $v_m(i)$ , 其中  $u_m(i) = (x(i), \dots, x(i + m - 1))$ ,  $v_m(i) = (y(i), \dots, y(i + m - 1))$ ,  $1 \leq i \leq N - m$ 。

2)定义  $v_m(i), u_m(j)$  之间的距离为:

$$d[v_m(i), u_m(j)] = \max_{0 \leq k \leq m-1} \|x(i+k) - y(j+k)\| \tag{3}$$

3)对于给定的预设容差  $r$ , 定义概率  $B_i^m(r)(v \| u)$  为:

$$B_i^m(r)(v \| u) = \frac{\# \text{of vectors } d[v_m(i), u_m(j)] \leq r}{N - m}$$

$$1 \leq j \leq N - m \tag{4}$$

4)对于所有  $1 \leq i \leq N - m$ , 求  $B^m(r)(v \| u)$  的均值为:

$$B^m(r)(v \| u) = \frac{\left( \sum_{1 \leq i \leq N-m} B_i^m(r)(v \| u) \right)}{(N - m)} \tag{5}$$

$B^m(r)(v \| u)$  表示所有  $m$  维向量的匹配概率。同理可以计算得到  $m + 1$  维向量的匹配概率。则交叉样本熵定义为:

$$\text{CSE} = -\log \frac{B^m(r)(v \| u)}{B^{m+1}(r)(v \| u)} \tag{6}$$

交叉样本熵的计算同样本熵类似,需要预先设定嵌入维数  $m$  和相似容限  $r$ 。参考样本熵选择的一般条件<sup>[10]</sup>, 在本文后续实验中取  $m = 2, r = 0.2SD$ ,  $SD$  为原序列的标准差。

### 3 帝国竞争算法优化的 SVM

SVM 是基于结构风险最小化准则发展而来<sup>[11]</sup>, 被许多人认为是目前最好的监督学习算法。它通过构造的最优分类超平面将低维空间中不可分的问题转化到高维线性空间中加以解决。因为较好的泛化能力, SVM 已被广泛应用于各种分类场合。支持向量机的核函数及相应参数的选择对最终分类结果有十分重要的影响<sup>[12]</sup>。其中常见的核函数包括线性核函数, 多项式核函数, RBF 核函数以及 sigmoid 核函数。由于 RBF 核函数收敛速度较快, 参数数量较少, 能够实现非线性映射, 故本文选择 RBF 核函数构造支持向量机, 其表达式如式(7)所示。

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{x-z}{2\sigma^2}\right) \tag{7}$$

RBF 核函数的  $\gamma$  值, 和惩罚参数  $c$  是需要优化的对象, 本文采用帝国竞争算法来获取其在测试样本下的最优值。

帝国竞争算法是一种社会启发的智能优化算法<sup>[13]</sup>。目前, 其已被广泛应用于多种优化场合<sup>[14-15]</sup>。其主要的思想来源于人类文明发展中, 各帝国发展变化和消亡。本文采用帝国竞争算法优化对支持向量机的算法实现方式如下。

1)初始化帝国和殖民地。设定代价函数为分类正确率的负数, 随机产生一定数量的国家。选取特定数量的势力大(代价函数小)的国家作为帝国, 其他各殖民地根据帝国之间的势力, 按比例从属帝国。

2)帝国对殖民地进行同化。殖民地受到帝国的作用, 沿着一定方向、角度向帝国靠近。

3)殖民地对帝国的颠覆。当某殖民地向着帝国移动时, 其势力可能已经大于从属的帝国, 此时, 交换帝国和该殖民地之间的地位。

4)帝国间的竞争。最弱帝国的殖民地中,势力最小的那一个,在帝国竞争中将首先被其他帝国抢夺。从而使得帝国间的势力出现此消彼长的变化。当一个帝国失去了其所有殖民地时,其将被认为竞争失败,沦为其他帝国的殖民地。

5)当在所有国家中只有一个帝国,且其他国家都从属于它时,则认为算法收敛。否则重复步骤2)~4)。

6)当算法收敛时,用最优结果的 $\gamma$ 值,和惩罚参数 $c$ 代入支持向量机中,用训练数据对模型加以训练,输出最优分类模型。

#### 4 旋翼桨叶故障诊断

直升机旋翼桨叶在工作中通常会伴随着各种振动。当桨叶发生故障时,其对应的固有频率、刚度等结构信息会发生变化,而这些变化往往会对振动产生影响。本文通过对振动信号加以采集,分析受到故障时,不同位置处相同频带间的相关关系从而对故障做出判断。其具体诊断模型如图1所示。考虑到通常旋翼工作环境,有线数据传输较为困难,因此首先使用无线数据采集系统对桨叶上的振动加速度信号进行采集。采集完成后,通过变分模态分解,将加速度信号分解到不同频带的模态上,然后计算几个位置间同一频带上的交叉样本熵,取出其中一部分数据输入ICA-SVM中进行训练获得最优分类模型。随后用该最优分类模型对余下数据进行故障诊断,判断分类效果。

