

# 文本复制检测报告单(全文标明引文)

No:ADBD2021R\_2021072315351220210723154734311182934629
 检测时间:2021-07-23 15:47:34

检测文献: 007  
 作者: 养方式  
 检测范围: 中国学术期刊网络出版总库  
 中国博士学位论文全文数据库/中国优秀硕士学位论文全文数据库  
 中国重要会议论文全文数据库  
 中国重要报纸全文数据库  
 中国专利全文数据库  
 图书资源  
 优先出版文献库  
 学术论文联合比对库  
 互联网资源(包含贴吧等论坛资源)  
 英文数据库(涵盖期刊、博硕、会议的英文数据以及德国Springer、英国Taylor&Francis 期刊数据库等)  
 港澳台学术文献库  
 互联网文档资源  
 源代码库  
 CNKI大成编客-原创作品库  
 个人比对库  
 时间范围: 1900-01-01至2021-07-23

可能已提前检测, 检测时间: 2021/4/28 9:19:37, 检测结果: 59.3%

## 检测结果

去除本人文献复制比: 4.2%  
 去除引用文献复制比: 4.2%  
 单篇最大文字复制比: 3.4% (风力发电机组齿轮箱智能故障诊断方法的研究)  
 跨语言检测结果: 0%  
 总文字复制比: 4.2%

重复字数: [1155] 总段落数: [3]  
 总字数: [27386] 疑似段落数: [3]  
 单篇最大重复字数: [939] 前部重合字数: [0]  
 疑似段落最大重合字数: [1062] 后部重合字数: [1155]  
 疑似段落最小重合字数: [30]

指 标: ☐ 疑似剽窃观点 ☒ 疑似剽窃文字表述 ☐ 疑似整体剽窃 ☐ 过度引用

表 格: 0 公 式: 没有公式 疑似文字的图片: 0 脚注与尾注: 0

0.6% (63)	0.6% (63)	007_第1部分 (总9841字)
10.3% (1062)	10.3% (1062)	007_第2部分 (总10341字)
0.4% (30)	0.4% (30)	007_第3部分 (总7204字)

(注释: 无问题部分 文字复制部分 引用部分)

## 1. 007\_第1部分 总字数: 9841

相似文献列表

去除本人文献复制比: 0.6% (63) 文字复制比: 0.6% (63) 疑似剽窃观点: (0)

1	基于暂态行波的瞬时短路过渡电阻估算 孙毅;孙杰;全晓峰;柳扬;靳方明; - 《集成电路应用》 - 2021-05-10	0.3% (32) 是否引证: 否
2	大型客车电子制动及电子稳定控制硬件在环系统研究 李兴国(导师: 吴海东) - 《吉林大学硕士论文》 - 2016-04-01	0.3% (32) 是否引证: 否

原文内容

专业硕士学位论文

风力发电机组齿轮故障诊断研究

Research on gear fault diagnosis of wind turbine

XXX

2021 年 7 月

国内图书分类号: TP391.4 学校代码: 10079

国际图书分类号: 621.3 密级: 公开

硕士学位论文风力发电机组齿轮箱故障诊断研究

硕士研究生: XXX

导师: XXX

企业导师: XXX

申请学位: 工程硕士

专业领域: 电气工程培养方式: 在职

所在学院: 电气与工程学院

答辩日期: 2021 年 08 月

授予学位单位: 华北电力大学

Classified Index: TP391.4

U.D.C:621.3

Dissertation for the Professional master's Degree

Research on gear fault diagnosis of wind turbine

Candidate: ☐ ☐ ☐

Supervisor: Prof. ☐ ☐ ☐

Enterprise mentor: ☐ ☐ ☐

Academic Degree Applied for: Master of Engineering

Speciality: Electrical Engineering

Cultivation ways: Part-time

School: School of Electrical Engineering

Date of Defence: Aug, 2021

Degree-Confering-Institution: North China Electric Power University

华北电力大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明: 此处所提交的硕士学位论文《风力发电机组齿轮故障诊断研

究》, 是本人在导师指导下, 在华北电力大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知, 论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体, 均已在文中以明

确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名: 日期: 年月日

华北电力大学硕士学位论文使用授权书

《风力发电机组齿轮故障诊断研究》系本人在华北电力大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。本论文的研究成果归华北电力大学所有,

本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解华北电力大学关于保存、使用学位论文的规定, 同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本, 允许论文被查阅和借阅, 学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户

提供文献传递服务和交换服务。本人授权华北电力大学, 可以采用影印、缩印或

其他复制手段保存论文, 可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于(请在以上相应方框内打“√”):

保密☐, 在年解密后适用本授权书

不保密☐

作者签名: 日期: 年月日 导师签名: 日期: 年月日

摘要

随着环境的不断恶化, 对新能源的应用也不断深入。风力发电作为一种新型发电技术, 其在发电之后会并入到电网中为用户提供电能。但是风力发电机组在并网之后会导致机组齿轮箱故障, 从而加大风电机组运行成本。尤其是在最近几年的发展中用户的用电需求越来越大, 对电能的质量要求也在不断提升, 这就要求风电机组能够长时间运行在稳定状态下。齿轮箱作为风电机组中重要组成部分, 其运行质量至关重要。因此本文通过对风力发电机组齿轮箱为对象进行故障诊断研究, 旨在通过本研究能够为齿轮箱故障诊断提供指导。

本文以双馈风机为例对风力发电机的结构、齿轮箱结构等进行分析, 然后提出齿轮箱典型的故障振动特征, 从时域和频域两方面进行故障诊断分析。为了更好的实现风力发电机组齿轮箱故障特征信号分析, 文章采用小波包和模糊神经网络进行研究, 提出特征根提取、计算、建模和训练过程。但是由于在小波包和模糊神经网络作用下仍存在一定的不足, 因此本文采用基于改进粒子群优化的模糊核聚类算法对风力发电机组齿轮箱的故障进行更加准确的诊断, 分析具体的诊断流程、步骤,

并通过额定容量为 1.5MW 的双馈风力发电机组为例进行故障诊断实例分析, 经过分析发现基于改进粒子群优化模糊核聚类算法不仅可以在已知故障诊断中起到良好诊断效果, 还可以对位置故障进行精确判断, 具有良好的适应性, 可以在实际风力发电机组故障诊断中发挥良好效果。

关键词: 风力发电机组; 齿轮箱; 机组故障; 故障诊断

## Abstract

With the continuous deterioration of the environment, the application of new energy is also deepening. As a new generation technology, wind power will be integrated into the grid to provide electricity for users after the generation of electricity. However, after the wind turbine is connected to the grid, the gearbox failure of the wind turbine will be caused, thus increasing the operation cost of wind turbine. Especially in recent years, with the increasing demand for electricity from users, the quality requirements for electricity are also constantly improving, which requires the wind turbine to be able to operate in a stable state for a long time. As an important part of wind turbine, the operation quality of gearbox is very important. Therefore, this paper aims to provide guidance for the gearbox fault diagnosis of wind turbine by studying the gearbox as the object of fault diagnosis.

This paper takes the doubly-fed fan as an example to analyze the structure of wind turbine and gear box, and then puts forward the typical fault vibration characteristics of gear box, and analyzes the fault diagnosis from both time domain and frequency domain. In order to better realize the characteristic signal analysis of the gearbox fault of wind turbine, wavelet packet and fuzzy neural network are used to study the characteristic root extraction, calculation, modeling and training process. But because of the wavelet packet and fuzzy neural networks under the action of certain deficiencies, so the article USES the fuzzy kernel clustering based on improved particle swarm optimization algorithm for wind turbine gearbox fault make more accurate diagnosis, analysis of the specific diagnostic processes, procedures, and through the rated capacity of 1.5 MW doubly-fed wind turbine fault diagnosis for example case analysis, through the analysis found that fuzzy kernel clustering algorithm based on improved particle swarm optimization can not only play a good diagnosis effect in the known fault diagnosis, the location diagnosis can accurate judgment, has a good adaptability, It can play a good role in actual wind turbine fault diagnosis.

Key words: wind turbine; Gear box; Unit failure; Fault diagnosis

## III

## 目录

## 摘要

.....	XXI
-------	-----

Abstract .....	II
----------------	----

## 第 1 章绪论

.....	1
-------	---

## 1.1 研究背景和意义

.....	1
-------	---

## 1.2 国内外研究现状

.....	1
-------	---

## 1.3 论文主要研究内容

.....	4
-------	---

## 第 2 章风力发电机组齿轮箱故障理论分析

.....	5
-------	---

## 2.1 风力发电机的构成

.....	5
-------	---

## 2.2 齿轮箱结构

.....	5
-------	---

## 2.3 齿轮箱典型故障振动特征

.....	6
-------	---

## 2.4 基于振动信号的故障诊断方法

.....

..... 7

2.4.1 时域特征分析

.....

..... 7

2.4.2 频域特征分析

.....

..... 9

2.5 本章小结

.....

..... 10

第 3 章小波包和模糊神经网络在齿轮箱特征信号中的应用

11

3.1 风力发电机组齿轮箱故障特征提取

..... 11

3.1.1 小波分析

.....

..... 11

3.1.2 小波降噪

.....

..... 13

3.1.3 小波包分解

.....

..... 14

3.2 模糊神经网络

.....

..... 15

3.2.1 模糊神经网络结构

.....

..... 15

3.2.2 基于模糊神经网络的故障建模

..... 16

3.3 基于小波包和模糊神经网络的故障信号提取和训练

..... 16

3.4 本章小结

.....

..... 19

第 4 章基于改进粒子群优化模糊核聚类算法在齿轮箱故障诊断中的应用

20

4.1 改进粒子群算法

.....

..... 20

4.2 模糊核聚类算法的故障诊断原理

..... 2

2

4.3 基于改进粒子群优化模糊核聚类算法的故障诊断研究

..... 23

4.3.1 改进粒子群算法应用流程

.....

.....

IV

4.3.2 故障诊断模型

.....

..... 23

4.3.3 风力发电机组齿轮箱故障诊断的具体实现

..... 24

4.4 实例分析

.....

..... 26

4.5 本章小结

.....

