

中图分类号: V232; V267
学科分类号: 082304

论文编号: 102870716-B005

博士学位论文

航空发动机滚动轴承故障诊断与预测 关键技术研究

研究生姓名	王洪伟
学科、专业	载运工具运用工程
研究方向	智能诊断与专家系统
指导教师	陈果 教授

南京航空航天大学

研究生院 民航学院

二〇一五年十二月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics
The Graduate School
College of Civil Aviation

Research on Key Techniques of Fault Diagnosis and Prognosis for Aero Engine Rolling Bearing

A Thesis in

Vehicle Operation Engineering

By

Wang Hongwei

Advised by

Prof. Chen Guo

Submitted in Partial Fulfillment

of the Requirements

for the Degree of

Doctor of Philosophy

December, 2015

承诺书

本人声明所呈交的博士学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南京航空航天大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。

本人授权南京航空航天大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本承诺书）

作者签名：

日期： 年 月

摘 要

滚动轴承是航空发动机承力传动系统的关键部件，工作在高速、高温以及高载荷的变工况下，极易发生故障，因此，对航空发动机滚动轴承进行故障诊断和寿命预测对于有效地实施航空发动机的视情维修和健康管理具有重要的理论意义和工程实用价值。基于此，本文分别开发了离线油液磨粒检测技术和在线油液磨屑检测技术，研究了航空发动机滚动轴承故障诊断方法和寿命预测方法，并进行了实际工程应用和试验验证。论文主要研究内容如下：

(1) 总结了常见航空发动机滚动轴承的失效基本模式，以某型航空发动机为例，通过研究典型的主轴承和附件机匣轴承故障案例，分析了其失效原因和机理，结果表明，航空轴承主要失效模式为滚动接触疲劳失效。通过航空轴承加速失效试验平台，进行了实际航空轴承的疲劳剥落失效过程试验，并对轴承进行了失效原因分析，表明通过该试验过程可以模拟航空发动机轴承的疲劳剥落失效过程。最后对航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息进行了分析，对现有航空发动机轴承故障监控方法的缺陷和不足进行了讨论，梳理航空发动机滚动轴承的失效特征，可以针对小尺寸磨粒开展油液磨粒离线监测实现对航空发动机滚动轴承的故障诊断，针对大尺寸磨屑进行油液磨屑在线监测，从而实现对航空发动机滚动轴承的状态评估和寿命预测。

(2) 针对目前油样分析方法中难于实现对大于 $10\mu\text{m}$ 的磨损颗粒的检测问题，为更有效的诊断航空发动机轴承疲劳失效故障，研究了油液运动磨粒智能检测技术，并专门设计开发了基于磨粒图像分析的多功能油液磨粒智能检测与诊断系统 (Multiple Intelligent Debris Classifying System, MIDCS)，既能计算油液固体颗粒污染度等级，又能对大于 $10\mu\text{m}$ 以上的颗粒进行分析判断，将颗粒识别为金属和非金属，同时对金属颗粒进一步识别为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对非金属颗粒进一步区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒等。提出了基于遗传算法的显微成像系统多参数自适应调整的新方法。针对 MIDCS 中的磨粒识别特征冗余问题，利用 Weka 软件的 C4.5 算法对特征磨粒样本集进行了规则提取，获取了识别磨粒的专家知识规则，并对规则进行了分析，并与人工提取的规则进行了比较，结果表明本文所提取出的磨粒识别规则反应了实际磨粒识别的统计规律，具有很高的识别精度。

(3) 研究了基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法，对磨粒监测界限值制定方法进行讨论分析。采用 MIDCS 进行了实际航空发动机磨损监控验证，由于 MIDCS 对 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒检测力更强，而滚动轴承早期疲劳剥落将产生 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒，因此，与传统光谱分析相比，MIDCS 对于监控航空发动机滚动轴承疲劳故障更具优势。采用 MIDCS 磨粒检测，成功提前预报多起航空发动机故障，避免了危险性事故的发生。

(4) 对油液在线磨屑监测传感器进行了理论分析，讨论了铁磁性颗粒检测和非铁磁性颗粒

检测的原理。根据理论分析结果,设计开发了油液在线磨屑监测系统,讨论了系统结构和工作模式。研究提出了磨屑识别策略和算法,并进行验证,表明了算法的有效性。在传感器信号处理方面,研究了改进中值滤波去噪方法,并通过实验对所提方法进行了验证,传感器的信噪比有了明显的提高。

(5)以航空发动机附件机匣的 35-206P1 型轴承为试验对象,进行了 15 组航空轴承疲劳加速实验,并通过分析筛选出有效的轴承失效数据;在试验的基础上,引入了支持向量回归(support vector regression, SVR)对有效数据进行训练建模,得到了滚动轴承的剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)关于径向载荷、转速、特征量的预测模型,该模型可通过试验补充不断地拓展完善;最后,对实时采集的轴承数据,通过 GM(1,1)灰色模型对轴承状态进行动态预测,并结合已建立的预测模型得到轴承的剩余使用寿命。

关键词: 航空发动机; 滚动轴承; 磨损监测; 状态评估; 故障预测; 剩余寿命

Abstract

The rolling bearing is the key part of the aero-engine bearing system, working in high speed, high temperature and high load of variable conditions, extremely prone to failure. Thus, fault diagnosis and residual life prediction of rolling bearings of aero-engine have important theoretical significance and possess certain practical engineering value for the effective implementation of condition-based maintenance and health management of aero-engines. Based on what is stated previously, this paper developed the off line oil abrasive detection technology and the on-line oil liquid debris detection technology. Besides, we have developed a method for detecting the fault diagnosis and the method of residual life prediction of rolling bearing of aero-engine. The feasibility of these methods has been proved by practical engineering applications and experiments.

The main research contents of this paper are as follows:

(1) Sums up the common failure of models of aircraft engine rolling bearing. Take an aero-engine as an example, the failure cause and failure mechanism of rolling bearing are analyzed by studying typical failure cases of the rolling bearing of main shaft and accessories. Studies have shown that the main failure mode of bearing of aero-engine is rolling contact fatigue failure. Meanwhile, fatigue spalling failure process tests of real rolling bearing of aero-engine, on which the cause of failure of the bearing was analyzed, have been carried out on the accelerated failure test platform, demonstrating that the fatigue failure process of aero-engine bearing can be simulated by the test procedure. In the end, the symptom information of the fatigue failure of the rolling bearing of aero-engine is analyzed, the defects and shortcomings of the existing methods for bearing fault monitoring of aero-engine bearings are discussed and then the failure characteristics of the rolling bearing of aero engine were sorted out, indicating that the fault diagnosis of the rolling aero-engine rolling bearing can be carried out by the off-line monitoring of the small size abrasives in oil as well as the condition assessment and the residual life prediction of the aero-engine rolling bearing can be realized through the on-line monitoring of large size wear debris.

(2) Aiming at the problem of difficultly detecting the wear particles larger than 10 microns in the oil sample analysis method, the intelligent detection technology of the oil moving particle is studied and the Multiple Intelligent Debris Classifying System (MIDCS), which can not only calculate the pollution degree of oil solid particles, but also make an analysis of the particles larger than 10 μ m, by dividing particles into the class of metal and nonmetal while the metal particles are further identified as cutting abrasive grains, severe sliding wear debris, fatigue wear particles, and the non metallic

particles were further divided into bubbles, fiber, other non metallic particles, is developed for the more effective diagnosis of aero-engine bearing fatigue failure. Besides, a new method based on genetic algorithm for multi parameter adaptive adjustment of micro imaging system is proposed. In view of the redundancy problem of the wear debris recognition feature in MIDCS, the rule extraction is carried out by using C4.5 algorithm of Weka software, acquiring the expert knowledge rules for identification of abrasive grains, analyzing the rules, and compared with artificial extraction. The results show that the recognition rules of the wear particles proposed in this paper have a high recognition accuracy.

(3) A method for detecting the wear fault of aero engine based on the motion of the oil was studied. Discussion and Analysis on the method of setting the boundary value of the wear particle monitoring. MIDCS was used to carry out the actual engine wear monitoring and verification. Because of the MIDCS to 10 m more than the abnormal wear detection, and the rolling bearing early fatigue spalling will produce more than 10 m abnormal wear particles. Therefore, compared with the traditional spectral analysis, MIDCS has a better advantage in the monitoring of the fatigue failure of the rolling bearing of aero engine. MIDCS wear debris detection is used to predict the failure of the aircraft engine successfully, and avoid the occurrence of dangerous faults.

(4) A theoretical analysis of the on-line monitoring sensor for oil and liquid on-line wear debris is carried out, and the principle of the magnetic particle detection and the detection of non ferromagnetic particles is discussed. According to the results of theoretical analysis, design and development of on-line oil monitoring system, the system structure and working mode are discussed. The research proposed the wear debris recognition strategy and the algorithm, and carries on the verification. In the aspect of sensor signal processing, the improved median filtering method is proposed, and the proposed method is verified by experiments.

(5) Based on the 35-206P1 bearing of the gearbox of the aero engine accessory, the fatigue accelerated test of 15 groups of air bearing was carried out; On the basis of the experiment, vector regression support (SVR) is introduced to train the effective data, Useful Life Remaining (RUL) on the radial load, speed, and the characteristics of the radial load, speed, and the characteristics of the bearing are obtained. The model can be expanded and perfected continuously through experiment; Finally, the bearing data of the real-time data acquisition is predicted by GM (1,1) grey model, and the residual service life of the bearing is obtained by combining the forecasting model.

Keywords: Aero-engine; Rolling bearing; Wear monitoring; Condition assessment; Fault prediction; Residual life

目 录

摘 要	I
ABSTRACT.....	III
目 录	V
图表清单	IX
注释表	XIV
缩略词	XV
第一章 绪论	1
1.1 研究背景和意义.....	1
1.2 研究现状	3
1.2.1 关于滚动轴承故障诊断.....	3
1.2.2 关于滚动轴承状态评估.....	8
1.2.3 关于滚动轴承剩余寿命预测.....	9
1.3 现状分析总结.....	10
1.4 本论文的主要研究内容及安排.....	10
第二章 典型航空发动机滚动轴承失效模式及试验验证.....	13
2.1 引言	13
2.2 滚动轴承失效基本模式.....	13
2.3 航空发动机滚动轴承故障案例.....	14
2.3.1 航空发动机主轴轴承失效故障.....	14
2.3.2 航空发动机附件机匣轴承失效故障.....	16
2.4 航空发动机滚动轴承典型故障失效机理分析.....	18
2.4.1 航空发动机 P2Y 轴承失效机理分析.....	18
2.4.2 航空发动机附件机匣 O5 轴承失效机理分析	22
2.4.3 小结	26
2.5 航空轴承加速失效试验平台.....	26
2.5.1 试验平台.....	26

2.5.2 试验数据的采集与处理.....	28
2.6 航空发动机滚动轴承失效模式验证.....	29
2.6.1 轴承加速失效试验方法.....	29
2.6.2 轴承加速失效试验方案.....	30
2.6.3 验证结果.....	31
2.7 航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息分析.....	39
2.7.1 现有航空发动机轴承故障监控方法.....	39
2.7.2 航空发动机轴承疲劳剥落失效过程其他征兆信息.....	40
2.8 小结.....	41
第三章 航空发动机滚动轴承离线油液磨粒检测及故障诊断技术.....	42
3.1 引言.....	42
3.2 油液运动磨粒检测原理及步骤.....	42
3.2.1 常见油液监测技术的不足.....	42
3.2.2 检测原理及步骤.....	43
3.2.3 多功能油液磨粒智能检测与诊断系统的实现.....	43
3.3 图像采集.....	44
3.4 运动磨粒检测关键技术研究.....	46
3.4.1 基于遗传算法的摄像机参数自动优化.....	46
3.4.2 基于最大熵的图像阈值分割.....	53
3.4.3 运动磨粒特征参数提取及优化.....	58
3.4.4 运动磨粒样本数据挖掘及规则提取.....	60
3.5 航空轴承加速失效试验平台试验验证.....	67
3.6 基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法.....	68
3.6.1 故障诊断界限值制定流程.....	68
3.6.2 监测参数的确定.....	69
3.6.3 磨粒故障诊断界限值制定方法.....	70
3.6.4 故障诊断步骤.....	70
3.7 实际航空发动机磨损监控验证.....	71
3.7.1 典型故障一：某航空发动机滚动轴承疲劳剥落.....	71
3.7.2 典型故障二：某航空发动机主轴承抱轴.....	74
3.7.3 典型故障三：某航空发动机齿轮衬套磨损.....	75
3.7.4 典型故障四：某航空发动机游星齿轮固定螺钉脱落.....	75

3.8 小结	76
第四章 航空发动机滚动轴承在线油液磨屑检测及故障预测技术	78
4.1 引言	78
4.2 油液磨屑在线监测传感器理论分析	78
4.2.1 传感器基本工作原理	78
4.2.2 传感器磁场特性分析	79
4.2.3 交变磁场中运动颗粒磁通变化率分析	83
4.2.4 铁磁性颗粒检测原理	85
4.2.5 非铁磁性颗粒检测原理	86
4.3 油液磨屑在线监测新系统开发	89
4.3.1 总体设计	89
4.3.2 硬件组成	90
4.3.3 软件功能	91
4.4 磨屑识别策略分析及试验验证	93
4.4.1 颗粒原始信号处理	93
4.4.2 颗粒信号特征及识别算法	94
4.4.3 颗粒波形参数及计算方法	95
4.4.4 试验验证	96
4.5 油液磨屑在线监测传感器降噪方法研究	99
4.5.1 信号的噪声特征	99
4.5.2 改进中值滤波算法	100
4.5.3 降噪结果验证	101
4.6 基于油液磨屑在线监测的航空轴承疲劳加速失效试验及数据处理	104
4.6.1 概述	104
4.6.2 航空轴承疲劳加速失效试验	105
4.6.3 在线监测数据特征提取	108
4.6.4 有效试验数据筛选	109
4.7 基于 SVR 的航空轴承剩余寿命模型	111
4.7.1 支持向量机的回归模型	112
4.7.2 试验原始数据分析	114
4.7.3 航空轴承剩余寿命模型训练与测试	115
4.8 航空发动机滚动轴承剩余寿命预测	118

4.8.1 灰色模型 GM (1, 1) 的预测原理	119
4.8.2 灰色系统的建模.....	120
4.8.3 航空轴承寿命预测实例.....	122
4.9 小结	124
第五章 总结与展望	125
5.1 全文工作总结.....	125
5.1.1 研究的主要内容.....	125
5.1.2 论文的创新工作.....	126
5.2 工作展望	127
参考文献	128
致 谢	140
在学期间的研究成果及发表的学术论文.....	141

图表清单

图 1.1 EHM 关键技术结构图 ^[9]	2
图 1.2 航空发动机主轴承磨损抱轴失效.....	2
图 1.3 本文研究内容框图.....	11
图 2.1 P2Y 故障轴承外观.....	16
图 2.2 附件机匣传动系统结构图.....	16
图 2.3 金属屑外观.....	17
图 2.4 O5 轴承安装位置.....	17
图 2.5 滚珠表面麻坑状剥落.....	17
图 2.6 轴承内钢套滚道上 1/2 圆周连续剥落.....	18
图 2.7 P2Y 轴承外观.....	18
图 2.8 轴承内套圈上长约 35mm 的剥落.....	19
图 2.9 两个滚棒上尺寸较大的两处剥落.....	19
图 2.10 内套圈工作面剥落区边缘形貌.....	20
图 2.11 剥落区边缘形貌放大特征.....	20
图 2.12 内套圈工作面上的疲劳剥落微观形貌.....	20
图 2.13 滚棒上的疲劳剥落.....	21
图 2.14 失效轴承分解后形貌.....	22
图 2.15 外套圈滚道磨损宏观形貌.....	23
图 2.16 内套圈滚道上的滚动接触疲劳花样.....	23
图 2.17 保持架兜孔磨损形貌.....	24
图 2.18 失效轴承分解后滚珠形貌.....	24
图 2.19 外滚道形貌特征.....	25
图 2.20 内套圈滚道形貌特征.....	25
图 2.21 钢球表面形貌特征.....	25
图 2.22 航空轴承失效监控试验系统实物图.....	27
图 2.23 试验主体结构剖面图.....	28
图 2.24 传感器监测点.....	29
图 2.25 2 组试验轴承（35-206P1）.....	31
图 2.26 第 1 组试验轴承外观.....	32

图 2.27	试验轴承外圈滚道形貌.....	32
图 2.28	试验轴承内圈滚道形貌.....	32
图 2.29	试验轴承滚珠表面形貌.....	33
图 2.30	试验轴承外圈金相组织.....	33
图 2.31	试验轴承内圈金相组织.....	33
图 2.32	试验轴承滚珠金相组织.....	34
图 2.33	第 2 组试验轴承外观.....	35
图 2.34	试验轴承外圈滚道形貌.....	35
图 2.35	试验轴承内圈滚道形貌.....	35
图 2.36	试验轴承滚珠表面形貌.....	36
图 2.37	滑油滤上的金属屑外观.....	36
图 2.38	滑油滤上的金属屑放大形貌.....	36
图 2.39	金属屑表面 X 射线能谱谱图.....	37
图 2.40	滑油光谱数据变化趋势.....	37
图 2.41	试验 4 小时滑油箱油样铁谱图.....	38
图 2.42	试验 6 小时滑油箱油样铁谱图.....	38
图 2.43	试验 8 小时滑油箱油样铁谱图.....	39
图 3.1	检测步骤.....	43
图 3.2	系统原理框图.....	44
图 3.3	仪器外观.....	45
图 3.4	光路成像系统结构图.....	45
图 3.5	不同光源磨粒成像对比.....	46
图 3.6	标准图像.....	47
图 3.7	分别单独调节各参数时显示的图像.....	48
图 3.8	显微图像自适应调整方法基本流程图.....	49
图 3.9	适应度函数与遗传代数的变化规律.....	51
图 3.10	不同条件下的自适应调整图像.....	52
图 3.11	图像的二维直方图.....	55
图 3.12	二维直方图的 XOY 平面.....	55
图 3.13	图像预处理流程.....	57
图 3.14	实际原始图像.....	57
图 3.15	二值图像.....	58

图 3.16	分割后磨粒图像.....	58
图 3.17	典型磨粒图像.....	59
图 3.18	磨粒的数字特征参数与 6 类磨粒的关系.....	62
图 3.19	决策树到规则的转换.....	65
图 3.20	C4.5 决策树算法生成的结果.....	66
图 3.21	MIDCS 软件检测界面.....	67
图 3.22	滑油箱油样不同类型磨粒浓度变化.....	68
图 3.23	MIDCS 磨粒界限值制定流程.....	69
图 3.24	典型航空发动机 MIDCS 磨粒故障诊断步骤.....	71
图 3.25	磨粒浓度数据和光谱 Cu 浓度变化.....	72
图 3.26	不同尺寸和不同类型的磨粒浓度变化.....	73
图 3.27	轴承严重磨损.....	73
图 3.28	滚珠疲劳剥落.....	74
图 3.29	主滑油泵内金属片.....	76
图 3.30	发动机磨损痕迹.....	76
图 4.1	传感器原理示意图.....	78
图 4.2	单线圈示意图.....	79
图 4.3	螺线管示意图.....	81
图 4.4	金属颗粒环形电流示意图.....	82
图 4.5	$ \mu_{eff}-1 $ 与 f/f_g 关系图.....	88
图 4.6	油液磨屑在线监测系统结构示意图.....	89
图 4.7	油液磨屑在线监测系统样机.....	89
图 4.8	传感器外观.....	90
图 4.9	控制单元框架图.....	90
图 4.10	下位机独立工作程序流程图.....	92
图 4.11	软件功能框图.....	92
图 4.12	颗粒原始信号示意图.....	93
图 4.13	颗粒波形信号示意图.....	94
图 4.14	颗粒检测算法流程图.....	95
图 4.15	颗粒极坐标信号图.....	96
图 4.16	铁磁性金属颗粒的波形图.....	97
图 4.17	非铁磁性金属颗粒的波形图.....	97

图 4.18	铁磁性金属颗粒参数计算结果.....	98
图 4.19	非铁磁性金属颗粒参数计算结果.....	99
图 4.20	速度 1.3m/s 时的原始信号及局部放大图	99
图 4.21	速度 5.2m/s 时的原始信号及局部放大图	100
图 4.22	速度 9.1m/s 时的原始信号及局部放大图	100
图 4.23	速度 19.5m/s 时的原始信号及局部放大图	100
图 4.24	中值滤波器的输入与输出.....	101
图 4.25	改进的中值滤波算法.....	101
图 4.26	不同窗宽对降噪结果的影响分析:图(a)-(d)窗长分别为 3、5、9、21.....	102
图 4.27	速度改变对降噪结果的影响分析.....	103
图 4.28	实际信号的降噪结果.....	104
图 4.29	滚动轴承劣化趋势图.....	105
图 4.30	数据采集与处理流程.....	106
图 4.31	E206-05 轴承振动特征变化趋势	108
图 4.32	E206-05 型轴承磨屑特征变化趋势	109
图 4.33	E206-08 轴承磨屑各尺寸段特征变化趋势	110
图 4.34	线性回归的不敏感区域.....	113
图 4.35	不同转速和不同载荷下轴承的剩余寿命	115
图 4.36	同工况下轴承的剩余寿命对比.....	115
图 4.37	剩余寿命模型测试结果.....	117
图 4.38	灰色模型数据处理.....	119
图 4.39	基于 GM (1,1) 的状态预测结果	123

表 2.1	几起航空发动机主轴承失效故障情况.....	15
表 2.2	试验平台主要性能参数.....	27
表 2.3	试验硬件设备清单.....	28
表 2.4	35-206P1 型滚动轴承基本参数（单位 mm）.....	28
表 2.5	试验载荷谱.....	30
表 2.6	金属屑 X 射线能谱分析结果（wt%）.....	37
表 3.1	常见油液分析仪器对比情况.....	43
表 3.2	各参数的原始调整范围.....	46
表 3.3	不同进化代数和种群数自适应调整得到的最优值.....	53
表 3.4	用于识别磨粒的 16 个特征.....	59
表 3.5	磨粒的规则提取结果.....	66
表 3.6	样本测试结果.....	67
表 3.7	MIDCS 磨粒检测结果.....	68
表 3.8	MIDCS 监测参数.....	69
表 3.9	光谱和 MIDCS 磨粒分析数据.....	72
表 3.10	发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果.....	74
表 3.11	发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果.....	75
表 3.12	发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果.....	75
表 4.1	球形铝颗粒有效磁导率计算.....	87
表 4.2	标准金属球颗粒规格.....	97
表 4.3	标准金属球颗粒峰峰值检测结果.....	98
表 4.4	颗粒参数计算结果.....	99
表 4.5	降噪前后的信噪比.....	104
表 4.6	试验信息汇总表.....	107
表 4.7	同载荷下各组轴承的剩余使用寿命.....	111
表 4.8	同转速下各组轴承的剩余使用寿命.....	111
表 4.9	剩余寿命模型测试结果.....	118
表 4.10	剩余寿命预测结果.....	123

注释表

$I(i)$	彩色图像分割正交特征	M	群体大小
F_i	个体 i 的适应度	p_{is}	个体 i 被选中的概率
x'_a	A 个体在 t 时刻产生个体	$tr(S_b)$	类间离散度的迹
$tr(S_w)$	类内离散度的迹	M_i	第 i 类均值向量
$P(\omega_i)$	第 i 类的先验概率	$f(x)$	适应度函数
g	个体划分到的组	f_i	表示个体 i 的适应值
f_w	当前种群最差个体的适应值	f_b	当前种群最优个体的适应值
$G(A,T)$	A 对 T 划分的信息增益为	$R(A,T)$	A 对 T 划分信息增益率
P	实际观测到得误判率	E	修剪后出现的错误实例树
N	被修剪的子树下的实例总数	p^e	估计的误判率
C	设定期望误判率最大值	T_N	正常界限值
T_M	警告界限值	T_A	异常界限值
$\Delta\Psi$	感应线圈中磁通变化	I	电流
r	线圈半径	r_{12}	点 1、2 之间的距离
$\overline{ds_2}$	2 点处导线的长度元	μ_0	真空磁导率
N	匝数	d	螺线管半径
A	螺线管内截面积	B	螺线管外截面积
H	磁场强度	J	磁极化强度
f	激励电流频率	I_m	激励电流频率幅值
H_d	退磁场强度	N_d	退磁因子
μ_r	相对磁导率	v	磨屑速率
ρ	材质密度	$2K+1$	窗的长度
SNR	有效与噪声信号之比	$R_{emp}(f)$	损失函数
δ	平均相对误差	r^2	相关系数平方

缩略词

缩略词	英文全称
AGO	Accumulated Generating Operation
ARM	Advanced RISC Machines
ARMA	Autoregressive moving average model
BP	Back Propagation
DHMM	Discrete Hidden Markov Models
EHM	Engine Health Management
EMD	Empirical Mode Decomposition
GA	Genetic Algorithm
GM	Grey Model
HMM	Hidden Markov Mode
IAGO	Inverse Accumulated Generating Operation
LED	Light Emitting Diode
LPP	Locality Preserving Projections
LR	Logistic Regression
LSSVM	Least Square Support Vector Machine
MIDCS	Multiple Intelligent Debris Classifying System
NN	Neural Network
OWA	Oil Wear Analysis
PCA	Principal components analysis
PHM	Prognostic and Health Management
PNN	Probabilistic Neural Network
PSO	Particle Swarm Optimization
RBF	Radial Basis Function
RNN	Recurrent Neural Network
RUL	Remaining Useful Life
RVM	Relevance Vector Machine
SOM	Self Organizing Map
SVM	Support Vector Machine

航空发动机滚动轴承故障诊断与预测关键技术研究

SVR	Support Vector Regression
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis

第一章 绪论

1.1 研究背景和意义

航空发动机是飞机的核心系统，为飞机飞行提供动力，其性能的好坏对飞机可靠性和经济性有直接影响^[1]。中国国务院于 2015 年 5 月 8 日公布了中国版的“工业 4.0”规划——《中国制造 2025》，航空装备被列为未来 10 年的重要突破目标^[2]，而航空发动机又是航空装备中最受关注的。

由于航空发动机工作在高温、高压、高转速等恶劣环境下，这就使得其安全性和可靠性要求极高^[3]。航空发动机结构非常复杂，工作条件恶劣，一旦发生故障容易导致严重飞行事故的发生。例如，2008 年 12 月 8 日，美军一架 F-18 战斗机因发动机故障坠入在加利福尼亚州居民区，造成 4 人死亡；2015 年 5 月 8 号，一架载有 17 人的军用直升机因尾桨发动机故障在巴基斯坦北部吉尔吉特地区坠毁，造成包括 2 名外国驻巴大使在内的 7 人死亡，10 人受伤；2015 年 5 月 13 日，海军航空兵学院某飞行训练基地一架某型单发飞机因发动机故障坠毁，2 名飞行员牺牲。仅 1998 年 11 月至 1999 年 2 月的 4 个月中，在美国空军的 F-16 机群中，由于发动机故障导致了 6 次 A 级事故；在 1999 年 3 月 25 日、7 月 12 日又发生了 2 起由于发动机故障引起的飞机坠毁事故。据统计，航空发动机的故障占飞机机械故障的 40% 以上，航空发动机故障是导致飞行事故的关键因素之一。据 NASA 统计资料表明：军用航空领域，航空发动机的维修已经成为影响战备完好性和任务可靠性的首要因素，美国国防部每年花费约 13 亿美元用于采购发动机，而花费约 35 亿美元用于维护现有发动机^[4]。因此，对航空发动机开展健康管理具有十分重要的意义。

发动机健康管理 (Engine Health Management, EHM) 是指最大限度地利用发动机的传感器、维护记录、部件模型等数据资源对发动机的故障进行诊断和预报，从而提高飞行的安全性和发动机的性能，减少发动机的维护费用和维修时间^[5]。EHM 关键技术结构图见图 1.1，主要包括先进传感器技术、状态监测技术、故障隔离与评估技术、失效剩余寿命预测技术、决策支持技术等^[6-8]。目前，对航空发动机开展健康管理已成为保障发动机安全运行的重要技术手段，越来越受到重视。

滚动轴承是航空发动机承力传动系统的关键部件，也是开展 EHM 的研究对象。随着发动机的快速发展，其工作条件也日益恶劣、复杂。航空发动机轴承在高速、高温以及高载荷的工况下，且工作中工况变化剧烈，在工作过程中极易发生故障，一旦航空发动机轴承发生故障，将直接影响航空发动机的使用安全，轻则会使发动机转子系统振动增大、静转子碰磨，严重时

甚至会使发动机损坏，导致严重的飞行事故。据统计，导致某型发动机提前更换的 60% 及空中停车故障的 37.5% 以上的原因是由发动机滚动轴承等零件的磨损类故障引起的，其中磨损问题最严重的是轴间轴承^[9]。以某型航空发动机为例，其主轴轴承失效的故障率较高，其中 5 号支点轴承由于设计缺陷，润滑条件恶劣，易发生疲劳失效^[10]。因轴承故障原因导致的飞行事故一直在各类事故中占较大的比例^[11]。轴承失效是航空发动机多发性故障，因轴承滚道、滚珠疲劳剥落、保持架断裂等故障曾造成多起严重事故。例如 2005 年某飞机发生严重飞行事故，发动机分解检查发现事故原因就是主轴轴承磨损导致抱轴失效，见图 1.2。

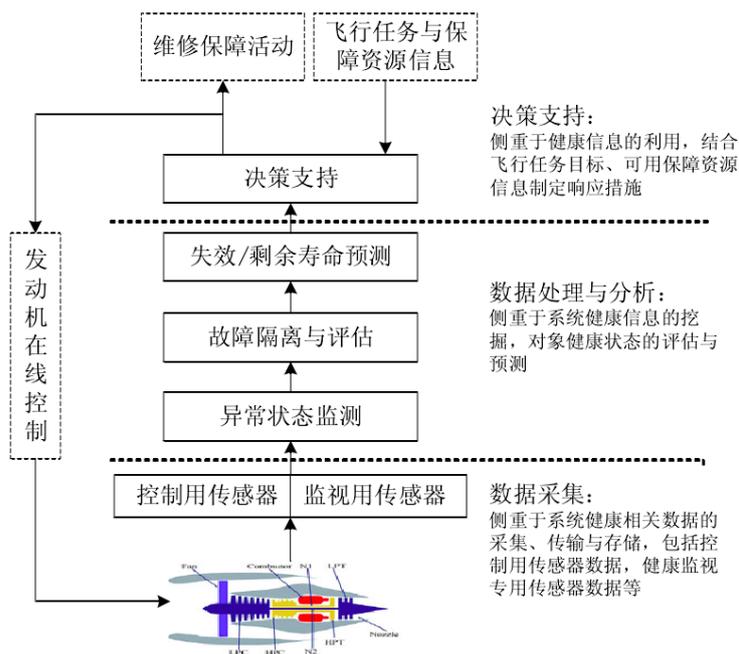


图 1.1 EHM 关键技术结构图^[8]



图 1.2 航空发动机主轴轴承磨损抱轴失效

滚动轴承工作状态是否正常，对于航空发动机可靠性有着重大的影响。国家中长期科学和技术发展规划纲要中，将先进制造技术的“零部件寿命预测技术，重大产品、复杂系统和重大

设施的可靠性、安全性和寿命预测技术”作为优先发展领域^[12]，由此可见，对航空发动机滚动轴承开展故障监测、状态评估、以及寿命预测，很好地适应了国家这一重大发展需求，具有极其重要的社会价值和工程意义。

1.2 研究现状

1.2.1 关于滚动轴承故障诊断

由采集的信息源分类，其诊断方向主要是对其进行振动监测、声发射监测和油液监测^[13-15]，诊断流程依次为采集、提取和分类；而其中最为重要的环节即为提取与分类^[16]。

1.2.1.1 振动监测法

滚动轴承故障诊断的提取环节主要提取时域、频域以及时频域等参数。时域参数包括有效值、均方根值、峰值等带量纲参数和峭度、峰值因数、波形因数、裕度指标及冲击指标等无量纲参数^[17-23]；基于频域的特征提取分析法包括功率谱、幅值谱、细化谱、AR 谱、倒谱、复倒谱、高阶谱和包络谱等^[24-40]；基于时频域的特征提取方法有窗口傅里叶变换、Wigner-Ville 分布、分数阶傅里叶变换、谱峭度、小波分析、经验模式分解等，近几年，在滚动轴承故障诊断领域，研究较多的方法为谱峭度^[41-47]、小波分析^[48-54]和经验模式分解^[55,56]。

Antoni J^[41,42]提出峭度图的概念，把谱峭度作为短时 FFT 窗宽函数，并在文献[43]中首创快速计算峭度图的方法；Zhang Y 等^[44]把快速峭度图与遗传算法相结合，通过快速峭度图估计包络分析中带通滤波的带宽与中心频率，用遗传算法对特征参数进行优化，进而在进行包络分析时能够自动选择最优；文献[45]实现自适应调整的谱峭度，达到自动的选择最优的带宽和中心频率；文献[46]通过小波包变换滤波，弥补了谱峭度在含噪声的信号提取时瞬态特征精确度较低的不足，得到了比普通方法更佳的结果；文献[47]将最小熵卷积与谱峭度进行综合运用，提高了故障检测与诊断的精度。Qiu 等^[48]运用 Morlet 小波滤波器，能够检测出早期微弱的故障信号；Su 等^[49]采用最优 Morlet 小波滤波器以及自相关增强法进行故障诊断；张进等^[50]采用 Morlet 小波，提出了时间-小波能量谱法的故障诊断方法；Cheng 等^[51]采用连续小波变换将所构造的脉冲响应小波运用尺度-小波能量谱和时间-小波能量谱法进行故障诊断；针对滚动轴承故障信号降噪，袁静等^[52]提出了一种基于平移不变多小波的相邻系数降噪方法，并利用该方法地提取出了某机车滚动轴承外圈轻微擦伤故障的故障特征频率；Chen 等^[53]基于两尺度相似性变换构造了自适应冗余多小波包，并将其应用于滚动轴承复合故障检测。Yu 等^[54]采用 Hilbert 谱和经验模式分解进行轴承故障诊断；Cheng 等^[55]采用经验模式分解和能量算子解调进行故障诊断方法，取得了较好的诊断效果；胡爱军等^[56]采用集成经验模式分解和峭度准则相结合的滚动轴承故障诊断法。

此外，很多学者采用其他方法进行了相关研究。樊巍等^[57]采用 DHMM 进行滚动轴承故障

诊断, 研究表明, DHMM 对于滚动轴承实际状态具有很好的判断; 同时, 对于样本数据量要求较小, 计算速度快。于庆江等^[58]提出了一种基于分形方法的故障诊断方法, 并将其成功运用到压缩机的轴承故障诊断中。董雅宏等^[59]使用小波包的时频分析法对采集信号进行滤波降噪, 在利用小波包分解系数得到各频带的能量, 根据能量值大小来提取故障信号特征。荆双喜等^[60]提出了 EMD 和能量算子解调相结合的机械故障诊断方法。黄传金等^[61]将 LMD 的全失包络技术应用于滚动轴承故障诊断。赵志宏^[62]将 EMD 分解技术应用于的滚动轴承故障诊断方法。张强等^[63]提出了改进 EMD 和滑动峰态算法, 取得了很好的应用效果。汪丹丹等^[64]对钻井泥浆泵的故障诊断进行分析, 并在其进行模拟。袁浩东等^[65]运用振动能量诊断其故障特征, 表明能够很好区分轴承的状态。针对常规振动故障诊断分类器不能解决分类中信息的不足的问题, 张孝远等^[66]提出粗糙集和多类支持向量机的水电机组的故障诊断方法。该方法充分利用粗糙集对不确定性、不完整数据的复杂模式的良好刻画能力以及支持向量机优秀的泛化能力, 应用粗糙集最核心的思想: 上、下近似描述分类结果。结果表明该分类器具有规则简洁、分类阶段所需要存储的空间小, 能够反映故障模式分类中不确定信息的优点。钱沛云等^[67]采用 EEMD 对原始振动特征进行分解, 并输入到支持向量机进行模式识别, 实现滚动轴承故障诊断。运用小波包变换理论, 方法则采用分频带能量法, 并进行 Hilbert 包络谱分析。杨晨等^[68]提出了一种结合小波包变换理论、分频带能量法以及 Hilbert 包络谱分析的滚动轴承故障诊断方法。张超等^[69]采用三种信号处理的分解方法, 即经验模态、总体平均经验模态和局部均值, 实现了滚动轴承故障诊断。廖丽平^[70]采用多种技术, 即振动水平诊断、峰值因素、冲击脉冲、频谱细化以及倒频谱分析, 实现了的滚动轴承故障诊断。艾延廷等^[71]结合小波和 EEMD-马氏距离, 提出了新的一种故障诊断方法。李兆飞等^[72]采用 SVDD 分类器, 实现了轴承故障诊断。娄洁等^[73]提出 EMD 的多特征参数和关联向量机滚动轴承故障诊断技术, 建立用经验模态分解来提取多特征参数的关联向量机模型, 能够更好更快的诊断出其故障状态。施杰等^[74]采用经验模态分解和包络解调相结合, 并对在本征模函数 (IMF) 分量选取上需要人工干预和计算量大的问题提出了用距离测度来自动选择最优 IMF 分量进行包络分析的准则。向丹等^[75]针对单一故障信号的局限性以及故障特征非线性, 采用 EMD 熵特征融合的轴承诊断法。任学平等^[76]采用 IMF 熵的多传感器网络融合法, 对滚动轴承进行故障诊断, 故障诊断正确率有了一定程度的提高。熊庆等^[77]采用 MF-DFA 与 PSO 优化 LSSVM 的轴承故障诊断方法, 实现了其故障位置及损伤程度的智能诊断方法。徐可君^[78]采用将谱峭度和量子遗传算法相融合的故障诊断方法, 方法所得的峭度值明显增大, 包络谱线更加干净, 故障特征频率更加明显, 并且该方法的精度并不受传感器位置的影响。石瑞敏等^[79]采用复杂网络优化的 DAG-SVM 的故障诊断方法, 能够的识别故障类型与其演化程度。李巍华等^[80]提出将轴承故障诊断问题转化为故障信号时频图像的识别问题, 提出了基于广义 S 变换与双向 2DPCA 的轴承故障诊断。李艳

峰等^[81]采用奇异值分解和深度信度网络多分类器,实现故障诊断。姜万录等^[82]采用形态差值滤波和差分熵并举的故障诊断法,能够识别轴承内外圈早期故障类型。李瑞彤等^[83]结合从复合到单一的故障特征思路,用离散小波变换和约束独立成分分析并举的单通道复合故障诊断方法。孙斌^[84]采用递归复杂网络,实现了轴承较为准确的诊断。Rojas 和 Nandi^[85]提出了一种基于 SVM 的滚动轴承故障诊断方法,将滚动轴承振动信号的时域特征通过 SVM 进行滚动轴承状态识别。Abbasion 等^[86]提出了一种小波降噪和 SVM 相结合的滚动轴承故障智能诊断方法。Yang 等^[87]提出了一种基于分形维数和 SVM 的滚动轴承故障智能诊断方法。杨宇等^[88]提出了一种基于本征模函数包络谱和 SVM 的滚动轴承故障智能诊断方法,首先利用广义自回归条件异方差模型拟合滚动轴承振动信号,把所得模型参数作为滚动轴承故障特征,然后采用 SVM 进行滚动轴承状态识别。陶新民等^[89]提出了一种基于模糊 SVM 的滚动轴承故障智能检测方法。

然而,由于利用振动法检测滚动轴承时,故障早期时的振动信号比较微弱,很容易被周围相对幅度较大的低频环境噪声淹没,尤其对于航空发动机而言,振动传感器一般安装在机匣上,远离滚动轴承安装部位,在故障早期难以直接有效检测出故障的存在。

1.2.1.2 声发射技术

李宁等^[90]提出了一种基于光纤光栅的声发射检测技术用来实现对轴承状态监测,得到噪声小、谱线清晰、干净的特征,使得更容易分辨故障频率和严重程度。赵一帆等^[91]采用能量分析,并进行 FFT 变换,来识别轴承的故障类型。王燕燕等^[92]采用小波包分析法来对信号进行加工与分析,再利用神经网络进行故障识别,达到轴承状态检测的目的。刘雨佳等^[93]对轴承声发射信号进行形态滤波及分形特征的提取,实现了轴承的故障诊断。朱昌堆等^[94]采用对声发射信号特征进行选取及识别的诊断方法,提高了诊断率与识别率。在强噪声背景下,韩素文^[95]采用时变峭度法对声发射信号进行分析,获取到了明显的故障信号。张晓涛等^[96]提出了一种基于多尺度主元坐标变换在轴承故障声发射信号增强检测中的应用研究,针对轴承早期故障特征弱难以提取识别的问题,引入多尺度变换进行增强。于江林等^[97]对滚动轴承声发射信号,引入 BP、RBF、PNN 等模式识别技术对滚动轴承故障进行识别。李录平等^[98]研究了声发射信号特征与轴承状态之间的关系,成功建立了两者之间的定量变化关系,为定量诊断打下了坚实基础。徐锋等^[99]提出了基于 EMD-SVD 的声发射信号特征提取及分类方法。何沿江等^[100]采用 ICA 和 SVM 等技术进行诊断,实验结果表明,两者的结合可以很好的识别其故障模式。郭福平等^[101]提出了一种基于包络谱分析的滚动轴承滚动体故障声发射诊断方法,将采集到的声发射信号再利用小波包分析方法把信号分解在不同频带,对低频信号进行重构,将重构后的频带与理论的特征频率进行对比。张晓涛等^[102]采用改进 MCKD 的声发射信号降噪的方法,实验研究表明,改进 MCKD 可以很好的提取原始信号中有用的故障信息,其降噪性能优于其它方法。李修文等^[103]采用频域形态滤波进行低速滚动轴承声发射信号降噪,将仿真和实际的轴承信号进行对比,结果表明此方

法有很好的效果。赵转哲等^[104]采用将声发射信号进行小波变化的带通滤波处理的轴承故障诊断技术。路俏俏等^[105]采用 PCA 和 LS-SVM 并举的故障诊断法,对声发射信号进行故障诊断,结果能够有效的区分轴承的故障模式。冯研研等^[106]采用马氏距离和经验模态分解信号的轴承故障诊断。张颖等^[107]提出了周期性撞击计数的轴承故障诊断法;结果表明对于轴承的早期诊断具有很好的应用效果。苏一鸣等^[108]采用经验模态分解法,通过计算各本征模态函数的指标值,通过对比指标的变化来监测轴承的运行状态。张晓涛等^[109]提出了基于轴承故障声发射信号多频带共振解调方法,实验表明,该方法能够找到多个可用的解调窄带,可清楚地识别故障频率。郝如江等^[110]将声发射技术和形态滤波方法相结合,应用于检测轴承早期故障。赵元喜等^[111]将滚动轴承的声发射信号通过谐波小波包分解,得到各个频段能量作为特征输入人工神经网络,对滚动轴承故障进行识别。胥永刚等^[112]将滚动轴承的声发射信号通过谐波小波包分解,得到各个频段能量作为特征通过支持向量数据描述分类,对滚动轴承故障进行识别。艾延廷等^[113]基于声发射信号,提出一种结合改进小波阈值去噪和局部均值分解的方法,应用于滚动轴承的故障诊断。张晓涛等^[114]提出基于奇异值分解降噪与 Fast Kurtogram 算法的滚动轴承声发射故障诊断方法,该方法通过奇异值分解抑制背景噪声,通过快速谱峭度图谱获得最优化滤波器参数,采用能量算子解调包络谱对轴承进行故障诊断。

与振动分析相比,声发射技术对早期故障诊断有一定的敏感性,但在信号处理及解释方面难度较大,限制了声发射技术在机械故障诊断的应用。使用声发射技术研究滚动轴承故障诊断时,一般都需要专门设计试验设备,来减少检测过程的背景噪声干扰。

1.2.1.3 油液监测技术

航空发动机滚动轴承故障监测的油液分析方法主要包括离线分析法和在线分析法,其中离线分析法主要包括光谱分析、铁谱分析、磨粒检测等,在线分析方法主要包括电磁感应法和静电检测法等。

油样光谱分析法主要是根据油样中各种金属颗粒在离子状态下受到激发时产生的特定波长的光谱来检测金属类型和含量的。通过金属元素的浓度值可以判定机器磨损的部位,目前它主要用于金属磨粒的检测和识别,但其仅限于检测小于 $10\mu\text{m}$ 的小磨粒。

铁谱分析技术发明于 20 世纪 70 年代初期,使用高梯度磁场将铁磁性颗粒从油样中分离,在光学显微镜下观察分析。这种方法能够提供铁磁性磨粒的类别和数量信息,也可进一步提供其尺寸、形态等特征。但其检测过程比较复杂,且严重依赖检测人员的经验。

磨粒检测方面,洛克希德·马丁公司和海军研究实验室联合研制了 LaserNet Fines-C 磨粒检测仪,使用单色激光光源对油液中大于 $20\mu\text{m}$ 的颗粒进行识别分类和计算。由于采用单透射激光原理,对于油液中的石墨封严碎片、橡胶碎片等不透光的非金属颗粒容易产生误识别现象。

在油液磨损故障诊断方面,张勇等^[115]设计了车载润滑油污染度实时检测系统检测滑油的

整体污染度以及设备的磨损情况。王立东等^[116]详细地说明了光谱与铁谱在柴油机车中的故障诊断。校云鹏等^[117]对光谱、铁谱数据的关联度情况，应用灰关联分析理论得到颗粒含量与用油污染度的关系。王资璐等^[118]研发了带有 ARM 处理器的油液在线监测系统，可以稳定、准确监测其污染程度。冯耀国等^[119]设计了一套基于 LED 技术的油液污染度颗粒检测计数器，能够在低温条件下进行正常检测，测试稳定可靠。康占祥等^[120]采用光电原理，设计出一套针对液压系统污染度检测传感器，并具有操作简单，携带方便，高智能化等优点。邱俊伟等^[121]提出了基于机器视觉的斑点图谱法机油污染度检测，并且建立的 BP 神经网络分类器识别系统可以根据油斑图片判断机油的污染程度。刘云涛等^[122]针对传统的原子发射光谱仪对大磨粒检测率不高的缺陷，研制出基于巨磁电阻原理的油液污染检测传感器，成功解决了该问题。马安祥等^[123]采用免疫理论进行磨损故障诊断，并将其与实际数据进行验证，结果表明其具有很好的识别能力。刘铁军等^[124]实现了将铁谱技术应用于养路机械的故障诊断。姜鸣燕^[125]设计出采用显微成像和计算机图像处理技术的颗粒分析仪，用于污染度等级检测。杜叶挺^[126]研发了图像数字化处理的检测系统，实现了采集、处理各功能的集成，并且高速，高精度，高可靠性。陈克兴等^[127]以及石家庄铁道学院等基于磁性收集原理分别研制了 WPM 和磨粒监测仪^[128]；在以磨损颗粒、磨损故障与磨损形式关系为基础，并且分析了颗粒的尺寸、形状、来源和粒度等特征，武汉理工大学的研究团队从监测方法和功能分析的角度出发，设计并研制成功了电感和光纤组合测量传感器^[129]。肖建伟^[130]采用灰色理论对实际的数据建立 GM (1,1) 模型，对结果进行重现和预测，进而验证了所建模型的正确性。刘涛^[131]采用恒流量压差法进行油液污染研究，保证流量恒定，测通过滤膜时产生的压差来间接测量出油液的污染度。宗成强^[132]采用光强自动调整原理，利用采集到的油液图像，并对图像进行处理，从而获取磨损状态。高慧良^[133]采用双光路光纤，利用悬浮颗粒对光线的散射特性，达到对油液的污染度进行监测的目的。李绍成等^[134]采用差值图像粗分割和 Otsu 算法的磨粒图像分割方法。结果表明该系统具有较高的检测精度。涂群章等^[135]利用显微镜成像及计算机视觉技术获取污染油液中颗粒图像，在利用图像处理技术，达到油液污染度的监测的目的。

油液在线传感器在国外发展较为迅速，已有多款成熟的产品投入实际使用。目前，在某些航空先进国家，如美国、加拿大等，都已经研究开发出了机载在线油液监控传感器，如加拿大 GasTOPS 公司开发的 MetalSCAN 油液磨粒监测器^[136,137]是目前应用最为广泛的油液磨粒在线监测设备，并已成功应用于 F119、JSF F135 发动机和升力风扇、Eurofirhter EJ200、PT6 涡轮螺旋桨飞机发动机以及海王直升机、GE T58 涡轴发动机润滑系统等；美国 Eaton 公司开发的定量磨屑监测器^[138,139]，它是磨粒监测系统的重要组成部分之一，已被成功安装于 GE90、GP7200 发动机上，并选择用于 GEnx、Trent 1000；英国 Stewart Hughes Ltd.公司受美国国防部资助对静电油路传感器 (Oil Sensor, OLS)^[140-142]安装在惠普公司 F100-PW-100 发动机台架测试台上开

展轴承故障注入试验研究，在轴承回油路管路上安装带有两个环状探极的静电传感器，以实时、在线监测轴承运行状态及滑油状态；它安装在油路中，并不影响油液流动，却能准确检测油液中的金属碎屑（包括铁磁性碎屑、非铁磁性碎屑）的质量、尺寸分布、生成速率、颗粒数目等信息，使飞行员能够随时查询飞机发动机的磨损状况，提前发现故障，及时采取措施，避免灾难发生。

国内也在积极开展油液在线传感器的相关研究。严宏志等^[143]和范红波等^[144]基于电磁感应原理，研制了螺线管式磁感应大磨损金属颗粒在线监测传感器和新型电磁式磨粒传感器，并开发了相应的在线磨粒测试系统；南京航空航天大学研究团队针对滑油系统非金属材料难以实现在线监测的问题，基于静电感应原理展开全流量磨粒监测技术研究，研制实现了用于在线监测磨损颗粒的静电传感器^[145-147]。陆亦彬^[148]采用 XRF 技术对油液在线监测进行研究，用固体和粉末的检测，放射源采用放射性同位素，使之在航空发动机在线监测上的应用成为了可能。叶川等^[149]通过分析液压油的导电率，找到影响其变化的因素，通过监测其电导率的变化，实现了对油液在线监测。周玉等^[150]基于 Zigbee 协议，设计了无线嵌入式实时油液监测系统，同时采用了无线传输，减少使用时间，提高维护效率。张晓飞^[151]采用基于电介质的介电常数测量的油液在线监测方法，设计了油液在线监测系统，通过实验表明该系统具有很高的准确性，为发动机更换润滑油及故障诊断提供参考。但是，国内相关研究仅限于实验室理论研究，很少有形成实际成熟应用的产品。

1.2.2 关于滚动轴承状态评估

滚动轴承状态评估是采用反应轴承性能退化程度的定量指标来评估轴承的状态。Yan 等提出使用逻辑回归模型来评估设备退化状态^[152]。Caesarendra 等采用相关向量机（relevance vector machine, RVM）和逻辑回归（logistic regression, LR）组合方法对轴承退化程度和预测故障时间进行评估^[153]。Qiu 等提出一种只需要正常状态数据即可建模的基于自组织映射网络（Self Organizing Map, SOM）的鲁棒性能评估方法^[154]，在此基础上，Huang 等提出了采用 SOM 和 ANN 的方法对轴承剩余寿命进行预测并取得了较好的效果^[155]。Yu 等采用局部保局投影（locality preserving projections, LPP）进行特征提取，然后采用 GMM 模型^[156]和统计指标^[157]评估轴承性能退化程度，研究表明 LPP 特征提取效果明显好于主成分分析方法（principal component analysis, PCA），评估过程中只需要使用正常状态数据即可建模。Yu 等还提出了基于贝叶斯推断的概率来反映轴承失效的指标^[158]。文献^[159]比较分析了风电机组在工作条件动态变化的 SOM, GMM 和神经网络（neural network, NN）来评估风电机组组长数据性能。奚立峰等^[160]采用神经网络方法研究球轴承状态评估问题，使用的特征指标包括时间域 RMS、峭度因子和峰值因子，频域包络信号 RMS 和峰值因子，以及 PMM(最大缺陷频率和均值的能量比)，

成功评估出衰退起始点和失效临界点,判断出衰退期。潘玉娜等^[161]提出了一种基于模糊 C-均值的性能退化评估方法,以正常和失效时刻的数据作为训练样本,建立智能评估模型。对待测数据计算其对正常状态的隶属程度,作为性能退化的定量指标,评估效果良好。肖文斌等^[162]提出了一种基于小波包变换和 HMM (hidden Markov model)的轴承性能退化评估方法,性能退化评估模型的建立仅需轴承正常状态下的样本,并能定量地评估轴承退化程度。

