

# 旋转机械 振动信号故障

## 模式识别系统研究

游 磊 / 著

XUANZHUAN JIXIE  
ZHENGDONG XINHAO GUZHANG  
MOSHI SHIBIE XITONG YANJIU



电子科技大学出版社

University of Electronic Science and Technology of China Press

# 旋转机械 振动信号故障 模式识别系统研究

游 磊 / 著

XUANZHUAN JIXIE  
ZHENGDONG XINHAO GUZHANG  
MOSHI SHIBIE XITONG YANJIU



电子科技大学出版社

University of Electronic Science and Technology of China Press

· 成都 ·

## 图书在版编目(CIP)数据

旋转机械振动信号故障模式识别系统研究 / 游磊著

— 成都: 电子科技大学出版社, 2019. 12

ISBN 978-7-5647-6653-5

I. ①旋… II. ①游… III. ①旋转机构 - 机械振动 - 信号 - 故障诊断 - 识别系统 - 研究 IV. ①TH210.7

中国版本图书馆CIP数据核字(2018)第188130号

## 内 容 简 介

本书以旋转机械运行时产生的振动信号为数据分析对象, 主要研究旋转机械故障模式识别系统的三个核心问题, 即故障信号数据采集、故障特征提取与故障模式分类。本书采用PXI仪器总线研制了数据采集系统, 该系统从硬件(PXI-11154)到软件(RunView)都拥有核心技术和自主知识产权。本书在分析对比相关常用特征提取算法基础上, 将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱引入到故障特征提取中, 提出了将三者相互融合的故障特征提取方法—VWC。在故障特征提取后将特征向量输入到支持向量机SVM中对故障进行模式分类。为了提高分类识别精度, 本书采用了改进型混合蛙跳算法MSFLA对支持向量机SVM的相关参数进行寻优处理, 提出了MSFLA-SVM模式分类算法。最后搭建了旋转机械故障模拟实验平台对书中提及的算法及模型进行了验证。

本书的出版对旋转机械故障模式识别系统有着重要启示作用, 尤其在自主研制数据采集模块、利用信号处理技术对原始振动信号进行特征提取和故障模式分类方面具有较高的参考价值。

## 旋转机械振动信号故障模式识别系统研究

游 磊 著

策划编辑 杨仪玮

责任编辑 兰 凯

出版发行 电子科技大学出版社

成都市一环路东一段159号电子信息产业大厦九楼 邮编 610051

主 页 [www.uestcp.com.cn](http://www.uestcp.com.cn)

服务电话 028-83203399

邮购电话 028-83201495

印 刷 四川煤田地质制图印刷厂

成品尺寸 185mm×260mm

印 张 9

字 数 190千字

版 次 2019年12月第一版

印 次 2019年12月第一次印刷

书 号 ISBN 978-7-5647-6653-5

定 价 38.00元

版权所有 侵权必究



## 作者简介

游磊，男，成都大学信息科学与工程学院副教授，工学博士。目前发表论文20余篇，其中SCI期刊10篇。主持四川省科技厅科研项目1项、国家重点实验室开放课题1项和四川省教育厅科研项目2项，参与国家自然科学基金项目2项，四川省科技厅科研项目2项。

# 前 言

当旋转机械在运行状态下出现故障时大都会通过振动信号反映出来，振动信号能够反映出设备运行状态是否正常。对振动信号进行故障诊断是预防和减小机械事故损害的重要技术手段。故障诊断是根据监测机械设备所产生的运行状态信号及时准确判断出其工作状态是否正常，并保障机械设备安全运行的科学技术。故障诊断中核心问题是故障模式识别系统。从结果层面上看，故障诊断实质就是故障模式识别系统。该系统首先利用传感器技术对故障信号进行数据采集，然后对数据进行故障特征提取，最后在故障模式与故障特征之间建立正确的映射关系，即故障模式分类。本书主要围绕故障模式识别系统中三个核心问题展开了研究，即数据采集、特征提取和模式分类。数据采集是数据源头，特征提取是关键，模式分类是结果。本书根据旋转机械振动信号特点自主研发了数据采集模块。同时，鉴于不同故障类型所表现出的振动信号特征的差异性。本书提出了一种将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱相结合的时频特征提取方法VWC (Vibration Severity, Wavelet Energy Spectrum and Coefficient Power Spectrum of Wavelet Energy Maximum Decomposition Level, 简称VWC)，以及改进型混合蛙跳-支持向量机模式识别分类算法MSFLA-SVM (Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm - Support Vector Machine, 简称MSFLA-SVM)，利用VWC和MSFLA-SVM构建了故障模式分类识别模型。

本书以旋转机械的振动故障作为研究对象，利用数据采集模块获取设备状态信号，然后进行对数据进行特征提取，最后建立故障模式识别模型。本书围绕着旋转机械故障模式识别系统的相关问题，在数据采集、特征提取与模式分类方面展开了深入研究，主要研究工作包括：