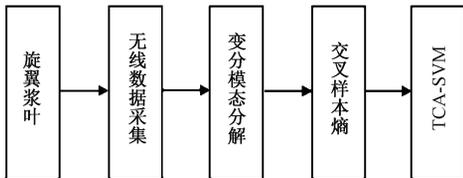


图1 旋翼桨叶故障诊断

#### 5 实验设置与结果分析

##### 5.1 故障桨叶类型

实验采用了12根等比例桨叶模型,桨叶剖面翼型为NACA0015,其长为83.3 cm,弦长6 cm,共包含5个大类的损伤类型,它们分别是正常桨叶、分层桨叶、基体开裂桨叶、加强拉丝断裂桨叶和穿孔桨叶,其中穿孔桨叶、基体开裂桨叶和分层桨叶实物如图2所示。根据损伤的类型和损伤发,对数据加以编号如表1所示。

##### 5.2 无线测控系统

根据实验的要求,搭建了基于无线信号传输的测控系统,其示意图如图3所示。实验中桨叶被固定在振动台上,由振动台给予随机激励。在桨叶上均布了4个加速度传感器,根据靠近根部的距离,由近及远将4个传感器分别称为传感器1、2、3、4,如图4所示。实验中通过stm32控制AD7606对压电加速度传感器333B42输出的电压进行实时采样,以5000次采样为一个单位。每采5000次,便控



(a) 穿孔桨叶



(b) 基体开裂桨叶



(c) 分层桨叶

图2 故障桨叶

表1 桨叶损伤设置

| 损伤类型 | 损伤大小                  | 损伤距离<br>根部位置/mm | 编号  |
|------|-----------------------|-----------------|-----|
| 正常   |                       |                 | #1  |
| 分层   | $\phi 20$             | 200             | #2  |
|      | $\phi 20$             | 500             | #3  |
|      | $\phi 30$             | 500             | #4  |
| 基体开裂 | 横向 $80 \times 0.2$ mm | 100             | #5  |
|      |                       | 300             | #6  |
|      |                       | 500             | #7  |
| 拉丝断裂 | 30%根数                 | 500             | #8  |
| 穿孔   | 10 mm                 | 200             | #9  |
|      |                       | 300             | #10 |
|      |                       | 500             | #11 |
|      |                       | 500             | #12 |

制无线芯片将4个传感器的数据通过路由器上传到电脑,通过labview软件将数据实时存储。整个实验中,每种情况各采样保存了1000组数据用于后续数据处理。

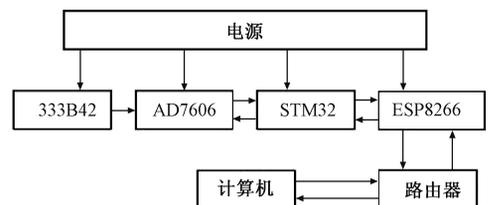


图3 无线测控系统示意图

##### 5.3 数据处理及结果分析

首先使用变分模态分解对采集到4路的加速度信号进



图 4 传感器布置示意图

行分解,共得到 7 个模式,将他们依据频率从高到低排列,得到正常桨叶的其中一组结果如图 5 所示。仅取频率最高,信息最丰富的 Imf7 作为分析模式,定义  $CSE_{ij}$  表示传感  $j$ ,相对于传感器  $i$  在分析模式上的交叉样本熵,取  $[CSE_{12}, CSE_{13}, CSE_{14}, CSE_{23}, CSE_{24}, CSE_{34}]$  作为特征向量,由于篇幅有限,且得到的数据相对集中,最大标准差为 0.1 左右,故将计算得到各个情况交 1 000 组数据的交叉样本熵的平均值列表如表 2 所示。取每种情况前 600 组特征