1.2.3 关于滚动轴承剩余寿命预测

故障预测或剩余寿命预测主要依据滚动轴承工作过程中的测试数据来预测轴承在实际工作条件下的可靠性或剩余使用寿命。从目前的研究来看,主要可以分为三大类:基于模型的寿命预测、基于人工智能的寿命预测和基于统计的寿命预测。

基于模型的故障预测方法是将轴承的运行数据和特定的力学理论或模型相结合,对滚动轴承的剩余寿命进行预测。Li 等^[163]提出了一个滚动轴承寿命预测的体系,该体系由诊断模型、损伤模型和自适应算法构成。之后, Li 等^[164]又把确定性损伤扩展模型进行了深入的推广泛化,进而到了随机损伤扩展模型,得到了更好的效果。洪杰等^[165]基于预测模型分析,对主轴承的状态寿命评估方法进行了认真细致研究,采用重新划分其寿命阶段,并以机载传感器的特征信号为参数,重新确定轴承使用状态的寿命模型,将特征信号参数和算法相结合,提供了寿命状态评估的新方法。

基于人工智能的剩余寿命预测主要方法来源是机器学习算法,利用该算法拟合特征信号数据,进而摸索其演化规律,而剩余寿命的预测方法主要是通过外推其到达失效阈值的时间来进行预测。Wahyu Caesarendra^[166]采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 方法预测了轴承的失效概率。Yam^[167]提出采用递归神经网络 (recurrent neural network, RNN) 方法预测动力装置关键部件的退化趋势。Caesarendra^[168]使用逻辑回归模型估计当前状态的失效概率,采用 ARMA 预测失效概率发展趋势,在给定失效阈值条件下可以得到剩余寿命。人工智能方法难以体现预测寿命的不确定特征,因此此类方法在 PHM 应用中存在局限性。

影响设备失效概率是监测状态这一想法是基于统计回归寿命预测方法的主要思想,以同类设备的历史数据为自变量,拟合出“设备失效概率,设备监测状态及设备运行时间”之间的函数关系。基于统计回归的预测方法也需要对设备运行的下一步发展进行预测,并把预测值代入函数,以设备失效的概率分布函数的期望值来对设备的剩余寿命进行预测。与人工智能算法相比较而言,统计回归法几乎不用定义确定性的失效界限值^[169]。

Kwan 等^[170]对 HMM 的诊断与预测体系进行了研究,同时采用实际的轴承失效数据验证了该体系的有效性。Zhang 等^[171]对主成分分析, HMM 以及自适应随机预测模型等集成方法在轴承的失效诊断与预测的应用中进行了研究。其中,对主要特征信号的提取采用主成分分析,并

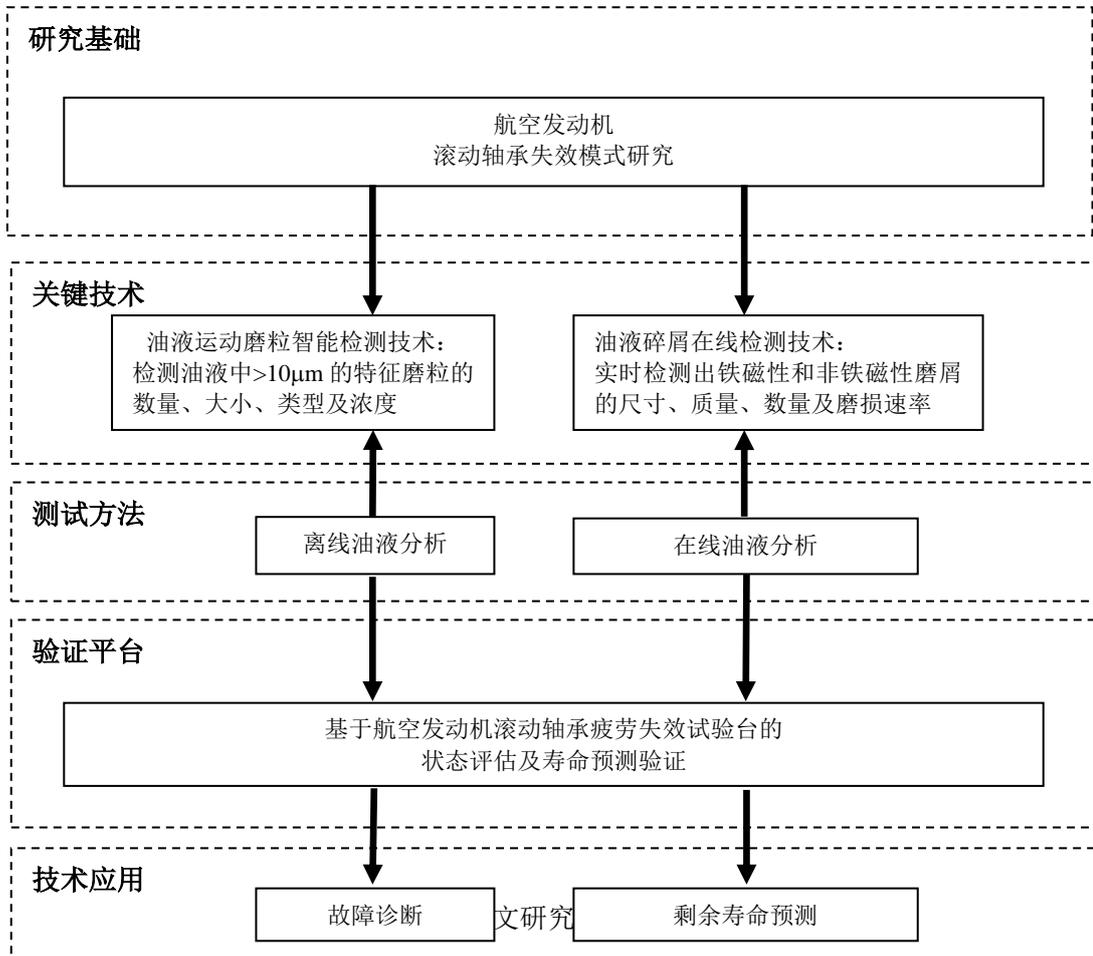
且对轴承的当前状态我们用 HMM 进行评估,而对健康指标发展趋势的预测则采用自适应随机预测模型。对于机械设备的特征信号和机械设备的失效概率之间的关系, Yan 等^[172]利用 logistic regression 的方法进行描述,同时对于特征信号的预测则采取 ARMA 模型,将预测值代入到已经训练好的 logistic 模型中,以此达到对机械设备进行剩余寿命的预测。Banjevic 和 Jardine^[173]使用比例风险模型(proportional hazards model, PHM) 预测设备的可靠性函数与剩余寿命,采用把不同部位的协变量的发展过程描述为 Markov 过程的思想,并把某一时刻的协变量为基准,预测其剩余寿命。Liao 等^[174]采用 Logistic regression 方法和 PHM 模型等预测比较单个设备剩余时的状态,并以监测振动信号的均方根值和峭度值为自变量,实际结果发现, PHM 的预测精度优于 Logistic regression 模型。Wang^[175]提出了假设设备满足与之前状态监测信号无关,而是以剩余寿命为因变量,监测信号为自变量的函数关系。并在基础之上,采用随机滤波方法(stochastic filtering)求解出关于剩余寿命的概率密度函数,再以真实的滚动轴承为例,以实际真实的剩余寿命分布验证预测(仿真)的剩余寿命分布,结果较佳。

1.3 现状分析总结

综上所述,国内外针对滚动轴承故障诊断和预测技术开展了广泛而深入的研究,并取得一定的成果。然而,针对航空发动机滚动轴承故障诊断和预测的相关研究还比较少,大部分集中在理论分析和原理验证阶段,技术成熟度不高,缺乏专门针对航空发动机实际工程应用的技术。目前,航空发动机滚动轴承故障率较高,容易引出严重后果,因此,本论文根据实际工程需求,针对航空发动机滚动轴承开展故障诊断和预测技术研究。

1.4 本论文的主要研究内容及安排

本文以航空发动机滚动轴承为研究对象,研究内容如图 1.3 所示。本文研究了常见航空发动机滚动轴承的失效模式和机理,研究了离线油液监测及在线油液监测两种技术。在离线油液监测技术中,集中解决对滚动轴承故障最为灵敏的大于 10 μm 的磨粒的监测难题,并开发了相关监测系统及设备;在线油液监测技术中,基于电磁感应原理研究开发了一种油液在线监测传感器,实现了铁磁性磨屑和非铁磁性磨屑的在线监测。采用航空发动机滚动轴承失效试验平台,对离线油液监测和在线油液监测技术进行了验证。在实际航空发动机上采用离线油液监测方法获得了实际工程应用,并成功提前发现多起航空发动机磨损故障。根据在线油液监测试验数据,研究了航空发动机滚动轴承状态的状态评估以及剩余寿命预测方法。



全文内容的具体章节安排为：

第一章是绪论，主要介绍了论文研究的背景及意义，并对航空发动机滚动轴承状态评估、故障诊断以及寿命预测的国内外现状进行了总结，分析了目前航空发动机滚动轴承故障诊断和预测研究工作存在的问题，在此基础上，确立了论文的研究目的，最后对本文研究内容进行了简介。

第二章从常见航空发动机滚动轴承的失效基本模式入手，以某型航空发动机为例，通过研究典型的主轴承和附件机匣轴承故障案例，分析了其失效原因和机理，结果表明，航空轴承主要失效模式为滚动接触疲劳失效。通过航空轴承加速失效试验平台，进行了实际航空轴承的疲劳剥落失效过程试验，并对轴承进行了失效原因分析，表明通过该试验过程可以模拟航空发动机轴承的疲劳剥落失效过程。最后对航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息进行了分析，对现有航空发动机轴承故障监控方法的缺陷和不足进行了讨论，梳理航空发动机滚动轴承的失效特征，可以针对小尺寸磨粒开展油液磨粒离线监测实现对航空发动机滚动轴承的故障诊断，针对大尺寸磨屑进行油液磨屑在线监测，从而实现航空发动机滚动轴承的状态评估和寿

命预测。

第三章针对目前油样分析方法中难于实现对大于 $10\mu\text{m}$ 的磨损颗粒的检测问题，为更有效的诊断航空发动机轴承疲劳失效故障，研究了油液运动磨粒智能检测技术，并专门设计开发了基于磨粒图像分析的多功能油液磨粒智能检测与诊断系统(Multiple Intelligent Debris Classifying System, MIDCS)，既能计算油液固体颗粒污染度等级，又能对大于 $10\mu\text{m}$ 以上的颗粒进行分析判断，将颗粒识别为金属和非金属，同时对金属颗粒进一步识别为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对非金属颗粒进一步区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒等。提出了基于遗传算法的显微成像系统多参数自适应调整的新方法。针对 MIDCS 中的磨粒识别特征冗余问题，利用 Weka 软件的 C4.5 算法对特征磨粒样本集进行了规则提取，获取了识别磨粒的专家知识规则，并对规则进行了分析，并与人工提取的规则进行了比较，结果表明本文所提取出的磨粒识别规则反应了实际磨粒识别的统计规律，具有很高的识别精度。最后利用 MIDCS 对某型航空发动机滚动轴承磨损趋势进行了分析，并与光谱检测结果进行了对比，进行了实验验证，表明 MIDCS 对于监控航空发动机滚动轴承疲劳故障更具优势。研究了基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法，对磨粒监测界限值制定方法进行讨论分析。采用 MIDCS 进行了实际航空发动机磨损监控验证。

第四章对油液在线磨屑监测传感器进行了理论分析，讨论了铁磁性颗粒检测和非铁磁性颗粒检测的原理。根据理论分析结果，设计开发了油液在线磨屑监测系统，讨论了系统结构和工作模式。研究提出了磨屑识别策略和算法，并进行验证。在传感器信号处理方面，研究并提出了改进中值滤波去噪方法，并通过实验对所提方法进行了验证。最后，基于油液在线监测技术，对航空轴承的剩余寿命预测方法进行了研究：首先，以航空发动机附件机匣的 35-206P1 型轴承为试验对象，进行了 15 组航空轴承疲劳加速试验，并通过分析筛选出有效的轴承失效数据；在试验的基础上，引入了支持向量回归对有效数据进行训练建模，得到了滚动轴承的剩余使用寿命关于径向载荷、转速、特征量的预测模型；最后，对实时采集的轴承数据，通过 GM(1,1) 灰色模型对航空轴承状态进行动态预测，并结合已建立的轴承剩余寿命模型计算得到航空轴承剩余使用寿命的预测值。

第五章为论文的总结与展望，简要的总结了本文的主要工作和创新点，并就下一步的研究工作进行了展望。

第二章 典型航空发动机滚动轴承失效模式及试验验证

2.1 引言

滚动轴承失效已经导致多起航空发动机故障，严重影响飞行安全。掌握轴承的失效机理和发展过程，是开展轴承故障诊断需要解决的一个关键技术问题。通过分析滚动轴承的失效模式和机理，并进行滚动轴承的失效过程验证，提取滚动轴承失效过程中可以获得的征兆信息，为航空发动机滚动轴承故障诊断和预测技术研究提供依据。

2.2 滚动轴承失效基本模式

在航空发动机转动部件的故障分析中，轴承的失效原因分析一般比较困难。轴承失效有可能是明显的单一机理导致的失效，也有可能是多种机理的组合造成的失效。一般而言，滚动轴承失效模式主要有以下几类^[176-177]：

(1) 滚动接触疲劳

滚动接触疲劳是指轴承在工作运转期间由于交变应力作用导致形成疲劳裂纹而造成失效。疲劳裂纹一般起源于接触面或接触面的亚表面处，损伤形式表现为不同浅层深度的剥落，剥落产生的金属屑一般呈薄片状。

(2) 开裂和断裂

开裂和断裂主要指轴承接触区以外的主要构件断裂引起的失效破坏。这种破坏的原因可能是施加于轴承的载荷过大，也可能由不对中或不正确的装配以及套圈在轴上或在轴承座内安装不当所引起。

(3) 旋转爬行

旋转爬行主要指过盈配合的内套圈及其配合的轴之间或过盈配合的外套圈及其配合的轴承座之间发生相对运动。旋转爬行多发生于轴承的内套圈，其原因一般与装配误差、使用中载荷不正常或严重不平衡有关。

(4) 金属粘着

金属粘着是指从两个滑动接触体的任一表面剥落下的物质沉积或粘合在另一表面上。由于轴承接触面出现严重的相对滑动而产生金属粘着，表现为两接触面被焊合。

(5) 磨损失效

磨损失效是指轴承接触面上在较高接触应力作用下，使轴承接触表面产生物质流失的过程。磨损失效发生的原因一般是润滑不良、接触区存在硬质微粒、接触面上存在高速度的滑动接触等。

(6) 塑性变形失效

塑性变形失效是指轴承由于过载而使接触面发生塑性屈服。过热、过大载荷、大应力冲击等均有可能造成塑性变形。

(7) 微动磨损

微动磨损是指轴承与轴之间以及滚动体与滚道之间的接触表面存在微小振幅的不断往复滑动的现象。例如，在滚动体和滚道接触的地方，如果受到振动影响，润滑介质被挤出，就会引起金属和金属之间的接触及局部磨损。

(8) 腐蚀失效

腐蚀失效是指轴承在工作过程中与周围介质发生化学或电化学反应导致的腐蚀损伤。介质可以是变质润滑油、水或其他液体。

(9) 高速轻载打滑

高速轻载打滑是指滚动体与套圈滚道接触时，在极轻的接触载荷下或过量的润滑条件下，受惯性力的影响，会造成两接触面间出现滑动现象，使接触表面出现蹭伤。

2.3 航空发动机滚动轴承故障案例

以某型航空发动机为例，根据近年来实际使用情况，曾发生多起主轴轴承、附件机匣轴承故障，严重影响了飞行安全。下面分别以航空发动机主轴轴承和附件机匣轴承为例，分析其故障现象和失效原因。

2.3.1 航空发动机主轴轴承失效故障

5号支点轴承（P2Y轴承）是该型发动机的主轴轴承，在该发动机的使用和修理中，P2Y轴承失效故障是该发动机多发性、危险性故障。轴承一旦发生故障，往往造成严重破坏，甚至导致飞行事故。该轴承工作条件恶劣，润滑条件差、工作温度高，润滑系统结构设计上存在薄弱环节。因此发生故障较多，而且故障发展迅速，后果也十分严重，曾导致多起航空发动机主轴断轴、抱轴故障的发生。据某修理工厂统计，从2008年至2010年之间，该轴承的故障发生率约占37%，其中疲劳剥落故障约占58%。

表2.1为2001年至2003年发生的6起航空发动机主轴轴承失效故障情况。主轴轴承发生疲劳失效时，发动机的工作时间并不集中于某一时间段，具有一定离散性。对主轴轴承疲劳失效时的油液Fe元素浓度进行了光谱分析，大多数情况光谱分析Fe元素浓度并不高。

例如，2010年10月14日，某发动机发生空中停车故障。经返厂分解检查，发现该发动机5号支点P2Y轴承失效。故障轴承见图2.1所示，轴承外环滚道1/2圆周上明显碾压痕迹，外环外表面有转动痕迹；内环滚道磨损，表面有多条深沟状；19个滚棒磨平，与保持架铜材料粘结；保持架1/2圆周磨损，一侧有三处断裂轴承整体颜色明显变色，外环、内环和滚棒均呈

暗黑色，内环和滚棒、保持架粘结。分开内环和保持架、滚棒后检查，内环滚道严重磨损变薄，磨损的滚道表面有多条深沟，局部有材料粘结，内环内表面有转动痕迹。

表 2.1 几起航空发动机主轴承失效故障情况

序号	本次工作时间 (h:m)	Fe 含量 (ppm)	发动机分解检查情况
1	154:10	7.8	后轴间轴承 P2Y 失效，滚棒疲劳剥落、内钢套严重磨损；高压涡轮轴颈的上封严环从 1 个销钉处断裂；高压涡轮叶片、高压压气机工作叶片叶尖严重磨损
2	286:54	7.6	后轴间轴承 P2Y 失效，滚棒严重剥落、内钢套断裂数块；高压涡轮叶片、高压压气机工作叶片叶尖、鼓筒严重磨损；大封严篦齿断裂；低压涡轮轴断裂
3	245:36	3.1	后轴间轴承 P2Y 失效，20 个滚棒烧结在保持架上、外钢套严重变形、滚道严重剥落；高压压气机工作叶片叶尖、鼓筒严重磨损；高压涡轮盘内环磨损；低压涡轮轴断裂
4	410:45	4.0	后轴间轴承 P2Y 失效，保持架严重磨损、断裂，滚棒、外圈严重磨损；高压涡轮叶片、高压压气机工作叶片叶尖、鼓筒局部严重磨损；低压涡轮轴断裂
5	297:09	3.3	前轴间轴承 P5 滚棒剥落，内、外环磨损，保持架断裂；P2Y、P5Y、P1 轴承保持架露铜；高压涡轮转子叶片 8 片报废；齿轮磨损剥落
6	153:46	3.5	前轴间轴承 P5 两个滚棒剥落，保持架露铜；后轴间轴承 P2Y 保持架露铜；外置机匣齿轮硬度不合格



(a) 轴承外环滚道剥落、挤压



(b) 内环滚道严重磨损



(c) 保持架严重磨损

(d) 部分滚棒磨平

图 2.1 P2Y 故障轴承外观

2.3.2 航空发动机附件机匣轴承失效故障

航空发动机附件机匣轴承中，O5 轴承（O5 轴上的球轴承 35-206P1）故障较为多见。据修理工厂统计，该型轴承在大修时的报废率为 30~40%，也曾多次发生现象和模式基本相同的失效，说明该轴承失效具有一定的普遍性。

附件机匣传动系统结构图见图 2.2，O5 轴支承在两个球轴承 35-206P1 上，作为中介传动轴，通过大小两个齿轮实现 O1 轴和 O6 轴之间的扭矩传递和变速。O5 轴承带动主燃油泵-调节器、滑油附件、高压柱塞泵以及燃油增压泵等附件，工作负荷大，且没有滑油喷嘴为其直接喷射供油，润滑及冷却较差。O5 轴承长时间承受较大载荷，缺乏良好的润滑冷却，易导致滚动体产生滚动挤压磨损及滚动疲劳剥落。

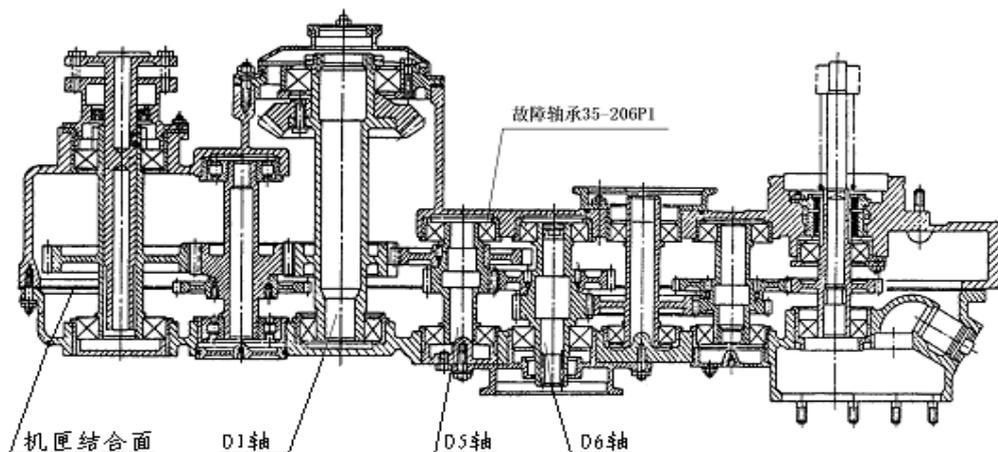
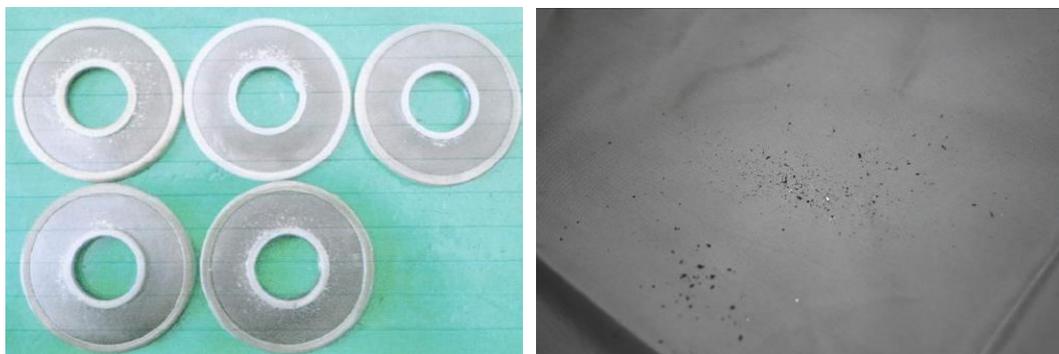


图 2.2 附件机匣传动系统结构图

2012 年 7 月 20 日，某航空发动机进行 25 小时专检，发现滑油滤上有较多金属屑。从滑油箱取滑油检测，滑油光谱检测结果正常。对发动机滑油箱进行检查，从滑油箱冲洗出口发现少量细微金属屑。油滤上的金属屑及滑油箱内冲出的金属屑外观见图 2.3。

对滑油滤上的金属屑以及滑油箱冲出的金属屑进行了成分分析，金属屑中主要含 Fe、W、Cr、V 等元素，含量与轴承钢材料（W9Cr4V）接近。



(a)发动机滑油滤上出现较多金属屑

(b)滑油箱冲出的金属屑

图 2.3 金属屑外观

分解发动机附件机匣，发现 O5 轴承转动不灵活，O5 轴承位置见图 2.4。外观检查 O5 轴承安装座相关零件，外钢套及对应的壳体衬套内圆柱面，衬套外圆柱面及对应的附件机匣壳体安装座配合表面均未见磨损。对故障轴承切割后检查，各滚珠表面均有不同程度的剥落，见图 2.5；轴承内钢套 1/2 圆周滚道上有严重的连续剥落，见图 2.6。



图 2.4 O5 轴承安装位置



图 2.5 滚珠表面麻坑状剥落



图 2.6 轴承内钢套滚道上 1/2 圆周连续剥落

2.4 航空发动机滚动轴承典型故障失效机理分析

2.4.1 航空发动机 P2Y 轴承失效机理分析

某发动机 100 小时专检时，发现前支点 50% 和外涵 80% 故障灯闪亮，跳动指示异常。将该发动机送工厂分解，工厂进行检查后确认，该发动机 P2Y 轴承失效，轴承内套圈有一段长约 35mm 的严重剥落。该轴承使用时间较短，未到第一个翻修期。

2.4.1.1 外观检查

P2Y 轴承外观见图 2.7。从外观来看，在该轴承的所有组件中，内套圈破坏最为严重，工作面上出现了长约 35mm 的剥落和碾压，见图 2.8，剥落区一侧比较平齐，一侧形状不规则，整个剥落区内损伤程度基本相当。其它组件损伤程度较轻：保持架兜孔处银层有磨损，但未漏铜；外套圈工作面上轻微损伤；34 个滚棒上均有周向压痕以及麻点或麻坑，其中 2 个滚棒上有尺寸较大的剥落，见图 2.9。



图 2.7 P2Y 轴承外观



图 2.8 轴承内套圈上长约 35mm 的剥落

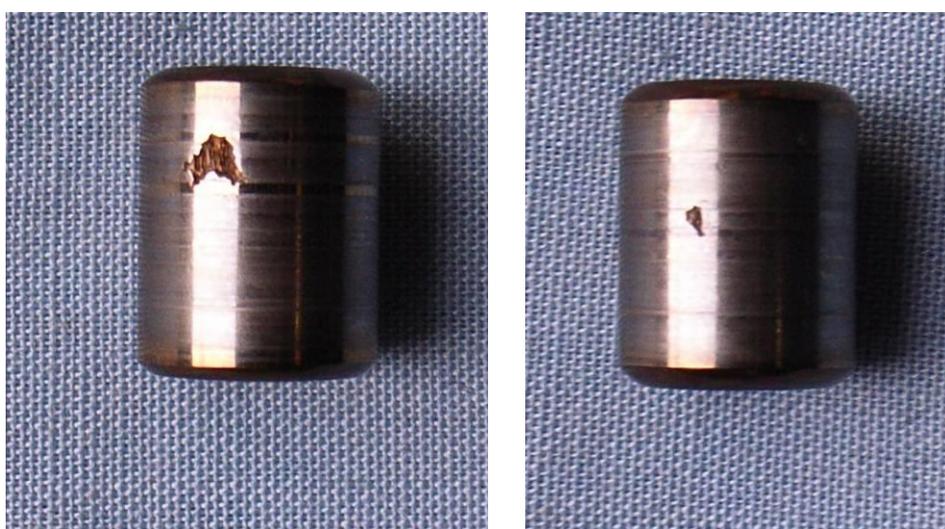


图 2.9 两个滚棒上尺寸较大的两处剥落

2.4.1.2 微观检查

在 ZEISS SUPRA550 扫描电子显微镜下，对内套圈工作面上的剥落和剥落较大的 2 个滚棒进行了观察。

内套圈工作面剥落区边缘如图 2.10 所示，可见剥落区一边平齐，另一边形状不规则，同时，剥落区有金属向两侧形成飞边的特点。内套圈上的剥落区边缘形貌如图 2.11 所示，可见剥落区边缘出现金属开裂、掉块的特征，局部位置可见起源于次表面的裂纹。对内圈上的剥落区局部放大进行观察，见图 2.12，剥落区被反复挤压，断面上有多次损伤，局部可见接触疲劳断裂的特点，疲劳起源于次表面。

对剥落尺寸较大的滚棒进行观察，见图 2.13，可见滚棒上的剥落具有接触疲劳断裂的特点，局部可见起源于次表面的裂纹。滚棒上有多处明显的周向压痕，较大的一处疲劳剥落就与压痕相连，压痕边缘有多处开裂。

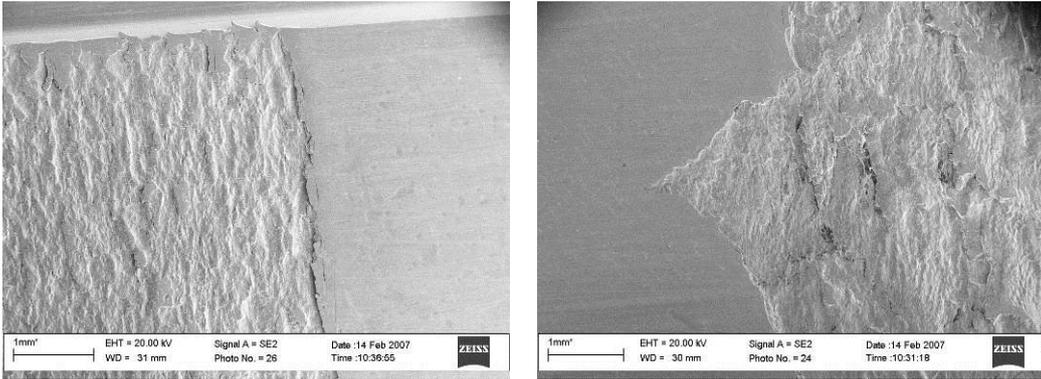


图 2.10 内套圈工作面剥落区边缘形貌

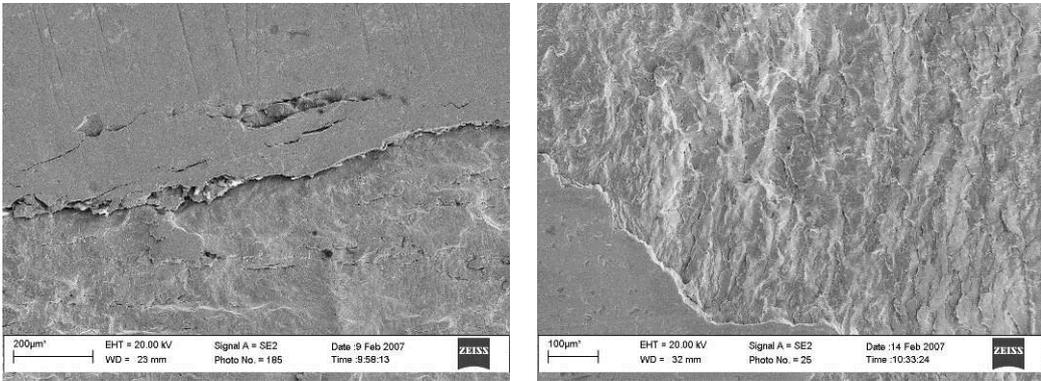


图 2.11 剥落区边缘形貌放大特征

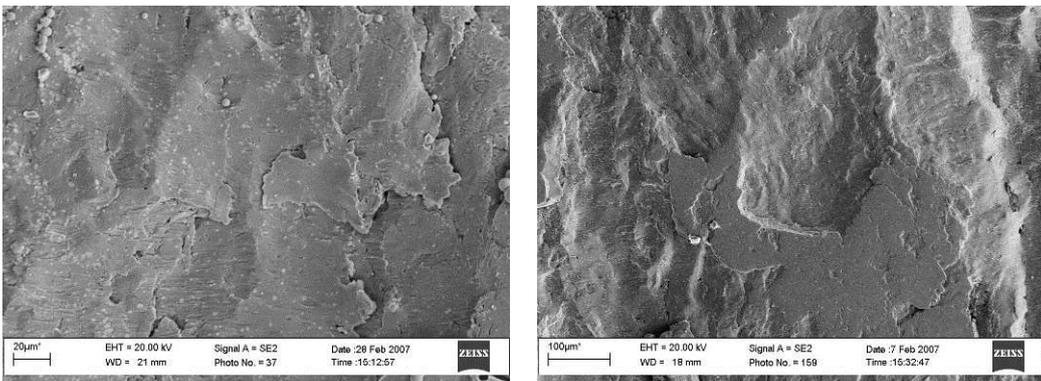


图 2.12 内套圈工作面上的疲劳剥落微观形貌

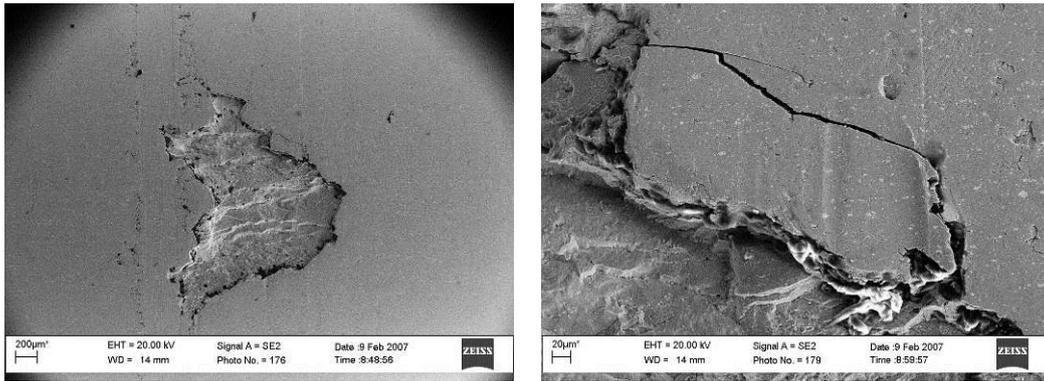


图 2.13 滚棒上的疲劳剥落

2.4.1.3 分析讨论

根据故障的 P2Y 轴承的外观和微观检查，该轴承上损伤最为严重的区域是轴承内套圈，轴承内套圈局部上出现了大面积的疲劳剥落（宽度与工作面相同，长度约 35mm）；其次为滚棒，34 个滚棒中，几乎所有滚棒均有不同程度的损伤，特别是两个滚棒上有肉眼明显可见的较大面积的疲劳剥落；外套圈上损伤较轻。分析认为，该轴承主要的损伤形式为疲劳剥落，其中损伤最为严重的轴承内套圈是故障中的首先破坏件。首先，它在轴承组件中损伤最为严重，且其损伤在整个滚道上分布不均匀，只出现在一个固定的部位；同时，剥落区金属形成飞边，这是内套圈先行剥落后受到滚棒挤压形成的结果；其次，滚棒以及轴承外套圈上的损伤相对比较均匀，包括两个滚棒上明显的疲劳剥落，都属于二次损伤，因为它们的破坏多与滚棒上的压痕相连，是内套圈剥落后非正常挤压造成的接触疲劳剥落。

轴承内套圈的损伤主要有以下特点：

- （1）内套圈在轴承使用早期出现严重疲劳剥落；
- （2）内套圈严重疲劳剥落集中出现在周向上的一个部位；
- （3）剥落区在内套圈工作面轴向上的损伤程度基本一致。

轴承在使用中发生疲劳剥落是不可避免的现象。但是，就本次故障而言，在第一次寿命期内，就在内套圈上出现如此严重的大面积疲劳剥落明显是一种非正常现象。但是，这种疲劳剥落集中出现在内套圈周向一段固定的部位，并没有在内套圈工作面上普遍出现。同时，相关检查结果显示，轴承内套圈硬度均匀，剥落区未发现冶金或加工缺陷，排除内套圈材质或加工缺陷导致早期破坏的可能。

内套圈剥落区在工作面轴向上的损伤程度基本一致，滚棒、外套圈损伤程度较轻且比较均匀，不存在内外套圈以及滚棒配合不当、轴承游隙不合格等轴承本身的问题而造成内套圈先行破坏的可能。但是，轴承内套圈上确实出现了严重剥落，且剥落集中在周向上一个相对固定的位置。这说明，导致该轴承失效只能是内套圈滚道剥落区局部受力过大。该轴承是发动机的后轴间轴承，属于高速转动件，正常情况下滚道上各部位应当均匀受力。只有当两轴不平衡量较

大时，才会造成轴承内套圈滚道局部承受较大的压应力，致使滚道局部严重疲劳剥落。该轴承轴系不平衡量较大可能与装机时的动平衡控制、安装工艺等因素有关。后轴间轴承工作环境恶劣，内套圈润滑不良，散热差，也对内套圈的疲劳剥落有一定促进作用。

2.4.1.4 结论

故障的发动机 P2Y 轴承主要损伤形式为滚动接触疲劳剥落，其中首先破坏件为轴承内套圈。该轴承失效是内套圈滚道局部受力过大所致。

2.4.2 航空发动机附件机匣 O5 轴承失效机理分析

某台发动机在滑油滤上发现有磁性金属屑，发动机分解检查发现附件机匣内 O5 轴承磨损失效。以该轴承为例分析其失效过程和机理。

2.4.2.1 外观检查

整个轴承颜色正常，无高温变色和腐蚀现象，见图 2.14。滚道一侧约 1/3 周长段上，分布有两段分别长约 18.5mm 和 34.2mm 的凹坑状剥落区（见图 2.15），两剥落区均基本位于滚道宽度方向的中部，间距约 11mm。剥落在滚道宽度方向的中部，中间深、两侧浅。



图 2.14 失效轴承分解后形貌



图 2.15 外套圈滚道磨损宏观形貌

约 $2/3$ 周长的滚道上分布有细小的麻点剥落。在滚道宽度方向上，麻点分布具有沟底重、两侧轻的特点，见图 2.16。滚道两侧边缘有轻微的金属挤压飞边。整个剥落区比较，两端的剥落严重，呈凹坑状；中部则相对较轻，呈麻点状，较均匀。

分解后的保持架外侧引导面两侧各有宽约 4.3mm 的表面存在严重的均匀周向磨损，其宽度与外套圈引导面的宽度基本接近，磨损深度约 0.1mm。兜孔边缘宽约 1~2.1mm 的区域有明显的摩擦痕迹，见图 2.17。9 个钢球均有不同程度的麻点剥落或凹坑剥落，见图 2.18。



图 2.16 内套圈滚道上的滚动接触疲劳花样

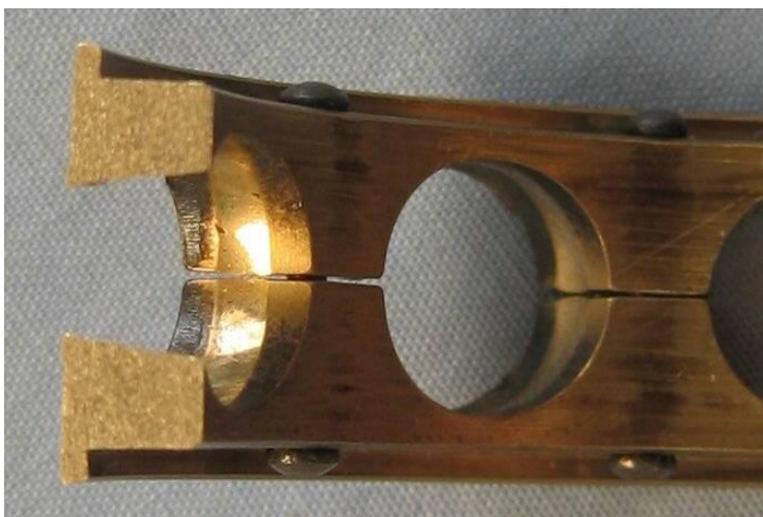


图 2.17 保持架兜孔磨损形貌

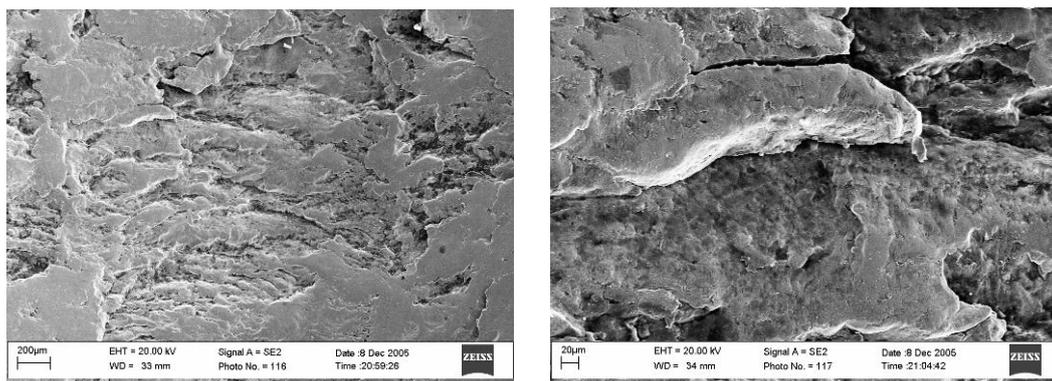


图 2.18 失效轴承分解后滚珠形貌

2.4.2.2 微观检查

外套圈滚道上剥落形貌见图 2.19，主要为弧形的层状剥落形貌；放大观察，可见从表面或次表面起始的疲劳条带特征；源区未见明显的冶金材质缺陷。

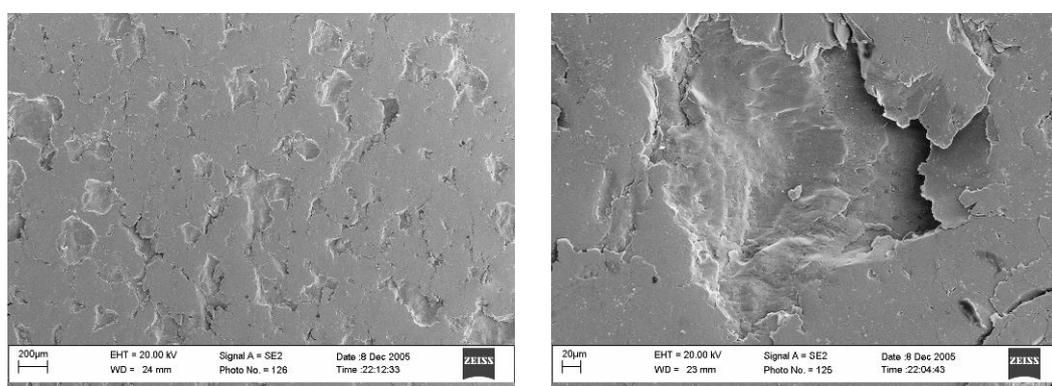
内套圈滚道上剥落形貌见图 2.20，主要为凹坑状剥落形貌，凹坑边缘陡峭、底部平坦；放大观察，也可见从表面或次表面起始的疲劳条带特征；源区未见明显的冶金材质缺陷。



(a) 外滚道剥落低倍形貌

(b) 外滚道剥落区疲劳特征

图 2.19 外滚道形貌特征

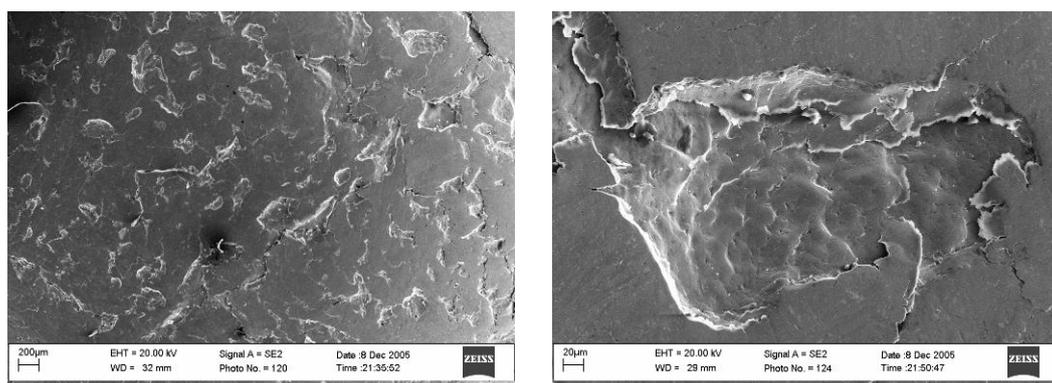


(a) 内套圈滚道剥落形貌

(b) 内套圈滚道上的接触疲劳花样

图 2.20 内套圈滚道形貌特征

9 个钢球表面的剥落形貌均基本相同，主要为凹坑状，见图 2.21，凹坑边缘陡峭、底部平坦；微观形貌为疲劳条带特征；裂纹源区位于表面或次表面，源区未见明显的冶金材质缺陷。



(a) 钢球剥落形貌

(b) 钢球上的接触疲劳花样

图 2.21 钢球表面形貌特征

2.4.2.3 讨论分析

对内、外套圈滚道和钢球的宏、微观分析表明，它们表面的损伤基本相同：宏观上为麻点

或凹坑剥落，凹坑边缘陡峭、坑底平坦；微观上均具有疲劳条带特征，源区位于表面或次表面，源区未见明显冶金材质缺陷和外来杂质。以上特征说明它们的失效性质为典型的滚动接触疲劳剥落失效，是轴承在运转期间由于交变应力作用，在接触面上或接触面的亚表面处产生疲劳裂纹而造成的失效。

整个轴承内、外滚道和钢球表面均光亮，轴承各零件颜色正常，可以排除由于缺润滑油导致轴承失效的可能。各剥落区源区均没有发现明显的冶金材质缺陷，也可排除由材质缺陷引起失效的可能。

外滚道的损伤集中在一侧 1/3 周长段内，内滚道两侧边缘有轻微的金属挤压飞边，表明外滚道局部承受了过大的单向径向载荷。外滚道不足一半的部位承受的载荷过大，可使滚道局部区域的润滑油膜破裂，产生磨损以及表面接触疲劳。滚道磨损、疲劳剥落产生的金属颗粒与滚珠接触研磨，使滚珠产生表面接触疲劳剥落，内圈滚道产生均匀磨损及疲劳剥落。因此，过大的单向径向载荷是导致该轴承失效的根本原因。从附件机匣的结构特点和传动链分析，O5 轴上有大小两个齿轮，通过大齿轮由 O1 轴传动，又通过小齿轮传动燃油泵-调节器、高压柱塞泵、燃油增压泵及滑油附件等部件，因此，O5 轴上的负载比较大。由于两个齿轮安装在轴上的不同位置，上下有一段距离，齿轮之间的作用力必然会给 O5 轴施加有一个侧向力，从而给 O5 轴承一个单向的径向载荷，这是导致轴承失效的单向径向载荷的主要来源。因此，结构上存在的不利因素是导致 O5 轴承失效的主要原因。

2.4.2.4 结论

O5 轴承的失效模式为滚动接触疲劳剥落失效，结构上存在的不利因素引起轴承承受过大的单向径向载荷是导致该轴承产生滚动接触疲劳剥落失效的主要原因。

2.4.3 小结

航空发动机轴承的疲劳失效主要为滚动接触疲劳剥落失效，是工作过程中在轴承接触面上或靠近接触面处循环应力作用的结果。滚动接触疲劳剥落失效是导致该型航空发动机 5 号支点 P2Y 轴承、附件机匣 O5 轴承等失效的主要模式，其失效的主要原因均是由于结构上设计存在缺陷。由航空发动机轴承疲劳失效引起的故障，失效发展速度快，危害极大，是当前航空发动机故障诊断和状态监控中最难预报的故障类型之一，需引起高度重视，并加强过程监控。现有监控手段由于其技术局限性，对于轴承疲劳失效引起的故障往往不能有效监控。

2.5 航空轴承加速失效试验平台

2.5.1 试验平台

试验平台为洛阳轴承研究所设计开发的航空轴承失效监控试验系统，系统采用电主轴驱动

试验轴承，通过液压力提供轴向和径向载荷。轴承按照设定好的不同转速的转速周期旋转，用于模拟装备在航空发动机上的滚动轴承的真实的工作状态。航空轴承失效监控试验系统主要由试验主体、动力及传动系统、润滑系统、液压加载系统、电气系统、计算机监控系统等组成，其实物图如图 2.22 所示。

试验系统主要性能参数见表 2.2。试验轴承安装采用悬臂式结构，即试验轴承装置于试验主轴的悬臂端，试验主体结构剖面图如图 2.23 所示。电主轴通过弹性联轴器驱动试验轴系旋转，最高转速可达 48000r/min。液压加载系统给被试轴承提供轴向和径向的可调加载，最大加载分别为 5kN 和 10kN。试验润滑系统用于对试验轴承进行润滑，可以根据需要为试验轴承提供最高 200℃ 的高温润滑。设备润滑系统对支承轴承提供的润滑，以保证支承轴承的正常工作。采用 928 合成航空润滑油为试验轴承提供润滑。试验参数的记录和处理由数据采集系统完成。工控机是控制系统的核心，在电控系统的配合下，对采集数据处理并发出各种指令。

表 2.2 试验平台主要性能参数

序号	参数	范围
1	试验转速	0~48000 r/min
2	最大轴向载荷	10kN
3	最大径向载荷	5 kN
4	滑油供油压力	0~1.0MPa
5	滑油供油流量	0~10L/min
6	滑油供油温度	室温~200℃
7	回油能力	>10L/min



(a) 试验平台

(b) 控制面板

图 2.22 航空轴承失效监控试验系统实物图

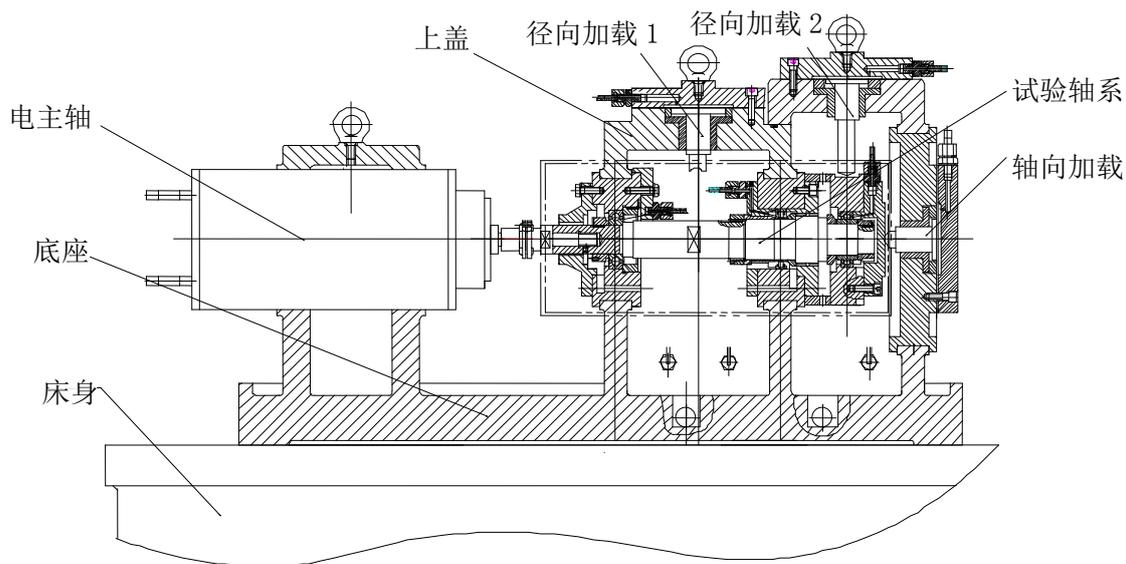


图 2.23 试验主体结构剖面图

2.5.2 试验数据的采集与处理

试验过程中采集包括振动、温度、转速等参数，所使用的硬件清单如表 2.3 所示，传感器的监测点如图 2.24 示。

表 2.3 试验硬件设备清单

序号	名称	数量
1	航空轴承失效监控试验系统	1
2	CompactDAQ chassis cDAQ-9178(8 slot USB) 机箱	1
3	NI USB9134 采集卡	4
4	YD-3 高温加速度拾振器	2
5	JM608 一体化温度传感器	6
6	PT124B 熔体压力传感器	2
7	金属浮子流量计	2
8	XSM/C-H1GA2S2S2V0N 转速传感器	1
9	PT124B-3.2MPa 压力传感变送器	2

