

中图分类号：V2334

学科分类号：082304

论文编号：102870723-B021

博士学位论文

多工况下滚动轴承早期故障检测与融合诊断关键技术研究

研究生姓名	康玉祥
学科、专业	载运工具运用工程
研究方向	航空器故障监测与诊断
指导教师	陈果 教授

南京航空航天大学

研究生院 民航学院

二〇二三年十月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

The Graduate School

College of Civil Aviation

**Research on key technologies of early fault
detection and fusion diagnosis of rolling
bearings under multiple working conditions**

A Thesis in

Vehicle Operation Engineering

by

Kang Yuxiang

Advised by

Prof. Chen Guo

Submitted in Partial Fulfillment

of the Requirements

for the Degree of

Doctor of Philosophy

October, 2023

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：康玉祥
日期：2023.12.18

摘 要

滚动轴承是航空发动机、地面燃气轮机等旋转机械系统中的关键支撑部件，由于复杂的运行环境和工况，导致其极易产生故障。统计显示，滚动轴承故障成为了飞机发动机空中停车和提前换发的主要原因之一。因此，开展针对滚动轴承的状态与健康监测，对于航空发动机、燃气轮机等装备而言，具有极其重要的工程实用价值。有鉴于此，本文以实际航空发动机滚动轴承的状态监测为需求牵引，进行了多工况下滚动轴承早期故障检测与融合诊断关键技术研究及试验验证。论文的具体研究内容及创新点如下：

(1) 针对滚动轴承故障样本难以获取的特点，提出了一种适用于滚动轴承故障的融合深度强化学习的双输入深度异常检测方法，所提方法主要由特征提取器和异常检测器两部分组成。其中，特征提取器以深度强化学习框架为基础，采用了双输入深度神经网络构成当前值网络和目标值网络，用于提取低维特征向量。基于 3σ 原理设计了强化学习的回报函数，用于在训练时对模型的输出结果进行奖惩。仅依靠正常类数据完成模型的训练，将所提取的正常类的特征向量作为异常检测器的输入，完成检测器的学习。在测试时，依据双输入卷积神经网络和学习完成的异常检测器实现对输入的异常检测。为了说明所提方法的通用性和泛化性能，在不同领域的 4 组公开图像数据集和多组滚动轴承故障数据集以及某型真实的航空发动机滚动轴承故障数据集上分别进行了验证。结果表明，所提模型具有很高的异常检测精度，明显优于当前的最优方法。

(2) 提出了三种少故障样本下滚动轴承的故障诊断方法，分别是：1) 基于深度强化学习的少故障样本故障诊断方法，该方法利用两个深度残差网络分别用于实现多数类和少数类的诊断。同时，为提高诊断精度，提出了双经验池和平衡交叉采样技术。2) 对深度残差网络进行了改进，提出了对冲残差网络结构，大大提高了训练速度。3) 提出了一种多任务深度残差网络模型，该模型能够同时实现故障诊断、故障告警以及损伤尺寸预测三种任务。最后，在多种滚动轴承数据集上和某型真实的航空发动机滚动轴承故障数据集上对上述方法进行了充分的对比验证。

(3) 提出了低转速下滚动轴承故障异常检测方法。首先，利用小波包络分析技术，对低转速状态下基于机匣测点信号的某型航空发动机滚动轴承故障频率的难检测性进行了分析，得出了低转速状态下很难利用寻找故障特征频率的方法实现某型航空发动机滚动轴承故障诊断的结论。然后，利用低转速状态下滚动轴承故障冲击间隔长以及手摇情况下转速波动的特点，提出了基于 Vision Transformer (ViT) 的异常检测方法。最后，在带机匣的航空发动机转子试验器上和某型真实的航空发动机上进行了低转速试验验证，验证了上述方法的有效性。

(4) 为充分利用振动加速度数据和滑油监测数据，进一步提高诊断精度，分别利用高斯多

元分布方法和模糊融合诊断方法实现了滚动轴承故障的多源数据融合诊断。在融合诊断中，提取振动有效值、峭度等振动特征，以及滑油监测数据中的 Fe 颗粒累计质量等特征，作为融合诊断的输入。最后，利用滚动轴承全寿命试验数据和航空发动机故障演化试车数据对融合诊断方法进行了验证。

关键词：航空发动机，滚动轴承，异常检测，少样本，融合诊断，低转速故障诊断，深度强化学习，残差网络

ABSTRACT

Rolling bearing is a key supporting component in rotating mechanical systems such as aero-engines and ground gas turbines. Due to the complex operating environment and working conditions, it is prone to failure. Statistics show that rolling bearing failure has become one of the main reasons for aircraft engine air parking and early replacement. Therefore, carrying out condition monitoring and health monitoring for rolling bearings has extremely important engineering practical value for aero-engines, gas turbines and other equipment. In view of this, this paper takes the condition monitoring of actual aero-engine rolling bearings as the demand traction, and carries out the key technology research and experimental verification of early fault detection and fusion diagnosis of rolling bearings under multiple working conditions. The specific research contents and innovations of this paper are as follows :

(1) Aiming at the difficulty of obtaining fault samples of rolling bearings, a dual-input deep anomaly detection method based on fusion deep reinforcement learning for rolling bearing faults is proposed. The proposed method is mainly composed of feature extractor and anomaly detector. Among them, the feature extractor is based on the deep reinforcement learning framework, and a dual-input deep neural network is used to construct the current value network and the target value network for extracting low-dimensional feature vectors. Based on the 3σ principle, the reward function of reinforcement learning is designed to reward and punish the output results of the model during training. Only the normal class data is used to complete the training of the model, and the feature vector of the extracted normal class is used as the input of the anomaly detector to complete the learning of the detector. In the test, the anomaly detection of the input is realized based on the double input convolutional neural network and the learned anomaly detector. In order to illustrate the versatility and generalization performance of the proposed method, four sets of public image data sets and multiple sets of rolling bearing fault data sets in different fields and a real aero-engine rolling bearing fault data set are verified respectively. The results show that the proposed model has high anomaly detection accuracy, which is obviously better than the current optimal method.

(2) Three fault diagnosis methods for rolling bearings with few fault samples are proposed, which are as follows : 1) Fault diagnosis method for rolling bearings with few fault samples based on deep reinforcement learning. This method uses two deep residual networks to realize the diagnosis of majority class and minority class respectively. At the same time, in order to improve the diagnostic accuracy, a double experience pool and balanced cross-sampling technology are proposed. 2) The deep

residual network is improved, and the hedging residual network structure is proposed, which greatly improves the training speed. 3) A multi-task deep residual network model is proposed, which can simultaneously realize three tasks : fault diagnosis, fault alarm and damage size prediction. Finally, the above methods are fully compared and verified on a variety of rolling bearing datasets and a real aero-engine rolling bearing fault dataset.

(3) A fault anomaly detection method of rolling bearing at low speed is proposed. Firstly, the wavelet envelope analysis technology is used to analyze the difficulty of detecting the fault frequency of an aero-engine rolling bearing based on the casing measuring point signal at low speed. It is concluded that it is difficult to find the fault characteristic frequency to realize the fault diagnosis of an aero-engine rolling bearing at low speed. Then, an anomaly detection method based on Vision Transformer (ViT) is proposed by using the characteristics of long fault impact interval of rolling bearings under low speed and speed fluctuation under hand shaking. Finally, the low speed test is carried out on the aero-engine rotor tester with casing and a real aero-engine to verify the effectiveness of the above two methods.

(4) In order to make full use of vibration acceleration data and lubricating oil monitoring data, and further improve the diagnostic accuracy, the multi-source data fusion diagnosis of rolling bearing fault is realized by using Gaussian multivariate distribution method and fuzzy fusion diagnosis method respectively. In the fusion diagnosis, the vibration characteristics such as vibration effective value and kurtosis, and the cumulative mass of Fe particles in the oil monitoring data are extracted as the input of the fusion diagnosis. Finally, the fusion diagnosis method is verified by using the whole life test data of rolling bearings and the test data of aero-engine fault evolution.

Key words: aero-engine, rolling bearing, anomaly detection, few samples, fusion diagnosis, low speed fault diagnosis, deep reinforcement learning, residual network

目 录

摘 要	I
ABSTRACT.....	III
目 录	V
图表清单.....	VIII
注释表*	XII
缩略词	XIV
第一章 绪论.....	1
1.1 研究目的及意义.....	1
1.1.1 课题来源	1
1.1.2 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状分析.....	2
1.2.1 滚动轴承故障信号分析.....	2
1.2.2 基于深度学习的滚动轴承故障诊断.....	4
1.2.3 低转速滚动轴承故障诊断现状.....	9
1.2.4 故障智能融合诊断研究现状.....	11
1.2.5 问题的提出.....	13
1.3 本文主要研究内容及章节安排.....	14
第二章 无故障样本的滚动轴承故障异常检测.....	16
2.1 引言	16
2.2 融合深度强化学习的双输入异常检测方法(DADDRL).....	16
2.2.1 理论基础	16
2.2.2 DADDRL 的关键技术.....	18
2.2.3 基于公开图像数据集的模型性能验证.....	22
2.2.4 基于公开滚动轴承故障模拟数据集的验证.....	27
2.3 带机匣的航空发动机转子试验器的方法验证.....	29
2.4 基于滚动轴承疲劳试验机的滚动轴承故障演化试验验证.....	31
2.5 基于实际航空发动机的主轴承故障异常检测方法验证.....	34
2.6 本章小结.....	35
第三章 含少量故障样本的滚动轴承故障诊断.....	37
3.1 引言	37
3.2 少故障样本下的深度强化学习诊断方法.....	37

3.2.1 双经验池深度强化学习关键技术.....	37
3.2.2 基于公开数据集的模型验证.....	41
3.3 少故障样本下的深度残差网络诊断方法.....	47
3.3.1 深度残差网络原理.....	47
3.3.2 对冲残差网络结构.....	48
3.3.3 基于公开数据集的模型验证.....	53
3.4 基于多任务深度残差网络的故障诊断方法.....	57
3.4.1 多任务深度残差网络结构.....	57
3.4.2 基于公开数据集的模型验证.....	60
3.5 带机匣的航空发动机转子试验器的方法验证.....	61
3.5.1 试验概述.....	61
3.5.2 方法验证.....	62
3.6 基于实际航空发动机主轴承的故障诊断方法验证.....	69
3.6.1 试验概述.....	69
3.6.2 方法验证.....	69
3.7 本章小结.....	71
第四章 低速转动状态下滚动轴承故障异常检测.....	72
4.1 引言.....	72
4.2 低转速状态下滚动轴承故障特征频率分析.....	72
4.2.1 故障特征分析.....	72
4.2.3 结论.....	79
4.3 基于深度异常检测方法的低转速滚动轴承故障检测.....	80
4.3.1 引言.....	80
4.3.2 基于 TransFormer 的深度异常检测方法.....	80
4.3.2 方法验证.....	83
4.4 本章小结.....	88
第五章 基于振动和油液的滚动轴承故障智能融合诊断.....	89
5.1 引言.....	89
5.2 滚动轴承的振动和油液数据融合诊断流程.....	89
5.3 关键技术.....	90
5.3.1 基于多元高斯分布的滚动轴承振动特征融合.....	90
5.3.2 振动和油液数据的模糊融合诊断.....	91
5.4 基于滚动轴承加速疲劳试验器的振动和油液数据的融合诊断.....	93
5.4.1 滑油特征提取.....	93

5.4.2 振动特征提取.....	94
5.4.3 基于多元高斯分布的滚动轴承融合诊断.....	95
5.4.4 振动和油液数据的模糊融合诊断结果.....	97
5.5 基于航空发动机主轴承故障演化的振动和油液数据融合诊断.....	98
5.5.1 振动信号特征提取.....	98
5.5.2 融合诊断结果.....	100
5.6 本章小结.....	100
第六章 总结与展望.....	101
6.1 全文工作总结.....	101
6.2 未来工作展望.....	102
参考文献.....	103
致 谢.....	116
在学期间的研究成果及发表的学术论文.....	118
附录 A 滚动轴承故障模拟试验及典型故障样本数据集.....	120
A.1 美国辛辛那提大学 IMS 滚动轴承数据集.....	120
A.2 美国凯斯西储大学滚动轴承故障模拟数据集.....	120
A.3 基于带机匣转子试验器的滚动轴承故障模拟数据集.....	121
A.4 基于加速疲劳试验机的滚动轴承全寿命演化试验数据集.....	122
A.5 真实航空发动机主轴承剥落故障演化台架试车数据集.....	123
A.6 基于带机匣转子试验器的低转速滚动轴承故障模拟数据集.....	125
A.7 真实航空发动机的低转速主轴承剥落故障模拟数据集.....	126
A.8 基于滚动轴承加速疲劳试验器的振动和油液数据集.....	128
A.9 基于航空发动机主轴承故障演化的振动和油液数据集.....	129

图表清单

图 1.1 航空发动机滚动轴承典型故障.....	2
图 1.2 论文的总体研究框架及流程.....	15
图 2.1 DSVDD 的基本原理.....	17
图 2.2 分类马尔可夫决策过程 CMDP	18
图 2.3 融合深度强化学习的双输入异常检测方法.....	19
图 2.4 DADDRL 的结构.....	20
图 2.5 ROC 曲线示意图	22
图 2.6 西储大学数据集上测试结果.....	28
图 2.7 IMS 数据集上多种方法的异常度值.....	29
图 2.8 带机匣的航空发动机转子试验器上滚动轴承故障数据集检测结果	31
图 2.9 与传统特征值的对比结果.....	32
图 2.10 多种方法在 4 组滚动轴承数据集上的异常度值.....	33
图 2.11 DADDRL 方法在航空发动机滚动轴承数据集上的验证结果.....	35
图 2.12 多台真实航空发动机上的检测结果.....	35
图 3.1 双经验池深度强化学习 DEPDRL	38
图 3.2 深度残差网络.....	40
图 3.3 不同样本的小波时频图.....	45
图 3.4 不同 ρ 下分类准确率变化情况.....	47
图 3.5 残差结构块.....	48
图 3.6 深度残差对冲网络.....	49
图 3.7 堆叠卷积对冲结构块.....	50
图 3.8 对冲操作结果.....	51
图 3.9 恒等映射块.....	52
图 3.10 两种数据集上的测试结果.....	54
图 3.11 振动加速度数据预处理方法.....	55
图 3.12 模型测试结果.....	56
图 3.13 多任务残差网络模型结构 MDResnet.....	57
图 3.14 多任务残差网络 MDResnet 测试结果.....	61
图 3.15 不同 ρ 下分类准确率变化情况.....	63
图 3.16 试验数据故障诊断精度.....	64
图 3.17 训练目标参数变化曲线.....	65
图 3.18 多任务残差网络诊断结果.....	66

图 3.19 未参与训练的故障尺寸预测结果.....	67
图 3.20 添加噪声后损伤尺寸预测结果.....	68
图 3.21 各种方法在不同不平衡比例下诊断精度变化曲线.....	71
图 4.1 低转速振动信号.....	74
图 4.2 内圈故障轴承座测点信号分析结果.....	75
图 4.3 内圈故障机匣测点信号分析结果.....	76
图 4.4 外圈故障轴承座测点信号分析结果.....	77
图 4.5 外圈故障机匣测点信号分析结果.....	78
图 4.6 试验器正常状态轴承座测点信号分析结果.....	78
图 4.7 真实航空发动机机匣测点信号及分析结果.....	79
图 4.8 ViT-DSVDD 方法.....	81
图 4.9 Vision Transformer 基本原理.....	81
图 4.10 数据预处理方法简图.....	84
图 4.11 不同预处理方法的检测结果对比.....	85
图 4.12 摇转检测结果.....	86
图 4.13 ViT-DSVDD 模型的泛化性能验证结果.....	87
图 4.14 ViT-DSVDD 在真实发动机中的检测结果.....	88
图 5.1 融合诊断流程.....	89
图 5.2 频带包络能量特征的计算流程.....	90
图 5.3 模糊推理融合诊断方法流程.....	91
图 5.4 三角形隶属度函数示意图.....	92
图 5.5 Fe 颗粒的变化.....	94
图 5.6 振动加速度特征量.....	95
图 5.7 融合诊断结果.....	96
图 5.8 模糊融合诊断结果.....	97
图 5.9 振动数据特征.....	99
图 5.10 融合诊断结果.....	100
图 A.1 滚动轴承疲劳试验台.....	120
图 A.2 凯斯西储大学滚动轴承故障模拟试验台实物图.....	121
图 A.3 带机匣的航空发动机转子试验器及试验轴承.....	122
图 A.4 ABLT-1A 试验器及故障轴承.....	123
图 A.5 航空发动机及主轴的初始剥落故障实物图.....	124
图 A.6 发动机测点安装位置标识图及采集系统.....	125
图 A.7 低转速试验轴承故障情况.....	127

图 A. 8 便携式航空发动机振动监测系统.....	128
图 A. 9 油液磨屑在线检测系统及轴承剥落形貌图.....	129
图 A. 10 航空发动机油液传感器安装位置.....	129
图 A. 11 滑油碎屑磨粒图像.....	130
图 A. 12 Fe 元素质量变化情况.....	131
表 2. 1 二分类混淆矩阵.....	22
表 2. 2 DADDRL 在不同异常检测器及数据预处理方法下的检测结果.....	23
表 2. 3 多种异常检测方法在不同数据预处理方法下的检测结果.....	24
表 2. 4 多种异常检测方法在 Mnist 和 Cifar-10 数据集上的检测结果.....	25
表 2. 5 经验池结构、折扣因子对检测结果的影响.....	26
表 2. 6 经验池结构中不同平衡比例值对结果的影响 (AUC 值%).....	27
表 2. 7 数据集样本信息.....	28
表 2. 8 凯斯西储大学滚动轴承故障数据集上的检测结果.....	28
表 2. 9 IMS 数据集上的异常点样本.....	29
表 2. 10 轴承故障检测样本信息.....	30
表 2. 11 检测结果.....	30
表 2. 12 IDES 4 组轴承上的试验结果对比.....	33
表 2. 13 实际航空发动机上不同方法的异常检测比较结果 AUROC (%).....	34
表 2. 14 航空发动机滚动轴承样本信息.....	35
表 3. 1 双经验池深度强化学习模型 DEPDRL 参数.....	41
表 3. 2 图像不平衡数据集.....	41
表 3. 3 不平衡数据测试结果.....	43
表 3. 4 不平衡数据测试 G-means 值.....	44
表 3. 5 不平衡试验数据集.....	45
表 3. 6 诊断结果.....	46
表 3. 7 诊断结果的 G-means 值.....	46
表 3. 8 深度残差对冲网络信息.....	49
表 3. 9 Cifar-10 数据集试验结果.....	55
表 3. 10 数据集样本信息.....	56
表 3. 11 模型故障诊断精度比较.....	56
表 3. 12 多任务深度残差网络 MDResnet 参数信息.....	59
表 3. 13 数据集样本信息.....	60
表 3. 14 MDResnet 诊断结果.....	61

表 3.15 故障不平衡试验数据集.....	62
表 3.16 诊断结果.....	62
表 3.17 DEPDRL 诊断结果.....	63
表 3.18 发动机轴承故障诊断精度比较.....	64
表 3.19 测试结果信息.....	64
表 3.20 网络诊断结果（尺寸预测精度为预测值除以所有尺寸的均值）.....	66
表 3.21 网络测试结果.....	67
表 3.22 损伤尺寸预测结果统计.....	68
表 3.23 添加噪声后网络测试结果.....	68
表 3.24 真实航空发动机故障不平衡试验数据集.....	69
表 3.25 真实航空发动机滚动轴承数据集上的诊断结果.....	70
表 4.1 ViT-DSVDD 模型结构参数.....	83
表 4.2 不同预处理方法的检测结果.....	84
表 4.3 不同方法 AUC 指标的对比结果.....	85
表 5.1 多元高斯分布的期望值.....	96
表 5.2 多元高斯分布的协方差矩阵值.....	96
表 A.1 ZA-2115 轴承的几何尺寸.....	120
表 A.2 滚动轴承参数信息.....	121
表 A.3 6206 滚动轴承参数信息.....	122
表 A.4 IDES 滚动轴承全寿命周期数据参数信息.....	122
表 A.5 试验机主要技术指标.....	123
表 A.6 主轴承参数信息.....	124
表 A.7 低转速滚动轴承故障数据信息.....	126
表 A.8 航空发动机低转速试验样本信息.....	127
表 A.9 真实航空发动机滑油监测数据.....	130