(1) 结合旋转机械运行特点，本书从构建振动数据采集系统到特征提取以及故障识别分类，建立了完整的旋转机械故障模式识别模型。目前，国内针对旋转机械故障诊断的研究处于探索与发展阶段。本书针对旋转机械故障诊断中的关键技术——故障模式识别系统进行了积极研究和探索，为旋转机械故障诊断的发展提供了一种新的研究思路。

(2) 本书采用PXI面向仪器的总线接口平台，自主研发出数据采集模块PXI-11154及配套的数据分析处理应用软件RunView。PXI-11154是一款采用16位高分辨率A/D，结合FPGA和PXI总线技术研发的新型数据采集模块。它能够对旋转机械产生的振动信号进行采集，通过PXI接口将数据传送给主机。RunView是以PXI-11154为硬件平台的动态信号分析应用软件，该软件能对PXI-11154采集的振动信号进行保存及分析处理。

(3) 对原始数据进行特征提取是故障模式识别中的关键步骤。本书在分析对比相关特征提取算法基础上，首次提出将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分

解层系数功率谱作为特征参数引入到旋转机械故障模式识别中。本书将三者相结合提出了VWC特征提取算法。振动烈度能够反映出振动能量的大小，本书将振动烈度作为时域特征提取参数。频域分析是特征提取最重要的工具，因为设备运行时产生的振动信号为非平稳信号，传统Fourier变换并不适用分析这类信号。小波变换能够用于分析非平稳信号，但是它不能准确分析出振动信号中包含的微弱信号，而这些微弱信号往往是故障的早期征兆。为此，本书在小波变换的基础上，采用了小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱相结合的分析方法对振动信号进行特征提取。实验结果表明，利用VWC方法对振动信号进行特征提取取得了良好的效果，尤其适用于故障发生的早期阶段。

(4) 旋转机械故障进行分类时面临的一个难题是样本数据受到设备自身条件及现场环境的制约，获取的故障数据大都是小样本数据。传统人工神经网络并不适用于小样本数据集，而建立在统计学习理论基础上的支持向量机算法特别适合小样本数据的训练学习。支持向量机利用核函数建立了非线性空间向线性空间的映射关系，很好地解决了数据维数灾难问题。本书深入全面地研究了支持向量机算法，详细讨论了其基本思想和实现算法，并将支持向量机应用到旋转机械故障模式识别中。通过对特征参数的分类识别，构造了基于C-支持向量机的故障模式识别分类模型。同时为了提高故障模式分类精度，本书提出了用改进型混合蛙跳算法MSFLA对支持向量机的参数进行优化，取得最优参数，进而使故障识别率得到大幅提升。实验结果验证了MSFLA-SVM故障分类方法的有效性和实用性。

特别感谢中国核动力研究设计院何攀和刘才学研究员，成都航空职业技术学院梁颖教授，工程师冉有旗的大力支持和帮助。

感谢我在成都理工大学攻读工学博士学位期间导师方方教授。感谢电子科技大学信息与通信工程博士后流动站合作导师何子述教授。感谢成都大学刘旭、袁芷毓、龚缘、王子健、周峻玄、潘茂林和陈婧同学协助作者整理相关资料。感谢成都大学信息科学与工程学院领导、同事们的支持和帮助。

本书由浙江大学CAD&CG国家重点实验室开放课题（高层公共建筑人员应急疏散模型及可视化仿真研究，A1922）和四川省科技计划（微电子封装微尺度焊点弯扭加载可靠性技术研究，2018JY0292）资助。

本书由成都大学游磊独著，游磊负责全书的统稿和修改。

本书在撰写过程中参考了大量相关的国内外文献资料，虽然作者已经把文献资料列出，由于时间和篇幅原因可能对参考文献有所遗漏，在此对本书中所引用的所有参考文献作者表示感谢。

书稿从酝酿到出版前后经历数年之久，虽然几经努力和反复修改，但是作者能力和水平有限，难免有不足之处，敬请各位专家和读者批评指正，多提宝贵意见。相关建议或意见可发至邮箱：[hendryou@cdu.edu.cn](mailto:hendryou@cdu.edu.cn)，再次表示感谢。

游 磊

2019年10月于成都大学



# 目 录

<b>第1章 绪论</b> .....	1
1.1 研究动因 .....	1
1.2 研究现状 .....	3
1.2.1 国外研究现状 .....	3
1.2.2 国内研究现状 .....	5
1.2.3 现状总结 .....	7
1.3 研究内容 .....	8
1.4 研究特色和创新点 .....	9
1.5 研究思路和内容范畴 .....	9
<b>第2章 旋转机械故障诊断原理</b> .....	11
2.1 旋转机械工作原理 .....	11
2.2 故障诊断及典型故障 .....	11
2.2.1 振动特征及故障原因.....	11
2.2.2 典型故障的机理 .....	13
2.3 旋转机械故障模式识别系统 .....	18
2.3.1 故障信号的采集 .....	18
2.3.2 故障信号特征提取 .....	19
2.3.3 故障信号的模式分类 .....	19
2.4 本章小结 .....	19
<b>第3章 PXI振动信号数据采集系统</b> .....	20
3.1 传感器系统 .....	20
3.1.1 压电式传感器工作原理 .....	20
3.1.2 传感器及其配套器件 .....	22
3.2 数据采集硬件模块PXI-11154 .....	24