试验轴承采用某型航空发动机的 O5 轴承，型号为 35-206P1，该型号轴承的参数详见表 2.4。

表 2.4 35-206P1 型滚动轴承基本参数（单位 mm）

型号	内圈直径	外圈直径	厚度	滚动体直径	节径
35-206P1	30	62	16	9.5	46

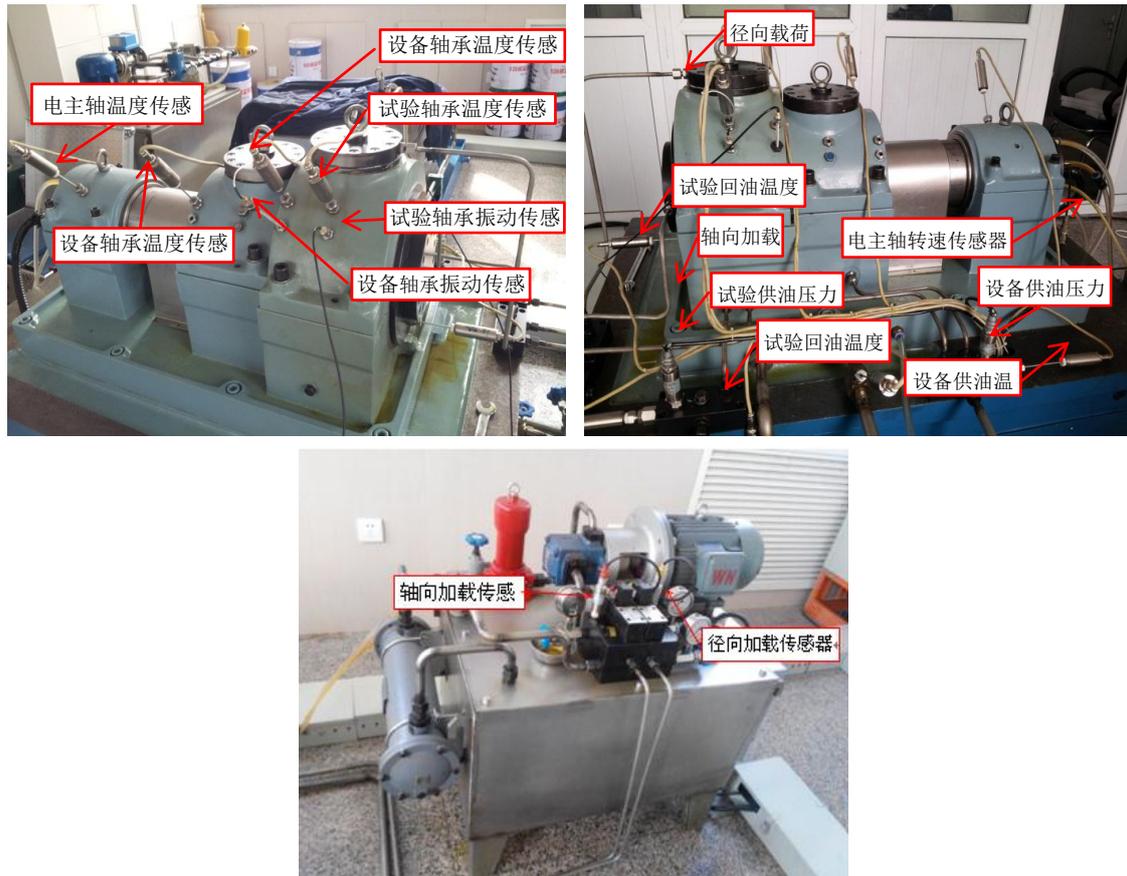


图 2.24 传感器监测点

2.6 航空发动机滚动轴承失效模式验证

2.6.1 轴承加速失效试验方法

在正常工况下，航空轴承的寿命通常达数百至上千小时。出于时间和经济的限制，难以对多组轴承进行全寿命试验。航空发动机轴承实际发生滚动接触疲劳剥落故障的时间较为分散，影响因素很多。即使完全相同的试验条件，也会造成轴承的寿命相差很大，使人力、物力等试验成本高昂。因此，立足解决工程实际问题，通过试验平台来加速模拟实际航空发动机轴承发生滚动接触疲劳剥落的失效过程，可以快速的得到试验结果，显著降低试验成本。

常见的轴承加速失效试验方法有以下几种^[178-180]：（1）增大轴承的工作条件，如转速或载荷等，使轴承工作负荷增大，以加速达到失效的时间。这种方式的轴承试验时间一般较长，常用于轴承的长寿命加速试验，获取轴承工作时的寿命数据。（2）给试验轴承施加初始损伤，使轴承快速失效。可以通过电火花方式在轴承内圈滚道、外圈滚道、滚动体等部位制造初始缺陷，一般用于滚棒轴承或者无端盖的滚珠轴承。对于有端盖的滚珠轴承，因无法拆卸端盖，不能在直接在轴承内圈滚道、外圈滚道、滚动体等部位制造初始缺陷，可以通过降低轴承润滑条

件，破坏轴承接触表面间的油膜，使轴承内圈滚道、滚动体、外圈滚道之间产生磨损，达到制造初始缺陷的目的。(3) 给轴承施加不正确的装配方式，使轴承不对中从而产生转动不平衡，达到快速失效的目的。这种方式制造的初始条件和过程较难控制，容易对试验平台造成损伤。

2.6.2 轴承加速失效试验方案

为验证航空轴承发生滚动接触疲劳剥落的失效过程，使用试验平台进行了两组 35-206P1 轴承验证试验。试验条件如下：

①滑油供油温度：常温。

②滑油供油总流量 9L/min，试验轴承润滑供油量 3L/min。

③为更加真实模拟航空轴承实际应用中变载荷变转速的工况，按表 2.5 载荷谱进行试验，每个试验周期为 1 小时，包含 10 步。

表 2.5 试验载荷谱

步 骤	转 速 /rpm	载 荷		运行时间 /s
		轴向 (F_a) / kN	径向 (F_r) / kN	
1	2000	0.5	0.5	60
2	4000	1.0	1.0	120
3	6000	2.0	1.5	120
4	9000	3.0	2.0	60
5	12000	3.5	2.5	120
6	12000	4.0	3.0	2700
7	12000	6.0	2.5	120
8	9000	4.0	2.0	60
9	6000	2.0	1.5	120
10	4000	1.0	1.0	120

试验过程中将采用切断试验轴承供油的方法加速轴承退化。当试验在缺油状态下进行一段时间后，轴承将处于“干磨状态”，使轴承温度上升，试验器电机扭矩增大，并导致电机主电流增大。当电机扭矩增大到一定程度，将自动触发系统保护，停止试验。

采用如下试验步骤：

第 1 步：在“试验润滑”开启状态下进行一小时润滑试验，采集轴承正常状态下试验数据，并保证各组轴承在切断供油前润滑状态一致；

第 2 步：切断“试验润滑”，进行轴承干磨试验直至系统保护，用以加速轴承退化；

第 3 步：重新开启“试验润滑”，进行轴承达到失效条件，停止试验。

第 1 组试验只进行第 1 步和第 2 步，目的是为了使试验轴承快速达到初始损伤，第 2 组试

验执行全部 3 个步骤，目的是在轴承具有初始损伤的情况下，模拟发生滚动接触疲劳剥落的失效过程。试验的 2 组 35-206P1 轴承见图 2.25。



图 2.25 2 组试验轴承 (35-206P1)

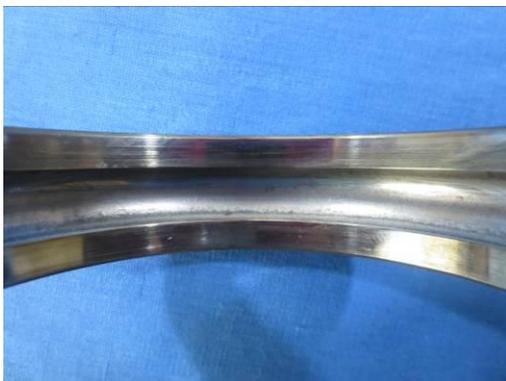
2.6.3 验证结果

2.6.3.1 第 1 组试验轴承检查

(1) 形貌检查

第 1 组试验完成后，将试验轴承进行切割分解，外观见图 2.26，轴承内圈滚道、外圈滚道和滚珠均有一定程度的轻微磨损，在第 2 步试验过程中，停止试验轴承的润滑使轴承接触表面间发生干摩，造成试验轴承温度上升，最高温度达到 110℃，但观察轴承内圈滚道、外圈滚道和滚珠均未发生高温变色现象。

在 ZEISS SUPRA550 扫描电子显微镜下，对第 1 组试验轴承的轴承外圈滚道、内圈滚道和滚珠进行观察，其表面均有一定程度的磨损。轴承外圈滚道形貌见图 2.27，其表面轻微磨损。轴承内圈滚道形貌见图 2.28，部分位置可见金属粘着特征，发生粘着的金属小块尺寸约在 20 μm 左右。试验轴承滚珠表面形貌见图 2.29，放大可见磨损形成的凹坑。



(a) 轴承外圈滚道

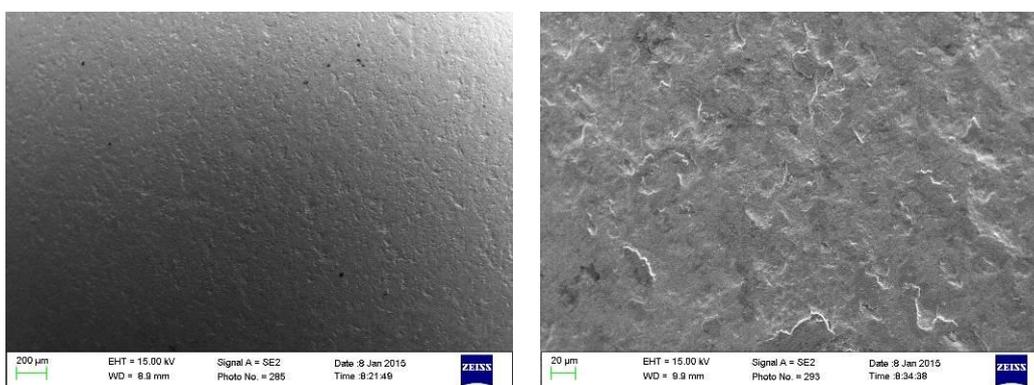


(b) 轴承内圈滚道



(c) 轴承滚珠

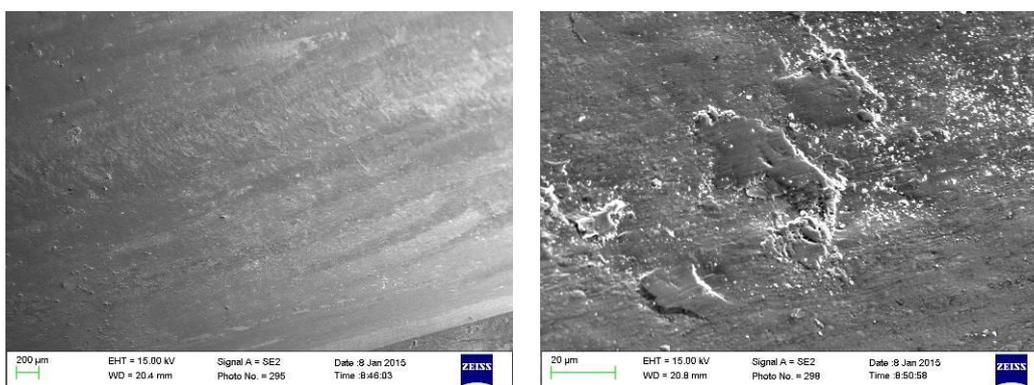
图 2.26 第 1 组试验轴承外观



(a) 轴承外圈滚道形貌

(b) 轴承外圈滚道放大形貌

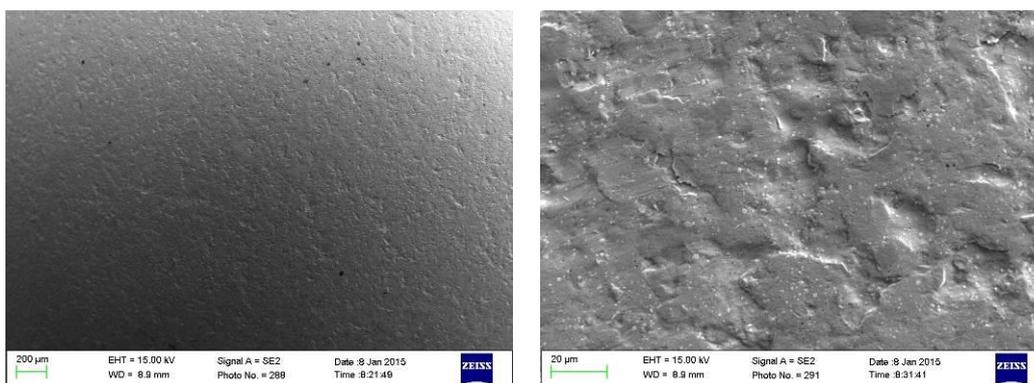
图 2.27 试验轴承外圈滚道形貌



(a) 轴承内圈滚道形貌

(b) 轴承内圈滚道放大形貌

图 2.28 试验轴承内圈滚道形貌



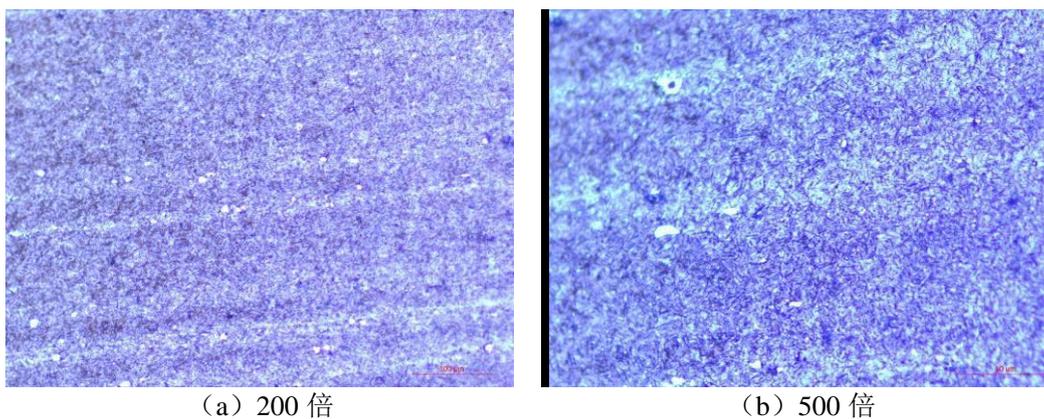
(a) 轴承滚珠滚道形貌

(b) 轴承滚珠滚道放大形貌

图 2.29 试验轴承滚珠表面形貌

(2) 组织检查和硬度检查

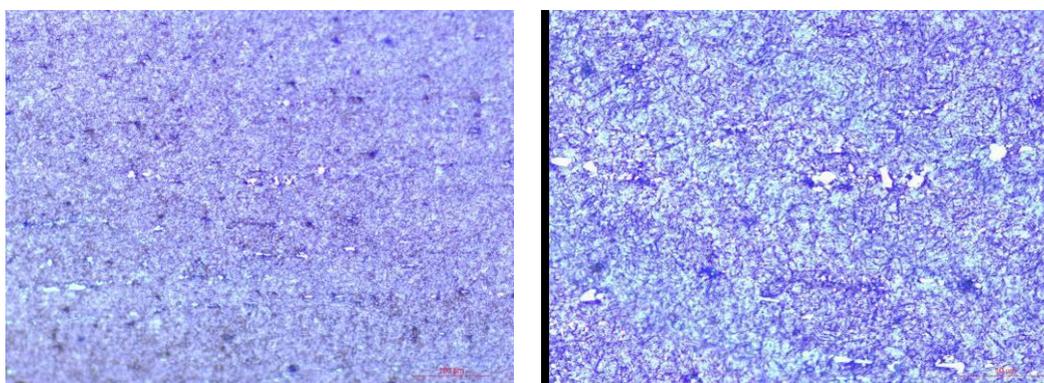
为检查试验轴承是否存在过热损伤，将试验轴承外圈、内圈和滚珠切取试块，磨制金相试样，试验轴承外圈、内圈和滚珠的金相组织分别见图 2.30、图 2.31 和图 2.32。试验轴承外圈、内圈和滚珠均为回火马氏体加细小均匀的碳化物颗粒，组织未见异常。从试验轴承上切取横截面进行硬度检查，轴承外圈、内圈和滚珠硬度分别为 HRC61.8、62.1、62.6，未见异常。



(a) 200 倍

(b) 500 倍

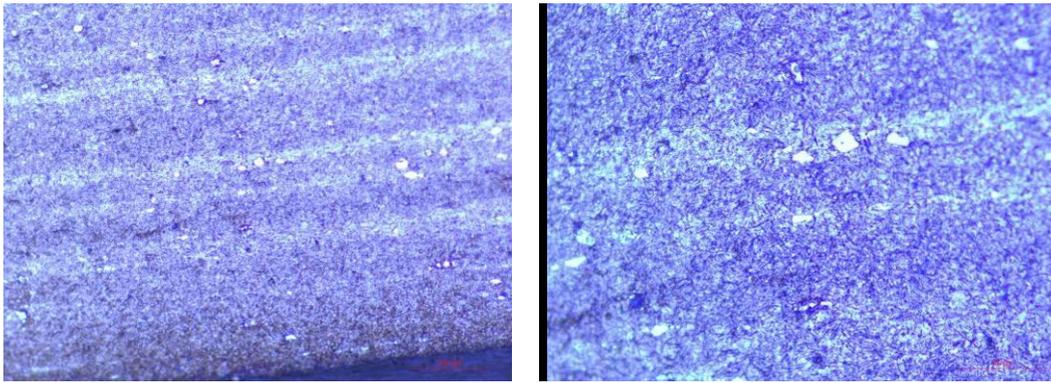
图 2.30 试验轴承外圈金相组织



(a) 200 倍

(b) 500 倍

图 2.31 试验轴承内圈金相组织



(a) 200 倍

(b) 500 倍

图 2.32 试验轴承滚珠金相组织

(3) 试验小结

从试验结果来看，试验轴承已发生了轻微的磨损，造成一定的早期初始损伤。轴承在试验过程中未发生高温过热现象。

2.6.3.2 第 2 组试验轴承检查

(1) 轴承形貌检查

第 2 组试验的目的是为了在第 1 组试验的基础上进行运转，使轴承发生滚动接触疲劳剥落失效。为验证试验结果，将第 2 组试验轴承进行切割分解，轴承外观见图 2.33 所示。轴承外圈滚道具有磨损特征，轴承内圈滚道沿周向有大面积剥落现象，轴承滚珠也有不同程度的剥落。

在 ZEISS SUPRA550 扫描电子显微镜下，对第 2 组试验轴承的轴承外圈滚道、内圈滚道和滚珠进行观察，轴承外圈滚道形貌见图 2.34，其表面有一定程度的磨损。轴承内圈滚道形貌见图 2.35，整个周向发生了严重的剥落，滚动接触疲劳剥落特征较为明显，剥落坑内放大可见明显的疲劳条带。试验轴承滚珠表面形貌见图 2.36，与轴承内圈滚道形貌类似，滚珠表面也有明显的周向带状剥落，剥落坑内可见明显的疲劳条带特征。



(a) 轴承外圈滚道

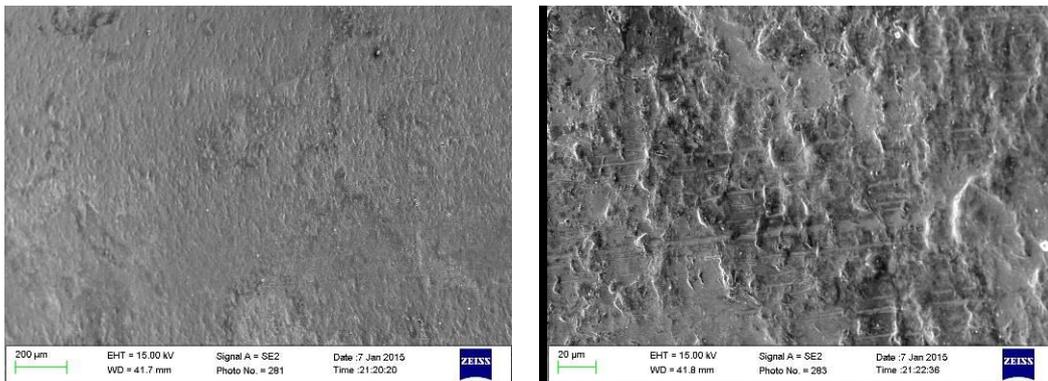


(b) 轴承内圈滚道



(c) 轴承滚珠

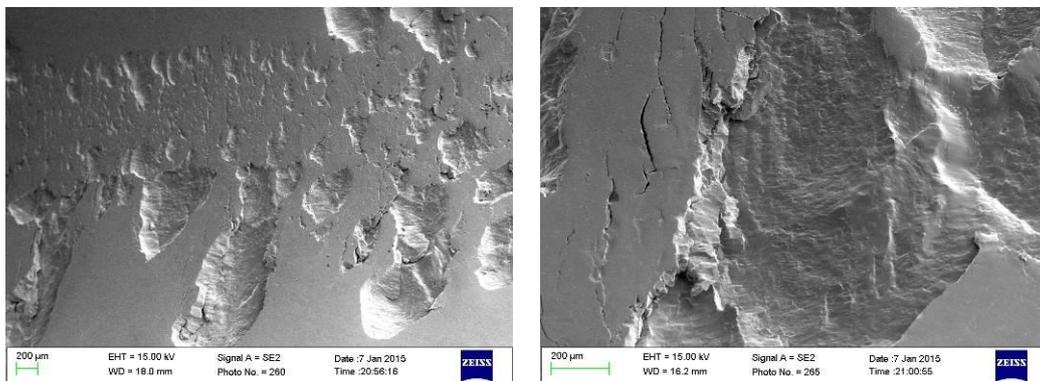
图 2.33 第 2 组试验轴承外观



(a) 轴承外圈滚道形貌

(b) 轴承外圈滚道放大形貌

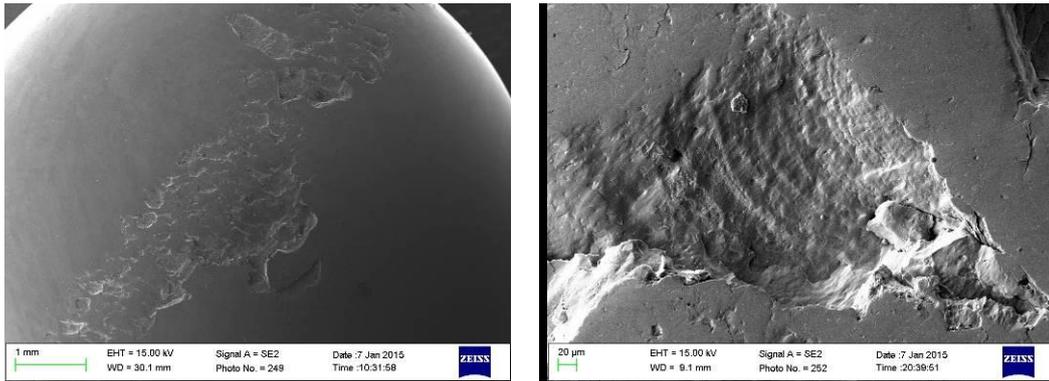
图 2.34 试验轴承外圈滚道形貌



(a) 轴承内圈滚道形貌

(b) 轴承内圈滚道放大形貌

图 2.35 试验轴承内圈滚道形貌



(a) 轴承滚珠滚道形貌

(b) 轴承滚珠滚道放大形貌

图 2.36 试验轴承滚珠表面形貌

(2) 金属屑检查

拆卸下试验润滑油路上的滑油滤，将滤片进行分解，滤片上存在大量的金属屑，见图 2.37。放大观察，金属屑呈银白色，薄片状，具有铁磁性，其放大形貌见图 2.38，金属屑表面有明显的碾压痕迹。



图 2.37 滑油滤上的金属屑外观

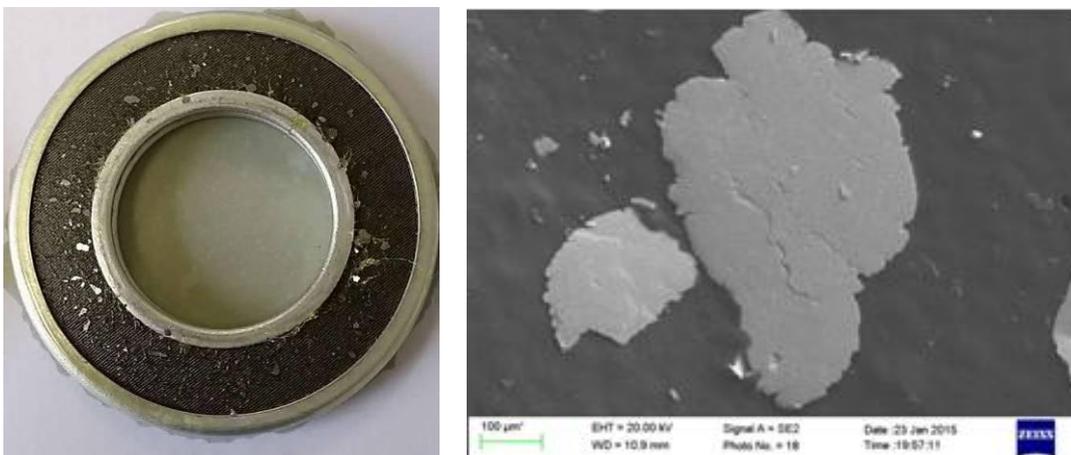


图 2.38 滑油滤上的金属屑放大形貌

利用 X 射线能谱仪对金属屑的成分进行分析，能谱谱图见图 2.39，分析结果见表 2.6，金属屑成分与 W9Cr4V 轴承钢成分相符。

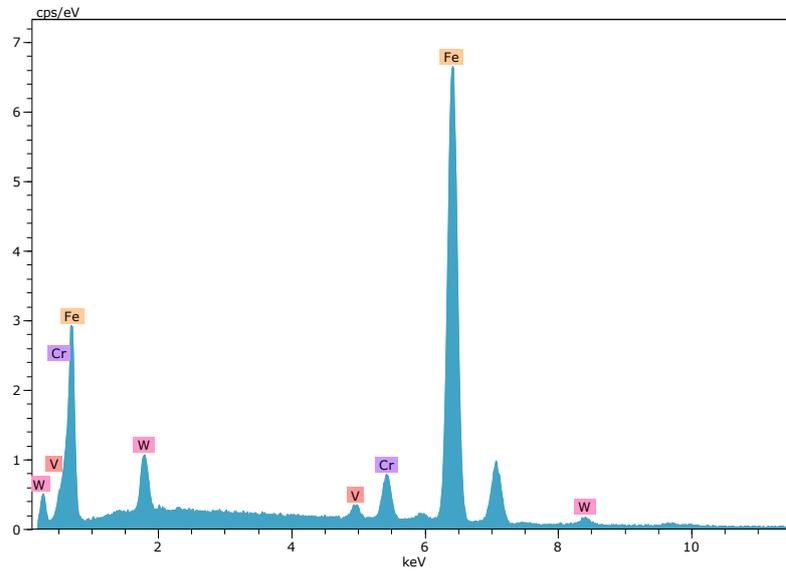


图 2.39 金属屑表面 X 射线能谱谱图

表 2.6 金属屑 X 射线能谱分析结果 (wt%)

元素 含量	V	Cr	Fe	W
金属屑	1.55	4.26	85.46	8.73
W9Cr4V	1.4~1.7	4.0~4.6	基体	8.5~9.5

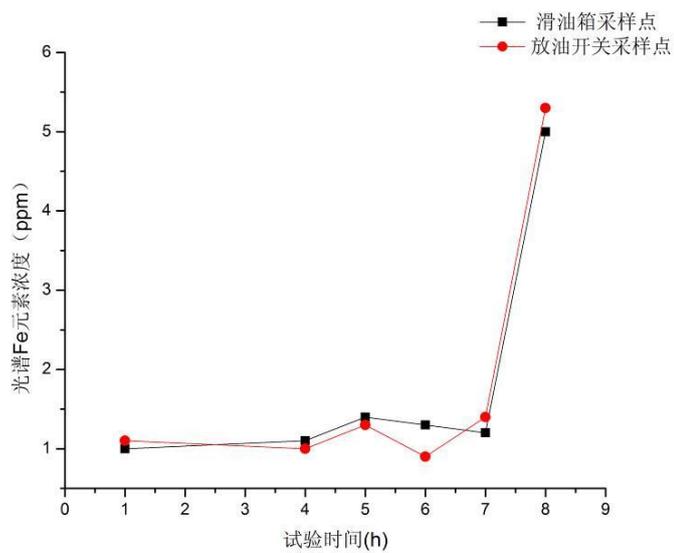
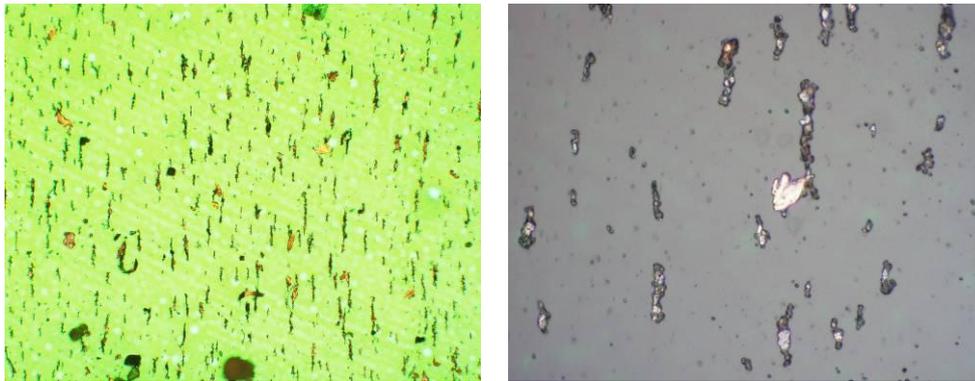


图 2.40 滑油光谱数据变化趋势

(2) 油液分析

对试验过程中每间隔 1 小时进行滑油采样分析，采样点有 2 个，分别为滑油箱采样点和回油管路放油开关采样点。对所采样的油样进行光谱分析，见图 2.40，结果显示在试验前期光谱 Fe 元素的变化不大，直到最后疲劳剥落形成较严重的时候，Fe 元素的浓度才开始突然增长，由 1PPM 左右突然上升至 5PPM 左右。滑油箱采样点和回油管路放油开关采样点的光谱数据基本相当。

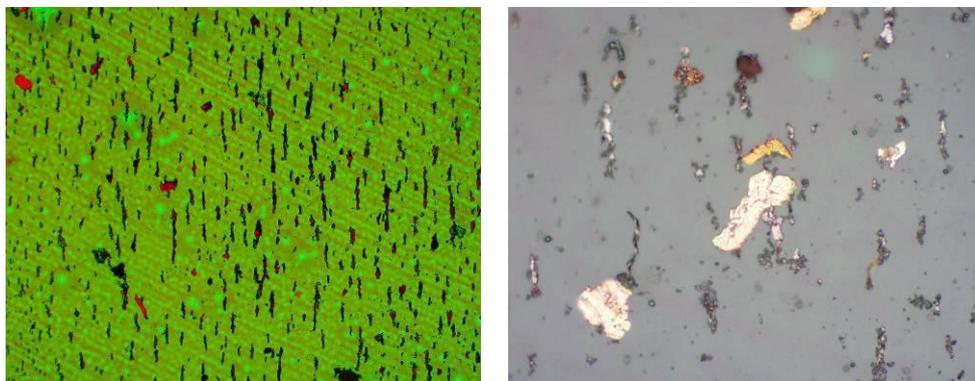
对滑油箱所采集的油样进行铁谱分析，试验 4、6、8 小时的滑油箱油样铁谱图分别见图 2.41、图 2.42 和图 2.43。根据油样铁谱分析显示，试验 4 小时时油样中的铁磁性磨粒以大于 10 μm 以上的磨粒为主，小于 10 μm 的铁磁性磨粒较少。随着试验时间的增加，油样中的铁磁性磨粒中大于 10 μm 以上的磨粒和小于 10 μm 的铁磁性磨粒数量都明显增加。试验 8 小时时，油样中的铁磁性磨粒中大于 10 μm 以上的磨粒和小于 10 μm 的铁磁性磨粒数量剧增。



(a)100 倍

(b)500 倍

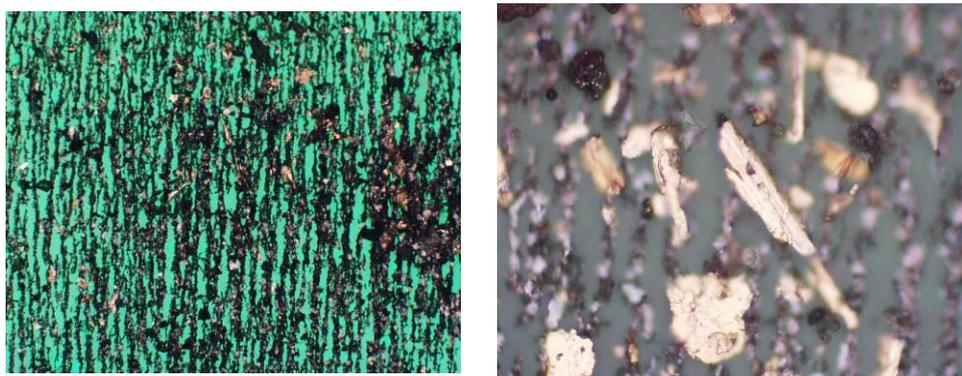
图 2.41 试验 4 小时滑油箱油样铁谱图



(a)100 倍

(b)500 倍

图 2.42 试验 6 小时滑油箱油样铁谱图



(a)100 倍

(b)500 倍

图 2.43 试验 8 小时滑油箱油样铁谱图

(3) 试验小结

从试验结果来看，第 2 组试验轴承的内圈滚道和滚珠已经产生了明显的滚动接触疲劳剥落，轴承外圈未发现明显剥落。此外，油样分析表明，轴承疲劳剥落失效过程中，油液中以大于 $10\mu\text{m}$ 的磨粒为主，失效前光谱分析的元素浓度变化不明显，直到故障发展严重后，光谱分析的元素浓度开始增长。

2.7 航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息分析

2.7.1 现有航空发动机轴承故障监控方法

现有航空发动机轴承故障监控和检查方法主要包括：滑油光谱监控、磁塞和金属屑信号器监控、发动机参数监控等^[181]。

滑油光谱监控是一种有效的航空发动机故障监控手段，可以检测油液中金属磨损微粒的材料成分和浓度，可用于判断发动机磨损程序和磨损部位，准确度高，检测速度快，一般对于渐进性磨损故障比较敏感。但由于自身技术局限性，对于油液中 $10\mu\text{m}$ 以上的磨粒无法有效检测。因此，对于轴承疲劳剥落故障几乎无法准确预报。在发生的故障案例中，曾多次发生滚动轴承因疲劳剥落导致失效，而光谱分析结果并不高的情况。

磁塞和金属屑信号器监控，是通过主回油路上安装的磁塞和金属屑信号器，利用磁性对油路中铁磁性颗粒进行吸附，当聚集到一定数量或者出现尺寸较大的铁磁性颗粒时通过金属屑信号器发生报警。但磁塞和金属屑信号器无法捕捉铝、铜等非铁磁性金属，故障早期一般很少出现告警信号，对于主轴承的监控作用有限。

发动机参数监控一般包括振动值监控、轴承跳动量监控、转子脱开力矩检查、轴承噪音值监控和转子惯性运转时间检查等。当发动机监控数据异常时，往往与轴承磨损故障相关，但对于轴承疲劳失效故障早期，故障征兆不明显。航空发动机上的振动传感器一般安装在机匣上，

远离轴承安装位置，存在采样频率低、信号微弱、特征技术提取较难的缺点。某型发动机曾多次发生轴承疲劳失效导致断轴故障，发动机参数监控未能提前预报。

航空发动机滚动轴承的疲劳失效故障发展速度快，危害极大。实际航空发动机故障表明案例表明，这些方法对于轴承疲劳剥落失效故障难以有效提前预报。

2.7.2 航空发动机轴承疲劳剥落失效过程其他征兆信息

发动机滑油系统故障产生的金属磨粒（磨屑）蕴含着丰富的零部件磨损状态信息，通过光谱分析等滑油监控技术手段获得磨粒（磨屑）的成分、数量和磨损类型等极具价值的故障信息，可有效提高发动机磨损故障预报成功率。滑油监控方法各有所长，但单一滑油监控技术的诊断准确率有限，往往造成一些故障类型的漏报。因此，根据发动机的故障特点，采取针对性的、适合的滑油监控技术进行故障监控十分重要。

（1）针对小尺寸磨粒开展油液磨粒离线监测

小尺寸磨粒是指油液中参与油液系统循环而不被滑油滤捕获的磨粒，其尺寸范围一般为10~100 μm 。

由于航空轴承在疲劳剥落失效过程中一般产生的磨粒往往大于10 μm ，这些磨粒进入滑油后随发动机滑油系统循环，大于滑油滤过滤尺寸的磨粒将被滑油滤所拦截，其余小于滑油滤过滤尺寸的磨粒将在滑油系统循环过程中达到浓度平衡。因此通过离线采集航空发动机滑油样，对油样中的大于10 μm 的磨粒进行分析，得到油样磨粒浓度。磨粒浓度即可表明航空发动机内部摩擦部件的磨损程度。显然，未发生故障的正常油样磨粒浓度低，而发生故障的油样磨粒浓度高。通过滑油监控，在航空发动机出现重大故障之前诊断出部件早期失效及潜在故障，对于降低故障损失及事故发生率具有重要意义。

（2）针对大尺寸磨屑进行油液磨屑在线监测

相对于小尺寸磨粒而言，大尺寸磨屑一般大于100 μm 以上，主要为航空轴承在疲劳剥落失效过程中产生的较大尺寸的碎屑，能够被滑油滤捕获。

发动机轴承疲劳失效，特别是主轴轴承疲劳失效产生的故障往往危害巨大、发展速度快，故障征兆出现至发动机抱轴（振动值突增），多则数小时，少则数十分钟。对于此类故障，仅靠地面定期取滑油分析的监控方式有时难以及时发现此类故障，而留给飞行员处置的时间十分仓促，严重影响飞行安全。对飞机通过传统的定期取滑油分析的方式进行监控，虽然取得了显著成效，但由于现有滑油监控手段实时性较差，监控信息反馈较慢。滑油系统中大尺寸磨屑，由于极易快速沉降，一般都富集于滑油滤中，难以通过定期取滑油的方式进行监控。此外还需要昂贵而复杂的仪器设备、大量的消耗器材，操作人员工作量大，取样和分析等环节容易出现人为差错，一定程度上制约了监控效果。采用有效的机载在线油液磨屑监控，通过实时监控油

液中的滑油碎屑，可以根本上解决发动机轴承故障预报的难题，能够为飞行员实时提供安全预警时间，防止发动机发生灾难性事故。

2.8 小结

(1)介绍了航空发动机滚动轴承的失效基本模式，并以某型航空发动机为例，通过研究典型的主轴承和附件机匣轴承故障案例，分析了其失效原因和机理，结果表明，航空发动机滚动轴承的主要失效模式为滚动接触疲劳失效。

(2)通过航空轴承加速失效试验平台，进行了实际航空轴承的疲劳剥落失效过程试验，并对轴承进行了失效原因分析，表明通过该试验过程可以模拟航空发动机轴承的疲劳剥落失效过程。

(3)对航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息进行了分析，对现有航空发动机轴承故障监控方法的缺陷和不足进行了讨论，梳理航空发动机滚动轴承的失效特征，可以针对小尺寸磨粒开展油液磨粒离线监测实现对航空发动机滚动轴承的故障诊断，针对大尺寸磨屑进行油液磨屑在线监测，实现对航空发动机滚动轴承的状态评估和寿命预测。

第三章 航空发动机滚动轴承离线油液磨粒检测及故障诊断技术

3.1 引言

针对航空发动机滚动轴承磨损状态监测对 $10\mu\text{m}$ 以上的故障敏感磨粒检测的需要，研究了滚动轴承故障离线监测新技术，克服了传统光谱分析对大磨粒不敏感的缺点以及传统铁谱分析检测步骤繁琐的不足，可直接对流动的油液中大于 $10\mu\text{m}$ 的运动磨粒进行检测。研究了检测系统的显微成像系统多参数自适应优化技术，同时引入数据挖掘技术，直接从标准磨粒样本特征库中提取磨粒识别规则。最后利用实际的航空发动机油样进行了试验验证，并与传统光谱检测方法进行了对比分析，试验结果表明该系统较光谱检测方法具有更强的检测力和更优的时效性。

3.2 油液运动磨粒检测原理及步骤

当航空发动机滚动轴承发生磨损故障时，磨损产生的金属颗粒将会进入润滑系统。磨损故障初期发动机滑油中的磨损颗粒尺寸小、浓度低，随着故障的加剧，油液磨粒浓度会不断增大，大尺寸颗粒也会越来越多。通过离线采集航空发动机油样，检测油样中磨损颗粒特征信息，如浓度和尺寸等，就可以对航空发动机滚动轴承磨损故障进行诊断，避免危险性故障的发生。

3.2.1 常见油液监测技术的不足

常用的油液监测技术主要包括光谱分析、铁谱分析、污染度检测、自动磨粒分析等，每种方法均有各自的特点。光谱分析可以检测油液中金属磨损微粒的材料成分和浓度，准确度高，检测速度快，但由于原理所限，无法检测油液中 $10\mu\text{m}$ 以上的磨粒，而滚动轴承疲劳失效产生的磨粒往往大于 $10\mu\text{m}$ 。铁谱分析可以检测分析磨粒的形貌、大小、数量，检测结果直观，其主要缺点是工作量大，精度不高，自动化程度低以及对分析人员水平依赖性大等。污染度检测只能检测油液固体颗粒污染度，不能区分金属和非金属颗粒，仅能判断当前系统的污染水平，无法准确判断航空发动机的实际磨损情况。自动磨粒分析能够对磨粒的磨损类型、数量和变化趋势做出判断，但常见的自动磨粒分析仪器只能检测油液中 $20\mu\text{m}$ 以上的磨粒，且由于采用单透射激光原理，对于油液中的石墨封严碎片、橡胶碎片等不透光的非金属颗粒容易产生误识别现象。

为克服传统油液监测技术的不足，并满足航空发动机滚动轴承磨损状态监测对 $10\mu\text{m}$ 以上的故障敏感磨粒检测的需要，采用运动磨粒自动识别的方法，对油样进行自动检测。

3.2.2 检测原理及步骤

油液运动磨粒智能检测的原理是应用形态学分析方法，对油液中的磨损颗粒图像进行自动特征分析，并获取其尺寸、类别、浓度等信息，以实现航空发动机润滑系统轴承磨损故障进行检测和诊断。检测过程中，自动抽取油样，采集油样中的颗粒图像，经过图像预处理，将颗粒目标与图像背景分离，提取磨粒目标的特征参数信息，经过分类识别得到磨粒类型，经汇总分析后计算出油样的检测结果，并根据检测结果进行故障诊断。检测步骤见图 3.1 所示。

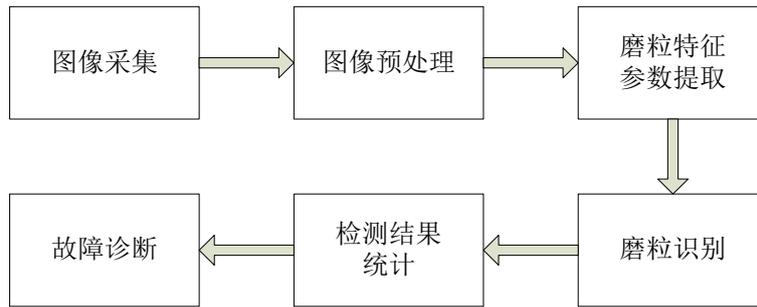


图 3.1 检测步骤

3.2.3 多功能油液磨粒智能检测与诊断系统的实现

基于以上原理开发的多功能油液磨粒智能检测与诊断系统（Multiple Intelligent Debris Classifying System, MIDCS），通过硬件自动采集油液中的磨粒图像，再由软件自动对运动磨粒的形貌特征进行识别，得到油液磨粒的尺寸、类型、浓度等信息。MIDCS 既能计算油液固体颗粒污染度等级，又能对大于 $10\mu\text{m}$ 以上的颗粒进行分析判断，将颗粒识别为金属和非金属，同时对金属颗粒进一步识别为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对非金属颗粒进一步区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒等。

表 3.1 常见油液分析仪器对比情况

设备类型	光谱	铁谱	污染度	MIDCS
磨粒检测范围(μm)	<10	>1	×	>10
磨粒类型识别	×	√	×	√
检测时间(min)	0.5	25—30	~3	~3
自动化	√	×	√	√
日常耗材	有	有	无	无
磨损监控功能	√	√	×	√
污染度检测	×	×	√	√
是否易于携行	×	×	√	√
专家诊断功能	×	×	×	√

油液磨粒的分析结果，可以反映出发动机轴承工作是否正常，从而实现航空发动机润滑系

统的磨损故障监控、故障趋势分析和诊断，避免了铁谱分析需要制作铁谱片并依赖人工经验进行分析的缺点。MIDCS 具有检测精度高、识别效率好、自动化、无需耗材等特点，其与常见油液分析仪器对比情况见表 3.1 所示。

3.3 图像采集

油液颗粒图像采集由系统硬件部分完成。系统硬件主要包括高速摄像机、透射光源、反射光源、光路组件、精密样品池、蠕动泵、电路控制模块、工控机模块等，系统原理框图见图 3.2 所示。蠕动泵驱动取样瓶中的油液沿管路通过内部的样品池，当油液中的颗粒经过样品池时，在入射光路和反射光路共同照射下形成的颗粒图像，通过光学转换进入高速摄像机，由图像采集卡完成图像采集。

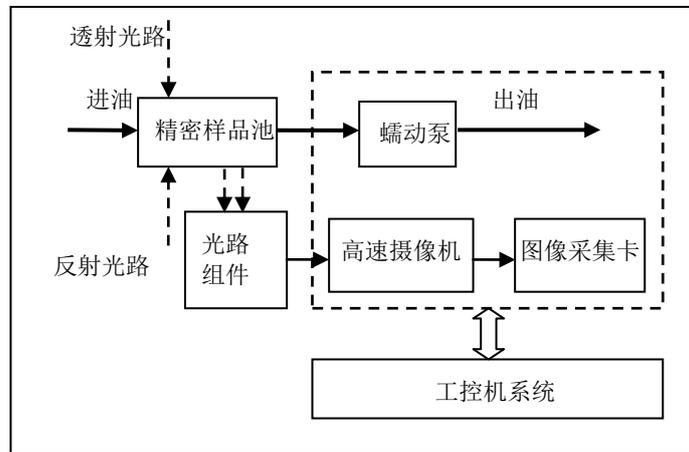


图 3.2 系统原理框图

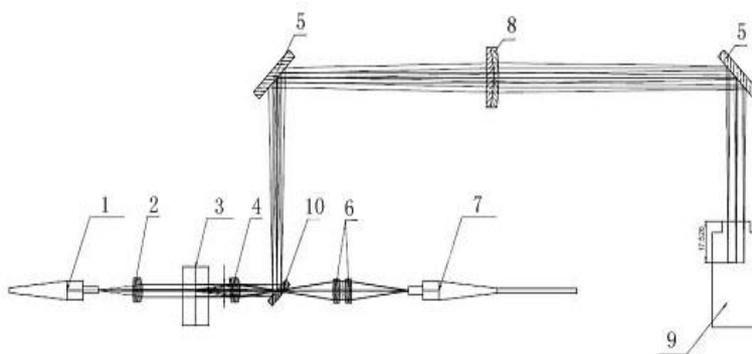
为实现油液快速、自动化检测，直接对油液中的颗粒进行检测。专门设计了精密样品池，其检测窗片处的厚度为 0.1mm，当油液颗粒通过管路流过精密样品池时，在光路的照射下将形成颗粒图像。由于单透射激光光源会使背景出现干涉条纹，增加了磨粒识别的难度。此外，单色光路也存在容易将非金属颗粒识别成金属颗粒的误识别现象。

考虑到便携性，系统整体体积不宜过大，因此硬件集成了工控机系统，使用触摸屏操作，无需使用外置计算机。硬件外形尺寸为 480mm×275mm×275mm。系统从上至下分为 3 层，最上面为触摸屏，中间层主要集中了油液管路、精密样品池、光路组件和高速摄像机，最下层为工控机系统。仪器外观见图 3.3。



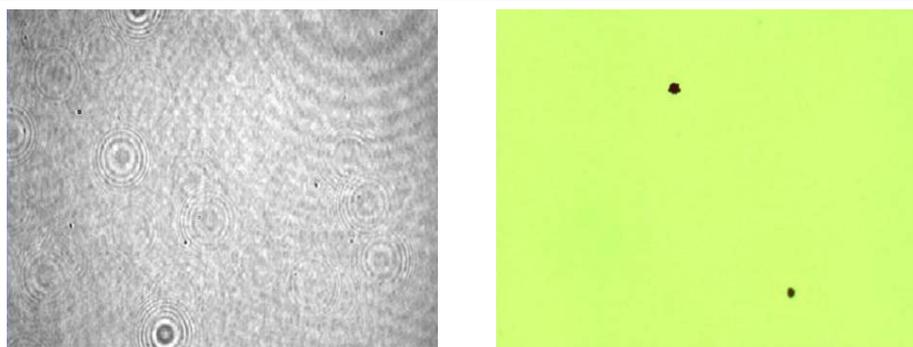
图 3.3 仪器外观

为提高颗粒图像识别效率，设计了透反射双光路成像系统，见图 3.4。使用波长为 515~518nm 的绿色 light-emitting diode (LED) 作为透射光源，使用波长为 620~623nm 的红色 LED 作为反射光源，合成的背景颜色单纯，丰富了颗粒目标表面的数字化信息。单色激光与双光路磨粒成像见图 3.5。由于需要检测运动颗粒目标，要求采集的颗粒图像清晰不拖尾。使用的高速摄像机为 Allied Vision Technologies GmbH 公司的 MARLIN-F033C，每秒可采集 30 幅以上的高速动态图像。



(1 绿光光纤光源；2 双胶合透镜；3 精密样品池；4 光阑；5 反射镜；6 双胶合透镜；7 红光光纤光源；8 透镜；9 高速摄像机；10 分光镜)

图 3.4 光路成像系统结构图



(a) 单色激光光源

(b) 透反射双光源

图 3.5 不同光源磨粒成像对比

3.4 运动磨粒检测关键技术研究

对于每一次磨粒检测过程，需要调整系统参数，确保检测的图像背景差异最小，这样才能保证检测结果的一致性。此外，在获取了磨粒图像之后，首先要将待识别的磨粒原始图像进行预处理，以提取出磨粒图像进行识别，然后实时分析磨粒的特征参数，将磨粒进行分类，最后给出磨粒分析的统计结果。

3.4.1 基于遗传算法的摄像机参数自动优化

在 MIDCS 中，图像质量是油液磨粒分析的关键环节。通常的调节方法，是对每个图像影响参数进行逐一手动调整。由于图像影响参数较多，手动调整非常困难，难以达到实际需要。

遗传算法 (GA) 是一种优化算法，它通过模拟生物适者生存的遗传进化原理来得到解空间的全局最优解。遗传算法具有全局性的快速搜索能力，可对多参数同时实现优化，比穷举搜索效率更高。

基于此，提出了一种基于遗传算法的显微成像系统的自适应调整技术，用以解决 MIDCS 中的图像成像质量标准化的问题，最后通过实验进行了验证。

3.4.1.1 影响图像成像质量的因素

影响图像成像质量的因素主要为光源强度和摄像机参数。光源强度参数包括透射绿灯光强 QG 和反射红灯光强 QR，摄像机参数包括增益 GN、快门 ST、白平衡 UB、白平衡 VR、亮度 BR 和锐化 SP 等。亮度 BR 和锐化 SP 这 2 个参数对图像质量的影响不明显，无需进行调整。各参数的原始调整范围见表 3.2。

表 3.2 各参数的原始调整范围

参数名称	增益 GN	快门 ST	白平衡 UB	白平衡 VR	绿光光强 QG	红光光强 QR
原始范围	0-680	0-4095	0-568	0-568	0-4095	0-4095

各参数的调节规律为：

(1) 绿灯光强 Q_G 和红灯光强 Q_R 分表代表绿灯和红灯的亮度。

(2) 调节摄像机增益 GN 时，图像亮度和噪声也随之变化。当 GN 较低时可以获取比较清晰的图像，但图像亮度也相对变低；增益增加时，图像的亮度和图像噪声均会随之增加。

(3) 快门 ST 变大时，图像亮度会增加，但图像容易拖尾，颗粒目标不清晰。 ST 调小时，图像亮度明显减弱。

(4) UB 和 VR 为白平衡调节参数。调整白平衡，实际上是调整整个图像的红绿蓝三色的强度，修正光线所造成的误差，使摄像机获取的目标颜色尽量的呈现原色状态。 UB 和 VR 分别调节图像的绿色和红色强度。

