

DOI: 10.3969/j.issn.1009-9492.2024.03.045

陈培演, 孙晓, 欧立涛, 等. 基于Hilbert包络谱熵和GA-SVM的水轮发电机轴承故障诊断[J]. 机电工程技术, 2024, 53 (03): 199-204.

# 基于Hilbert包络谱熵和GA-SVM的水轮发电机轴承故障诊断\*

陈培演<sup>1</sup>, 孙 晓<sup>1\*</sup>, 欧立涛<sup>2</sup>, 于 柳<sup>1</sup>, 陈元健<sup>1</sup>

(1. 湖南工业大学机械工程学院, 湖南株洲 412007; 2. 株洲南方阀门股份有限公司, 湖南株洲 412007)

**摘要:** 水轮发电机轴承在运行时承受着整体机组的轴向负荷与复杂水推力, 针对其产生的非稳态、非线性特征的振动信号, 提出一种基于Hilbert包络谱分析与遗传算法支持向量机(GA-SVM)相结合的诊断方法, 用于轴承故障状态的识别。首先对推力轴承运行时产生的振动信号进行集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD), 分解成若干个固有模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 依据峭度准则选取主要IMF分量并通过Hilbert包络谱分析, 计算包络谱熵, 将归一化后的包络谱熵作为特征向量输入GA-SVM进行训练与故障识别。仿真实验结果表明, 基于EEMD包络谱熵分析法相比于时频域图像处理能更好地提取出复杂工况下的故障信号特征, 遗传算法支持向量机识别准确率达96.87%, 该算法模型可进一步应用于水轮发电机轴承故障诊断。

**关键词:** 水轮发电机; 轴承故障诊断; 集合经验模态分解; Hilbert包络谱熵; 遗传算法支持向量机

中图分类号: TP27

文献标志码: A

文章编号: 1009-9492(2024)03-0199-06

## Hydro Generator Bearing Fault Diagnosis Based on Hilbert Envelope Spectral Entropy and GA-SVM

Chen Peiyan<sup>1</sup>, Sun Xiao<sup>1</sup>, Ou Litao<sup>2</sup>, Yu Liu<sup>1</sup>, Chen Yuanjian<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan 412007, China;

2. Zhuzhou Southern Valve Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412007, China)

**Abstract:** Hydro generator bearings bear the axial load and complex water thrust of the overall unit during operation, for the vibration signals generated by them with non-stationary and non-linear characteristics, a diagnostic method based on the combination of Hilbert envelope spectral analysis and genetic algorithm support vector machine (GA-SVM) is proposed to be used for the identification of the bearing fault state. Firstly, the vibration signals generated during the operation of the thrust bearing are subjected to ensemble empirical mode decomposition (EEMD), which is decomposed into several intrinsic mode functions (IMF), and the main IMF components are selected according to the craggy criterion and analyzed by the Hilbert envelope spectral analysis. The main IMF components are selected according to the cliff criterion and analyzed by the Hilbert envelope spectrum, the envelope spectrum entropy is calculated, and the normalized envelope spectrum entropy is input into GA-SVM as the feature vector for training and fault identification. Simulation experiments show that the EEMD-based envelope spectral entropy analysis method can better extract the fault signal characteristics under complex working conditions than time-frequency domain image processing, and the genetic algorithm support vector machine recognition accuracy reaches 96.87%, and the algorithm model can be further applied to the diagnosis of hydro generator bearing faults.

**Key words:** hydro generator; bearing fault diagnosis; ensemble empirical mode decomposition; Hilbert envelope spectral entropy; genetic algorithm support vector machine

### 0 引言

作为水电站生产电能的主要装置, 水轮发电机是指通过水轮机将水能转化为电能的动力设备, 其内部的推力轴承对整体机组的正常运行具有重要作用<sup>[1]</sup>。当水轮发电机与机组内旋转部件包括发电机转子、水轮机转轮同步运行时, 轴承不仅支撑整体机组的轴向负荷, 还传递各部件重量至荷重机架, 再经过荷重机架传送到混凝土基础上; 同时由于大多数水电站所处流域水况复杂, 水轮发电机各部件会受到水流的高速冲刷与磨损, 由水压力推动水轮机转轮叶片形成的轴向水推力将直接作用

于轴承上, 进而导致机组发生振动。作为重要的支撑部件, 轴承一旦振动严重超过范围值而受力不平衡、油膜破坏甚至发生烧损故障, 将在很大程度上影响到水轮发电机组的安全运行。因此, 实际复杂工况与负载下轴承所产生的振动信号, 其非稳态、非线性与强噪声特征会愈发明显, 如何从多种影响因素下有效提取出振动信号的故障特征向量来识别轴承故障位置及受损程度, 成为当前轴承故障诊断工作中的重点与难点, 对实现“预知维修”, 避免机械设备进一步加重破坏具有非常重要的意义<sup>[2]</sup>。