3.2.1	PXI采集系统组成	24
3.2.2	数据采集模块设计指标	25
3.2.3	采样模块设计	26
3.2.4	时钟模块设计	30
3.2.5	触发模块设计	31
3.2.6	存储模块设计	34
3.2.7	PXI总线接口设计	37
3.2.8	测试指标参数	40
3.3	数据采集软件模块-RunView	41
3.4	本章小结	45
<b>第4章</b>	<b>故障特征提取和模式分类常用方法</b>	<b>46</b>
4.1	故障特征提取分析方法	46
4.1.1	时域分析方法	46
4.1.2	频域分析方法	47
4.1.3	时频联合分析方法	49
4.2	故障模式分类方法	52
4.2.1	人工神经网络	52
4.2.2	统计学习方法	54
4.3	常用方法的对比分析	54
4.4	本章小结	55
<b>第5章</b>	<b>振动信号故障特征提取方法——VWC</b>	<b>57</b>
5.1	VWC振动信号特征提取原理	57
5.2	振动烈度	58
5.3	小波分析	60
5.3.1	小波变换发展历程	60
5.3.2	小波变换理论	60
5.3.3	连续小波变换	64
5.3.4	离散小波变换	65
5.3.5	二进小波变换	65
5.3.6	多分辨分析	66
5.3.7	小波信号的分解与重构	69
5.3.8	小波基函数	71

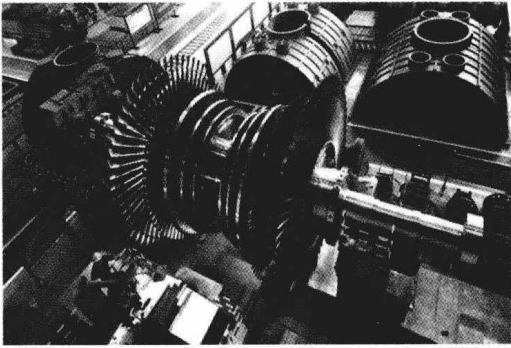
5.4	小波能量谱和功率谱 .....	74
5.5	实验及结果分析 .....	76
5.5.1	实验环境 .....	76
5.5.2	微弱振动故障分析 .....	78
5.5.3	振动故障实验及分析 .....	82
5.6	本章小结 .....	89
<b>第6章</b>	<b>基于MSFLA-SVM的故障模式分类 .....</b>	<b>90</b>
6.1	机器学习 .....	90
6.1.1	机器学习问题模型 .....	90
6.1.2	机器学习中的相关问题 .....	91
6.2	统计学习理论 .....	92
6.2.1	学习过程的一致性 .....	93
6.2.2	统计学习的VC维 .....	94
6.2.3	推广性的界 .....	94
6.2.4	结构风险最小化SRM .....	96
6.3	支持向量机SVM .....	97
6.3.1	SVM基本思想 .....	97
6.3.2	SVM的核函数 .....	100
6.3.3	SVM相关算法 .....	103
6.4	MSFLA算法 .....	104
6.4.1	混合蛙跳算法-SFLA .....	105
6.4.2	改进型混合蛙跳算法-MSFLA .....	108
6.5	MSFLA-SVM故障模式分类 .....	110
6.5.1	振动故障多分类方法 .....	110
6.5.2	故障数据构成 .....	111
6.5.3	实验及结果分析 .....	112
6.6	本章小结 .....	120
<b>第7章</b>	<b>结论 .....</b>	<b>121</b>
	<b>参考文献 .....</b>	<b>123</b>