..... 31

## 第 1 章绪论

1.1 研究背景和意义随着经济发展,伴随着能源消耗量的不断增加,温室气体含量不断增加,全球气温在不断上升,而产生这些现象最为主要的原因之一就是煤炭燃烧发电。这就要求国家在能源发展中必须要调整能源战略,降低不可再生能源所占比例,大力提倡可再生能源的应用。根据国家相关数据统计,截止到 2017 年我国新增可再生能源的发电量增加值达到 70%,新增装机容量 178GW,同步增长了 9%。在新增可再生能源装机容量中有 29%属于风电能源发电。与 2016 年相比,2017 年由可再生能源发电量从原来的 63%逐渐上升到 70%,上升了 7%,在全球发电量的 26.5%。

其中水电发电所占比例为 16.4%,风电发电所占比例为 5.6%,光伏发电所占比例为 1.9%[1]。

风能取之不尽用之不竭,是当前应用最为广泛的清洁能源,在全球能源战略中起着关键性作用。到 2017 年全球新增以风电发电为主的装机容量达到 5.39 亿千瓦,

且每年呈递增趋势不断上涨。风力发电机能够在低温等多种不同的恶劣环境下运行,这样风力发电机组在运行时很容易受到外界因素的影响从而发生故障或者是损坏,影响风电机组正常运行。除此之外为了保证风力发电机组正常运行,还需要注重机组日常维护工作,及时更换风电机组内的老旧磨损部件,这样则会增加风电机组运行成本[2]。

齿轮箱是风电机组中最为核心的一个部件,一旦该部件发生故障很难采取有效措施对故障进行维修和诊断。一旦齿轮箱发生故障就需要更新新的齿轮箱,而且在更换时还需要停机更换,影响风力发电。齿轮箱在结构上是与风电机组中的主轴进行连接的,其能够带动输出轴运动。由于风电机组是我国当前应用较为广泛的一个清洁能源设备,结构复杂、工作环境恶劣、外界因素不可控,因此风电机组经常会发生故障,而齿轮箱故障又是风电机组故障中主要故障之一。因此本文在进行研究时从齿轮箱的角度进行故障分析,可以有效避免由于齿轮故障等因素对风电机组正常运行所产生的影响,对提高风电机组效率和经济效益有重要意义。

## 1.2 国内外研究现状

### (1) 关于故障诊断方法的研究

国外针对故障诊断方法的研究比较早,在上世纪的六十年代开始就已经出现频谱分析技术,并将该技术应用到轴承等零件故障诊断中。Manrique 等人以决策树、

神经网络、贝叶斯分类和支持向量等故障相关诊断技术对风电机组运行时的故障状

态进行分析,然后分析多种不同故障下的类型,经过对比分析得到不同故障特征[3]。

Wentao 等人则是在模糊 C 均值聚类算法的基础上增加了特征加权 FCM 诊断方法,

利用该方法能够有效提高模糊 C 均值聚类算法的计算精度[4]。Laouti 等人则是对卡尔曼算法和支持向量机算法进行对比分析,研究两种不同故障诊断方法在实际应用时的效果,分析两者之间的优劣势[5]。Han 等人则是将 LMD 方法、样本熵及能量比三种算法结合在一起应用到风电机组滚动轴承故障诊断中,通过特征信号的作用对轴承故障进行分类处理[6]。Tabrizi 等人则是将小波包分解法应用到故障诊断中,通过小波包故障诊断方法能够对故障信号进行去噪处理,这样经过处理之后再提取特征根能够更好的反映出零件故障,最后还以故障信号信息为基础进行故障分类[7]。

郭莹莹等人在进行研究时通过对风险机组运行过程中的故障为依据进行,然后提出了改进深度森林算法。通过分析发现该算法能够对故障信息进行故障特征进行处理和计算,得到其具体的故障原因[8]。吉哲等人利用变分模态对已知的故障信息进行处理和分解,然后将这些分解结果集合在一起形成故障特征集。但是由于此时所得到的故障信息具有明显的冗余特性,为了防止该性能对故障信息判断产生影响,此时可以利用粗糙集方法对故障信息集进行筛选,得到具体的故障信息分类,

最后利用层次聚类法对具体的故障信息进行判断。经过该故障信息判断之后准确率可以达到 99.17%[9]。徐永干等人利用广义 S 变换方法对水电机组频谱特性进行分析,

提取对应的特征向量,并对该向量进行归一化计算,最后利用量子粒子群算法和支持向量机算法结合在一起对故障信息进行判断和分析,然后构建故障诊断模型。利用所构建的模型进行核函数参数、惩罚系数进行计算得到最终故障诊断信息。经过实际验证该故障诊断方法能够提高诊断精度,学习能力强、鲁棒特性好等优势[10]。

刘志刚等人进行研究时认为小波包技术具有良好的应用优势,因此其通过该技术对所提取的故障特征信息进行分解处理,然后利用 BP 神经网络对故障进行识别和诊断 [11]。

(2) 关于齿轮箱故障诊断算法的研究我国风力发电机组使用时间尚短,还未掌握齿轮箱生产的核心技术。就目前来说我国在齿轮箱故障研究方面主要侧重于齿轮箱状态监测、故障信号分析与分析、

故障特征信息提取等方面。

Sumathy 等人通过对交互多模型算法进行分析,利用该算法对机动目标对故障信息的稳定性进行计算,然后利用 IMM 算法对交互多模型中的误差进行处理,并 3

将 IMM 算法与卡尔曼滤波算法进行对比计算。经过仿真测试发现利用 IMM 算法能够起到更好的计算效果,提高计算精度

[12]。Kiran 等人认为齿轮是风力发电机组的重要组成部分，对齿轮故障进行诊断十分有必要。因此其在进行研究时利用决策树和人工神经网络的作用对齿轮箱在运行时的故障信息进行计算和分析，判断故障位置。经过仿真测试发现该算法的准确率可以达到 85.55%，能够很好的计算出故障位置及特征信息[13]。Medina 等人通过齿轮箱振动信号为对象提出了符号动力学算法，

利用该算法能够对故障信息进行区域划分，然后再利用峰值符号动力学算法从振动信号中提取峰值。最后利用仿真测试的方式对算法的精度进行验证。经过测试发现利用符号动力学算法的计算精度达到 99.2%，峰值符号动力学算法的计算精度达到 99.8%，可以快速、准确的计算故障信息[14]。Dameshghi 等人利用人工神经网络的作用

用故障数据信息进行分析，然后利用相关向量机对故障特征信息进行融合，然后以小波基为核函数利用粒子群算法进行优化计算，并将该故障计算方案应用到齿轮箱故障诊断中。经过仿真测试表明利用该计算方案可以对较为严重的故障损伤进行精确诊断[15]。Kim 认为齿轮箱故障信息中存在隐含周期性特点，此时在进行故障信息处理时需要利用一定的算法进行数据预处理。因此其在进行研究时利用经验模态分解算法对故障信号中的固有模态函数进行分解，然后利用循环平稳过程对故障信息进行计算。经过仿真测试发现该算法能够起到良好的计算效果[16]。

张绍辉等人认为对故障信息进行时域和频域特征分析能够起到良好分析效果，

因此其在研究时通过该方式对故障特征信号进行处理和提取，然后构建对应的特征模型。此时通过时域和频域分析之后所提出的故障特征信号更为准确，能够有效避免由于人工操作对故障信息提取的误差。但是在该方式下很难确定时域的长度和频域的长度，也会在一定程度上影响到计算结果，因此其在进行研究时提出利用包络线对频域信号处理的方法，在该计算方法下既能保证信号的诊断效果又能够降低计算难度[17]。高佳豪等人利用深度学习法对齿轮箱故障方法进行分析，其认为在故障诊断中利用自适应噪声消除方法能够将故障中的特征信号提取分离，将故障信号划分为周期性信号和随机信号两种然后利用神经网络算法对随机信号尽心提取。通过神经网络算法的作用进行数据计算提高故障识别概率[18]。姜保军等人认为齿轮箱故障信号具有复杂性和非平稳性特点，因此其在进行研究时提出了基于小波算法和遗传算法相结合的故障诊断算法。其中小波算法能够对故障信号进行三层分解，然后利用遗传算法的作用进行数据向量识别。经过实验表明小波算法和遗传算法能够有效的识别齿轮箱故障信息[19]。王志坚等人利用变模态分解的方式对齿轮箱内的振动信号进行处理，分解为多个不同的固有模态函数，然后利用分解层数  $k$  和惩罚因子对固有模态函数进行计算，最后利用排列熵优化算法进行计算，确定  $k$  的取值。4

为了解决算法在进行计算时对噪声的敏感性，还可以将信号进行符号相反处理之后再行计算。经过仿真测试发现利用该算法能够在 160Hz 和 360Hz 的故障频率中提取出精确、有效的故障信息[20]。李远等人利用 K 均值算法和径向基神经网络算法相结合的方式对故障信号中的非线性数据信息进行拟合，确定隐含层神经元节点的数量，然后利用改进 K-means 聚类算法和径向基神经网络算法进行计算，并对该算法的计算效果进行研究。经过分析发现利用该算法能够起到良好的计算效果[21]。杨家印提出了小波神经网络算法，然后以齿轮箱故障信息为基础进行分析，从大量的数据中提取出有效的故障信息，然后对故障进行判断和分析，饼干采取仿真的算法对故障诊断效果进行验证[22]。

从以上国内外相关研究中主要是对诊断的方法以及计算方法进行研究。本文在进行研究时就结合以上的研究成果结合风力发电机组齿轮箱实际情况采用。

1.3 论文主要研究内容本文在进行研究时主要是对风力发电机组齿轮箱故障诊断进行研究。主要研究内容如下：

第 1 章绪论。本章节主要是对论文研究的背景和意义进行分析，然后对国内外在齿轮箱故障以及计算方法方面的研究成果进行总结和分析，最终确定本文的研究结构和内容。

第 2 章风力发电机组齿轮箱故障理论分析。本章节首先对风力发电机的结构、齿轮箱的结构进行分析，分析齿轮箱在运行过程中经常出现的故障特征，最后对齿轮箱故障时的振动信号为依据进行故障诊断方法分析。