针对故障信号非稳态、非线性、强噪声与频谱复杂

基金项目: 湖南省重点领域研发计划基金资助项目(2022GK2068); 湖南省自然科学基金省市联合基金资助项目(2021JJ50053)

收稿日期: 2023-07-31

等特征,若直接将原始振动信号进行时域或频域单方面分析,其高频、模态混叠特性会对诊断结果造成极大误差。程军圣等<sup>[3]</sup>将经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和AR模型相结合,通过EMD分解<sup>[4]</sup>信号并提取自回归参数和残差的方差,形成特征向量输入支持向量机进行诊断分类,具有良好的局部瞬时特征表征能力,但EMD分解出的IMF分量往往存在端点效应和模态混叠现象<sup>[5-6]</sup>,难以提取到原始信号的真实特征。Wu和Huang等<sup>[7]</sup>针对原始EMD算法出现的问题,提出集合经验模态分解(EEMD),通过添加高斯白噪声的方法以消除模态混叠现象带来的影响<sup>[8-9]</sup>。运用Hilbert变换<sup>[10]</sup>可以对IMF分量进行信号解析,但仍存在结构复杂与计算量大的问题。因此本文采用EEMD-Hilbert包络谱分析,并结合信息熵<sup>[11]</sup>,在改善信号模态混叠现象的同时,形成的包络谱熵能够度量包络信号频率分布的均匀程度,有效处理非平稳、非线性信号。

支持向量机(SVM)<sup>[12-13]</sup>是一种对信号数据进行二元分类的广义线性分类器,其分类参数的设置很大程度上影响着识别精度与诊断效果。目前,改进模型所使用的优化算法例如人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)<sup>[14]</sup>、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)与BP神经网络等仍存在收敛速度慢、容易陷入局部最优和过拟合等缺点<sup>[15-16]</sup>,利用遗传算法<sup>[17]</sup>优化支持向量机,其搜索能力强,变异机制可避免算法陷入局部最优。基于上述分析,本文提出采用EEMD分解出反映振动信号局部特性的IMF分量,经过峭度值筛选与Hilbert变换计算出包络谱熵值,归一化形成特征向量,最后导入GA-SVM进行样本训练与测试,实现精准的轴承故障识别与诊断。

## 1 数据特征提取

### 1.1 集合经验模态分解原理

根据高斯白噪声频谱均匀分布的统计特性,EEMD<sup>[18]</sup>是在经验模态分解的基础上给目标信号加入多次高斯白噪声,使分解出的信号在不同尺度上具有连续性,从而有效改善模态混叠现象。EEMD适用于不同工况下非线性与非稳态信号,具体分解步骤如下。

步骤1:随机生成均值 $\mu=0$ ,标准差 $\sigma$ 为常数的高斯白噪声 $n_i(t)$ ,并将白噪声 $n_i(t)$ 加到原始信号 $x(t)$ 上,形成一个新的信号 $x_i(t)$ ,即

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad (1)$$

式中: $t$ 为时间;设定总体平均次数 $N$ ,也表示EMD分解次数; $i$ 表示第 $i$ 次分解, $i=1, 2, \dots, N$ 。

步骤2:对含有噪声信号 $x_i(t)$ 分别进行EMD分解,得到一系列IMF分量和的形式:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^J c_{ij}(t) + r_i(t) \quad (2)$$

式中: $J$ 为IMF个数; $c_{ij}(t)$ 为第 $i$ 次进行EMD分解后得到的第 $j$ 个IMF分量,依照频率从高到低排列; $r_i(t)$ 为第 $i$ 次分解后得到的残余分量,代表信号的平均趋势。

步骤3:若 $i < N$ ,则对步骤1和步骤2循环执行, $i=i+1$ ;当 $i \geq N$ 时,停止EMD分解;每次加入白噪声所分解得到IMF集合为: $c_{1j}(t), c_{2j}(t), \dots, c_{Nj}(t), j=1, 2, \dots, J$ 。

步骤4:根据不相关序列的统计平均值为零的原理,对上述分解得到的IMF分量进行总体平均运算,以消除多次加入高斯白噪声对真实IMF的影响;最终EEMD分解得到的IMF分量与最终残差 $r(t)$ 表示为:

$$\bar{c}_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \quad (3)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t) \quad (4)$$