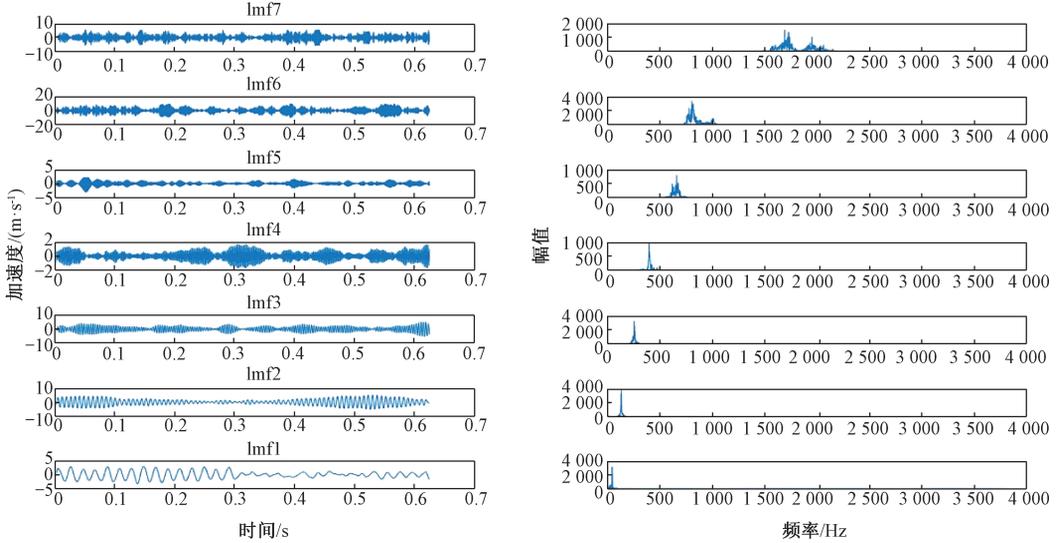


图 5 正常桨叶传感器 1 信号分解结果

表 2 交叉样本熵均值及分类结果

| $CSE_{12}$ | $CSE_{13}$ | $CSE_{14}$ | $CSE_{23}$ | $CSE_{24}$ | $CSE_{34}$ | GA-SVM | ICA-SVM | 编号  |
|------------|------------|------------|------------|------------|------------|--------|---------|-----|
| 均值         | 均值         | 均值         | 均值         | 均值         | 均值         | 识别率/%  | 识别率/%   |     |
| 1.026 6    | 1.056 8    | 0.994 1    | 1.097 9    | 1.017 5    | 1.081 0    | 94.00  | 93.75   | #1  |
| 1.199 3    | 1.088 7    | 0.937 3    | 1.412 4    | 1.341 8    | 1.314 1    | 99.50  | 100.00  | #2  |
| 0.953 1    | 0.841 0    | 0.864 8    | 1.049 3    | 1.062 5    | 0.928 2    | 99.75  | 100.00  | #3  |
| 1.141 4    | 1.157 9    | 1.249 5    | 1.124 2    | 1.241 0    | 1.202 7    | 98.50  | 99.25   | #4  |
| 0.950 5    | 0.946 0    | 1.105 3    | 0.736 9    | 0.987 9    | 0.917 5    | 99.75  | 99.75   | #5  |
| 1.023 7    | 1.054 5    | 0.997 3    | 1.240 2    | 1.272 0    | 1.231 0    | 99.75  | 99.75   | #6  |
| 1.149 5    | 1.040 2    | 1.132 2    | 1.026 3    | 1.137 1    | 1.059 0    | 98.00  | 97.75   | #7  |
| 1.320 3    | 1.111 1    | 1.293 3    | 1.261 5    | 1.388 5    | 1.231 4    | 99.25  | 98.50   | #8  |
| 1.416 6    | 1.126 3    | 1.095 2    | 1.310 5    | 1.345 9    | 0.940 1    | 100.00 | 100.00  | #9  |
| 1.028 2    | 1.046 3    | 1.087 4    | 1.268 7    | 1.228 9    | 1.304 6    | 99.00  | 98.00   | #10 |
| 1.002 5    | 0.973 7    | 0.881 7    | 1.095 1    | 1.008 5    | 1.017 6    | 97.50  | 97.25   | #11 |
| 0.709 3    | 0.990 9    | 0.921 6    | 1.013 6    | 0.950 9    | 0.997 7    | 100.00 | 100.00  | #12 |