# 第1章 绪 论

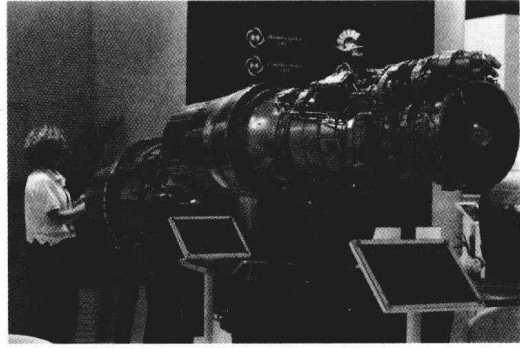
## 1.1 研究动因

旋转机械是指主要依靠旋转动作完成特定功能的机械设备，它是大部分机械设备的主体或关键部分。在机械设备中旋转机械所占比例约占总量的80%，旋转机械被广泛应用于航空航天、工业制造、电力能源和冶金等重要生产领域。典型的旋转机械有汽轮机、发电机、泵、离心压缩机和航空发动机等。如图1-1展示了四种典型旋转机械。旋转机械主要由转子系统、轴承、齿轮箱、联轴器、传动机构等构成。随着现代化工业技术不断提高以及科学技术飞速发展，旋转机械设备体积由小型转为大型，结构由简单转为复杂，控制由人工转为智能，功能由单一转为多样，连续工作时间由短暂转为连续。例如，起飞总重超过100吨的大飞机、大型隧道盾构机、核电站主冷却剂泵等。这些发展变化使生产效率大幅提高。“欲思其利，必虑其害”，旋转机械在给工业生产带来好处的同时也提出了新的挑战。旋转机械工作环境大都较复杂和恶劣，设备长期处于高速旋转、强负荷及连续运行中，与其他机械设备相比，旋转机械及其内部主要部件更加容易出现一些故障。现代化的旋转机械结构复杂，设备之间关联性强，系统中的一些关键设备一旦发生故障，将会引起多米诺骨牌效应反应。如果不及时发现和处理，将会造成灾难性后果，带来重大人员伤亡和经济损失。国内外因为机械设备故障而引发灾难性事故屡见不鲜。1972年，日本关西电力公司海南电厂3号机组600MW汽轮机在进行超速实验运行过程中，因为发生剧烈振动导致转子断裂，事故导致机组全部损毁，直接经济损失高达50亿日元。1987年，中国兰空乌指航运团831号黑鹰直升机飞至都兰县诺木洪乡境内，因飞机尾减速器输出传动齿轮轴断裂发生机械故障失事坠毁，事故导致3人死亡，15人受伤，如图1-2所示。1988年，中国秦岭发电厂5号200MW汽轮机发电机组，在进行转速实验过程中发生轴系断裂特大事故，轴系共断成13段，其中螺栓断裂6处，轴体断裂5处，主机基本被毁。2011年，南非ESKOM电力公司DUVHA电站4号机组在进行超速实验时发生事故，造成机组全部报废，损失巨大，如图1-3所示。

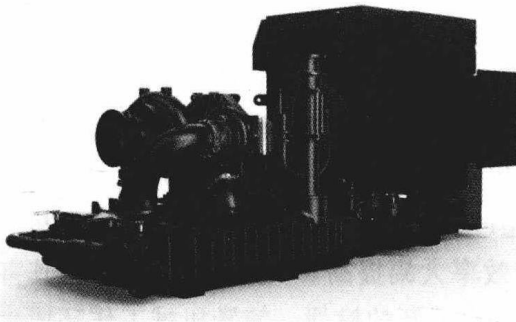
故障诊断是根据监测的故障信号及时准确判断出机械设备的运行状态，保障机械设备安全运行的一门科学技术。故障诊断是预防和减小机械事故损害的重要技术手段。它能够在故障早期就及时准确识别故障，防止故障劣化，避免灾难性事故发生。故障诊断不仅能够有效延长机械设备的使用年限，还能够节省检修费用，为设备长期稳定运行提供安全保证。故障诊断中关键技术问题是故障模式识别，故障模



(a) 汽轮机



(b) 航空发动机



(c) 压缩机



(d) 泵

图 1-1 四种典型的旋转机械



图 1-2 黑鹰直升机坠毁

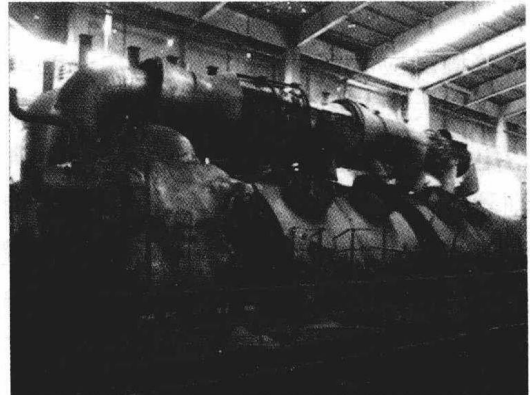


图 1-3 南非ESKOM电力公司DUVHA电站事故

式识别将直接影响故障诊断结果的准确性。从结果层面上看，故障诊断实质就是故障模式识别系统。该系统首先利用传感器技术对故障信号进行数据采集，然后对数据进行故障特征提取，最后在故障模式与故障特征之间建立正确的映射关系，即故障模式分类。本书主要是围绕故障模式识别系统中数据采集、特征提取与模式分类三个核心部分展开研究。数据采集是原始数据源头，特征提取是关键，模式分类是结果。