步骤5:将 $\bar{c}_j(t)$ 作为EEMD分解的第 $j$ 个IMF分量,则最终通过EEMD分解得到了 $J$ 个IMF分量和1个残余分量 $r(t)$ :

$$x(t) = \sum_{j=1}^J \bar{c}_j(t) + r(t) \quad (5)$$

### 1.2 IMF分量筛选

峭度系数 $K$ 是反映随机变量分布特性的数值统计量<sup>[19]</sup>,也是四阶中心矩。由于当信号中存在瞬时冲击特征时会显得非常敏感,因此常应用于对轴承故障信号的处理与特征提取。峭度的数学公式描述为:

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right]^4 \quad (6)$$

式中: $K$ 为信号 $x(t)$ 的峭度值; $x_i$ 为振动信号序列; $\mu$ 为信号的均值; $\sigma$ 为信号的标准差; $N$ 为信号的长度。

峭度是描述波形尖峰度的无量纲参数,与轴承转速、尺寸等因素无关。当轴承正常工作时,所测振动信号幅值趋于正态分布,峭度指标值 $K \approx 3$ ,即IMF分量的峭度值与波动区间较小;当轴承出现故障时,冲击特征明显,信号幅值偏离正态分布,含有故障信号的IMF分量峭度值与波动区间增大。因此,IMF分量峭度值越大,表明冲击成分越明显,故障特征越容易提取,设定阈值为3,将峭度值大于3的IMF分量作为主要分量。

### 1.3 基于Hilbert变换的包络谱熵

当水轮发电机推力轴承发生故障时,运转中会发生周期性冲击,进而产生复杂且非稳态的振动信号。采用EEMD分解信号后得到的IMF分量比EMD分解后的IMF分量保留了更多的频率信息,且IMF分量是调制信号,其包络更集中包含了故障信息,因此采用Hilbert变换计算包络谱,并利用包络谱特征对IMF分量进行谱分析可有效反映冲击成分对频率分布带来的变化,效果也更为直观;若直接运用Hilbert包络谱作为特征输入分类器,会由于特征频点过多而使结构复杂化,增大计算量。因

此引入信息熵的概念来衡量轴承故障信号的信息含量, 有效提取故障分类特征。

信息熵作为一个系统信息含量的量化指标<sup>[20]</sup>, 可在信源整体上度量输出信息的不确定性, 也可以进一步用来作为系统方程优化的目标或参数选择的判据。信息熵值大小与系统变量分布不确定性程度有关, 秩序越乱, 变量分布不确定性越大, 信息熵值就越大。设一个离散随机变量  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为信源, 每一个变量  $X$  所出现的概率为  $P(x_i) = P_i$ , 则变量  $X$  的信息熵可表示为:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (7)$$

包络谱熵是指在包络谱的基础上, 结合信息熵的定义而提出的一种可以衡量信号在包络域内频率分布均匀程度的指标, 作为判断是否为故障包络谱的依据。因此本文提出先对筛选后的主要 IMF 分量进行 Hilbert 变换获取包络谱, 再进一步计算包络谱熵并进行归一化, 将熵值作为特征向量输入支持向量机进行训练与测试, 完成故障识别, 该方法步骤如下。

(1) 对主要 IMF 分量进行 Hilbert 变换, 公式如下:

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

(2) 求解包络信号如下:

$$z(t) = \sqrt{[c_i(t)]^2 + \{H[c_i(t)]\}^2} \quad (9)$$

(3) 对包络信号进行傅里叶变换, 得到 Hilbert 包络谱, 公式如下:

$$Q(i) = |\text{FFT}(z(t))| \quad (10)$$

(4) 将包络谱结合信息熵, 计算包络谱熵值, 公式如下:

$$\begin{cases} P_i = Q(i) / \sum_{i=1}^n Q(i) \\ H_e = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \end{cases} \quad (11)$$

(5) 为避免数据长度对结果的影响, 将包络熵谱值进行归一化后输入支持向量机, 公式如下:

$$H_e = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (12)$$

式中:  $P_i$  为包络谱内第  $i$  个点的谱值在整体中的所占比,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $n$  为包络谱点的个数。

## 2 GA-SVM 模型建立与故障识别

### 2.1 支持向量机

支持向量机既是统计学习理论的基础部分, 也是一种应用于模式分类识别的分类算法, 具有较高的准确性。SVM 的基本思想可以表示为通过核函数对训练样本进行升维处理, 映射转化到高维特征空间, 并在空间内建立最优分类超平面。基本思想如图 1 所示, 三角形

和圆形分别代表两类样本,

$H$  是最优分类线,  $H_1$ 、 $H_2$  是两条平行于分类线且分别穿过两类距离  $H$  最近样本的直线, 两线之间的距离为分类间隔  $d_1$ ,  $H_1$ 、 $H_2$  穿过的两类样本称为支持向量。