根据多次对比实验数据，获取了一幅标准图像（见图 3.6），作为调节的目标图像，其参数取值为增益 450，快门 5， $UB200$ ， $VR390$ ，绿光 1204，红光 587。当分别单独调节增益、快门、 UB 、 VR 、绿光、红光参数时显示的图像见图 3.7，可以看出，各个影响参数均对图像调节有明显影响。显然，对于 6 个参数难以用手动方式对每个参数进行调整。由此可以，需要寻找一种方法，自动获取一组摄像机参数和光源参数，使摄像机的图像与标准图像达到最佳的相似度。

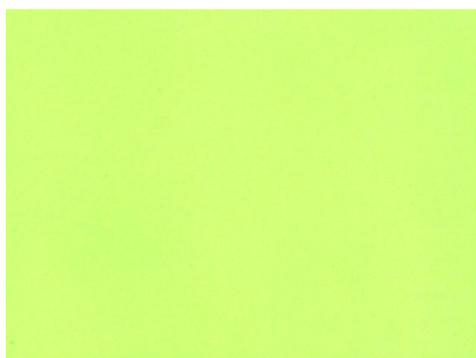
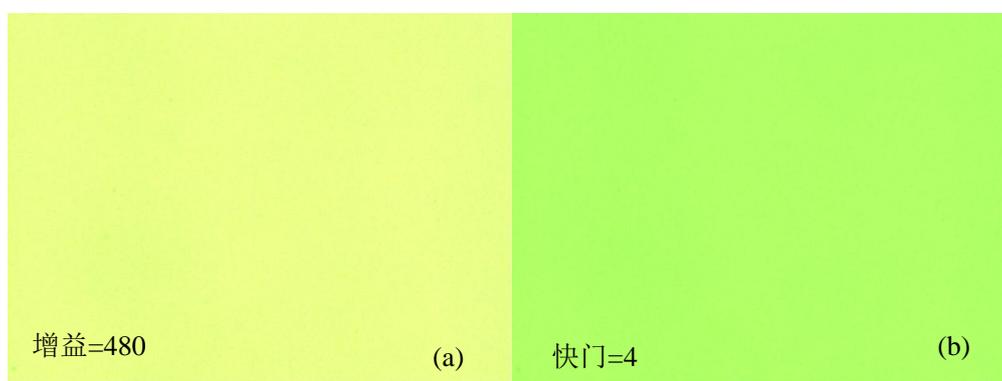
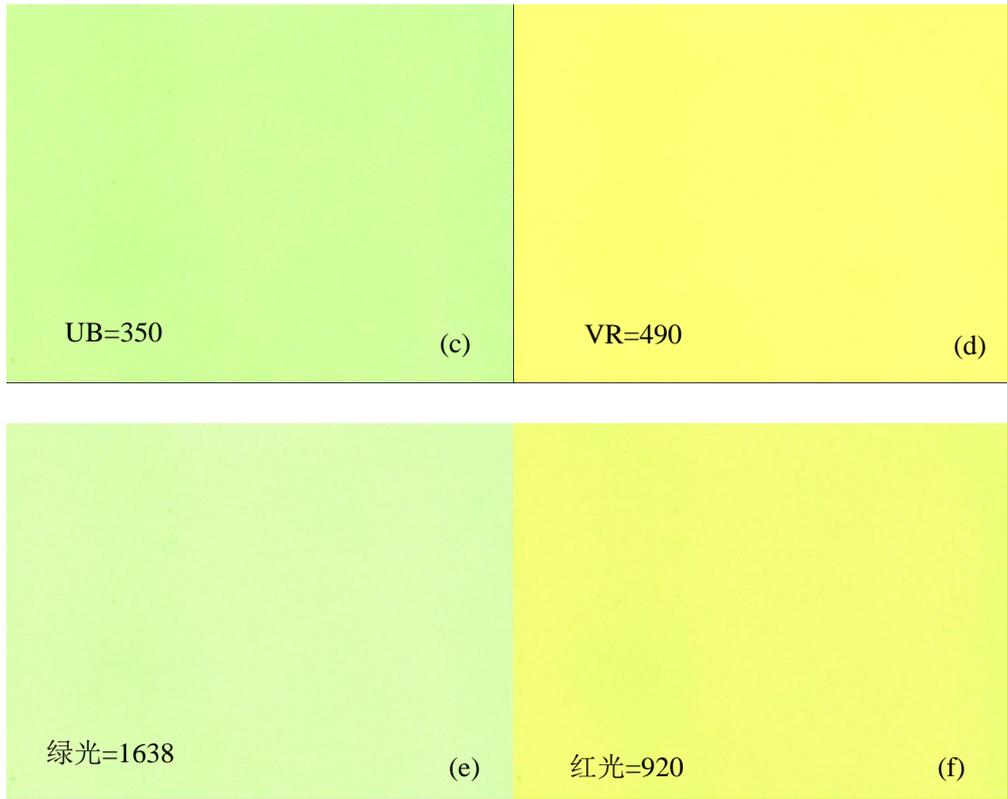


图 3.6 标准图像





(a-f 分别为在标准图像基础上单独调整增益、快门、UB、VR、绿光、红光参数后的图像)

图 3.7 分别单独调节各参数时显示的图像

3.4.1.2 基于遗传算法的显微图像自适应调整

遗传算法模拟遗传继承和达尔文的适者生存原理，以适应度函数（或目标函数）为依据，通过对群体施加遗传算子操作来实现群体内个体基因重组的迭代处理过程。在这一过程中，群体个体（问题的解）一代一代地得以优化并逐渐逼近最优解。对一给定的问题，遗传算法的实现涉及 5 个主要因素：个体的编码、初始群体的设定、适应度函数（评价函数）的设计、遗传算子(选择、交叉、变异、精英策略)和算法控制参数。

将遗传算法应用于显微图像的自适应调整，其基本原理是：寻找最优化参数 QG、QR、GN、ST、UB、VR，使得组合参数显示的图像与标准图像之间的差别最小。基于此，基于遗传算法的显微图像自适应调整方法基本流程图如图 3.8 所示。

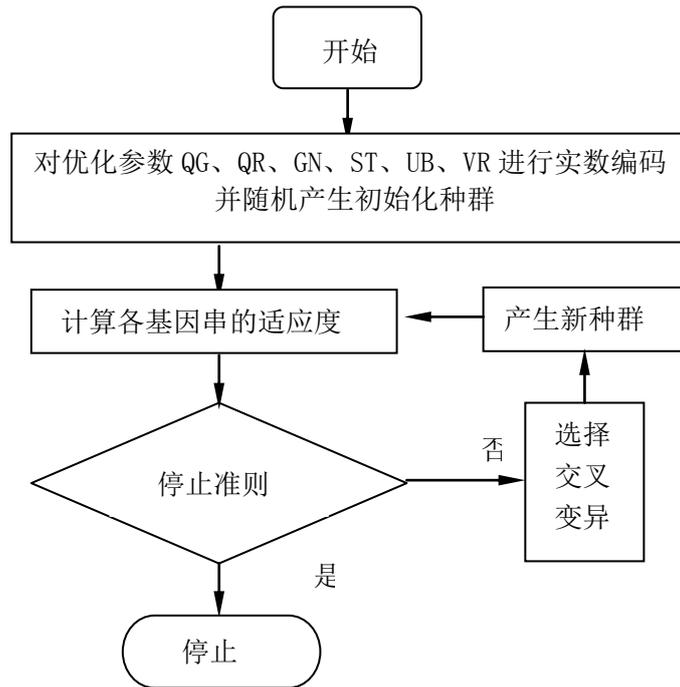


图 3.8 显微图像自适应调整方法基本流程图

其具体步骤为：

(1) 编码：选定优化参数为：QG、QR、GN、ST、UB、VR，采用实数编码。实数编码的关键是要确定每个参数的取值范围，范围取得合适，将大大减小遗传算法的搜索空间，提高识别精度和计算效率。

1) QG、QR 范围的确定，绿灯和红灯光强由脉冲控制，其取值范围为 0-4095，对应实际电路的 0-5 伏。

2) 增益 GN 范围的确定，增益较小时将大大降低图像亮度，因此根据调整经验，增益范围设置为 $424 \leq GN \leq 680$ 。

3) 快门 ST 范围的确定，快门值应能满足拍照的基本条件，使图像清晰不托尾，其值变化不宜过大，因此将快门 ST 范围确定为 $4 \leq ST \leq 5$ 。

4) 白平衡 UB、VR 的确定，UB 和 VR 将分别影响图像的绿色和红色强度，对图像颜色影响较大，其范围不宜设置过宽。颜色信息是图像分析诊断的重要依据之一，为了更好的区分颗粒类型，设置 UB 的范围为 $200 \leq UB \leq 208$ ，VR 的范围为 $390 \leq VR \leq 398$ 。

(2) 适应度函数设计：根据动态 K-L 变换法得到一组适用于多种彩色图像分割的正交特征 I_1, I_2, I_3 。即

$$\begin{cases} I_1 = (R + G + B) / 3 \\ I_2 = (R - B) / 2 \\ I_3 = (2G - R - B) / 4 \end{cases} \quad (3-1)$$

R 、 G 、 B 为颜色分量值， I_1 、 I_2 、 I_3 为 R 、 G 、 B 时的线性变换， I_1 实际上反映了图像的灰度特征， I_2 和 I_3 反映了图像的彩色特征。因此，定义遗传算法的适应度函数为：

$$Fitness = \frac{N \times 3}{\sum_{i=1}^N [|\Delta I_1(i)| + |\Delta I_2(i)| + |\Delta I_3(i)|]} \quad (3-2)$$

其中： N 为像素点数， $\Delta I(i)$ 表示调整图像与标准图像之间第 i 个像素点的正交特征值的差。显然，当适应度函数越大，表明被调整的图像与标准图像之间的差别就越小。

(3) 选择：采用比例选择算法，即赌盘选择法进行选择，同时利用最优保存策略。即当前群体中适应度最高的个体不参与交叉和变异运算，而是用它替换本代群体中经过交叉、变异等遗传操作产生的适应度最低的个体。设群体大小为 M ，个体 i 的适应度为 F_i ，则个体 i 被选中的概率 p_{is} 为：

$$p_{is} = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^M F_i} \quad (3-3)$$

(4) 交叉：采用算术交叉法，假设在两个个体 X_A^t 、 X_B^t 之间进行算术交叉，则交叉运算后所产生的两个新个体为：

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \alpha X_B^t + (1 - \alpha) X_A^t \\ X_B^{t+1} = \alpha X_A^t + (1 - \alpha) X_B^t \end{cases} \quad (3-4)$$

其中， α 为参数，如为常数，则为均匀交叉，如为变化的数，则为非均匀交叉，这里采用均匀交叉，选择 $\alpha = 0.1$ ；

(5) 变异：采用均匀变异，假设染色体中的某基因 x_k 为变异点，其取值范围为 $[U_{\min}^k, U_{\max}^k]$ ，在该点对该染色体进行均匀变异操作后，新的基因为：

$$x'_k = U_{\min}^k + r \times (U_{\max}^k - U_{\min}^k) \quad (3-5)$$

公式中， r 为服从 $[0,1]$ 均匀分布的随机数。

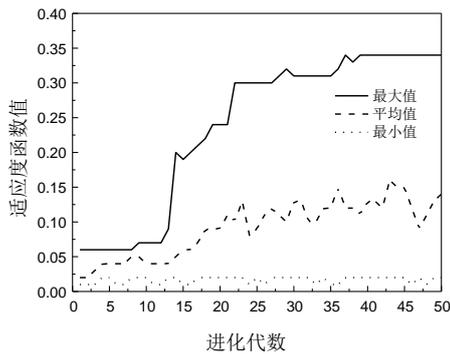
(6) 其他参数：交叉率 0.75，变异率 0.05。

3.4.1.3 实验验证

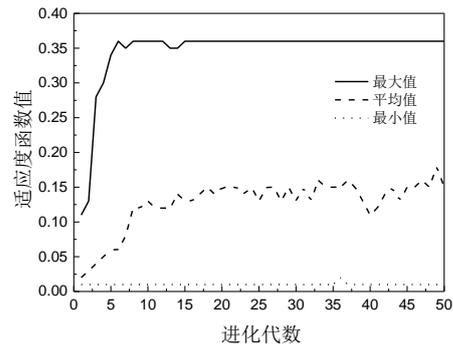
将新方法应用于该系统，对摄像机和光源系统的 6 个参数进行自适应优化。为验证基于遗传算法的显微图像自适应调整技术的有效性，分别将种群数设为 30、100；进化代数设为 50 代、

100代、200代，对系统进行显微成像系统自动参数调整。

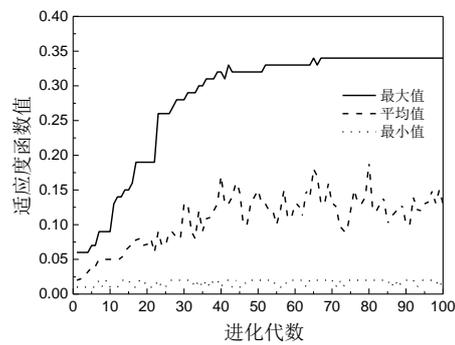
图 3.9 为适应度函数最大值、适应度函数平均值、适应度函数最小值随遗传代数的增加的变化规律。从图中可以看出，当种群数为 30 时，分别经过 38、67、80 代进化后，适应度函数达到了最大值 0.34；当种群数为 100 时，分别经过 15、14、24 代进化后，适应度函数分别达到了最大值 0.36。由此可见，种群数越大遗传算法搜索到最优值越接近全局最优值，而且获取最优值所需要的进化代数越少。



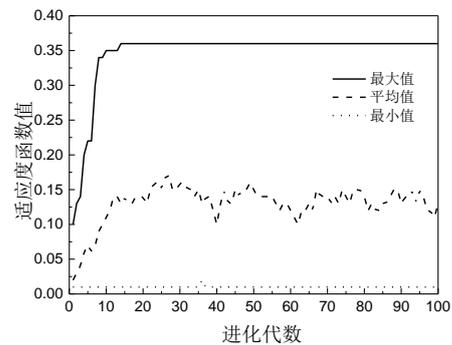
(a)进化代数 50, 种群数 30



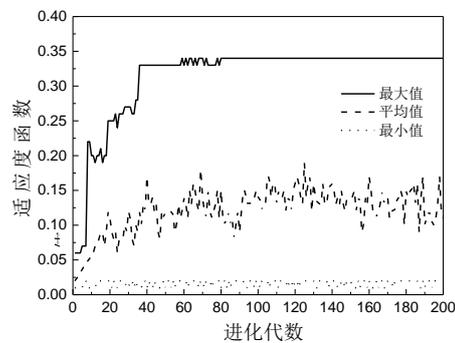
(b)进化代数 50, 种群数 100



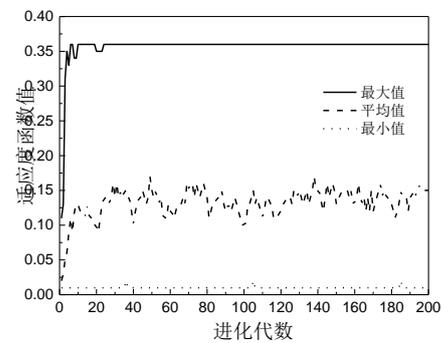
(c)进化代数 100, 种群数 30



(d)进化代数 100, 种群数 100



(e)进化代数 200, 种群数 30



(f)进化代数 200, 种群数 100

图 3.9 适应度函数与遗传代数的变化规律

图 3.10 为自适应调整后的图像。表 3.3 为不同遗传代数以及不同种群数的自适应调整参数结果，与标准图像参数取值均较为接近。从调整结果来看，这几种不同遗传代数以及不同种群数的自适应调整图像结果与标准图像均能达到一致，表明算法是有效和正确的。另外，当种群数更多时，遗传算法收敛的速度更快，因此，在实际应用中，进化代数选择为 50，种群数选择为 100 可以得到较好的结果。

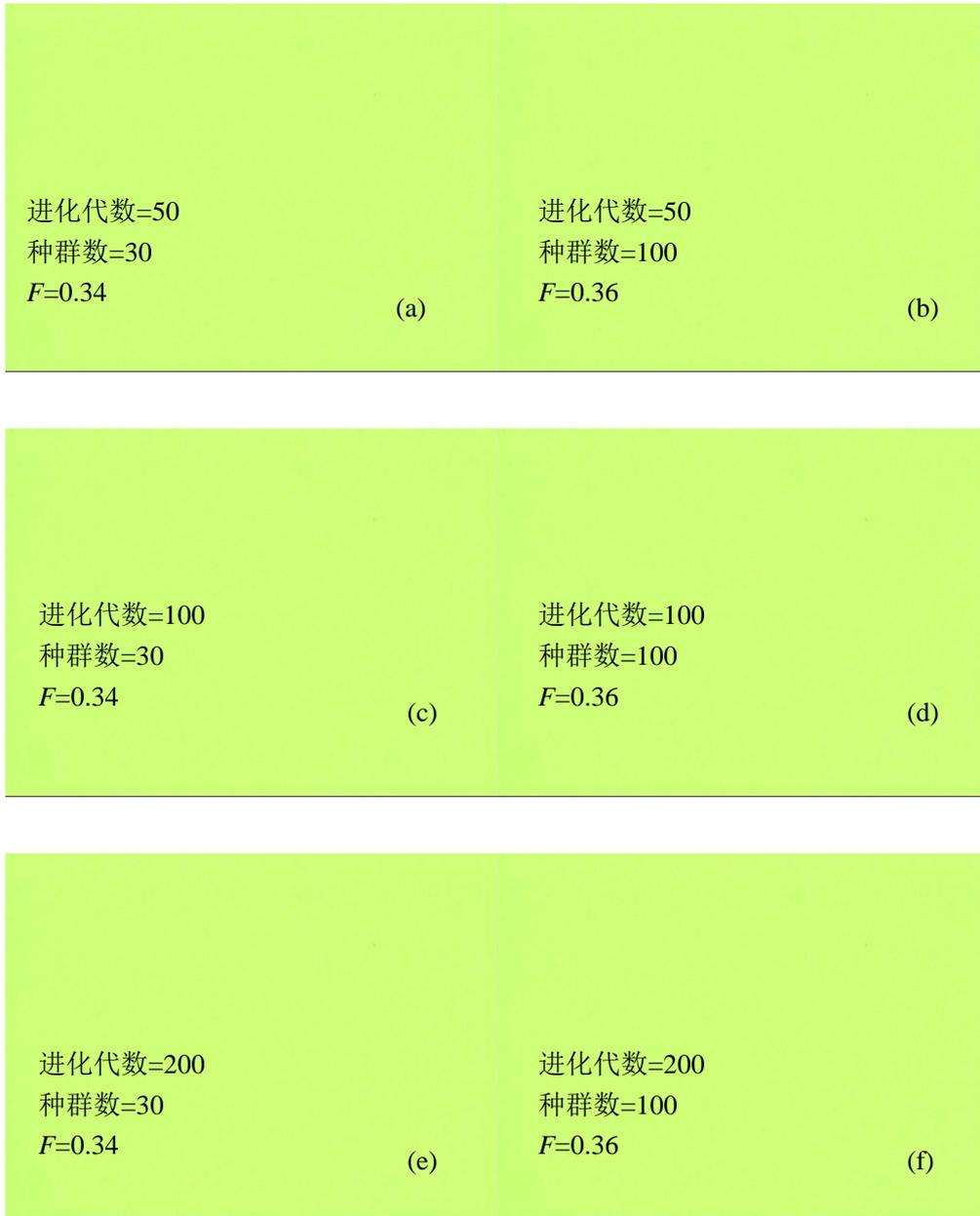


图 3.10 不同条件下的自适应调整图像

表 3.3 不同进化代数和种群数自适应调整得到的最优值

序号	进化代数	种群数	增益 GN	快门 ST	白平衡 UB	白平衡 VR	绿光光强 QG	红光光强 QR	适应度函数最大值
1	50	30	490	5	200	390	1011	507	0.34
2	50	100	432	5	200	392	1297	636	0.36
3	100	30	487	5	200	391	1023	512	0.34
4	100	100	432	5	200	394	1314	631	0.36
5	200	30	482	5	200	391	1062	528	0.34
6	200	100	472	5	200	392	1094	542	0.36

3.4.2 基于最大熵的图像阈值分割

3.4.2.1 阈值分割原理

图像分割的目的就是把图像中的物体与背景分开，将人们感兴趣的目标从图像背景中提取出来，为后续处理提供基础。阈值分割法因其实现简单、计算量小、性能较稳定而成为图像分割中最基本和应用最广泛的分割技术。

阈值分割就是设定某一阈值 θ ，用 θ 将图像的数据分成两部分：大于 θ 的像素群和小于 θ 的像素群。例如输入图像为 $f(x,y)$ ，输出图像为 $f'(x,y)$ ，则：

$$f'(x,y) = \begin{cases} f(x,y), & f(x,y) \geq \theta \\ 0, & f(x,y) < \theta \end{cases} \quad (3-6)$$

可以看出，图像分割的本质是图像的二值化处理，是图像灰度变换的特殊方法，它将图像 $f(x,y)$ 分成对象和背景两个区域，然后求其阈值。将此定义推广，可以得到半阈值分割、多阈值分割和动态阈值分割方法。

(1) 半阈值分割原理

若将灰度变换函数在某一灰度值 θ 以下，强制为 0， θ 值以上的灰度保持不变，即：

$$f'(x,y) = \begin{cases} f(x,y), & f(x,y) \geq \theta \\ 0, & f(x,y) < \theta \end{cases} \quad (3-7)$$

称这种二值化处理为半阈值处理。这种处理方法，当背景灰度十分低时才有意义。利用这种处理方法，可以保持目标对象的全部信息。

(2) 多阈值分割原理

如果图像目标对象除背景像素群以外，还有具有 n 类 ($n>1$)，则需要设定多个阈值方能实现图像分割，即：

$$f'(x, y) = \begin{cases} n, \theta_n \leq f(x, y) \\ n-1, \theta_{n-1} \leq f(x, y) \leq \theta_n \\ n-2, \theta_{n-2} \leq f(x, y) \leq \theta_{n-1} \\ \vdots \\ 0, f(x, y) < \theta_1 \end{cases} \quad (3-8)$$

(3) 动态阈值分割原理

若物体受到遮光等影响，图像时在不均匀光线照射条件下拍摄，如果对整幅图像只用单一的阈值给不出良好的结果，则必须使用动态阈值分割技术进行处理，即分割阈值将随图像坐标点的变化而变化。此时，分割阈值为 $\theta(x, y)$ ，各个坐标下的阈值将构成一个阈值曲面。即：

$$f'(x, y) = \begin{cases} f(x, y), f(x, y) \geq \theta(x, y) \\ 0, f(x, y) < \theta(x, y) \end{cases} \quad (3-9)$$

3.4.2.2 基于二维最大熵的阈值分割技术^[182]

综合运用点灰度和区域灰度特征表征图像信息，计算方法为：以原始灰度图像（ L 个灰度级）中各像素及其 8 邻域的 8 个像素作为一个区域，计算区域的灰度均值图像（ L 个灰度级），原始图像中的每一像素都对应着一个点灰度与区域灰度均值对，这种数据对存在 $L \times L$ 种可能值。假设 n_{ij} 为图像里点灰度为 i 以及其区域灰度均值为 j 的像素点数， p_{ij} 为点灰度与区域灰度均值对 (i, j) 的发生概率，则

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{N \times N} \quad (3-10)$$

其中 $N \times N$ 是图像大小，则 $\{p_{ij}, i, j=1 \sim L\}$ 为该图像关于点灰度与区域灰度均值的二维直方图。图 3.11 为图像二维直方图（灰度表示），由图可知，点灰度与区域灰度均值对的概率高峰值主要分布于平面的对角线附近，总体上呈现出双峰状态。这是因为图像的所有像素中，目标点和背景点的比例最大，而目标区域和背景区域内部的像素灰度级比较均匀，点灰度及其区域灰度均值相差不大，所以都集中于对角线附近，两峰分别对应于目标和背景。远离平面对角线的坐标处，峰的高度急剧下降，反映了图像中的噪声点。



图 3.11 图像的二维直方图

图 3.12 为二维直方图的 XOY 平面图，沿对角线分布的 A 区和 B 区分别代表目标和背景，远离远角线的 C 区和 D 区代表边界和噪声，所以应该在 A 区和 B 区上用点灰度与区域灰度均值二维最大熵法确定最佳阈值，使真正代表目标和背景的信息量最大。

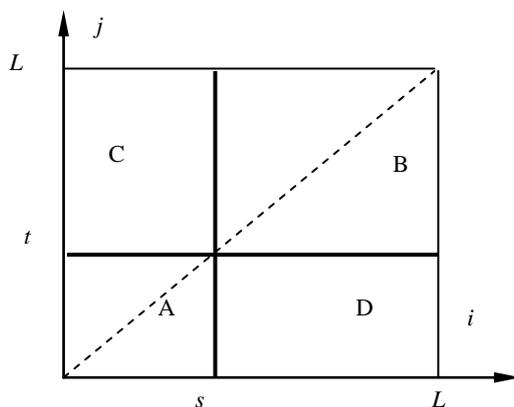


图 3.12 二维直方图的 XOY 平面

设 A 区和 B 区各自具有不同的概率分布，用 A 区和 B 区的后验概率对各区域的概率 p_{ij} 进行归一化处理，以使分区熵之间具有可加性。如果阈值设在 (s, t) ，则

$$P_A = \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \quad P_B = \sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=t}^{L-1} p_{ij} \quad (3-11)$$

定义离散二维熵为

$$H = - \sum_i \sum_j p_{ij} \lg p_{ij} \quad (3-12)$$

则 A 区和 B 区的二维熵分别为

$$\begin{aligned}
 H(A) &= -\sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} (p_{ij}/P_A) \lg(p_{ij}/P_A) = -(1/P_A) \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} (p_{ij} \lg p_{ij} - p_{ij} \lg P_A) \\
 &= (1/P_A) \lg P_A \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} - (1/P_A) \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \lg p_{ij} \\
 &= \lg(P_A) + H_A/P_A
 \end{aligned} \tag{3-13}$$

同理

$$H(B) = \lg(P_B) + H_B/P_B \tag{3-14}$$

式中:

$$H_A = -\sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \lg p_{ij} \quad H_B = -\sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=t}^{L-1} p_{ij} \lg p_{ij}$$

由于C区和D区包含的是关于噪声和边缘的信息,其概率较小,所以将其忽略不计,即假设C区和D区的 $p_{ij}=0$ 。可以得到:

$$P_B = 1 - P_A \quad H_B = H_L - H_A \tag{3-15}$$

式中:

$$H_L = -\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \lg p_{ij}$$

则

$$H(B) = \lg(1 - P_A) + (H_L - H_A)/(1 - P_A)$$

熵的判别函数定义为

$$\begin{aligned}
 \phi(s, t) &= H(A) + H(B) \\
 &= H_A/P_A + \lg P_A + (H_L - H_A)/(1 - P_A) + \lg(1 - P_A) \\
 &= \lg[P_A(1 - P_A)] + H_A/P_A + (H_L - H_A)/(1 - P_A)
 \end{aligned} \tag{3-16}$$

显然,如果对远离对角线的C区和D区的概率不进行忽略,则熵的判别函数即为

$$\phi(s, t) = H(A) + H(B) \tag{3-17}$$

选取的最佳阈值向量满足:

$$\phi(s^*, t^*) = \max\{\phi(s, t)\} \tag{3-18}$$

3.4.2.3 运动磨粒图像预处理流程及实例

对采集到的图像首先进行最大熵阈值分割,将磨粒图像分割出来,然后对磨粒图像进行腐蚀,去除图像的边缘模糊点,然后根据设置是否进行图像膨胀,然后对磨粒图像进行标号,对

标号进行排序之后即进行参数计算，在这里只对长轴直径 $>5\mu\text{m}$ 的颗粒进行参数计算识别；在参数计算过程中，对于颜色参数的计算，首先要进行腐蚀然后再计算，若计算得到 R、G、B 有一个分量为零，则需进行膨胀之后再计算；对于孔隙率的计算，要先对磨粒图像进行膨胀之后再计算。图像预处理流程如图 3.13 所示。

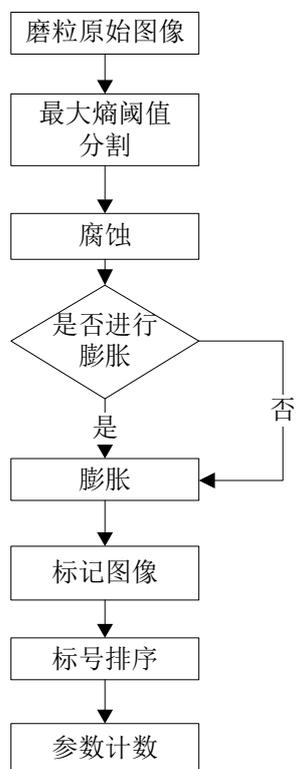


图 3.13 图像预处理流程

如图 3.14 为采集到的一幅磨粒原始图像。经过最大熵阈值分割之后，将磨粒目标与背景分割出来，磨粒目标二值图像见图 3.15，分割后的磨粒图像见图 3.16。

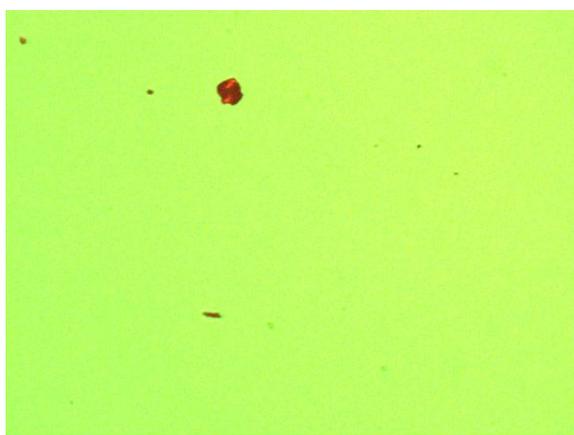


图 3.14 实际原始图像

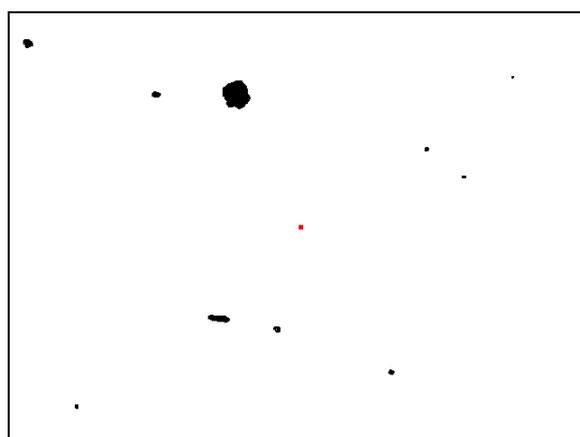


图 3.15 二值图像

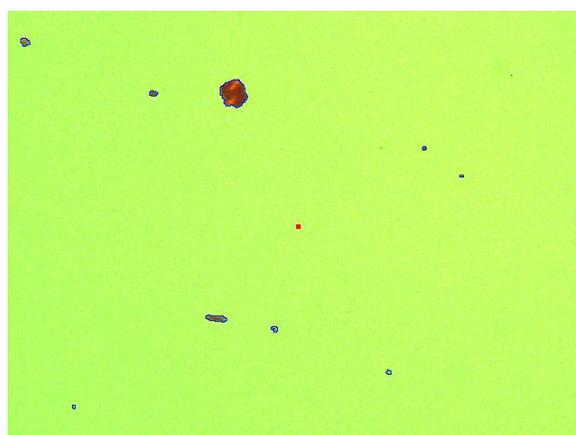


图 3.16 分割后磨粒图像

3.4.3 运动磨粒特征参数提取及优化

3.4.3.1 识别过程

对采集的图像进行预处理，采用二维最大熵的动态阈值分割技术，对图像上的颗粒目标进行分离和处理，以方便对单个磨粒进行识别。对于运动磨粒特征参数而言，既要考虑磨粒的识别效率，又要考虑航空发动机油液监控的实际需求。对于长轴尺寸大于 $10\mu\text{m}$ 的颗粒进行分析识别，将金属颗粒区分为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对金属以外的其它颗粒区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒。MIDCS 采集到的长轴尺寸大于 $10\mu\text{m}$ 的六类典型颗粒图像见图 3.17 所示。

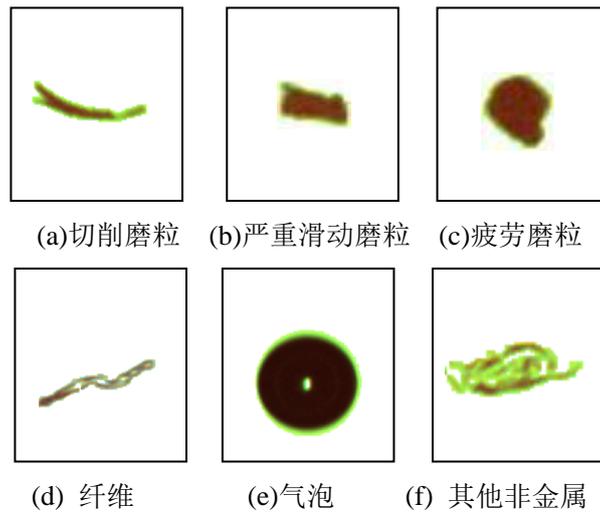


图 3.17 典型磨粒图像

3.4.3.2 磨粒特征参数

目前，对于磨粒的识别研究，大部分集中在铁谱磨粒识别^[183-187]，公开发表的磨粒识别特征参数已经超过了 100 个，其中有大量的参数是重复和冗余的。常见的铁谱磨粒识别一般主要依据 6 个主要特性，即轮廓、边缘细节、表面纹理、尺寸、颜色及厚度。铁谱磨粒识别的对像为铁谱片上的静态磨粒，磨粒图像质量较高，细节辨识度较好，但一般只适用于识别单个磨粒，无法自动计算各类磨粒的浓度。运动磨粒的识别与铁谱磨粒识别并不相同。运动磨粒的识别直接针对油液中的磨粒进行动态分析，可以自动判断磨粒的磨损类别、大小和浓度，要求识别速度快，效率高。运动磨粒图像中，尺寸、颜色和轮廓差异比较明显，因此，选择了如表 3.4 所示运动磨粒的 16 个特征参数，它们分别是，7 个矩特征、圆度、长短轴比、孔隙率、周短比、凹度、红区比、G/R、绿色对比度、二次孔隙率。其中，红区比、绿红比、二次孔隙率、绿色对比度、周短比的计算方法均为根据 MIDCS 系统产生的磨粒特点而提出的新的计算公式。下一步将从 16 个特征中找出识别磨粒的最优参数组合。

表 3.4 用于识别磨粒的 16 个特征

特征序号	1-7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
特征名称	矩特征 1-7	圆度	长短轴比	孔隙率	周短比	凹度	红区比	绿红比	绿色对比度	二次孔隙率

(1) 红区比

红区比 m 表示磨粒区域上所有满足连续红色分量大于绿色分量的像素点个数 n_R 与总像素个数 n_T 之比，要求红色像素点是连续的，这是区分金属和非金属颗粒的重要指标，一般红色

面积比大的为金属颗粒，红色面积小的为非金属颗粒。

$$m = \frac{n_R}{n_T} \quad (3-19)$$

(2) 二次孔隙率

将所有磨粒内部绿色分量大于给定值的像素点重新定义为空洞，赋值为 0，用于区分红绿颜色分布不均匀的非金属，凡是二次孔隙率大于 0 的也均为非金属颗粒。

$$E' = \frac{n(0)'}{n(1)} \quad (3-20)$$

其中 $n(0)'$ 为绿色分量大于给定值的像素点被赋值为 0 的像素点个数， $n(1)$ 为所有像素点总个数。

(3) 绿红比

绿红比 L 定义为磨粒内部所有像素点的绿色分量 G 平均值与红色分量 R 平均值的比值。一般金属颗粒的绿红比较小，非金属颗粒的绿红比较大。

$$L = \frac{\sum_{i=1}^n G_i}{\sum_{i=1}^n R_i} \quad (3-21)$$

(4) 绿色对比度

寻找磨粒核心区域中的所有像素绿色分量最大值 G_1 与核心区域之外的所有像素绿色分量最小值 G_2 之比。气泡的绿色对比度比较大，是与金属磨粒区分的重要特征，其定义为

$$K = \frac{G_1}{G_2} \quad (3-22)$$

(5) 周短比

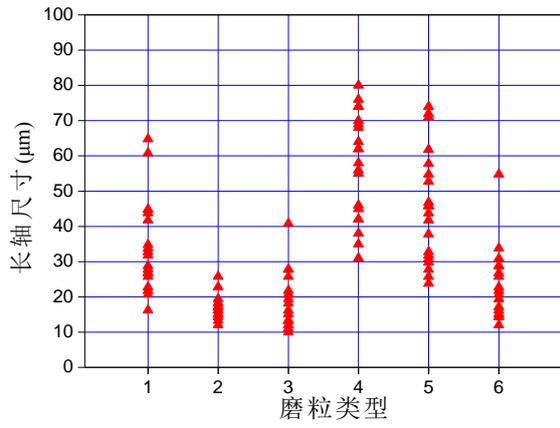
周短比为磨粒周长 P 与磨粒短轴 b 的比值，其定义为

$$J = \frac{P}{b} \quad (3-23)$$

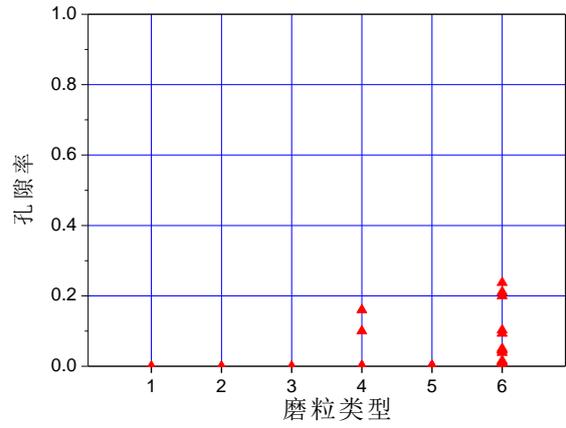
3.4.4 运动磨粒样本数据挖掘及规则提取

3.4.4.1 磨粒识别规则的人工提取

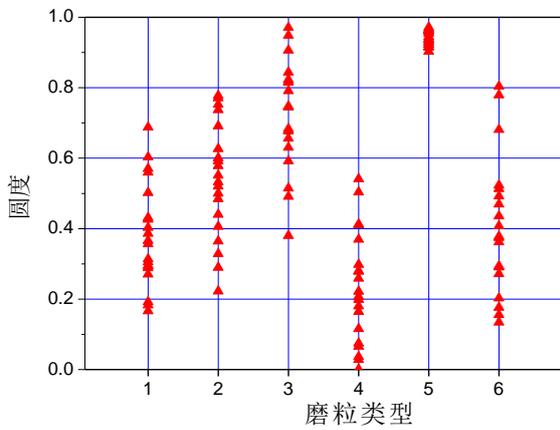
将六类磨粒每种选取 20 个，计算每个磨粒的所有参数，其关系图见图 3.18 所示，横坐标表示磨粒类型，1 为切削磨粒，2 为严重滑动磨粒，3 为疲劳磨粒，4 为纤维，5 为气泡，6 为其它非金属。



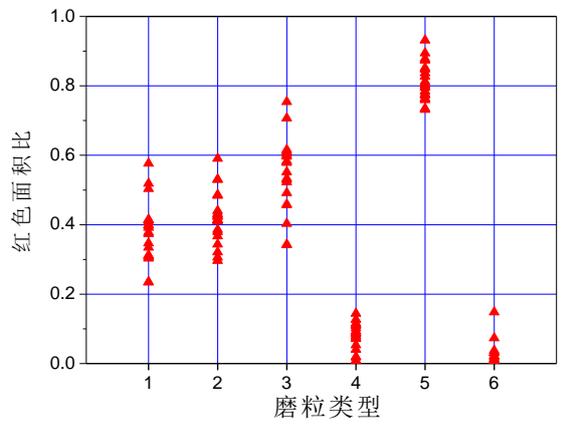
(a) 长轴尺寸



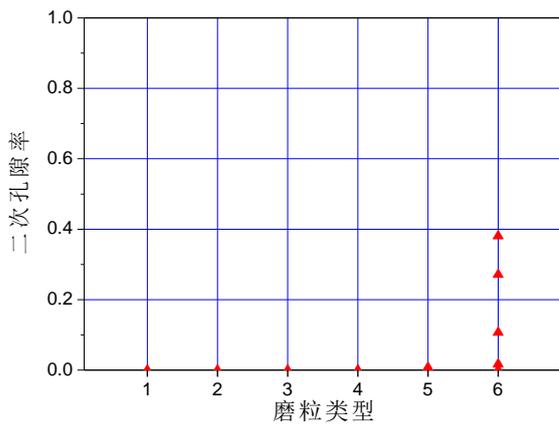
(b) 孔隙率



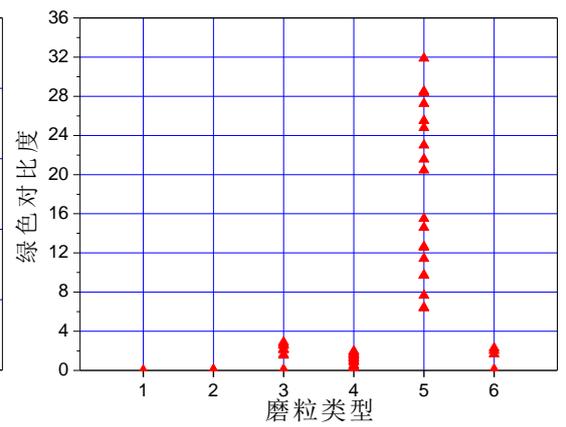
(c) 圆度



(d) 红色面积比



(e) 二次孔隙率



(f) 绿色对比度

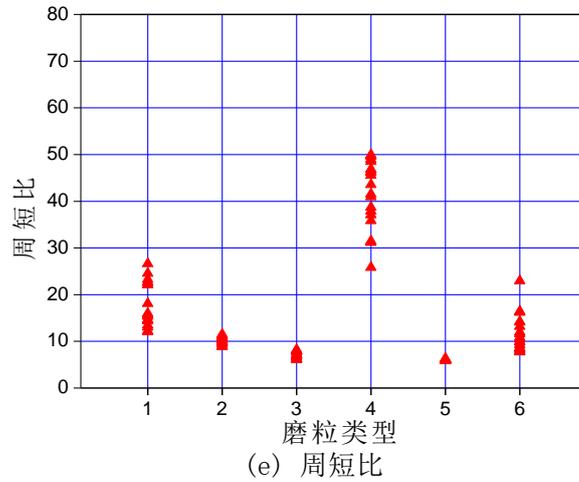


图 3.18 磨粒的数字特征参数与 6 类磨粒的关系

在上述研究基础上，提出了运动磨粒的识别策略。采用最显著的磨粒特征参数或者组合运用识别磨粒。金属颗粒包括切削颗粒、严重滑动颗粒和疲劳颗粒，非金属颗粒包括气泡、纤维和其他非金属颗粒。

根据人工经验，各类颗粒识别规则如下：

- 1) 金属颗粒：红色面积比 >0.3 ，孔隙率 $=0$ ，二次孔隙率 $=0$ ，绿色对比度 <4 。
- 2) 非金属颗粒：红色面积比 <0.3 或孔隙率 >0 或二次孔隙率 >0 或绿色对比度 >4 。
- 3) 切削颗粒：满足金属颗粒特征，且周短比 >12 。
- 4) 疲劳颗粒：满足金属颗粒特征，且周短比 <8 。
- 5) 严重滑动颗粒：满足金属颗粒特征，且 $8 < \text{周短比} < 12$ 。
- 6) 气泡颗粒：红色面积比 >0.7 ，圆度 >0.9 ，绿色对比度 >4 或孔隙率 >0 。
- 7) 纤维颗粒：红色面积比 <0.3 ，且周短比 >25 。
- 8) 其他非金属颗粒：满足非金属颗粒特征，且剔除气泡和纤维颗粒之后余下的颗粒。

3.4.4.2 基于 Weka 平台 C4.5 决策树磨粒识别知识获取

由于人工进行规则提取需要花费很多时间，且非常费事，规则提取的准确性难于保证，因此，需要进行磨粒识别规则的自动提取研究。

Weka 是新西兰 Waikato 大学开发的全面的数据挖掘系统，它不仅提供了多种数据挖掘方法(分类、聚类、关联规则等)的多种常用算法进行知识发现，还提供了适用于任意数据集的数据预处理功能，以及算法性能评估的多种方法。Weka 是由 Java 语言实现的开放性平台，具有非常好的扩展性和兼容性，用户可以根据具体需要将个性化的算法封装进系统，达到数据处理及算法性能评估的目的，正是由于 Weka 具有良好定义的数据结构和基本的统计接口，为自由开发者提供了一个非常有利的数据挖掘开发平台。本文利用 Weka 软件进行磨粒识别规则提

取研究。

1) C4.5 决策树算法

C4.5 算法由 Quinlan 于 1993 年提出，它是一种有指导归纳学习算法，继承了 ID3 算法的全部优点并对其作出改进，在 ID3 算法的基础上扩展了一些 ID3 算法所不能处理的问题，其特点表现在以下几个方面：1)采用信息增益率来选择属性，克服了用信息增益选择属性时偏向选择取值多的属性的不足；2)不仅能处理离散值属性，而且能处理连续值属性；3)能对不完整数据集（如个别属性值未知）进行处理；4)降低错误修剪率；5)提高计算效率等。

针对连续属性，C4.5 算法主要通过下列途径来处理。设在集合 T 中，连续属性 A 的取值为 $\{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ ，则任何在 v_i 和 v_{i+1} 之间的任意值都可以把训练集分成两个部分，即 $T_1 = \{t \mid A \leq v_i\}$ ， $T_2 = \{t \mid A > v_i\}$ ，因此总共有 $m-1$ 种分割情况。对属性 A 的 $m-1$ 种分割的任意一种情况，作为该属性的两个离散取值，重新构造该属性的离散值，再计算每种分割所对应的信息增益率。然后选取最大增益率的分割作为属性 A 的分支，即 $\text{Th}(V) = v_k$ ，其中， v_k 对应的信息增益率为最大。

C4.5 算法采用信息增益比来描述属性对分类的贡献，用以消除偏向具有大量属性值属性的偏差。设样本集 T 按类别属性 A 的 s 个不同的取值，划分为 T_1, \dots, T_s 共 s 个子集，则用 A 对 T 进行划分的信息增益为：

$$G(A, T) = I(T) - \sum_{i=1}^s \frac{|T_i|}{|T|} \times I(T_i) \quad (3-24)$$

其中， $I(T)$ 表示 T 的信息熵。设 T 中有 m 个类，则：

$$I(T) = - \sum_{j=1}^m p_j \times \log_2(p_j) \quad (3-25)$$

其中， p_j 表示 T 中包含类 j 的概率。

用 A 对 T 进行划分的信息增益率为：

$$R(A, T) = G(A, T) / S(A, T) \quad (3-26)$$

其中：

$$S(A, T) = \sum_{i=1}^n (|T_i|/|T|) \times \log_2(|T_i|/|T|) \quad (3-27)$$

采用此增益率去划分属性得到决策树，其中每个节点取具有最大信息增益率的属性。此方

法简单高效。

2) 决策树的剪枝

当得到了完全生长的决策树后，为了消除噪声数据和孤立结点引起的分枝异常，对决策树采取剪枝策略。决策树的剪枝是针对训练数据过分适应问题而提出来的，其修剪方法通常利用统计方法删去最不可靠的分支，以提高分类识别速度和精度。其实质是消除训练集中的孤立点和噪声。

C4.5 采用悲观错误修剪法(Pessimistic Error Pruning)，因为用生成决策树的训练数据集来检验误判率时，实际上对错误的估计过于乐观了，因为决策树是由训练数据集生成的，所以，在多数情况下决策树与训练数据集是符合的。但把决策树用于对训练数据以外的数据进行分类时，很明显这时的错误率将大大增加。基于以上原因，Quinlan 借用二项分布对训练数据中的误判率加以修正，以得到更为符合实际的错误率。显然，与修正前的错误率相比，修正后的错误率增大了不少，因此认为它对错误率的看法是“悲观”的。

算法简化过程如下：对决策树上所有非叶节点 A 进行计算分析。从树的根节点开始，计算每个分枝节点被剪也即被叶替代后的误判率。采用训练数据集作为测试集，取置信区间的上限作为对误判率的估计。给定一个显著性水平度 α (C4.5 算法中默认 $\alpha=0.25$)，显然错误的总数服从二项分布，则有：

$$P\left[\frac{|p-p^e|}{\sqrt{p^e(1-p^e)/N}} > u_{1-\alpha}\right] = \alpha \quad (3-28)$$

其中： P 是实际观测到得误判率， E 为修剪后出现的错误实例数， N 为被修剪的子树下的实例总数。

令 $z = u_{1-\alpha}$ ，取置信区间的上限作为这个节点的误判率的估计，则该节点的误判率的计算公式：

$$p^e = \frac{p + \frac{z^2}{2N} + z + \sqrt{\frac{p}{N} - \frac{p^2}{N} + \frac{z^2}{4N^2}}}{1 + \frac{z^2}{N}} \quad (3-29)$$

其中： P 为观测的误判率， p^e 为估计的误判率。

设定期望误判率的最大值为 C ，若剪枝后估计的误判率 p^e 高于 C 时，则保留原来的分枝，否则剪去该分支，用叶片代替。

3.4.4.3 决策树规则提取

剪枝后生成的决策树，可以直接从决策树中提取相应的决策规则。决策树具有直观性、易理解等特点。分类规则是用 IF-THEN 形式表示，每条规则都是一条从根到叶节点的路径。叶结点表示具体的结论，而叶结点以上的结点及其边表示相应条件的取值。从决策树到决策规则如图 3.19 所示。

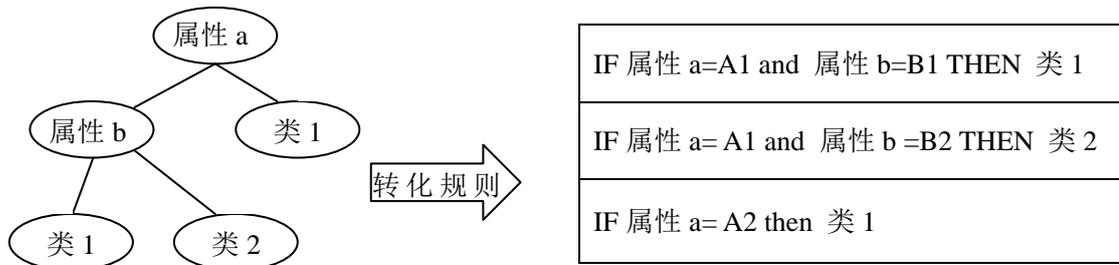


图 3.19 决策树到规则的转换

3.4.4.4 磨粒识别规则提取及应用实例

依据本文提取的磨粒 16 个特征，利用系统对实际航空发动机油样进行检测分析，得到了 2404 个不同类型的标准磨粒。利用 Weka 软件的 J4.8 算法，这个算法是 C4.5 学习器的 Weka 实现，J4.8 算法实际上实现了一个被称作为 C4.5 的修正版 8 的较新的且略有改进的版本，这也是在它的上一版 C5.0 推出前该算法家族的最后一个公开版本。其中置信度设为 $C=0.25$ ，覆盖实例数目为 $M=2$ ，即在 Weka 软件中的分类器表示为：`weka.classifiers.trees.J48 -C 0.25 -M 2`。

图 3.20 为 2404 个在 C4.5 算法下生成的决策树结果。表 3.5 为从决策树中提取的 6 条规则。仅用 6 条规则 4 个属性就表达了 2404 个磨粒数据中所蕴含的识别规律，有效地实现了对数据冗余特征的压缩和信息浓缩。表 3.6 为利用所提取的规则，对 2404 个 6 类磨粒的识别结果。

从表 3.5 所表示的规则可以看出每条规则解释了每种磨粒的识别方法，从规则中可以解释每种磨粒的识别依据。

(1) 规则 1 解释：由于切削磨粒较细长，显然磨粒周长 P 与磨粒短轴 b (周短比) 应该很大，同时，由于切削磨粒为金属磨粒，磨粒在显微镜红光照射下反射很大，因此表面显示为红色，因此磨粒红区比较大。因此仅此两个特征即可实现对该类磨粒的有效识别。从表 3.6 可以看出，该规则对切削磨粒的识别率达到 99.5%。