注释表*

w	神经网络参数	$\phi(x_i; w)$	深度神经网络变换
R	超球的半径	x_i	表示第 i 个训练样本
a	超球的球心	$\ \cdot\ _F$	Frobenius 范数
v, λ	超参数	\mathbf{S}	深度强化学习状态集
A	深度强化学习动作集	R	深度强化学习决策奖励
P	状态转移矩阵	γ	折扣因子
$D=$	不平衡训练数据集	l_i	样本标签
a_t	智能体动作	s_t	智能体状态
r_t	奖励	$\pi(\theta)$	策略
$O_1 \in R^{1 \times m}, O_2 \in R^{1 \times m}$	网络的输出结果	μ	期望
Σ	协方差矩阵	L_{Re}^C	当前值网络的重构误差
L_{Re}^T	目标值网络的重构误差	G_t	强化学习累计奖励
$Q(s, a)$	状态动作值函数	π^*	最优的策略
$Q^*(s, a)$	最优的动作值函数	η_1, η_2	[0,0.1]之间的随机数
s	Squash 中一维输入向量	v	Squash 中压缩后的向量
α	深度学习的学习率	epoch	迭代次数
TP	真阳性样本数	TN	真阴性样本数
FP	假阳性样本数	FN	假阴性样本数
$Recall$	召回率	$Specificity$	准确率
ρ	不平衡比例	x_l	残差网络中第 l 个残差块的输入
$f(x_i)$	残差映射输出	$h(x_i)$	恒等映射输出
Relu	激活函数	o	残差网络总层数
f_r	滚动轴承转动频率	D	滚动轴承节径
d	滚珠直径	α	接触角
Z	滚珠个数	f_{out}	外圈频率
f_{in}	轴承内圈频率	f_c	保持架转动频率
f_b	滚珠自转频率	$x \in R^{w \times h \times c}$	Vit 的输入
x_p	Vit 分割后的图像块	V	自注意力机制中值矩阵
K	自注意力机制中键矩阵	Q	自注意力机制中查询矩阵
W_i^q, W_i^k, W_i^v	Vit 网络更新学习的参数	W_h	投影矩阵
$g(x)$	Vit 中残差块的输出	$f(x)$	Vit 中残差映射函数
$LN(\cdot)$	层归一化函数	$X \sim N_p(\mu, \Sigma)$	p 元高斯分布

$|\Sigma|$ 列式 协方差矩阵的行列式

*符号若有相同，以正文中的解释为准；未列举符号具体释义可见正文。

缩略词

缩略词	英文全称	中文释义
MED	Minimum Entropy Deconvolution	最小熵解卷积
EMD	Empirical Mode Decomposition	经验模态分解
LMD	Local Mean Decomposition	局部均值分解
EWT	Empirical Wavelet Transform	经验小波变换
VMD	Variational Modal Decomposition,	变分模态分解
PCA	Principal Component Analysis	主成分分析法
LDA	Linear Discriminant Analysis	线性判别分析
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
BP	Back Propagation	多层前馈网络
DBN	Deep Belief Network	深度置信网络
AE	Autoencoder	自编码器
CNN	Convolutional Neural Networks	卷积神经网络
Resnet	Residual Networks	深度残差网络
MHA	Multi-Head Attention	多头注意力机制
VIT	Vision Transformer	视觉 Transformer
KL	Kullback–Leibler	KL 散度
GAN	Generative Adversarial Networks	生成对抗网络
ECGAN	Evolutionary Conditional Generative Adversarial Nets	条件生成对抗网络
LSTM	Long Short-Term Memory	长短期记忆网络
K-Means	K-means clustering algorithm	K 均值聚类算法
VAE	Variational Autoencoder	变分自编码器
DCNNVE	Deep Convolution Neural Networks Autoencoder	深度卷积自编码器
Deep OC-NN	Deep One Class Neural Networks	深度一类分类
DSVDD	Deep Support Vector Data Description	深度支持向量描述
SVDD	Support Vector Data Description	支持向量描述
RMS	Root Mean Square	均方根值
ASR	Adaptive Sparse Representation	自适应稀疏表示
CEWDS	Civil aero-engine wear diagnosis system	发动机磨损诊断专家

		系统
EOMES	Engine oil monitoring expert systems	发动机滑油监控专家系统
AVHDS	Aero-Engine Vibration Health Diagnosism System	航空发动机振动健康诊断系统
AD	Anomaly Detection	异常检测
DRL	Deep Reinforcement Learning	深度强化学习
DADDRL	Dual-Input AD Method Based on DRL,	双输入异常检测方法
SGD	Stochastic Gradient Descent	随机梯度下降算法
RL	Reinforcement Learning	强化学习
DL	Deep Learning	深度学习
CMDP	Classification Markov Process Decision	分类马尔可夫决策过程
DCAE	Deep Contractive Autoencoder	深度收缩自编码器
KDE	Kernel Density Estimation	核密度估计
ANOGAN	Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks	生成对抗异常检测网络
OC-NN	One-Class Neural Network	一类分类神经网络
DEPDRL	Dual-Experience Pool Deep Reinforcement Learning	双经验池深度强化学习
DResHnet	Deep Residual Hedging Network	深度残差对冲网络
SCHC	Stack Convolution Hedge Structure	堆叠卷积对冲结构块
HP	Hedging Processes	对冲操作
MDResnet	Multitask Deep Residual Network	多任务深度残差网络模型
ViT-DSVDD	Deep support vector description method based on ViT	基于 ViT 的深度支持向量描述
FFT	Fast Fourier Transform	快速傅里叶变换

第一章 绪论

1.1 研究目的及意义

1.1.1 课题来源

本研究课题来源于国家科技重大专项(J2019-IV-0004-0071)子课题——复杂服役环境下主轴承典型故障宏观动力学研究、国家自然科学基金项目(52272436)——基于深度异常检测和元学习的航空发动机主轴承早期故障预警与演化诊断。

1.1.2 研究背景及意义

随着传感器、信息、人工智能、物联网、云计算等技术的飞速发展，机械设备也快速地向智能化、复杂化、综合化的方向进行转变^[1]。如此繁杂的机械设备在实际工作过程中，任何部件出现微小的瑕疵均有可能降低生产效率、提高维修维护成本甚至于造成人员伤亡。对机械设备进行故障监测与诊断，可以有效判断设备状态，发现故障部位，揭示故障产生的现象，明确故障的性质，进而指导生产操作，提高生产效率，稳定生产运行状态，防患于未然。智能故障诊断的本质是一个模式识别或分类问题，它包括信号采集、特征提取、状态识别及诊断决策等具体实施步骤。其中，信号采集是故障诊断的前提，特征提取则是故障诊断的关键，它们都为状态识别这一核心问题服务。因此，加强机械设备故障诊断技术的研究，对于国民经济的发展重要性不言而喻。

以航空和地面燃气涡轮发动机为代表的旋转机械，通常工作在高温、高速、高负载等恶劣的环境中，导致其极易发生故障^[2]。而轴承作为旋转机械中极其重要的支撑部件，其相对于其余部件具有更高的故障发生概率。据统计，旋转机械中由轴承失效引起的设备故障约为设备总故障数量的 30%至 40%^[3]。具体来看，当前我国航空发动机和地面燃气涡轮发动机在研制和使用过程中，均存在滚动轴承故障频发、诊断困难的严峻问题。一旦轴承发生故障，将直接影响设备的使用安全，轻则会使转子系统振动增大，转静子碰摩，严重时甚至会导致灾难性事故。目前，滚动轴承失效公认是造成航空发动机空中停车、非计划换发的主要诱因之一。其中，内外滚道表面剥落是轴承失效的主要形式。例如，CFM56-3 发动机在 1986 年 1 月至 1992 年 12 月的六年间，高压压气机滚珠轴承失效占到了该型发动机空中停车事件的 25%，在各种原因中名列首位。据统计，自 2005 年起我空军某型新机列装后累计发生数十起主轴承损伤故障，造成了重大的经济损失，典型故障如图 1.1 所示。此外，某型国产发动机因主轴承剥落故障，已累计发生数十起空中停车事故征候。当前，航空发动机主轴承故障已严重危及发动机使用安

全，成为制约我国航空发动机技术发展、影响战斗力的重大技术瓶颈^[1]。



图 1.1 航空发动机滚动轴承典型故障

由此可见，对于航空发动机/地面燃气涡轮发动机这类复杂、精密的旋转机械系统开展滚动轴承的状态监测与故障诊断研究十分必要且势在必行。然而，对于航空发动机这类不能“带病”运行的系统，其存在故障信号微弱、背景噪声强的特点。因此，针对这类系统中滚动轴承故障诊断算法面临的挑战是从微弱的、被噪声污染的、并经过传播路径滤波的振动信号里提取出故障特征，并将虚警率、漏检率控制在可接受的范围内。此外，工程实际中，无论是高转速（ $>600\text{r/min}$ ）亦或是低转速（ $<600\text{r/min}$ ），航空发动机这类系统正常状态的运行数据往往很容易获得，而故障状态的运行数据很难获得，甚至有时无法获得。因此，仅利用正常状态下的样本实现滚动轴承的早期故障检测，成为了解决这一现实问题的有效途径。同时在获得滚动轴承早期故障后，结合滑油检测数据实现滚动轴承的融合故障诊断，是滚动轴承故障诊断的保障。

1.2 国内外研究现状分析

1.2.1 滚动轴承故障信号分析

滚动轴承故障诊断最有效、最常用的方法是提取其故障特征频率，实际测得的滚动轴承振动信号中通常存在其他机械部件振动分量和噪声的干扰，因此应用各种信号处理方法来提取滚动轴承的故障特征频率一直是滚动轴承故障诊断的研究重点^[5]。

盲解卷积技术是提升滚动轴承故障特征的一种有效方法。最小熵解卷积（Minimum Entropy Deconvolution, MED）是以最大化峭度为目标的盲解卷积技术。Sawalhi 等人^[6]首先将最小熵解卷积应用于滚动轴承故障诊断，研究表明利用 MED 可以显著提升滚动轴承故障信号中的冲击特征。MED 虽然在提升滚动轴承故障的冲击特征方面非常有效，但是在应用中存在容易提升出单一随机大脉冲的问题，一些研究人员通过改进 MED 的目标函数来解决这一问题，例如将目标函数改为最大化偏度^[7]，最大化相关峭度^[8]，最大化多点 D 范数^[9]和最大化脉冲范数^[10]等。传统的 MED 采用迭代算法来优化滤波系数，Cheng 等人^[11]提出了基于粒子群优化算

法的 MED 滤波系数求解方法, 贺志远等人^[12]提出了一种 MED 最优滤波长度选择的新方法。上述研究均表明盲解卷积技术是提升滚动轴承故障冲击特征的一种有效方法。

滚动轴承的故障特征主要包含在共振频带内, 通过提取共振频带来提升滚动轴承故障的冲击特征是一种常用的思路。西安交通大学何正嘉团队系统研究了小波分析方法在共振频带提取中的应用^[13-14]。湖南大学的于德介团队系统研究了经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 在共振频带提取中的应用^[15], 程军圣团队系统研究了局部均值分解 (Local Mean Decomposition, LMD) 在共振频带提取中的应用^[16]。以上方法在共振频带提取方面均体现出了有效性, 但也各自存在不同的问题。小波分析方法的问题主要是小波基对待进行共振频带提取的振动信号缺乏自适应性, 经验模态分解和局部均值分解虽然是自适应的信号分解方法, 但是存在模态混叠和端点效应等问题, 分解后的信号容易产生很多无意义的分量, 容易存在过度分解问题。针对小波方法在信号分解中缺乏自适应性的问题, Gilles 提出了经验小波变换 (Empirical Wavelet Transform, EWT)^[17], 目前已被应用于滚动轴承故障信号的共振频带提取^[18-19]。针对 EMD 方法中存在的一些问题, Dragomiretskiy 等提出了变分模态分解 (Variational Modal Decomposition, VMD)^[20], 由于 VMD 在信号自适应分解方面的良好性能, 许多学者研究了其在滚动轴承故障信号共振频带提取中的应用^[21-22]。总结共振频带提取方面的研究可以得出两点结论: 一是通过提取共振频带可以凸显滚动轴承故障的冲击特征, 共振频带提取是滚动轴承故障诊断的一项关键技术; 二是信号自适应分解方法相比基函数固定的分解方法在共振频带提取方面具有明显的优越性。

以上研究均非针对航空/地面燃气轮机主轴承, 但其诊断方法可以为航空/地面燃气轮机主轴承故障诊断所借鉴。然而, 与一般旋转机械的滚动轴承故障诊断相比, 航空/地面燃气轮机主轴承故障诊断具有显著的特殊性, 主要表现在监测主轴承状态的传感器通常只能安装在机匣上, 因航空/地面燃气轮机结构复杂、主轴承故障激励到机匣的传递路径较长, 导致机匣测点信号中的主轴承故障特征非常微弱, 因此基于机匣测点信号进行主轴承故障诊断具有极大难度^[23]。

在航空/地面燃气轮机滚动轴承故障诊断方面, 在国外, Sadooghi 等人^[24]研究了喷气发动机压缩机振动信号的降噪技术, 提出了一种母小波和阈值方法最优组合的选择方法。Rzadkowski 等人^[25]针对航空发动机转子中介轴承故障进行了研究, 在压缩机转子叶片位移的基础上, 利用尖端定时和尖端间隙技术对叶片进行数值分析, 通过信号方差值反映中介轴承的健康状况。Antoni 等人^[26]报告了 2015 年赛峰民用航空发动机滚动轴承故障诊断竞赛的情况, 指出需要使用不同的滤波技术以增强淹没在背景噪声中的滚动轴承故障特征, 未来有必要研究更加自动化的诊断方法。在国内, 西北工业大学廖明夫等人^[27]通过实验发现中介轴承的外环故障包络谱与内环故障和滚动体故障的包络谱相似, 也受周向载荷不均匀分布和传感器相对位

置周期性变化的影响，并基于此推导了中介轴承故障特征倍频公式，建立了中介轴承局部故障的理论模型，采用希尔伯特包络检波技术，对外环剥落轴承振动信号进行了分析。此外，廖明夫等人^[28-29]还提出了转差域频谱和转差域包络谱的概念，建立了诊断航空发动机中介轴承故障的方法。南京航空航天大学陈果等人^[30]利用一个结构上与真实发动机相似的带机匣的航空发动机转子试验器进行了滚动轴承故障模拟试验，分别测试了机匣和轴承座的振动加速度信号，对比表明，由于传递路径复杂，滚动轴承的振动信号传递到机匣上后衰减了近 4/5。西安交通大学陈雪峰等人^[31]指出航空发动机主轴承故障信号在高转速下存在重叠失真现象，并针对性地提出了一种聚类低秩诊断方法。

综上所述，目前针对滚动轴承故障诊断研究非常活跃，已经提出了许多有效的诊断方法。然而，由于航空/地面燃气轮机主轴承故障诊断的特殊性，考虑到实际航空/地面燃气轮机振动测点通常布置在机匣上，故障传播路径长，衰减严重，故障特征极其微弱，信噪比小，故直接应用这些方法并不能有效地解决其故障诊断问题。

1.2.2 基于深度学习的滚动轴承故障诊断

当前以小波分析、傅里叶变换和机器学习为代表的传统故障诊断方法主要有人工提取特征、故障诊断两个步骤^[32-33]。该类方法首先从一维原始信号中提取数据特征。然后，采用诸如主成分分析法（Principal Component Analysis, PCA）^[32]、线性判别分析（Linear Discriminant Analysis, LDA）^[33]等数据降维方法对所提取的冗余特征进行剔除。最后，将经过降维处理的特征数据作为支持向量机（Support Vector Machine, SVM）^[34]、多层前馈网络（Back Propagation, BP）^[35]等模型的输入，对算法进行训练，获得故障诊断模型。核方法是使用核函数的机器学习方法的统称，利用核函数可以将原来的线性方法推广为非线性方法，核方法的典型代表支持向量机、核判别分析等均已被成功应用于滚动轴承故障智能诊断中^[35]。集成学习方法是另一类重要的机器学习方法，该类方法通过将多个弱学习器以一定的方式进行组合来构建强学习器。传统机器学习方法在从振动信号中提取特征时一般需要依赖专家的经验或知识，且对数据降维会导致有用的特征被剔除，影响诊断精度。

1.2.2.1 含大量故障样本的诊断

深度学习因其可以实现端到端的学习，省略了人工提取特征的过程，可以自动建立特征至类型的非线性映射。因此，大量的深度学习算法^[36-37]被越来越多的应用于滚动轴承故障诊断。深度学习的一些代表性方法主要有：深度置信网络、深度自动编码器、卷积神经网络、深度残差网络、迁移学习等。

深度置信网络是一类由多层隐变量构成的深度神经网络。Zhang 等^[38]提出了一种改进深度

置信网络 (Deep Belief Network, DBN) 算法, 并在滚动轴承的故障诊断试验中取得了良好的效果。李巍华等^[39]应用深度置信网络直接从轴承原始振动信号中提取故障特征进行智能诊断。Meng 等^[40]针对滚动轴承故障位置和严重程度分类问题, 利用深度置信网络构建了一种由两层构成的层次诊断网络。Shao Haidong 等^[41]提出了一种基于压缩感知和改进的深度卷积置信网络的滚动轴承故障特征学习方法。

自编码器 (Autoencoder, AE) 是一种采用无监督的方式从数据中学习知识的人工神经网络。Wang 等^[42]提出了一种多层监督自编码器模型, 该模型有效地提高了故障诊断精度。Jia Feng 等^[43]研究了自编码器在滚动轴承和齿轮故障智能诊断中的应用。Shao Haidong 等^[44]针对滚动轴承和齿轮故障智能诊断问题, 采用最大相关熵为自编码器设计了一种新的损失函数来增强特征学习能力, 同时, 采用人工鱼群算法来优化自编码器的参数。侯文擎等^[45]利用粒子群优化算法来确定堆叠降噪自编码器的网络结构, 提出了一种基于堆叠降噪自编码器的滚动轴承故障智能诊断方法。

卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 是一种由卷积层、池化层、全连接层等构成的深层神经网络。张向阳、陈果等^[35]基于 CNN 成功地识别了基于机匣测点的滚动轴承故障。Guo 等^[46]提出了一种自适应学习率的改进卷积神经网络, 并将其用于滚动轴承故障诊断, 在故障尺寸大小识别和故障类型诊断中都取得了很好的效果。Olivier Janssens 等^[47]将滚动轴承振动信号的频谱作为 CNN 的输入, 通过 CNN 来直接学习故障特征并用于智能诊断。陈仁祥等^[48]首先采用离散小波变换将滚动轴承振动信号变换到时频域, 然后将时频图像输入 CNN 来自动学习故障特征。Zhang Wei 等^[49]直接以滚动轴承的原始振动信号作为 CNN 的输入, 通过采用 Dropout 和小批量训练技术对 CNN 的训练进行改进, 在带有噪声和工作负载变化情况下的滚动轴承故障诊断中取得了良好效果。Jia Feng 等^[50]通过对 Softmax 损失函数进行加权来解决正常样本和故障样本的不平衡问题, 通过提出一种神经元激活最大化算法来理解 CNN 的故障特征学习过程。Huang 等^[51]提出了一种多尺度级联卷积神经网络用于轴承的故障诊断。Khorram 等^[52]以原始加速度振动数据(时域特征)为输入, 提出一种端到端的故障检测方法, 该方法具有检测精度高、收敛速度快的特点。

深度残差网络 (Residual Networks, Resnet) ^[53-54]于 2015 年被提出, 该网络模型在随后的 Imagenet 数据大赛中以压倒性的优势取得了当年的冠军。目前, 该模型被大量地用于滚动轴承故障诊断^[55]。如 Wen 等^[56]提出了一种新的 50 层残差网络模型, 并将时域故障信号转换为 RGB 图像作为所提模型的输入, 实现了轴承故障的精确诊断。Du 等^[57]以短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT) 的时频图为输入, 提出了基于 Resnet 的变工况故障诊

断方法。虽与以 CNN 为代表的深度学习方法相比, Resnet 具有很好的效果, 但随网络深度增加、参数量增大, 也同样存在诸如训练速度慢^[54,58]等不足。