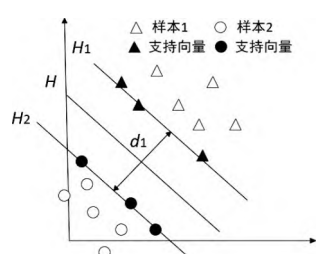


图1 最优分类面示意图

假设训练样本的数据集合为:  $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $x_i \in R^d$ ,  $y_i \in \{1, -1\}$ ,  $n$  表示样本数,  $d$  表示空间维数。

用超平面来分离高维特征空间的分类线方程为:

$$\begin{cases} w \cdot x + b = 0 \\ y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $w$  为权值向量;  $x$  为输入向量;  $b$  为偏置系数;  $n$  为向量的个数。

为更好寻求最优分类面, 可转化为二次规划问题进行求解,  $x_i$  为非负松弛变量,  $C$  为惩罚因子, 函数与约束条件如下:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (14)$$

针对非线性问题处理的关键, 在于通过将数据映射到高维特征空间, 根据 Mercer 定理采用合适的核函数  $K(x_i, x_j)$  来实现非线性分类, 并引入拉格朗日系数  $\alpha_i$ , 最后得到的最优分类超平面函数表示为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right] \quad (15)$$

在构建支持向量机做分类识别时, 其分类性能的高低在于惩罚因子  $C$  与核函数参数  $g$  的选取, 只有优化 SVM 参数值, 才能更好提高分类准确率。

### 2.2 GA-SVM 模型

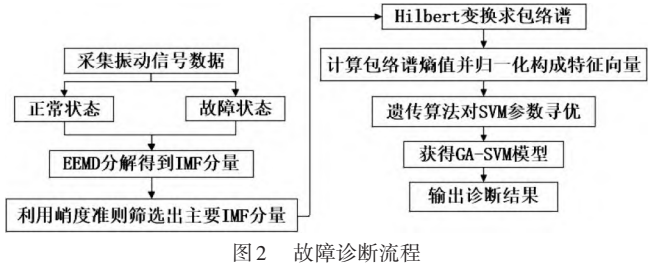
遗传算法 (GA) 是一种通过模拟自然进化过程进行全局搜索最优解的方法, 利用 GA 对 SVM 进行分类参数优化, 有利于改善故障诊断效果。主要步骤如下: (1) 选择 RBF 核函数并对惩罚因子  $C$  与核函数参数  $g$  进行编码, 生成一个初始化种群; (2) 用样本对 SVM 进行训练, 计算分类准确度; (3) 计算种群中个体的适应度值, 得到适应度函数; (4) 判断是否满足 GA 终止条件, 若满足, 则进行解码、获取优化参数  $C$  和  $g$ , 当达到分类准确度要求后, 输出分类结果; (5) 若不满足, 则进行选择、交叉和变异的遗传算子操作, 经过迭代计算生成新的种群, 并返回第步骤 (2) 开始新循环。

### 2.3 基于 EEMD-Hilbert 和 GA-SVM 的轴承故障诊断

基于 EEMD-Hilbert 的信号特征提取和 GA-SVM 故障



诊断流程如图2所示，具体步骤：(1) 信号获取：在运行设备上检测与提取出原始振动信号，并对数据样本分组；(2) EEMD分解：采用EEMD对数据样本进行分解，根据峭度准则筛选出主要IMF分量；(3) 包络谱分析：对选取的IMF进行Hilbert包络谱分析，计算包络谱熵值后归一化，构成特征向量输入SVM；(4) GA优化SVM：将训练样本代入GA-SVM进行训练，得到最优SVM分类参数；(5) 模式识别：将训练好的GA-SVM模型进行测试，并通过实验信号数据完成故障分类。



3 实验分析

3.1 信号EEMD分解与峭度值计算

为后期将理论方法更好地运用于水轮发电机现场轴承测试实验，本文采用美国凯斯西储大学电气工程实验室公开轴承数据库对上述方法进行仿真实验验证，轴承试验台采用传感器对电机驱动端轴承进行数据采集，选取滚动轴承在采样频率为12 kHz，转速为1 797 r/min运行情况下正常工作、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障4种不同状态的振动信号数据，每种状态均分32组数据样本并随机抽取各16组数据作为训练样本，余下16组作为测试样本。由图3可知，以该轴承的正常信号与内圈故障信号为例进行时频域分析，内圈故障信号相较于正常信号存在更加明显的振动冲击特征，可提取出更多的频率信息。故将内圈故障信号进行EEMD分解，所得IMF分量反映了从高频到低频不同频率分量的信息特征，如图4所示。将分解后的IMF分量结合峭度准则计算其每个峭度值后，可知前4个IMF分量与原信号相关度较大，峭度值计算结果如表1所示。