(2) 规则 2 解释：由于严重滑动磨粒也较细长，但是没有切削磨粒细长，因此周短比较切削磨粒要小些，同时，由于严重滑动磨粒为金属磨粒，磨粒在显微镜红光照射下反射很大，因此表面显示为红色，因此磨粒红区比应该较大。因此根据此两个特征，即可实现对该类磨粒的有效识别。从表 3.6 可以看出，该规则对严重滑动磨粒的识别率达到 99.4%。

(3) 规则 3 解释：由于疲劳磨粒形态较圆，因此磨粒周短比很小，同时，由于疲劳磨粒为

金属磨粒，磨粒在显微镜红光照射下反射很大，因此表面显示为红色，因此磨粒红区比应该较大。从表 3.6 可以看出，该规则对疲劳磨粒的识别率达到 99.6%。

(4) 规则 4 解释：由于气泡形态很圆，因此磨粒周长 P 与磨粒短轴 b (周短比) 较小，同时，由于气泡在显微镜的颜色特点是中间区域较绿，外部区域较红，因此磨粒红区比应该较大，而绿色对比度应很大。显然绿色对比度是识别气泡的关键特征。从表 3.6 可以看出，该规则对气泡的识别率达到 100%。

(5) 规则 5 和规则 6 解释：由于纤维和非金属反光较弱，因此磨粒区域上红区比应该较小。同时纤维和非金属相比，纤维更为细长，因此纤维的长短轴比更小。从表 3.6 可以看出，该规则对纤维识别率达到 92.6%，对非金属磨粒的识别率达到 99.4%。

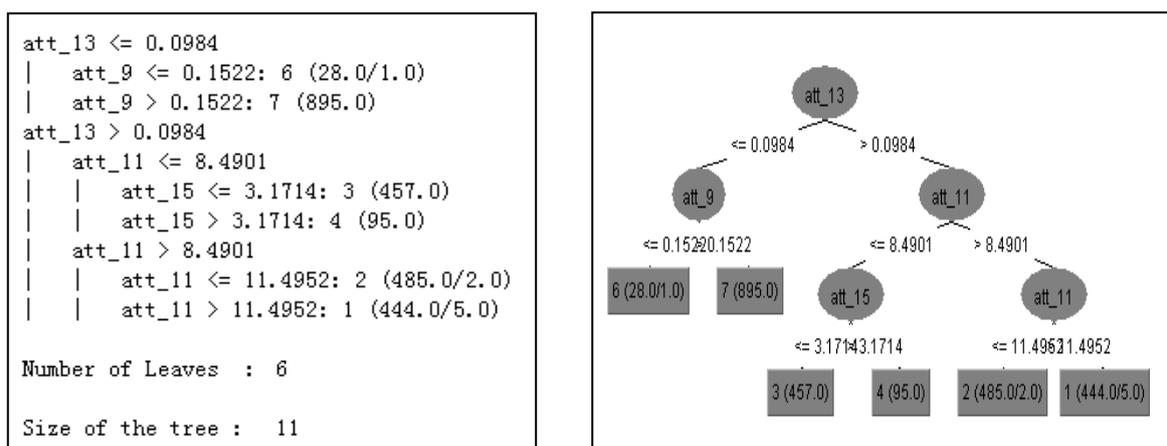


图 3.20 C4.5 决策树算法生成的结果

表 3.5 磨粒的规则提取结果

规则 1	条件	红区比>0.0984 且 周短比>8.4901 且 周短比>11.4952
	结论	切削磨粒
规则 2	条件	红区比>0.0984 且 周短比>8.4901 且 周短比<=11.4952
	结论	严重滑动磨粒
规则 3	条件	红区比>0.0984 且 周短比<=8.4901 且 绿色对比度<=3.1714
	结论	疲劳磨粒
规则 4	条件	红区比>0.0984 且 周短比<=8.4901 且 绿色对比度>3.1714
	结论	气泡
规则 5	条件	红区比<=0.0984 且 长短轴比<=0.1522
	结论	纤维
规则 6	条件	红区比<=0.0984 且 长短轴比>0.1522
	结论	非金属

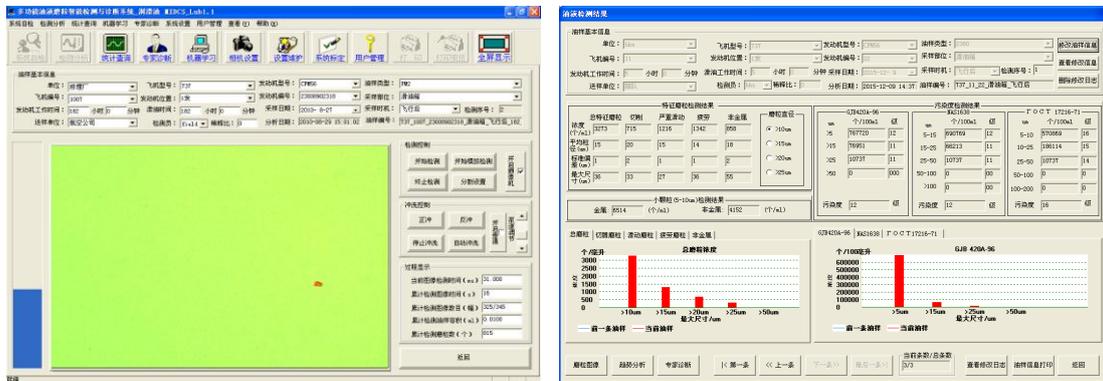
由此可见，本文利用 Weka 软件的 J4.8 算法提取的规则具有很高的精度，反映了实际磨粒参数识别的统计规律。由于整个磨粒识别规则提取过程是自动完成，因此，本文方法为有效地提升系统的智能化和自动化水平具有重要意义。

表 3.6 样本测试结果

磨粒类型	试验磨粒数量	识别数量	识别率
切削磨粒	439	437	99.5%
严重滑动磨粒	485	482	99.4%
疲劳磨粒	458	456	99.6%
气泡	95	95	100.0%
纤维	27	25	92.6%
非金属颗粒	900	895	99.5%
合计	2404	2390	99.4%

3.5 航空轴承加速失效试验平台试验验证

MIDCS 油液检测的工作界面及检测结果界面见图 3.21。在结果中可以显示所测油样的磨粒浓度信息，可按 $>10\mu\text{m}$ 、 $>15\mu\text{m}$ 、 $>20\mu\text{m}$ 、 $>25\mu\text{m}$ 尺寸段显示磨粒结果，同时在各尺寸段中将所检测的颗粒按切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒、非金属颗粒进行分类，对 $5-10\mu\text{m}$ 的颗粒按金属磨粒和非金属颗粒分类。还可以计算油样的固体颗粒污染度，按照 GJB420A、NAS1638、ГОСТ17216 分级标准显示污染度等级。



(a) 工作界面

(b) 检测结果

图 3.21 MIDCS 软件检测界面

将第二章验证试验中的第二组轴承试验所取的滑油箱油样，采用 MIDCS 进行磨粒检测验证，检测结果见表 3.7 所示，滑油箱油样不同类型磨粒浓度变化见图 3.22。可以看出，随着试验时间的增加，各种类型的磨粒上升趋势均比较明显，疲劳磨粒上升速度最快。在轴承故障后期，磨粒浓度急剧增加，表明 MIDCS 通过检测油液中大于 $10\mu\text{m}$ 的磨粒浓度，可以有效检测轴

承疲劳失效故障。

表 3.7 MIDCS 磨粒检测结果

试验时间 (h)	>10 μm 总特征磨粒 (个/mL)	>10 μm 切削磨粒 (个/mL)	>10 μm 严重滑动磨粒 (个/mL)	>10 μm 疲劳磨粒 (个/mL)
1	357	18	37	302
4	804	71	304	429
5	1305	143	322	840
6	2575	196	697	1682
7	5365	573	644	4148
8	21491	1986	7730	11775

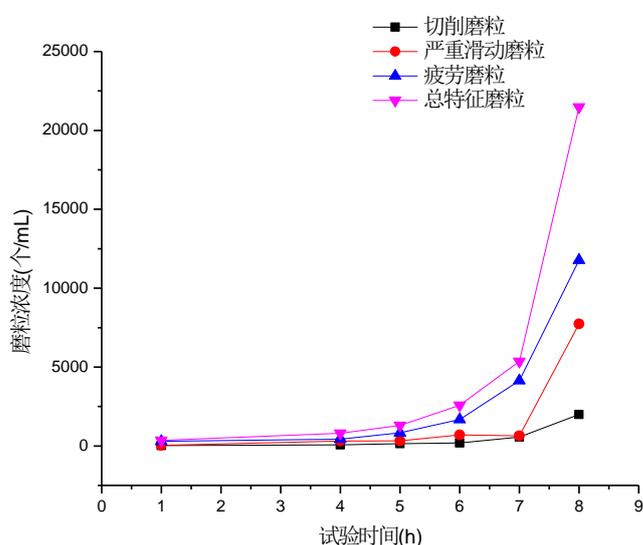


图 3.22 滑油箱油样不同类型磨粒浓度变化

3.6 基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法

3.6.1 故障诊断界限值制定流程

不同型号的航空发动机，由于其技术状态差异，导致其磨损情况也不相同。采用油液运动磨粒检测技术对不同型号航空发动机油样进行检测时，故障诊断的界限值也会不同。对航空发动机进行状态评估，需要制定针对该型航空发动机故障诊断的界限值。首先需要研究航空发动机故障模式和磨损规律，并确定监测参数，然后采用数理统计、数据挖掘等方法，在大量检测数据中通过计算得出初步界限值，而后利用实际故障案例对计算出的界限值进行验证修正，最后结合航空发动机维修工作经济性和安全性，确定最终结果。MIDCS 磨粒界限值制定流程见图 3.23。

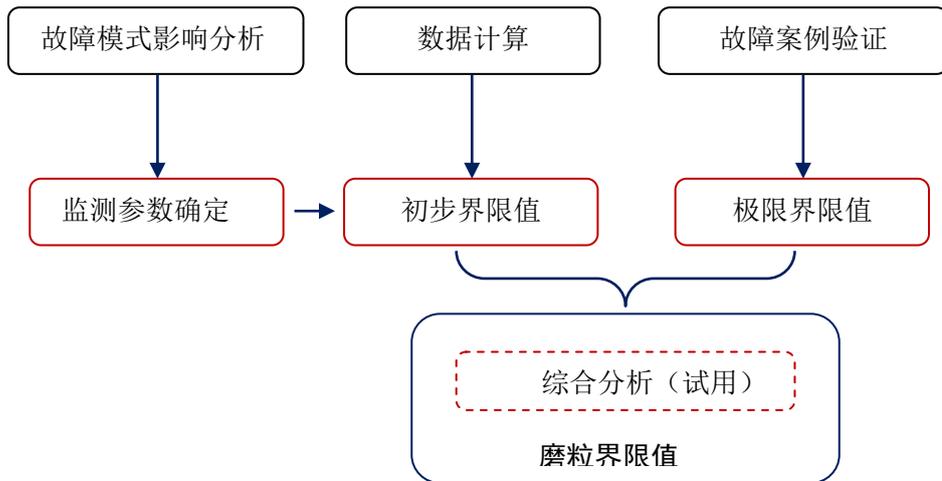


图 3.23 MIDCS 磨粒界限值制定流程

3.6.2 监测参数的确定

MIDCS 可检测润滑油中尺寸大于 $10\mu\text{m}$ 磨粒的数量、类型和尺寸分布，其监控信息与光谱监控互补。MIDCS 的检测结果，主要包括油液固体颗粒污染度以及各尺寸范围的总特征磨粒浓度值、疲劳磨粒浓度值、严重滑动磨粒浓度值、切削磨粒浓度值、非金属颗粒浓度值，尺寸范围包括大于 $10\mu\text{m}$ 、大于 $15\mu\text{m}$ 、大于 $20\mu\text{m}$ 、大于 $25\mu\text{m}$ 四档，共计 21 个参数，见表 3.8 所示。

表 3.8 MIDCS 监测参数

尺寸范围	类型 1	类型 2	类型 3	类型 4	类型 5
大于 $10\mu\text{m}$	总特征磨粒 浓度	疲劳磨粒 浓度	严重滑动磨 粒浓度	切削磨粒 浓度	非金属颗粒 浓度
大于 $15\mu\text{m}$					
大于 $20\mu\text{m}$					
大于 $25\mu\text{m}$					
油液固体颗粒污染度					

以某型航空发动机为例，研究确定磨粒监测参数。

该型航空发动机滚动轴承的故障模式主要为疲劳失效，失效过程中产生的剥落金属屑往往尺寸较大，至少可达大于 $10\mu\text{m}$ 以上，因此通过光谱分析难以有效检测。根据轴承失效特点，失效过程中不仅会产生疲劳磨粒，还会产生切削、严重滑动等多种类型的磨粒，其中疲劳磨粒和总特征磨粒浓度值的突增往往与轴承疲劳失效有关。当故障严重时，会产生较大尺寸的磨粒。因此，针对航空发动机滚动轴承疲劳失效模式的故障，MIDCS 润滑油磨粒监测参数为：大于 $10\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值、大于 $10\mu\text{m}$ 的疲劳磨粒浓度值、大于 $20\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值、大于 $20\mu\text{m}$ 的疲劳磨粒浓度值。

对于该型航空发动机其他渐进性磨损故障，正常情况和故障较轻微情况下产生的磨粒一般

尺寸较小，以小于 $10\mu\text{m}$ 磨粒为主。随着故障加剧，在故障较为严重的阶段往往会产生较大尺寸磨粒，由此确定大于 $10\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值和大于 $20\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值作为该类故障的监测参数。

统计油液固体颗粒污染度结果看，约 18% 滑油样的污染度等级等于或大于 GJB420A 12 级，约 63% 滑油样的污染度等级等于或大于 GJB420A 11 级，显然，监测滑油固体颗粒污染度不符合航空发动机维护的实际状况，与危险性故障相关性不强，故不列入监控参数。

综合上述分析，最终确定该型航空发动机滑油磨粒监测参数为：

- (1) 大于 $10\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值；
- (2) 大于 $10\mu\text{m}$ 的疲劳磨粒浓度值；
- (3) 大于 $20\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度值；
- (4) 大于 $20\mu\text{m}$ 的疲劳磨粒浓度值。

磨粒浓度监测指标采取正常、警告、异常三档。

3.6.3 磨粒故障诊断界限值制定方法

基于概率与统计原理，以均值和均方差的统计方法为基本数学方法，结合航空发动机实际故障案例，综合评判后制定磨粒监测界限值。

设 $x_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 为某磨粒监测参数第 i 次的检测值。可以统计出，均值为：

$$\mu = \sum_{i=1}^n x_i / n \quad (3-30)$$

均方差为：

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 / (n-1)} \quad (3-31)$$

根据概率和统计学中的“小概率事件”理论，浓度界限值控制应定为：

正常： $T_N = \mu + \sigma$ ；

警告： $T_M = \mu + 2\sigma$ ；

异常： $T_A = \mu + 3\sigma$ 。

从统计观点和航空发动机出现的故障概率分析，概率密度高而浓度较低的区域为航空发动机正常磨损工作区，概率密度低而浓度高的区域为故障征兆区。界限值的最终确定，应结合实际航空发动机故障案例进行修正。

3.6.4 故障诊断步骤

根据制定的界限值，就可以确定航空发动机的磨损状态是否正常。典型航空发动机

MIDCS 磨粒故障诊断步骤见图 3.24 所示。

(1) 当航空发动机的磨粒检测结果小于警告界限值，表明目前航空发动机的状态正常。

(2) 当航空发动机的磨粒检测结果大于警告值且小于异常值时，表明发动机有轻微磨损，需要采取针对性检查措施，例如检查滑油滤、金属屑信号器、发动机参数等，如果检测结果未见异常可以缩短取样周期，增加监测频次，一旦监控过程中发现异常，立即停用发动机。

(3) 当航空发动机的磨粒检测结果大于异常值时，表明磨损严重，需要停用发动机，并进行故障确认。

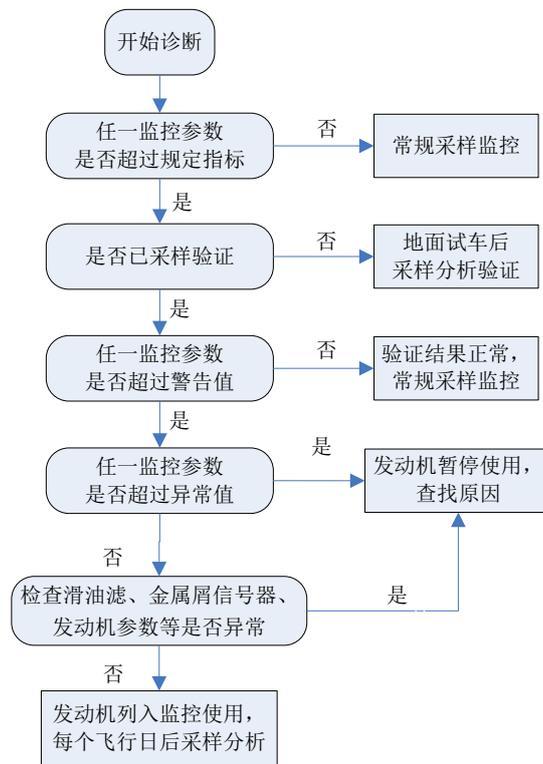


图 3.24 典型航空发动机 MIDCS 磨粒故障诊断步骤

3.7 实际航空发动机磨损监控验证

3.7.1 典型故障一：某航空发动机滚动轴承疲劳剥落

某型航空发动机的光谱分析的 Cu 浓度警告值为 5.5ppm，MIDCS 系统磨粒检测的警告值为 3000 个/ml。利用光谱分析对该型航空发动机进行检测，某台发动机工作到 1284 小时时，滑油光谱分析发现 Cu 浓度值偏高达到 5.2ppm，Fe 浓度正常。经检查滑油滤、磁塞和金属屑信号器油滤，发现大量金属屑。

使用 MIDCS 对发动机工作从 1057 小时到 1284 小时之间的 15 个滑油样进行了磨粒分

析，滑油光谱和 MIDCS 分析数据见表 3.9。

可以发现，从发动机工作至 1221 小时开始，油液中磨粒浓度开始明显增长，与光谱分析结果相符。发动机总磨粒浓度和光谱 Cu 浓度随工作时间的变化见图 3.25。特别是工作至 1284 小时时，磨粒浓度急剧增长近 10 倍，而光谱 Cu 浓度增长不大，表明油液中较大尺寸的颗粒较多。该发动机磨损情况严重，故障趋势十分明显。

表 3.9 光谱和 MIDCS 磨粒分析数据

序号	发动机工作时间(h)	Cu(ppm)	>10 μm (个/mL)
1	1057	1.1	1378
2	1088	1.0	1643
3	1113	1.2	3022
4	1136	1.0	1829
5	1150	1.1	1033
6	1168	1.5	1617
7	1185	1.3	1590
8	1202	1.4	1855
9	1221	2.0	3022
10	1235	2.4	4506
11	1241	2.4	5911
12	1255	2.4	5142
13	1276	4.3	6733
14	1280	3.7	4970
15	1284	5.2	36847

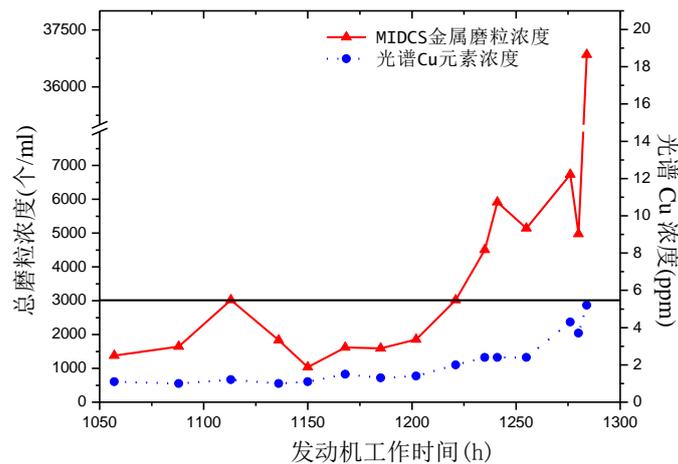


图 3.25 磨粒浓度数据和光谱 Cu 浓度变化

油液中 10-15 μm 、15-20 μm 、20-25 μm 以及大于 25 μm 的磨粒浓度变化情况见图 3.26(a)，

油液中的磨粒以 10-15 μm 尺寸段的为主，且在该发动机磨损过程中，10-15 μm 尺寸段的磨粒增长速度最快。图 3.26 (b) 为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒随发动机工作时间变化情况，可以看出，发动机工作从 1057 至 1239 小时之间，油液中疲劳磨粒较多；从 1239 至 1284 小时，油液中严重滑动磨粒较多，表明此次故障前期失效类型主要以疲劳剥落为主，后期故障趋于严重，以磨损为主。

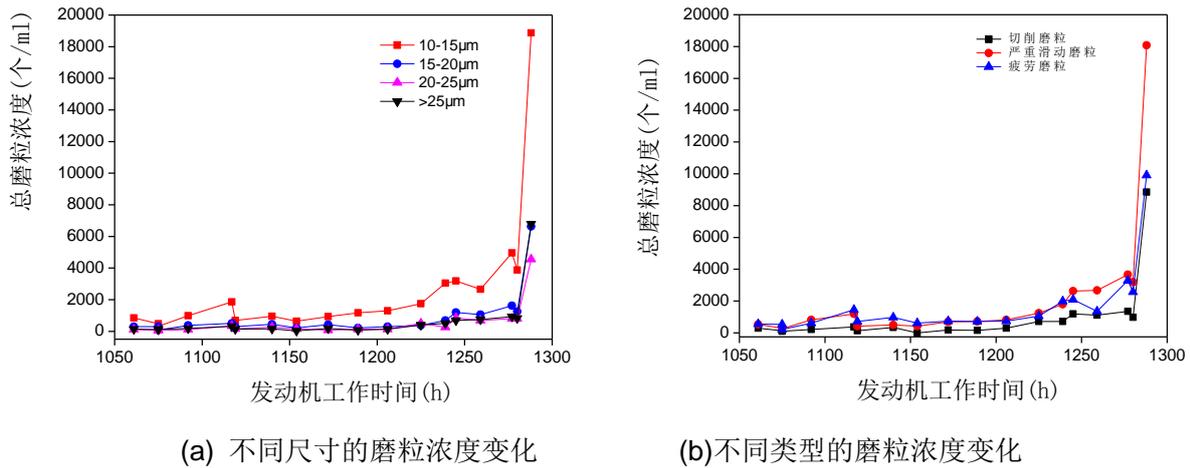


图 3.26 不同尺寸和不同类型的磨粒浓度变化

该发动机经分解检查，发现后附件传动机匣轴承滚珠剥落、保持架严重磨损，内钢套滚道上整圈大面积剥落，见图 3.27。在扫描电子显微镜下观察滚珠表面，虽然剥落程度不同，但剥落区的特征基本相同，均为螺旋形的剥落，低倍下均可见不规则圆形疲劳弧线特征，高倍下可见疲劳条带特征，见图 3.28，表明该轴承失效性质为疲劳剥落，检查结果验证了 MIDCS 磨粒分析的正确性。

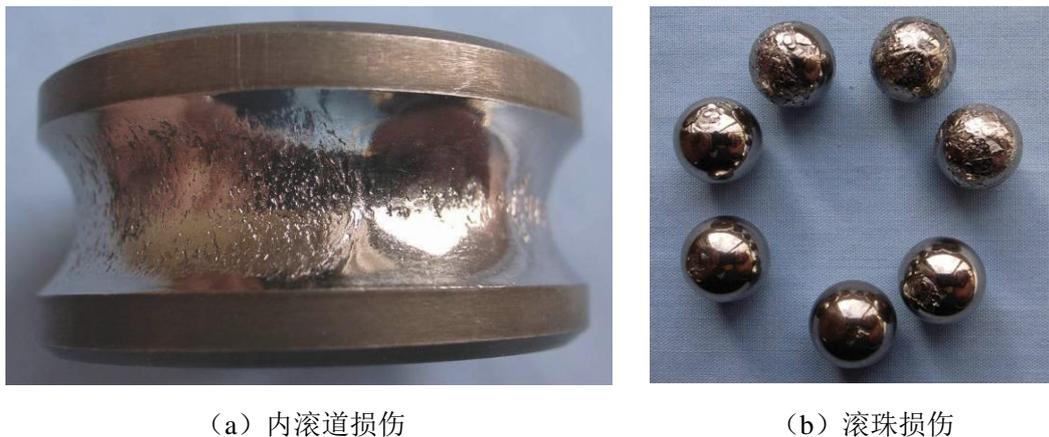


图 3.27 轴承严重磨损

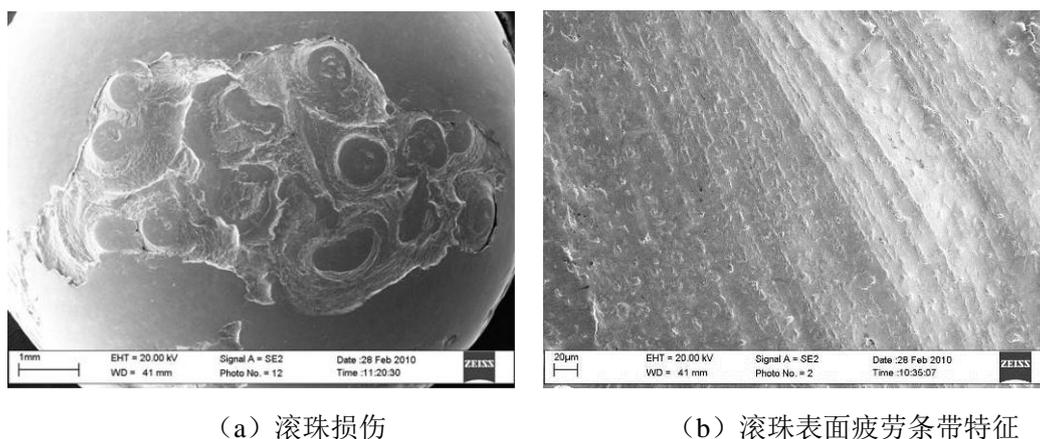


图 3.28 滚珠疲劳剥落

从图3.25中可以明显看出，与传统光谱分析相比，MIDCS系统比光谱分析提前预警了50小时。由于MIDCS对 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒检测力更强，而滚动轴承早期疲劳剥落将产生 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒，因此，MIDCS对于监控航空发动机滚动轴承疲劳故障更具优势。

3.7.2 典型故障二：某航空发动机主轴承抱轴

某飞机夜航飞行过程中，因左发振动值急增引起“CO”信号，发生一起空中停车事故征候。导致空中停车的直接原因是发动机主轴承异常磨损导致转子支承系统空中故障，造成发动机抱轴停车。抱轴发动机总使用时间320小时56分。对该发动机故障前后共9个滑油样，分别采用光谱和MIDCS进行油液检测，检测结果详见表3.10。检测结果表明，故障发生前的4月10日和4月11日，滑油中的特征磨粒信息已出现明显故障征兆，其中 $>20\mu\text{m}$ 的特征磨粒浓度迅速增长，分别达到356和502个/mL，已明显超过该型发动机的正常浓度值。

表 3.10 发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果

采样日期	发动机 工作时间 (h)	滑油工作 时间(h)	光谱数据(ppm)		MIDCS(个/mL)	
			Fe,	Cu	$>10\mu\text{m}$	$>20\mu\text{m}$
3月23日	297	20	0.6	0.1	210	29
3月26日	300	23	0.2	0.1	270	38
3月28日	302	25	0.6	0.2	106	26
4月1日	305	28	0.7	0.3	637	101
4月6日	310	34	0.5	0.2	328	60
4月7日	314	38	0.4	0.1	229	98
4月10日	317	41	0.6	0.2	1325	356
4月11日	320	43	1.3	0.3	1004	502
4月15日	324	47	28.1	4.6	15729	2654

3.7.3 典型故障三：某航空发动机齿轮衬套磨损

2014年6月20日，某飞机发动机按规定时间间隔进行滑油检测，发现该发动机光谱分析正常，滑油磨粒检测发现大于 $20\mu\text{m}$ 总特征磨粒浓度急剧上升，已超过监控标准异常值（大于 $20\mu\text{m}$ 总特征磨粒浓度 $\gt 450$ 个/mL）。机组拆下主滑油滤检查，发现较多金属屑。清洗滑油滤更换滑油试车后，主油滤内仍存在金属屑，表明发动机内部产生异常磨损。滑油滤金属屑经鉴定为锡青铜，与发动机内部齿轮衬套材料相符。光谱分析和磨粒检测结果见表3.11。6月19日大于 $20\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度较上一个油样明显上升，6月20日大于 $20\mu\text{m}$ 的总特征磨粒浓度已超出了异常值。磨粒变化趋势较为明显，但光谱分析中铁、铜元素浓度变化不大，表明油液中的颗粒以大于 $10\mu\text{m}$ 尺寸磨粒为主。

表 3.11 发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果

采样日期	发动机 工作时间 (h)	滑油工作时 间(h)	光谱数据(ppm)		MIDCS(个/mL)	
			Fe,	Cu	$>10\mu\text{m}$	$>20\mu\text{m}$
2014.03.05	1602	100	0.6	0.2	196	52
2014.05.12	1649	147	0.7	0.6	196	17
2014.06.19	1702	200	0.3	0.0	788	229
2014.06.20	1706	204	0.5	0.1	1663	583

3.7.4 典型故障四：某航空发动机游星齿轮固定螺钉脱落

2015年1月23日，某飞机按规定时间间隔进行滑油检测，分析发现第2发动机的油液光谱分析正常，使用MIDCS进行滑油磨粒检测发现磨粒检测结果较上一个滑油样明显突增，其中大于 $10\mu\text{m}$ 总特征磨粒浓度由353个/mL上升到938个/mL，大于 $20\mu\text{m}$ 总特征磨粒浓度由34个/mL上升到247个/mL。大于 $20\mu\text{m}$ 总特征磨粒浓度已超过了警告值（ $\gt 230$ 个/mL）。光谱分析和磨粒检测结果见表3.12。光谱分析结果一直维持在较低水平，没有明显变化。随后检查发动机滑油系统，在主滑油泵消沫网处发现多块金属片，见图3.29，主滑油泵有卡滞情况。

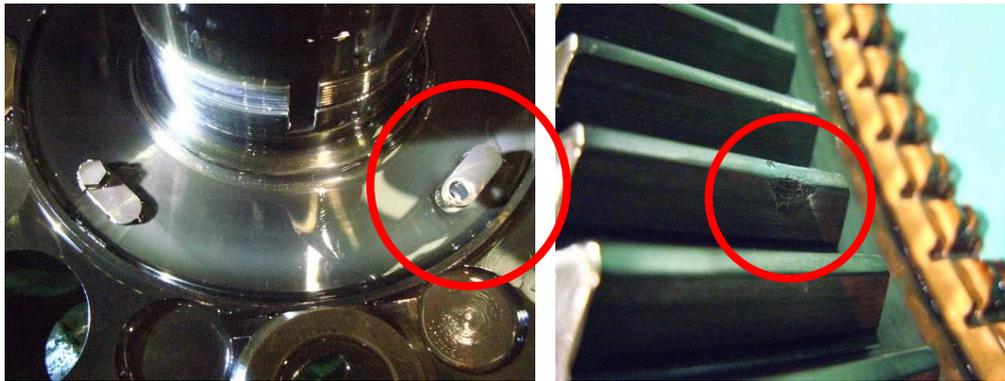
表 3.12 发动机滑油光谱分析和磨粒检测结果

采样日期	发动机 工作时间 (h)	滑油工作时 间(h)	光谱数据(ppm)		MIDCS(个/mL)	
			Fe,	Cu	$>10\mu\text{m}$	$>20\mu\text{m}$
2014.11.26	1583	141	1.0	1.1	282	35
2014.12.20	1634	190	0.9	0.8	584	192
2015.01.05	1642	213	1.3	1.3	353	34
2015.01.23	1684	265	1.0	1.6	938	247



图 3.29 主滑油泵内金属片

返厂分解检查发现，该发动机第一级游星齿轮喷油管止动垫圈与固定螺钉装配不到位，致使垫圈与固定螺钉在发动机工作过程中脱落，后被游星齿轮碾碎，随滑油进入主滑油泵，见图 3.30。



(a) 第一级游星齿轮喷油管止动垫圈与固定螺钉脱落 (b) 游星齿轮磨损

图 3.30 发动机磨损痕迹

通过采用 MIDCS 对现役航空发动机进行磨粒监测，已成功提前预报多起航空发动机故障，避免了航空发动机发生空中停车险情。

3.8 小结

(1) 设计了多功能油液磨粒智能检测系统 MIDCS，该系统具有自动化、多功能、集成化的优点。既能计算油液固体颗粒污染度等级，又能对大于 $10\mu\text{m}$ 以上的颗粒进行分析判断，将颗粒识别为金属和非金属，同时对金属颗粒进一步识别为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对非金属颗粒进一步区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒等。

(2) 提出了基于遗传算法的显微成像系统多参数自适应调整的新方法，避免了传统的试探法或穷举搜索法，大大提高了 MIDCS 系统成像质量的稳定性和自动化程度。

(3) 针对 MIDCS 中的磨粒识别特征冗余问题, 利用 Weka 软件的 C4.5 算法对特征磨粒样本集进行了规则提取, 获取了识别磨粒的专家知识规则, 并对规则进行了分析, 并与人工提取的规则进行了比较, 结果表明本文所提取出的磨粒识别规则反应了实际磨粒识别的统计规律, 具有很高的识别精度。

(4) 使用航空轴承加速失效试验平台对 MIDCS 进行了验证, 表明 MIDCS 通过检测油液中大于 $10\mu\text{m}$ 的磨粒浓度, 可以有效检测轴承疲劳失效故障。

(5) 研究了基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法, 对磨粒监测界限值制定方法进行讨论分析。

(6) 采用 MIDCS 进行了实际航空发动机磨损监控验证, 由于 MIDCS 对 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒检测力更强, 而滚动轴承早期疲劳剥落将产生 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒, 因此, 与传统光谱分析相比, MIDCS 对于监控航空发动机滚动轴承疲劳故障更具优势。

(7) 采用 MIDCS 对现役航空发动机进行磨粒监测, 成功提前预报多起航空发动机故障, 避免了危险性事故的发生。

第四章 航空发动机滚动轴承在线油液磨屑检测及故障预测技术

4.1 引言

滚动轴承作为航空发动机关键部件直接影响着飞行安全，实时在线预报滚动轴承早期故障，能有效避免飞行事故的发生。状态评估可以为滚动轴承寿命预测和制定维修方案提供依据，进而对保证航空发动机工作的安全性具有重要意义。本章研究了基于油液磨屑在线监测技术，并在此基础上对滚动轴承的寿命预测方法进行研究。

4.2 油液磨屑在线监测传感器理论分析

4.2.1 传感器基本工作原理

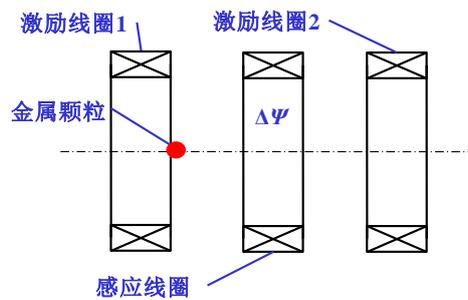


图 4.1 传感器原理示意图

传感器采用反向双激励螺管设计，其原理示意图见图 4.1 所示。两线圈位于感应线圈两侧，等间隔放置，反向并联，通过正弦波交流电进行激励。在无颗粒通过时，两激励线圈在感应线圈处的磁场大小相等，方向相反，总磁场为零，因此信号输出为零。当其中一个激励线圈中存在金属颗粒时，铁磁性颗粒被磁化或者非铁磁性颗粒中产生涡流，都会导致感应线圈中出现附加的磁通变化 $\Delta\Psi$ ， $\Delta\Psi$ 随时间周期性变化，会导致感应线圈中出现感应电动势，该感应电动势即为输出信号：

$$E = -\frac{d\Delta\Psi}{dt} \quad (4-1)$$

$\Delta\Psi$ 频率与激励频率相同，是一与激励信号存在一特定相位差（与颗粒尺寸、形状、材料、位置等参数有关）的正弦信号，因此在激励频率一定时，

$$E_{\max} \propto \Delta\Psi_{\max} \quad (4-2)$$

而感应线圈的绕线方式导致了颗粒依次通过两个激励线圈时，感应电动势最大值大小相

等，符号相反。因此，传感器设计的一个关键点就是获得较大幅值的磁通变化 $\Delta\Psi$ 。

铁磁性颗粒和非铁磁性颗粒通过传感器时，感应电动势与激励电流之间的相位差有显著不同，根据相位差可以判断颗粒是否为铁磁性颗粒。

4.2.2 传感器磁场特性分析

分析单线圈和螺线管的磁场分布特征，以及金属颗粒的磁化电流或感应电流导致的感应线圈的磁通变化。

4.2.2.1 单线圈磁场分析

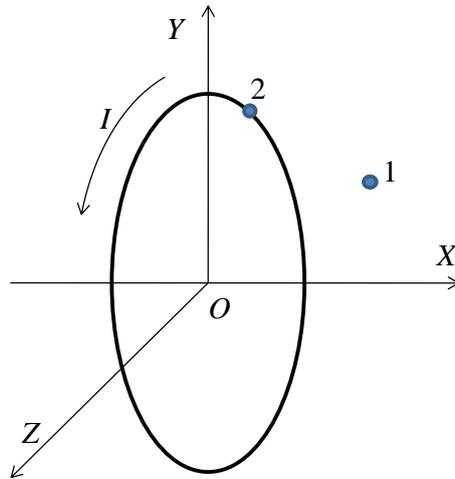


图 4.2 单线圈示意图

如图 4.2 所示，设电流为 I ，线圈半径为 r ，根据毕奥-萨伐尔定理，点 2 处的微电流在点 1 处的磁感应强度为

$$\vec{B}(1) = -\frac{\mu_0 I}{4\pi} \int \frac{\vec{e}_{12} \times d\vec{s}_2}{r_{12}^2} \quad (4-3)$$

式中 r_{12} 表示点 1、2 之间的距离， \vec{e}_{12} 表示点 1 到点 2 方向的单位矢量， $d\vec{s}_2$ 表示 2 点处导线的长度元， μ_0 表示真空磁导率。

记点 1 和点 2 坐标分别为 (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 。当 $x_1=0, z_1=0, y_1 < r$ 时，在极坐标系下记 $(y_2, z_2) = (r\cos\theta, r\sin\theta)$ ，在 YOZ 平面内

$$\begin{aligned} \vec{e}_{12} &= \frac{(r \cos \theta - y_1, r \sin \theta)^T}{r_{12}} \\ r_{12} &= \sqrt{(r \cos \theta - y_1)^2 + (r \sin \theta)^2} = \sqrt{r^2 + y_1^2 - 2ry_1 \cos \theta} \\ \vec{ds}_2 &= (-\sin \theta, \cos \theta)^T r d\theta \end{aligned} \quad (4-4)$$

所以有

$$\begin{aligned} -\vec{e}_{12} \times \vec{ds}_2 &= \vec{e}_{12} (\cos \theta, \sin \theta)^T r d\theta \vec{e}_x = \frac{r - y_1 \cos \theta}{r_{12}} r d\theta \vec{e}_x \\ B(1) = B_x(1) &= \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_0^{2\pi} \frac{r - y_1 \cos \theta}{r_{12}^3} r d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_0^{2\pi} \frac{r - y_1 \cos \theta}{(r^2 + y_1^2 - 2ry_1 \cos \theta)^{3/2}} r d\theta \\ &= \frac{\mu_0 I}{4\pi r} \int_0^{2\pi} \frac{1 - \frac{y_1}{r} \cos \theta}{\left(1 + \frac{y_1^2}{r^2} - \frac{2y_1}{r} \cos \theta\right)^{3/2}} d\theta = \frac{\mu_0 I}{2r} \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \frac{1 - \frac{y_1}{r} \cos \theta}{\left(1 + \frac{y_1^2}{r^2} - \frac{2y_1}{r} \cos \theta\right)^{3/2}} d\theta = \frac{\mu_0 I}{2r} k\left(\frac{y_1}{r}\right) \end{aligned} \quad (4-6)$$

特殊的, 当 $(x_1, y_1, z_1)=(0,0,0)$ 时有

$$B(1) = B_x(1) = \frac{\mu_0 I}{2r} \quad (4-7)$$

在线圈中, 中心磁感应强度最小, 边缘最大。在实际工程设计中, 计算磁通时, 为简单计, 常假设磁场均匀分布且磁感应强度等于中心磁感应强度。因此计算磁通值小于实际磁通值, 计算电感时情况相似。从公式(4-6)中可以看出, 线圈中的磁感应强度等于中心磁感应强度与一个系数的乘积, 而后者仅与 y_1/r 相关。由此可以推理得到中心磁感应强度乘以线圈面积近似求得的磁通量与实际磁通量的比值是一个小于1的定值。

当 $y_1=0, z_1=0$ 时,

$$B(1) = B_x(1) = \frac{\mu_0 I r^2}{2(r^2 + x_1^2)^{3/2}} \quad (4-8)$$

4.2.2.2 螺线管磁场分析

如图4.3所示, 对于长为 L , 匝数为 N 的螺线管, 螺线管两端 X 坐标分别为 $-L/2$ 和 $L/2$ 。中心轴线上磁感应强度为

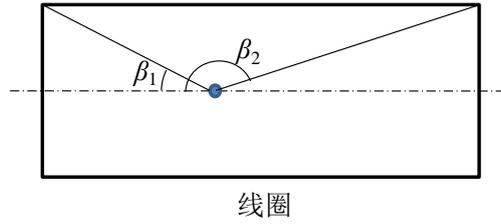


图 4.3 螺线管示意图

$$B(1) = B_x(1) = \int_{-\frac{L}{2}}^{\frac{L}{2}} \frac{\mu_0 N I r^2 dl}{2L[r^2 + (x-l)^2]^{\frac{3}{2}}} = \frac{\mu_0 N I}{2L} (\cos \beta_1 - \cos \beta_2) \quad (4-9)$$

计算分析可知，中心处磁感应强度最大，其值如下：

$$B_{\max} = \frac{\mu_0 N I}{2\sqrt{(L/2)^2 + r^2}} \quad (4-10)$$

两端磁感应强度最小，其值如下：

$$B_{\min} = \frac{\mu_0 N I}{2\sqrt{L^2 + r^2}} \quad (4-11)$$

为简化计算，常取中心轴线上磁感应强度平均值作为螺线管内部磁感应强度：

$$B_{\text{average}} = \frac{1}{l} \int_0^L \frac{\mu_0 N I}{2L} (\cos \beta_1 - \cos \beta_2) dl = \frac{\mu_0 N I}{L^2} (\sqrt{L^2 + r^2} - r) \quad (4-12)$$

特殊的，当 $r \gg L$ 时，即窄线圈时

$$\begin{aligned} B_{\max} &= \frac{\mu_0 N I}{2\sqrt{(L/2)^2 + r^2}} \approx \frac{\mu_0 N I}{2r} \\ B_{\min} &= \frac{\mu_0 N I}{2\sqrt{L^2 + r^2}} \approx \frac{\mu_0 N I}{2r} \\ B_{\text{average}} &= \frac{\mu_0 N I}{L^2} (\sqrt{L^2 + r^2} - r) \approx \frac{\mu_0 N I}{2r} \end{aligned} \quad (4-13)$$

当 $L \gg r$ 时，即接近无限长线圈时

$$B_{\max} = \frac{\mu_0 N I}{2\sqrt{(L/2)^2 + r^2}} \approx \frac{\mu_0 N I}{L}$$

$$B_{\min} = \frac{\mu_0 NI}{2\sqrt{L^2 + r^2}} \approx \frac{\mu_0 NI}{2L} \quad (4-14)$$

$$B_{\text{average}} = \frac{\mu_0 NI}{L^2} (\sqrt{L^2 + r^2} - r) \approx \frac{\mu_0 NI}{L}$$

由此可知，当 $r \gg L$ ，即窄线圈时，线圈各处磁感应强度与线圈匝数、电流成正比，与线圈半径成反比。当 $L \gg r$ 时，即接近无限长线圈时，线圈各处磁感应强度与线圈匝数、电流成正比，与线圈长度成反比。为控制传感器体积，使用窄线圈方式。

油管直径越大需要的激励线圈直径也越大，结合本节分析可知，要产生相同的磁感应强度，油管直径越大所需要的激励线圈匝数越大。

4.2.2.3 金属颗粒磁场分析

由于金属颗粒尺寸远小于激励线圈和感应线圈半径，所以金属颗粒的磁化电流和感应电流均可近似看作一环形电流，磁场分布与单线圈相似。在这一简化条件下，进一步分析金属颗粒表面环形电流在感应线圈中产生的磁通大小。

如图 4.4 所示，环形电流大小为 I ，半径为 r ，螺线管半径为 d ，且 $d \gg r$ 。螺线管内截面积为 A ，螺线管外截面积为 B 。

环形电流内部磁场方向符合右手定则，而环形电流外部磁场方向相反，因此环形电流在感应线圈中产生的磁通是两部分之和。

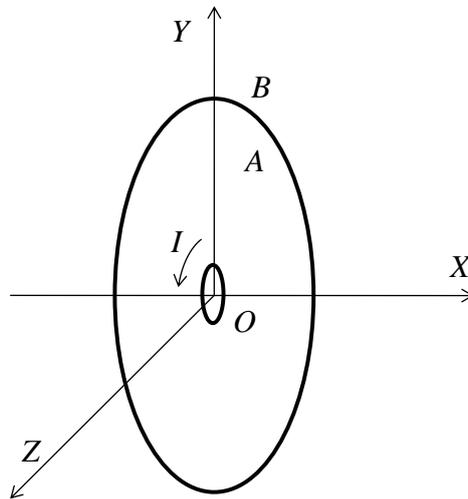


图 4.4 金属颗粒环形电流示意图

由封闭曲面磁通为零可推知无限大平面磁通为零，所以

$$\phi_A + \phi_B = 0, \quad \phi_A = -\phi_B \quad (4-15)$$

设点 1(x_1, y_1, z_1)为空间中任意一点, 点 2(x_2, y_2, z_2)为环形电流上一点。

当 $x_1=0, z_1=0, y_1 \gg r$ 时, 在极坐标系中记 $(y_2, z_2)=(r \cos \theta, r \sin \theta)$, 则在 YOZ 平面内有

$$\begin{aligned} \vec{e}_{12} &\approx (-1, 0)^T \\ r_{12} &\approx y_1 - r \cos \theta \\ \vec{ds}_2 &= (-\sin \theta, \cos \theta)^T r d\theta \end{aligned} \quad (4-16)$$

所以有

$$-\vec{e}_{12} \times \vec{ds}_2 = \vec{e}_{12} (\cos \theta, \sin \theta)^T r d\theta \vec{e}_x = -r \cos \theta d\theta \vec{e}_x \quad (4-17)$$

$$\begin{aligned} B(1) = B_x(1) &= \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_0^{2\pi} \frac{\vec{e}_{12} \times \vec{ds}_2}{r_{12}^2} = \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_0^{2\pi} \frac{-r \cos \theta d\theta}{(y_1 - r \cos \theta)^2} \\ &= \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \left[\frac{-r \cos \theta}{(y_1 - r \cos \theta)^2} + \frac{r \cos \theta}{(y_1 + r \cos \theta)^2} \right] d\theta = \frac{\mu_0 I}{4\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \frac{-4r^2 y_1 \cos^2 \theta}{(y_1 - r \cos \theta)^2 (y_1 + r \cos \theta)^2} d\theta \\ &\approx -\frac{\mu_0 I}{\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \frac{r^2 y_1 \cos^2 \theta}{y_1^4} d\theta = -\frac{\mu_0 I r^2}{\pi y_1^3} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \cos^2 \theta d\theta = -\frac{\mu_0 I r^2}{\pi y_1^3} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \frac{\cos 2\theta + 1}{2} d\theta \\ &= -\frac{\mu_0 I r^2}{\pi y_1^3} \left(\frac{\sin 2\theta}{4} + \frac{\theta}{2} \right) \Big|_{-\pi/2}^{\pi/2} = -\frac{\mu_0 I r^2}{2y_1^3} \end{aligned} \quad (4-18)$$

$$\phi_A = -\phi_B = \int_d^{+\infty} \int_0^{2\pi} \frac{\mu_0 I r^2}{2y^2} d\theta dy = \int_d^{+\infty} \frac{\pi \mu_0 I r^2}{y^2} dy = -\frac{\pi \mu_0 I r^2}{y} \Big|_d^{+\infty} = \frac{\pi \mu_0 I r^2}{d} \quad (4-19)$$

由上述分析可知, 金属颗粒位于感应线圈中心处时, 磁化电流或感应电流导致的磁通与环形电流值、颗粒半径平方成正比, 与感应线圈直径成反比。当颗粒位于轴线上其他位置时, 上述关系仍然成立, 只是比例系数会发生变化。当感应线圈为窄线圈时 (半径远大于长度), 可近似认为螺线管各中各线圈磁通相同。

油管直径越大需要的感应线圈直径也越大, 结合本分析可知, 相同的金属颗粒, 油管直径越大所产生的磁通越小。越大的油管直径, 检测金属颗粒越困难。

4.2.3 交变磁场中运动颗粒磁通变化率分析

本文设计的传感器中, 被检测颗粒直径远小于线圈直径, 因此可以认为颗粒所在区域的磁场为均匀磁场。因此对于同一个颗粒, 其磁通仅与磁场强度 \mathbf{H} 相关, 且成正比。导致 \mathbf{H} 变化的因素有两个: ①同一位置 \mathbf{H} 随时间变化, 其大小与激励电流成比例; ② \mathbf{H} 沿线圈轴向分布不均匀, 颗粒运动中颗粒所在位置的 \mathbf{H} 会变化, 即一般我们所说的切割磁力线现象会出现。

两个因素都会导致颗粒磁通发生变化, 进而产生感应电动势和电流。感应电动势的大小与

磁场变化率成正比。定量分析了颗粒沿激励线圈中心轴线通过时两因素导致的磁场变化率最大值之间的大小关系。

首先在单线圈的情况下进行分析。设激励电流频率为 f ，幅值为 I_m ，则

$$I = I_m \sin(2\pi ft) \quad (4-20)$$

线圈中心轴线上磁场强度为

$$H(x, t) = \frac{Ir^2}{2(r^2 + x^2)^{3/2}} = \frac{I_m r^2 \sin(2\pi ft)}{2(r^2 + x^2)^{3/2}} \quad (4-21)$$

对时间求导得到磁场变化率为

$$\frac{dH}{dt} = \frac{\partial H}{\partial t} + \frac{\partial H}{\partial x} \frac{dx}{dt} \quad (4-22)$$

电流周期性变化导致的磁场强度变化率为

$$\frac{\partial H}{\partial t} = \frac{\pi f I_m r^2 \cos(2\pi ft)}{(r^2 + x^2)^{3/2}} \quad (4-23)$$

易求得

$$\max\left(\frac{\partial H}{\partial t}\right) = \frac{\pi f I_m}{r} \quad (4-24)$$

而由颗粒运动导致的磁场强度变化率为 $\frac{\partial H}{\partial x} \frac{dx}{dt}$ 。 $\frac{dx}{dt}$ 为定值，因此先分析 $\frac{\partial H}{\partial x}$ 的最大值。

$$\frac{\partial H}{\partial x} = -I_m r^2 \sin(2\pi ft) \frac{3x}{2(r^2 + x^2)^{5/2}} \quad (4-25)$$

$$\max\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right) = 1.5 I_m r^2 \max\left(\frac{x}{(r^2 + x^2)^{5/2}}\right) = 1.5 I_m r^2 \max(|u(x)|) \quad (4-26)$$

由于 H 有界，因此 $\frac{\partial H}{\partial x}$ 有极值， $u(x)$ 也有极值。

$$\frac{\partial u}{\partial x} = \frac{r^2 - 4x^2}{(r^2 + x^2)^{7/2}} \quad (4-27)$$

当 $x = \pm r/2$ 时， $\frac{\partial u}{\partial x} = 0$ ，此时

$$|u(x)| = \max(|u(x)|) = \frac{16}{5^{5/2} r^4} = \frac{0.286}{r^4} \quad (4-28)$$

此时有

$$\max\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right) = 1.5 I_m r^2 \max(|u(x)|) = \frac{0.43 I_m}{r^2} \quad (4-29)$$

两因素导致的磁场变化率最大值之比为

$$k = \frac{\max\left(\frac{\partial H}{\partial t}\right)}{\max\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right) \frac{dx}{dt}} = \frac{\frac{\pi f I_m}{r}}{\frac{0.43 I_m v}{r^2}} = \frac{7.3 fr}{v} \quad (4-30)$$