Transformer 网络是 2017 年由 Google 团队针对自然语言处理中的机器翻译问题提出的^[59], 其中 Encoder 的每一层都有多头机制 (Multi-Head Attention, MHA) 和前馈 (Feed Forward) 两个部分, 每层网络中都加入正则化以减少模型过拟合, 提高模型的训练效率及泛化能力。除此之外, Transformer 还引入了残差网络思想, 完成低层信息向高层的传递以构建更深层的网络。近年来, Transformer 网络在滚动轴承故障诊断中也展现出了巨大的潜力。He 等^[60]将视觉 Transformer (Vision Transformer, ViT) 和 KL (Kullback-Leibler, KL) 散度相结合, 提出了一种新的针对滚动轴承故障诊断的 Transformer 网络。Tang 等^[61]将小波变换和 Transformer 网络相结合, 提出了集成 Transformer 网络模型, 并在滚动轴承故障诊断中取得了较高的诊断精度。

由此可见, 各种机器学习方法的引入显著提升了滚动轴承故障诊断的自动化水平, 尤其深度学习由于能够实现故障特征的自动学习, 不仅降低了对各种现代信号处理方法和专家经验的依赖, 而且具有更高的识别率, 为目前故障智能诊断的研究热点。虽然研究表明深度学习在滚动轴承故障诊断应用中具有很大潜力, 但是, 将深度学习应用到实际滚动轴承故障诊断时, 仍然面临一个现实的问题, 即大规模训练数据集的构建。众所周知, 深度学习在实际应用中取得成功的一个关键是要有大规模训练数据, 以图像识别为例, 正是有了 ImageNet (训练数据包括 120 万张图片) 这样的大规模数据集, 深度学习的威力才得以被学术界和工业界所瞩目。然而, 在航空/地面燃气轮机主轴承故障诊断中, 却很难建立起大规模的训练数据集, 因为正常情况下的数据虽然很容易获取, 但各种典型故障情况下的数据获取并不容易。因而现实的情况是, 正常数据很多, 故障数据较少。因此, 针对航空发动机主轴承早期故障告警问题, 研究故障样本不充足情况下的深度异常方法是一个极具应用价值的课题。

1.2.2.2 含少故障样本的主轴承故障诊断方法

当前绝大多数的滚动轴承故障诊断方法, 均是建立在平衡数据的前提之上, 即参与模型训练的各类别的样本数据量基本相当。然而, 在实际工作中, 滚动轴承处于正常状态的运行时间远远超过处于故障状态的时间, 而且正常类样本往往更容易获取, 这就导致在模型训练中正常和故障样本数据出现了严重不平衡问题。在少故障数据样本的诊断中往往对多数类正常状态的数据比较敏感, 而难以识别少数类故障状态数据, 从而产生很大的识别误差。因此, 研究少故障样本数据下滚动轴承的故障诊断问题成为了一项亟需解决的关键技术^[62]。

现阶段针对少故障样本数据的轴承故障诊断分类方法主要包含如下几种: 1) 通过改变数

据分布,达到类间数据平衡的数据层面的方法;2)以重点关注少数类数据样本为导向的算法层面方法^[63]。在数据层面的方法研究中,Zhou等^[64]提出了一种改进的生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)模型,通过生成器提取了故障数据的特征,然后将该特征输入判别器,采用全局优化机制实现了GAN的更新,提高了少故障样本下的故障诊断能力。李可等^[65]提出一种基于进化算法优化的条件生成对抗网络(Evolutionary Conditional Generative Adversarial Nets, ECGAN)故障诊断方法,取得了较好的效果。张永宏等^[66]通过扩充故障样本数据和改进卷积神经网络诊断模型,实现了滚动轴承在样本不平衡状态下的高精度诊断。郭伟等^[67]同样采用GAN的生成能力和改进的卷积神经网络实现了滚动轴承的少故障样本的诊断。Han等^[68]提出了SMOTE算法,这是一种在少数类样本之间进行线性插值从而生成新样本的过采样方法,该方法可以解决部分因数据不平衡带来的轴承故障诊断精度不高的问题^[69]。Wang等^[70]采用下采样技术以减少正常数据的样本量,通过平衡类间数据量,以实现对于少数类故障样本的精确诊断。然而,盲目的过采样技术会导致样本混叠,进而产生过拟合问题。同样,降采样方法会出现多数类的数据丢失的情况^[71]。

算法层面的方法主要包括集成学习、代价敏感学习、深度学习等方法。Wu等^[72]提出了一种带欠采样策略和加权代价敏感损失函数的长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM),并验证了所提模型在不平衡数据集上的有效性。Qian等^[73]提出了一种用于轴承故障诊断的类不平衡鲁棒网络,该网络可以有效解决在特征提取和分类过程中的类不平衡问题。Lin等^[74]提出了一种基于一类分类概念和随机森林的轴承故障诊断方法,并将该方法用于不平衡数据的轴承故障诊断中,取得了良好的效果。由于上述针对不平衡数据的处理方法很难设计合适的代价敏感函数和难以处理大数据量的样本。因此,Lin等^[75]将分类问题看做深度强化学习的连续决策问题,设计了针对不平衡数据的回报函数,并在Mnist、Cifar-10等数据集上进行了充分验证。受Lin等研究内容的启发,康守强等^[76]提出了不平衡数据下基于K均值聚类算法(K-means clustering algorithm, K-Means)算法的深度强化学习回报函数,并将所提深度强化学习用于不平衡数据的滚动轴承故障诊断。这种方法借鉴了代价敏感学习中少样本类数据具有较大奖惩值的思想,基于样本不平衡比例和人工经验,通过设计特定的回报函数来实现模型对不平衡数据的学习。然而,算法层面的分类方法存在不平衡比率难以确定,代价敏感值需通过人工经验获得等不足。

迁移学习是解决故障样本不充足情况下故障诊断问题的另一种思路。在迁移学习中,假定存在两个不同但有关系的域,分别称为源域和目标域,通过利用源域的大量有标记样本进行辅助学习,来提高目标域中数据的分类精度。目前迁移学习已开始受到机械故障诊断领域研究人

员的关注。例如雷亚国等^[77,78]利用深度迁移学习来实现实验室滚动轴承数据的故障诊断知识到机车滚动轴承故障诊断的迁移。目前,迁移学习的理论与方法仍在快速发展当中,鉴于迁移学习是解决实际应用中故障数据缺乏下智能故障诊断的一种有效手段,基于迁移学习的故障诊断亟待全面、深入探索^[79,80]。具体来说,利用迁移学习进行故障诊断知识迁移需要解决两个关键问题:一是从何处迁移故障诊断知识,二是如何有效地进行故障诊断知识的迁移。本项目将围绕这两个问题深入研究,提出不同于现有研究的新思路,在此基础上建立基于深度迁移学习的主轴承早期故障诊断方法,为故障样本不充足情况下的主轴承智能诊断提供有效方法。

由此可见,针对整机环境下的航空发动机主轴承故障诊断问题,结合实际航空/地面燃气轮机主轴承故障演化试车数据分析以及整机试验器主轴承故障模拟试验,充分考虑实际运行故障样本获取困难的现实情况,基于特征学习的思路,研究基于深度学习的航空/地面燃气轮机主轴承故障诊断方法,是航空/地面燃气轮机主轴承故障智能诊断的重要途径。

1.2.2.3 不含故障样本的主轴承故障诊断方法

利用机器学习进行智能故障诊断时,首先需要获取训练数据,通常正常工作状态下的数据很容易获取,而各种故障情况下的典型数据比较难以获取,针对这一现实情况,许多学者研究了仅仅需要正常样本实现机器学习的一类分类问题,该类问题也称为异常检测,其基本原理是通过机器学习得到正常类的边界,并以此边界为基础判别数据的异常性,实现故障告警。

异常检测是滚动轴承进行有效健康管理的基石。现阶段,应用于滚动轴承故障早期故障异常检测的方法主要包含监督学习、半监督学习和无监督学习三类^[81]。其中,监督学习和半监督学习要求训练样本至少有一类的标签为正常类。这也限制了这两种方法的应用,原因在于现实世界中针对性的对大规模数据进行标注是一项费时、费力的事情。因此,采用无监督学习的方法实现滚动轴承的早期异常检测成为了解决这一问题的有效途径。

无监督异常检测方法主要有传统机器学习方法和深度学习方法。张龙^[82]等采用聚类分析的方法,对小波分解后的信号进行分析,实现了对滚动轴承早期故障的识别。刘勇^[83]等在计算滚动轴承峭度、有效值等特征后,采用主成分分析方法和决策树算法实现对民航发动机滚动轴承的故障预警,且预警率高达 99.8%。Lin 等^[84]提出了一种超球距离判别算法,该算法具有计算复杂度低和超参数少的优点,将其应用于航空发动机轴承故障检测和退化性能评估,取得了良好效果。郝腾飞^[85]采用支持向量描述建立了滚动轴承异常诊断模型,并在带机匣的航空发动机转子试验器上实现了零故障样本下滚动轴承的早期故障诊断。赵川^[86]等采用多元高斯分布模型实现了轴承的故障识别。Zeng 等^[87]提出了一种基于凸包的一类分类方法并将其应用于轴承故障检测,实验结果表明其方法在成功检测轴承故障的同时,可以显著降低虚警率。针对航空发动机轴承在线监控问题。Pan 等^[88]提出了一种基于改进小波包变换和支持向量数据描

述的轴承性能退化评估方法，实验结果表明其方法可以有效地反映轴承性能退化过程。上述方法在实现过程中需要人工提取特征，且难以应对大量样本数据下的诊断。

近年来基于深度学习的异常检测在图像、视频、金融等领域逐渐成为了研究热点，同时在滚动轴承早期故障诊断中也得到了一定的发展。该类方法主要包含有基于数据重构的方法和基于深度一类分类的方法^[89]。基于数据重构的方法主要包含 AE 和对抗生成网络模型（Generative Adversarial Networks, GAN）。Huang^[90]等提出了一种用于滚动轴承故障诊断的记忆残差回归自编码器模型，并在 IMS 滚动轴承全寿命数据集和 XJTU-SY 滚动轴承数据集上对所提模型进行了验证，分别达到了 97.97%和 93.51%的诊断精度。戴俊^[91]等结合 GAN 和 AE 的优势，提出了一种编码-解码-再编码的网络模型，并在两组全寿命轴承数据集上进行了验证，表明了所提方法的有效性。Zhao^[92]等将稀疏自编码器和迁移学习相结合，提出了用于滚动轴承异常诊断的网络模型。Wu 等^[93]采用 GAN+AE 结构的特征提取网络，进而实现了对滚动轴承的故障诊断。基于数据重构的方法在模型训练阶段通过建立重构误差，采用梯度下降算法实现对模型的训练。此外，如变分自编码器（Variational Autoencoder, VAE）^[94]、深度卷积自编码器（Deep Convolution Neural Networks Autoencoder, DCNNVE）^[95]等诸多基于数据重构的异常检测模型在滚动轴承早期故障检测中均有不俗的表现。基于数据重构的方法通常是编码+解码的对称结构，使得模型的参数量增大，进而降低了计算速度。深度一类分类（Deep One Class Neural Networks, Deep OC-NN）^[96]是近年来兴起的一类异常检测模型。其中 DSVDD（Deep Support Vector Data Description）^[96]是这类方法的代表，此方法继承了深度学习的特征提取优势与 SVDD 的分类性能，将 DSVDD 应用于异常检测，取得了较高的检测精度。此后，Ruff 等人对 DSVDD 进行了改进，通过人工引入部分数据标签，提出了自监督 DSVDD 模型^[97]，在 Mnist 等数据集上，进一步提高了检测精度。此外，Mao^[98]等将该方法用于滚动轴承早期故障诊断取得了很好的效果。同时，Deep-OCNN^[99]等在滚动轴承早期故障诊断中均得到了应用。蒸馏学习^[100]作为迁移学习的典型代表，近年来在异常诊断中也发挥了一定的作用。为了提高异常检测精度，文献^[101,102]在蒸馏学习的基础上，通过引入教师-学生网络结构，且仅利用正常样本的图像数据训练学生网络，并通过教师网络和学生网络的输出特征差异来判断是否为异常。

1.2.3 低转速滚动轴承故障诊断现状

相比于航空发动机地面试车诊断和空中机载监测，低转速滚动轴承故障诊断方法可以在发动机不开车的情况下，随时进行故障诊断，显然更为便捷和方便。而地面试车诊断需要发动机开车，其检测周期往往很长，容易导致故障漏检，空中机载监测由于诊断器的内存空间和计算能力的限制，以及空中工作状态的多变，容易导致故障的虚警和漏报。由此可见，探究精确、

高效、智能的地面低速诊断技术,使得发动机在低转速(转速 $<600\text{r/min}$)状态下即可实现对主轴承故障的监控,对于保障飞行安全,降低维修维护成本有重要的意义。

声发射(Acoustic Emission, AE)检测技术是当前低转速下滚动轴承故障检测的有效手段之一。AE 检测仪器采集材料在裂纹扩展时所产生的弹性波,通过对 AE 信号进行分析进而完成诊断^[103]。Elforjani^[104]分析了低转速滚动轴承在退化过程中 AE 信号均方根值(Root Mean Square, RMS)的变化情况,通过制定相应的阈值实现了滚动轴承的诊断。Omogregbee^[105]针对 AE 信号,基于高阶统计技术实现了低速滚动轴承的诊断。同时,Omogregbee 研究了基于贝叶斯网络的低转速滚动轴承故障诊断问题,取得了很好的效果^[106]。此外,在基于 AE 信号的低转速滚动轴承的故障诊断中 Teager 峰值能量^[107]、EMD^[108]等方法均有不同程度的应用。虽然,基于 AE 技术的低转速滚动轴承故障诊断取得了一定的效果。目前,深度学习技术因其能够实现端到端的智能诊断,在低速滚动轴承故障检测中得到了不同程度的应用。Peng 等^[109]利用声发射信号作为卷积神经网络的输入,实现了低速滚动轴承的故障诊断。Shuuji 等^[110]设计了一种卷积网络分类器,实现了低速滚动轴承的诊断。Kim 等^[111]提出了一种以声发射信号为输入的基于卷积神经网络的低转速滚动轴承故障诊断技术。上述方法虽取得了较好的诊断效果,但是,因 AE 检测设备价格昂贵、采样频率高等因素限制了其推广与应用^[103]。此外,对于低转速状态的航空发动机滚动轴承而言,目前还无法直接在轴承座位置处安装 AE 检测装置,只能通过机匣测点进行 AE 信号的采集,使得所获得的故障 AE 信号更加微弱,因此,难以精确实现低转速航空发动机滚动轴承的故障诊断。

振动信号处理是低转速滚动轴承故障诊断的另一种有效手段。Mishra^[112]等采用小波分析实现了低转速滚动轴承的故障诊断。Wang^[113]等针对 15rpm 的滚动轴承,采用 EMD 方法实现了其故障诊断。Sandoval^[114]等研究了一种谱熵和排列熵的低转速滚动轴承故障诊断方法,取得了不错的效果。Han^[115]采用 EEMD 方法和 Teager 能量算子实现了转速为 20rpm 的滚动轴承故障诊断。Li^[116]利用 Teager 能量算子和 VMD 实现了低速重载滚动轴承的故障诊断。Yuan 等^[117]提出了一种用于低速滚动轴承故障诊断的自适应稀疏表示(Adaptive Sparse Representation, ASR)方法。K. Saarinen 等利用振动信号的自适应分割技术实现了低速机床滚动轴承的故障诊断^[118]。Liu 等^[119]以振动加速度信号为输入,提出了一种基于相位扫描和卷积神经网络的低速滚动轴承故障诊断方法,取得了较好的效果。当前,针对低转速滚动轴承振动信号的分析主要以轴承座测点的信号为主,且多为恒定转速下的平稳信号。然而,对于航空发动机而言,其振动信号的测点布置于机匣位置,由于传递路径的影响,使得所能检测到的故障信号更加微弱^[120]。同时,航空发动机在进行低速摇转检测时,所采集的振动信号为非稳态信号,也导致此时的故障很难被检测。此外,低转速下滚动轴承故障振动加速度信号具有特征微弱、频率低、冲击间隔时间长且易受噪声影响等诊断难点。因此,单纯的采用现有的信号分析方法很难实现

基于机匣测点的低转速航空发动机滚动轴承故障诊断。此外，由于航空发动机这种复杂精密的系统，往往很难获取甚至无法获取低转速故障状态的样本，因此，也无法直接采用有监督深度学习方法实现故障的智能诊断。

1.2.4 故障智能融合诊断研究现状

航空发动机滚动轴承故障智能融合诊断是采用多源数据，实现磨损故障的定性、定位和定因诊断^[121,122]。基于油液分析的磨损故障诊断，是诊断航空发动机磨损故障的重要手段。滚动轴承这类关键部件的磨损与退化的过程常常伴随着金属以及非金属屑末的产生，即使是在磨损早期，细微的颗粒也会随着润滑油液进入滑油系统，因此，油液中的磨损颗粒反映了航空发动机关键部件的磨损状态。基于油液分析的磨损故障诊断，是对油液中金属以及非金属颗粒的数量、大小、化学性质、颜色等信息进行监测，以确定航空发动机磨损故障的故障类型、故障部位、故障程度及故障原因^[123]。目前，基于油液分析的磨损故障诊断研究主要表现为油液监测技术、专家系统开发与知识获取、融合诊断。

近年来，油液监测技术作为航空发动机故障监测的主要组成部分得到国内外的广泛关注与研究。油液监测主要通过监测油品的理化性能指标监测润滑油状态，以及通过观察磨粒的大小、形状、颜色等观察机械的摩擦状态。油液监测技术的发展依托于传感器的发展，美国 MEAS 公司研制的粘度传感器^[124]可以快速采样油液并实现粘度的变化分析。由加拿大 Gas TOPS 公司研制的 MetalSCAN 在线油液磨粒监测器^[125]在诸如 GET58 涡轴发动机的飞机发动机中得到了广泛的应用。在国内，白敬彩^[126]等人根据石英晶体的固有特性，设计了一种基于石英音叉的油液传感器，结合集成电路技术，实现了发动机油液粘度监测。牛泽^[127]等人设计的三线圈电感式传感器可实现发动机等设备的油液金属磨粒监测。

航空发动机属于大型复杂设备，对其进行故障诊断需要大量的先验知识并借鉴航空领域的专家经验，因此，需要建立航空发动机的磨损故障诊断专家系统，以便有效地监控航空发动机旋转部件磨损的产生与发展。由加拿大和美国研发的状态监测系统 CMIS 以及润滑油分析专家系统 Lube Analyst 和 Atlas3^[128]为航空发动机磨损故障提供了宝贵的经验；国内多家研究机构和高校对也相应开发了航空发动机磨损故障专家系统^[129,130]，可以进行部分故障的准确预警和诊断。故障诊断专家系统的准确运行的关键在于领域知识的精确获取，目前，专家系统的知识获取方法可分为以下两类：机械式规则获取以及规则自动获取。基于机械式的规则获取是通过领域专家以及知识工程师进行相关问题询问，在实际应用的专家系统中，机械式的规则提取方法难以及时满足实际的运行需求。与机械式规则获取方法相比，规则自动获取方法充分利用飞机运行中的实际数据，挖掘隐藏的有用信息以进行知识规则的自动获取，具有较强的泛化性和适应性。随着人工智能算法的发展，基于神经网络、粗糙集以及支持向量机的知识规则获

取方法得到了广泛的研究与应用。陈果等^[131]在航空发动机滑油光谱诊断专家系统中,结合粗糙集理论中的离散、约简及规则提取算法实现了知识规则的自动提取。周俊^[132]基于置信度,建立自学习规则,实现了航空发动机振动监测与故障诊断系统的规则自动获取。孙德涵^[133]基于模糊神经网络建立专家系统自学习机制,在减速器润滑油监测故障预警专家系统中实现了知识规则的自动提取。徐现强^[134]在航空发动机涡轮部件故障诊断专家系统中基于知识约简算法进行专家知识的属性约简和值约简以实现知识规则的自动提取。