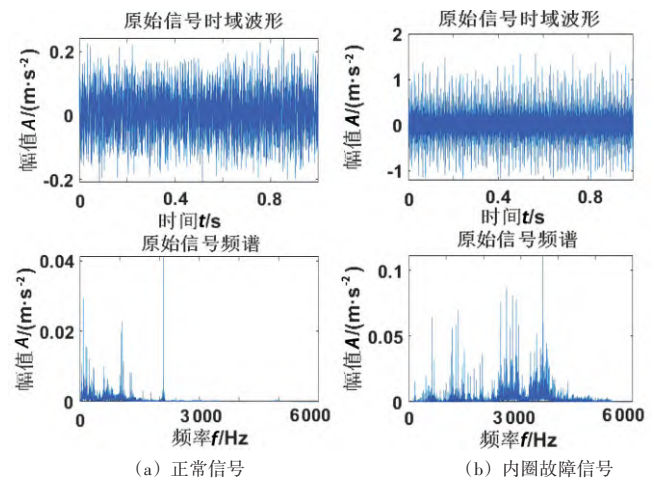


图3 轴承正常与内圈故障信号时频域分析

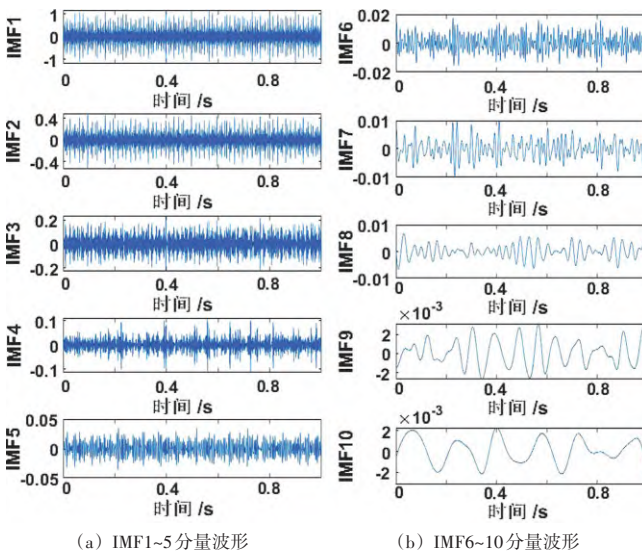


图4 内圈故障信号经EEMD分解IMF分量波形

表1 IMF1~IMF10分量峭度值

IMF分量	峭度值	IMF分量	峭度值	IMF分量	峭度值
IMF1	5.083 6	IMF5	2.512 8	IMF9	2.266 8
IMF2	4.990 3	IMF6	2.914 9	IMF10	2.136 4
IMF3	3.139 5	IMF7	2.355 9		
IMF4	4.659 5	IMF8	2.987 2		

3.2 IMF分量的包络谱熵特征向量提取

经过峭度准则筛选后，对前4个主要的IMF分量进行Hilbert包络谱分析，如图5所示。从图中可知，经过变换后的信号分量在不同频率处振幅会发生较大变化，具有明显谱线。由于轴承在发生故障时会掺杂不同噪声而使故障信号频谱复杂多变，将包络谱作为特征导入分类器进行识别会造成结构复杂化，而通过结合信息熵计算包络谱熵值能够有效体现包络信号变化的复杂程度，因此选取包络谱熵并归一化作为特征向量导入GA-SVM，可提高分类准确率。表2分别列举出正常信号与内圈故障信号各4组包络谱熵值。

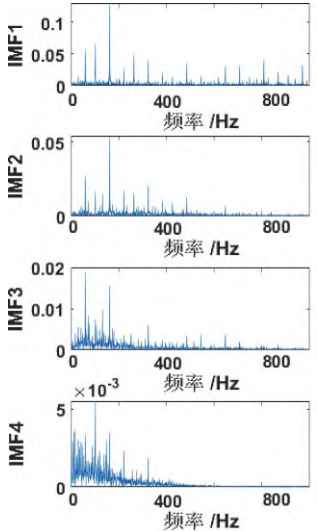


图5 内圈故障信号主要IMF分量包络谱

3.3 轴承故障信号的模式识别

利用遗传算法GA优化SVM参数构造的模型，设置种群规模数量为20，最大迭代次数为200，惩罚因子C变化范围设置[0, 100]，核函数参数g变化范围设置[0, 1 000]，导入样本后进行全局寻优迭代，直至输出相应的适应度曲线与得到最优解。以本文分析处理并提取内