第 3 章小波包和模糊神经网络在齿轮箱特征信号中的应用。本章节主要是对小波包齿轮箱故障特征提取、然后利用小波包和模糊神经网络对所提取的故障信号进行训练，提出具体的训练流程和相关参数。

第 4 章基于改进粒子群优化模糊核聚类算法在齿轮箱故障诊断中的应用。本章节首先对改进粒子群算法和模糊核聚类算法的故障诊断原理进行研究，然后以该诊断方法对故障信息进行提取和分析，搭建具体的故障诊断模型，并对模型的计算流程进行分析。最后验证方法性能。

最后总结本文研究内容以及下一步的研究方向。5

第 2 章风力发电机组齿轮箱

2.1 风力发电机的构成当前在市场上经常应用到的风力发电机组类型有两种，一是双馈风电机组，一

是直驱风电机组。两种发电机在类型上最大的区别就是：双馈风电机组采用齿轮箱作为传动部件，而直驱风电机组发电机则不需要齿轮箱的作用，因此双馈发电机的维修工作较为复杂。本文在进行研究时主要是对双馈风电机组中的双馈电机为例进行齿轮箱故障分析，研究其故障类型，提出故障诊断方法[23]。双馈电机结构如下图

2-1 所示。

图 2-1 双馈型风力发电机结构图从以上可以了解到双馈电机在结构上主要是由风轮、机舱、塔架以及基座所组成的。风轮在外界风的作用下会发生旋转，然后经过旋转此时风轮会将风能转换为驱动风轮旋转的机械能，这样经过与风轮连接的传动部件作用能够将风轮所产生的机械能传递。齿轮箱是电机中最为常见的部件。在电机中经过齿轮箱的作用能够将风轮所传递的低速旋转机械能转变为高速旋转的机械能。齿轮箱经过机械能变化之后，能够在发电机中将机械能转换为电能，并将该能量输出。塔筒是连接部件，在其内部中安装有变流器、主控设备等，对整个风电机组的运行状态进行控制，还能够对风电机组的各项参数进行有效控制，保证风电机组参数正常。

2.2 齿轮箱结构齿轮箱是风电机组双馈电机中最为核心的部件，能够实现机械能的传递。齿轮 6

箱主要的功能就是将机械能从低速运转状态转变为高速运转状态。然后将经过处理之后的机械能传递给发电机，以驱动发电机工作发电[24]。以双馈电机为例，其内部的齿轮箱结构图如下图 2-2 所示。

图 2-2 齿轮箱内部结构从上图中可以了解到齿轮箱在结构上采用的是行星—平行轴相结合的传动方式。齿轮箱内的输入轴能够接受到叶片所传递的机械能，然后通过主轴轴承的作用将机械能传递到行星架上，这样在行星架上的行星轮会发生旋转



，然后逐渐将机械能传递到太阳轮，然后经过啮合作用，将机械能传递到输出轴上。

2.3 齿轮箱典型故障振动特征 齿轮箱运行性能直接决定了发电机的发电效果，因此对发电机的齿轮箱为对象进行分析，可以实时分析齿轮箱故障状态，从而将及时消灭运行故障，保证发电机正常运行。综合当前研究成果齿轮箱典型故障振动特征包括：

(1) 齿轮故障振动特征 齿轮箱在运行时其齿轮齿发生错位时，此时齿轮箱在运行时就会发生一定幅频的调制信号，但是这些调制信号本身的幅值比较小而且发生的频率也比较的小。如果齿轮箱内的齿轮运行在正常工况下，此时随着使用时间的延长，其磨损程度也在不断增加，这样所产生的振动信号也在不断增大，在频域图中所产生的啮合频率和高次谐波幅值和频率也将不断增大。一旦发生故障就会对整个齿轮箱以及风电机组产生冲击[25-26]。

(2) 轴承故障振动特征 随着轴承使用时间的不断增加，在轴承的内外侧等多个部门都会出现磨损状况，这样随着磨损程度的不断增加，轴承就会发生一定程度的振动。这样振动会伴随着箱体不断向外传递，产生振动故障信号。如果轴承在运行时内圈圈所产生的故障信号比较大，此时会产生一定的转频故障信号。而且随着磨损程度的不断增加，

在故障处所产生的故障信号峰值在不断的增加，而且幅值增加与时间呈正比关系。 7

(3) 轴故障振动特征 轴在运行时如果出现不对称情况，会发生一定程度的转频信号。如果轴承弯曲的程度比较小，此时该转频信号主要是以高次谐波为主。相反如果轴的完全程度比较大，此时该转频信号则主要是以倍频为主[27-29]。

## 2.4 基于振动信号的故障诊断方法

2.4.1 时域特征分析 在一般情况下通过对齿轮箱诊断信号进行分析，从时域上分析振动信号的峰值、均方值等有量纲参数，通过对这些参数分析得到齿轮箱的运动状态和故障信息。

由于在时域特征系振动信号是不断变化的，因此还可以利用时域特征表达齿轮箱振动位移大小[30-32]。假设齿轮箱某一个振动信号为  $x(t)$ ，利用时域函数对振动信号进行离散，可以得到离散后的数字信号表达式分别为： $x(t_1)$ 、 $x(t_2)$ 、 $x(t_3)$ 、 $x(t_4)$ 、 $x(t_n)$ ，

对这些离散信号进行均方根求解，具体的数学计算表达式为：

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2-1)$$

在上述的计算公式中有： $N$  所代表的是故障信息样本数据的个数； $x$  所代表的是数字信号的强度，该参数的正平方根又被称为均方根值，即：有效值

$x$ ，信号

在某一个时间段内振幅会达到最大值峰值，此时，该峰值的表达式为：

$$\max \{ x_i \} \quad (2-2)$$

在该峰值中可以利用峰值因数参数来反映数据信息波形是否存在冲击分量，此时峰值因数的表达式为：

$$\frac{\max \{ x_i \}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}} \quad (2-3)$$

在该峰值中可以利用峭度指标参数来反映数据信息波形的尖峭程度，此时峭度指标表达式为：

$$\frac{\max \{ x_i \}^4}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4}} \quad (2-4)$$

在上述的计算公式中， $x$  所代表的是振动信号值； $\bar{x}$  所代表的是振动信号的平均值； $N$  所代表的是采样长度； $\sigma$  所代表的是信号的标准差。在一般情况下振动信号中的峭度系数取值为 3。除了以上的指标能够反映出信号的特征以外，经常应用到的特征指标有：

方差是反映信号偏离程度的指标，该指标的计算表达式为：

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2-5)$$

偏态系数是反映出信号不对称性的指标，该指标的计算表达式为：

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (2-6)$$

峰态系数是反映出信号偏离平均值程度的指标，该指标的计算表达式为：

$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2}$$

$N \quad (2-7)$   
峰值因子是在点蚀类故障中经常应用到的指标，该指标的计算表达式为：  
$$\frac{\text{peak}}{\text{rms}}$$
$$\frac{X}{C} \quad (2-8)$$
脉冲因子是反映出信号振动脉冲频率的指标，该指标的计算表达式为：  
$$\frac{\text{peak}}{\text{av}}$$
$$\frac{X}{I} \quad (2-9)$$
波形因子是用于对故障损伤类型进行判断的指标，该指标的计算表达式为：  
$$\frac{\text{rms}}{\text{av}}$$
$$\frac{XS}{X} \quad (2-10)$$
裕度系数是反映信号冲击程度的指标，该指标的计算表达式为：  
$$\frac{\text{peak}}{r}$$
$$\frac{X}{L} \quad (2-11)$$
在上述的计算公式中有： $a$   
 $v$   
 $X$  所代表的是信号的平均幅值； $rX$  所代表的是方根幅值。  
在故障信号中无量纲指标主要是由振动信号的幅值的概率密度函数、振动信号的大小、运行方式等有很大关系。

指 标		
疑似剽窃文字表述		
1. 意义进行分析，然后对国内外在齿轮箱故障以及计算方法方面的研究成果进行总结和分析，最终确定本文的研究结构和内容。 第 2		
2. 007_第2部分		总字数：10341
相似文献列表		
去除本人文献复制比：10.3%(1062) 文字复制比：10.3%(1062) 疑似剽窃观点：(0)		
1	风力发电机组齿轮箱智能故障诊断方法的研究 周泽坤(导师：焦斌;禹华军) - 《上海电机学院硕士论文》 - 2017-01-09	9.1% (939) 是否引证：否
2	大型矿用齿轮箱运行模态识别与结构动力模型修正研究 刘强(导师：苏荣华) - 《辽宁工程技术大学博士论文》 - 2013-06-01	0.8% (83) 是否引证：否
3	基于人工神经网络的Ce/TiO_2纳米复合体抗菌性能的预测模型 刘雪峰;张素琼;涂铭旌; - 《稀土》 - 2008-02-15	0.3% (34) 是否引证：否
原文内容		

但是无量纲信号对幅值、频率等常规性的技术指标灵敏度不高，因此可以采用无量纲指标反映故障初期的信号特征[33-35]。当前最为常见的无量纲参数如表 2-1 所示。

表 2-1 常见无量纲参数特性分析序号幅域参数敏感度稳定性

1 波形因子 S 差好

2 峰值因子 C 一般一般

3 脉冲因子 I 较好一般

4 裕度因子 L 好一般

5 峭度因子 K 好好 9

2.4.2 频域特征分析将齿轮箱故障下的振动信号从时域转变到频域下，然后从频域角度对振动信号的特征进行分析，就是频域特征分析。在频域特征分析中可以利用傅里叶变化特征对时域信号进行分解，然后得到频域中所有谐波的相位、幅值等相关信息。通过对这些振动信息进行分析可以准确的了解信息的故障位置。当前在频域特征分析中最为常见的有功率谱、倒频谱



分析、包络解调包络等。

(1) 功率谱分析技术功率谱就是对某一信号单位频谱进行研究，分析该频谱在发生变化时信号功率的变化趋势。通过分析该功率谱对信号的功率进行变化能够深入的了解频谱信号的幅值变动信息。通过功率谱研究可以发现虽然信号的幅值等相关内容发生了一定程度的变化，但是不管如何变化信号的功率谱是保持不变的，因此可以利用功率谱进行频谱信息分析。