在实际工程应用中，旋转机械设备运行时可供监测的信号有很多。这些信号包括振动、温度、声音和压力等，在这些信号之中，振动信号具有迅速准确提供机械

设备状态信息的优势, 旋转机械中70%以上的故障是经振动信号反映出来的。通过对旋转机械运行时产生的振动信号分析处理, 判断机械设备运作状态是目前最为常用的方法之一。故障诊断中数据是源头, 本书自主研发了数据采集系统对机械设备产生的振动信号进行采集。特征参数对故障诊断的结果影响很大, 传统的故障诊断方法通常采用时域参数(如峰峰值、最大小值、均值等)和频域参数(如频谱、相位谱、功率谱等)作为特征参数。本书将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱作为特征参数进行故障特征提取。由于在实际工况中旋转机械故障的发生具有瞬态突发特点, 故障信号可能一闪而过。同时, 对于价格昂贵的大型旋转机械设备也不可能在故障状态下长期运行。因此, 现实生产中很难采集到海量数据作为旋转机械故障样本数据。根据实验数据为小样本的特点, 本书引入改进型混合蛙跳-支持向量机模式识别分类算法 MSFLA-SVM (Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm-Support Vector Machine, 简称 MSFLA-SVM), 将统计学习理论 (Statistical Learning Theory, 简称 SLT) 应用到旋转机械故障模式识别中。新方法的引入对旋转机械运行状态监测和故障模式识别进行了有益的探索。此外, 因为旋转机械属于高速旋转机械, 而旋转机械设备被广泛应用在工业生产中, 它是生产过程中的核心设备。如果旋转机械设备发生重大故障, 将会给企业造成巨大的经济损失, 甚至是灾难性后果。因此, 本课题研究的成果也可以推广到使用旋转机械设备的企业, 它将会产生巨大的社会效益和经济效益。

## 1.2 研究现状

### 1.2.1 国外研究现状

对于机械设备的故障诊断研究起源于20世纪60年代, 它是伴随着现代工业迅猛发展的综合性边缘新兴学科, 同时它也是现代化生产发展的必然产物。美国是世界上第一个提出机械设备故障诊断的国家。1961年, 美国开始实施载人登月工程——阿波罗工程 (Apollo Project), 它前后跨度约11年, 耗资255亿美元, 参与人数超过30万人。阿波罗计划刚开始时, 就被一系列设备故障所困扰, 严重影响了计划的进度。为了按时完成工程进度, 1967年, 在美国宇航局 (National Aeronautics and Space Administration, 简称 NASA) 的领导下, 由美国海军研究室具体负责成立了美国机械故障预防小组 (Machinery Fault Prevention Group, 简称 MFPG)。MFPG 的成立标志着机械故障诊断作为一门崭新学科进入了研究和应用阶段。在机械故障诊断早期研究中, John Sohre 和 Beard 的研究具有一定代表性。John Sohre 在认真分析多次机械事故基础上将机械故障分成了9大类37种类型。Beard 发表了基于解析冗余的故障诊断技术。随着故障诊断技术的应用, 它所产生的巨大的经济效益引起了企业的关注。企业投入了大量人力、物力用于设备故障诊断的研究, 同时各大企业也推出了相应的机械设备诊断系统。美国 Bechtel 电力公司在1987年研制成功了用于火电厂

机械设备故障诊断的专家系统 SCOPE。美国西屋电气公司率先推出用于汽轮机的基于分布式远程故障诊断系统。美国 Bently 公司在旋转机械故障诊断及传感器方面的研制处于全球领先地位。欧洲于 20 世纪 70 年代开始故障诊断研究。英国原子能研究所、曼彻斯特大学等在机械故障诊断方面进行了深入研究取得了卓越成果。在机械设备状态监测方面德国西门子公司成绩卓越。丹麦 B&K 公司在加速度信号检测方面也取得了不俗成绩。在亚洲,日本在故障诊断技术方面取得了丰硕的成果。1982 年,日立公司成功研制了汽轮机转子寿命诊断系统 HITASS。1987 年,东芝电气公司成功研制出大功率汽轮机轴系故障诊断系统。