当 $r=1\text{cm}=0.01\text{m}$, $f=100\text{kHz}$, $v=5\text{m/s}$ 时, $k=1460$; 当 $r=1\text{cm}=0.01\text{m}$, $f=10\text{kHz}$, $v=5\text{m/s}$ 时, $k=146$; 当 $r=1\text{cm}=0.01\text{m}$, $f=10\text{kHz}$, $v=10\text{m/s}$ 时, $k=73$; 当 $r=1\text{cm}=0.01\text{m}$, $f=2\text{kHz}$, $v=10\text{m/s}$ 时, $k=14.6$ 。

因此, 一般情况下, 激励电流周期性变化导致的磁通变化率远大于颗粒运动导致的磁通变化率, 在分析计算感应电动势、电流时后者可以忽略不计。

4.2.4 铁磁性颗粒检测原理

铁磁性颗粒在磁场中磁化时存在如下关系:

$$B = \mu_0 H + J = \mu_0 \mu_r H \quad (4-31)$$

式中, H 表示磁体内部合磁场强度, J 表示磁极化强度。

$$H = H_0 - H_d \quad (4-32)$$

$$H_d = -N_d \frac{J}{\mu_0} \quad (4-33)$$

式中, H_0 表示磁化磁场强度, H_d 表示退磁场强度, N_d 表示退磁因子。退磁因子仅与磁体形状有关, 磁体沿磁化磁场方向越纤长, 退磁因子越小; 球体的退磁因子为 $1/3$ 。

由式 (4-31) 至式 (4-33) 可以推导得到

$$J = \frac{\mu_0 H_0 (\mu_r - 1)}{1 + N_d (\mu_r - 1)} \quad (4-34)$$

$$B = \frac{\mu_0 \mu_r H_0}{1 + N_d (\mu_r - 1)} \quad (4-35)$$

$\mu_r - 1 \ll 1/N_d$ 时, 退磁场可忽略, 否则不可忽略。总之, 在铁磁性颗粒形状、尺寸确定的情况下, 其磁感应强度与磁化磁场强度成正比。

铁磁性金属颗粒通过传感器时, 在交变磁场中也产生涡流, 一般情况下当颗粒尺寸较小时涡流效应可忽略, 主要分析磁化效应。假设激励线圈匝数为 N 、电流为 I 、长度为 L 、半径为 r , 球形颗粒半径为 r_c 、相对磁导率为 μ_r , 激励线圈为短螺线管, 轴线上磁场强度为

$$H_{\text{average}} = \frac{NI}{2r} \quad (4-36)$$

铁磁性颗粒磁化等效于表面出现一环形电流 I_c , 可近似认为, 环形电流沿螺线管轴线方向的密度与原磁场之比为 μ_r , 即

$$H_c = \frac{I_c}{2r_c} = \mu_r H_{\text{average}} = \frac{\mu_r NI}{2r} \quad (4-37)$$

结合 4.2.2.3 节分析, 可以得到铁磁性颗粒磁化电流导致的激励线圈中的磁通变化率为

$$\Delta\psi = \frac{\mu_0 \mu_r N^2 I \pi r_c^3}{r^2} \quad (4-38)$$

感应线圈与激励线圈不在同一个位置, 因此铁磁性颗粒磁化电流导致的激励线圈中的磁通变化率略有不同, 但是各变量相对关系不变。

因此在激励磁场确定以及可以颗粒尺寸较小可以忽略涡流效应的情况下, 信号幅值与铁磁性颗粒体积和感应线圈匝数近似成正比, 同时与颗粒形状和相对磁导率有关。一般情况下, 颗粒长径比越大, 信号幅值越大。

4.2.5 非铁磁性颗粒检测原理

在空间上均匀分布的交变磁场 H_0 中的棒状导电颗粒 (r_c , L_c 分别表示颗粒半径和长度) 内部的磁感应强度沿径向变化, 计算复杂。Forster 提出有效磁导率概念, 简化了计算过程。其模型如下: 圆柱导体的整个截面上有一个恒定不变的磁场 H_0 , 而磁导率却在截面上沿径向变化, 它所产生的磁通等于圆柱导体内真实的物理场所产生的磁通, 这样用一个恒定的磁场 H_0 和变化着的有效磁导率 μ_{eff} 替代了实际上变化着的磁场 H_z 和恒定的磁导率 μ , 这样假想模型的磁感应强度为^[188]

$$\dot{B} = \mu_0 \mu_r \mu_{\text{eff}} H_0 \quad (4-39)$$

横截面磁通为

$$\dot{\psi} = \mu_0 \mu_{\text{eff}} \dot{H}_0 \pi r_c^2 \quad (4-40)$$

线圈直径为 r ，长度为 L ，匝数为 N ，在不考虑颗粒外部反磁场时线圈内部磁通变化量为

$$\Delta\psi = \frac{NL_c}{L} \mu_0 \mu_{\text{eff}} \dot{H}_0 \pi r_c^2 - \frac{NL_c}{L} \mu_0 \dot{H}_0 \pi r_c^2 = \frac{NL_c}{L} \mu_0 (\mu_{\text{eff}} - 1) \dot{H}_0 \pi r_c^2 \quad (4-41)$$

球形颗粒近似为长度等于直径的圆柱形颗粒，则

$$\Delta\psi = \frac{2N\mu_0 (\mu_{\text{eff}} - 1) \dot{H}_0 \pi r_c^3}{L} \quad (4-42)$$

当考虑颗粒外部反磁场及线圈为窄线圈时的情况时，下述关系仍然存在：

$$\Delta\psi \propto (\mu_{\text{eff}} - 1) r_c^3 \quad (4-43)$$

有效磁导率 μ_{eff} 的取值与激励频率与特征频率的比值 f/f_g 有关。

对于非铁磁性材料

$$f_g = \frac{5066}{\sigma d^2} \quad (4-44)$$

其中， σ 表示的电导率，单位是 MS/m； d 表示圆柱导体的直径，单位为 cm。

以铝为例进行计算。铝的电导率为 35.4MS/m，结合查表，在激励频率为 100kHz 时计算结果如表 4.1 所示。

表 4.1 球形铝颗粒有效磁导率计算

特征频率 f_g/kHz	频率比 f/f_g	μ_{eff} 实部	μ_{eff} 虚部	$ \mu_{\text{eff}}-1 $
400	0.25	0.9989	0.0311	0.031119
200	0.5	0.9948	0.0620	0.062218
100	1	0.9798	0.1216	0.123266
50	2	0.9264	0.2234	0.235212
33.3	3	0.8525	0.2983	0.332775
25	4	0.7738	0.3449	0.412459
20	5	0.6992	0.3689	0.475991
16.7	6	0.6360	0.3770	0.524047
14.3	7	0.5807	0.3757	0.562995
12.5	8	0.5361	0.3692	0.592884
11.1	9	0.4990	0.3559	0.614545

10	10	0.5678	0.3494	0.555767
8.3	12	0.4202	0.3284	0.666344
6.7	15	0.3701	0.3004	0.697864
5	20	0.3180	0.2657	0.731929
2	50	0.2007	0.1795	0.819207
1	100	0.1416	0.1313	0.868384
0.7	150	0.1156	0.1087	0.891055
0.5	200	0.1001	0.09497	0.904897
0.25	400	0.07073	0.06822	0.931771
0.1	1000	0.04472	0.04372	0.95628

将计算的 $|\mu_{eff}-1|$ 与 f/f_g 描绘成曲线图，见图 4.5 所示。

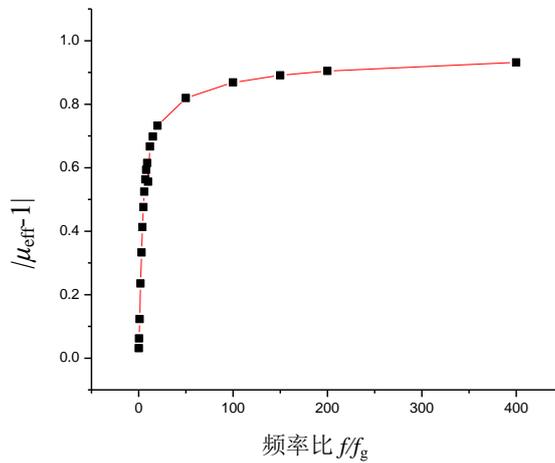


图 4.5 $|\mu_{eff}-1|$ 与 f/f_g 关系图

从计算结果可以看出，频率比 f/f_g 越大， $|\mu_{eff}-1|$ 也越大。当 $f/f_g \leq 7$ 时， $|\mu_{eff}-1|$ 与 f/f_g 近似成正比，而 f/f_g 与颗粒直径的平方成正比。进而可以推知，当 $f/f_g \leq 7$ 时，

$$\Delta\psi \propto r_c^5 \tag{4-45}$$

因此，信号幅值与感应线圈匝数成正比。颗粒直径越大，信号幅值越大。特别的，当频率比 $f/f_g \leq 7$ 时，信号幅值与非铁磁性颗粒体积与截面积的乘积近似成正比关系。 $f/f_g=7$ 时，对应的铝质颗粒直径为 $1000\mu\text{m}$ 。即对于铝质颗粒而言，在颗粒直径小于 $1000\mu\text{m}$ 时，可以认为信号幅值与颗粒直径的5次方近似成正比。

4.3 油液磨屑在线监测新系统开发

4.3.1 总体设计

油液磨屑在线监测系统结构示意图如图 4.6 所示，主要由传感器、控制单元、电缆和系统软件等部分组成。

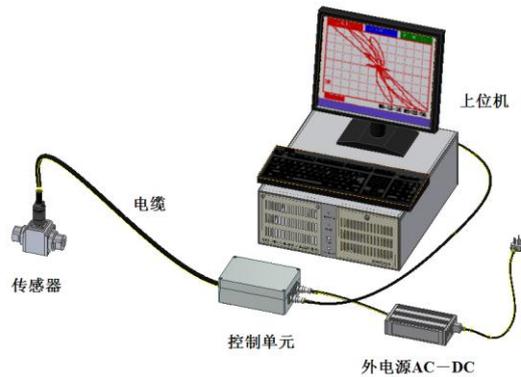


图 4.6 油液磨屑在线监测系统结构示意图

考虑到安装油液磨屑在线监测系统的飞机上提供 27VDC 输出，因此设计中使用 27V 直流电源输入。系统通过 27VDC 供电，控制单元通过独立运行的软件，向传感器发出激励信号并接收传感器输出的反映金属碎屑特征的电磁信号，对获取的电磁信号进行分析处理。当控制单元与上位机联机时，系统通过基于 TCP 协议的网线传输数据进行控制。研制的油液磨屑在线监测系统外观见图 4.7。



图 4.7 油液磨屑在线监测系统样机

4.3.2 硬件组成

硬件部分主要包括传感器、电缆、控制单元和电源等。其中，研制的油液磨屑在线监测系统传感器管内径为 16mm，采用的绕线方式为 3 组线圈，即二组激励线圈连接一组接收绕组（反向并联）。传感器外观如图 4.8 所示。

传感器壳体封装采用高性能钛合金材料，具有强度高、耐腐蚀性好、耐热性高、屏蔽效果更为优越等特点。传感器密封圈采用氟橡胶，耐压强度 15~20MPa，耐温性能最高可达到 250℃，有较好的弹性、耐热性、耐油性和抗爆性。检测线圈与电路板封装为一体，其特点是组件结构的机械强度高，抗干扰、抗抖动便于安装调试，焊接牢固工作稳定可靠。



图 4.8 传感器外观

控制单元主要由 ARM11 处理器、数字信号处理器、激励发生电路、接收电路、放大处理电路和 AD 采集电路等部分组成，控制单元框架图如图 4.9 所示。

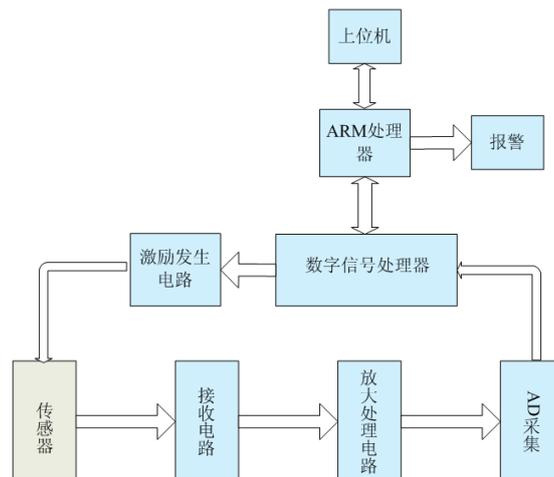


图 4.9 控制单元框架图

其工作过程如下：数字信号处理器驱动激励发生电路，产生检测所需特定频率的信号，将

谐振激励加载到传感器上。传感器检测到的颗粒信号，依次经过接收电路，增益调节电路放大处理，最终送入 AD 转换器，AD 转换器对送入的模拟信号进行高速采样，转换成数字信号送入数字信号处理器进行实时滤波，经过特定算法提取有关颗粒的特征值，最后应 ARM 需求将有关数据送 ARM 处理器。ARM 处理器负责超限报警、数据存储、时钟接收、PC 通讯和电源监控等方面功能。

4.3.3 软件功能

油液磨屑在线监测系统包含两个软件：一个是运行在控制单元中的嵌入式独立运行软件（简称下位机软件），一个是与控制单元联机的上位机软件系统（简称上位机软件）。

4.3.3.1 下位机软件

下位机运行平台为 GNU/Linux V2.6.38。系统 CPU 型号是以 ARM1176JZF 为内核的 S3C6410A，内置 Nand Flash 存储器 1GB 和 SDRAM 128MB。应用程序采用的交叉编译工具链采用 gcc 4.4.6 版本的编译器 bootloader，引导器采用的是 U-boot 2012.04。

下位机程序核心功能表述如下：

①作为客户端软件与上位机软件进行配合，实现传感器参数的设定，检测数据的采集与传输。

②作为独立的工作单元，该软件实现电磁信号的采集，信号波形的分析，判断以及保存。

下位机的软件一共有三个不同的状态，分别是联机工作状态、独立工作状态和 FTP 数据传输状态。各种工作状态意义如下：

①联机工作状态：控制单元相当于一个数据采集卡，将检测数据从底层硬件采集上来，通过网络传输到上位机进行处理、显示。控制单元自身不对数据进行处理。

②独立工作状态：控制单元脱离上位机独立进行工作，包括数据采集，数据处理，报警输出。

③FTP 数据传输状态：控制单元相当于一个 FTP 服务器，提供 FTP 服务。用户使用网线和控制单元相联系，进行大规模数据的下载。

下位机独立工作程序流程图见图 4.10。在使用网线将控制单元与上位机连接好后，给控制单元上电，那么控制单元完成启动过程后，以联机工作状态运行。如果没有用网线将控制单元与上位机相连接，直接给控制单元上电，那么控制单元完成启动后处于独立工作模式。无论控制单元处于何种状态，都可以用网线连接控制单元与上位机，在上位机上使用 telnet 登录到控制单元，运行/sbin/vsftpd 命令开启 ftp 服务功能，从上位机进行登录，下载数据。

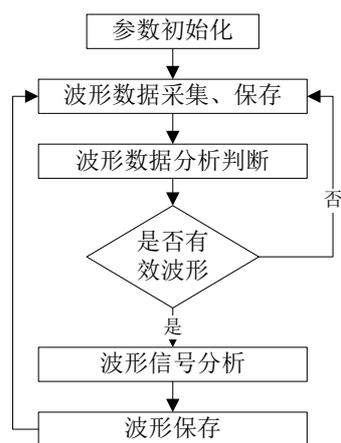


图 4.10 下位机独立工作程序流程图

4.3.3.2 上位机软件

上位机软件系统采用 Microsoft VS.net2010 的 C#语言进行开发，其软件功能框图见图 4.11。

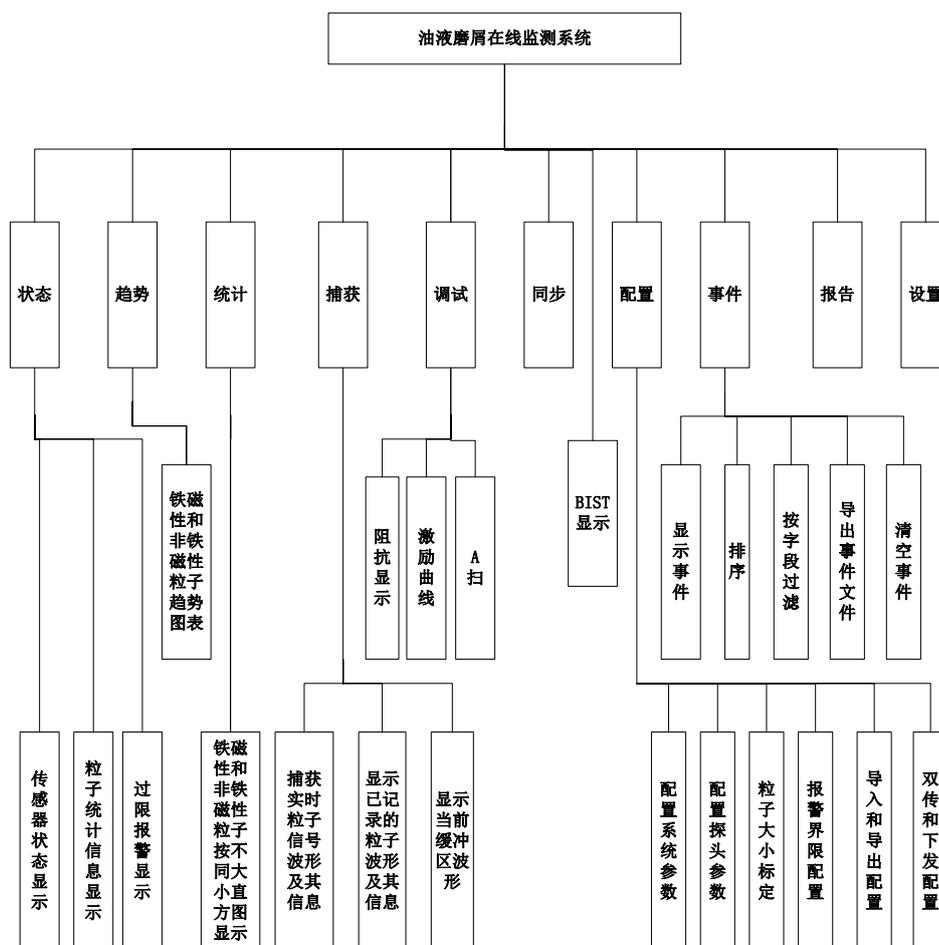


图 4.11 软件功能框图

软件核心功能如下：

- ①为调试传感器参数提供显示界面。
- ②实时显示检测信号，包括颗粒捕获界面和 A 扫界面。
- ③传感器颗粒信号校准。
- ④对颗粒分布进行统计。
- ⑤具有系统自检和系统日志功能。
- ⑥将下位机捕获的颗粒的信号文件进行保存、回放、分析。

4.4 磨屑识别策略分析及试验验证

4.4.1 颗粒原始信号处理

当颗粒通过传感器管路时，系统输出的感应电动势原始信号含示意图见图 4.12。随着颗粒的运动，原始信号从 0 到正向最大值，然后从最大值回到 0，再从 0 到负向最大值，再返回 0 值。原始信号中包含幅值和角度信息。图中 OM 长度即为正向峰值， ON 长度即为负向峰值。正向峰值 OM 和负向峰值 ON 的相位相差 180 度。由于铁磁性金属颗粒与非铁磁性金属颗粒的相位不同，根据其相位特征可以分辨铁磁性金属和非铁磁性金属。

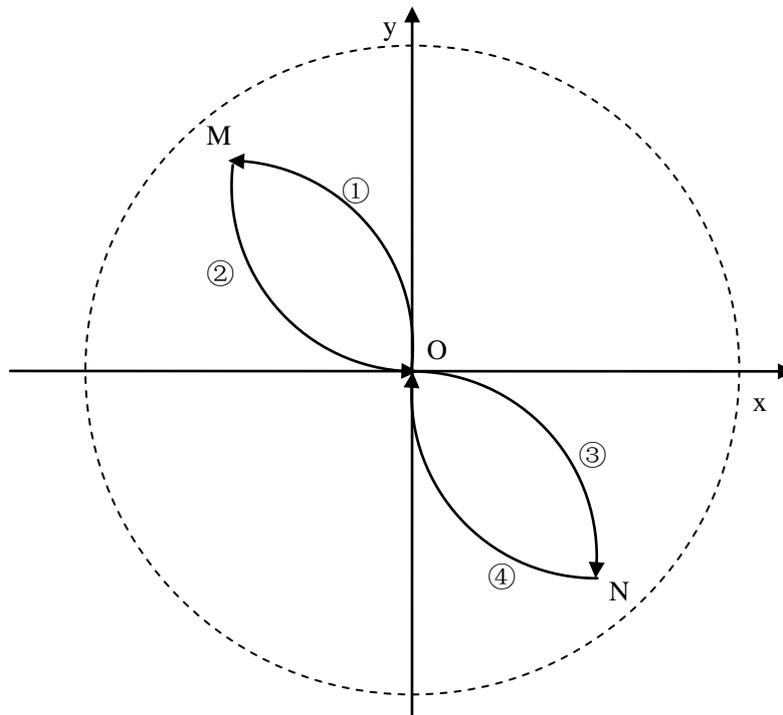


图 4.12 颗粒原始信号示意图

铁磁性颗粒和非铁磁性颗粒随时间变化的波形示意图见图 4.13。定义坐标系中横坐标为时

间，纵坐标为信号幅值，则每一时刻点的信号幅值为 $\sqrt{x^2 + y^2}$ ，幅值为无量纲数，代表了信号的大小。定义满足铁磁性颗粒相位条件的波形为先正后负，满足非铁磁性颗粒相位条件的波形为先负后正，则因此从捕获的波形图上看，铁磁性颗粒的波形为正弦信号，非铁磁颗粒的波形为余弦信号。

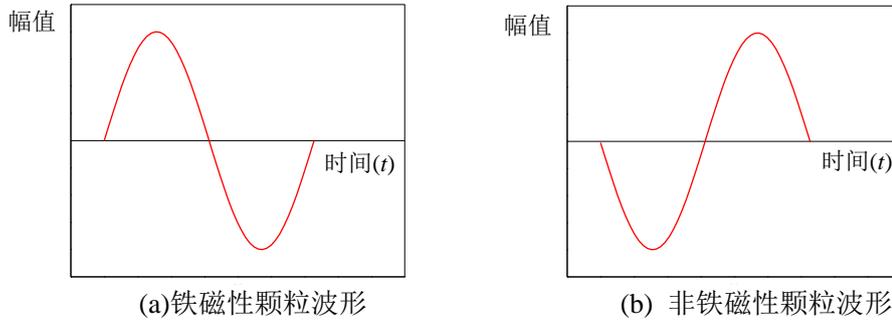


图 4.13 颗粒波形信号示意图

4.4.2 颗粒信号特征及识别算法

颗粒波形的捕获识别算法非常关键，其正确与否直接影响传感器的检测效果。识别前，需要先设定颗粒信号最小幅值阈值，铁磁性颗粒相位范围和非铁磁性颗粒相位范围。颗粒的信号特征总结如下：

(1) 铁磁性颗粒信号的幅值从 0 到达正向峰值的过程中会经过最小幅值点，从正向峰值到 0 值的过程中再次经过最小幅值点。幅值从 0 到达负向峰值的过程中也会经过最小幅值点，从负向峰值到 0 值的过程中再次经过最小幅值点。这样，每个铁磁性颗粒信号将按不同方向 4 次经过最小幅值点。类似的，每个非铁磁性颗粒信号也将 4 次经过最小幅值点，区别是方向有所不同。

(2) 正向波形和负向波形具有对称性。

(3) 正向峰值和负向峰值的数值相当。

(4) 正向峰值相位和负向峰值的相位相差 180 度。

(5) 铁磁性颗粒信号出现在铁磁性颗粒相位范围，非铁磁性颗粒信号出现在非铁磁性相位范围。其他相位的信号为干扰信号。

因此，颗粒检测的算法描述如下，其流程图见图 4.14：

① 预先在内存中申请适当大小的缓冲区域，每采集一个数据点，计算当前数据点的幅值，并进行数据点保存。

② 根据预先设置的幅值阈值，将数据点与之比较，当检测到数据点幅值超过阈值，标记出 Flag1。当检测到数据点再次小于阈值后，标记 Flag2。当检测到数据点幅值超过阈值，标记

出 Flag3。

③ 当检测到数据点再次小于阈值后，标记 Flag4。如果检测到 Flag1~4 个标志位的时候，继续保存数据，直到缓冲区域满为止。

④ 进行全部波形计算，波形长度为缓冲区长度。检测整个波形中含有颗粒信号的数量，并进行波形分割。

⑤ 逐个颗粒波形分析，判断波形是否对称，正向峰值和负向峰值数值是否相当，相位是否相差 180 度。根据信号相位判断颗粒材质类型，并计算颗粒参数，将缓冲区内数据进行保存。

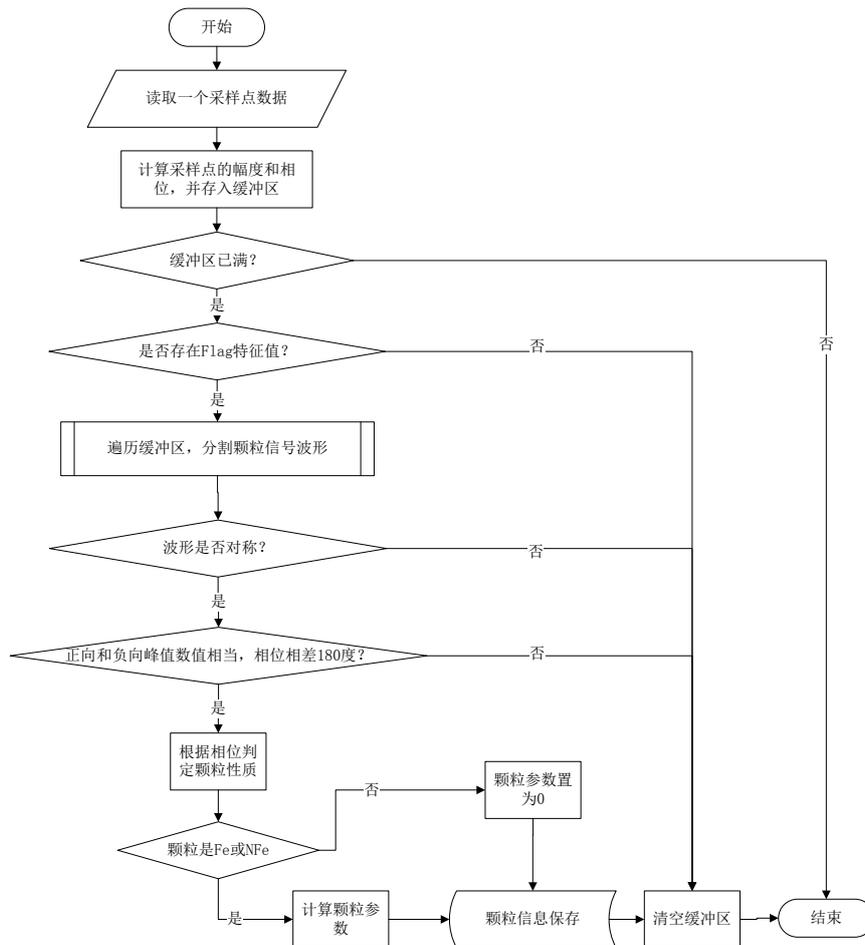


图 4.14 颗粒检测算法流程图

4.4.3 颗粒波形参数及计算方法

根据颗粒波形，可以计算的参数有：最大信号值、最小信号值、峰峰值、相位、颗粒属性、颗粒等效尺寸、颗粒等效质量、颗粒速率。其计算方法分别如下：

- (1) 最大信号值： $\max(\sqrt{x^2 + y^2})$ ，其中点 (x,y) 位于正向。
- (2) 最小信号值： $\min(-\sqrt{x^2 + y^2})$ ，其中点 (x,y) 位于负向。

- (3) 峰峰值：即最大信号值减去最小信号值。
- (4) 相位：定义图 4.12 中 OM 的角度为颗粒信号相位角，铁磁性金属颗粒和非铁磁性金属颗粒的相位角相差一定角度。
- (5) 颗粒属性：铁磁性(Fe)或者非铁磁性(NFe)。
- (6) 颗粒等效尺寸：根据尺寸和信号的标定曲线，通过峰峰值得到颗粒尺寸，这个尺寸是等效球体的直径。
- (7) 颗粒等效质量 m ： $m = \rho V = \frac{4\rho\pi r^3}{3}$ 。其中， r 为颗粒等效尺寸， ρ 为材质密度。
- (8) 颗粒速率 v ： $v = \frac{kL}{t}$ 。其中， L 为激励线圈的间距， t 为从记录正峰到负峰（或负峰到正峰）的时间间隔， k 为修正系数。

4.4.4 试验验证

4.4.4.1 颗粒属性验证

将已知铁磁性金属颗粒和非铁磁性金属颗粒分别穿过传感器样机管路，其极坐标信号图见图 4.15 所示。对于该传感器而言，铁磁性金属颗粒信号的相位角为 48 度，非铁磁性金属颗粒信号的相位角为 148 度。

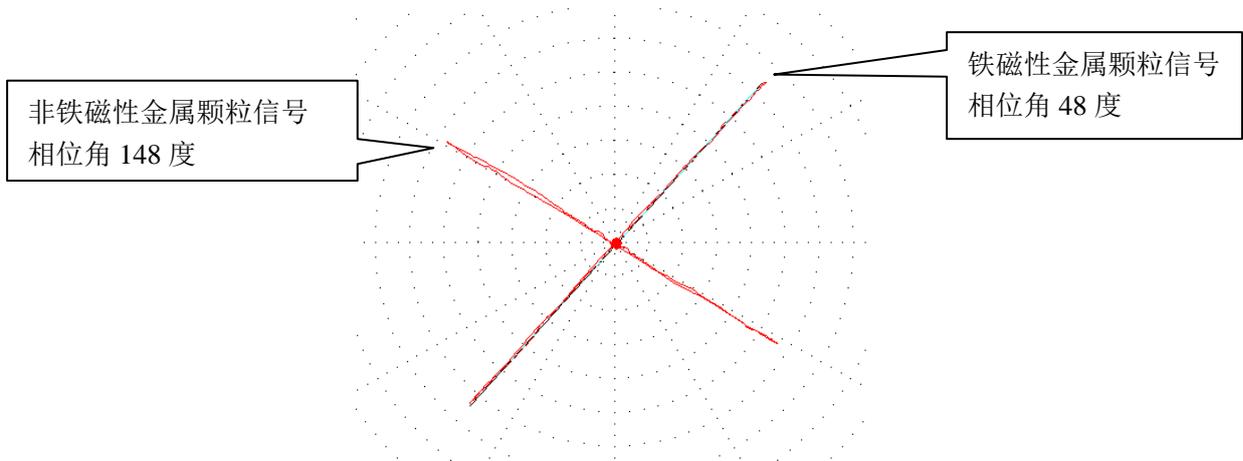


图 4.15 颗粒极坐标信号图

将极坐标转换为幅值-时间坐标，将铁磁性金属颗粒的波形定义为先正峰后负峰，非铁磁性金属颗粒的波形定义为先负峰后正峰，则相应铁磁性金属颗粒的波形图见图 4.16，非铁磁性金属颗粒的波形图见图 4.17。

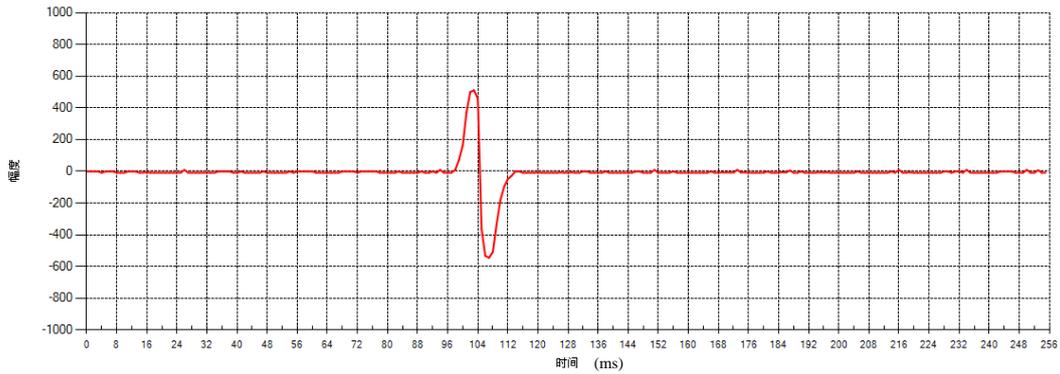


图 4.16 铁磁性金属颗粒的波形图

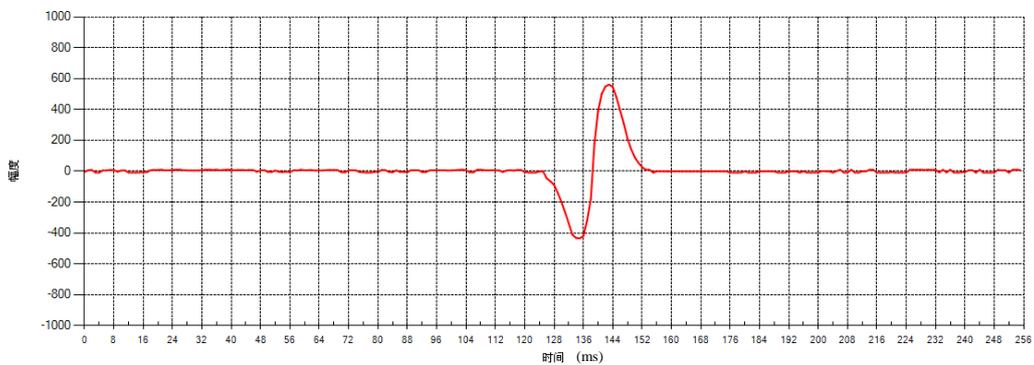


图 4.17 非铁磁性金属颗粒的波形图

4.4.4.2 不同尺寸颗粒信号关系验证

采用标准颗粒进行不同尺寸颗粒信号关系验证。其中标准球形金属颗粒分为铁磁性和非铁磁性金属颗粒，具体规格如表 4.2。

表 4.2 标准金属球颗粒规格

编号	金属属性	球直径 (μm)	材质
Fe305	铁磁性	305	碳钢
Fe505	铁磁性	505	碳钢
Fe762	铁磁性	762	碳钢
NFe706	非铁磁性	706	铝合金
NFe904	非铁磁性	904	铝合金

将标准球形颗粒依次通过传感器进行检测，检测的波形峰峰值结果见表 4.3 所示。

依据 4.2.4 节中的结论，对于可以忽略涡流效应的小尺寸颗粒，铁磁性颗粒信号幅值与其体积近似成正比，即与颗粒半径的立方近似成正比。表 4.3 中检测 Fe305 颗粒的峰峰值平均数

为 1113, 检测 Fe505 颗粒的峰峰值为 5269, 根据比例关系, 峰峰值为 5269 对应的钢质颗粒球直径应为 $511.8\mu\text{m}$, 与标准尺寸 $505\mu\text{m}$ 之间的误差为 1.3%。检测 Fe762 颗粒的峰峰值为 17392, 根据比例关系, 峰峰值为 17392 对应的颗粒球直径应为 $762.5\mu\text{m}$, 与标准尺寸 $762\mu\text{m}$ 之间的误差为 1.2%。

依据 4.2.5 节中的结论, 当频率比 $f/f_g \leq 7$ 时, 信号幅值与非铁磁性颗粒体积与截面积的乘积近似成正比关系。 $f/f_g = 7$ 时, 对应的铝质颗粒直径为 $1000\mu\text{m}$, 即可认为, 当铝质颗粒直径为 $\leq 1000\mu\text{m}$ 时, 信号幅值与颗粒球直径的五次方近似成正比。表 4.3 中检测 NFe706 颗粒的峰峰值平均数为 728, 检测 NFe904 颗粒的峰峰值为 2246, 根据比例关系, 峰峰值为 2246 对应的铝颗粒球直径应为 $884.4\mu\text{m}$, 与标准尺寸 $904\mu\text{m}$ 之间的误差为 2.2%。

表 4.3 标准金属球颗粒峰峰值检测结果

序号	Fe305	Fe505	Fe762	NFe706	NFe904
1	1127	5241	17418	718	2315
2	1118	5270	17120	746	2151
3	1095	5267	17639	720	2273
平均值	1113	5259	17392	728	2246
计算尺寸	——	$511.8\mu\text{m}$	$762.5\mu\text{m}$	——	$884.4\mu\text{m}$
误差	——	1.3%	1.2%	——	2.2%

4.4.4.3 颗粒参数的计算

将一个铁磁性金属颗粒和非铁磁性金属颗粒分别穿过传感器管路, 油液磨屑在线监测系统软件显示的波形和自动颗粒参数计算见图 4.18 和图 4.19, 其计算结果见表 4.4 所示。根据算法能够得到颗粒的检测参数结果。

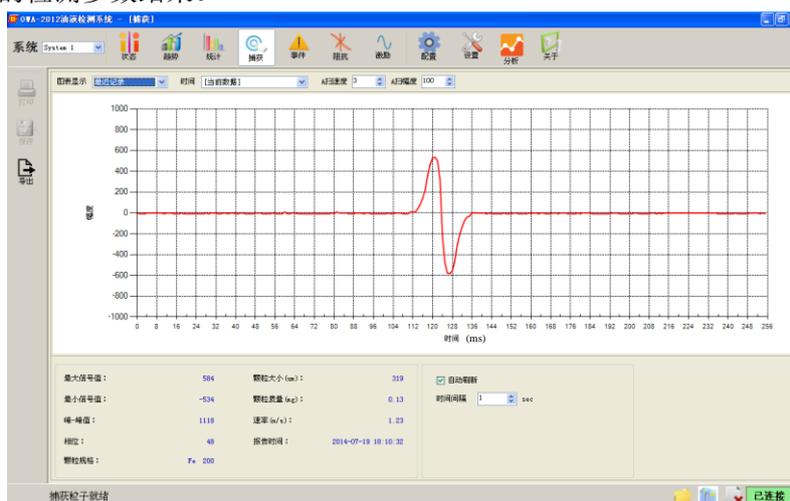


图 4.18 铁磁性金属颗粒参数计算结果

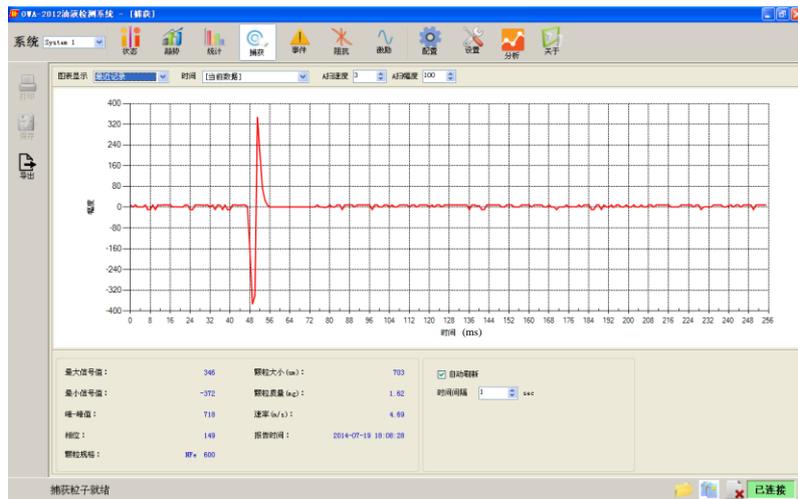


图 4.19 非铁磁性金属颗粒参数计算结果

表 4.4 颗粒参数计算结果

颗粒类型	最大信号值	最小信号值	峰峰值	相位	颗粒属性	颗粒等效尺寸 (μm)	颗粒等效质量 (mg)	颗粒速率 (m/s)
铁磁性	584	-534	1118	48	Fe	319	0.13	1.23
非铁磁性	346	-372	718	149	NFe	703	1.62	4.69

4.5 油液磨屑在线监测传感器降噪方法研究

4.5.1 信号的噪声特征

图 4.20 至图 4.23 分别为传感器在不同的颗粒通过速度下得到的原始信号及其局部放大图，可以明显看出信号中存在明显的脉冲噪声，随着颗粒通过速度的不断增加，信号的采样点越稀疏，脉冲噪声更加突出。

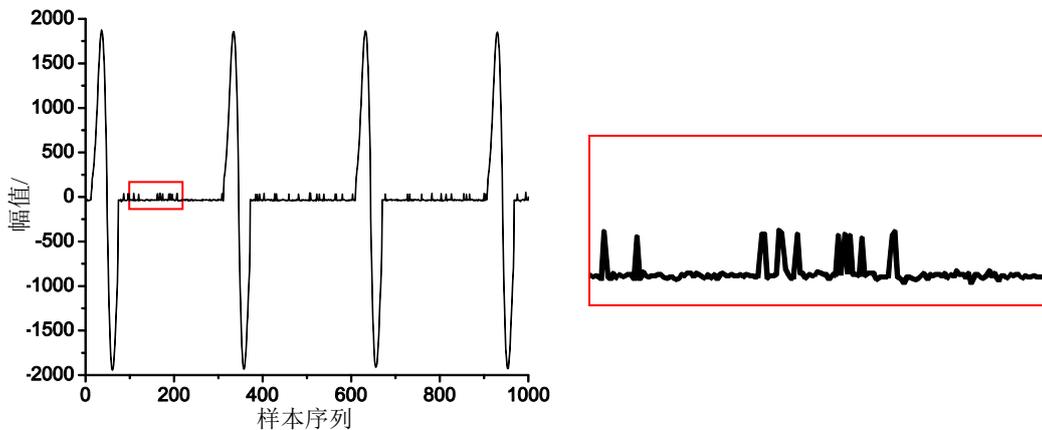


图 4.20 速度 1.3m/s 时的原始信号及局部放大图

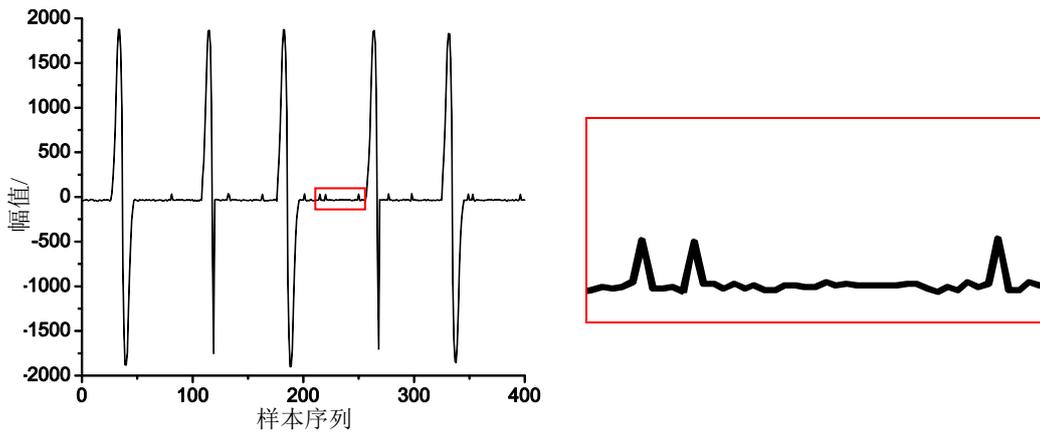


图 4.21 速度 5.2m/s 时的原始信号及局部放大图

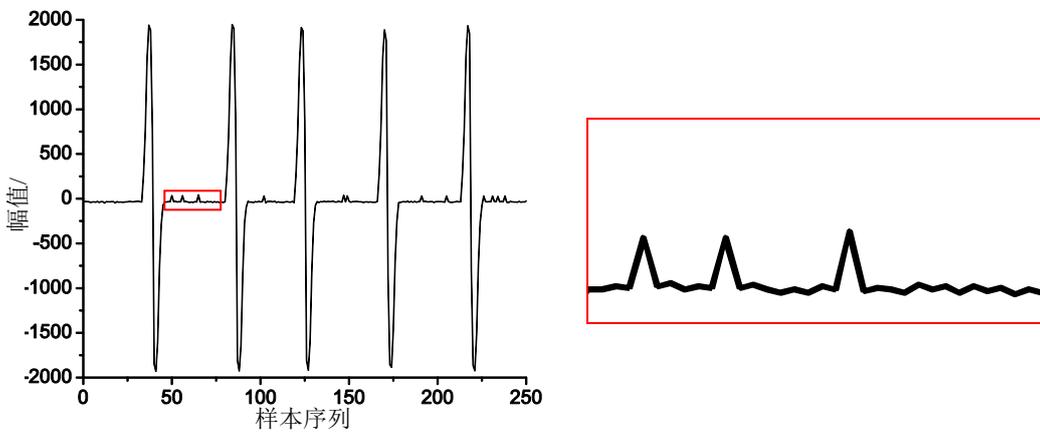


图 4.22 速度 9.1m/s 时的原始信号及局部放大图

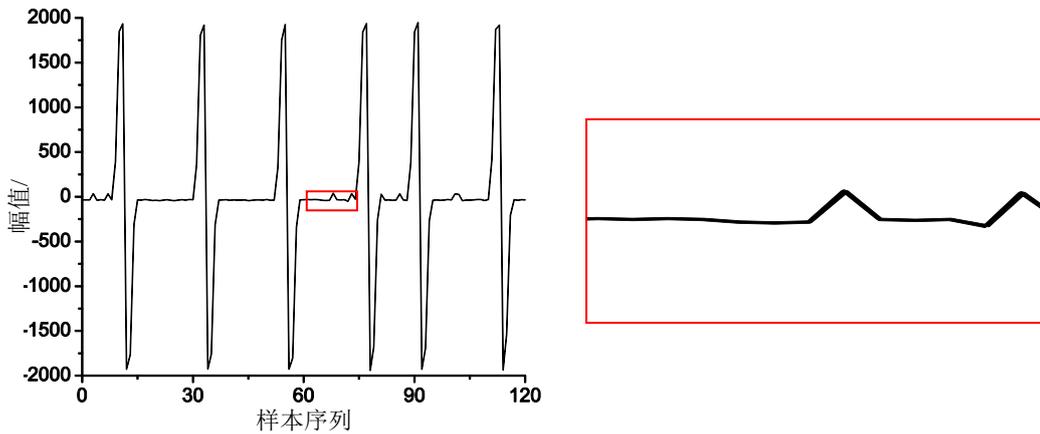


图 4.23 速度 19.5m/s 时的原始信号及局部放大图

4.5.2 改进中值滤波算法

目前，消除脉冲噪声普遍采用中值滤波方法，其基本原理如下：首先，用一个给定长度的窗依次滑过信号序列；然后，将窗中信号序列按升序或降序排序，得到序列中值；最后，将窗

中心样本以序列中值替代。如果以 $\hat{y}(m)$ 代表输入， $2K+1$ 表示窗的长度，则：

$$\hat{y}(m) = y_{\text{med}}(m) = \text{median}[y(m-K), \dots, y(m), \dots, y(m+K)]$$

中值是样本序列的非线性统计量，它具有对呈现脉冲性的样值不敏感的特性。中值滤波的原理如图 4.24 所示。

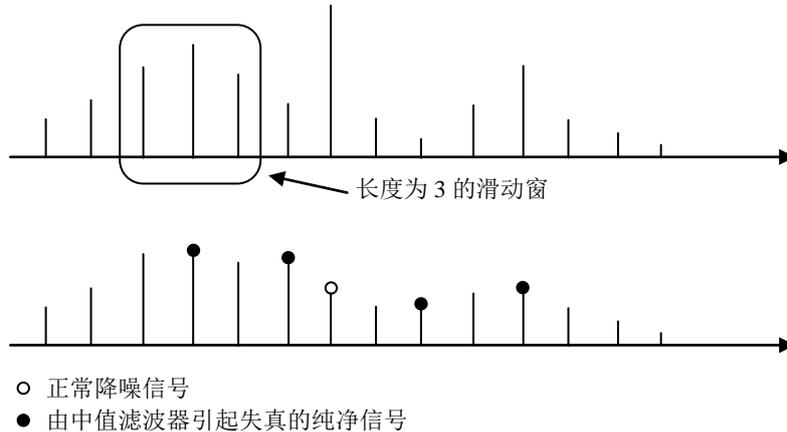


图 4.24 中值滤波器的输入与输出

从上图中可以看出，中值滤波虽然能有效消除脉冲噪声，但不可避免地会引起有效信号波形的失真。通过对原始信号（如图 4.20 至图 4.23）的观察可以发现，①信号中夹杂着的脉冲噪声均为同一方向；②有效信号波形呈正弦或余弦波状。因此，只要提炼出有效信号具有而噪声不具有的特征，即可在降噪同时对有效信号进行保护，从而能弥补传统中值滤波算法的确定。本节提出的改进算法如图 4.25 所示。

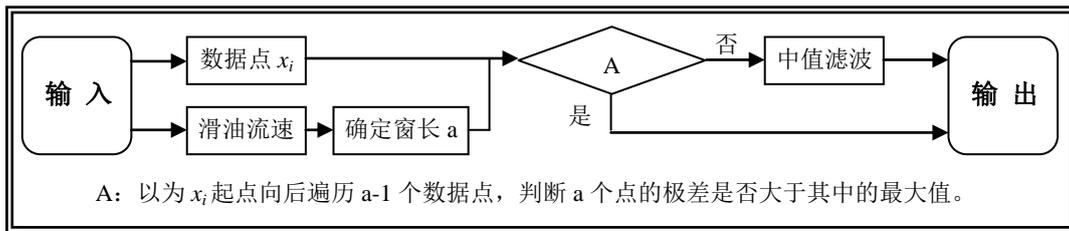


图 4.25 改进的中值滤波算法

4.5.3 降噪结果验证

(1) 不同窗口宽度的影响

下面针对不同窗口宽度，对速度 1.3m/s 下的信号进行降噪分析，如图 4.26 所示。

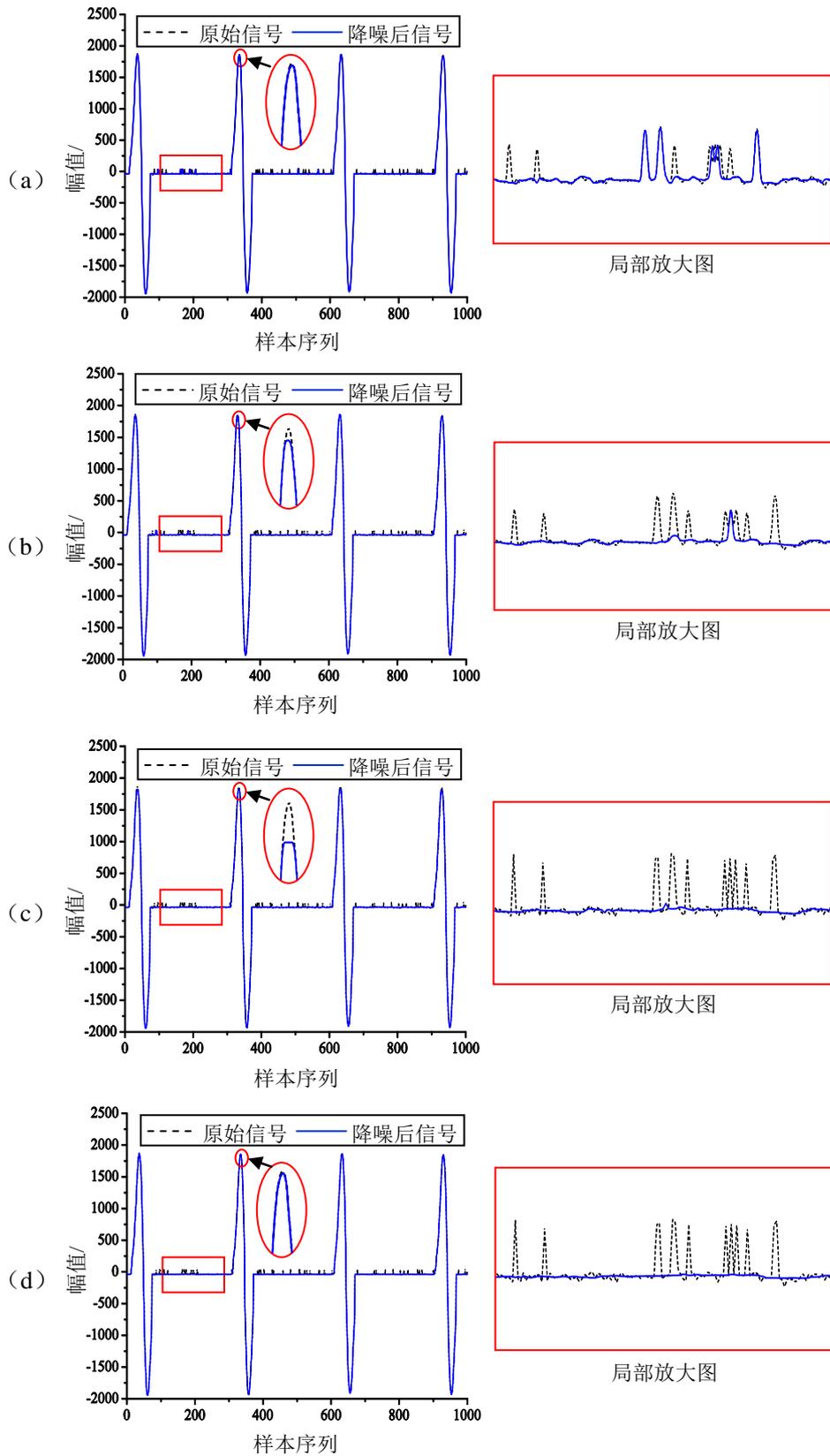


图 4.26 不同窗宽对降噪结果的影响分析:图(a)-(d)窗长分别为 3、5、9、21

图 4.26 (a) - (d) 分别为窗口宽度为 3、5、9、21 下的降噪结果。从图 4.26 (a) - (c) 中可以看出, 随着窗宽变长, 降噪效果会更好, 但有效信号的失真程度也会更大; 但当窗长覆盖有效信号的半个周期以上时, 通过所提的改进中值滤波算法可以对有效信号进行保护, 从而在降噪的同时避免了信号的失真, 如图 4.26 (d) 所示。