(2) 倒频谱分析技术对于一个随意的时域信号  $x(t)$  来说。在利用倒频谱分析技术进行研究时首先利用傅里叶变换方式对时域信号进行分析和变化，将该信号转变为频域  $X(f)$  信号，然

后以频域信号为基础对信号的功率谱密度函数  $G(f)$  进行计算和研究。经过计算得到  $G(f)$  函数的具体表达效果，接着对该函数进行傅里叶变换，此时经过变换之后就可以得到原始振动信号的倒频谱信号，利用该信号能够得到故障信号的调制频率，此时就可以利用所得到的信号特征为基础进行故障诊断。

(3) 包络解调分析技术对振动信号的时域特征进行调制，然后将调制信号与故障信号进行对比，确定故障诊断[36-38]。此时所呈现出的故障振动信号为：

$$\begin{aligned} & ( ) ( ) ( ) ( ) ( ) ( ) ( ) ( ) G \\ & G B B x G \end{aligned}$$

$$Y t G t K t E t K t E t n t K t E t \quad (2-12)$$

在上述的计算公式中有： $G(t)$  所代表的是齿轮箱的旋转轴所产生的基本振动信号； $( ) ( ) G$

$GK t E t$  所代表的是齿轮箱内的齿轮运行在故障状态下其啮合频率调制信号； $( ) ( ) B$

$BK t E t$  所代表的是齿轮箱内的轴承运行在故障状态下所产生的冲击振动信号； $( ) ( ) x$

$GK t E t$  所代表的是齿轮箱运行在固有频率下时所产生的干扰信号； $n(t)$

所代表的是齿轮箱运行时所受到的其他类型的干扰； $E(t)$  所代表的是齿轮箱调制信号， $K(t)$  所代表的是载波信号。 10

如果齿轮箱在运行时所产生的振动信号中存在调制频带，此时就说明齿轮箱内存在一定的故障，因此为了有效识别数据信息，就需要对故障信号进行调制，分离出振动信息中的调制信号，这样就可以定位故障位置。就目前来说齿轮箱的故障信号都属于低频信号，而在低频信号中经常会掺杂这一定的干扰信号，而采用包络解调之后能够对信号进行分析，然后将其中的干扰信号滤除，从而得到能够体现齿轮箱故障特征的信号，这样对经过处理之后的故障信号更为准确，所得到的故障位置和类型也更为明确。因此本文在进行特征信号提取时也是采用包络解调分析法[39-40]。

具体的分析步骤如图 2-3 所示。

含有调制的信号

$$x(t)$$

希尔伯特变换

$$2 x(t) H[x(t)]$$

包络信号包络频谱特征提取图 2-3 包络分析步骤从上图可以了解到信号  $x(t)$  内部含有调制信号，将该信号进行希尔伯特变换就可以得到复信号2

$$2x(t) H[x(t)]$$

，在该信号中实部是  $x(t)$ ，虚部为  $H[x(t)]$ ，此时复信号的模就是一个包络信号。将该包络信号进行低通滤波处理之后再行傅里叶变换就可以得到信号的包络频谱，通过频谱分析就可以提取出信号的特征信号。

从以上的分析中可以了解到采用时域、频域分析方法主要是通过对齿轮箱内的加速度传感器所产生的振动信息进行分析，从而实现特征提取。但是就目前来说所提出的振动信号中存在大量的干扰信号。除此之外振动信号还会受到传输路径等因素的影响，从而发生信号畸变，因此在进行信号提取时需要在固定的检测点进行信号提取。而且为了保证信号提取的有效性，还需要反复多次进行测量，并采取有效的降噪措施，以保证振动信号的完整性和合理性。

2.5 本章小结本章节在进行研究时对风力发现机组进行分析，发现其发电机主要是由风轮、

机舱、塔架以及基座几部分组成。而齿轮箱的作用则是将低速的风速转换为高转速机械运动，从而实现发电功能。但是齿轮箱在应用时经常会出现故障，在故障诊断时可以从时域和频域两方面进行故障分析。 11

第3 章小波包和模糊神经网络在齿轮箱特征信号中的应用

3.1 风力发电机组齿轮箱故障特征提取

3.1.1 小波分析小波分析最为核心的思想内容就是利用一簇小波系的形式来进行信号描述，小波函数的表达式为 $2(t)L(R)$ ，在小波函数中要求其基函数需要满足：

$$(t)dt0 \quad (3-1)$$

小波函数具有高频和低频两部分，其中信号在进行分解时高频信号会产生一定的流失问题，为有效避免此类问题，在小波函数分解时可以采用多层分解方式。

假设 $(t)$ 是一个平方可积函数，此时就会存在 $2(t)L(R)$ ，对该函数进行傅里叶变化，经过变换之后 $(t)$ 就会成为 $()$ 。这样 $()$ 所需要满足以下条件： 1 2

$$() dx \quad (3-2)$$

$()$  是一个基小波，此时对该基小波函数 $()$  进行伸缩平移之后就有： $( , )$

$$1( ) ( ) a$$

$$b$$

$$x bx$$

$$aa \quad (3-3)$$

在上述的计算公式中有： $a$  所代表的是伸缩因子，该因子满足条件 $aR, a 0$ ；

$b$  所代表的是平移因子，该因子满足条件  $bR$ 。假设某一个信号函数表达式为

$f(x)$ 。此时对该函数进行小波变化为： $(\cdot, \cdot)$

$1(\cdot, \cdot)(\cdot)(\cdot)(\cdot)(\cdot)f$

$a \ b$

$R \ R$

$x \ b \ w \ a \ b \ f \ x \ x \ dx \ f \ x \ dx$

$aa \quad (3-4)$

对于小波母函数(x)来说,其经过傅里叶变换之后就会成为(),如果该函

数在零点处是一个连续的函数,此时就会存在(0) 0, ( ) 0

R

$dx$ ,这就表示小波母函数具有一定的波动性。除此之外在函数上的任意一个点(a,b)处会有( , )

( ) 0a

b

R

$x \ dx$ ,且( , )( )a bx 在  $x=b$  附近存在波动现象,且波动的范围是根据 a 的取值来决定的。

小波基函数是小波分解中重要组成部分,但是就目前来说经常应用到的小波基 12

函数有以下几种常见类型:

(1) Haar 小波Haar 函数是一个正交小波函数。该函数的表达式为:  $11 \ 0 \ 2 \ 1(\cdot) \ 1 \ 1 \ 2 \ 0$

t

t t

else (3-5)

(2) Daubechies 小波Daubechies 小波函数表达式为:  $22 \ 2 \ 0$

( ) (cos ) (s ) 2 2

m p in (3-6)

在上述的计算表达式中 p 是一个二项式。

(3) Mexican Hat 小波Mexican Hat 小波函数是高斯函数进行二阶导数变化之后的函数,该函数的表达式为:  $2 \ 22(\cdot)$

(1)

t

t t e (3-7)

(4) Morlet 小波Morlet 小波函数是经过高斯包络处理之后的函数,该函数的频率幅值为正弦函数,该函数的表达式为:

$2(\cdot) \cos(5 \cdot)$

t

t C e x (3-8)

在上述的计算公式中有: C 所代表的是信号重构时的归一化常数。

(5) Meyer 小波Meyer 小波是在基函数和尺度函数的基础上所定义的一种频域波函数,该函数的表达式为:  $2 \ 2 \ 1 \ 2 \ 1 \ 2$

$3 \ 2 \ 4(2 \cdot) \sin \ 1 \ 2 \ 2 \ 3 \ 3$

$3 \ 4 \ 8(\cdot) (2 \cdot) \cos \ 1 \ 2 \ 2 \ 3 \ 3 \ 2 \ 80$ ,  $3 \ 3$

j

e

j

e

v

v t

(3-9)

小波函数具有随机变化特性,其能够根据参数的不同进行适当的调整,因此小 13

波变换在故障信号分析中应用能够对各种类型信号进行时频分析。

3.1.2 小波降噪齿轮箱运行时产生的故障信息属于非平稳型号,其在频域环境下信号与噪声之间会存在一定的重叠现象,因此在进行信号分解之前需要对信号进行去噪处理。小

波去噪可以分为多层结构,以 3 层结构为例,小波降噪示意图如图 3-1 所示。

S

D1 G1

D2 G2

D3 G3

图 3-1 三层小波分解图从上图可知信号可以分为低频  $D_i$  和高频种不同信号,而噪声则与高频  $G_i$  部分重叠,假设具有重叠部分的高频信号为  $G_1$ 、 $G_2$ 、 $G_3$ 。为了从高频部分分离出噪声,

此时可以通过小波重构方法进行降噪,具体数学表达式为:  $1 \ 1 \ 0 \ 1$

$(2 \cdot) (2 \cdot) j$

j j

n k k

k k

$x \ h \ n \ k \ x \ h \ n \ k \ d$  (3-10)

在上述的计算公式中可以了解到进行小波降噪时阈值的取值会对降噪的结果产生直接影响。假设在某一个带噪信号为  $s(n)$

$f(n)$   $e(n)$ ，该信号中  $f(n)$  所代表的是原始信号， $e(n)$  所代表的是噪声信号的强度。在一般情况下为了更好的评价信号的降噪效果都会以信号分解后的各层系数标准差和信噪比为指标。

阈值是直接影响降噪效果的参数，在小波降噪中可以通过门限阈值的方式进行处理。门限阈值根据特性又可以划分为硬阈值和软阈值两种。其中硬阈值数学表达式为：（3-11）

$$OH_t = \begin{cases} f(n) & |f(n)| > \lambda \\ 0 & |f(n)| \leq \lambda \end{cases} \quad (3-11)$$

软阈值数学表达式为：

$$SH_t = \begin{cases} (f(n) - \lambda) \cdot \text{sign}(f(n)) & |f(n)| > \lambda \\ 0 & |f(n)| \leq \lambda \end{cases} \quad (3-12)$$