通过油液监测所获得的油液监测数据反映了发动机磨损状态,如何有效地利用这些信息数据对发动机磨损状态进行识别是航空发动机磨损故障诊断的首要任务。油液监测数据由于其种类繁多且表征不同,表现出较强的离散性和随机性。因此,单一油样数据表征发动机磨损状态不全面,通过单一油样分析方法的航空发动机磨损故障诊断精度有限。随着数据综合处理技术的发展,在航空发动机故障诊断领域,基于信息融合的故障智能诊断方法逐渐成为近年来的研究热点。

航空发动机故障智能融合诊断是结合历史与经验信息对不同类型的数据和信息进行合理优化与处理的过程,即对不同种类的多种信息进行监测、关联、估计与组合处理的过程。根据起始信息输入的类型,故障融合可划分为:数据层融合、特征层融合和决策层融合^[135]。数据层融合输入信息的层级为多传感器测量的原始数据,直接对未经处理的原始观测数据进行融合,得到一个综合指标^[136]。数据层融合采用原始数据,虽然保留了尽可能多的客体信息,算法处理上更具灵活性,但未经处理的原始数据包含大量的噪声,抗干扰能力差,且数据量庞大,不易于实时处理,是最低层次的融合诊断。相比于数据层融合,特征层融合充分利用发动机运行中的原始数据,挖掘隐藏的关联信息提取故障特征,在此基础上进行融合分析,为决策层融合提供基于局部信息或基于不同诊断方法的故障结论。决策层融合则是最高层级的故障智能融合诊断策略^[137],将经过初步分析、判断后的局部故障诊断结果作为输入,采用粗糙集理论对其进行处理以实现精准决策,具有良好的鲁棒性。

美国是将故障智能融合诊断技术用于航空发动机最早和最迅速的国家,NASA采用两层融合的方式对航空发动机进行故障诊断^[138],首先,通过发动机传感器数据,进行特征提取,有效评价了发动机在运行过程中的健康状态。同时,参考飞行员与地勤人员在飞机运行过程中记录的数据,以及飞机的历史维修与航行数据对航空发动机故障进行故障隔离,结合GPA健康评价与AD异常监测两种方法,有效地实现了航空发动机故障诊断。Volponi^[139]提出了一种适用性广泛的航空发动机数据融合基本框架,将智能融合诊断技术引入飞行器和航空发动机的健康管理系统(EHM)中,有效提高了故障诊断能力及诊断精度。Dempsey等^[140]融合轴承内圈、外圈、保持架和滚子故障特征频率的幅值和滑油金属屑末检测结果,利用模糊理论,构建了轴承故障融合诊断方法来评估轴承故障状态。Wang Kun^[141]等提出了一种基于多模型架构下融合

神经网络的气路故障检测与隔离方法。Liu Junqiang^[142]则集成了 HELM 和迁移学习的优点，采用注意力机制构建气路监测数据的全局依赖关系，融合目标域数据和源域数据实现了气路故障诊断。

近年来，在航空发动机故障智能融合诊断研究方面，国内陆续取得了不错的成果。谢友柏等^[143,144]对所获得的油液监测数据采用多种油样分析方法进行分析，并将分析结果进行智能融合，实现了机器磨损故障诊断。陈恬等^[145]等采用决策层融合的故障智能融合诊断策略，将经过自组织竞争网络和 BP 神经网络的 2 个诊断子系统初步分析、判断后的局部故障诊断结果作为输入，使用改进的 D-S 证据理论对诊断结果进行处理，实例证明该方法具有更好的诊断精度。鲁峰等^[146]从复杂度的角度，采用近似熵和互信息熵的方法提取能够表征气路系统状态的特征向量，利用处理后的特征，建立信息融合模型，实现了发动机气路故障融合诊断。李业波等^[147]结合基于模型与数据驱动两种气路故障诊断方法，提出了基于 IDE-ELM 与 SVD-Kalman 以及 IRR-LSSVR 的融合方法，极大提高了故障诊断的精度。中国航发商用航空发动机有限责任公司曹桂松等人^[148]采用多油样分析数据，并将其模糊化，利用 D-S 证据理论实现决策层融合。同时中国航发商用航空发动机有限责任公司和南京航空航天大学智能诊断与专家系统团队，开发了具有自主知识产权和数据分析能力的发动机磨损诊断专家系统，该系统具有滑油数据分析、智能融合诊断等功能，已成功用于某型民用航空发动机的健康监测中，取得了很好的效果。此外，南京航空航天大学智能诊断与专家系统团队和空军研究院航空兵研究所合作开发了针对军用航空发动机滑油监测、诊断的发动机滑油监控专家系统 EOMES，该系统利用模糊融合方法实现了光谱分析、自动磨粒分析的融合诊断^[149,150]，目前已成功的用于某系列在役型号航空发动机的健康监测中，成为了日常航空发动机状态监测与故障诊断软件之一。

1.2.5 问题的提出

综上所述，当前以航空发动机这类复杂系统为代表的旋转机械中，滚动轴承故障诊断技术得到了越来越多的重视。为提高发动机系统可靠性、延长使用寿命，我国在关于这类机械系统的障诊断中投入了巨大的人力物力，以期实现对滚动轴承故障的诊断与识别。然而，当前绝大多数研究是在实验室环境中滚动轴承试验器上完成的诊断，且很少将所开发的基于深度学习的诊断方法在真实的航空发动机滚动轴承数据上进行验证。有鉴于此，针对航空发动机滚动轴承而言，存在以下问题需要深入研究，具体为：

1) 针对航空发动机滚动轴承的故障样本极度匮乏

当前，基于深度学习的滚动轴承故障诊断虽取得了较好的诊断效果。但是，上述方法均是在假设正常和故障两种状态下的样本数据分布相似、数量相当的前提下完成的诊断，且所有的样本数据需要提前进行标注，进而才能很好的完成故障诊断。然而，类似航空发动机这种不能

“带病”运行的系统，其处于正常状态的运行时长远超故障状态的运行时长，这就导致正常类样本往往更容易获取，而各种故障情况下的典型数据比较难以获取，甚至无法获取。在此现实情况下，仅依靠正常样本实现对滚动轴承早期诊断的异常检测方法，成为了解决该问题的有效途径。

2) 低转速下航空发动机滚动轴承故障难题

目前，针对航空发动机滚动轴承的故障检测多是以高转速（转速 $>600\text{r/min}$ ）条件下的诊断为主，关于低转速状态下的诊断研究工作鲜有报道。航空发动机滚动轴承的振动信号由于传递路径的影响，使得所能监测到的低转速滚动轴承故障冲击信号更加微弱。此外，低转速下由于轴承游隙存在且冲击很微弱，因此很难或无法通过寻找特征频率的方法实现滚动轴承的诊断。鉴于此，对于低转速航空发动机滚动轴承而言，采用深度学习方法，实现对滚动轴承的故障监测，对于保障飞行安全，降低维修维护成本有重要的意义。

3) 无法有效利用多源数据实现在线诊断

当前针对航空发动机滚动轴承故障的监测主要有振动信号监测、滑油监测等。然而，在进行滚动轴承故障诊断的过程中，这两种数据源通常是“各自为战”。一般而言，振动对于早期故障敏感，而油液分析数据对轴承晚期故障敏感。因此，仅仅依靠单一数据源实现的滚动轴承故障监测与诊断，无法很好的保证诊断的可靠性。显然，有效利用各种源数据，从多源信息融合的角度出发，开发一种高效的融合诊断算法，对于提高整个滚动轴承故障诊断系统的准确性、有效性和可靠性具有重要的意义。

有鉴于此，本文引入深度学习，开展了多工况下滚动轴承早期故障检测与融合诊断关键技术研究，包括：无故障样本下滚动轴承故障异常检测方法的研究、少量故障数据样本下滚动轴承的故障诊断、低转速滚动轴承故障检测、以及振动和油液检测数据的智能融合诊断，以期实现多工况下滚动轴承故障更加可靠的诊断。

1.3 本文主要研究内容及章节安排

本文的总体框架如图 1.2 所示，主要研究内容如下：

第一章是绪论，主要介绍课题研究的背景及意义，充分剖析现阶段国内外针对滚动轴承故障诊断的研究现状，并针对性的提出当前研究工作的不足之处。在此基础上，凝练本文所要解决的关键问题和主要研究内容；

第二章针对无故障样本下的滚动轴承故障早期检测展开研究。提出融合深度强化学习的双输入异常检测方法。该方法主要是针对性的提出双输入深度异常检测方法，其中双输入网络、经验池结构以及所提的损失函数是该方法的关键技术。为说明该方法的通用性，首先在图像数据集上对方法进行验证，然后在多种滚动轴承试验器数据集和真实的航空发动机滚动轴承故障

数据集上对所提方法进行进一步验证。

第三章对含少量故障样本的滚动轴承故障诊断方法展开研究，提出三种深度学习方法。一是利用双经验池以及交叉平衡采样技术，提出不平衡样本数据下基于深度强化学习的滚动轴承故障诊断方法；二是针对 Resnet 网络训练速度慢，以及梯度消失的问题，提出一种对冲残差网络结构；三是为有效利用深度学习模型的诊断能力，提出一种同时用于损伤尺寸预测、故障预警、部位识别的多任务残差网络模型。最后，在公开数据集、带机匣的航空发动机转子试验器以及真实的航空发动机滚动轴承故障试验数据上分别对上述几种方法进行有效性验证，并和多种方法进行对比分析。

第四章针对低速转动状态下滚动轴承故障的异常诊断展开研究。首先，采用信号分析方法对低转速状态下航空发动机滚动轴承的故障难检测性进行说明，针对实际航空发动机很难或无法通过信号分析方法实现低转速下滚动轴承故障诊断的问题。提出一种基于 TransFormer 的深度异常检测方法用于低转速状态下滚动轴承的故障诊断。最后，在带机匣的航空发动机转子试验器上和某型真实的航空发动机上对所提的方法进行试验验证。

第五章对振动和油液数据融合的诊断方法开展研究。首先，介绍基于多元分布和基于模糊理论的两种融合诊断方法的原理与关键计算流程。在滚动轴承加速疲劳试验器的数据集上和某型真实的航空发动机主轴承故障演化的试验数据集上对所提的两种模型进行充分的验证。

最后，在结束语中，总结主要研究成果。基于作者的认识，对基于深度学习的滚动轴承智能诊断方法的进一步深入研究进行展望。

在附录中详细介绍本文中采用的多种滚动轴承故障模拟试验及典型故障样本数据集，这些数据集用于验证文中不同算法的有效性、实用性。

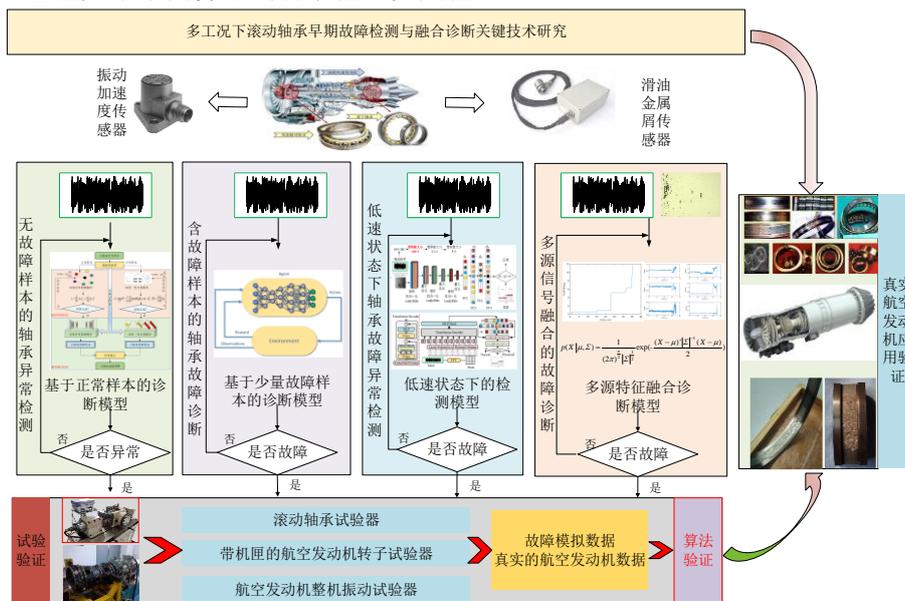


图 1.2 论文的总研究框架及流程

第二章 无故障样本的滚动轴承故障异常检测

2.1 引言

近年来,得益于新一代人工智能、计算机、大数据等技术的发展,端到端的基于深度学习的方法越来越多地应用于滚动轴承故障诊断。例如,诸如卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、残差网络(Residual Networks, Resnet)、自编码器(Autoencoder, AE)、生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)等深度学习模型已经在滚动轴承故障诊断中得到了广泛应用。

但是,上述方法均是在假设正常和故障两种状态下的样本数据分布相似、数量相当的前提下完成的诊断,且所有的样本数据需要提前进行标注,进而才能很好的完成故障诊断。然而,类似航空发动机这种不能“带病”运行的系统,其处于正常状态的运行时长远超故障状态,这就导致正常类样本往往更容易获取,而各种故障情况下的典型数据比较难以获取,甚至无法获取。

鉴于此,本章主要针对无故障样本下滚动轴承故障的异常检测(Anomaly Detection, AD)展开研究。本章首先介绍一种融合深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)的双输入异常检测方法(Dual-Input AD Method Based on DRL, DADDRL);然后,在不同领域的4组图像数据集上对模型进行消融实验,以验证模型的泛化性能。最后,在两组滚动轴承试验器数据集及某型真实的航空发动机滚动轴承故障数据集上对模型的工程实用性进行验证。

2.2 融合深度强化学习的双输入异常检测方法(DADDRL)

2.2.1 理论基础

2.2.1.1 传统深度一类分类方法

2018年Ruff等人将深度学习和SVDD相结合,提出了DSVDD模型^[96]。DSVDD的基本原理如图2.1所示,其使用大规模正常训练数据进行学习,得到一个权值为 w 的深度神经网络变换 $\phi(x_i; w)$,该变换可将大多数输入空间的数据表示映射到输出空间的一个最小超球内,正常样本经网络映射后落入超球内部,异常样本经网络映射后落入超球外部。模型在初始样本输入和训练过程中无需人工对样本进行标签化处理。因此,DSVDD是一种无监督的异常检测方法。

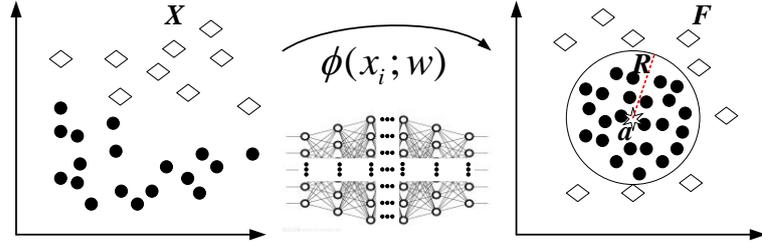


图 2.1 DSVDD 的基本原理

DSVDD 中权值为 w 的深度学习变换 $\phi(x_i; w)$ 可采用 CNN、LSTM 等模型。通过建立如式(2-1)所示的目标函数，借助随机梯度下降算法（Stochastic Gradient Descent,SGD）完成网络的训练。

$$L = \min_{R,w} R^2 + \frac{1}{vn} \sum_{i=1}^n \max\{0, \|\phi(x_i; w) - a\|^2 - R^2\} + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^L \|w_l\|_F^2 \quad (2-1)$$

式中， R 和 a 分别表示超球的半径和球心， x_i 表示第 i 个训练样本， $\phi(\cdot; w)$ 表示包含 L 个隐层的深层神经网络，其网络权重为 w ， $w = \{w_1, w_2, \dots, w_l\}$ ，其中 w_l 表示第 l 层的权重， $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数， v 和 λ 为超参数。目标函数中的第一项通过最小化超球的半径使超球的体积尽可能的小，第二项对落入超球外部的数据点进行惩罚，第三项对网络权重进行正则化。

2.2.1.1 分类马尔可夫决策过程

融合了强化学习（Reinforcement Learning,RL）和深度学习（Deep Learning,DL）优势的深度强化学习（Deep Reinforcement Learning,DRL），自提出之日起便受到诸多学者的青睐^[151]。DRL 的目的是使得智能体在与环境的不断试错过程中获得最大的收益。数据分类任务可视为智能体的序贯决策问题，该问题实则为分类马尔可夫决策过程（Classification Markov Process Decision, CMDP）^[152]，该过程通常由状态集 \mathcal{S} 、动作集 \mathcal{A} 、决策奖励 R 、状态转移矩阵 P 以及折扣因子 γ 组成。首先假设不平衡训练数据集为 $\mathbf{D} = \{(x_1, l_1), (x_2, l_2), \dots, (x_N, l_N)\}$ ，其中 (x_i, l_i) 表示第 i 个样本 x_i 和相应的样本标签 l_i ， N 表示样本总量。智能体在与环境的交互过程中如果正确判断当前状态（样本 x_i ）的类别（标签 l_i ），则环境反馈正的奖励，反之则进行负的惩罚。如图 2.2 所示为分类马尔可夫决策过程 CMDP 的具体流程。

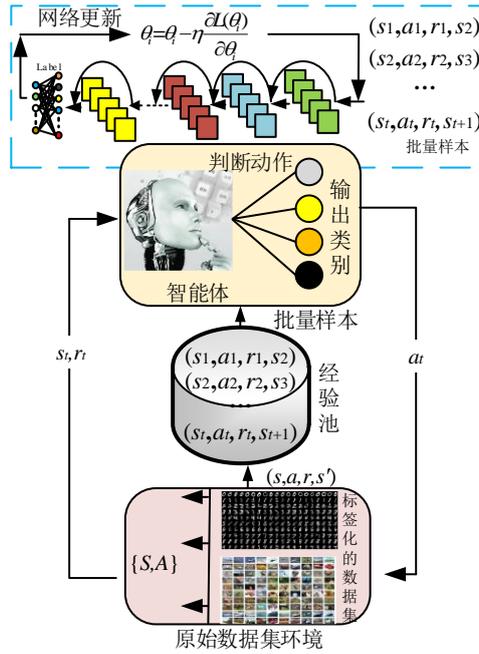


图 2.2 分类马尔可夫决策过程 CMDP

分类马尔可夫决策过程 CMDP 及图 2.2 中相关变量的具体定义如下：

状态集 S ： 环境的状态由训练样本决定， t 时刻状态 s_t 对应训练集中的第 t 个样本 x_t 。当 T 步训练完成后，随机打乱样本集 D 后开始新的训练。

动作集 A ： 智能体的动作由样本的标签决定， $A=\{0,1,2,\dots,K-1\}$ ，其中 K 是样本的类别数。动作 a_t 是智能体在接受当前状态 s_t 后判别输出的类别标签。

决策奖励 R ： 奖励 r_t 表示在状态 s_t 下智能体执行动作 a_t 后环境所给的反馈，即 $S \times A \rightarrow R$ ，用于反映智能体所执行的动作是否正确。

状态转移矩阵 P ： 状态转移概率 p 表示在状态 s_t 下智能体执行动作 a_t 后依据已有的训练样本 D ，状态转移至下一状态 s_{t+1} 的概率，表示为 $p(s_{t+1}|s_t, a_t)$ 。在 CMDP 中由于训练样本集 D 确定，所以状态转移矩阵是确定的。

折扣因子 γ ： $\gamma \in [0,1]$ 用于平衡未来和当前奖励。 γ 越大智能体越注重长远回报； γ 越小智能体越在乎眼前利益。

Episode： 表示从初始状态 s_1 到终止状态 s_T 的转移轨迹。Episode= $\{s_1, a_1, r_1, s_2, a_2, r_2, \dots, s_T, a_T, r_T\}$ 。

策略 $\pi(\theta)$ ： 策略 $\pi(\theta)$ 表示状态 s_t 至相应的动作 a_t 的映射，即为 $S \rightarrow A$ 。本文中 $\pi(\theta)$ 表示带参数 θ 的智能体。

为了实现更加精确的不平衡数据的故障诊断，需要寻找最优的状态至动作的映射策略 $\pi(\theta)$ ，探寻最优策略 $\pi(\theta)$ 的过程可通过深度强化学习实现。

