

# Health Status Identification of Wind Turbine Main Shaft Bearing Based on Wavelet Packet Decomposition and GA-SVM

Han Zhang Rongbo Chen Ruizhe Zhang Kaihua Zhang

1. Energy Bureau of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot, Inner Mongolia, 010098, China

2. China Renewable Energy Engineering Institute, Beijing, 100120, China

3. PowerChina Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha, Hunan, 410014, China

4. PowerChina Hubei Electric Engineering Co., Ltd., Wuhan, Hubei, 430040, China

## Abstract

As one of the core components of wind turbines, the main shaft bearing's operating status directly impacts the overall performance and reliability of the unit. Wind turbines operate in complex and variable environments for extended periods, with the main shaft bearing being a high-fault-prone area, and its maintenance and replacement costs being extremely high. Therefore, accurate identification of the health status of wind turbine main shaft bearings is particularly important. This paper systematically reviews the research status on health status identification of wind turbine main shaft bearings and constructs a health status identification model based on wavelet packet decomposition and genetic algorithm-support vector machine. First, fault features are extracted using wavelet packet decomposition; second, support vector machine is employed for classification and feature extraction; finally, genetic algorithm is introduced to optimize the parameters of the support vector machine. The experimental data is sourced from a public wind turbine fault diagnosis dataset, with the model achieving a test accuracy of 93.73%, indicating high accuracy and reliability. This provides strong technical support for fault prediction and maintenance of wind turbines.

## Keywords

Wind turbine main shaft bearing; Health status identification; Wavelet packet decomposition; Support vector machine; Genetic algorithm

## 基于小波包分解和 GA-SVM 的风机主轴轴承健康状态判别

张涵<sup>1</sup> 陈荣波<sup>2</sup> 张睿哲<sup>3</sup> 张凯华<sup>4</sup>

1. 内蒙古自治区能源技术中心, 中国·内蒙古 呼和浩特 010098

2. 水电水利规划设计总院, 中国·北京 100120

3. 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司, 中国·湖南 长沙 410014

4. 湖北省电力规划设计研究院有限公司, 中国·湖北 武汉 430040

## 摘 要

风力发电机主轴轴承作为风力发电机的核心部件之一, 其运行状态直接关系到机组的整体性能与可靠性。风电机组长期处于复杂多变的工作环境中, 主轴轴承作为故障高发部位, 且其维修和更换成本极高, 因此对风机主轴轴承的健康状态进行准确判别尤其重要。本文系统梳理了风机主轴轴承健康状态判别的研究现状, 构建基于小波包分解法和遗传算法-支持向量机的健康状态判别模型。首先基于小波包分解法提取故障特征, 其次采用支持向量机对故障特征进行分类与提取, 最后引入遗传算法对支持向量机参数进行优化。实验数据来源于公开的风机故障诊断数据集, 模型测试准确率为93.73%, 表明该模型具有较高的准确性和可靠性, 为风电机组的故障预测与维护提供了有力的技术支持。

## 关键词

风机主轴轴承; 健康状态判别; 小波包分解; 支持向量机; 遗传算法

## 1 引言

在国家推动“碳达峰、碳中和”的政策背景下, 风能作为绿色清洁能源受到人们的日益重视<sup>[1]</sup>。风力发电机组作

为风能利用的核心设备, 其运行状态直接关系到风电场的经济效益和能源供应的稳定性。然而, 风力发电机组多建在山区、高海拔、近远海等环境恶劣地域, 受环境、天气及气候变化的影响, 风机零件极易损坏。尤其是主轴轴承作为传动系统的关键部件, 承受着高载荷、高转速以及恶劣环境的多重挑战, 成为故障高发部位。主轴轴承一旦发生故障, 不仅会导致机组停机, 造成巨大的经济损失, 还可能引发严重的安全事故。因此, 对风机主轴轴承的健康状态进行准确判别,