表2 轴承正常与内圈故障信号 IMF 包络谱熵

信号类型	组数	IMF1 包络谱熵	IMF2 包络谱熵	IMF3 包络谱熵	IMF4 包络谱熵
正常信号	1	9.058 7	9.294 8	9.272 5	9.219 6
	2	9.325 5	9.234 0	9.268 4	9.248 4
	3	9.346 2	9.257 2	9.264 6	9.250 6
	4	9.351 7	9.271 0	9.263 0	9.254 5
内圈故障	1	9.133 2	9.154 1	9.230 3	9.203 6
	2	9.121 7	9.150 4	9.218 1	9.229 8
	3	9.120 1	9.175 4	9.236 9	9.216 4
	4	9.112 8	9.197 7	9.254 3	9.195 5

圈故障信号特征的方法为例, 将上述另外正常、外圈故障、滚动体故障信号各 32 组的样本, 都进行 EEMD 分解、Hilbert 变换、包络谱熵值计算与归一化处理形成特征向量。其中 64 组训练样本 (4 种轴承状态各 16 组) 导入 GA-SVM 模型进行训练, 另外 64 组测试样本 (4 种轴承状态各 16 组) 导入训练好的 GA-SVM 中进行测试, 类别标签  $y=1$  代表内圈故障,  $y=2$  代表滚动体故障,  $y=3$  代表外圈故障,  $y=4$  代表正常状态。如图 6 所示, 经过 100 次迭代后 GA-SVM 模型得到最优惩罚因子  $C_{\text{best}}=7.141\ 3$ , 最优核函数参数  $g_{\text{best}}=2.241\ 8$ , 分类结果如图 7 所示。由图可知, 通过将处理好的信号特征向量导入 GA-SVM 进行训练与分类测试后, 其对于故障的分类准确率达到 96.875%。

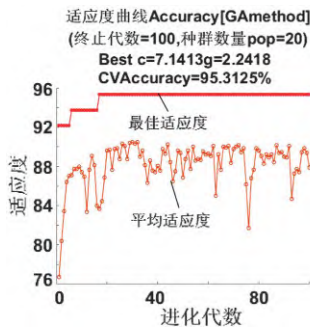


图6 GA 最佳适应度与平均适应度曲线

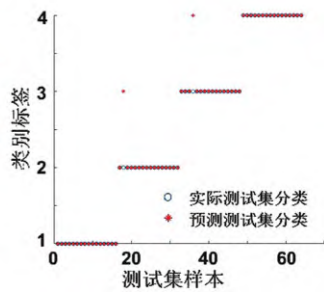


图7 基于 GA-SVM 轴承信号分类结果

为了进一步验证上述基于 Hilbert 包络谱熵与 GA-SVM 故障诊断方法的优越性, 选取 SVM 以及粒子群算法优化后的支持向量机 PSO-SVM 识别模型作为对比对象, 并将上述计算后相同的特征向量分别导入进行测试, 结果如图 8 和图 9 所示, SVM 对于故障的分类准确率为 90.625%, PSO-SVM 的分类准确率为 93.75%。3 种模型的分类结果如表 3 所示, 通过对比可知, 基于 GA-SVM 的轴承故障诊断模型分类准确率最高, 诊断效果最好, 具有一定的可行性。

#### 4 结束语

针对水轮发电机推力轴承振动信号的非稳态、非线性特征, 本文提出基于 Hilbert 包络谱熵和 GA-SVM 的轴承故障诊断方法, 通过轴承数据库仿真实验得出以下结论。

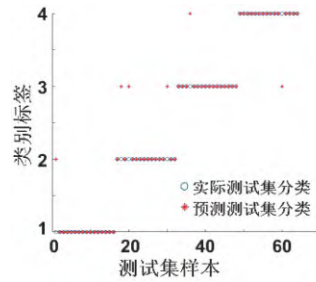


图8 SVM 轴承信号分类结果

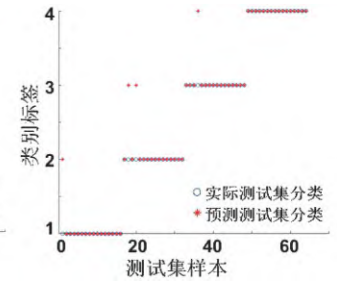


图9 PSO-SVM 轴承信号分类结果

表3 3种故障诊断模型的准确率对比

诊断模型	测试样本数	分类样本数	分类准确率 / %
GA-SVM	64	62	96.875
SVM	64	58	90.625
PSO-SVM	64	60	93.75