近年来,机械设备的故障诊断一直是国外学者们研究的重点和热点,在众多领域都取得了丰富的研究成果。针对风力涡轮机的行星齿轮的故障缺陷监测, Tomasz 等提出了基于谱峭度的齿轮缺陷故障检测方法。与传统方法相比,其优势在于能够提前数周发现齿轮故障隐患。Dybala 等提出了一种基于经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, 简称 EMD) 的滚动轴承故障诊断,该方法主要用于早期轴承损伤监测。Poyhonen 等监测感应电机的振动信号对其进行故障特征提取。他们将功率谱密度的快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, 简称 FFT) 与高阶频谱分析 (Higher Order Spectra, 简称 HOS)、自回归 (Autoregressive, 简称 AR) 模型进行对比分析,并将 AR 模型系数应用到感应电机的振动信号特征提取中。Vicente Clemente-Alarcon 等提出了将陷波 FIR 滤波器和 Wigner-Ville 分布用于监测识别感应电机故障诊断。Elias Strangas 等分别采用了短时傅里叶变换 (Short-time Fourier Transform, 简称 STFT)、非抽样小波分析、Wigner 分布, Choi-Williams 分布四种不同方法对永磁电动机的故障进行特征分析。然后用线性判断分类和 K-means 聚类算法对故障进行分类。Shazali Osman 等提出了一种增强型希尔伯特黄变换 (enhanced Hilbert-Huang Transform, 简称 eHHT) 用于滚动轴承的缺陷监测。该算法首先对采集的信号进行降噪处理,然后再用 eHHT 对降噪的信号进行特征提取,实验结果验证了算法的有效性和良好的鲁棒性。Abbasion 等利用小波分析对滚动轴承电机进行降噪和特征提取,然后再用支持向量机 SVM 其进行多故障分类识别。针对早期的齿轮箱故障, Saravanan 等利用离散小波变化 (Discrete Wavelet Transform, 简称 DWT) 进行故障特征提取,在特征提取基础上用人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称 ANN) 对故障进行分类识别。Bordoloi 等在频域数据分析基础上使用 SVM 对齿轮多故障进行故障模式分类。他们利用网格法、遗传算法和智能人工蜂群算法对 SVM 的参数进行优化,进而用四种不同的故障实验环境检验 SVM 对多故障分类的性能。采用实小波变换进行故障诊断存在平移敏感性,只有幅值信息缺少相位信息。复小波变换不仅能从幅值还能从相位信息对信号进行分析。Seshadrinath 等提出了一种基于复小波技术对嵌入式变频感应电机进行多故障识别算法,他们把算法与离散小波变换进行了对比,结果表明使用该算法后故障识别率提高。Bozchalooi 等从齿轮故障振动信号中提取幅值、相位和频率特征值作为能量算子。为了提高效率和准确性,他

他们还运用小波对原始振动信号进行降噪。为了有效准确地从振动信号中提取轴承特征频率, Mishra等结合包络分析、基于 Sigmoid 函数的小波阈值降噪以及贝叶斯估计方法, 从慢速滚动轴承信号中提取相关的故障信号。Samanta等分别采集旋转机械正常状态和故障状态下的振动信号, 进行特征提取。然后把这些特征参数作为人工神经网络的输入对旋转机械进行故障诊断。Barakat等提出一种基于 ANN 的自适应智能算法, 算法主要利用离散小波变换以及高斯神经元 (Gaussian Neurons) 对信号进行处理。该算法适用于旋转部件的故障分类以及隔离生产过程中的干扰信号。Adil等提出用指数识别分析 (Exponential Discriminant Analysis, 简称 EDA) 对机械设备进行故障检测和隔离。EDA 克服了 Fisher 算法的欠采样和小样本集合问题, 非常适合于液舱系统故障诊断。Jacek 等提出了平均瞬态功率谱作为周期性旋转部件的时频分析方法, 通过该方法可以获取非平稳运行条件下的机械设备振动信号特征。他们把成果应用于风力涡轮机驱动机构取得了良好效果。Singleton 等提出了一种数据驱动的方法论, 该理论是依赖于时域和时频域的特征跟踪轴承故障演化过程, 并且利用 Kalman 滤波器的学习参数对设备剩余寿命周期进行预测。Asr 等为了解决旋转机械中相互有依赖作用多源故障问题, 提出了一种非朴素贝叶斯 (Non-Naive Bayesian) 故障模式分类方法。该方法对多源故障具有很高的识别率。基于决策树 (Decision Tree) 和 SVM 模型, Saimurugan 等提出了一种旋转机械故障模式识别的新方法。该方法首先利用决策树对不同工况条件下的振动信号进行特征选择, 然后将处理后的特征向量输入到 SVM 中进行准确故障分类。深度学习具有准确刻画故障信号与故障类别之间复杂映射关系的能力, 深度学习与故障模式识别系统相结合成为研究人员新的发展方向。Khan 等对深度学习在系统健康管理及故障诊断应用方面面临的机遇与挑战进行了综合性回顾。Tamilselvan 等利用深度信念网络 (Deep Belief Network, 简称 DBN) 提出了一种多传感器设备健康模式识别算法。他们把这种诊断算法用于电力变压器以及航空发动机健康诊断领域取得了丰硕的研究成果。Sohaib 等将混合特征模型和深度神经网络相结合提出了一种轴承故障模式识别模型。该模型首先利用混合模型对原始信号进行特征提取, 然后利用深度神经网络对特征向量分类识别。

### 1.2.2 国内研究现状

相对于发达国家我国对故障诊断的研究起步较晚, 始于 20 世纪 80 年代。当时由于石化企业业务需要, 引进了国外频谱分析仪器用于设备状态监测, 这些仪器的使用拉开了我国机械设备故障诊断的序幕。我国科研人员在这方面做了大量研究工作。目前在某些领域我国形成了拥有自身特色的诊断技术, 同时也研制了很多状态监测和故障诊断系统。例如, 西安交通大学研制的 RMMD 系统, 该系统主要用于大型旋转机械的运行状态监测和故障诊断。华中科技大学研制出应用于汽轮机监测和诊断的系统 KBTGMD。哈尔滨工业大学研制的 MMMDES 故障诊断专家系统。