【作者简介】张涵(1990-), 男, 中国内蒙古赤峰人, 硕士, 工程师, 主要从事新能源和氢能规划、行业政策研究和项目评审工作研究。

实现故障的早期预警和及时维护，具有重要的工程意义和实际价值<sup>[2]</sup>。

## 2 研究现状

近年来，随着人工智能技术的快速发展，基于数据驱动的故障诊断方法逐渐成为研究热点。在信号处理的方面，学者们主要通过时频分析、小波变换、经验模态分解等技术对振动信号进行处理，提取故障特征。周承武提出了一种基于自适应奇异值分解与变分模态分解相结合的复合信号处理算法，实现了轴承故障的精准诊断<sup>[3]</sup>。赵洪山等人采用连续变分模式分解自适应提取轴承健康数据的多维特征，并结合 Informer 模型进行故障预测<sup>[4]</sup>。

在人工智能的方面，支持向量机、随机森林等算法被广泛应用于轴承故障诊断。例如，李学军等人开发了一种轻量化空时信息融合模型的智能诊断新框架，通过双向时序信息特征融合策略，充分提取故障数据中的细粒度特征<sup>[5]</sup>。尚宇航提出了一种基于自注意力机制模型的寿命预测方法，结合多尺度卷积神经网络和门控神经网络，增强了模型对空间特征信息以及时序退化信息的提取能力<sup>[6]</sup>。

综上所述，现有研究在风机主轴轴承故障诊断和健康状态判别方面取得了显著进展，但仍存在一些不足。传统信号处理方法在复杂工况下的鲁棒性不足，常规机器学习方法在模型参数优化和计算复杂度方面存在局限性。针对这些问题，本文提出了一种基于小波包分解法和支持向量机的健康状态判别方法，并结合遗传算法对模型参数进行优化，旨在提高故障诊断的准确性和可靠性，为风机主轴轴承的健康状态判别提供一种高效、可靠的技术手段。

## 3 基于小波包的轴承故障特征提取

### 3.1 算法概述

小波分析法的窗口固定形状可变，且是频率窗口和时间窗口均可变的时频域分析方法。在低频部有较低的时间分辨率和较高的频率分辨率，在高频部有较高的频率分辨率和较高的时间分辨率<sup>[12]</sup>。

小波包进行信号分析的步骤如下：

输入振动信号为  $V$ ，对该信号进行  $m$  层分解，得到相应的高频和低频信号，最后可得到  $2^m$  个子频带。 $(i, j)$  为第  $i$  层的第  $j$  个节点 ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 0, 1, 2, \dots, 2^m - 1$ )，设  $x_{i,j}$  为第  $(i, j)$  节点的小波包分解系数。

对第  $m$  层的小波系数  $x_{m,j}$  进行重构，得到重构信号  $S_{m,j}$ ，原始信号为重构后子频带信号相加总和。方法为

$$S = S_{m,0} + S_{m,1} + S_{m,2} + \dots S_{m,2^m-1} \quad (1)$$

设第  $i$  层各频带信号的能量计算方法为公式 (2) 所示。

其中， $n$  为采样个数。

$$E_i = \int |s_i|^2 dt = \sum_{j=1}^n |x_{i,j}|^2 \quad (2)$$

在求得全部频段的能量后应用式 (3)，完成能量归一

化处理。

$$\bar{E}_i = E_i / \sum_{i=1}^8 E_i \quad (3)$$

### 3.2 小波包轴承故障特征提取

由文献 [7] 可知 db10 小波基函数与冲击性信号最为接近，更适合用于机械振动信号的故障诊断。本文应用 db10 小波进行 3 层分解。

在小波包分解第三层节点系数重构后提取第三层各节点能量，在整个寿命周期内进行多次采样，提取小波包分解第三层节点能量得数据，所得节点能量数据即为轴承故障特征数据。

## 4 GA-SVM 算法建模

### 4.1 SVM 的基本原理

SVM 属于机器学习算法，在小样本分析问题上具有明显的优势，在机械零件剩余寿命预测研究中也较频繁使用<sup>[13]</sup>。受到国内外学者的广泛关注，并常常被应用到各种机械故障诊断模型中。