2.2.2 DADDRL 的关键技术

首先，介绍 DADDRL 模型的整体结构；然后，详细介绍所提模型的损失函数、回报

函数等的计算方法。

2.2.2.1 DADDRL 的整体框架

所建立的双输入深度神经网络主要由双输入特征提取主框架、二次特征提取器、异常检测器、经验池等结构组成，具体结构如图 2.3 所示。

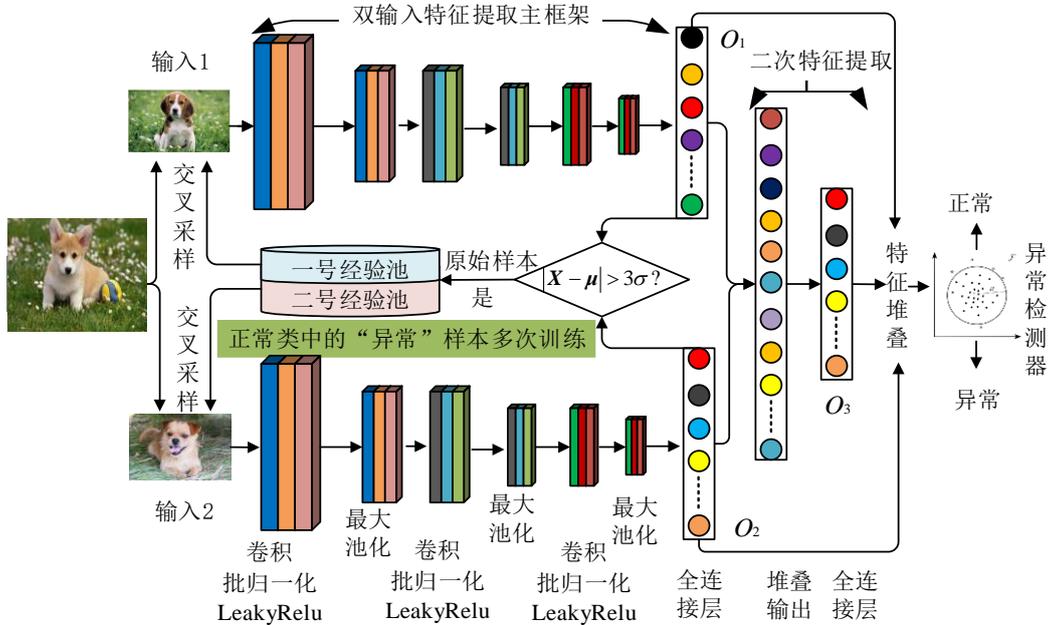


图 2.3 融合深度强化学习的双输入异常检测方法

1) 双输入深度神经网络包含两个网络，可采用如 Resnet、LSTM 等网络结构，本文采用具有 3 层结构的卷积神经网络。两个网络的输出结果 $O_1 \in R^{l \times m}$, $O_2 \in R^{l \times m}$ 经过堆叠后进行二次特征提取。必须要说明的是当检测对象是一维数据的时候采用一维卷积神经网络，当为图像数据时，采用二维卷积。

2) 二次特征提取主要是将两个卷积网络的输出进行堆叠后采用全连接层的方式再次提取特征。

3) 双输入深度神经网络中引入了经验池的概念（经验池结构由 Google DeepMind 团队提出，主要用于存储强化学习中的状态信息数据）。对本次训练的批量样本中，输出结果偏离整体均值较大的样本存储在所设计的经验池缓存中。采用平衡交叉采样技术，每次进行训练的过程中分别从两个经验池中随机抽取部分样本和原始数据样本共同组成批量大小的样本集，作为模型的输入。

4) 异常检测器。将所提取的特征 O_1, O_2, O_3 进行堆叠后作为异常检测器的输入（值得注意的是异常检测器不参与网络的训练过程,仅用于网络的测试）。不同的异常检测器有不同的检测效果，本文主要采用的异常检测器为①SVDD 检测器^[153]；②GMM 检测器^[154]；③PCA 检测器^[155]；④ECOD 检测器^[156,157]。

以去除异常检测器的双输入深度神经网络为 DRL 的当前值网络和目标值网络结构，构

建 DADDRL 的具体模型结构如图 2.4 所示。

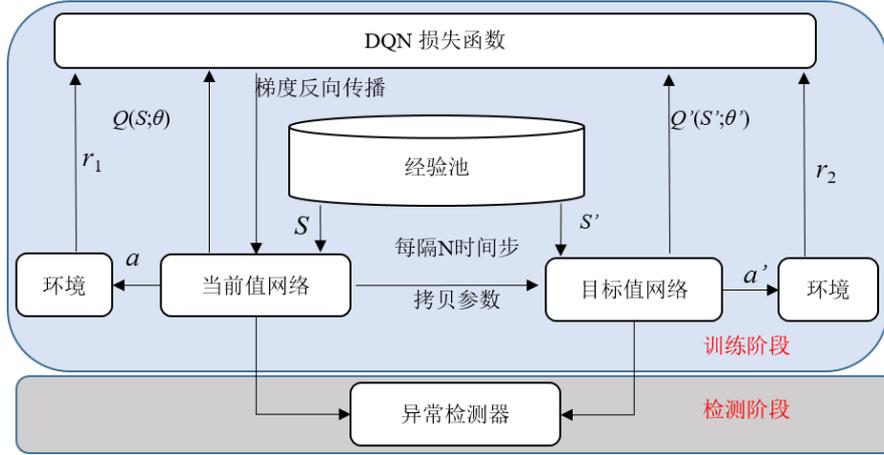


图 2.4 DADDRL 的结构

DADDRL 中环境主要是用于计算当前值和目标值网络输出结果的奖励值 r ；经验池和网络结构具体如图 2.3 所示；误差函数为损失函数。

2.2.2.2 新的损失函数

本文所提出的损失函数主要包含两部分，一是当前值网络和目标值网络输出结果的重构误差损失；二是两个网络的回报损失。

单个网络的重构误差计算方式为：对于具有 n 条观测数据的训练集，每条数据经过卷积网络提取特征后有 p 个特征，设此时的样本集 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_{i1}, \mathbf{X}_{i2}, \mathbf{X}_{i3}, \dots, \mathbf{X}_{ip})^T \quad i=1, 2, \dots, n$ 服从如下分布：

$$\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (2-2)$$

其中， $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_p)^T$ 为 \mathbf{X} 的期望； $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差矩阵；

通常采用式(2-3)和式(2-4)的方式计算 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的估计量 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}$ 、 $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}$ 。

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \quad (2-3)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{X}_i - \tilde{\boldsymbol{\mu}})(\mathbf{X}_i - \tilde{\boldsymbol{\mu}})^T \quad (2-4)$$

对于 DADDRL 的三个输出 \mathbf{O}_1 、 \mathbf{O}_2 、 \mathbf{O}_3 ，采用式(2-3)和式(2-4)可分别计算其对应的全局 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}$ ，记为全局 $\tilde{\boldsymbol{\kappa}} = [\tilde{\boldsymbol{\mu}}_1, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_2, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_3]$ ， $\tilde{\boldsymbol{\chi}} = [\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_1, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_2, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_3]$ 。同理，设在训练过程中批处理大小为 k ，则此时三个输出所得的 k 个样本的均值和协方差矩阵可记为： $\bar{\boldsymbol{\kappa}} = [\bar{\boldsymbol{\mu}}_1, \bar{\boldsymbol{\mu}}_2, \bar{\boldsymbol{\mu}}_3]$ ， $\bar{\boldsymbol{\chi}} = [\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_1, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_2, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_3]$ 。

要使得单批量 k 个样本的输出和全局计算结果具有相同的分布，则只需其对应的期望和协方差和方差矩阵相等。可得到本文所提出的如式(2-5)所示的子损失函数：

$$\tilde{L}_i = \sum_{i=1}^p (\tilde{\boldsymbol{\kappa}}_i' - \bar{\boldsymbol{\kappa}}_i')^2 \quad (2-5)$$

$$\bar{L}_i = \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^p (\tilde{\boldsymbol{\chi}}_{ij}' - \bar{\boldsymbol{\chi}}_{ij}')^2$$

式中， \bar{L}_t, \tilde{L}_t 分别为第 t ($t=1,2,3$) 个输出的协方差矩阵误差和期望误差。

对于仅依靠正常类样本训练的网络，其输出 \mathbf{O}_1 、 \mathbf{O}_2 是能够表征正常状态的特征，因此，二者之间的误差应尽可能的小。鉴于此，考虑了这两个输出之间的误差损失：

$$\begin{aligned}\tilde{L}_{12} &= \sum_{i=1}^p (\bar{\mu}_i^1 - \bar{\mu}_i^2)^2 \\ \bar{L}_{12} &= \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^p (\bar{\Sigma}_{ij}^1 - \bar{\Sigma}_{ij}^2)^2\end{aligned}\quad (2-6)$$

至此，构建重构误差的所有子损失函数已计算完毕。本文依据所提出的子损失函数，设计了一种基于最大-最小算法的双输入卷积神经网络的重构误差计算方法，如式 (2-7) 所示：

$$L_{Re} = \min \max([\tilde{L}_t, \bar{L}_t, \tilde{L}_{12}, \bar{L}_{12}]) \quad (2-7)$$

采用式(2-7)计算完成当前值网络和目标值网络的重构误差后，采用式(2-8)获得二者的误差。

$$L_{CT} = (L_{Re}^C - \gamma L_{Re}^T)^2 \quad (2-8)$$

式中， L_{Re}^C 为当前值网络的重构误差； L_{Re}^T 为目标值网络的重构误差。 γ 为折扣因子。

对于回报损失，首先采用 3σ 方法计算了当前输出的奖励值。采用式(2-3)计算全局的期望 $\tilde{\mu}$ (此时为 p 维向量)后，计算其均值 β 以及方差 σ 和单个样本 \mathbf{O}_1 、 \mathbf{O}_2 、 \mathbf{O}_3 三个输出的 p 维特征的均值 $\tilde{\mu}_r$ ，采用式(2-9)作为 DQN 的回报函数

$$r = \begin{cases} 0 & |\tilde{\mu}_r - \beta| - 3\sigma < 0 \\ -1 & |\tilde{\mu}_r - \beta| - 3\sigma > 0 \end{cases} \quad (2-9)$$

通过式(2-9)计算完成单个样本的三个输出的奖励值后，网络的实际奖励值采用三者的均值，对于当前值网络记为 r_1 ，对于目标值网络记为 r_2 。

则两个网络回报的损失为：

$$L_r = (r_1 - \gamma r_2)^2 \quad (2-10)$$

则本文所采用的损失函数为：

$$L = L_r + L_{CT} \quad (2-11)$$

根据式(2-11)计算完 DADDRL 的损失值后，采用梯度下降算法最小化该损失值。

2.2.3.3 经验池结构

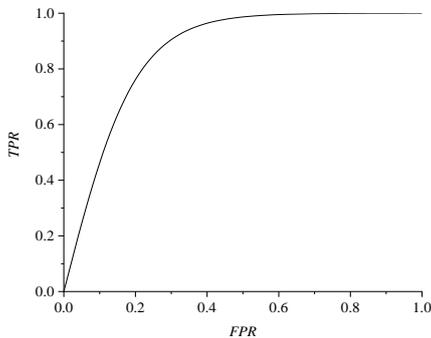
经验池结构主要用于存储在训练过程中正常类中的“异类”样本，通过平衡交叉采样使得这些“异类”样本能够参与更多次的训练，进而达到提高检测精度的目的。在判断正常类中所包含的“异类”样本的过程中主要采用 3σ 准则。首先将式 (2-9) 计算所得的奖励值为负值的样本视为正常类中的“异类”样本，均存储在经验池中。然后，模型训练过程中每次从经验池和原始数据集中按照比例随机选取一部分数据组成该次训练所需的批处

理样本，作为模型的输入。设置该比例为 0.3，即批处理大小的 30%样本量来源于经验池结构，其余 70%来源于原始的数据集。

根据 $S = L$ 计算所有样本的异常得分 (Anomaly Score)，本文定义为异常度，记为 S ，并采用 AUC (Area Under Curve) 指标对模型进行评价。AUC 指标是评价二分类模型优劣的常用指标^[158]，表示预测为正样本排在负例样本前面的概率，AUC 值越大，表明模型的检测结果越好。通常，二分类模型在设置不同的分类阈值时所获得的混淆矩阵也不尽相同，表 2.1 所示，导致所计算得到的真阳性率 (True Positive Rate, TPR) 和假阳性率 (False Positive Rate, FPR) 也相差较大。因此，为了更加准确的评价模型的性能，在不同的分类阈值下，通过混淆矩阵计算不同的 TPR 和 FPR，并以 FPR 为横坐标，TPR 为纵坐标绘制一条曲线，该曲线被称为 ROC 曲线，如图 2.5 所示为 ROC 曲线的示意图。AUC 指标值是通过计算 ROC 曲线下面积而获得。

表 2.1 二分类混淆矩阵

混淆矩阵		真实类别	
		0	1
预测类别	0(Negative)	TN(True Negative)	FN(False Negative)
	1(Positive)	FP(False Positive)	TP (True Positive)



$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

纵坐标和横坐标计算方式

图 2.5 ROC 曲线示意图

2.2.3 基于公开图像数据集的模型性能验证

为验证 DADDRL 方法在异常检测 (Anomaly Detection, AD) 中的有效性与通用性，分别在 6 组公开数据集上进行了验证。其中 4 组为图像数据集，2 组为滚动轴承故障数据集。4 组图像数据集的信息为：

Mnist^[159]是一个众所周知的数字识别数据集，由 70000 张大小为 28×28 的手写灰度数字图像组成。Mnist 中训练集包含 60000 个样本和测试集包含 10000 个样本。

Cifar10^[160]是一个自然图像数据集。图像中的对象来自日常生活中的对象。它由 60000 张 32×32 大小的 10 类彩色图像组成，每类 6000 张图像。

Fashion-Minst^[161]的训练集包含 60000 个样本，测试集包含 10000 个样本。与 Mnist 相

比, Fashion-Mnist 是一个更具挑战性的数据集。该数据集包含 10 个类别, 每个样本的大小为 28×28 灰度图像。

SVHN^[162]是从 Google 街景图像的房屋编号获得的真实世界数字图像数据集, 由超过 600000 张数字图像组成。SVHN 的风格与 Mnist 相似, 但它来自一个非常困难、尚未解决的现实世界问题(识别自然场景图像中的数字)。

在进行 4 组图像类数据的测试时, 本文采用一对多的方式进行试验。即, 依次选择一个类别作为正常类参与训练, 其余类作为异常类, 完成模型训练后在测试集上进行测试。采用 AUC 指标对结果进行评价。

试验中采用 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6G; i5-9600K 处理器; 运行系统为 Windows10; 8G 内存; 编程语言为 python3.7; 所有 DL 模型的框架为 Pytorch1.11; 批处理样本量为 256; 迭代轮数为 200; 采用 Adam 优化算法, 学习率为 0.001。

2.2.3.1 不同数据预处理及检测器对结果的影响

为验证不同的数据预处理方式、异常检测器对检测结果的影响程度和模型的泛化性能, 分别采用 2.2.2.1 节中所提出的多种异常检测器(检测过程中异常得分的计算方式参考相应的参考文献), 以及 5 种数据预处理方法对 DADDRL 模型进行验证。所采用的数据预处理方式分别为: (1) L1 正则化; (2) L2 正则化; (3) 去均值(Zero-Centered, ZC); (4) 最大值归一化(Maximum Normalization, MN); (5) 不进行任何预处理(Raw Data, RD)。在验证过程中折扣因子 $\gamma=0.9$ 、经验池大小为 2000。按照一对多的方式, 每个类别分别计算 10 次, 然后, 计算平均值作为该数据集的最终结果, 实验结果如表 2.2 所示。

结果显示对于不同的异常检测器, 采用不同的数据预处理方法后, 异常检测结果也不尽相同。具体来看, 在四种数据集上, 采用异常检测器④(ECOD)的检测精度要明显优于其余三种检测器的检测精度。而当选择 ECOD 后, 对于 Mnist 数据集, 采用预处理方法 MN 后检测精度达到最大值 97.8%; 对于 Cifar10 数据集选择数据预处理方法为 L1 时达到最优值 75.5%; 对于 Fashion-mnist 和 SVHN 两个数据集所对应的最好的数据预处理方法分别为 ZC 和 MN。结果表明, 对于不同的数据集, 为了提高检测精度, 需要采用不同的数据预处理方法。

表 2.2 DADDRL 在不同异常检测器及数据预处理方法下的检测结果

	Mnist(%)				Cifar10(%)				Fashion-minst(%)				SVHN(%)			
	①	②	③	④	①	②	③	④	①	②	③	④	①	②	③	④
L1	95.7	94.5	92.6	95.1	74.9	74.3	72.8	75.5	93.6	91.8	90.6	92.4	57.5	57.2	56.4	57.8
L2	96.3	95.4	93.2	96.5	62.3	60.6	57.8	63.1	91.9	91.5	91.2	92.1	57.9	55.6	52.1	58.9
ZC	97.4	96.6	95.3	97.7	70.9	68.9	67.8	71.4	92.8	92.2	91.3	93.3	61.8	61.4	58.2	62.7
MN	97.5	94.7	90.6	97.8	68.9	65.6	63.4	69.4	93.4	91.3	89.2	93.8	64.1	62.6	57.3	64.4
RD	97.3	97.2	94.6	97.6	65.8	66.5	63.8	67.7	91.5	92.6	91.4	93.3	57.9	56.3	54.7	58.2

为表明本文方法在不同的数据预处理方法下相比其余方法仍具有较高的检测精度，分别采用了深度支持向量数据描述（Deep Support Vector Data Description, DSVDD）^[96]、支持向量数据描述（Support Vector Data Description, SVDD）^[153]、深度收缩自编码器(Deep Contractive Autoencoder)^[96]、核密度估计（Kernel Density Estimation, KDE）^[163]、生成对抗异常检测网络（Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks, ANOGAN）^[164]、一类分类神经网络（One-Class Neural Network, OC-NN）^[99]几种典型方法进行对比验证。所采用的几种方法的具体参数和原始参考文献中的相一致。DADDRL 采用 ECOD 异常检测器。验证结果如表 2.3 所示。

对比结果显示，在不同的数据预处理前提下，各种方法的检测结果也不尽相同。而 DADDRL 的检测效果要明显优于其余几种方法的检测效果。例如，对于 Mnist 数据集 DADDRL 的平均检测结果为 96.9%，而排名第二的 DSVDD 方法的结果为 93.3%，相比提高了 3.6%；对于 Cifar10 数据集这一数据更是达到了 6.5%；在 Fashion-mnist 数据集上的结果是 2.5%；在 SVHN 数据集上为 6.4%。通过以上统计结果可以看出，无论采用何种数据预处理方法，DADDRL 相比其余几种方法均具有更强的异常检测能力。

表 2.3 多种异常检测方法在不同数据预处理方法下的检测结果

Data set	数据预处理	DSVDD	SVDD	DCAE	KDE	ANOGAN	OC-NN	DADDRL
Mnist(%)	L1	92.5	90.8	89.4	86.8	90.9	93.7	95.1
	L2	94.2	91.3	94.9	89.6	93.4	94.1	96.5
	ZC	92.7	90.9	92.8	90.5	90.6	93.8	97.7
	MN	95.6	91.7	91.7	89.7	92.4	94.6	97.8
	RD	91.5	86.3	84.6	88.8	94.3	89.7	97.6
	Average	93.3	90.2	90.7	89.1	92.3	93.2	96.9
Cifar10(%)	L1	64.9	64.5	59.8	65.2	63.0	62.6	75.5
	L2	59.0	55.6	51.3	62.6	57.8	58.9	63.1
	ZC	59.0	57.9	59.6	65.9	66.8	67.2	71.4
	MN	62.2	55.8	61.4	63.5	66.7	63.8	69.4
	RD	58.5	49.7	53.8	56.9	60.2	60.5	67.7
	Average	60.7	56.7	57.2	62.8	62.9	62.6	69.4
Fashion-minst(%)	L1	90.7	79.6	89.7	78.4	88.9	90.2	92.4
	L2	75.6	78.4	88.6	81.6	85.4	90.5	92.1
	ZC	92.1	86.3	90.9	86.3	86.7	91.5	93.3
	MN	91.5	81.9	92.3	80.6	88.9	88.8	93.8
	RD	92.1	87.8	91.2	85.4	92.2	89.7	93.3
	Average	88.6	82.8	90.5	82.5	88.4	90.1	93.0