(2) 不同颗粒通过速度下的降噪结果

固定窗口宽度为 21, 对不同颗粒通过速度下的信号进行降噪处理, 其结果如图 4.27 (a) - (d) 所示。

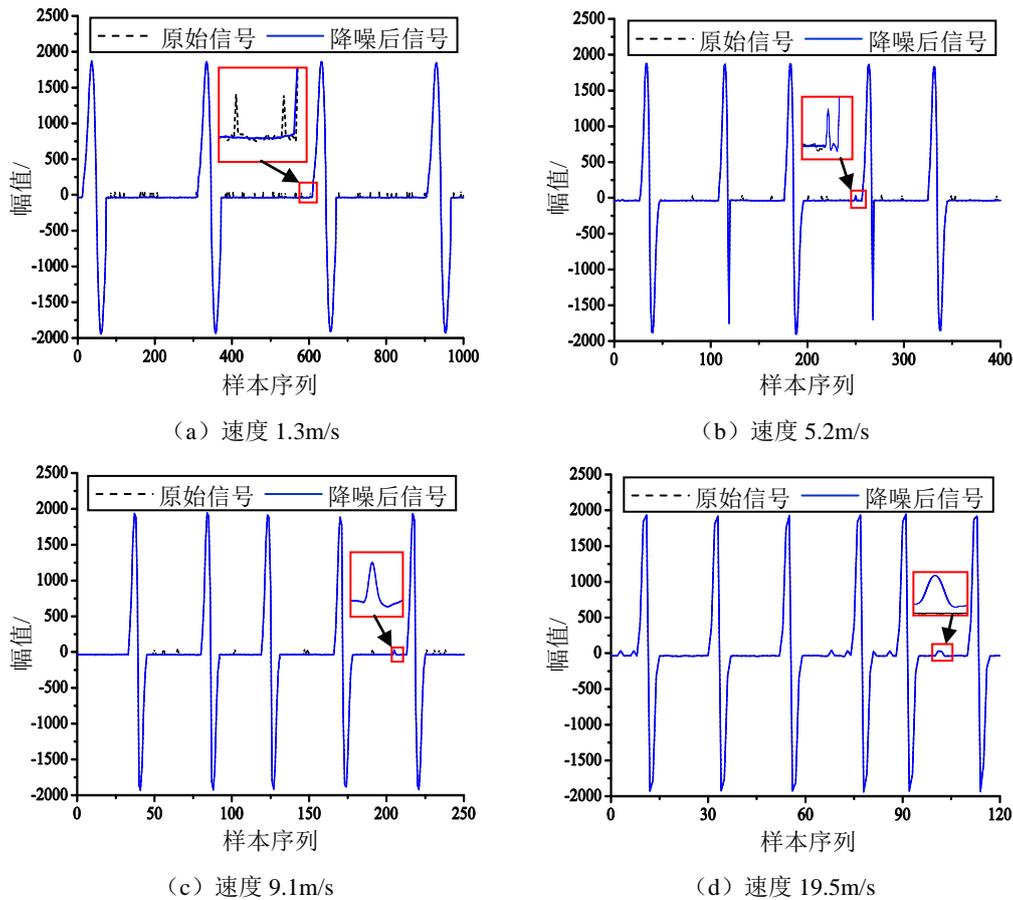


图 4.27 速度改变对降噪结果的影响分析

可以发现, 当速度增加时, 仍然选择较长的窗宽进行滤波会出现“过保护”现象, 导致靠近有效信号附近的噪声没有参与滤波, 且随着速度增加“过保护”的区间变长。这可以解释如下: 当速度一定时, 液体流速越大, 有效信号周期越短, 在有效信号的半个周期内的采样点越少。因此, 高速度下, 选择同样的窗长进行滤波会出现以上现象。

(3) 实际信号降噪

由 (1) (2) 的讨论可以看出, 所采用的改进中值滤波方法是有效的, 其中窗长应设置为覆盖有效信号的半个周期为宜。为了对降噪结果进行量化, 引入信噪比对降噪前后的信号进行比

较，信噪比定义为有效信号与噪声信号的峰-峰值之比：

$$SNR = \frac{s_{\max} - s_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}}$$

其中， s_{\max} 是有效信号的最小正峰值， s_{\min} 是有效信号的最小负峰值， v_{\max} 是噪声的最大正峰值， v_{\min} 是噪声的最大负峰值。

下面对实际信号进行降噪处理，如图 4.28 所示，降噪前后的信噪比如表 4.5 所示。经过降噪处理，传感器的信噪比有了明显的提高。

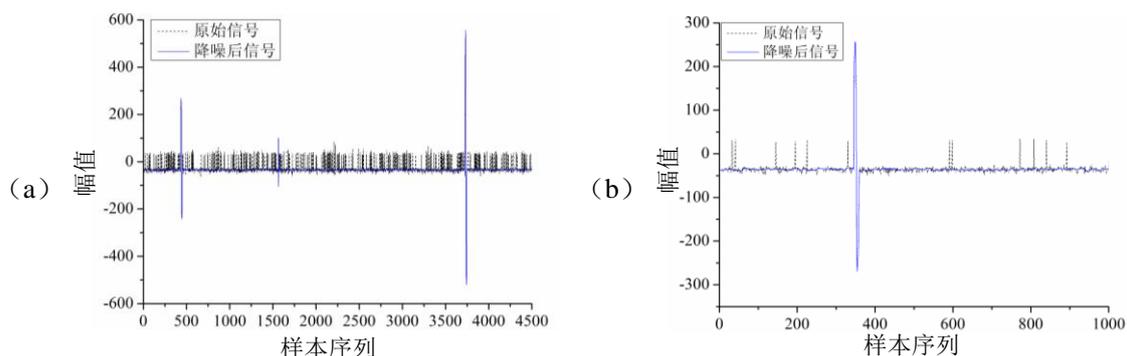


图 4.28 实际信号的降噪结果

表 4.5 降噪前后的信噪比

所选信号	降噪前	降噪后
图 4.28 (a)	1.42	11.17
图 4.28 (b)	6.24	58.91

4.6 基于油液磨屑在线监测的航空轴承疲劳加速失效试验及数据处理

4.6.1 概述

以航空发动机滚动轴承为对象，进行的状态评估与寿命预测能满足以下两点需要：①为视情维修（预防性维修）提供支撑，降低维护成本。对已经达到某阶段设计寿命的航空轴承进行状态评估，判断其是否具有继续使用的价值；并对轴承剩余寿命进行预测，依此制定合适的维修间隔。②实现实时监测，保证飞行安全。首先，要能发现轴承出现早期故障征候并提供预警；其次，要在预警后能对轴承进行实时状态评估的与寿命预测，为飞行员的决策提供依据。因此，对航空发动机滚动轴承进行状态评估与寿命预测具有重要意义。

基于大量轴承试验数据，本文从滚动轴承全寿命周期上，将滚动轴承从正常工作到失效报废划分为 3 个阶段，即正常工作阶段、故障发展阶段、快速劣化阶段，如图 4.29 所示。我们定义轴承从正常工作至出现早期故障征候的时间段为正常工作阶段，定义轴承从出现早期故障征

候至轴承劣化突变的时间段为故障发展阶段，余下为快速劣化阶段。

试验数据显示，轴承正常工作阶段的时间可达数百小时以上，轴承故障发展阶段的时间为1-2小时，轴承快速劣化时间仅有5-20分钟。在轴承正常工作阶段，由于时间跨度大，现有的离线评估技术可以满足发动机的保障需求；在轴承快速劣化阶段，轴承故障已经较为严重，此时轴承必须立刻更换，进行监测评估意义不大。但是，在轴承从正常工作阶段过度到故障发展阶段的过程中，通过在线监测技术对滚动轴承进行状态评估与寿命预测十分重要。这是因为离线技术采样间隔大，有可能出现离线评估正常的轴承在飞行中出现故障的情况，而根据飞行任务的不同，飞机飞行时间也可能为几十分钟至数小时不等，可能覆盖轴承的故障发展阶段并进而导致飞行事故。因此，滚动轴承的状态评估与寿命预测技术主要应用于处于故障发展阶段的滚动轴承。

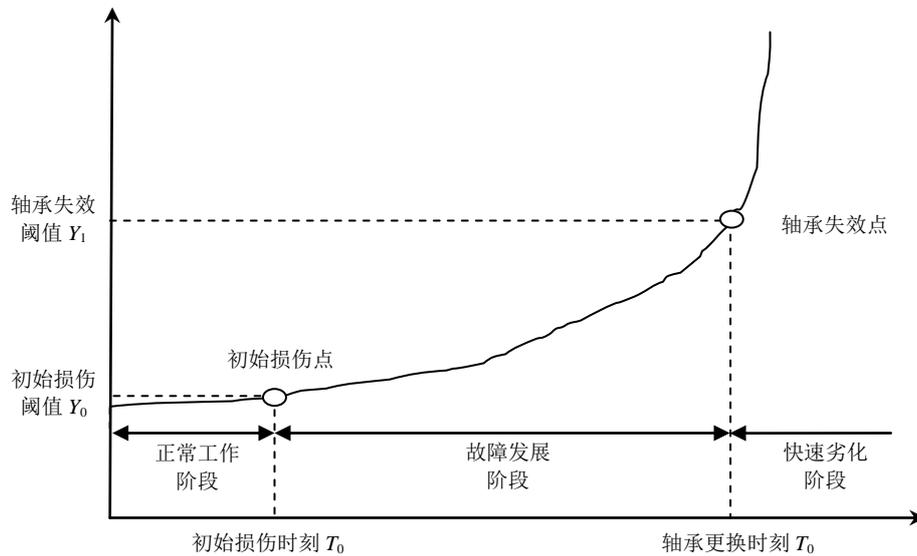


图 4.29 滚动轴承劣化趋势图

以实际航空发动机滚动轴承为试验对象，进行了 15 组航空轴承疲劳加速失效试验，并通过分析筛选出有效的轴承失效数据。

4.6.2 航空轴承疲劳加速失效试验

为得到轴承从正常到失效的试验数据，以某型航空发动机附件机匣 O5 轴承（35-206P1 型轴承）为试验对象，进行了 15 组航空轴承疲劳加速试验。

4.6.2.1 试验数据采集与处理

试验平台为洛阳轴承研究所设计开发的航空轴承失效监控试验系统，试验系统的介绍见 2.5

节。试验数据采集与处理的流程如图 4.30 所示，包括 3 套数据采集与处理软件：

(1) TA25-55nTf 小型轴承试验平台程序

TA25-55nTf 小型轴承试验平台程序是航空轴承失效监控试验系统的控制软件。该软件一方面可对试验条件进行控制，包括调节主轴转速、试验加载等；另一方面，可实时采集并记录轴承相关参数，包括轴承振动、轴承温度、滑油流量等。但是由于采样频率较低，该软件主要用于对试验环境进行监控。

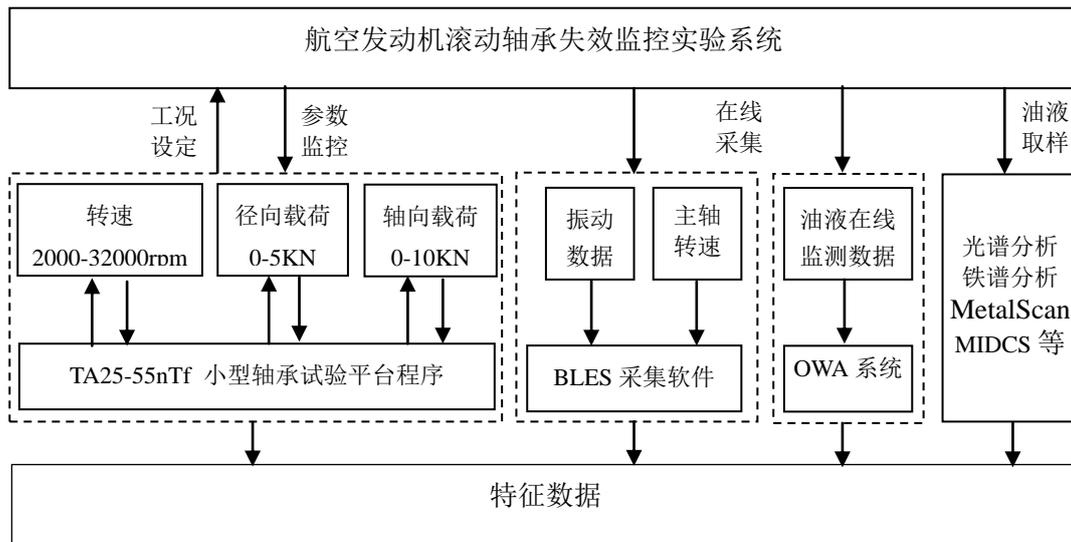


图 4.30 数据采集与处理流程

(2) 油液磨屑在线监测系统 OWA

OWA 油液磨屑在线监测系统是与滑油金属碎屑在线监测系统的上位机软件。可以实时显示颗粒检测信号，对颗粒分布进行统计。该软件可用于实时监测并记录油液中碎屑信息。

(3) 航空发动机滚动轴承失效监控与寿命评估系统 BLES

航空发动机滚动轴承失效监控与寿命评估系统 BLES 是一款专门针对本试验平台而开发的软件，包括数据采集、趋势分析、机器学习、状态监测等模块。试验过程中主要使用该软件的数据采集模块：BLES 通过 NI 采集器对 AI002 振动传感器和 XSM/C 转速传感器进行数据采集，实时对轴承振动与转速数据进行显示与记录，并根据原始动态数据同步计算相应的时频特征量，如有效值、峭度、峰值、波形因数等。因此，该软件可用于轴承振动数据的在线采集与分析。

4.6.2.2 试验方案

(1) 试验条件

①滑油供油温度：常温；

②滑油供油总流量 9L/min，试验轴承润滑供油量 3L/min；

③各组试验中轴向载荷均为 4kN，转速、径向载荷具体如表 4.6 试验工况一栏所示。

表 4.6 试验信息汇总表

试验序号	轴承编号	试验日期	试验总时间/h	试验工况		试验是否有效
				转速/rpm	径向载荷/kN	
1	E206-05	2015.04.08	03:09:30	12000	3	
2	E206-06	2015.04.14	03:55:50	12000	3	
3	E206-07	2015.04.21	10:54:42	12000	3	
4	E206-08	2015.07.09	04:31:00	12000	3	
5	E206-12	2015.10.30	05:54:14	12000	3	×
6	E206-09	2015.07.12	-	9000	3	×
7	E206-10	2015.07.27	05:50:07	9000	3	×
8	E206-13	2015.11.02	04:27:47	9000	3	×
9	E206-14	2015.11.05	05:31:59	9000	3	×
10	E206-18	2015.11.13	08:35:31	9000	3	
11	E206-11	2015.10.25	25:01:20	15000	3	×
12	E206-19	2015.11.15	17:46:26	6000	3	
13	E206-17	2015.11.12	04:37:24	12000	2	
14	E206-16	2015.11.10	05:31:59	12000	4	
15	E206-15	2015.11.07	03:46:56	12000	5	

(2) 试验步骤

在正常工况下，航空轴承的寿命通常达数百至上千小时。出于时间和经济的限制，难以对多组轴承进行全寿命试验。因此，本试验过程中将采用切断试验轴承供油的方法加速轴承退化。当试验在缺油状态下进行一段时间后，轴承将处于“干磨状态”，使轴承温度上升，试验器电机扭矩增大，并导致电机主轴电流增大。当电机扭矩增大到一定程度，将自动触发系统保护，停止试验。通过本文 2.6.2 节试验已验证，当干磨自动保护时，试验轴承已发生了轻微的磨损，造成一定的早期初始损伤。因此，通过轴承干磨可以有效加速轴承的失效。为得到轴承正常、早期故障至失效的完整数据，具体采用如下试验步骤：

Step1. 试验前安装油滤，开启“试验润滑”以滤除上一组试验在油路中残留的磨屑；直至光谱检测中，试验油箱中滑油的铁磁性颗粒浓度约为 1ppm 左右时，拆卸油滤。

Step2. 在“试验润滑”开启状态下进行一小时润滑试验，采集轴承正常状态下试验数据，并保证各组轴承在切断供油前润滑状态一致，润滑时轴承控制转速为 12000rpm、径向载荷为

3kN。

Step3. 切断“试验润滑”，进行轴承干磨试验直至系统保护，用以加速轴承退化，干磨时轴承控制转速为 12000rpm、径向载荷为 3kN。

Step4. 重新开启“试验润滑”，进行轴承试验直至满足以下情况时，停止试验：

- ① OWA 碎屑传感器检测到总磨屑数每小时增量大于 2000 个；
- ② OWA 碎屑传感器检测到大于 1000 μm 磨屑个数累计大于 3 个；
- ③ 试验平台出现异常或自动保护。

4.6.3 在线监测数据特征提取

根据试验方案，实际共进行了 15 组轴承疲劳加速试验，各组试验起始日期和每组试验总时间详见表 4.6。其中，由于第 6 组试验是改变转速条件后（以往试验转速均为 12000rpm）进行的第 1 组试验，对试验认识不足，试验轴承在润滑阶段和干磨阶段转速均设定为 9000rpm。这导致了轴承未达到预期初始损伤，且轴承经过干磨，累计工作 25 小时未发现任何故障征兆，继而放弃该组试验。

根据第 6 组试验得到的经验教训，其余各组试验在润滑阶段和干磨阶段均设定转速为 12000rpm、径向载荷为 3kN。

本试验中，在线监测数据主要由 BLES 软件采集的振动监测数据和由 OWA 系统采集的油液磨屑数据构成。

（1）在线振动监测数据

利用振动信号的时域、频域、及时频域特征提取方法，提取了试验轴承振动信号的 16 个特征，分别为均值、有效值、峰值、歪度、波性因数、冲击指标、峰值指标、峭度、裕度指标、重心频率、均方频率、频率方差、内圈频率包络谱特征量、外圈频率包络谱特征量、滚动体频率包络谱特征量、及保持架频率包络谱特征量。其中，最有效的监测指标为有效值和峰值两个指标。以第 1 组轴承失效加速试验为例，轴承在干磨后的有效值和峰值如图 4.31 所示。

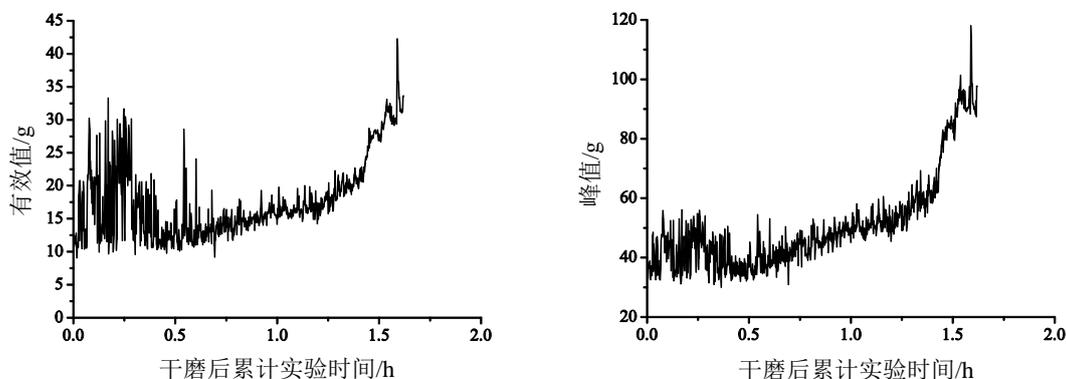


图 4.31 E206-05 轴承振动特征变化趋势

(2) 在线油液监测数据

利用在线油液监测方法,对在线油液磨屑数据提取了 18 个特征,分别为铁磁性颗粒数、200-400 μm 铁磁性颗粒数、400-600 μm 铁磁性颗粒数、600-800 μm 铁磁性颗粒数、800-1000 μm 铁磁性颗粒数、1000 μm 以上铁磁性颗粒数、铁磁性颗粒质量、200-400 μm 铁磁性颗粒质量、400-600 μm 铁磁性颗粒质量、600-800 μm 铁磁性颗粒质量、800-1000 μm 铁磁性颗粒质量、1000 μm 以上铁磁性颗粒质量、铁磁性颗粒数量分钟变化率、铁磁性颗粒数量 5 分钟变化率、铁磁性颗粒数量小时变化率、铁磁性颗粒质量分钟变化率、铁磁性颗粒质量 5 分钟变化率、铁磁性颗粒质量小时变化率。这些特征参数均可以反应轴承劣化趋势,但相比较而言,铁磁性颗粒数和铁磁性颗粒质量在实际试验过程中相对容易受到系统残留污染的影响,给监测数据带来误差,而铁磁性颗粒数量小时变化率与质量小时变化率可以较好的反应轴承劣化趋势。以第 1 组轴承失效加速试验为为例,轴承在干磨后的铁磁性颗粒数量小时变化率与质量小时变化率如图 4.32 所示。

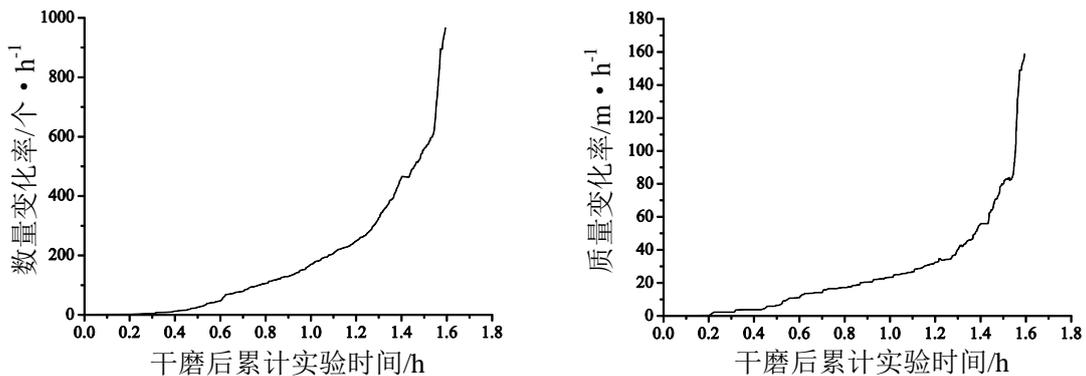


图 4.32 E206-05 型轴承磨屑特征变化趋势

对比图 4.31 和图 4.32 能明显看出:振动特征整体上虽然能反映轴承的劣化趋势,但其波动较大,容易受到外部环境干扰,如在试验初期转速不稳定,轴承尚未恢复到良好的润滑状态时表现得尤其明显。相比之下,油液特征对应的曲线更加光滑,较振动信号具有更好的鲁棒性。因此,选择使用在线油液监测数据对航空发动机滚动轴承的剩余寿命进行建模预测。

4.6.4 有效试验数据筛选

尽管在试验的各个环节尽可能地控制试验条件一致,但不可避免的有各种随机因素会影响试验的结果。为了更好地对滚动轴承剩余寿命进行建模预测,对各组试验数据进行清洗筛选是十分有必要而关键的一环。

(1) 根据原始试验记录情况进行筛选

首先,根据原始试验记录情况对有效数据进行筛选。前文已经分析,第 6 组试验由于干磨条件控制问题,数据不可用;此外,如表 1 所示,第 11 组试验中,在试验条件更为严苛(转速

15000rpm)的情况下, 试验时间却较其它组明显过长(达 25 小时), 故认为该组试验数据异常。

(2) 根据数据预处理结果筛选

滚动轴承的状态评估与寿命预测技术主要应用于处于故障发展阶段的滚动轴承。因此, 各组试验主要目的是为了得到滚动轴承在故障发展阶段的数据(如图 4.29 所示), 这就需要定义轴承的初始损伤点和失效点。本文将采用在线油液监测数据对滚动轴承进行寿命预测, 因此, 本文采用对应的油液磨屑特征来定义轴承的初始损伤点和失效点。例如 E206-08 轴承磨屑各尺寸段特征变化趋势见图 4.33。

根据轴承损伤的变化趋势曲线特征, 故障发展阶段前期, 轴承劣化速度较为缓慢, 且逐渐增加; 故障发展阶段后期, 轴承劣化速度较为快速。轴承劣化速度的急剧增长可视为达到轴承失效点, 这也是从故障发展阶段到快速劣化阶段转变的标志。从试验得到的轴承磨屑特征变化趋势来看, 轴承失效点阈值有多种选取方法。例如, 选取铁磁性总颗粒数或铁磁性总质量达到某一定值, 铁磁性颗粒数量小时变化率或质量小时变化率达到某一定值, 某一尺寸段铁磁性颗粒数或某一尺寸段铁磁性颗粒质量达到一定值等等。轴承失效点阈值选定后, 可以根据轴承失效点阈值按一定的比例折算, 得到轴承初始损伤点阈值。这里将轴承的初始损伤时刻定义为首次捕获尺寸在 $600\mu\text{m}$ 以上的铁磁性颗粒的时刻; 轴承的最终失效时刻定义为首次捕获尺寸在 $800\mu\text{m}$ 以上的铁磁性颗粒的时刻。轴承的剩余总寿命定义为轴承从初始损伤时刻到轴承最终失效时刻的转数。

经计算, 同载荷下各组轴承的剩余总寿命如表 4.7 所示, 同转速下各组轴承的剩余总寿命如表 4.8 所示。

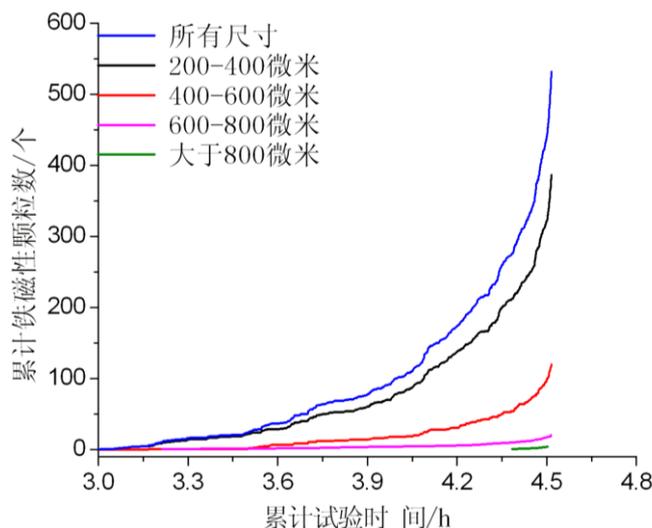


图 4.33 E206-08 轴承磨屑各尺寸段特征变化趋势

表 4.7 同载荷下各组轴承的剩余使用寿命

转速/rpm	轴承编号	剩余总寿命/万转	初始损伤时刻/万转	最终失效时刻/万转
12000	E206-05	100.96	16.04	117.00
12000	E206-06	77.84	33.06	110.9
12000	E206-07	77.72	390.42	468.14
12000	E206-08	84.36	16.00	100.36
12000	E206-12	188.46	70.42	258.88
9000	E206-10	29.78	124.86	154.64
9000	E206-13	23.4	56.43	79.83
9000	E206-14	0.225	65.79	66.015
9000	E206-18	154.92	113.45	268.37
6000	E206-19	635.87	142.29	778.16

表 4.8 同转速下各组轴承的剩余使用寿命

径向载荷/kN	轴承编号	剩余总寿命/万转	初始损伤时刻/万转	最终失效时刻/万转
2	E206-17	99.5	12.56	112.06
3	E206-05	100.96	16.04	117.00
3	E206-06	77.84	33.06	110.9
3	E206-07	77.72	390.42	468.14
3	E206-08	84.36	16.00	100.36
3	E206-12	188.46	70.42	258.88
4	E206-16	56.26	23.6	79.86
5	E206-15	16.04	0.44	16.48

从表4.7中可以看出：转速为12000rpm的轴承中，E206-12 轴承的总寿命相比于同工况其他组轴承明显偏大，甚至高于各组转速在9000rpm下的轴承的寿命；转速为9000rpm的轴承中，E206-10、E206-13、E206-14 轴承的总寿命明显低于12000rpm下的各组轴承总寿命的平均值。翻阅试验记录，发现上述4组试验在干磨阶段均出现了停电、上位机死机等情况，导致干磨中断。所以，上述4组试验数据的异常可能是由于未能控制与其他组试验同一程度的初始损伤所导致，并认为在本试验中上述4组试验数据无效。同样，从表4.8中也可以看出E206-12轴承试验数据存在异常；尽管在径向载荷为2kN下的E206-17轴承总寿命小于径向载荷在3kN下的E206-05轴承，但其均大于其余径向载荷在3kN下的轴承的总寿命，考虑轴承寿命本身存在离散性，认为E206-17轴承的试验数据正常有效。

综上，认为所进行的15组轴承试验中，有9组试验数据有效，其余6组数据不适合用于建立轴承剩余寿命模型，具体信息归纳于表4.6中。

4.7 基于 SVR 的航空轴承剩余寿命模型

在试验的基础上，引入了支持向量回归(support vector regression, SVR) 对有效数据进行训

建模,得到了滚动轴承的剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)关于径向载荷、转速、特征量的预测模型,该模型可通过试验补充不断地拓展完善。

支持向量机是基于统计学习理论发展起来的一种新的机器学习方法,其满足结构风险最小化的原则,在有限样本的情况下具有最好的泛化能力。支持向量回归(SVR)是支持向量机在解决回归问题时的推广,并具有与支持向量机同样的优点。因此,本文将采用支持向量回归技术对航空轴承剩余寿命进行建模。

4.7.1 支持向量机的回归模型

首先考虑线性回归问题,对于给定的训练样本 $(\mathbf{x}_i, y_i), \mathbf{x} \in R^d, y_i \in R, i = 1, \dots, n$, 线性回归的目标就是求下列回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) + b \quad (4-46)$$

式中: $\mathbf{w} \in R^d; b \in R; (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i)$ 为 \mathbf{w} 与 \mathbf{x} 的内积,并且满足结构风险最小化原理。

对优化目标函数求极值

$$Q(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + CR_{emp}(f) \quad (4-47)$$

式中: C 为惩罚因子,实现在经验风险和置信范围之间的折中; $R_{emp}(f)$ 为损失函数,常用的损失函数有二次函数、Huber 函数、Laplace 函数和 ε -不敏感函数,其中 ε -不敏感函数可以确保对偶变量的稀疏性,同时确保全局最小解的存在和可靠泛化界的优化。因为这些较好的性质而得到广泛的应用,设 y_0 为真实值, y 为预测值,其定义为

$$L_\varepsilon(y_0, y) = \begin{cases} |y_0 - y| - \varepsilon, & |y_0 - y| > \varepsilon \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4-48)$$

当引入 ε -不敏感函数时,式(4-47)可写为:

$$Q(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_\varepsilon \quad (4-49)$$

显然,当 $|y_i - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) - b| \leq \varepsilon (i = 1, 2, \dots, n)$, 即所有样本均落在由 $f(x) + \varepsilon$ 和 $f(x) - \varepsilon$ 组成的带状区域内,如图 4.34。式(4-47)可写成

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t. } & y_i - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon, \quad (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) - y_i + b \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (4-50)$$

考虑到上述条件不能充分满足,引入松弛因子 $\zeta \geq 0$ 和 $\zeta^* \geq 0$, 则式(4-50)的优化问题变为:

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta_i^*) \\ & \text{s.t. } y_i - (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i, \quad (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \zeta_i^* \end{aligned} \quad (4-51)$$

上述问题可以通过求解最大化二次型的参数 α_i, α_i^* 而得到解决:

$$\begin{aligned} Q(\alpha, \alpha^*) &= \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ & \text{s.t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ & \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, n \\ & \quad 0 \leq \alpha_i^* \leq C, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4-52)$$

式中, 求解出上述各参数 α_i, α_i^* , 后, 就可以利用:

$$b = -1/2 \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) [(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) + (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_s)] \quad (4-53)$$

求得 b , 其中, $\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t$ 为任选的两个非支持向量。这样就得到对未来样本的预测函数

$$f(\alpha, \alpha^*, \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (4-54)$$

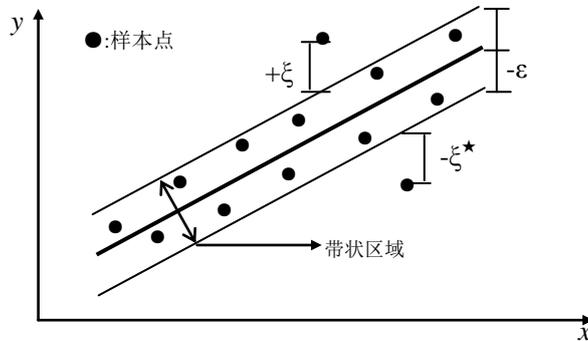


图 4.34 线性回归的不敏感区域

类似于分类问题, 用核函数 $K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)$ 来替代内积运算, 实现由低维空间到高维空间的映射, 从而使低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题。引入核函数后, 优化目标函数式 (4-52) 变为如下形式:

$$Q(\alpha, \alpha^*) = \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (4-55)$$

而相应的预测函数式 (4-54) 也变为

$$f(\alpha, \alpha^*, \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (4-56)$$

直接利用式 (4-56) 就可直接建立支持向量机的回归模型。

可以看出, 基于结构风险最小化的支持向量回归预测方法, 既考虑了训练样本的拟合性, 又考虑了训练样本的复杂性, 具有较好的预测能力。

4.7.2 试验原始数据分析

本文定义轴承最终失效点的剩余寿命为 0, 通过计算可得到各组试验中每次捕获磨屑颗粒时对应轴承实际的剩余寿命。在轴承在线监测油液数据所提取的 18 个特征中, 铁磁性颗粒数量小时变化率与质量小时变化率能较好地反应轴承劣化趋势。考虑到 OWA 系统采用球模型估算磨屑质量, 会带来一定偏差, 本文使用铁磁性颗粒数量小时变化率作为滚动轴承剩余寿命预测的特征量。因此, 通过轴承疲劳加速试验获得的 9 组有效数据, 可以得到滚动轴承的剩余寿命在不同转速、径向载荷下关于铁磁性颗粒数量小时变化率的变化曲线。

在径向载荷为 3kN 时, 不同转速下的各组轴承的剩余寿命与特征量的变化关系如图 4.35(a) 所示, 其中转速为 12000rpm 的情况以 E206-08 轴承为代表 (因为 E206-08 轴承的剩余总寿命最接近该工况下剩余总寿命的平均值, 如表 4.7 所示); 在转速为 12000rpm 时, 不同径向载荷下的各组轴承的剩余寿命与特征量的变化关系如图 4.35(b) 所示, 其中载荷为 3kN 的情况以 E206-08 轴承为代表; 在转速为 12000rpm 径向载荷为 3kN 下, 同工况的各组轴承的剩余寿命与特征量的变化关系如图 4.36 所示。

从图 4.35(a) 中可以看出, 在定义的初始损伤点处, 不同转速下的各组轴承在该时刻的剩余寿命与特征值均不同: 对于特征值, 各组轴承在初始损伤处对应的特征值均较小; 对于剩余寿命, 具有转速越高, 轴承的剩余总寿命越短的变化趋势。但是, 随着特征值增大, 不同转速下各组轴承剩余寿命变化较为相似。

从图 4.35(b) 中可以看出, 在定义的初始损伤点处, 不同径向载荷下的各组轴承在该时刻的剩余寿命与特征值均不同: 对于特征值, 各组轴承在初始损伤处对应的特征值均较小; 对于剩余寿命, 具有径向载荷越高, 轴承的剩余总寿命越短的变化趋势。随着特征值增大, 不同径向载荷下各组轴承剩余寿命曲线均有较大差异。总体来说, 径向载荷对轴承剩余寿命的影响要大于转速对轴承剩余寿命的影响。该规律与文献^[189]结论相似。

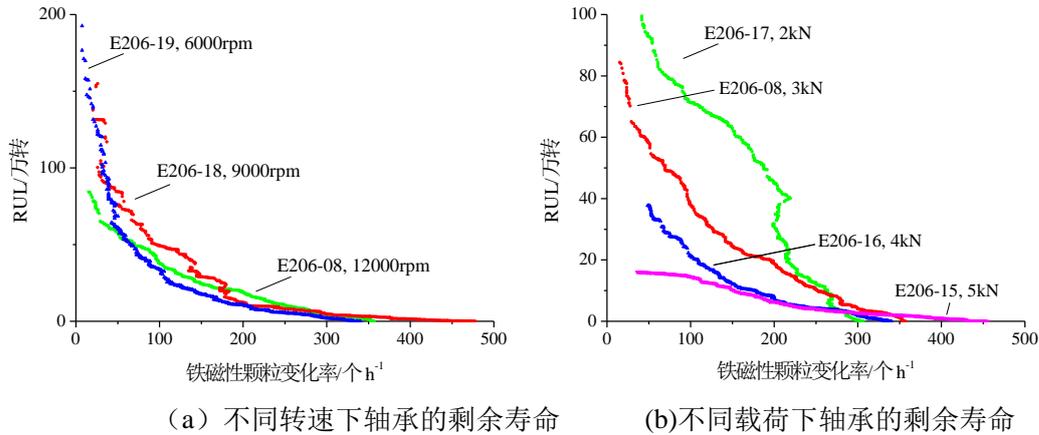


图 4.35 不同转速和不同载荷下轴承的剩余寿命

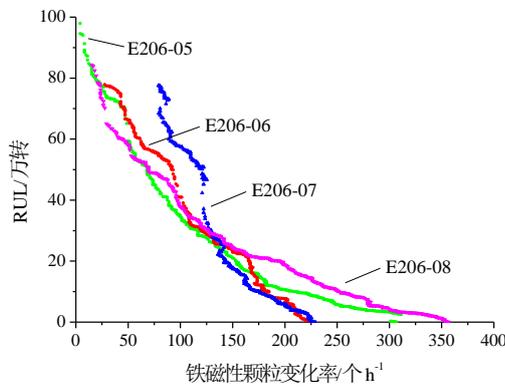


图 4.36 同工况下轴承的剩余寿命对比

从图 4.36 中可以看出，在初始损伤处，相比于图 4.35，各组轴承的剩余总寿命均较为接近；除了 E206-07 轴承外的其余各组轴承对应的特征值均较小且较为接近。但是，同工况下的各组轴承的剩余寿命的变化也存在一定的离散性和随机性，如 E206-07 轴承的剩余寿命随特征变化剧烈（该轴承试验总时间也明显较长，见表 4.6）。整体上看，同工况下的各组轴承剩余寿命曲线存在一定规律。

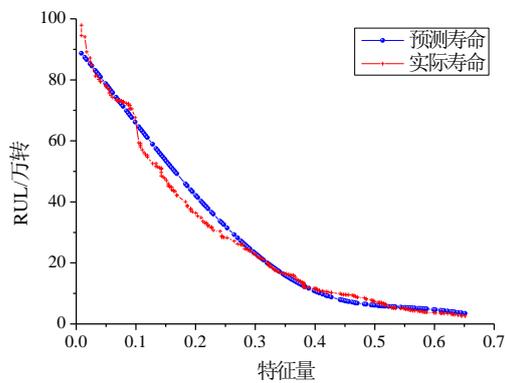
4.7.3 航空轴承剩余寿命模型训练与测试

经过上节分析，可以得出如下结论：航空发动机滚动轴承剩余使用寿命受转速与径向载荷的影响较大，寿命预测模型中应重点考虑这两个因素的影响；此外，可以认为在同转速、同径向载荷的情况下，轴承剩余寿命随磁性颗粒小时变化率的变化存在某种规律。因此，按照如下方法构造模型总样本集：每次捕获磨屑颗粒时，均能得到一个由转速、径向载荷、特征量和轴承剩余寿命所构成的 4 维向量，即样本点；将 9 组有效试验中从轴承初始损伤到最终失效的所有样本点的集合作为用于 SVR 建模的训练样本；样本中，转速、径向载荷和特征量均经过归

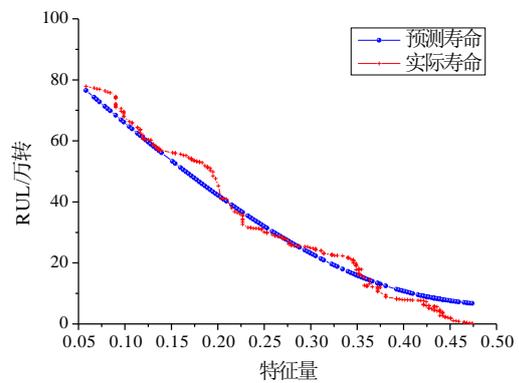
一化处理。在模型训练与测试时，将总样本随机划分一半作为训练样本、另一半作为测试样本。

基于支持向量回归技术，通过上述样本训练出的轴承剩余寿命模型能得到轴承剩余寿命与转速、径向载荷和特征量的映射关系。当得到某一时刻轴承相应的特征量，根据其转速和载荷即可计算出轴承的剩余寿命。

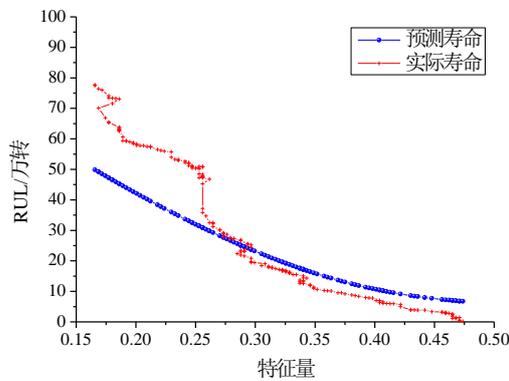
本文在台湾大学林智仁教授开发的 LIBSVM 软件包的基础上进行了 2 次开发，用以 SVR 的训练与测试。模型训练时，根据经验式 (4-51) 中参数取 $C=100$ ， $\varepsilon=0.01$ ；核函数采用径向基(Radial Basis Function, RBF)核，参数取 $s=10$ 。各组轴承试验的测试结果如图 4.37 所示，其中 n 是转速， F_r 是径向载荷。



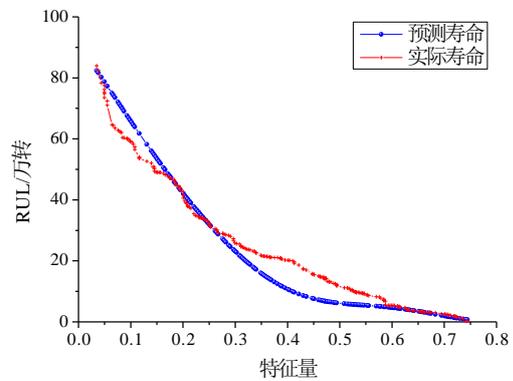
(a) E206-05, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$



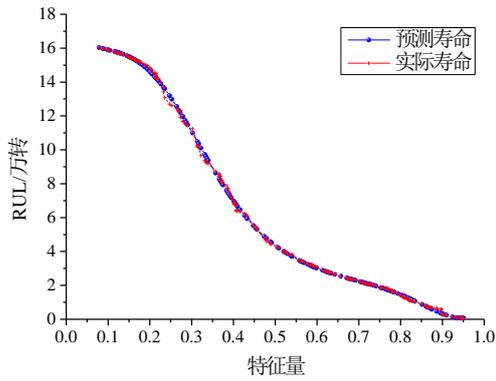
(b) E206-06, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$



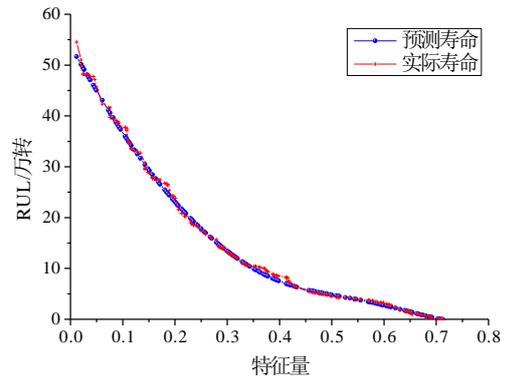
(c) E206-07, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$



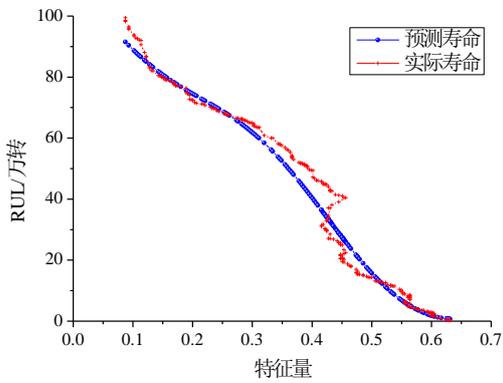
(d) E206-08, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$



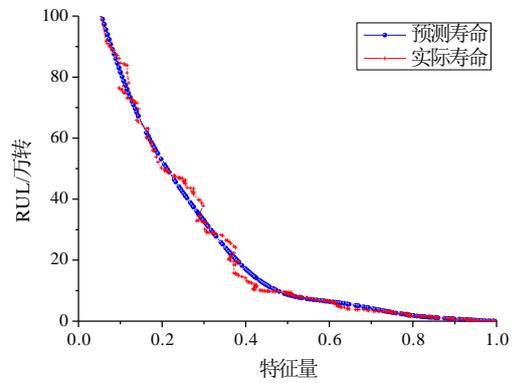
(e) E206-15, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=5\text{kN}$



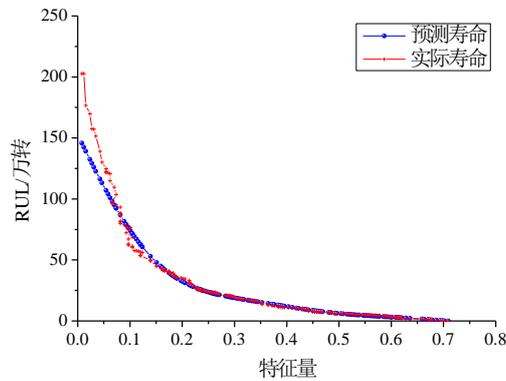
(f) E206-16, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=4\text{kN}$



(g) E206-17, $n=12000\text{rpm}$, $F_r=2\text{kN}$



(h) E206-18, $n=9000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$



(i) E206-19, $n=6000\text{rpm}$, $F_r=3\text{kN}$

图 4.37 剩余寿命模型测试结果

图 4.37 中分别在不同工况下展示了所构建的剩余寿命模型的预测结果，轴承的真实剩余寿命 T_R 是一个随机变量，与预测剩余寿命 T_P 的关系为

$$T_R = T_P + z \quad (4-57)$$

其中， z 服从 $\mu=0$, $\sigma=2.71532$ 的 Laplace 分布

$$f(z|\mu, \sigma) = \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|z-\mu|}{\sigma}} \quad (4-58)$$

测试时同时计算各组样本预测值与真实值之间的平均相对误差 δ (average relative error) 与相关系数平方 r^2 (Squared correlation coefficient)。 δ 由式 (4-59) 得到, r^2 由式 (4-60) 得到

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{x_i} \quad (4-59)$$

$$r^2 = \frac{(n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i)^2}{(n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2) \cdot (n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2)} \quad (4-60)$$

其中, x_i 是第 i 个样本点真实值, y_i 是第 i 个样本点预测值, n 是样本容量。各组样本的测试值与真实值平均相对误差 δ 与相关系数平方 r^2 见表 4.9。

表 4.9 剩余寿命模型测试结果

测试样本集	平均相对误差 δ	相关系数平方 r^2
E206-05 样本	10.76%	0.99
E206-06 样本	17.7%	0.99
E206-07 样本	35.57%	0.96
E206-08 样本	36.37%	0.98
E206-15 样本	3.81%	1.00
E206-16 样本	5.38%	1.00
E206-17 样本	16.52%	0.98
E206-18 样本	10.44%	0.97
E206-19 样本	8.01%	0.98
所有轴承组成的总样本	16.07%	0.96

其中, 图 4.37 (a) - (d) 共 4 组轴承的工况一致, 对应预测寿命与特征量的变化曲线是一样的, 可以看出: 尽管同工况下各组轴承的剩余寿命存在一定的离散性, 但其变化规律均能较好地由本文建立的剩余寿命模型所表征, 认为该模型在 $n = 12000\text{rpm}$, $F_r = 3\text{kN}$ 的工况下具有较好的泛化能力。图 4.37 (e) - (i) 中尽管测试误差较小, 但预测寿命曲线有可能存在“过拟合”现象 (如图 4.37 (e)), 这是因为训练样本中其余各工况下仅各有一组试验数据, 而随着试验不断补充, 剩余寿命模型的泛化能力将不断提高。

4.8 航空发动机滚动轴承剩余寿命预测

根据当前的监测数据当然可以计算出滚动轴承的剩余寿命, 但是, 如果能够根据历史数据预测未来的数据, 则可以提前预测出滚动轴承的剩余寿命, 对于充分保障飞机和航空发动机的

安全具有重要意义。由于灰色模型对于预测具有增长趋势的数据序列具有很大优势，因此，本文选择 GM(1,1)模型来实现对数据序列的建模和外推预测，在根据预测出的未来值得到滚动轴承的剩余寿命。

4.8.1 灰色模型 GM (1, 1) 的预测原理

灰色系统理论^[190]使用了累加处理或累减处理方法，其目的是为了削弱信号中的随机成分而加强其确定性成分（单调性趋势或周期性趋势）。

(1) 数据累加处理

数据累加，简记为 AGO (Accumulated Generating Operation)，设原始数据为 $\{X^{(0)}(t_i)\} (i = 1, 2, \dots, N)$ ，则对其进行如下处理，称一次累加处理为 1-AGO，并记为：

$$X^{(1)}(t_i) = \sum_{k=1}^i X^{(0)}(t_k) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4-61)$$

由此可得 1-AGO 新数列 $\{X^{(1)}(t_i)\} (i = 1, 2, \dots, N)$ ，仿此可求得 m-AGO 的数列为 $\{X^{(m)}(t_i)\} (i = 1, 2, \dots, N)$ ，对于含有单调趋势的信号来说，当 m 足够大时，m-AGO 的数列即可认为数据的随机性已被消除而变成确定性数列了。单调趋势数列可用指数函数来逼近。