(1) 采用 EEMD 算法对轴承振动信号进行分解, 可有效改善模态混叠现象, 准确提取信号特征。结合峭度准则选取保留更多频率信息的主要 IMF 分量, 并通过 Hilbert 变换与包络谱分析, 计算出主要 IMF 分量的包络谱熵值, 归一化后形成特征向量。由分析可知, 不同故障类型下的 IMF 分量包络谱熵可以衡量信号在包络域内的频率分布情况, 具有明显的表征效果。

(2) 利用遗传算法优化 SVM 参数以提高分类性能, 将主要 IMF 分量的包络谱熵作为特征向量导入其中, 并对比粒子群算法等诊断模型的测试效果后可知, GA-SVM 的分类准确率为 96.875%, 准确率最高, 验证了该算法模型对于轴承故障诊断具有明显的效果与可行性。

#### 参考文献:

- [1] 颜赞成, 王文欢, 张赛, 等. 水轮发电机组推力轴承故障分析及处理[J]. 发电设备, 2022, 36(2): 136-140.
- [2] 李军宁, 罗文广, 陈武阁. 面向振动信号的滚动轴承故障诊断算法综述[J]. 西安工业大学学报, 2022, 42(2): 105-122.
- [3] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006(3): 575-580.
- [4] Norden E. Huang et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [5] 任学平, 霍灿鹏. 基于 EMD-AR 谱和 GA-BP 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(7): 892-896.
- [6] 陈龙, 张纯龙. 基于 EMD 包络谱特征与 PCA-PNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2022, 43(10): 173-176.
- [7] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [8] 谢蓉仙, 任芳, 杨兆建. EEMD 与 HMM 在齿轮故障诊断方法中的研究[J]. 机械设计与制造, 2021(1): 28-31.
- [9] 吴呈阳. 基于自适应 EEMD 的滚动轴承故障诊断研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- [10] 王玉静, 那晓栋, 康守强, 等. 基于 EEMD-Hilbert 包络谱和 DBN 的变负载下滚动轴承状态识别方法[J]. 中国电机工程学



报,2017,37(23):6943-6950,7085.

- [11] 田博文.基于信息熵的中介轴承故障诊断[D].沈阳:沈阳航空航天大学,2021.
- [12] Widodo A,Yang B S.Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis-ScienceDirect[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2007,21(6):2560-2574.
- [13] 孔祥斌.支持向量机和决策树算法在滚动轴承故障诊断中的应用[J].技术与市场,2023,30(2):65-68.
- [14] 刘开石,李田泽,刘东,等.基于ABC-SVM算法的光伏阵列故障诊断[J].电源技术,2021,45(9):1171-1174.
- [15] 陈园艺,孙建平.基于EEMD和PSO-SVM的滚动轴承故障诊断[J].电力科学与工程,2016,32(10):47-52.
- [16] 吕楠,姚平喜.基于BP神经网络的滚动轴承故障诊断[J].煤矿机械,2020,41(8):172-173.
- [17] 沈陆垚,师帅康.基于遗传算法优化的支持向量机的齿轮箱

(上接第127页)

下,适度对齿轮的模数、分度圆等基本参数进行调整。例如增加齿数,增加齿宽,这样可以扩大齿轮在转动时的啮合面积。同等转动功率传动时,啮合的面积越大,齿面所承载的应力越小。

(3) 选用更为硬质的材料。通常可以选用更为硬质的材料来解决屈服强度不够的问题,但对于本例而言,齿轮径向受力超过5 t、齿轮圆周分力近16 t。常规材料不可能承受如此大的

测量名称	值
max_beam_bending	0
max_beam_tensile	0
max_beam_torsion	0
max_beam_total	0
max_disp_mag	0.628658
max_disp_x	0.628656
max_disp_y	-0.207329
max_disp_z	0.0464481
max_prin_mag	3.80321e+07
max_rot_mag	0
max_rot_x	0
max_rot_y	0
max_rot_z	0
max_stress_prin	3.80321e+07
max_stress_vm	3.30989e+07
max_stress_xx	2.12755e+07
max_stress_xy	1.80495e+07
max_stress_xz	-3.46394e+06
max_stress_yy	3.28628e+07
max_stress_yz	-2.116e+06
max_stress_zz	1.08327e+07
min_stress_prin	-3.00115e+07
strain_energy	3.49948e+07

图11 尺寸变化表

力,所以本例对于材料优化的可行性较小。

相对于ANSYS、Abaqus等CAE分析工具,Creo Simulation操作较为简单,与Creo无缝衔接,在设计过程中,可快速对齿轮实际使用时的工况进行模拟,通过定义约束、受力及材料三者信息,可快速得到定性结果<sup>[13-15]</sup>。在本例中,工程师只需要根据齿轮转矩公式算出力矩,即可得知圆周分力及径向受力的数值。借助Creo Simulation可将结果以动图的方式展现给工程师,以便工程师有针对性地进行模型修改。