从以上两种数学表达式中可以了解到硬阈值会保留初始信号中的尖峰特征，而

软阈值信号则比较平稳，因此经过综合对比可以选用软阈值降噪方式。

3.1.3 小波包分解小波分解经常应用到低频信号分析中，无法对高频效果实现有效分解，但是有些故障信号属于高频信号，如果采用小波分析很难从高频信号中提取到有效的故障信息，此时为了有效解决这一问题，在进行研究时认为可以利用小波包分析方法对高频信号进行分析，可以起到良好分解效果。小波包分解技术以尺度函数和小波函数为主要的函数，然后将这两个函数在正交空间内进行分析。此时经过分解之后的函数会展开，将其中所含有的各项故障特征信息进行分离，此时就可以从所有的分解信号中提取所有的故障信号。以最常见的小波包分解技术为例进行分析，其

分解结构如图 3-2 所示。

$$\begin{aligned} S &= D_1 G_1 \\ &= DD_2 DG_2 \\ &= DDD_3 DDG_3 \\ &= GD_2 GG_2 \\ &= GDD_3 GDG_3 GGD_3 DGD_3 GGG_3 DGG_3 \end{aligned}$$

图 3-2 三层小波包分解图小波包变化三层分解的关系为：3 3 3 3 3 3 3 3

$$S = DDD DDG DGG DGD GDD GDG GGD GGG \quad (3-13)$$

小波包系数所组成的递推公式表达式为：1.2, 2 1.2 1, 2

$$\begin{aligned} &\frac{j_n j_n}{l_k l_k} \\ &\frac{k}{j_n j_n} \\ &\frac{l_k l_k}{l_k l_k} \\ &\frac{k}{d_h d} \\ &\frac{d_g d}{d_g d} \end{aligned} \quad (3-14)$$

小波包重构公式表达式为：1.2 1.2 1 2 2

$$\begin{aligned} &j_n j_n j_n \\ &l_l k k l_k k \\ &k \\ &d_h d g d \end{aligned} \quad (3-15)$$

经过以上分析利用小波包分解方式可以对信号中的kh 和

k 进行滤波处理，保留信号中的一部分，以便为下一步信号处理奠定基础。 15

### 3.2 模糊神经网络

3.2.1 模糊神经网络结构模糊控制能够对非线性、复杂网络进行处理，并通过模糊规则进行建模计算，但是在模糊控制方式下所搭建的模型缺乏学习能力和记忆能力，无法实现精确计算，模糊神经网络结构如图 3-3 所示。

$$\begin{aligned} x &= y_1 y_2 y_3 y_4 y_5 y_1 y_2 y_3 y_4 \\ y &= \end{aligned}$$

输入模糊层强度释放层计算输出层总输出层图 3-3 模糊神经网络的五层结构图从以上分析中可以了解到在模糊神经网络中输入量可以是多个，但是输出量却只有一个，因此在模糊神经网络中输出函数表达式为：

$$\begin{aligned} &1(i) = 1, 2i \\ &i \\ &Q_A x_i \end{aligned} \quad (3-16)$$

$$\begin{aligned} &1(i) = 1, 2i \\ &i \\ &Q_B y_i \end{aligned} \quad (3-17)$$

在上述的计算公式中  $x$ 、 $y$  都是模糊神经网络中的节点输入量， $iA$ 、 $i$

B 而是模糊集合， $\mu_{A_i}$  是  $A_i$

$A_i$ 、 $B_i$  的隶属函数值。

第二层是整个神经网络的强度释放层，在该层中需要按照模糊规则进行控制，将所有的输入信号进行相乘处理，具体数学计算表达式为：

$$\mu_{A_i} \times \mu_{B_i} \quad (3-18)$$

第三层和第四层是整个神经网络的计算输出层，在该层网络中需要按照模糊规则对网络节点参数进行归一化计算，然后得到具体的输出值，其数学计算表达式为：

$$\frac{\mu_{A_i} \times \mu_{B_i}}{\sum_{j=1}^n \mu_{A_j} \times \mu_{B_j}} \quad (3-19)$$
$$\mu_{A_i} \times \mu_{B_i} \quad (3-20)$$

在上述的计算公式中  $\mu_{A_i}$ 、 $\mu_{B_i}$

$\mu_{A_i}$ 、 $\mu_{B_i}$  表示在模糊神经网络中节点的参数集。

第五层是模糊神经网络经过多层计算之后的总输出层，其数学计算表达式为：

$$\sum_{i=1}^n \mu_{A_i} \times \mu_{B_i} \quad (3-21)$$

3.2.2 基于模糊神经网络的故障建模利用模糊神经网络进行建模首先需要采集数据信息，并利用这些数据信息搭建模型结构，设置模型对应参数，然后编辑对应的模糊规则，保存设置为下一步的数据训练奠定基础。接着需要利用模糊神经网络的作用对函数进行训练，然后调整对应的模型结构。当前在模糊神经网络中经常采用 evalfis、plot 等函数进行训练。

假设在神经网络中存在变量  $x$ 、 $y$ ，然后对该变量进行如下参数设定：

$$\cos(x) \quad (3-22)$$

在模糊神经网络模型中按照以下参数设定：

模糊规则：5 条；训练次数：30 次。经过以上模糊神经网络模型进行训练，最终的训练结果如图 3-4 所示。

图 3-4 训练数据与输出数据的曲线图从图中可以了解到训练数据与输出数据两者之间基本保持一致，相差不到 ±5%，这就说明利用该算法可以起到良好训练效果。

3.3 基于小波包和模糊神经网络的故障信号提取和训练以容量为 1.5MW 的双馈风力发电机组为例进行齿轮箱故障数据分析，从数据中提出特征向量，然后进行三层分解去噪，建立故障特征模型。经过本文的分析 选取 1 组数据作为训练样本数据，选取 3 组数据作为测试样本。训练样本特征向量分解结果如表 3-1 所示。

表 3-1 训练样本特征向量分解结果名称

特征向量故障E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	向量	1	0.671	0.107	0.024	0.003	0.006	0.001	0.003	0.002	100	2	0.042	0.119
0.026	0.003	0.006	0.001	0.002	0.002	17	3	1.583	0.861	0.170	0.024	0.039	0.007	0.002	0.004	0.010	4	1.427	0.675		
0.133	0.020	0.031	0.005	0.002	0.003	0.010	5	<u>0.266</u>	<u>0.061</u>	<u>0.013</u>	<u>0.002</u>	<u>0.003</u>	<u>0.001</u>	<u>0.001</u>	<u>0.002</u>	<u>0.001</u>	<u>6</u>	<u>0.336</u>	<u>0.068</u>		
0.014	0.002	0.003	0.001	0.001	0.002	0.001															

从上表分解结果中可以了解到信号  $x(t)$  是本次训练数据信号的原始信号，然后将该信号中的高频信号用  $m$

$a_x$  来表示，信号中的低频信号用  $m$  表示。

此时将训练样本中所提取到的信号利用小波包分解方式平均分为 8 个不同的信号频带，具体的划分结果如表 3-2 所示。

表 3-2 振动信号被小波包平分成八个信号频带的结果名称取值范围频带 1 [fmin, 0.125f]

频带 2 [0.125f, 0.25f]  
频带 3 [0.25f, 0.375f]  
频带 4 [0.375f, 0.5f]  
频带 5 [0.5f, 0.625f]  
频带 6 [0.625f, 0.75f]  
频带 7 [0.75f, 0.875f]  
频带 8 [0.875f, fmax]

为便于计算，对以上 8 个频带信号进行归一化处理，所采取的归一化处理特征向量数学表达式为：



E E, E, E, E, E, E, E (3-23)

本文在进行研究时还利用仿真的方式进行训练结果测试，其中 BP 神经网络测试结果如图 3-5 所示。

图 3-5 BP 神经网络训练迭代曲线模糊神经网络测试结果如图 3-6 所示。 18

图 3-6 模糊神经网络训练迭代曲线从以上结果中可以了解到在 BP 神经网络下需要超过 58 次以上的迭代之后才可以得到精确的计算结果，但是在模糊神经网络下只需要 10 次左右的迭代次数就可

以完成训练任务。这就说明模糊神经网络的计算速度更快一些。两种方式下前 10

次迭代后的输出期望值进行对比，具体对比结果如表 3-3 所示。

表 3-3 两种算法每次测试结果进行平均计算处理对比分析结果序号输出期望值 BP 神经网络模糊神经网络 1 1 0 0 0.896 0.012 0.095 0.999 -0.001 0.0002 2 1 0 0 0.952 0.009 0.042 1.001 -0.001 -0.0001 3 1 0 0 0.952 0.009 0.042 1.001 -0.001 -0.0001 4 0 1 0 0.695 0.746 -0.213 0.0003 1 -0.0002 5 0 1 0 0.428 0.735 -0.145 0.037 1 -0.0002 6 0 1 0 -0.02 1.013 0.014 0.0003 0.974 -0.0065 7 0 0 1 0.013 0.001 0.992 0.0003 -0.001 1 8 0 0 1 0.293 -0.22 1.066 -0.091 0.097 1.0387 9 0 0 1 0.001 0.001 1.002 0.0001 0 1

在故障诊断中如果最终的诊断结果在 0.5 以上，此时将输出的期望值取值为 1，

反之如果最终的诊断结果在 0.5 以下，此时将输出的期望值取值为 0，这样能够便于下一步的分析。从表中可以了解到经过 BP 神经网络所处理的计算结果在第 4 组数据下就已经存在较大的偏差，而其中第 5 和第 8 组数据所产生的偏差在不断的增加。而对于模糊神经网络而言此时输出的结果实际值与期望值之间相差并不是很大，因此可以说模糊神经网络的计算结果要由于 BP 神经网络计算结果，本文在研究时确定选用模糊神经网络进行风电机组齿轮箱故障诊断。 19

3.4 本章小结风力发电机组在运行时很容易产生非线性、不稳定的信号，此时在齿轮箱故障诊断中这些信号会影响到诊断的准确性，这就要求在故障信号诊断之后对齿轮箱的振动信号进行分析，然后通过三层分解方式进行信号去噪。最后将模糊控制和神经网络结合在一起对故障信号进行计算，明确故障诊断步骤、流程、模型等相关内容。