高金吉在认真分析 John Sohre 的研究成果基础上, 进一步将机械故障细分为 10 类

58种。郭庆丰等用峭度分析法和时域指标对滚动轴承进行故障诊断。通过计算峭度值确定特征信号频段，然后对其进行滤波得到时域指标用于诊断滚动轴承故障。主元分析法（Principal Component Analysis，简称PCA）是基于多元统计的分析技术，将PCA用于旋转机械的故障分析中将大大简化变量之间的关联性，并且降低了故障诊断的复杂程度。冯俊婷等将主元分析用于核电站主旋转机械的故障分析中。针对压缩机气阀故障信号具有非平稳性和非周期性的特点，邵继业等利用主成分分析PCA对故障特征向量进行降维处理，然后引入遗传粒子群算法（Genetic Algorithm-Particle Swarm Optimization，简称GA-PSO）对BP神经网络进行参数优化，取得了良好的效果。程军圣等提出了局部特征尺度分解（Local Characteristic-scale Decomposition，简称LCD），LCD能将多分量复杂信号自适应分解成瞬时频率的单分量，程军圣将LCD用于齿轮故障、转子碰摩故障诊断中取得了可喜成绩。为了准确识别滚动轴承早期故障中微弱特征信号，陈志辉等将小波分析应用到旋转机械转子故障模式识别系统，利用小波包技术提取故障特征信号。李宏坤等提出了基于小波包——坐标变换的故障特征增强方法。该方法将故障信号进行小波包分解后进行主分量分析或独立分量分析坐标变换，得到重构信号用于滚动轴承故障识别。文献[63]在分析了传统特征提取和故障诊断的不足基础上，提出了一种新的基于小波包分解和经验模态分解EMD相结合的特征提取算法，然后用神经网络完成对旋转机械早期故障模式识别。首先，利用小波包分解（Wavelet Packet Decomposition，简称WPD）把原始的故障频率信号被分解成一系列窄带信号用以降噪，同时采用EMD方法获取相应频率带的本征模函数；其次，把固有模态函数（Intrinsic Mode Function，简称IMF）的信号特征分离出来，并且把IMF瞬态能量作为特征向量；最后，采用经典的三层BP（Back Propagation）神经网络模型对10种典型的转子故障进行了故障模式识别模型。为了准确刻画轴承早期故障特征状态变化，冯辅周等提出了一种小波相关排列熵的特征提取方法。该方法能够大幅缩短滚动轴承早期故障的识别时间。李志农等将经验小波变换应用到转子碰磨机械故障模式识别中。通过实验分析，经验小波变换与EMD方法相比，能够准确分解出信号的固有模态。焦卫东等引入了具有可控稀化解的前向最小平方近似支持向量机算法，并将该算法用于齿轮箱故障模式识别中进行验证，实验证明该算法具有良好推广价值。Teager能量算子是一种非线性差分算子，具有时间分辨率高、变换能力强的优点，在轴承故障模式识别方面得到了广泛应用。杨青乐等发现Teager能量算子能有效增强滚动轴承故障信号中的冲击成分，利用倒阶次谱能提取故障中微弱的故障冲击特征。刘志川等利用卡尔曼Kalman滤波和数学形态学分形分析方法对齿轮故障类型进行识别，取得了卓越成果。蔡宝平等将贝叶斯网络应用在三相逆变器以及地源热泵系统故障模式分类中，大幅提高了故障诊断的识别率。张东利为解决水轮发电机组振动故障问题，采用决策树分类算法对水电机组故障进行分类处理。胡志勇等将发动机振动信号按照曲轴转角进行时域能量划分形成故障特征向量，然后将特征向量输入到SVM中进行故障分类。

同时,他还利用粒子群算法对SVM参数寻优处理,提高了故障识别率。

近年来,一些群智能算法也逐渐成为国内学者们研究重点,他们将群智能算法应用到机械故障模式识别系统中,取得了不俗成绩。张强等将量子混合蛙跳算法(Quantum Shuffled Frog Leaping Algorithm,简称QSFLA)用于抽油机的故障诊断,增强解空间的遍历性,用QSFLA优化神经网络后对抽油机进行故障诊断大大提高了识别准确性,加快了全局最优解的收敛速度。为了检测轮毂电机在复杂工况下的故障,薛红涛等提出了一种基于狼群算法的多特征参数融合的故障模式识别方法,该方法能够有效识别轮毂电机的电气故障。乔维德在萤火虫——粒子群优化神经网络基础上构建了电机转子断条的故障模式识别模型。深度学习应用到故障模式识别中也成为一种新的研究方向。孙文珺等将去噪编码与稀疏自动编码器的深度神经网络相结合,实现了非监督学习的故障特征提取,并把它用于感应电动机故障诊断中。实验结果证明该方法提高了故障分类的准确度。李巍华等将深度信念网络DBN应用于轴承故障模式分类中,通过DBN发现故障数据的分布特征,避免了特征提取和选择方面的人为干预,提高了故障识别的智能性。何苗等提出了一种基于深度学习的轴承故障诊断方法,首先用短时傅里叶变换STFT对传感信号进行预处理后得到频谱矩阵。在此基础上,构建了深度神经网络的轴承故障模式识别模型,这种诊断模型特别适用于低转速的机械设备。郭亮等通过稀疏自编码非监督学习网络深度学习理论,解决了滚动轴承振动数据耦合度高的问题。任浩等根据现代工业系统发展方向,总结归纳了几种用于解决复杂工业系统方面的深度学习方法,探讨了深度学习在工业系统故障诊断方面面临的挑战以及研究方向。