### 3 结束语

使用Creo软件进行直齿圆柱齿轮的参数化设计较为便捷,根据关键参数建立的模型也较为精准,可直接用于实际生产及检验。对比非参数化建模的工程图,Creo的引入可以极大程度地提升模型准确性,减少生产失误,后期可根据参数修改,快速得到其他参数的齿轮模型,间接缩短齿轮设计周期。相比较其他传统的二维CAD软件,Creo可根据前期定义的模数、分度圆及渐开线等信息,进行快速调整,无需重复绘制。此方式能明显缩短设计周期、降低设计风险。

轴承故障识别[J].电子设计工程,2018,26(13):52-56.

- [18] 张超,陈建军,郭迅.基于EEMD能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J].中南大学学报(自然科学版),2012,43(3):932-939.
- [19] 郭庆丰,王成栋,刘佩森.时域指标和峭度分析法在滚动轴承故障诊断中的应用[J].机械传动,2016,40(11):172-175.
- [20] 刘臻,彭珍瑞.信息熵和合成峭度优化的VMD和PSO-SVM的轴承故障诊断[J].机械科学与技术,2021,40(10):1484-1490.

**第一作者简介:** 陈培演(1998—),男,广东汕头人,硕士研究生,研究领域为机械故障诊断与测试技术。

**※通讯作者简介:** 孙晓(1972—),男,湖南株洲人,教授,硕士生导师,研究领域为机电控制与计算机应用技术,已发表论文45篇。

根据直齿圆柱齿轮的静态分析可知,齿轮的最大应力为38 000 MPa,已超过材料的屈服强度,所以若应用此齿轮,则将对设备造成影响,应对受力大小、齿轮的基本参数、传递功率进行调整,才能满足材料强度。相对于其他CAE工具,Creo Simulation模块能较为准确地体现齿轮数模在受力时的形变情况,避免交付生产后出现质量问题,为企业降低生产成本,提升产品质量。

### 参考文献:

- [1] 杨朝会,邢宏福,于楠,等.基于CREO建模参数化驱动的斜齿轮模型[J].煤矿机械,2021,42(9):202-204.
- [2] GB/T 4459.2—1984,机械制图 齿轮画法[S].
- [3] 曾媛.基于CREO的参数化齿轮设计与运动仿真[J].南方农机,2021,52(11):126-127.
- [4] 吴广益.圆柱齿轮参数化设计和静态与模态分析[J].机械工程与自动化,2016(5):90-91.
- [5] GB/T 1357—2008,渐开线圆柱齿轮模数[S].
- [6] 王哲,王红.Creo二次开发参数化设计技术的应用研究[J].机械研究与应用,2014,27(3):183-186.
- [7] 韦余苹,奚富由.基于Creo标准直齿圆柱齿轮参数化实体设计[J].装备制造技术,2018(10):33-35,54.
- [8] 田志华.基于Creo 2.0的渐开线圆柱齿轮参数化设计研究[J].山东工业技术,2017(17):1-2.
- [9] 耿官旺.人字齿轮啮合传动特性及强度的研究与分析[D].北京:北京交通大学,2021.
- [10] 竺盛才,贾建利.基于Workbench的齿轮间隙冲击过程仿真分析[J].内燃机与配件,2021(24):73-75.
- [11] 房目稳.基于Pro/E和ANSYS的变位齿轮建模和有限元分析[J].建设机械技术与管理,2022,35(2):63-64.
- [12] 唐伟,袁新梅,占凯,等.基于ANSYS Workbench的双圆弧齿轮的动力学与疲劳寿命分析[J].现代制造技术与装备,2022,58(10):49-52.
- [13] 盛楠.基于Creo 2.0的渐开线圆柱齿轮精确建模分析[J].机械工程师,2020(7):46-47,50.
- [14] 郭爱荣.基于Creo2.0的渐开线圆柱齿轮参数化设计[J].电子测试,2016(13):44-45.
- [15] 孙太良.基于Creo二次开发的外啮合圆柱齿轮优化设计[J].电动工具,2017(5):14-16,28.

**第一作者简介:** 闵青(1983—),男,湖北黄梅人,学士,工程师,研究领域为机械设计、机械传动、机械密封、智能材料及其应用。

**※通讯作者简介:** 张震威(1987—),男,上海人,硕士,经济师,研究领域为机械设计,CAD/CAM/CAE及产品数据管理、产品生命周期管理,已发表论文5篇。