除此之外还采用算例分析的方式将模糊神经网络与 BP 神经网络进行对比分析。通过分析发现模糊神经网络能够起到更好的计算结果，因此确定采用模糊神经网络进行风电机组齿轮箱故障诊断。 20

#### 第 4 章基于改进粒子群优化模糊核聚类算法在齿轮箱故障诊断中的应用

4.1 改进粒子群算法粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO)是通过对大自然界的鸟类和鱼类为对象，通过模拟这些动物觅食、迁徙等活动而形成的一种优化算法。在 PSO 算法中能够将优化问题看成是觅食的一个过程，在该过程中通过个体之间所传递的信息进行对比和分析，从而得到最佳的行进路线，并且在优化算法下还能够对所有解分析找到最优解。因此与其他类型的算法对比，POS 算法在最优解优化时最为主要的特征就是计算简单、全局优化能力强。

在 PSO 算法中将每一个个体都视为是一个“粒子”，并将这些粒子视为潜在的解。假设1 2 3

( , , , ..., )<sub>i</sub>

i i i i m

x x x x x 中第 i 个粒子所处的位置为 D，该位置是一个矢量。

利用适应度函数可以得到具体的适应值ix，此时就可以根据适应值的取值对粒子所在的位置进行衡量，得到粒子 i 的移动速度： 1 2 3

( , , , ..., )<sub>i</sub>

i i i i D

v v v v v (4-1)

粒子 i 的最优位置： 1 2 3

( , , , ..., )<sub>i</sub>

i i i i D

p p p p p (4-2)

群体最优位置： 1 2 3

( , , , ..., )<sub>g</sub>

g g g g D

p p p p p (4-3)

粒子位置在每次迭代时粒子的更新速度和位置计算公式为： 1 1 1 2 2

( )<sub>k</sub>

k k k k k

id id id id id g d id

v v c r p x c r p x (4-4)

k l k k l

id id id

x x v (4-5)

在上述的计算公式中 k 所代表的是当前粒子迭代的次数；1c 所代表的是学习因子，该参数在 0-4 内取值，一般取值 2；2c 所代表的是学习因子，该参数在 0-4 内取值，一般1 2

c c 且 1 2

c c 4；1r 所代表的是一个随机数，该参数一般在 0-1 之间取值；2r 所代表的是一个随机数，该参数一般在 0-1 之间取值。

在 POS 算法中粒子在空间移动中都具有一定的速度，而且可以通过粒子的适应度对最优解的求救效果进行判断。本文在研究时通过仿真的结果对粒子移动的均方

误差为依据对神经网络训练结果的适应度进行评判。当均方误差值越小则说明 POS

算法的搜索能力就越强。具体的数学表达式为： 
$$1(i)ni$$

$$i \quad i$$

$$i$$

$$f \text{ MSE } y_t$$

$$n \quad (4-6)$$

在上述的计算公式中存在：if 所代表的是第 i 个粒子的适应度值；n 所代表的是本次样本的总数；iy 所代表的第 i 个粒子在测量时的实测值；

$$i$$

$$t$$
 所代表的是第 i

个粒子的实际值。

对于风电机组齿轮来说其在故障诊断时可以以结果出错率为依据来衡量网络训练结果的适应度。此时适应度越小则说明 POS 算法的搜索能力就越强。数学表达式为：

$$1if \text{ E} \quad (4-7)$$

在上述的计算公式中 E 所代表的是分类器在进行分类时的正确率。

在基本粒子群算法往往会在速度公式中加入惯性权重，从而调整粒子运行速度，数学表达式为： 
$$1 \quad 1 \quad 1 \quad 2 \quad 2$$

$$( \quad ) \quad ( \quad ) k$$

$$k \quad k \quad k \quad k \quad k$$

$$id \quad id \quad id \quad id \quad gd \quad id$$

$$v \quad v \quad c \quad r \quad p \quad x \quad c \quad r \quad p \quad x \quad (4-8)$$

$$\max \min$$

$$\max$$

$$\max$$

$$k$$

$$K \quad (4-9)$$

在以上的计算公式中 所代表的是粒子运行速度的惯性权重；m

$$ax$$

所代表的是

惯性权重 迭代开始时最大值；m

$$in$$

所代表的是惯性权重 迭代结束时最大值；k

所代表的是当前迭代次数；m

$$ax$$

K 所代表的是最大迭代次数；在粒子速度中加入惯性权重能够在局部范围内调整最优解范围，从而提高粒子群算法的计算能力。

指 标		
疑似剽窃文字表述		
1. C 一般一般 3 脉冲因子 I 较好一般 4 裕度因子 L 好一般 5 峭度因子		
3. 007_第3部分		总字数：7204
相似文献列表		
去除本人文献复制比：0.4%(30)		文字复制比：0.4%(30) 疑似剽窃观点：(0)
1	基于改进粒子群优化BP网络的发动机故障诊断方法 张建军;张利;穆海芳;刘征宇;徐娟; - 《农业机械学报》- 2011-01-25	0.4% (30) 是否引证：否
原文内容		

本章采用被惯性权重、学习因子1c 和 2

c 以及权衡系数 K 控制后的粒子群算法去优化模糊聚类算法，这样可以有效的克服模糊聚类算法本身的计算缺陷，从而提高优化能力。在该算法下经常会选取随机的一个粒子为对象，利用该粒子在任意时刻下的移动速度，然后利用该速度进行最优聚类求解，此时则有： ’ 1 2 ( 1 ) ( ( ) ) ( ( ) ( ) ) ( ( ) ( ) ) )



$$\begin{aligned} & d \quad d \quad d \\ & d \quad g \quad d \quad d \\ & v \quad t \quad K \quad v \quad t \quad c \quad r \quad a \quad n \quad d \quad p \quad t \\ & x \quad t \quad c \quad r \quad a \quad n \quad d \quad p \quad t \quad x \quad t \quad (4-10) \quad 2 \quad 20.62 \quad 2 \quad 4 \\ & K \quad (4-11) \end{aligned}$$

在上述的计算公式中' (1)dv t 所代表的是任意的粒子在维度 d 上下一时刻的移动速度; ( )dx t 所代表的是任意的粒子在维度 d 上 t 时刻的位置; 所代表的是惯性权重; ( )dp t 所代表的是任意一个粒子当前所已经搜索到的最优解; ( )gdp t 所代表

的是整个粒子群当前所已经搜索到的最优解; rand() 是一个随机数, 其在一般情况下回在 0-1 之间取值。

在粒子运行时为了保证粒子具有良好的搜索效果和收敛特性, 要求粒子在移动时满足以下条件:

' (1) ( ) ( )d

$$\begin{aligned} & d \quad d \\ & v \quad t \quad x \quad t \quad v \quad t \quad (4-12) \end{aligned}$$

4.2 模糊核聚类算法的故障诊断原理在一个样本数据中存在 1 2

, ..., nX x x x 集合, 经过分析该集合的在特征空间中存在 (

1) (2) ( ), ..., dj

j j j

x x x x , 其中 n 所代表的是该样本的总体数量, 在 X 集合内其特征空间为 d, 在特征空间中存在 j=1, 2, ..., n。这样在集合与特征空间之间的非线性映射关系 表达式为:

: ( )j

j

x x x F (4-13)

此时利用以上的计算公式就可以将空间 X 内的所有样本都表示为 1 2

( ), ( )..., ( )nx x x 。假设 k 是核函数, 此时特征空间 F 为:

( , ) ( ), ( )i

j i j

K x x x x (4-14)

由于核函数具有明显的对称性, 为便于计算可以利用平方可积函数 g(x), 这样核函数又可以变化为: 1

( , ) ( ), ( )i

i j

i

K x y x y (4-15)

在上述的计算公式中i 所代表的是特征根, 该参数在取值是为正, 要想达到良好收敛效果就需要满足以下条件:

( , ) ( ) ( ) 0b

b

a a

K x y g x g y dxdy (4-16)

利用(x) 表示非线性关系, 然后对以上公式进行简化可得:

1 1 2 2 ( ) ( ), ( ), ..., ( )dF dFx x x x (4-17)

在上述的计算公式中空间 F 就转换为空间 dF。

从以上计算公式中可以了解到函数(x) 在进行转换时经常会遇到转换困难问题, 比如说函数形式不确定、映射参数不合理等问题, 因此本文在研究时通过核函

数来解决此类问题。核函数数学表达式为:

K(x, x) (x), (x) (4-18)

在上述计算公式中核函数采用的是特征空间内积方式进行计算, 因此该算法具 23

有巨大的优势。但是在实际的应用过程中核函数参数 以及初始聚类中心iv 参数的选值情况直接影响到最终的计算效果, 因此本文利用改进粒子群算法进行优化计算。

4.3 基于改进粒子群优化模糊核聚类算法的故障诊断研究

4.3.1 改进粒子群算法应用流程在改进粒子群算法下首先需要对参数进行初始化设置, 然后对其中的移动速度、位置、种群数等各项参数进行设置, 接着对粒子在种群中的适应度函数进行计算。通过对粒子适应度函数进行对比可以得到最优粒子位置, 接着更新粒子速度、

位置等相关参数, 不断迭代粒子位置, 最终通过收敛得到最优结果。改进粒子群算法在风力发电机组齿轮箱故障诊断中的应用流程如图 4-1 所示。

生成粒子群体并初始化输出风力发电机组齿轮箱故障振动数据计算每一个粒子的适应度函数值更新粒子局部最优和全局最优位置计算更新粒子速度、位置、迭代速度是否达到最大迭代或收敛输出最优分析结果是否图 4-1 改进粒子群优化流程

4.3.2 故障诊断模型模糊核聚类算法能够对风电机组齿轮箱故障类型进行分类处理。假设在样本集合 X 中其转换成的特征维数为 d, 且含有 c 类。利用错误率指标对训练结果进行评 24

估得到初步的聚类模型 W, 具体数学表达式为: 1

1lci i

i i

C U

W  
c U (4-19)