因为轴承的故障分类回归模型的输入输出满足非线性关系故而按照非线性变换，把输入变量映入一个高维空间，在这一高维空间中求取最优分类超平面，将低维空间非线性分类问题转化为高维空间非线性分类问题<sup>[14]</sup>。如图 3.1-1 所示为支持向量机分类原理示意图。

### 4.2 遗传算法优化 SVM 模型

在用 SVM 模型做分类时需要调节相关的参数才能得到理想的分类准确率。SVM 模型需要调节惩罚因子  $c$  和核函数参数  $g$ ，才能得到更高算法分类的精度。

本文采用遗传算法优化 SVM 模型，使得参数寻优过程不必搜索参数空间内所有参数点就能找到全局最优解。遗传算法优化 SVM 模型的流程如下：

通过选择编码策略，解空间中的解表示为遗传空间的基因型字符串结构数据，并且这些字符串结构数据的不同组合可构成不同的代码；给适应度函数下定义，并将交叉验证的准确率用作遗传算法的适应度数值；根据遗传策略的选择，其中即包括群体大小选择，又包括确定交叉概率、突变概率等参数的选择；随机初始化生成群体；计算组中单个位串编码的适应度数值；根据遗传方式，以选择、交叉和变异算子被用于下一代群体，最终确定最优解；

为了确定某组性能是否满足某个索引，或者已完成计划中的迭代次数，满足则输出结果并结束，不满足则反馈步骤。

## 5 算法仿真分析

实例数据来源为公开的风机故障诊断数据集，采样次数为 984 次，每次采样间隔 10 分钟，采样频率为 20 千赫兹，单样本长度为 20480。其中，60% 数据作为训练集，40% 数

据作为测试集。本算法基于 Python 语言进行建模。

### 5.1 定义健康状态

分析采样数据的原始加速度信号，在整个生命周期内画出轴承振动加速度的波形如图 4.1-1 所示，为全寿命数据在整个寿命周期内的振动曲线。该曲线可以很好的反应轴承在一次全寿命实验各健康状态的振动状态。在该图形中横坐标表示轴承的工作时间（分钟），纵坐标表示振动的幅值（ $\text{m/s}^2$ ）。

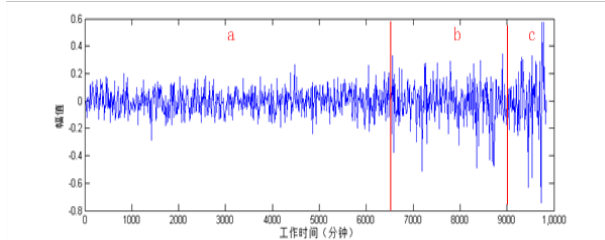


图 4.1-1 轴承全寿命振动曲线

如图 4.1-1 所示，从第 0 到第 6500 分钟信号平稳、波动较小，在这一段时间内轴承可以正常使用，本文称其为平稳运行阶段。从第 6500 分钟开始信号的波动变大且波形呈现上挑的趋势，该阶段轴承开始有故障产生，并且故障开始加剧，这一阶段称为初始故障阶段。在第 9000 分钟开始到最后波形上挑现象严重，且波动剧烈，故而称之为剧烈故障阶段。为了简化表示，把三个状态分别定为：状态 a、状态 b、状态 c，如图 4.1-1 所示。

### 5.2 寻优及验证模型参数

本节使用 RBF 核函数，并应用遗传算法对参数进行寻优，选取  $c$  和  $g$  的初始值都为  $[-10,10]$ ，参数寻优的过程如图 4.2-1 所示。种群终止代数数为 50 代，最优种群数量 20 参数，寻优的结果为惩罚因子  $c = 50.3778$ ，RBF 核函数参数  $g = 1.9119$ ，交叉验证的正确率为 97.15%。