图 4.38 (a) 为一具有明显摆动（随机性）的原始序列，图 4.38 (b) 为经 1-AGO 后的数列，显然随机性已被明显地削弱。

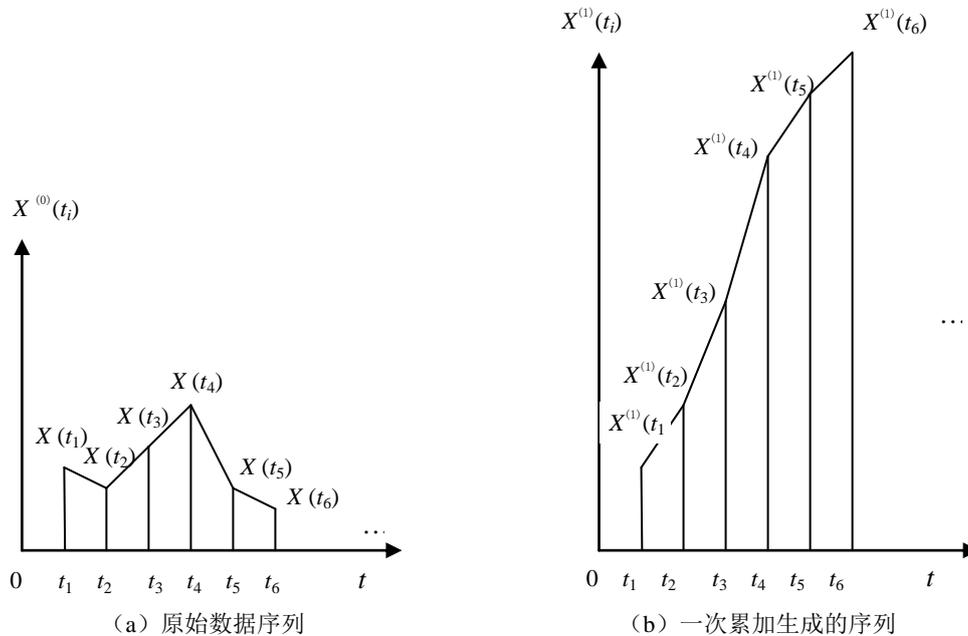


图 4.38 灰色模型数据处理

(2) 数据累减处理

在灰色建模时，常需要对累加数据数列再进行累减处理，它是累加处理的逆运算，记为 IAGO (Inverse AGO)，设 m-AGO 处理后得到的数列为 $\{X^{(m)}(t_i)\}$ ($i=1,2,\dots,N$)，则对其进行如下处理，称一次累减处理为 1-IAGO，并记为：

$$X^{(m-1)}(t_i) = X^{(m)}(t_i) - X^{(m)}(t_{i-1}), \quad (i=1,2,\dots,N) \quad (4-62)$$

依此类推可以得到 j -IAGO 序列 $X^{m-j}(t_i), (i=1,2,\dots,N)$ 。

4.8.2 灰色系统的建模

灰色系统模型简称 GM 模型 (Grey Model)。它是基于原始数列所得的 1-AGO 数列而建立的微分方程式，记为 GM(n, N)。其中 n 为微分方程的阶数，N 为微分方程中包含变量的个数。

作预测用的模型一般为 GM(n,1)模型。其中最重要的同时也是在实际中应用得最多的是 GM(1,1)模型。

GM(1,1)模型为包含一个变量的一阶微分方程式：

$$\frac{dX^{(1)}(t)}{dt} + aX^{(1)}(t) = u \quad (4-63)$$

用差分代替微分，式 (4-63) 可以展开为：

$$X^{(1)}(t_i) - X^{(1)}(t_{i-1}) + aX^{(1)}(t_i) = u \quad (4-64)$$

令

$$\frac{X^{(1)}(t_i) + X^{(1)}(t_{i-1})}{2} \approx X^{(1)}(t_i)$$

同时，由 1-IAGO 运算得 $X^{(0)}(t_i) = X^{(1)}(t_i) - X^{(1)}(t_{i-1})$ 代入式 (4-64) 得

$$X^{(0)}(t_i) + a \left[\frac{X^{(1)}(t_i) + X^{(1)}(t_{i-1})}{2} \right] = u \quad (4-65)$$

即：

$$-a \left[\frac{X^{(1)}(t_i) + X^{(1)}(t_{i-1})}{2} \right] + u = X^{(0)}(t_i) \quad (4-66)$$

将 $i=2,3,\dots,N$ 代入式 (1-18)，可以得到 $N-1$ 个方程，令设微分方程系数 a 和参数 u 组成之间向量为 $\hat{a} = \{a, u\}^T$ ，则该方程写为矩阵的形式为：

$$B \cdot \hat{a} = Y_N \quad (4-67)$$

其中，

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[X^{(1)}(t_2) + X^{(1)}(t_1)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(t_3) + X^{(1)}(t_2)] & 1 \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(t_N) + X^{(1)}(t_{N-1})] & 1 \end{bmatrix} \quad Y_N = \begin{bmatrix} X^0(t_2) \\ X^0(t_3) \\ \vdots \\ X^0(t_N) \end{bmatrix}$$

\hat{a} 由最小二乘法可以解出:

$$\hat{a} = \{a, u\}^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_N \quad (4-68)$$

$$\because \frac{dX^{(1)}(t_i)}{dt} = u - aX^{(1)}(t_i), \quad \therefore -\frac{1}{a} \frac{d(u - aX^{(1)}(t_i))}{dt} = u - aX^{(1)}(t_i),$$

$$\therefore \frac{d(u - aX^{(1)}(t_i))}{u - aX^{(1)}(t_i)} = -adt, \quad \text{故 } \ln(u - aX^{(1)}(t_i)) = -at_i + b。$$

所以

$$u - aX^{(1)}(t_i) = e^{-at_i + b} \Rightarrow e^b = e^{at_i} [u - aX^{(1)}(t_i)] \quad (4-69)$$

当 $i=1$ 时, 可以解出 $e^b = e^{at_1} [u - aX^{(1)}(t_1)]$, 代入 (4-63) 得

$$X^{(1)}(t_i) = \frac{1}{a} \{u - e^{-a(t_i - t_1)} [u - aX^{(1)}(t_1)]\} \quad (4-70)$$

又

$$X^{(1)}(t_{i-1}) = \frac{1}{a} \{u - e^{-a(t_{i-1} - t_1)} [u - aX^{(1)}(t_1)]\}$$

所以

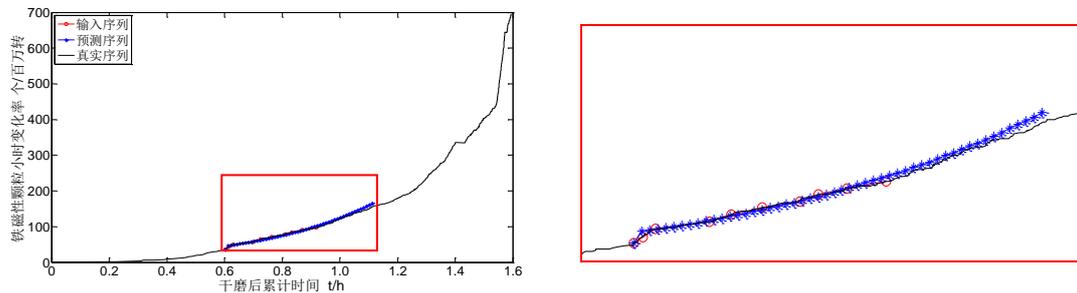
$$X^{(0)}(t_i) = X^{(1)}(t_i) - X^{(1)}(t_{i-1}) = \frac{1}{a} [aX^{(1)}(t_1) - u] [1 - e^{a\Delta t}] e^{-at_i} \quad (4-71)$$

其中, $\Delta t = t_i - t_{i-1}$ 为数据点间的时间间隔, $i = 2, 3, \dots$ 。

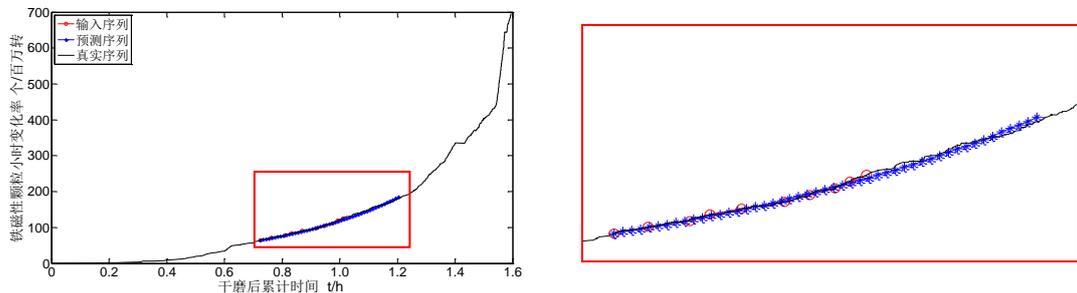
显然, 灰色预测模型的特点在于根据自身数据建立动态微分方程, 再预测自身发展, 由式 (4-71) 可以对数据序列做出外推预测。

4.8.3 航空轴承寿命预测实例

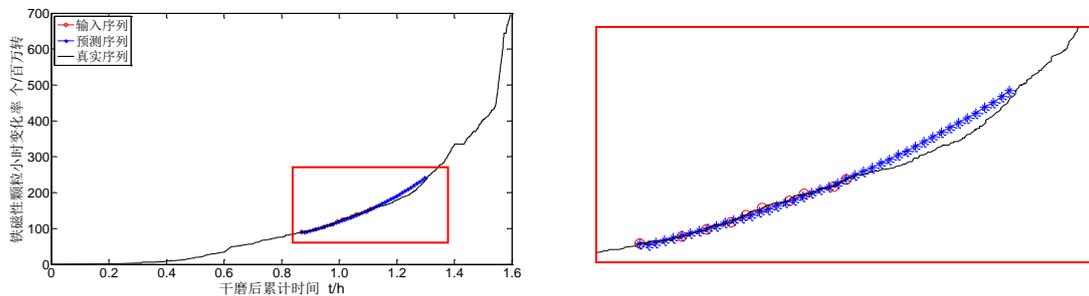
首先，采用 GM (1, 1) 模型对轴承未来一段时间的状态进行动态预测。输入样本为轴承最新捕获的 100 个颗粒的特征值，均匀间隔选取其中 10 个点代入 GM (1, 1) 模型；输出样本时间间隔为 0.01h，共 20 个点，最大预测时间为 0.2h。以 E206-05 轴承为例，进行状态预测的结果如图 4.39 所示，图 4.39 (a) - (e) 选自所定义的故障发展阶段的不同时刻。图中黑色实线由试验测得的真实特征数据线性插值得到；红色圆圈“o”为样本输入点；蓝色星号“*”为样本输出点，即预测点。



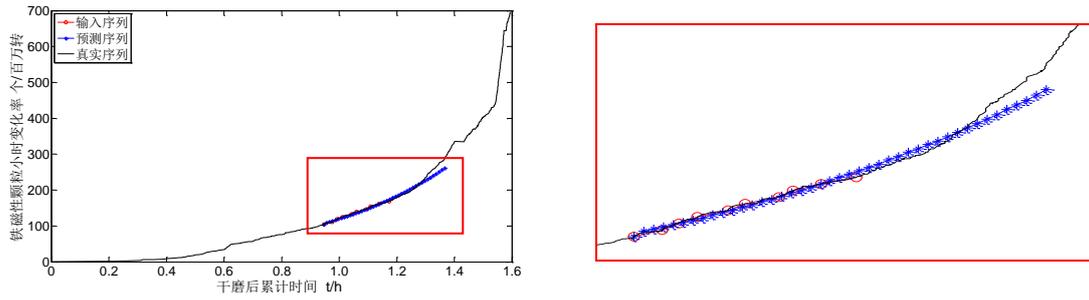
(a) 输入序列为 0.60h-0.92h 动态预测结果与局部放大图



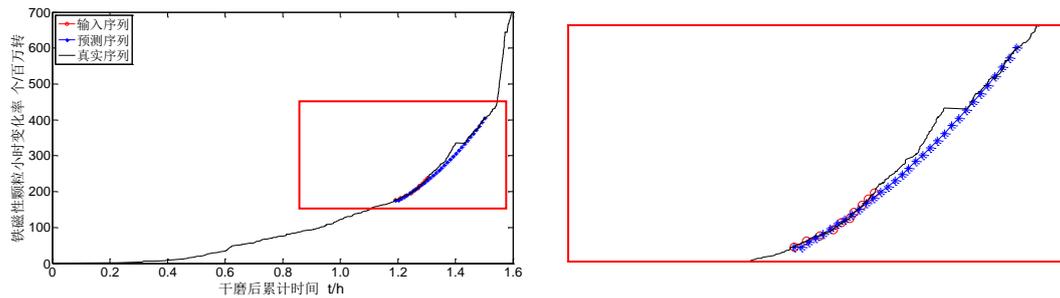
(b) 输入序列为 0.72h-1.01h 动态预测结果与局部放大图



(c) 输入序列为 0.87h-1.11h 动态预测结果与局部放大图



(d) 输入序列为 0.95h-1.17h 动态预测结果与局部放大图



(e) 输入序列为 1.19h-1.30h 动态预测结果与局部放大图

图 4.39 基于 GM (1,1) 的状态预测结果

图 4.39 中可以看出，当试验数据无大波动时，一定时间内的预测特征值与真实特征值十分接近，如图 4.39 (a)、(b) 所示；当试验数据存在波动时，GM (1,1) 模型能根据输入数据对预测结果进行动态修正，保证预测的准确性，如图 4.39 (c) - (e) 所示。可以得出以下结论：在定义的轴承故障发展阶段内，轴承劣化趋势相同，采用 GM (1,1) 模型预测能得到精度较高的预测结果。

通过 GM(1,1)模型能得到一定时间段（本例为 0.2h）后的特征值的预测结果。将预测的特征值代入基于 SVR 的剩余寿命模型即可以得到滚动轴承的剩余寿命预测值。E206-05 号轴承在图 4.39 中不同时刻的剩余寿命预测值与真值的比较如表 4.10 所示。

表 4.10 剩余寿命预测结果

输入序列 时间段	0.2h 后实际特征值 (个/百万转)	0.2h 后预测特征值 (个/百万转)	实际剩余寿命 (万转)	预测剩余寿命 (万转)
0.60h-0.92h	155.5	165.7	18.86	16.32
0.72h-1.01h	180.7	185.5	14.02	11.81
0.87h-1.11h	235.4	242.5	7.96	6.55
0.95h-1.17h	289.4	262.2	3.6	6.07
1.19h-1.30h	404.6	404.9	0	0

4.9 小结

(1)对油液在线磨屑监测传感器进行了理论分析,讨论了铁磁性颗粒检测和非铁磁性颗粒检测的原理,研究了颗粒尺寸大小与信号的关系。

(2)设计开发了油液在线磨屑监测系统,讨论了系统结构和工作模式。研究提出了磨屑识别策略和算法,并进行验证,表明了算法的有效性。

(3)在传感器信号处理方面,研究了提出了改进中值滤波去噪方法,并通过试验对所提方法进行了验证,传感器的信噪比有了明显的提高。

(4)在航空轴承寿命预测方面,以油液在线磨屑监测技术为支撑,以某型航空发动机附件机匣的 35-206P1 型轴承为试验对象,进行了 15 组轴承疲劳加速试验,根据试验将轴承全寿命周期划分为正常工作阶段、故障发展阶段和快速劣化阶段。

(5)在对试验有效数据进行分析筛选的基础上,引入了支持向量回归对处于故障发展阶段的数据进行训练建模,得到了滚动轴承的剩余使用寿命关于径向载荷、转速、特征量的预测模型。

(6)对实时采集的轴承数据,通过 GM(1,1) 灰色模型对轴承状态进行动态预测,并结合已建立的预测模型得到了轴承的剩余使用寿命。

第五章 总结与展望

5.1 全文工作总结

滚动轴承是航空发动机承力传动系统的关键部件，随着发动机的快速发展，其工作条件也日益恶劣、复杂。航空发动机滚动轴承在高速、高温以及高载荷的工况下，且工作中工况变化剧烈，在工作过程中航空发动机滚动轴承一旦发生故障，将直接影响航空发动机的使用安全。因此，对航空发动机滚动轴承进行故障诊断和寿命预测显得尤其重要。本文针对这一需求，分别开发了离线油液磨粒检测技术和在线油液磨屑检测技术，研究了航空发动机滚动轴承故障诊断方法和寿命预测方法。

提高和完善航空发动机的状态监测和故障诊断技术，对于有效实施航空发动机的视情维修、保障军队战斗力和航空运输安全均具有重要的意义。本文围绕航空发动机滚动轴承的故障诊断和预测关键问题展开研究，取得了如下研究成果。

5.1.1 研究的主要内容

(1) 总结了常见航空发动机滚动轴承的失效基本模式，以某型航空发动机为例，通过研究典型的主轴承和附件机匣轴承故障案例，分析了其失效原因和机理，结果表明，航空轴承主要失效模式为滚动接触疲劳失效。通过航空轴承加速失效试验平台，进行了实际航空轴承的疲劳剥落失效过程试验，并对轴承进行了失效原因分析，表明通过该试验过程可以模拟航空发动机轴承的疲劳剥落失效过程。最后对航空发动机滚动轴承疲劳失效过程中的征兆信息进行了分析，对现有航空发动机轴承故障监控方法的缺陷和不足进行了讨论，梳理航空发动机滚动轴承的失效特征，可以针对小尺寸磨粒开展油液磨粒离线监测实现对航空发动机滚动轴承的故障诊断，针对大尺寸磨屑进行油液磨屑在线监测，从而实现对航空发动机滚动轴承的状态评估和寿命预测。

(2) 针对目前油样分析方法中难于实现对大于 $10\mu\text{m}$ 的磨损颗粒的检测问题，为更有效的诊断航空发动机轴承疲劳失效故障，研究了油液运动磨粒智能检测技术，并专门设计开发了基于磨粒图像分析的多功能油液磨粒智能检测与诊断系统 MIDCS，既能计算油液固体颗粒污染度等级，又能对大于 $10\mu\text{m}$ 以上的颗粒进行分析判断，将颗粒识别为金属和非金属，同时对金属颗粒进一步识别为切削磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒，对非金属颗粒进一步区分为气泡、纤维、其他非金属颗粒等。提出了基于遗传算法的显微成像系统多参数自适应调整的新方法。针对 MIDCS 中的磨粒识别特征冗余问题，利用 Weka 软件的 C4.5 算法对特征磨粒样本集进行了规则提取，获取了识别磨粒的专家知识规则，并对规则进行了分析，并与人工提取的规则进行

了比较,结果表明本文所提取出的磨粒识别规则反应了实际磨粒识别的统计规律,具有很高的识别精度。

(3)研究了基于油液运动磨粒检测的航空发动机磨损故障诊断方法,对磨粒监测界限值制定方法进行讨论分析。采用 MIDCS 进行了实际航空发动机磨损监控验证,由于 MIDCS 对 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒检测力更强,而滚动轴承早期疲劳剥落将产生 $10\mu\text{m}$ 以上的异常磨粒,因此,与传统光谱分析相比, MIDCS 对于监控航空发动机滚动轴承疲劳故障更具优势。采用 MIDCS 磨粒检测,已成功提前预报多起航空发动机故障,避免了危险性事故的发生。

(4)对油液在线磨屑监测传感器进行了理论分析,讨论了铁磁性颗粒检测和非铁磁性颗粒检测的原理。根据理论分析结果,设计开发了油液在线磨屑监测系统,讨论了系统结构和工作模式。研究提出了磨屑识别策略和算法,并进行验证,表明了算法的有效性。在传感器信号处理方面,研究了改进中值滤波去噪方法,并通过试验对所提方法进行了验证,传感器的信噪比有了明显的提高。

(5)基于油液在线监测技术,对航空轴承的剩余寿命预测方法进行了研究。首先,以某型航空发动机附件机匣的 35-206P1 型轴承为试验对象,进行了 15 组航空轴承疲劳加速试验,并通过分析筛选出有效的轴承失效数据;在试验的基础上,引入了支持向量回归对有效数据进行训练建模,得到了滚动轴承的剩余使用寿命关于径向载荷、转速、特征量的预测模型;最后,对实时采集的轴承数据,通过 GM(1,1) 灰色模型对航空轴承状态进行动态预测,并结合已建立的轴承剩余寿命模型计算得到航空轴承剩余使用寿命的预测值。

5.1.2 论文的创新工作

综上所述,本文的研究工作主要针对滚动轴承状态监测技术和寿命预测方法进行了深入研究。主要的创新工作体现在以下几个方面:

(1)系统研究了某型航空发动机典型的主轴承和附件机匣轴承故障案例,分析了其失效原因和机理,结果表明,航空发动机滚动轴承主要失效模式为滚动接触疲劳失效,并进行了轴承疲劳失效试验验证,分析了轴承疲劳失效过程规律。

(2)针对航空发动机滚动轴承磨损状态监测对 $10\mu\text{m}$ 以上的故障敏感磨粒检测的需要,研究了滚动轴承故障离线监测新技术,克服了传统光谱分析对大磨粒不敏感的缺点以及传统铁谱分析检测步骤繁琐的不足,可直接对流动的油液中大于 $10\mu\text{m}$ 的运动磨粒进行检测。通过采用 MIDCS 对现役航空发动机进行磨粒监测,已经成功预报多起航空发动机磨损故障,避免了危险性事故的发生。

(3)试制了基于电磁感应的油液在线磨屑监测系统,针对油液在线磨屑监测传感器信号噪

声问题，研究提出了改进中值滤波算法，并通过试验对降噪结果进行量化分析，表明本文提出的改进中值滤波算法，能够有效的减少传感器信号噪声，提高了传感器信噪比。

(4) 基于油液在线磨屑监测技术，提出了基于 SVR 的航空发动机滚动轴承剩余寿命模型，由该模型得到轴承剩余寿命的预测值与真实值之差服从 Laplace 分布，随着试验的补充，该模型的泛化能力将逐步提高。进一步地，提出采用 GM(1,1)模型对滚动轴承的状态进行动态预测，并结合已建立的航空轴承剩余寿命模型计算得到轴承下一时刻轴承剩余寿命的预测值。所提方法的有效性和准确性均通过航空轴承疲劳加速试验进行了验证。

5.2 工作展望

本文对航空发动机滚动轴承故障诊断和预测领域作了一些研究，但仍有许多问题有待进一步深入研究：

第一，目前，航空发动机滚动轴承的监测手段有很多，例如光谱分析、离线油液磨粒检测、振动分析等，没有一个监测技术是万能的，可以综合采用多种技术手段对航空发动机滚动轴承故障开展融合诊断研究。

第二，可进一步积累大量的航空轴承疲劳失效试验数据，使航空轴承剩余寿命模型具备工程实用性。

第三，油液在线磨屑监测传感器可进一步提高技术成熟度，在实际航空发动机上开展机载监控。

参考文献

- [1] 陈果, 李爱. 航空器检测与诊断技术导论[M]. 北京: 航空工业出版社, 2012.
- [2] 中华人民共和国国务院. 中国制造[M]. 2025. 北京: 中华人民共和国国务院, 2015.
- [3] 钟秉林, 黄仁. 机械故障诊断学[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997.
- [4] 国际航空运输协会 (IATA). 国际航空运输 2002 年度行业报告[R]. 北京: 国际航空运输协会, 2002.
- [5] 蔡显新, 郭小军, 吴春来. 涡轴发动机健康管理技术研究[J]. 航空发动机, 2013, 39(2): 40-43.
- [6] Mercer C. R., Simon D. L., Hunter G. W. et al. Fundamental Technology Development for Gas-turbine Engine Health Management [R]. NASA-TM-2007-0022364, 2007.
- [7] SAE. Aircraft Gas Turbine Engine Health Management System Guide[M], SAE ARP1587, Revision B, 2007.
- [8] 孙见忠. 面向单元体的航空发动机健康状态评估与预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- [9] 姜旭峰, 费逸伟, 李华强, 等. 航空发动机润滑油综合监测技术研究[J]. 润滑与密封, 2005, 30(2): 110-112.
- [10] 陈立波, 宋兰琪, 陈果. 航空发动机润滑油综合监控中的磨损故障融合诊断研究[J]. 航空动力学报, 2009, 24 (1):169-175.
- [11] 韩磊, 程礼, 苗学问. 基于小波分析的航空发动机轴承故障诊断[J]. 轴承, 2008(10): 30-34.
- [12] 中华人民共和国国务院. 国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006-2020 年)[R]. 北京: 中华人民共和国国务院, 2006.
- [13] 徐敏, 黄邵毅. 设备故障诊断手册—机械状态监测和故障诊断[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998: 1-5.
- [14] 李兴林. 滚动轴承故障诊断技术现状及发展. 2009 年全国青年摩擦学学术会议论文集[C]. 长沙: 2009.
- [15] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京:机械工业出版社, 1995.
- [16] Wang H, Chen P. Intelligent Diagnosis Method For Rolling Element Bearing Faults Using Possibility Theory And Neural Network[J]. Computers & Industrial Engineering, 2011, 60(4):511-518.

- [17] Martin R. Detection of ball bearing malfunctions[J]. Instruments and Control Systems, 1970, (12): 79~82.
- [18] Gustafsson O.G. TallianT, Detection of damage in assembled rolling bearings[J]. Trans. of ASLE. 1962, 5: 197-209.
- [19] Wheeler P.G. Bearing analysis equipment keeps downtime down. Plant Engineering[J]. 1968, (25):87-89.
- [20] Angelo M. Vibration monitoring of machines[M]. Maintenance management international, July 1989:135-154.
- [21] Y.Kim Paul and Cowe I.R.G. A review of rolling element bearing health monitoring[C]\\ Proceeding of Machinery Vibration Monitoring and Analysis Meeting. April 19-21, 1983.
- [22] Ronald W.Jacobs. Detection of mechanical faults in rotary blowers[C]\\ Proceeding of Machinery Vibration Monitoring and Analysis Meeting. April 19-21, 1983.
- [23] 毛怀东, 陈家冀. 滚动轴承故障读断参数的研究[C]\\ 第三届全国机械设备故障诊断学术会议论文集. 天津: 1991.
- [24] 丁康, 钟舜聪. 通用的离散频谱相位差校正方法[J]. 电子学报, 2003, 31(01):142-145.
- [25] 杨江天, 陈家骥. 基于高阶谱的旋转机械故障征兆提取[J]. 振动工程学报, 2001, (1):13-18.
- [26] Parker B E, Ware H A, Wipf D P, et al. Fault diagnostics using statistical change detection in the bispectral domain[J]. Mechanical systems and signal processing, 2000, 14(4): 561-570.
- [27] Yang D M, Stronach A F, Macconnell P, et al. Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2002, 16(2-3):391-411.
- [28] Li Z, Yan X, Yuan C, et al. Fault detection and diagnosis of the gearbox in marine propulsion system based on bispectrum analysis and artificial neural networks. J Marine Sci Appl[J]. Journal of Marine Science & Application, 2011, 10:17-24.
- [29] Xiong Z, Ping X, Qing C, et al. Fault detection and diagnosis of a gearbox in marine propulsion systems using bispectrum analysis and artificial neural networks[J]. Journal of Marine Science & Application, 2011, 10(1):17-24.
- [30] 丁康, 潘成灏, 李巍华. ZFFT 与 Chirp-Z 变换细化选带的频谱分析对比[J]. 振动与冲击, 2006, 25(6):9-12.
- [31] Ho D, Randall R B. Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals[J]. Mechanical systems and signal processing, 2000, 14(5): 763-788.
- [32] Sheen Y T. A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis[J].

- Journal of Sound & Vibration, 2004, 276(1-2):105–119.
- [33] Sheen Y T. An analysis method for the vibration signal with amplitude modulation in a bearing system[J]. Journal of Sound & Vibration, 2007, 303(3):538-552.
- [34] Randall R B, Antoni J, Chobsaard S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals. Mech Syst Sig Proces[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2001, 15:945-962.
- [35] Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics—A tutorial[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(2):485–520.
- [36] Patel V N, Tandon N, Pandey R K. Defect detection in deep groove ball bearing in presence of external vibration using envelope analysis and Duffing oscillator[J]. Measurement, 2012, 45(5):960–970.
- [37] Guo Y, Liu T W, Na J, et al. Envelope order tracking for fault detection in rolling element bearings[J]. Journal of Sound & Vibration, 2012, 331(25):5644–5654.
- [38] Zhao M, Lin J, Xu X, et al. Multi-Fault Detection of Rolling Element Bearings under Harsh Working Condition Using IMF-Based Adaptive Envelope Order Analysis[J]. Sensors, 2014, 14(11):20320-20346.
- [39] 丁康, 谢明, 张彼德, 等. 复解析带通滤波器及其在解调分析中的应用[J]. 振动工程学报, 2000, 13(03):385-392.
- [40] Yang Y, Yu D, Cheng J. A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM[J]. Measurement, 2007, 40(9):943–950.
- [41] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2006, 20(2):282–307.
- [42] Antoni J, Randall R B. The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2006, 20(2):308–331.
- [43] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(1):108–124.
- [44] Zhang Y, Randall R B. Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(5):1509-1517.
- [45] Wang Y, Liang M. An adaptive SK technique and its application for fault detection of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(5):1750-1764.

- [46] Lei Y, Lin J, He Z, et al. Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(5):1738-1749.
- [47] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(6):2616-2633.
- [48] H. Qiu, J. Lee, J. Lin, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4): 1066-1090.
- [49] Su W, Wang F, Zhu H, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement[J]. *Mechanical systems and signal processing*, 2010, 24(5): 1458-1472.
- [50] 张进, 冯志鹏, 褚福磊. 滚动轴承故障特征的时间-小波能量谱提取方法[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(17): 44-49.
- [51] Junsheng C, Dejie Y, Yu Y. Application of an impulse response wavelet to fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 920-929.
- [52] 袁静, 何正嘉, 王晓东, 等. 平移不变多小波相邻系数降噪方法及其在监测诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(4): 155-160.
- [53] Chen J L, Zi Y Y, He Z J, et al. Construction of adaptive redundant multiwavelet packet and its application to compound faults detection of rotating machinery[J]. *Science China Technological Sciences*, 2012, 55(8): 2083-2090.
- [54] D. J. Yu, J. S. Cheng, Y. Yang. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings[J]. *Mechanical systems and signal processing*, 2005, 19(2): 259-270.
- [55] J. S. Cheng, D. J. Yu, Y. Yang. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 668-677.
- [56] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(11): 106-111.
- [57] 樊巍, 傅攀, 郑晴晴. 基于 DHMM 的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程与自动化*, 2015(04):132-133.
- [58] 于庆江. 分形方法在往复压缩机状态监测与故障诊断上的应用[D]. 大庆石油学院, 2007.
- [59] 董雅宏. 机车柴油机附件异常振动的故障诊断研究[D]. 兰州交通大学, 2013.

- [60] 荆双喜, 董烁昶, 华伟. 基于 EMD 和能量算子解调的采煤机截割部振动故障诊断研究[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2014, 33(06):766-769.
- [61] 黄传金, 邬向伟, 曹文思,等. 基于 LMD 的全矢包络技术及其在 TRT 振动故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2015, (02):168-174.
- [62] 赵志宏. 基于振动信号的机械故障特征提取与诊断研究[D]. 北京交通大学, 2012.
- [63] 张强, 沙云东, 梁先芽,等. 基于改进 EMD 和滑动峰态算法的滚棒轴承声发射信号故障特征提取[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2015(02):43-47.
- [64] 汪丹丹. 基于振动传递路径分析的钻井泥浆泵故障诊断方法研究[D]. 东北石油大学, 2013.
- [65] 袁浩东. 基于振动能量的故障诊断方法研究[D]. 郑州大学, 2012.
- [66] 张孝远, 周建中, 黄志伟,等. 基于粗糙集和多类支持向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2010(20):88-93.
- [67] 钱沛云, 陈曦晖, 胡晓,等. 基于振动信号分析的采煤机摇臂轴承故障诊断研究[J]. 煤炭科学技术, 2014(12):89-92.
- [68] 杨晨. 基于振动信号分析法的滚动轴承故障诊断研究[D]. 兰州理工大学, 2014.
- [69] 张超. 基于自适应振动信号处理的旋转机械故障诊断研究[D]. 西安电子科技大学, 2012.
- [70] 廖丽平. 汽车变速器轴承故障的诊断技术[J]. 科技资讯, 2015, 13(06):35-35.
- [71] 艾延廷, 冯研研, 周海仑. 小波变换和 EEMD-马氏距离的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2015(1):235-239.
- [72] 李兆飞. 振动故障分形特征提取及诊断方法研究[D]. 重庆大学, 2013.
- [73] 娄洁, 李雅芹. 基于 EMD 的多特征参数和关联向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 西安文理学院学报: 自然科学版, 2015, 18(02):28-32.
- [74] 施杰, 李欢, 果霖,等. 基于 EMD 和包络解调的轴承故障诊断系统研究[J]. 煤矿机械, 2015, 36(06):309-312.
- [75] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5):1149-1155.
- [76] 任学平, 辛向志, 庞震,等. 基于 IMF 熵的多传感器网络融合滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015(6):78-82.
- [77] 熊庆, 张卫华. 基于 MF-DFA 与 PSO 优化 LSSVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2015 (11):188-193.
- [78] 徐可君, 任帅, 秦海勤,等. 基于 QGA 和 SK 的滚动轴承故障诊断新方法[J]. 振动与冲击, 2015 (11):105-109.

- [79] 石瑞敏, 杨兆建. 基于复杂网络优化的 DAG-SVM 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2015 (12):1-6.
- [80] 李巍华, 林龙, 单外平. 基于广义 S 变换与双向 2DPCA 的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015 (3):499-506.
- [81] 李艳峰, 王新晴, 张梅军,等. 基于奇异值分解和深度信度网络多分类器的滚动轴承故障诊断方法[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(05):681-694.
- [82] 姜万录, 郑直, 朱勇,等. 基于形态差值滤波和差分熵的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2015 (01):63-70.
- [83] 李瑞彤, 王华庆, 屈红伟,等. 基于约束独立成分分析的轴承复合故障特征提取方法[J]. 噪声与振动控制, 2015 (03):173-176.
- [84] 孙斌, 梁超, 尚达. 基于递归复杂网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015 (3):578-584.
- [85] A Rojas, A.K.Nandi. Practical scheme for fast detection and classification of rolling-element bearing faults using support vector machines[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2006,20(7):1523-1536.
- [86] S. Abbasion, A. Rafscanjani, A. Farshidianfar, et al. Rolling element bearings multi-fault classification based on the wavelet denoising and support vector machine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,21(7):2933-2945.
- [87] Y. Yang, D.J.Yu, J.S.Cheng. A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM[J]. Measurement, 2007,40(9):943-950.
- [88] 杨宇, 王欢欢, 程军圣, 等. 基于 LMD 的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2012,27(5):1153-1158.
- [89] 陶新民, 徐晶, 杜宝祥, 等. 基于紧密度 FSVM 新算法及在故障检测中的应用[J]. 振动工程学报,2009,22(4):418-424.
- [90] 李宁, 魏鹏, 莫宏,等. 光纤光栅声发射检测新技术用于轴承状态监测的研究[J]. 振动与冲击, 2015 (03):172-177.
- [91] 赵一帆, 齐明侠, 赵继红,等. 基于声发射技术的滚动轴承故障检测[J]. 轴承, 2010 (04):50-53.
- [92] 王燕燕. 基于声发射技术的铁路重载货车滚动轴承故障诊断研究[D]. 中南大学, 2013.
- [93] 刘雨佳. 滑动轴承声发射信号形态滤波及分形特征提取方法[D]. 长沙理工大学, 2013.
- [94] 朱昌堆. 滚动轴承声发射信号特征选取及状态识别方法研究[D]. 北京化工大学, 2012.
- [95] 韩素文. TBM 主轴承声发射故障诊断研究[J]. 国防交通工程与技术, 2013, 11(2): 23-26.

- [96] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 多尺度主元坐标变换在轴承故障声发射信号增强检测中的应用[J]. 机械传动, 2014(08):154-156.
- [97] 于江林, 余永增, 戴光, 等. 滚动轴承声发射信号的人工神经网络模式识别技术[J]. 东北石油大学学报, 2008, 32(05):64-66.
- [98] 李录平, 邹新元, 饶洪德, 等. 滑动轴承的声发射信号特征与轴承状态的关系试验研究[J]. 汽轮机技术, 2009, 51(5):369-371.
- [99] 徐锋, 刘云飞. 基于 EMD-SVD 的声发射信号特征提取及分类方法[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, (06):1238-1247.
- [100] 何沿江, 齐明侠, 罗红梅. 基于 ICA 和 SVM 的滚动轴承声发射故障诊断技术[J]. 振动与冲击, 2008, 27(3):150-153.
- [101] 郭福平, 段志宏, 孙志伟. 基于包络谱分析的滚动轴承滚动体故障声发射诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015 (02):104-106.
- [102] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 基于改进 MCKD 方法的声发射信号降噪[J]. 机械设计与研究, 2015, (01):70-77.
- [103] 李修文, 阳建宏, 黎敏, 等. 基于频域形态滤波的低速滚动轴承声发射信号降噪新方法[J]. 振动与冲击, 2013, 32(1):65-68.
- [104] 赵转哲, 姜忠宇, 何慧娟. 基于声发射技术的铁路货车滚动轴承故障诊断研究[J]. 新技术新工艺, 2009, 05 期(05):64-67.
- [105] 路俏俏, 黎敏, 阳建宏, 等. 基于声发射检测技术的转炉耳轴轴承故障诊断[J]. 轴承, 2013 (1):46-50.
- [106] 冯研研. 基于声发射信号的滚动轴承故障特征提取技术研究[D]. 沈阳航空航天大学, 2015.
- [107] 张颖, 苏宪章, 刘占生. 基于周期性声发射撞击计数的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2011 (6):38-41.
- [108] 苏一鸣, 卢绪祥, 唐晟琨, 等. 声发射与 EMD 在滑动轴承状态检测中的应用[J]. 轴承, 2015 (3):54-58.
- [109] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 轴承故障声发射信号多频带共振解调方法[J]. 振动: 测试与诊断, 2015, 35(2):363-368.
- [110] 郝如江, 卢文秀, 褚福磊. 形态滤波在滚动轴承故障声发射信号处理中的应用[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2008, 48(5): 812-815.
- [111] 赵元喜, 胥永刚, 高立新, 等. 基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10): 162-165.

- [112] 胥永刚, 冯明时, 谢志聪, 等. 滚动轴承声发射特征的单分类方法及其应用[J]. 轴承, 2012(9):43-46.
- [113] 艾延廷, 冯研研, 周海仑. LMD 和改进小波阈值去噪的轴承声发射信号故障诊断. 科学与技术[J], 2014, 14(33):86-92.
- [114] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 基于 SVD 与 Fast Kurtogram 算法的滚动轴承声发射故障诊断. 振动与冲击[J], 2014, 33(10):101-105.
- [115] 张勇, 黄健鹏, 张威. 车载润滑油污染度实时检测系统设计[J]. 中国测试, 2015, 41(04):61-65.
- [116] 王立东, 石成江. 光谱与铁谱的原理及其在设备诊断中的应用[J]. 哈尔滨轴承, 2008, 29(3):52-55.
- [117] 校云鹏, 赵媛莉, 吴晓文, 等. 航空发动机在用润滑油污染度与铁金属磨损颗粒含量相关性分析[J]. 广东化工, 2014, 41(13):39-40.
- [118] 王资璐, 王成彪, 刘兴举. 基于 ARM 的润滑油污染度在线监测系统[J]. 制造业自动化, 2014(01):20-22.
- [119] 冯耀国, 刘德峰, 张梅菊, 等. 基于 LED 技术的油液污染度颗粒检测计数器[J]. 测控技术, 2014, 33(5):14-16.
- [120] 康占祥, 王燕山, 胡飞, 等. 基于光电原理的液压系统污染度检测传感器研究[J]. 测控技术, 2013, 32(12):1-3.
- [121] 邱峻伟, 王海林. 基于机器视觉的斑点图谱法机油污染度检测[J]. 机械科学与技术, 2014 (10):1525-1530.
- [122] 刘云涛, 田洪祥, 姜应战, 等. 基于巨磁电阻传感器的油液铁磁性磨粒检测研究[J]. 润滑与密封, 2014 (02):89-93.
- [123] 马安祥, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于免疫理论的航空发动机磨损故障智能诊断[J]. 航空学报, 2015 (6):1896-1904.
- [124] 刘铁军, 何学科. 基于铁谱图像分析的大型养路机械发动机故障研究[J]. 机车电传动, 2014 (06):47-50.
- [125] 姜鸣燕. 基于图像处理的油液污染度检测技术的研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2011.
- [126] 杜叶挺. 基于图像数字化处理的油液磨粒检测系统[D]. 北京交通大学, 2014.
- [127] 李忠, 陈克兴等. 一种新型设备状态监测仪器——磨粒监测仪的研制开发[C]// 1993 全国设备诊断技术会议论文, 1993.
- [128] 叶剑波, 马怀祥. 润滑油及液压油中磨粒监测技术评析[J]. 内燃机. 1999, 15(3): 20-23.
- [129] 殷勇辉. 基于电感测量和光纤技术的在线油液监测方法研究[D]. 武汉理工大学, 2002.

- [130] 肖建伟. 基于灰色理论的在线油液监测技术研究[D]. 国防科学技术大学, 2009.
- [131] 刘涛, 严莹. 基于压差法油液污染在线监测研究[J]. 科技资讯, 2008 (09):71-72.
- [132] 宗成强. 基于光强自动调整的在线油液监测装置的研究[D]. 武汉理工大学, 2006.
- [133] 高慧良. 双光路光纤在线油液监测传感器的试验研究[D]. 武汉理工大学, 2004.
- [134] 李绍成, 左洪福. 油液在线监测系统磨粒图像处理[J]. 传感器与微系统, 2012, 30(9):37-40.
- [135] 涂群章, 左洪福. 基于计算机视觉技术的液压油液污染度在线监测[J]. 机械科学与技术, 2004, 23(05):564-566.
- [136] Muir D M, Howe B. In-line oil debris monitor (ODM) for the advanced tactical fighter engine[R]. SAE Paper 961308, May 1996.
- [137] Hughes I, Muir D. On-line oil debris monitor for aircraft for engines[C]// JOAP Conference, November, 1994.
- [138] Higgins P D, Crow J T. Advances in commercial engine lube debris monitoring[R]. SAE Technical 1997, 1-4: 972603.
- [139] Byington C S, Schalcosky D C. Advances in real time oil Analysis[J]. Practicing Oil Analysis Magazine, 2000, 11(2): 28-34.
- [140] Powrie H E G, Fisher C E. Engine-health monitoring: towards total prognostics[C]// IEEE Aerospace Conference Proceedings, March, 1999, 3(6-13): 11-20.
- [141] Powrie H E G. Use of electrostatic technology for aero engine oil system monitoring[C]// Proceedings of IEEE Aerospace Conference, 2000: 57-71.
- [142] Powrie H E G, Wood R J K, Harvey T J, et al. Electrostatic charge generation associated with machinery component deterioration[C]// Proceedings of IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, March 2002, 6: 2927-2934.
- [143] 严宏志, 张亦军, 长沙等. 一种磨粒在线监测传感器的设计及其特性分析[J]. 传感技术学报, 2002, 15(4):333-338.
- [144] 范红波, 张英堂, 任国全等. 新型磨粒在线监测传感器及其试验研究[J]. 摩擦学学报, 2010, 30(4):338-343.
- [145] 陈志雄, 左洪福, 詹志娟, 等. 滑油系统全流量在线磨粒静电监测技术研究[J]. 航空学报, 2012, 33(3): 446-452.
- [146] 陈志雄, 左洪福, 詹志娟, 等. 轴承钢摩擦副全流量在线磨粒静电监测方法[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5): 1096-1104.
- [147] 陈志雄, 左洪福, 詹志娟, 等. 黄铜全流量在线磨粒静电监测实验研究[J]. 中国机械工程, 2012,

- 23(15): 1848-1854.
- [148] 陆亦彬. 基于 XRF 技术的航空发动机油液在线监测系统研究[D]. 南京航空航天大学, 2008.
- [149] 叶川, 李建华. 在线监测液压系统油液污染度的一种方法[J]. 机械与电子, 2010(01):50-52.
- [150] 周玉, 景博. 基于 Zigbee 协议的飞机无线嵌入式实时油液监测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2015, 18(11):2465-2468.
- [151] 张晓飞, 杨定新, 胡政,等. 基于电介质介电常数测量的油液在线监测技术研究[J]. 传感技术学报, 2009, 21(12):2088-2091.
- [152] Yan, J.H.,J. Lee, Degradation assessment and fault modes classification using logistic regression[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering-Transactions of the ASME, 2005, 127(4): 912-914.
- [153] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 1161-1171.
- [154] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics[J]. Advanced Engineering Informatics, 2003, 17(3): 127-140.
- [155] Huang R, Xi L, Li X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 193-207.
- [156] Yu J. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections and Gaussian mixture models[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2573-2588.
- [157] Yu J B. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 7440-7450.
- [158] Yu J. A hybrid feature selection scheme and self-organizing map model for machine health assessment[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(5): 4041-4054.
- [159] Lapira E, Brisset D, Davari Ardakani H, et al. Wind turbine performance assessment using multi-regime modeling approach[J]. Renewable Energy, 2012, 45: 86-95.
- [160] 奚立峰, 黄润青, 李兴林, 等. 基于神经网络的球轴承剩余寿命预测 [J]. 机械工程学报, 43(10): 137-142.
- [161] 潘玉娜, 陈进, 李兴林. 基于模糊 C-均值的设备性能退化评估方法[J] 上海交通大学学报,

- 2009, 43(11): 1794-1797.
- [162] 肖文斌, 陈进, 周宇, 等. 小波包变换和隐马尔可夫模型在轴承性能退化评估中的应用[J]. 振动与冲击, 2011, 30(8): 32-35.
- [163] Li Y, Billington S, Zhang C, et al. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13(1):103-113.
- [164] Li Y, Kurfeess T R, Liang S Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14(5): 747-76.
- [165] 洪杰, 苗学问, 马艳红. 航空发动机主轴承使用状态寿命预测模型[J]. 航空发动机, 2008, 34(3):18-21.
- [166] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Combination of probability approach and support vector machine towards machine health prognostics [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2011, 26(2): 165-173.
- [167] Yam R C M, Tse P W, Li L, et al. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 17(5): 383-391.
- [168] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 1161-1171.
- [169] 孟光, 尤明懿. 基于状态监测的设备寿命预测与预防维护规划研究进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(8):1-11.
- [170] Kwan C, Zhang X, Xu R, et al. A novel approach to fault diagnostics and prognostics [J]. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2003: 604-609.
- [171] Zhang X, Xu R, Kwan C, et al. An integrated approach to bearing fault diagnostics and prognostics[J]. Proceedings of the American Control Conference, 2005, 4: 2750-2755.
- [172] Yan J, Kog M, Lee J. A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application [J]. Production Planning & Control, 2004, 15(8) : 796-801.
- [173] Banjevic D, Jardine A K S. Calculation of reliability function and remaining useful life for a Markov failure time processes [J]. IMA Journal of Management Mathematics, 2006, 17(2) : 115-130.
- [174] Liao H, Zhao W, Guo H. Predicting remaining useful life of an individual unit using proportional hazards model and logistic regression model [J]. Proceedings-Annual Reliability

- and Maintainability Symposium, 2006: 127-132.
- [175] Wang W. A model to predict the residual life of rolling element bearings given monitored condition information to date [J]. *IMA Journal of Management Mathematics*, 2002, 13(1): 3-16.
- [176] 张栋, 钟培道, 陶春虎, 等. 失效分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [177] 张栋. 机械失效的痕迹分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.
- [178] 徐东, 徐永成, 陈循, 李兴林, 杨拥民. 滚动轴承加速寿命试验技术研究[J]. *国防科技大学学报*, 2010, 32(6): 126-133.
- [179] 赵庆. 航天电机用轴承的疲劳寿命试验及失效行为分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [180] 王晓敏. 轴承加速寿命试验系统及关键技术研究[D]. 浙江: 浙江工业大学, 2009.
- [181] 陈立波, 宋兰琪, 张占纲. 航空发动机轴承疲劳失效的监控[C]// 全国航空航天装备失效分析研讨会, 2006.
- [182] 陈果, 左洪福. 图像分割的二维最大熵遗传算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2002, 14(6):530-534.
- [183] 吕植勇. 磨粒检测数字化方法的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2005.
- [184] 何晓昀. 磨粒表面形貌分析与三维重构[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2005.
- [185] 邱丽娟, 宣征南, 张兴芳, 等. 基于支持向量机的铁谱磨粒自动识别[J]. *广东石油化工学院学报*, 2015, 25(3): 34-38.
- [186] 黄鹏, 贾民平, 钟秉林, 等. 磨损磨粒显微形态分析与自动识别技术[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2006, 36(3): 411-415.
- [187] 刘粲. 基于油液分析的设备状态监测与磨粒识别系统开发[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- [188] 徐可北, 周俊华. 涡流检测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004.
- [189] Marble S, Morton B P. Predicting the remaining life of propulsion system bearings[C]// *Aerospace Conference, 2006 IEEE. IEEE*, 2006.
- [190] 潘国良. 发动机磨损状态监测中对突变性油样分析数据的预测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2004.

致 谢

值此论文完成之际，特别要感谢导师陈果教授。在攻读博士学位的四年多的时间里，导师广博的知识、严谨的治学态度和实事求是的工作作风是我终身学习的榜样；导师给予的丰富知识营养、对学术研究孜孜不倦的探索精神和对事业不断追求的人生态度将是我人生宝贵的精神财富。在陈老师的悉心指导和大力支持下我的博士论文才得以顺利完成，在此谨向陈老师致以崇高的敬意和最诚挚的感谢！

在课题完成的过程中，得到了实验室林桐、张全德、王海飞、李爱、关晓颖、汪谨、冯康佳、葛科宇等同学的大力支持和配合，感谢于明月、郝腾飞、屈美娇、王晶、李华、程小勇、李旭鹏、宋培培、赵斌、梁坤等同学给予的帮助。智能诊断与专家系统研究室是一个充满朝气的集体，具有良好的学习氛围，令人难以忘怀。

感谢单位同事陈立波、景鹏、郭齐、张占纲、宋兰琪、宋科、赵志翔、傅国如、陈荣、吕凤军、李权、周雄武等在课题研究过程中给予的建议和帮助，正是你们的意见让本文研究更具有实际工程意义。感谢爱德森(厦门)电子有限公司林俊明总经理、蔡金高、林伟华等在课题研究中提供的技术支持。

特别感谢父母、岳父母和妻子对我无私的爱，你们对我求学历程的理解和支持是我完成博士学业的重要保证。

对在百忙之中审阅本论文的各位老师、专家表示衷心的感谢和敬意！

王洪伟

2015年12月

在学期间的研究成果及发表的学术论文

攻读博士学位期间发表论文情况:

- [1] 王洪伟, 陈果, 陈立波, 宋科, 李爱. 一种航空发动机滚动轴承磨损故障监测技术[J]. 航空动力学报, 2014, 29(9):2256-2263(EI: 20151200661806)
- [2] 王洪伟, 陈果, 李爱, 陈立波. 显微成像系统的多参数自适应优化技术[J]. 中国机械工程, 2014, 25(24):3338-3342.
- [3] 王洪伟, 陈果, 林桐, 汪瑾, 陈立波. 显微磨粒图像识别知识规则提取及应用[J]. 润滑与密封, 2015, 40(10): 86-91.
- [4] 汪瑾, 陈果, 王洪伟. 基于后验概率 SVM 的航空发动机滚动轴承状态评估[J]. 轴承, 2015, (5): 55-59.

攻读博士学位期间申请专利情况:

- [1] 李爱, 陈果, 王洪伟. 一种基于粒子群优化的最小二乘支持向量机组合预测方法. 专利受理号: 201210504955.1
- [2] 李爱, 陈果, 王洪伟. 一种基于支持向量机的专家系统知识获取方法. 专利受理号: 201210505242.7 (已授权, 专利号 2015101200112490)
- [3] 陈果, 李爱, 王洪伟. 一种基于 Weka 软件的专家系统知识获取方法. 专利受理号: 201210506302.7

攻读博士学位期间申请著作权情况:

- [1] 陈果, 李爱, 王洪伟. 发动机滑油滤监控系统.登记号:2012R11S109504
- [2] 陈果, 李爱, 王洪伟. 发动机滑油监控专家系统.登记号:2012R11S109507
- [3] 陈果, 李爱, 王洪伟. 多功能油液磨粒智能检测与诊断系统.登记号:2012R11S109506
- [4] 陈果, 李爱, 王洪伟. 基于油样分析的设备磨损故障诊断专家系统.登记号:2012R11S109509

攻读博士学位期间参加科研项目情况:

- [1] 国家自然科学基金(61179057):航空发动机故障智能诊断中学习样本与学习机器的自适应性问题研究, 2011-2014.
- [2] 北京航空工程技术研究中心项目:油液磨粒智能检测专家诊断系统开发, 2014-2015.
- [3] 北京航空工程技术研究中心项目:滑油光谱数据预测算法研究, 2012-2013.

攻读博士学位期间申报奖项情况:

- [1] 陈果, 李爱, 王洪伟等, 2012 年国防科学技术鉴定成果:具有数据挖掘能力的航空发动机磨损故障诊断专家系统.