在上述的计算公式中 c 所代表的是聚类的类别数；iC 所代表的是经过模糊核聚类处理之后的第 i 类的样本中所包含的数据与 X 数据集中相重合的部分；iU 所代表

的是第 i 类的样本中所包含的数据与 X 数据集中相重合的部分；i

C U 所代表的是两者数据的交集个数。

从以上计算公式中可以了解到在训练样本 W 中如果 W 的取值越小，此时说明

分类就越合理。利用改进粒子群优化算法优化模糊核聚类结果进行求解其具体流程如图 4-2 所示。

生成粒子群体并初始化输出风力发电机组齿轮箱故障振动数据计算样本聚类中心及核函数参数更新粒子局部最优和全局最优位置计算更新粒子速度、位置、迭代速度是否达到最大迭代或收敛输出最优分析结果是否计算每一个粒子的适应度函数值图 4-2 改进粒子群优化求解流程

4.3.3 风力发电机组齿轮箱故障诊断的具体实现本文在进行研究时采用模糊核聚类算法和改进粒子群算法相结合的方式行 25

计算和优化，通过对样本数据中的所有数据进行分析，判断故障的类型。具体故障诊断步骤如下：

(1) 从故障信息中进行训练样本 c 类数据 X 作为本次故障分析的对象；

(2) 利用改进粒子群模糊核聚类优化算法确定样本数据的类型以及这些样本数据的最佳聚类中心；

(3) 对样本中的数据进行故障诊断类型分析时，需要计算出聚类中心与样本之间的相似对，具体的计算表达式为：( , )

expi

avg

i

avg

d x v d

d (4-20)

在上述的计算公式中 ( , )id x v 所代表的是样本与聚类中心的欧式距离；avgd 表示

i 类样本与聚类中心在核空间上的欧氏距离平均值，该参数的计算表达式为：

( , )i

avg

i

d x v

d

C (4-21)

(4) 如果对数据样本进行分析发生故障存在，此时就需要对数据 x 与聚类中心的欧氏距离进行计算，从而判断故障的类型。经过判断如果样本不属于已知故障心累，此时就需要将样本数据 x 划分到 X 集合中，并新增 c+1 类，详细的分析该故障的特征、类型。最后返回 (2) 继续进行分析判断。具体流程如图 4-3 所示。 26

生成粒子群体并初始化计算样本聚类中心及核函数参数更新粒子局部最优和全局最优位置计算更新粒子速度、位置、迭代速度是否达到最大迭代或收敛输出已知故障诊断结果是否计算每一个粒子的适应度函数值开始输出风力发电机组故障振动数据计算未知故障样本与各聚类中心之间核空间相似度相似度是否在故障范围是否确定具体属于哪一类输出对未知故障的诊断结果进一步分析未知故障引发原因将未知故障数据添加到原始故障数据信息库中令 c=c+1

图 4-3 改进粒子群优化和聚类算法的故障诊断流程

4.4 实例分析为了对以上故障诊断进行验证，本文选取某一个特定的风电场为例，对该风电 27

场风力发电机齿轮箱故障信息进行分析。假设本次风电机组的额定容量为 1.5MW，

转速为 10-22 转每分钟。通过对风电机组运行时的振动信号进行分析，提取不同运行状态下的特征信号，具体如图 4-4 所示。

(a) 正常运行状态下的振动信号

(b) 中速机小齿轮裂纹故障振动信号

(c) 高速小齿轮点蚀故障振动信号

(d) 高速输出轴轴承内圈故障振动信号图 4-4 齿轮箱不同运行状态下的振动信号特征假设以上三种故障信息分别为故障

1、故障 2 和故障 3。从以上三种故障信息中分别提取 30 组样本数据作为训练样本，具体训练样本数据如表 4-1 所示。然后再 28

分别提取 3 组数据作为测试样本。具体的测试样本数据如表 4-2 所示。在表中 1、2

、...、8 表示利用小波包计算所得的样本信号特征值。

表 4-1 训练样本统计结果故障类型相对小波包能量 1 2 3 4 5 6 7 8

正常 0.4628 0.3729 0.0390 0.0863 0.0079 0.0073 0.0124 0.0113 0.4787 0.3689 0.0306 0.0855 0.0076 0.0060  
0.0112 0.0115 0.4670 0.3947 0.0286 0.0750 0.0061 0.0065 0.0123 0.0099

故障 1 0.1197 0.3978 0.0605 0.3902 0.0212 0.0041 0.0255 0.0110 0.1543 0.3982 0.0442 0.3537 0.0272 0.0038  
0.0186 0.0101 0.1297 0.3476 0.0448 0.4284 0.0154 0.0045 0.0183 0.0112

故障 2 0.1106 0.3050 0.0468 0.4598 0.0129 0.0068 0.0432 0.0150 0.0856 0.3185 0.0356 0.4860 0.0160 0.0052  
0.0419 0.0113 0.0832 0.3203 0.0493 0.4677 0.0152 0.0086 0.0459 0.0098

表 4-2 训练样本统计结果故障类型相对小波包能量 1 2 3 4 5 6 7 8

正常 0.4570 0.3631 0.0421 0.0950 0.0084 0.0067 0.0158 0.0128 0.4625 0.3794 0.0382 0.0796 0.0086 0.0080

0.0124 0.1128 0.4758 0.3480 0.0414 0.0934 0.0080 0.0073 0.0145 0.0116  
故障 1 0.1479 0.3874 0.0655 0.3375 0.0158 0.0036 0.0279 0.0143 0.1295 0.3746 0.0825 0.3241 0.0307 0.0045  
0.0397 0.0145 0.1437 0.3443 0.0753 0.3695 0.0163 0.0055 0.0304 0.0149  
故障 2 0.0818 0.3090 0.0422 0.4999 0.0135 0.0066 0.0343 0.0127 0.1644 0.2793 0.0569 0.4300 0.0117 0.0059  
0.0497 0.0117 0.1052 0.2935 0.0564 0.4660 0.0117 0.0062 0.0652 0.0114  
故障 3 0.0878 0.3894 0.1284 0.2586 0.0272 0.0103 0.0449 0.0331 0.0659 0.3874 0.1327 0.3082 0.0210 0.0076  
0.0497 0.0324 0.0617 0.4281 0.1282 0.2093 0.0494 0.0146 0.0715 0.0371

本文在研究时提出了基于改进粒子群优化模糊核聚类算法的故障诊断方法，该方法在实际应用时的具体步骤如图 4-3 所示。应用以上步骤，本文首先对双馈风电机组齿轮箱故障诊断的相关参数按照如下设定：诊断类别  $c$  等于 3；样本的特征维数  $d=8$ ；加权值  $m=2$ ；种群大小  $N=50$ ；最大迭代次数  $\leq 100$ ；粒子在运行时的初始速度  $v=0$ ，其中  $i=1, 2, \dots, 50$ ；学习因子  $c_1=2$ ；学习因子  $c_2=2$ ；最大限制速度

$\max$   
 $v = 1$ ;  
惯性权重因子的调整为:  
 $\max \min$   
 $(t-1) \times (t-1) / (T-1) \times 29$   
在上述的计算公式中  $m$   
 $\max$   
取值为 1,  $m$   
 $\min$

取值为 0.2。然后就可以得到样本的分类最优结果如图 4-5 所示。  
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 1 2 3 4  
样本个数故障类型 ○ ○ ○ ※ ※ ※ □ □ □ △ △ △

图 4-5 模糊核聚类算法诊断故障结果从上图可以了解到利用模糊和聚类算法对齿轮箱的故障进行诊断，诊断结果并不是很正确，还故障诊断错误问题。而采用粒子群优化模糊核聚类算法进行故障诊断，具体的诊断结果如图 4-6 所示。采用改进粒子群优化模糊核聚类算法进行故障诊断，具体的诊断结果如图 4-7 所示。  
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 1 2 3 4  
样本个数故障类型 ○ ○ ○ ※ ※ ※ □ □ □ △ △ △

图 4-6 粒子群优化核聚类故障诊断结果  
30 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 1 2 3 4  
样本个数故障类型 ○ ○ ○ ※ ※ ※ □ □ □ △ △ △

图 4-7 改进粒子群优化核聚类诊断故障结果将以上的计算进行迭代对比分析，具体的分析结果如图 4-8 所示。

图 4-8 粒子群以及改进粒子群迭代对比曲线从以上的对比结果中可以了解到粒子群优化模糊核聚类算法虽然可以起到良好优化效果，但是其需要较多的迭代次数才可以达到优化效果，而采用改进粒子群优化模糊核聚类算法的迭代次数则比较少，而且速度也比较快，因此说明改进粒子群优化模糊核聚类算法在风电机组齿轮故障中能够起到良好故障诊断效果。 31

4.5 本章小结本章节通过对改进的粒子群算法对模糊核聚类算法进行了优化，这样能够更好的对双馈风力发电机组齿轮箱故障进行分析和诊断，确定齿轮箱故障的类型以及所发生故障的位置。与此同时为了验证故障诊断方法的合理性还利用实证分析的方式进行验证。通过验证发现本文所提出的故障诊断方法能够有效改善小波包和模糊神经网络计算的不足之处，证明本文提出故障诊断方法的可行性。 32

结论风力发电机组在运行时很容易受外界风速、风向等因素的影响，因此其运行具有随机性、间歇性和不确定性等因素，在多因素影响下风力发电机组很容易出现故障，进而影响到风力发电机组的正常运行，导致电网供电不稳定。因此为了保证风力发电机组能够正常运行，就需要对机组内的各部位零件运行状态进行故障诊断和分析。齿轮箱作为风力发电机组中的核心部件，齿轮箱运行状态直接关系到风力发电机组的运行状态。因此本文在进行研究时就以齿轮箱为研究对象，对齿轮箱在运行时的故障信息进行分析，从而起到故障诊断效果，降低齿轮箱以及风电机组的停工检修频率，降低设备日常维护成本。总结本文主要研究成果有：