向量为训练集,后 400 组作为验证集,代入支持向量机。支持向量机使用的是台湾大学林智仁教授等开发的软件包,对于多分类问题,该软件包采用一对一的解决策略。随后分别采用 ICA 和遗传算法(genetic algorithm, GA)优化支持向量机。且均采用 5 折交叉验证,核函数  $\gamma$  值,惩罚参数  $c$  取值范围保持一致,其余均按软件默认设置。其中经 ICA 优化后核函数  $\gamma$  值最优值为 3.746 8,惩罚参数  $c$  为 256,训练正确率为 98.888 9%,训练平均总耗时 8 463 s。由 GA 优化后核函数  $\gamma$  值为 3.979 7,惩罚参数  $c$  为 75.529 0,训练正确率为 98.652 8%。训练平均总耗时 16 558 s。随后用测试数据验证模型,实验结果如表 2 所示。基于 ICA-SVM 的总测试正确率为 98.67%,而基于 GA-SVM 的总测试正确率为 98.75%。实验结果表明,本文提出的基于交叉样本熵的特征具有较高的区分度,无论是基于 GA 算法优化和 ICA 算法优化的诊断模型都将各类故障加以了准确的区分,两者结果非常接近,而基于 ICA-SVM 的模型在当前样本下具有明显更快的收敛速度。

## 6 结 论

本文针对旋翼桨叶工作中常见的诸如穿孔、分层、基体开裂、拉丝断裂等故障,提出了一种新的基于变分模态分解和交叉样本熵的故障诊断模型。该模型主要包括无线数据采集,变分模态分解,交叉样本熵计算,支持向量机分类等步骤。通过实验验证,可以得到以下结论:

1)作为一种自适应的分解方法,变分模态分解对原始信号进行了有效的分解,获得了不同频段上的模态分量,为后续的特征提取奠定了基础。

2)不同故障情况,分析模态的交叉样本熵出现了明显差异,且数据相对集中,具有很好的区分度。

3)针对实验数据,ICA算法具有明显更快的收敛速度。而经过ICA优化的支持向量机总测试正确率为98.67%,模型分类取得了很好的效果。

由于本文实验中桨叶的工作条件是基于振动台的上下振动,而非旋翼桨叶正常工作时的转动,因此该模型在实际工作状态下的有效性还有待进一步实验验证。

## 参考文献

- [1] 韩大建,王文东.基于振动的结构损伤识别方法的近期研究进展[J].华南理工大学学报(自然科学版),2003,31(1):91-96.
- [2] 黄良沛,吴超威,王靖.小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J].电子测量技术,2016,39(4):164-168.
- [3] 刘军委.基于盲源分离的滚动轴承复合故障诊断方法研究[D].重庆:重庆大学,2016.
- [4] 王名月,缪炳荣,李旭娟,等.基于LMD样本熵和RBF网络的结构损伤识别研究[J].机械强度,2018,40(3):522-527.
- [5] 吕中亮.基于变分模态分解与优化多核支持向量机的旋转机械早期故障诊断方法研究[D].重庆:重庆大学,2016.
- [6] 郝文峰.基于Hilbert-Huang变换和振动传递率的玻璃

- 幕墙开胶损伤识别研究[D].镇江:江苏大学,2010.
- [7] ZHANG T, YANG Z, COOTE J H. Cross-sample entropy statistic as a measure of complexity and regularity of renal sympathetic nerve activity in the rat [J]. *Experimental Physiology*, 2007, 92(4):659-669.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3):531-544.
- [9] 王晶.非平稳时间序列的多尺度分析[D].北京:北京交通大学,2015.
- [10] PINCUS S M. Assessing serial irregularity and its implications for health [J]. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 2010, 954(1):245-267.
- [11] 洪翠,杨华锋,卢国仪,等.基于振动信号SVM分类的配变故障识别方法[J].仪器仪表学报,2016,37(6):1299-1308.
- [12] 王昆,戴波,鲍毅,等.基于分时电价下电力需求响应分析[J].国外电子测量技术,2017(12):10-13.
- [13] ATASHPAZ-GARGARI E, LUCAS C. Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2008:4661-4667.
- [14] 黄煜,徐青山,刘建坤,等.含分布式电源的改进配电网随机潮流计算[J].华南理工大学学报(自然科学版),2017,45(4):44-50.
- [15] 李立.基于加权帝国竞争算法的无线传感器网络覆盖机制[J].计算机与现代化,2014(6):49-52.

## 作者简介

吕宏政,硕士研究生,主要研究领域为故障诊断与非接触信号传输。

E-mail:zhlv1994@163.com

陈仁文(通讯作者),博士生导师,教授,主要研究方向为测试技术、无线传感器及网络、能量收集。

E-mail:rwchen@nuaa.edu.cn