	L1	54.3	50.3	55.2	50.6	52.4	52.6	57.8
	L2	50.6	48.6	54.8	48.7	53.9	55.9	58.9
SVHN(%)	ZC	52.1	49.8	55.9	47.9	54.2	53.4	62.7
	MN	49.6	54.3	53.7	50.8	53.8	52.6	64.4
	RD	53.9	49.2	50.6	52.3	51.7	50.7	58.2
	Average	52.1	50.4	54.0	50.1	53.2	53.0	60.4

为进一步验证 DADDRL 的泛化性能及异常检测优势, 采用 L1 预处理方法, 对比了多种方法在 Mnist 和 Cafar10 两个数据集具体类别上的检测结果。如表 2.4 所示。

结果显示, 在两种数据集上 DADDRL 均有相对最高的 AUC 值。细分来看, 在 Mnist 数据集上 DADDRL 在类别为 0 的检测中, 相较于次优的 DCAE, AUC 值提高了约 2.1%; 类别为 3 的检测中提高了约 7.1%; 在类别为 4 的检测中 AUC 值相比次优的 SVDD 结果提高了 3.9%; 在类别为 5 的检测中 AUC 值相比次优的 OC-NN 结果提高了 9.2%; 在类别为 8 的检测中相比次优的 DSVDD 结果提高了 6.3%。在 Cifar-10 数据集上, DADDRL 检测结果最好的是在 Airplan、Automobile 的检测中, DADDRL 的结果均达到了 77.0%以上, 而排名第二的 ANOGAN 和 DSVDD 模型结果为 68.7%和 67.5%, 相比提高了 11.4%、10.3%; 在正常类别为 Horse 的检测中, DADDRL 的结果是 75.1%, 而排名第二的 DSVDD 模型结果为 63.7%, 相比提高了 11.4%; 在 Ship、Truck 类别中, DADDRL 的 AUC 值达到了 83.3%、82.4%, 而次优的结果为 78.9%和 75.9%, 相比提高了 4.4%和 6.5%。此外, 在其余几种类别的检测中 DADDRL 的精度也有不同程度的提高。

以上对比结果说明, DADDRL 的异常检测精度要明显优于其余几种模型的检测精度。也证明 DADDRL 具有优良的异常检测能力。

表 2.4 多种异常检测方法在 Mnist 和 Cifar-10 数据集上的检测结果

Nomal class	DSVDD	SVDD	DCAE	KDE	ANOGAN	OC-NN	DADDRL
0	96.9	95.5	97.6	97.3	96.1	96.2	99.7
1	99.5	99.1	98.6	98.6	99.2	99.4	99.9
2	86.3	82.3	85.4	79.1	85.8	98.6	98.8
3	86.9	88.2	86.2	86.6	89.6	88.1	96.7
4	93.5	94.3	84.8	87.3	90.2	93.3	98.2
5	84.5	77.1	77.6	73.5	83.6	86.8	96.0
6	98.1	96.6	93.8	87.9	92.7	98.5	99.5
7	94.9	93.4	92.6	90.9	94.1	94.7	97.6
8	88.9	88.5	86.8	78.8	84.3	87.2	95.2
9	95.9	93.2	90.8	87.6	93.8	94.1	97.5
Airplan	65.7	61.2	59.6	61.4	68.7	61.2	80.1

Automobile	67.3	63.4	58.5	64.8	55.8	63.6	77.6
Bird	51.5	49.6	49.3	50.7	53.6	64.7	67.5
Cat	60.6	55.3	59.5	56.9	56.5	54.5	64.8
Deer	57.2	65.8	54.2	66.8	64.3	68.5	75.6
Dog	67.7	61.9	62.8	61.7	63.8	59.2	70.1
Frog	65.6	74.8	51.6	75.2	58.9	62.7	78.3
Horse	63.7	62.9	58.9	63.4	62.6	63.9	75.1
Ship	78.9	74.5	75.6	74.8	77.8	65.8	83.3
Truck	71.1	75.6	68.2	75.9	67.8	61.9	82.4

2.2.3.2 经验池结构、折扣因子对检测结果的影响

为说明经验池结构和 γ 值两者对检测结果的影响。选择 2.2.3.1 节中各个数据集所对应的最优预处理方法以及 ECOD 检测器。设置有/无经验池结构和不同的 γ 值对模型进行验证，当 $\gamma=0.0$ 时，损失函数中只保留了当前值网络所产生的损失，通过该值也能进一步验证损失函数中各部分对结果的影响程度。验证结果如表 2.5 所示。

结果显示不同的 γ 值对模型的影响程度不同，但是随着 γ 值的增加在三种数据集上模型的检测精度均随之增大。在 γ 值为 0.8-0.9 时达到最大值。当 $\gamma=0.0$ 时在四种数据集上检测结果均为最小值，也进一步说明本文所提出的损失函数的各个组成部分是缺一不可的。此外，本文所提出的经验池结构也对检测精度有一定的影响，在四种数据集上有经验池的检测精度要普遍高于无经验池结构的检测精度，这也说明模型中经验池结构对模型的检测精度具有一定的影响。

表 2.5 经验池结构、折扣因子对检测结果的影响

γ	Mnist(MN)		Cifar10(L1)		Fashion-minst(MN)		SVHN(MN)	
	有经验池	无经验池	有经验池	无经验池	有经验池	无经验池	有经验池	无经验池
0.0	96.1	95.1	70.4	68.6	92.1	91.5	62.5	61.7
0.1	96.2	96.0	71.6	71.4	92.5	91.8	63.0	62.1
0.2	96.6	95.8	72.8	70.2	92.4	91.7	63.4	62.5
0.3	96.4	95.9	73.3	70.3	92.8	92.0	63.4	62.8
0.4	96.8	96.4	73.2	71.6	92.9	92.2	63.8	63.2
0.5	97.1	96.5	73.8	72.2	93.1	92.1	63.6	63.6
0.6	97.2	96.3	74.6	73.4	93.0	92.5	64.1	62.9
0.7	97.4	97.4	74.1	72.9	93.4	92.7	64.0	63.7
0.8	97.9	97.8	74.3	73.2	93.3	93.0	64.3	64.0
0.9	97.8	97.6	75.5	73.6	93.8	92.9	64.4	63.9

0.95 97.6 97.7 74.9 73.1 **93.7** 93.3 64.5 64.2

为了说明经验池结构中平衡比例值对结果的影响，对不同的平衡比例值进行了验证，验证过程中折扣因子 γ 值设置为 0.9。结果如表 2.6 所示。从表 2.6 的结果可以看出，当选择平衡比例值为 0.3 时，在 4 组数据集上可以获得最佳的检测效果。

表 2.6 经验池结构中不同平衡比例值对结果的影响（AUC 值%）

平衡比例值	Mnist(MN)	Cifar10(L1)	Fashion-minst(MN)	SVHN(MN)
0.1	97.2	75.3	89.9	62.7
0.2	97.5	75.3	92.7	63.9
0.3	97.8	75.5	93.8	64.4
0.4	97.6	75.1	93.5	64.1
0.5	96.9	74.8	92.9	63.2
0.6	96.9	74.9	93.2	63.5
0.7	96.3	74.6	91.6	62.1
0.8	95.2	74.4	89.2	61.4
0.9	95.1	73.8	88.7	60.9

2.2.4 基于公开滚动轴承故障模拟数据集的验证

为验证本文提出的 DADDRL 在滚动轴承早期故障预警中的有效性。利用美国凯斯西储大学滚动轴承故障模拟试验数据集（附录 A.2）和美国辛辛那提大学智能维护系统中心（Intelligent Maintenance Systems, IMS）实验室的滚动轴承全寿命周期振动数据（附录 A.1）进行了验证分析，同时和 SVDD、DSVDD、ANOGAN、OC-NN 等几种异常检测方法进行对比分析。

本节中采用 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6G；i5-9600K 处理器；8G 内存；运行系统为 Win10；编程语言为 Python3.7；深度学习框架为 Pytorch1.18.0。

2.2.3.1 美国凯斯西储大学的滚动轴承数据集验证

选择附录 A.2 中介绍的美国凯斯西储大学滚动轴承驱动端数据集，其相应的轴承型号为 SKF6205，数据采样频率为 12kHz。共有 4 种轴承状态，包括内圈、外圈、滚动体 3 种加工缺陷故障和正常状态。为增加样本数量按照步长为 2000 个样本点对原始数据进行重采样，采样后的单个样本的样本点数为 12100，将 12100 个数据点直接转换为二维 110×110 的二维矩阵样本数据。由于无需故障类样本进行训练，仅对正常状态的样本按照 4:1 的比例划分训练和测试集，对于 3 种故障类样本直接进行测试。样本信息如表 2.7 所示：

试验过程中批处理样本量为 64；迭代轮数为 100；采用 Adam 优化算法，学习率为 0.001。损失值变化情况和采用边训练边测试的方法获得的检测结果如图 2.6 所示。

表 2.7 数据集样本信息

损伤位置	样本量 (个)	
	训练集	测试集
正常	543	135
内圈	0	692
滚动体	0	692
外圈	0	528

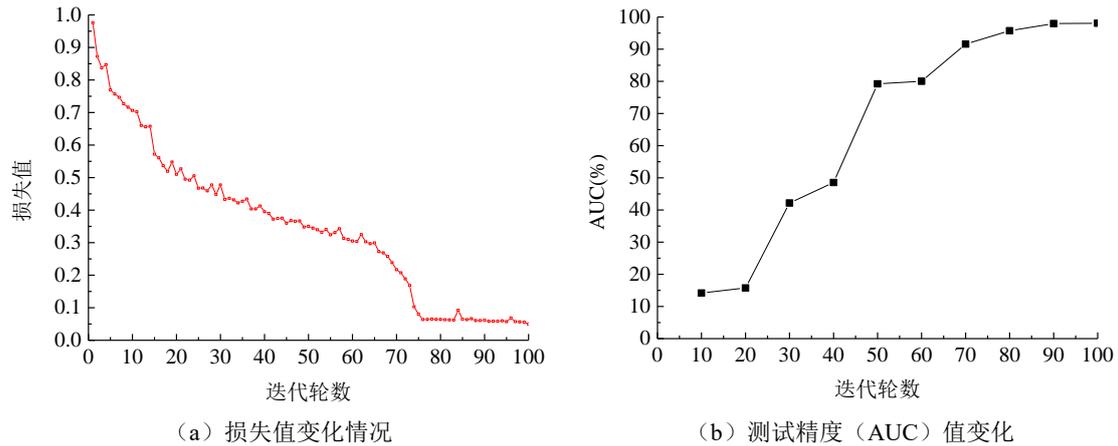


图 2.6 西储大学数据集上测试结果

图 2.6 (a) 中可看出随着训练的进行损失值不断减小, 最小值为 0.04。训练过程中每学习 10 轮, 在测试集上进行一次测试, 测试精度变化曲线如图 2.6 (b) 所示。随着训练的进行, 模型的异常检测精度不断提高, 最终的检测精度为 98.2%。

为说明 DADDRL 的有效性, 和其余几种方法进行了对比验证, 检测结果如表 2.8 所示。结果显示, 在该数据集上 DADDRL 能够较好的实现滚动轴承的异常检测, 异常检测精度能够达到 98.2%, 其次是 ANOGAN 检测精度为 96.2%, 然后是 DAVDD 为 95.8%, 然后是 OC-NN 方法为 93.9%, 效果最差的是 SVDD 方法为 91.3%。

表 2.8 凯斯西储大学滚动轴承故障数据集上的检测结果

方法	DADDRL	DSVDD	OC-NN	ANOGAN	SVDD
AUC (%)	98.2	95.8	93.9	96.2	91.3

2.2.3.2 IMS 滚动轴承全寿命周期振动数据

试验中采用 3 号轴承进行异常检测试验验证, 轴承参数如附录 A 中表 A.1 所示。3 号轴承试验共采集样本数据 984 份, 根据文献[12]、[90]的结论, 该轴承在运行约 80 小时后出现故障, 因此, 在进行异常检测的过程中, 将前 300 个样本作为正常类样本, 用于模型的训练, 利用所有的样本数据对训练完成的模型进行测试。为说明本文方法的检测效果, 同时和 SVDD、DSVDD、ANOGAN、OC-NN 等方法进行了对比。如图 2.7 所示为所有模型输出的异常度值对比结果。可以看出, 在第 533 个样本前所有样本的异常度值均很稳定。

但是，在第 533 个样本之后 5 种方法的结果却出现了很大的差异。主要是：1) DADDRL 和 ANOGAN 方法在第 533 个样本后开始出现增大的趋势，其中，DADDRL 的增长趋势相对更加明显；2) 在第 647 个样本后 DSVDD 和 OC-NN 开始出现增长趋势；3) 出现增长趋势最晚的是 SVDD 方法。采用所输出的异常度值，仅利用正常状态的值，计算其均值 μ 和方差 σ ，设置失效阈值为 $\mu + 3\sigma$ ，大于该阈值则判断为异常，最终计算所得的阈值和单个算法识别的异常样本序号如表 2.9 所示。

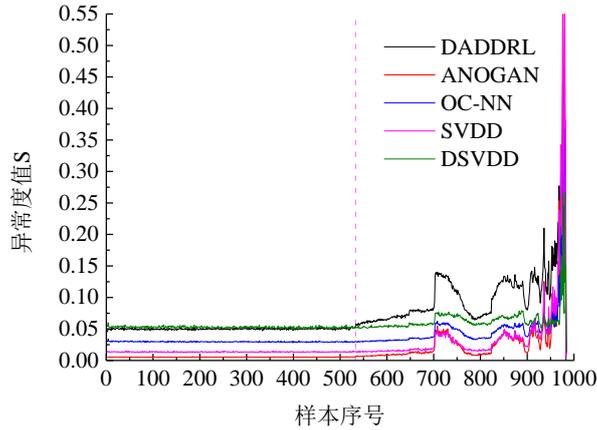


图 2.7 IMS 数据集上多种方法的异常度值

表 2.9 IMS 数据集上的异常点样本

结果	DADDRL	SVDD	DSVDD	ANOGAN	OC-NN
异常样本序号	533	699	647	533	647
阈值	0.053	0.015	0.056	0.006	0.03
AUC (%)	100.0	62.7	84.6	100.0	84.6

表 2.9 的对比结果显示，DADDRL 和 ANOGAN 能够准确的实现轴承的早期故障预警，且 AUC 指标值能够达到 100.0%。然后是 DSVDD 和 OC-NN 两种方法，其 AUC 指标值为 84.6%。效果最差的是 SVDD 方法，仅为 62.7%。以上结果也进一步证明，DADDRL 能够有效的实现对滚动轴承的早期故障预警。

异常测试结果表明，在第 533 个样本点处，该轴承开始出现剥落故障。这一结论与文献[12]和文献[90]所得的结论完全一致。其中，文献[12]采用改进的 MED 方法和包络谱分析在第 533 个样本中发现了滚动轴承的外圈故障特征频率。文献[90]中采用记忆残差网络和提出的新的异常指标，通过判断第 533 个样本点处指标值和之前样本的指标值之间的差异判断第 533 个样本点处异常。通过和已有文献的对比，也进一步验证了本文结论的准确性。

2.3 带机匣的航空发动机转子试验器的方法验证

为验证 DADDRL 在带机匣的航空发动机转子试验器滚动轴承故障检测中的有效性（附录 A.3 中的数据），仅利用正常样本完成 DADDRL 的训练，然后根据训练完成的

模型进行验证测试。所采用的数据是机匣垂直上方的加速度测点数据。数据预处理时将所得的振动加速度信号直接转换为 90×90 的二维矩阵样本数据作为模型的输入，采用 3σ 方法制定阈值。验证过程中采用正常和异常状态的样本同时进行测试，大于或小于阈值范围的样本视为异常（故障）。样本信息如表 2.10 所示。同时和 DSVDD、OC-NN、ANOGAN 几种方法进行了对比。

表 2.10 承故障检测样本信息

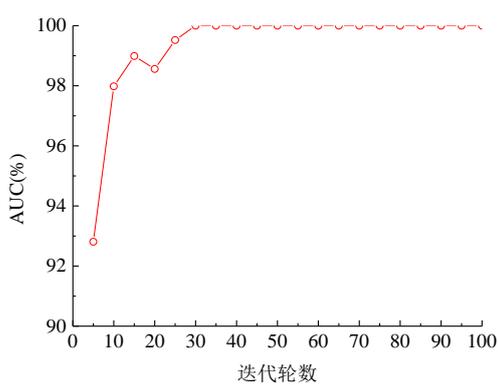
轴承状态	转速	样本数量
正常	2400rpm	150
外圈故障	2400rpm	116
内圈故障	2400rpm	110

分别进行正常和外圈、正常和内圈验证试验。两组试验的检测结果如表 2.11 所示。结果显示，本文方法能够较好的实现滚动轴承的异常检测，异常检测精度能够达到 100%，其次是 DSVDD 检测精度为 99.6%，然后是 OC-NN 为 98.4%，然后是 ANOGAN 方法，精度为 97.8%，效果最差的是 SVDD 方法，为 95.4%。

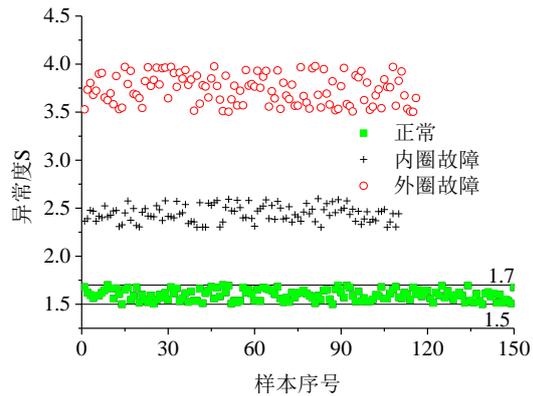
表 2.11 检测结果

故障	DADDRL	DSVDD	OC-NN	ANOGAN	SVDD
外圈	100	99.7	98.4	98.6	96.8
内圈	100	99.6	98.8	97.8	95.4

为了说明本文方法的有效性，对 DADDRL 和效果次优的 DSVDD 的结果进行了可视化显示，如图 2.8 所示。结果显示，三种状态下 DADDRL 的输出结果在三个不同的区间内，且表现平稳，这种差异也为通过制定相关的阈值实现滚动轴承的故障检测提供了依据。而 DSVDD 的结果中正常和内圈故障的输出值有部分重合，无法完全实现二者的区分。