### 1.2.3 现状总结

目前,旋转机械故障模式识别领域的数据采集模块大都以国外厂家为主,因为没有取得核心技术和知识产权,国内用户只能直接使用这些模块及其附带的应用软件获取实验数据,不能根据实际环境进行升级改造。从长远来看,这并不利于我国故障模式识别系统的发展。对于旋转机械信号处理的研究是利用设备运行时产生的振动信号进行特征提取。传统特征提取方法是建立在Fourier变换基础上的频谱分析,但是Fourier变换并不能完全适用于分析类似于旋转机械这类高速旋转机械设备产生的非平稳振动信号,并且它的分析精度也不是很高。时频分析技术的发展为解决这一难题提供了可能。其中最为经典的分析算法有短时Fourier变换(STFT)、Wigner-Ville分布(Wigner-Ville Distribution,简称WVD)、小波变换(Wavelet Transform,简称WT)和Hilbert-Huang变换(Hilbert-Huang,简称HHT)等。但是将它们应用于分析旋转机械的振动信号处理方面都有各自的不足,STFT对功率谱变化规律的分析较为粗糙,精确度不够。WVD存在交叉项干扰问题,不能够很好的区分振动信号和干扰信号。HHT在某些理论方面还需要进一步完善。小波分析具有对信号进行局部刻画的优势,它已经应用于故障特征提取中,并且在这方面不少学者都取得了一定成

果。但是小波变换对振动中微弱信号的特征提取能力还有所欠缺。

对于故障模式识别,很多研究集中在利用传统的人工神经网络技术对特征参数进行分类处理,这些研究取得了一定成果。但是人工神经网络是建立在大样本数据基础上,对小样本数据并不适用,而旋转机械故障诊断所用的数据样本大都属于小样本数据。所以人工神经网络并不完全适用于旋转机械故障模式分类。深度学习在很大程度上依赖于大规模数据,特征提取更依赖于隐层模型,解释性弱。由于深度学习模型很复杂,它们需要大量的计算性能来构建。目前,深度学习在故障模式识别方面的理论研究以及实际应用都还不够完善和成熟。

综上所述,本书提出了采用PXI仪器总线自主研制数据采集模块,该模块从硬件(PXI-11154)到软件(RunView)研发都拥有自主知识产权。同时,提出了将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱三者相结合的特征提取方法——VWC。在故障特征提取后将特征向量输入到支持向量机SVM中对故障进行模式识别。为了提高分类识别精度,采用了改进型混合蛙跳算法MSFLA对支持向量机的相关参数进行寻优处理,形成了MSFLA-SVM模式分类算法。

### 1.3 研究内容

本书中旋转机械故障模式识别系统是建立在振动数据信号分析处理的基础上。它主要围绕振动信号采集、振动故障信号的特征提取和故障模式分类三个方面展开研究。本书针对上面三个问题进行深入研究,主要研究内容如下:

(1) 针对旋转机械的故障模式识别体系进行了系统的研究。详细分析了其主要架构体系,并且对主要三个核心模块进行了详细讨论。

(2) 分析了旋转机械的故障机理以及故障特点,详细研究了故障诊断系统的相关问题。同时对常用的故障提取方法进行了对比说明,深入分析了它们各自的优缺点,为引入新的提取和识别方法奠定了基础。

(3) 研制采集振动信号的数据采集系统。本书首先在充分研究旋转机械振动信号特征的基础上,确定了选用振动加速度传感器作为前端数据采集。然后为了能够准确捕获这些信号,我们设计和实现了振动数据采集系统。本书在PXI(PCI eXtensions for Instrumentation,简称PXI)仪器总线平台基础上设计实现了数据采集模块和数据采集应用软件。

(4) 研究振动数据的故障特征提取方法。详细讨论了振动信号提取的工作原理以及故障模式识别中振动特征的选取。确定了将振动烈度、小波能量谱和小波能量谱最大分解层系数功率谱作为特征提取量。对振动烈度和小波能量谱的理论以及求解算法进行细致研究和探讨。最后通过实验数据验证了理论分析算法的正确性和实用性。

(5) 研究振动故障数据的分类方法。详细讨论了机器学习的统计学习理论,深入研究了支持向量机SVM、核函数理论及实现算法。为了提高分类识别率,采用了改进型混合蛙跳算法MSFLA对支持向量机的相关参数进行寻优处理。将MSF-