(1) 本文在研究时从理论角度对小波包和模糊神经网络进行分析，详细的阐述这些算法和技术实现的原理以及应用的步骤等，从而为齿轮箱故障诊断奠定基础。经过理论分析可以了解到小波变化技术虽然可以快速、有效的提取到齿轮箱故障特征信号，而模糊神经网络算法可以对所提取的故障信息进行柔性处理，保证数据的合理性。但是这两种算法仍然存在一定的不足之处。比如说利用小波变化技术虽然可以提取特征信号，但是并无法将特征信号与风电机组其他信号进行分离。模糊神经网络在实际应用时很难有效界定模糊规则的范围，甚至还有可能导致算法出现冗余，缩小故障诊断分析和判断范围。因此为了有效解决这一问题，本文在进行研究时提出了基于改进粒子群优化模糊核聚类算法，利用该算法弥补小波变换技术和模糊神经网络的不足，从而提高故障诊断效率。

(2) 本文在进行研究时对基于改进粒子群优化模糊核聚类算法、小波变换技术和模糊神经网络三种算法结合在一起对齿轮箱进行故障诊断研究。经过分析发现本文所提出的算法不仅可以快速定位故障信息，还可以有效识别出安全隐患，为故障运维维修奠定基础。

经过本文的研究能够为齿轮箱故障诊断提供依据，但是本文研究还存在一定的不足之处，还需要在以后的工作和学习中不断完善，具体如下：

(1) 囿于本人研究能力的限制，在本文研究中只是以双馈风力发电机组为例进行分析，该类型的风电机组在清洁能源发电中经常应用，但不是唯一的，因此本文研究具有针对性，普遍应用效果还有待验证。

(2) 本研究所提出的设备运行数据都是实际风力发电机组的数据，但是数据获取困难，数据量有限，无法利用更多数据对本文所提出的故障诊断技术进行验证。

基于以上的问题，还需要在下一步的工作和学习中不断扩大研究样本，综合考虑多种不同类型的风电机组设备，并扩大样本数据来源，将算法应用到海量数据计算中，从而更好的突出故障诊断技术的

参考文献

- [1] 鲁炯, 朱才朝, 王屹立. 基于信息融合的风电机组齿轮箱轴承故障诊断[J]. 重庆大学学报, 2020(8):7-19.
- [2] 李珉. 风力发电机组齿轮箱轴承故障诊断探析 [J]. 中国设备工程, 2020(3):117-119.
- [3] Manrique R F, Giraldo F A, Esmeral J S. Fault detection and diagnosis for wind turbines using data-driven approach[C]// Computing Congress. IEEE, 2012:179-189.
- [4] Wentao S W S, Changhou L C L, Dan Z D Z. Bearing Fault Diagnosis Based on Feature Weighted FCM Cluster Analysis[C]// International Conference on Computer Science & Software Engineering. IEEE, 2008:112-119.
- [5] Nassim Laouti, Sami Othman, Mazen Alamir, 等. Combination of model-based observer and support vector machines for fault detection of wind turbines[J]. International Journal of Automation & Computing, 2014(3):86-87.
- [6] Han M, Pan J. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings[J]. Measurement, 2015, 2(76):7-19.
- [7] Tabrizi A, Garibaldi L, Fasana A, et al. Early damage detection of roller bearings using wavelet packet decomposition, ensemble empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Meccanica, 2015, 50(3):865-874.
- [8] 郭莹莹, 张磊, 肖成, 等. 基于改进深度森林算法的风电机组故障诊断技术研究[J]. 可再生能源, 2019, 255(11):144-149.
- [9] 吉哲, 傅忠谦, 张松涛. 基于优化 NRS 和复杂网络的柴油发电机组故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 360(04):251-256+265.
- [10] 徐永干, 冉恒, 苟鑫, 等. 基于广义 S 变换和 QPSO-SVM 的水电机组振动故障诊断方法[J]. 陕西电力, 2020, 48(002):38-44, 84.
- [11] 刘志刚, 赵晓燕, 张涛, 等. 基于小波包-神经网络的电厂发电机组故障诊断研究[J]. 机械传动, 2018, 260(08):179-182.
- [12] Sumathy M, Kilicman A, Manuel M M S, et al. Qualitative study of Riccati difference equation on maneuvering target tracking and fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. Cogent Engineering, 2019, 6(1):17-18.
- [13] Kiran V, Hemantha K, Gangadharan K V, et al. Engine gearbox fault diagnosis using machine learning approach[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2018, (24):117-118.
- [14] Medina R, Macancela J C, Lucero P, et al. Vibration signal analysis using 35 symbolic dynamics for gearbox fault diagnosis[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104(2):56-58.
- [15] Dameshghi A, Refan M H. Wind turbine gearbox condition monitoring and fault diagnosis based on multi-sensor information fusion of SCADA and DSER-PSO-WRVM method[J]. International Journal of Modelling & Simulation, 2019, 39(1):48-72.
- [16] Kim J S. Identification of tooth fault in a gearbox based on cyclostationarity and empirical mode decomposition[J]. Structural health monitoring, 2018, 17(3):494-513.
- [17] 张绍辉, 罗洁思. 基于频谱包络曲线的稀疏自编码算法及在齿轮箱故障诊断的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 037(004):249-256.
- [18] 高佳豪, 郭瑜, 伍星. 基于 SANC 和一维卷积神经网络的齿轮箱轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020(19):29-36.
- [19] 姜保军, 曹浩. 基于小波分解和样本熵的 GA-SVM 齿轮箱故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019, 549(11):83-87.
- [20] 王志坚, 常雪, 王俊元, 等. 排列熵优化改进变模态分解算法诊断齿轮箱故障[J]. 农业工程学报, 2018, 034(023):59-66.
- [21] 李远, 叶立文, 李虹, et al. 基于改进均值聚类算法的 RBF 神经网络调相机故障诊断算法研究[J]. 高电压技术, 2019, 45(2):124-126.
- [22] 杨家印. 一种 BP 神经网络的汽车齿轮箱故障诊断及实验验证[J]. 机械传动, 2019, 43(01):156-159.
- [23] Roberto Lázaro, Nurseda Y. Yürüen, Melero J J. Determining Remaining Lifetime of Wind Turbine Gearbox Using a Health Status Indicator Signal[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1618(2):22-37.
- [24] 张彪, 张超, 段皓然, 等. 基于协整分析的风电机组状态监测方法[J]. 机械设计与研究, 2020, 185(01):195-199+205.
- [25] Mankhi T A, Legutko S, Al-Bedhany J H, et al. Selecting the Most Efficient Bearing of Wind Turbine Gearbox Using (Analytical Hierarchy Process) Method “AHP” [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 5(11):201-205.
- [26] 王永超. 风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展[J]. 精品, 2020(009):217-217.
- [27] Blanco-M A, Marti-Puig P, Gibert K, et al. A Text-Mining Approach to Assess the Failure Condition of Wind Turbines Using Maintenance Service History[J].

Energies, 2019, 12(10):1982-1992. 36

[28] 徐芊, 汪健冬, 王梦琳, 等. 基于 XGBoost 两层算法模型的风机齿轮箱输入轴故障监测与诊断方法[J]. 电力设备管理, 2020, 42(03):126+142-145.

[29] 郑小霞, 钱铁群, 王帅, 等. 改进灰狼优化模糊核聚类在风电齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2020, 282(06):148-154.

[30] Elasha, Shanbr, Li X, et al. Prognosis of a Wind Turbine Gearbox Bearing Using Supervised Machine Learning[J]. Sensors, 2019, 19(14):3092-3094.

[31] Lamhour K, Tizliouine A. Different Failure Modes of the Horizontal Axis Wind Turbine Gearbox[C]// 2019 7th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC). 2019:169-173.

[32] 王圆, 刘静, 梁培沛. 风电机组齿轮箱磨损案例分析[J]. 设备管理与维修, 2020, 463(01):148-149.

[33] 周福成, 唐贵基, 何玉灵. 基于改进 VMD 的风电齿轮箱不平衡故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2020, 39(5):170-176.

[34] Corley B, Carroll J, McDonald A. Fault detection of wind turbine gearbox using thermal network modelling and SCADA data[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1618(2):22-42.

[35] 何小静. 风电齿轮箱运行状态监测与故障诊断 [J]. 商品与质量, 2020(005):271-273.

[36] Merizalde Y, Luis Hernández-Callejo, Oscar Duque-Pérez, et al. Diagnosis of wind turbine faults using generator current signature analysis: a review[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2019, 1(2):170-176.

[37] Rommel D P, Maio D D, Tinga T. Calculating loads and life-time reduction of wind turbine gearbox and generator bearings due to shaft misalignment[J]. Wind Engineering, 2020(3):1212-1234.

[38] 姜佳辉, 包永强, 邵琪. 一种改进的偏二叉树孪生支持向量机算法及其应用[J]. 计算机测量与控制, 2020, 028(003):201-205.

[39] Alvarez E J, Ribaric A P. An improved-accuracy method for fatigue load analysis of wind turbine gearbox based on SCADA[J]. Renewable energy, 2018, 115(1):391-399.

[40] Angel G, Miguel S B, Rodríguez-López Miguel. Behavior Anomaly Indicators Based on Reference Patterns—Application to the Gearbox and Electrical Generator of a Wind Turbine[J]. Energies, 2018, 11(1):87-89. 37

攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果 38

致谢

39

作者简介

说明: 1. 总文字复制比: 被检测论文总重合字数在总字数中所占的比例

2. 去除引用文献复制比: 去除系统识别为引用的文献后, 计算出来的重合字数在总字数中所占的比例

3. 去除本人文献复制比: 去除作者本人文献后, 计算出来的重合字数在总字数中所占的比例

4. 单篇最大文字复制比: 被检测文献与所有相似文献比对后, 重合字数占总字数的比例最大的那一篇文献的文字复制比

5. 指标是由系统根据《学术论文不端行为的界定标准》自动生成的

6. 红色文字表示文字复制部分; 绿色文字表示引用部分; 棕灰色文字表示作者本人文献部分

7. 本报告单仅对您所选择比对资源范围内检测结果负责



 [amlc@cnki.net](mailto:amlc@cnki.net)

 <http://check.cnki.net/>

 <http://e.weibo.com/u/3194559873/>