(a) DADDRL 检测精度变化曲线



(b) DADDRL 的输出异常度值

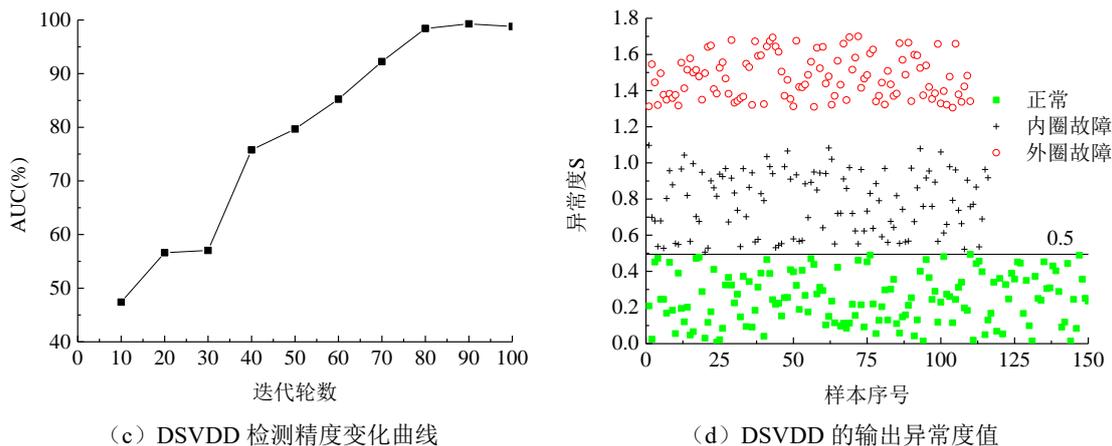
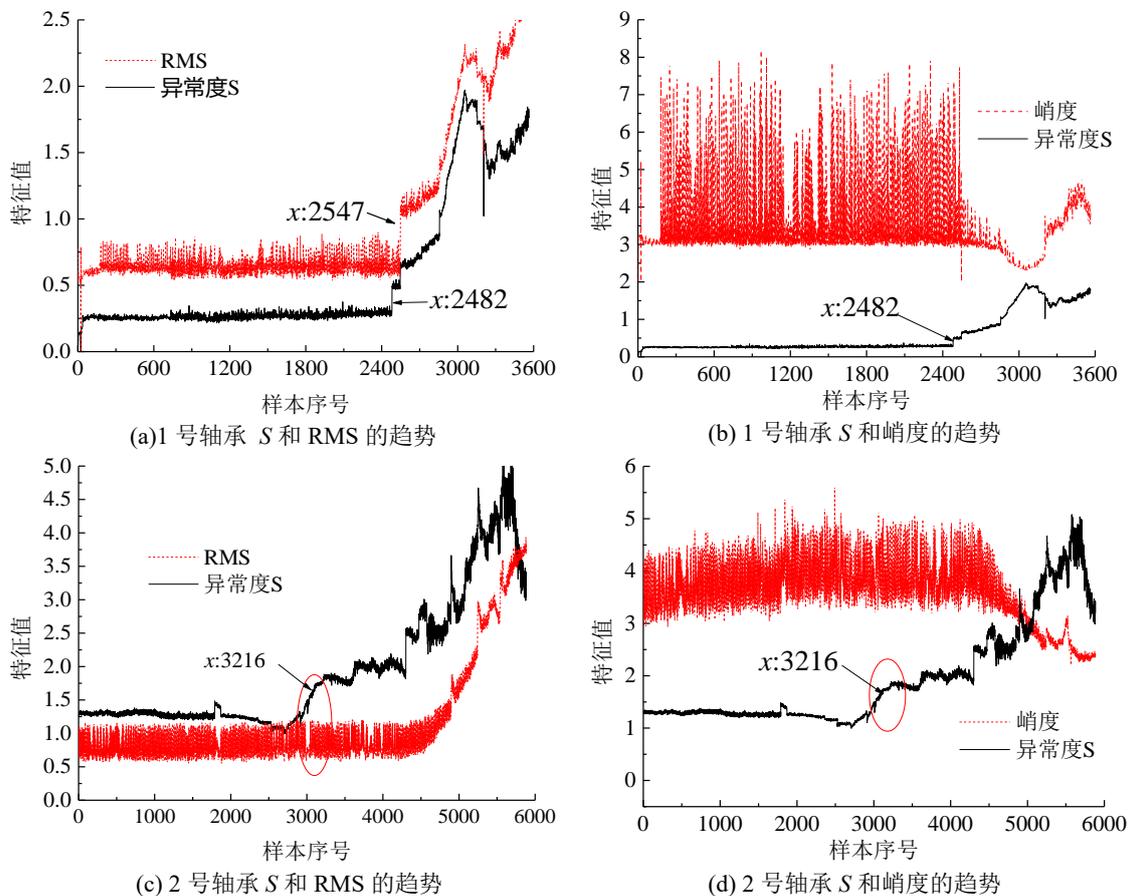


图 2.8 带机匣的航空发动机转子试验器上滚动轴承故障数据集检测结果

2.4 基于滚动轴承疲劳试验机的滚动轴承故障演化试验验证

为进一步验证所提出的 DADDRL 方法在滚动轴承早期故障预警中的有效性。在南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室的 4 组滚动轴承全寿命周期数据集上分别进行了验证（附录 A.4）。同时，与有效值（RMS）和峭度两个传统的时域特征进行了滚动轴承演化特征有效性的对比。模型训练过程中，对于 BMD6009 轴承将前 1000 个样本数据作为正常类训练样本，对于 C&U61807 轴承将前 500 个样本作为正常类训练样本。结果如图 2.9 所示



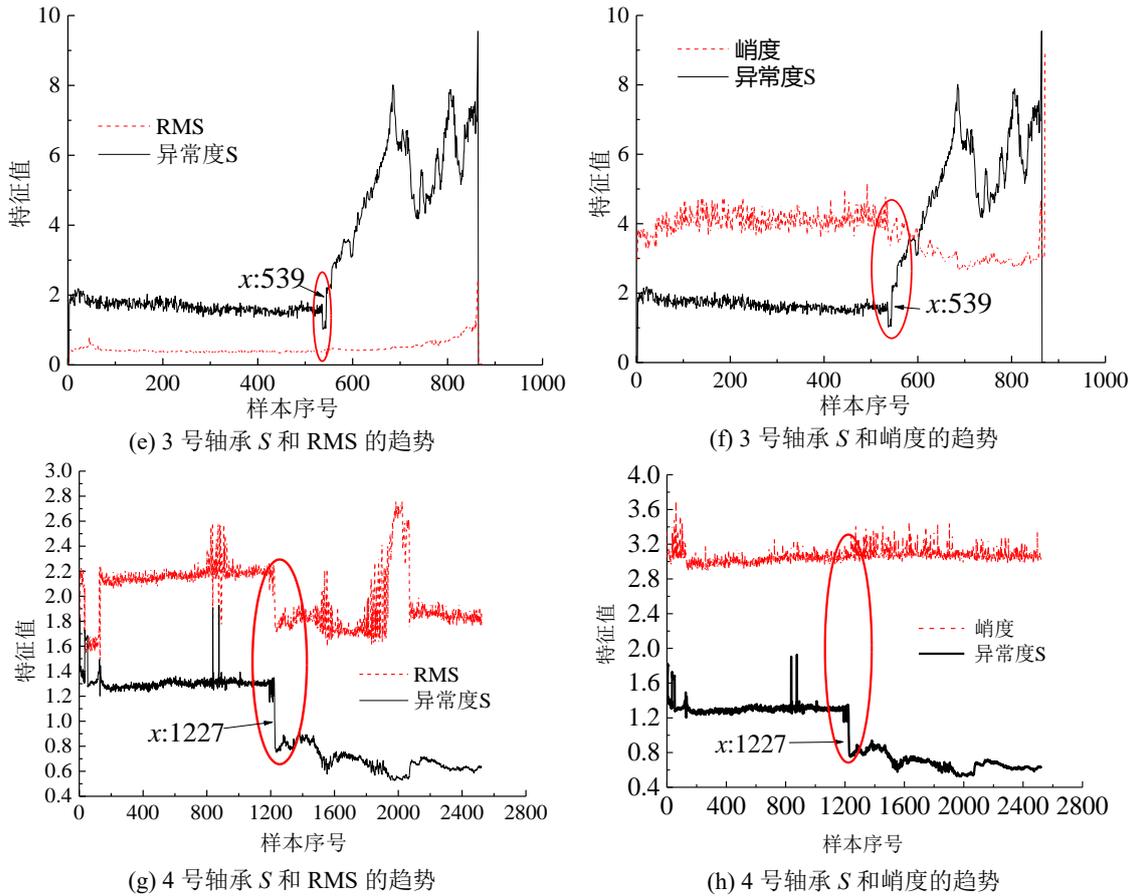


图 2.9 与传统特征值的对比结果

图 2.9 中的对比结果显示, 相比有效值、峭度等传统的时域特征, 本文所提取的演化特征异常度 S 在正常和异常两阶段内该特征相差明显, 通过这种差异能够很好的判断轴承的早期异常状态。具体的, 利用正常状态的值, 计算其均值 μ 和方差 σ , 设置失效阈值为 $\mu+3\sigma$ 和 $\mu-3\sigma$, 在此范围内, 视为正常, 超过此范围则视为异常。

具体来看, 对于 1 号轴承, RMS 在第 2547 个样本处开始出现增长趋势, 而峭度值在整个试验周期内波动较大没有表现出明显的增长趋势, 因此无法表征该轴承的故障演化趋势。反观异常度 S , 在正常阶段除了具有相对平滑的特点外, 在故障前和故障后具有明显的增长, 这也为后续制定监控阈值提供了依据。相对于 RMS 在第 2547 个样本处发现故障, DADDRL 在 2482 个样本点处发现早期故障, 提前了约 2.6 小时。

同理, 对于 2 号轴承, RMS、峭度值在约第 4700 个样本点时出现了相对明显的变化, 异常度 S 在第 3216 个点处发现异常, 相比提前了约 59 小时。

相对于 1 号轴承和 2 号轴承, 3 号轴承无论是 RMS 还是峭度值均波动较小。但是, 相对于异常度 S 这两个特征只在故障后期表现了增长的趋势。而 DADDRL 的特征异常度值 S 在正常情况下相对更加平稳, 在异常阶段有明显的增长趋势, 在第 539 个样本点处能够识别出异常。

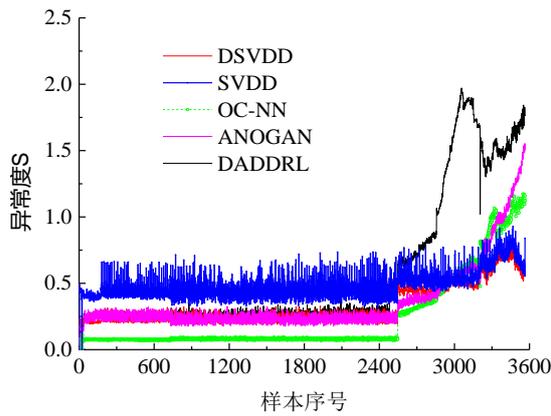
4 号轴承的 RMS、峭度值均没有明显的变化规律, 无法直观的反映出轴承的故障状态。

反观异常度值 S 却表现了相对更加稳定的变化规律。在第 1227 个点处出现了突降，表明此时轴承产生了早期故障。

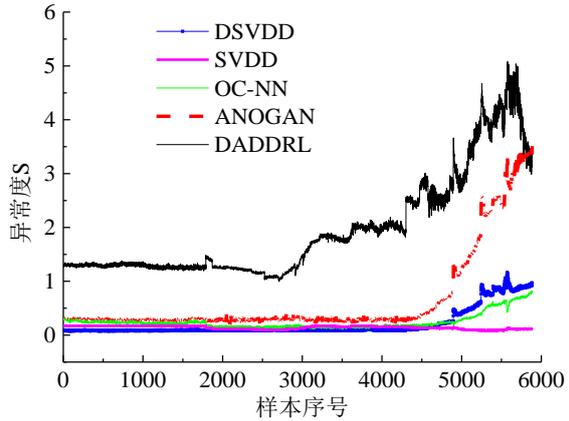
为进一步验证所提方法的有效性，与传统的 SVDD、DSVDD、ANOGAN、OC-NN 等几种异常检测方法进行结果对比。对比过程中对每种方法的输出结果均采用上述阈值制定方法，制定失效阈值，并计算失效的样本点序号。结果如表 2.12 所示。在四组滚动轴承数据集上所有方法的异常度值如图 2.10 所示。

表 2.12 IDES 4 组轴承上的试验结果对比

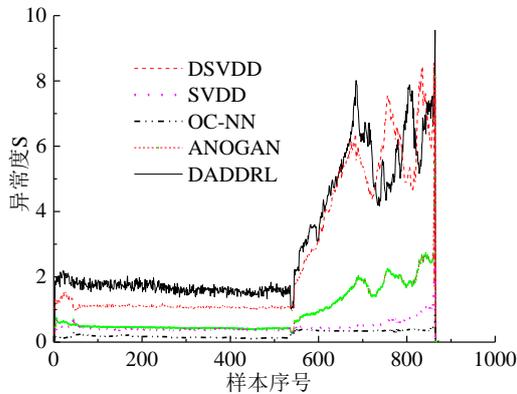
模型	1 号轴承		2 号轴承		3 号轴承		4 号轴承	
	阈值	故障样本点	阈值	故障样本点	阈值	故障样本点	阈值	故障样本点
DADDRL	0.26	2482	1.56	3216	2.36	539	1.09	1227
DSVDD	0.31	2510	0.1	4473	1.45	539	0.68	1227
ANOGAN	0.35	2510	0.35	4547	0.68	541	0.17	1274
OC-NN	0.09	2510	0.29	4996	0.28	542	0.12	1536
SVDD	0.63	3055	0.18	5549	0.62	783	0.31	1661



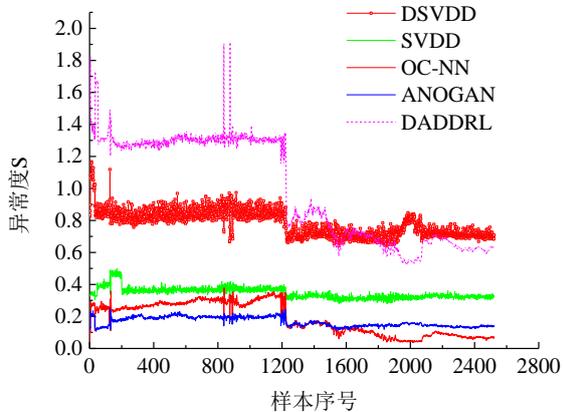
(a) 1 号轴承上多种方法的异常度值



(b) 2 号轴承上多种方法的异常度值



(c) 3 号轴承上多种方法的异常度值



(d) 4 号轴承上多种方法的异常度值

图 2.10 多种方法在 4 组滚动轴承数据集上的异常度值

表 2.12 的对比结果显示，制定合适的阈值后，在 4 组滚动轴承故障数据集上 DADDRL 相对于其余几种异常检测算法能够更早的发现故障。尤其在 1 号和 2 号轴承中，DADDRL 相对于其余方法，分别提前 28 和 1257 个样本点。从图 2.10 中也可以看出在正常阶段，DADDRL 的异常度值相对更加平稳，而异常阶段却变化很大。

综合来看，本文所提特征在正常情况下其值非常稳定，稳定在某一特定值左右，而异常状态的特征值相对具有特别明显的波动，且二者之间的差值较大。结果显示，DADDRL 所提取的特征能够很明显的区分正常与异常状态，相对于有效值、峭度等更加敏感，能够更早、更清晰的识别轴承异常即早期故障。

2.5 基于实际航空发动机的主轴承故障异常检测方法验证

将本文所提的 DADDRL 方法用于真实的航空发动机滚动轴承故障的异常检测（附录 A.5），用于验证本文方法的工程实用性。在验证过程中依然利用正常样本完成 DADDRL 的训练，然后根据训练完成的模型进行验证测试。所采用的数据是中介机匣 V2 垂直振动测点的加速度信号。所获得的真实样本中，正常和故障样本的数量均是 413 组。其中故障样本仅为外圈故障。在 DADDRL 训练前将正常样本按照 7:3 的比例划分训练集和测试集。为说明 DADDRL 模型在滚动轴承故障异常检测中的优势，同样选用 SVDD、DSVDD、ANOGAN、OC-NN 等几种典型的异常检测模型进行了对比验证。验证结果如表 2.13 所示。所有的模型均进行 100 轮（epoch）训练。

表 2.13 实际航空发动机上不同方法的异常检测比较结果 AUROC (%)

方法	DADDRL	ANOGAN	DSVDD	OC-NN	SVDD
AUC	100.00	96.49	91.84	85.32	82.65

检测精度的对比结果显示，DADDRL 实现了 100.00% 的异常检测精度，说明 DADDRL 能够充分的实现正常样本数据和故障样本数据的区分。对比的其余四种算法中，表现最优的为 ANOGAN，其检测精度为 96.49%，相比降低了 3.51%。DSVDD 的检测精度为 91.84%，相比降低了 8.26%。OC-NN 的检测精度为 85.32%，相比降低了 14.68%。表现最差的是 SVDD，检测精度仅为 82.65%。对比结果显示，DADDRL 相比其余几种方法能够准确的识别主轴承故障的异常。

为说明 DADDRL 的优势，对 DADDRL 和 ANOGAN 的异常得分值进行了可视化显示，结果如图 2.11 所示。图中结果显示 ANOGAN 相比 DADDRL 的异常度值变化较明显，波动较大，而对 DADDRL 的异常度值相对更加更加平稳，且当制定阈值为 5.9 时，可以将正常和异常进行区分。而对于 ANOGAN 其阈值制定为 5.5 时，有部分样本的输出结果值小于 5.5，因此无法完全将正常和异常进行区分。从测试精度变化曲线中可以看出，对于 DADDRL 在训练 15 轮后即达到了 100% 的诊断阶段。而相 ANOGAN 在训练 50 轮后检测精度趋于稳定，最终的检测精度为 97% 左右。对比结果说明，DADDRL 具有收敛速度快，检测精度高的优点。

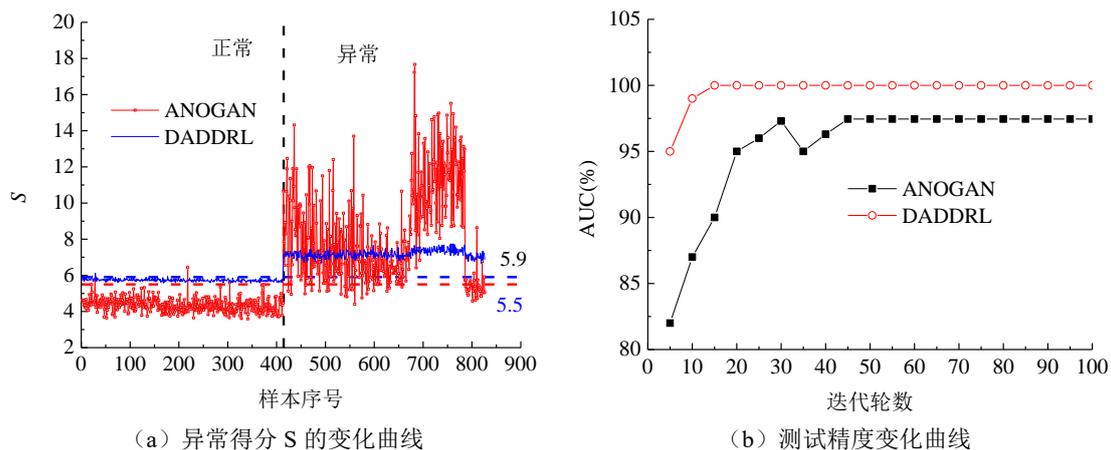


图 2.11 DADDRL 方法在航空发动机滚动轴承数据集上的验证结果

采用训练完成的模型和所制定的阈值，在另外两台同型的涡扇航空发动机滚动轴承故障数据集上进行进一步的工程应用验证。其中编号为 01 的发动机是上述正常状态的发动机数据，编号为 02 的发动机滚动轴承状态为外圈剥落故障，编号 03 的发动机滚动轴承上存在外圈剥落故障，内圈故障等复合型故障。三台航空发动机的样本数据如表 2.14 所示。

表 2.14 航空发动机滚动轴承样本信息

发动机编号	01	02	03
滚动轴承状态	正常	异常	异常
样本数量	826	300	869

测试完成的结果如图 2.12 所示。图中结果可以看出，当制定阈值为 5.9 时，可以完全将正常和异常状态的滚动轴承故障进行区分。此时对于 02 号发动机，其检测精度为 98.62%；对于 03 号发动机其检测精度略有降低，但是也可达到 96.73%的检测精度。在三台发动机上的平均测试精度为 98.45%。

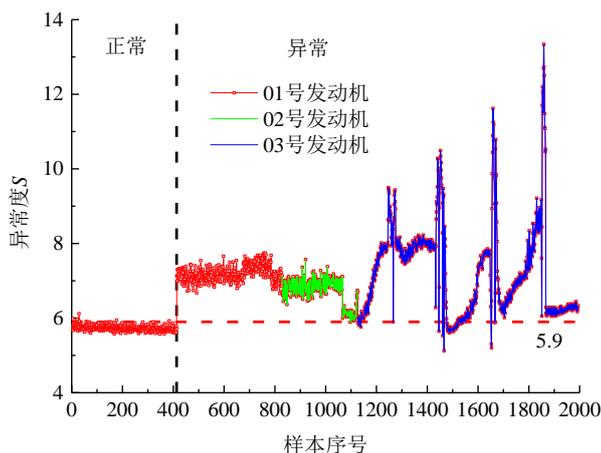


图 2.12 多台真实航空发动机上的检测结果

2.6 本章小结

本章提出了一种滚动轴承异常检测方法，首先，在公开数据集上对两种方法分别进行了验证；然后基于两种滚动轴承试验器的滚动轴承故障模拟试验数据集进行了方法验证；

最后，基于某型真实航空发动机主轴承故障试车数据进行了方法验证。结果充分表明了本文所提方法具有很强的滚动轴承异常检测能力。具体结论有：

1) 多种对比分析结果表明，无论是基于试验器数据还是真实的航空发动机滚动轴承故障数据的验证结果，均表明了本文所提的异常检测方法均取得了最优的检测效果，且检测精度均能达到 96%以上。