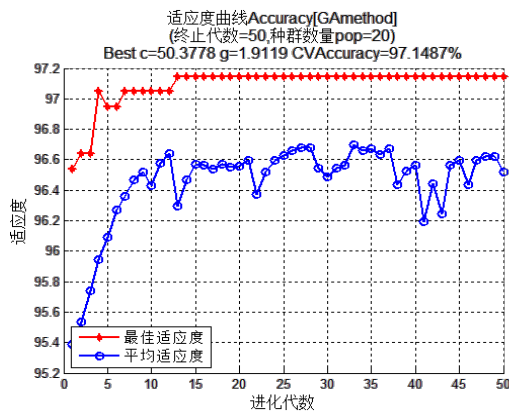


图 4.2-1 遗传算法参数优化

### 5.3 模型测试结果

测试集共有 401 个样本点，预测准确的样本为 373 个，

模型准确率为 93.73%，如图 4.3-1 所示。预测的错误的样本主要集中在相邻两类别的分界点，在各类别内的样本点预测较为准确。本文提出的模型对风机主轴轴承健康状态判别的精度较高，验证了算法可行性。

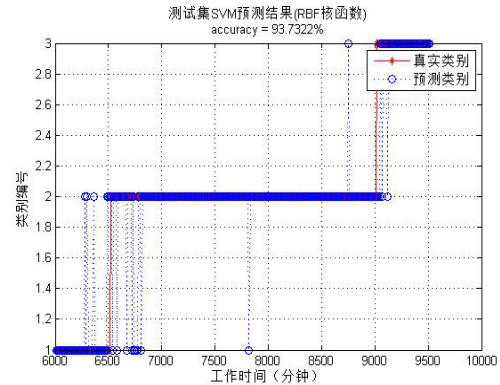


图 4.3-1 健康状态判别结果

## 6 结语

针对传统信号处理方法在复杂工况下的鲁棒性不足和常规机器学习方法在模型参数优化和计算复杂度方面存在局限性，本文提出基于小波包分解法和遗传算法 - 支持向量机的风机主轴轴承健康状态判别，同时具备复杂工况的强鲁棒性和算法的可解释性。首先，模型基于小波包分解法提取故障特征，其次，模型采用支持向量机对故障特征进行分类与提取，最后引入遗传算法对支持向量机参数进行优化。实验数据来源于公开的风机故障诊断数据集，模型测试准确率为 93.73%，表明该模型具有较高的准确性和可靠性，为风电机组的故障预测与维护提供了有力的技术支持。

### 参考文献

- [1] 黄雨涵,丁涛,李雨婷,等.碳中和背景下能源低碳化技术综述及对新型电力系统发展的启示[J].中国电机工程学报,2021,41(S1):28-51
- [2] 周鸿雁,于国帅,朱鹏成.关于风力发电机组主轴轴承故障诊断与运维策略分析[J].中国设备工程,2025,(15):153-155.
- [3] 周承武.基于自动化技术的风力发电机组轴承震动监测研究[J].电气技术与经济,2024,(12):191-194..
- [4] 赵洪山,林诗雨,孙妍妍,杨伟新,张扬帆.考虑多时间尺度信息的风力发电机滚动轴承故障预测[J].中国电机工程学报,2024,44(22):8908-8920.
- [5] 李学军,刘治新,杨同光,韩清凯,蒋玲莉.一种可解释性空时模型的风力发电机轴承智能诊断新框架[J].仪器仪表学报,2025,46(02):51-69.
- [6] 尚宇航.基于数据驱动的风电机组主轴轴承健康状态监测研究[D].长安大学,2024.
- [7] 刘谨言,买买提热依木·阿布力孜,项志成,等.基于改进的灰狼优化算法与SVM风机轴承故障诊断[J].机械传动,2023,47(09):160-169.