2) 分析认为，采用双网络结构的检测效果要明显的优于单网络结构的检测效果。此外无论是在图像数据集还是滚动轴承数据集上，所提方法均具有很好的异常检测能力，说明了本文方法是一种通用的异常检测方法。

3) 从航空发动机滚动轴承故障异常检测的结果来看，DADDRL 模型均具有较强的工程实用价值。

第三章 含少量故障样本的滚动轴承故障诊断

3.1 引言

通常，航空发动机通过外场使用、大修、以及故障试验，可以累计少量的故障样本，但是与正常样本相比，故障样本获取的代价很高，在数量上远小于正常样本，即出现了样本数据的不平衡问题。此外，当前基于深度学习的滚动轴承故障诊断方法，随着网络深度的增加、参数量的增大，会出现训练速度慢，学习效率低的问题。因此，如何有效利用少量的故障样本，高效率训练高精度的深度学习网络模型，完成滚动轴承在剥落失效过程中的故障演化监测和故障状态、部位、以及损伤程度的识别，成为了亟需解决的问题。

当前对于少故障样本下的滚动轴承故障诊断方法主要有两类。其一是通过改变数据分布，达到类间数据平衡的数据层面的方法，包括数据的重采样、数据生成等方法，然而，盲目的过采样技术会导致样本混叠，进而产生过拟合问题。同样，降采样方法会出现多数类的数据丢失的情况；其二则是以重点关注少数类数据样本为导向的算法层面的方法，主要包括集成学习、代价敏感学习、深度学习等，这类方法成功的关键是设置合理的代价敏感值，然而，对于当前的输入样本集难以确定合适的失衡比率，同时代价敏感值往往需通过人工经验获得，这也限制了这类方法的使用。

有鉴于此，本章提出三种用于解决不平衡样本的滚动轴承高效故障诊断的方法：1) 双经验池深度强化学习方法,该方法主要用于解决数据不平衡下诊断精度不足的问题；2) 对冲残差网络，该方法主要是为了提高少故障样本下模型的训练速度；3) 多任务残差网络方法，该方法主要是为了同时识别故障部位、故障状态、损伤大小。在公开数据集上对所提方法的有效性分别进行验证。最后，依据两组滚动轴承试验器数据集及某型真实的航空发动机滚动轴承故障数据集分别进行方法验证。

3.2 少故障样本下的深度强化学习诊断方法

3.2.1 双经验池深度强化学习关键技术

以 3.2.1.1 节中所述的分类马尔可夫决策过程理论为基础，本节针对不平衡数据分类与诊断，提出双经验池深度强化学习（Dual-Experience Pool Deep Reinforcement Learning, DEPDRL），其流程图如图 3.1 所示，该方法主要由以下关键技术组成：

1) 双经验池结构。双经验池主要用于存储由环境产生的四元数组 $\langle s, a, r, s' \rangle$ 样本。其中，多数类经验池存储所有的来自模拟环境的样本；将多数类目标值网络诊断为少数类的样本、诊断错误的样本存储在少数类经验池中，同时少数类经验池按照一定的概率存储部分多数类样本。这种双经验池结构的设计和在训练过程中采用的平衡交叉采样技术，可以将不平

衡数据的分类转换为平衡数据的识别过程，从而可以提高模型的诊断识别能力。

2) 双并行残差网络。双并行残差网络主要服务于两种经验池，通过在两种经验池中采样，分别训练两种残差网络，其中多数类网络主要用于对多数类的识别，少数类网络主要用于对少数类的分类同时兼顾对多数类网络错误识别样本的诊断。最终分类结果是双并行残差网络分类结果总和。

3) 模拟环境。模拟环境主要是将不平衡的样本数据集通过采样转换为状态值 s_t ，并且在模拟环境中设置了奖惩函数，用于实现对智能体（双并行残差网络）分类结果的奖惩。

双经验池深度强化学习模型 DEPDRL 中智能体在与环境交互过程中获得最优策略 $\pi(\theta)$ 。在此过程中智能体学习的策略 π 可表示为：当前状态 s_t 下执行动作 a_t 的概率。

$$\pi(a|s) = P(a = a_t, s = s_t) \quad (3-1)$$

智能体的目的是在策略 π 的指导下尽可能准确的实现目标分类，分类越准确，智能体获得的奖赏越多，即累计奖励 G_t 越大，因此可以通过累计奖励 G_t 来衡量策略 π 的优劣。

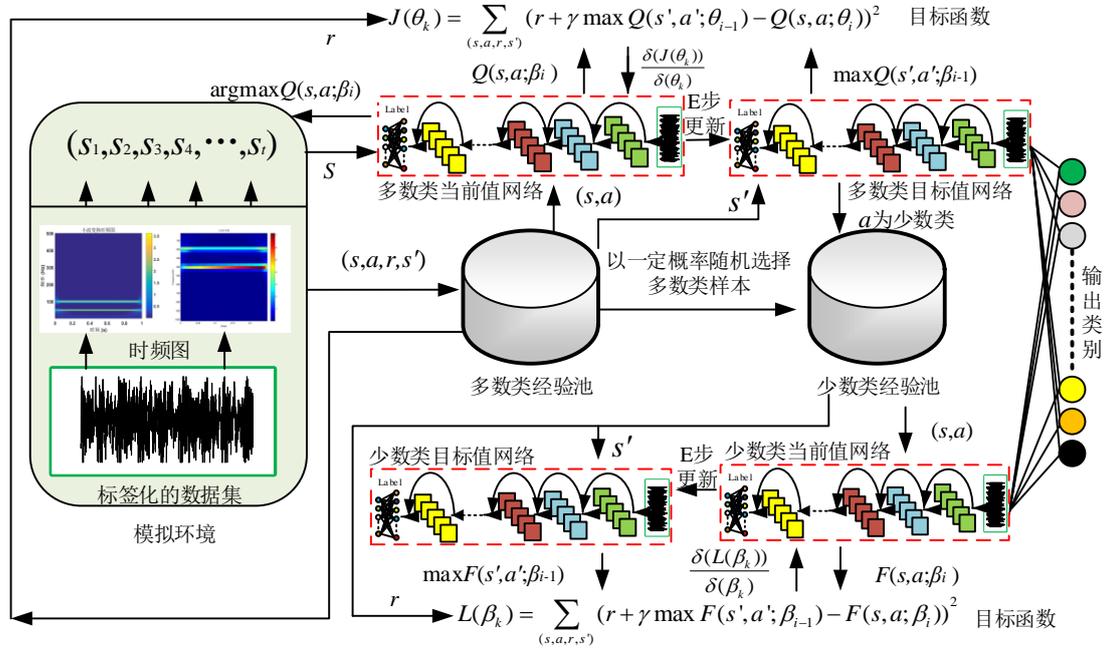


图 3.1 双经验池深度强化学习 DEPDRL

$$G_t = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k} \quad (3-2)$$

在判断 G_t 大小的过程中可通过 G_t 的期望来反映智能体在状态 s_t 下执行动作 a_t 的好坏程度，该期望称为状态动作值函数 $Q(s, a)$ 。

$$Q^\pi(s, a) = E[G_t | s_t = s, a_t = a; \pi] \quad (3-3)$$

依据 Bellman 方程^[162]，式(3-3)可简化为

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi[r_t + \gamma Q^\pi(s_{t+1}, a_{t+1}) | s_t = s, a_t = a] \quad (3-4)$$

为获得最优的策略 π^* ，需要计算最优的动作值函数 $Q^*(s, a)$ ，即为：

$$\pi^*(s, a) \rightarrow Q^*(s, a) = \max_{\pi} Q^*(s, a) \quad (3-5)$$

最优的动作值函数 $Q^*(s, a)$ 可通过式(3-6)确定:

$$Q^*(s, a) = E_{\pi} [r_t + \gamma \max_{\pi} Q^*(s_{t+1}, a_{t+1}) | s_t = s, a_t = a] \quad (3-6)$$

采用深度残差网络可以实现对式(3-6)所示的最优动作值函数的计算。主要是采用经验回放技术从经验池中采样数据, 实现对网络的训练与参数更新, 在此过程中使用如式(3-7)所示的损失函数:

$$L(\theta_i) = E_{s, a, r, s'} [(y_i - Q(s, a; \theta_i))^2] \quad (3-7)$$

其中, y_i 是目标估计值, 如式(3-8)所示; θ_i 是网络参数。

$$y_i = r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta_i') \quad (3-8)$$

式中, s', a' 分别为下一时刻的状态和动作。由于网络在训练过程中采用异步更新策略(当前值网络训练 E 步将其参数复制给目标值网络), 所以目标值网络和当前之网络的网络参数值不同, 故式(3-8)中目标值网络参数表示为 θ_i' 。

根据损失函数, 对网络参数 θ_i 进行求梯度, 如式(3-9)所示, 完成对网络参数的更新

$$\frac{\partial L(\theta_i)}{\partial \theta_i} = -2 E_{s, a, r, s'} [(y_i - Q(s, a; \theta_i)) \frac{\partial Q(s, a; \theta_i)}{\partial \theta_i}] \quad (3-9)$$

(1) 奖励函数

当前针对深度强化学习的奖励函数主要以稀疏奖励为主, 如式(3-10)所示。

$$r = \begin{cases} 1 & a_t = l_t \\ -1 & a_t \neq l_t \end{cases} \quad (3-10)$$

式中, a_t 为智能体的预测输出; l_t 为样本的真实标签。

采用如式(3-10)所示的奖励函数, 环境对智能体所有分类正确的样本具有相同的奖励, 同样分类错误后具有相同的惩罚, 这就导致在训练的过程中总是采用相同的奖惩值, 使得算法的收敛速度变慢, 甚至难以收敛。鉴于此, 在式(3-10)的基础上, 设计了新的带扰动因子的奖惩函数, 如式(3-11)所示:

$$r = \begin{cases} 1 - \eta_1 & a_t = l_t \\ -1 - \frac{|a_t - l_t|}{\max(a_t, l_t)} - \eta_2 & a_t \neq l_t \end{cases} \quad (3-11)$$

式中, η_1 、 η_2 为[0,0.1]之间的随机数。

(2) 平衡交叉采样

在训练的过程中多数类经验池中包含了环境产生的所有样本, 而少数类经验池中存放的绝大部分样本为少数类样本, 如果直接将少数类经验池中的样本用于少数类网络的训练, 这无疑会导致网络模型出现过拟合, 从而使得网络泛化能力不足。针对这一问题, 对少数类网络设计了平衡交叉采样方法, 该方法的主要步骤为:

1) 设置批处理样本量为 $BatchSize$ 。

2) 计算少数类和总类别数量的比值: $w = \frac{U}{J}$ $U < J$ 。其中, J 、 U 为本数据集中总的类别数目和少数类的类别数目。

3) 从少数类经验池中随机选择样本数量为 $N_1 = \text{round}(BatchSize * w)$ 。其中, round 为四舍五入取整函数。

4) 从多数类经验池中随机选择样本数量为 $N_2 = BatchSize - N_1$

5) 将样本 N_1 、 N_2 重新组合为新的大小为 $BatchSize$ 的批量样本。

通过上述流程, 完成对少数类网络批处理样本的采样, 所得到的批处理样本对少数类和多数类进行了平衡, 从而可按照正常的算法流程对网络进行训练。

(3) 深度残差网络

残差结构可有效解决随着网络深度的增加, 模型出现过拟合的问题^[54]。因此, 选择深度残差网络作为智能体的识别网络。同时, 为满足深度强化学习输出状态动作值 $Q(s,a)$ 的设计需求, 对深度残差网络的输出部分进行了重新设计。如图 3.2 所示为改进后的网络结构。

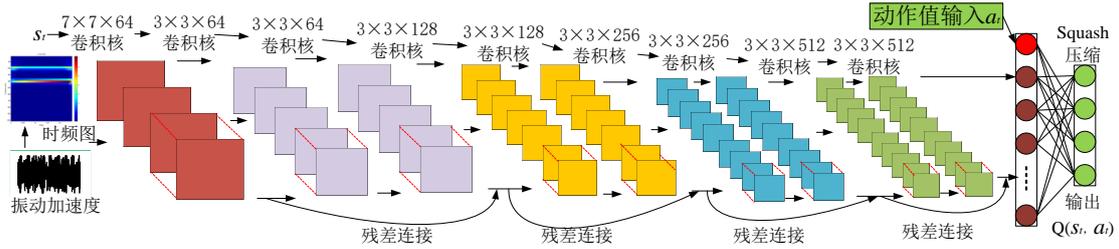


图 3.2 深度残差网络

图 3.2 中主要是在输出的全连接层增加了动作值 a_t 作为全连接层的一部分, 然后在输出层增加了 Squash 压缩函数以防止输出值过大引起的梯度突变, 如式(3-12)所示, 而后进行了 $Q(s,a)$ 的输出操作。

$$\begin{aligned}
 v_j &= \frac{\|s\|^2 s_j}{1 + \|s\|^2 \|s\|} \\
 v_j &\approx \|s\| s_j \|s\| \rightarrow 0 \\
 v_j &\approx \frac{s_j}{\|s\|} \|s\| \rightarrow +\infty
 \end{aligned} \tag{3-12}$$

式中, s 为由卷积结果转换的一维向量; s_j 为由卷积结果转换的一维向量中的第 j 个元素; v_j 为经过压缩后的第 j 个元素。

为提高训练效率, 防止在训练过程中出现网络陷入局部最优解而导致的训练精度不高的问题, 采用 Adam 优化算法, 同时在训练的过程中采用如式(3-13)所示的学习率。

$$\alpha = \begin{cases} 0.01 & \text{epoch} \leq 20 \\ 0.001 & 20 < \text{epoch} \leq 50 \\ 0.0001 & 50 < \text{epoch} \end{cases} \quad (3-13)$$

式中， α 为学习率，epoch 为迭代次数。

双经验池深度强化学习 DEPDRL 的具体参数值如表 3.1 所示。其中 E 步更新是当前值网络训练一定的次数后，将当前值网络的参数传递给目标值网络。双并行残差网络的参数设置和 Resnet18 类似，具体值参照图 3.2。

表 3.1 双经验池深度强化学习模型 DEPDRL 参数

参数名称	参数值
批处理样本量	64
迭代轮数	500
多数类经验池的大小	10000
少数类经验池的大小	1000
多数类网络的折扣因子	0.98
少数类网络的折扣因子	0.90
贪婪策略因子 ϵ -greedy	0.1
E 步更新	100

3.2.2 基于公开数据集的模型验证

3.2.2.1 公开的图像数据集验证

为了验证所提 DERDRL 模型在不平衡数据集上的分类有效性，分别在 Mnist^[159]、Cifar-10^[160]和 Fashion-Mnist^[161]三种数据集上进行验证，其中，Mnist 和 Fashion-Mnist 数据集中均包含 10 类大小为 28×28 的 60000 张灰度图像。Cifar-10 数据集中包含 60000 张大小为 32×32×3 的 10 种类别的 RGB 图像，三个数据集的类别标签均为 0 到 9 的整数。将本文 DERDRL 和 Resnet18^[53]、DQNimb^[75]、DCNN^[165]、DQN^[166]几种模型在相同试验条件下进行结果对比，验证算法的有效性。

如表 3.2 所示为在现有数据的基础上，为方便对比验证，参考文献[75]中的不平衡数据构造方法（按照不平衡比率 ρ 实现从原始数据集中抽取数据作为少数类标签， ρ 是单个少数类的目标样本数量和原数据集中该类样本数量的比值），自定义实现的多种不平衡数据集，分别为在标签为 0 和 1 的类别、所有标签为奇数的类别、所有标签为偶数的类别的样本中按照不平衡比例 ρ 抽取少数类样本。

表 3.2 图像不平衡数据集

数据集 (少数类标签)	ρ (%)	训练集样本量		测试集样本量	
		负类	正类	负类	正类

Mnist	100		60000		10000
Cifar-10	100		50000		10000
Fashion-Mnist	100		50000		10000
Mnist	10	1200	49200	2000	8000
(0 and 1)	25	3000	50500	2000	8000
Cifar-10	10	1000	41000	2000	8000
(0 and 1)	25	2500	42500	2000	8000
Fashion-Mnist	10	1200	48000	2000	8000
(0 and 1)	25	3000	48000	2000	8000
Mnist	10	2543	30000	5000	5000
(odd)	25	6358	30000	5000	5000
Cifar-10	10	2500	25000	5000	5000
(odd)	25	6250	25000	5000	5000
Fashion-Mnist	10	3000	30000	5000	5000
(odd)	25	7500	30000	5000	5000
Mnist	10	2543	30000	5000	5000
(even)	25	6358	30000	5000	5000
Cifar-10	10	2500	25000	5000	5000
(even)	25	6250	25000	5000	5000
Fashion-Mnist	10	3000	30000	5000	5000
(even)	25	7500	30000	5000	5000

验证过程中模型的输出均为 10 种类别，即为不平衡多分类问题，应用测试集上的测试准确率来判断模型的分性能。同时采用不平衡多分类指标 $G\text{-means}^{[167]}$ 完成对模型分类性能的评估。 $G\text{-means}$ 是从所有类别中任取两个类别 c_i 和 c_j ，计算两类的 $G\text{-mean}(c_i, c_j)$ 指标，再对所有的 $G\text{-mean}$ 值加权求和得到指标 $G\text{-means}$ ，如式(3-14)所示。 $G\text{-means}$ 越大，表示算法性能越好。

$$\begin{aligned}
 G\text{-mean} &= \sqrt{\text{Recall} * \text{Specificity}} \\
 \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 \text{Specificity} &= \frac{TN}{TN + FP} \\
 G\text{-means} &= \frac{2}{k(k-1)} \sum_{1 \leq i < j} G\text{-mean}(c_i, c_j)
 \end{aligned} \tag{3-14}$$

式中， TP 为真阳性样本数， TN 为真阴性样本数， FP 为假阳性样本数， FN 为假阴性样本数； k 为类别数量。 Recall 为召回率、 Specificity 为准确率。

如表 3.3 所示为 DEPDRL 算法和其余几种算法的对比验证结果。表 3.3 中结果显示，

DEPDRL 在所有的数据集上均有不俗的表现，分类精度均优于其他的方法。其次是 DQNimb，该方法是按照不平衡比率对回报函数做了相应改进，增强了算法对少数类的奖赏力度。然而相比 DEPDLR，DQNimb 的分类精度有所下降。Resnet18 和 DQN 两者的分类精度相差不多，这是由于在 DQN 中同样采用的是 Resnet18 算法模型的原因。DCNN 模型相对于其余几种算法精度略低，表明卷积网络不宜直接用于不平衡数据分类。

通过对比多个不平衡数据集上的试验结果，可以很容易看出，DEPDRL 在多分类不平衡数据集上具有较高的分类精度。其中，在少数类标签为 0/1 的 Cifar-10 不平衡数据分类中，当 $\rho=25\%$ 时 DEPDLR 相比于分类精度较好的 DQNimb 算法精度提高了 6% 以上，达到了 69.93%；当 $\rho=10\%$ 时算法精度提高了 8.7% 以上，达到了 66.9%。在 Fashion-Mnist 数据集中当 $\rho=25\%$ 时相比于分类精度较好的 DQNimb 算法精度提高了 2%，达到了 93.62%；当 $\rho=10\%$ 时提高 3.45%。此时在 Mnist 数据集上和其余几种算法的分类精度相差不多，但也保持领先。

在少数类标签为奇数类 (odd) 的 Cifar-10 的不平衡数据分类中，当 $\rho=25\%$ 时 DEPDLR 相比于分类精度较好的 DQNimb 算法，精度提高了 6% 以上，达到了 63.8%；当 $\rho=10\%$ 时提高了 5% 以上，达到了 51.7%。同样在 Fashion-Mnist 数据集中当 $\rho=25\%$ 时 DEPDLR 相比于分类精度较好的 DQNimb 算法，精度提高了 1.6%，达到了 93.2%；当 $\rho=10\%$ 时提高 4.9%。此时在 Mnist 数据集上和其余几种算法的分类精度相差不多，但也具有最高的分类精度。

在少数类标签为偶数的 Cifar-10 不平衡数据分类中，当 $\rho=25\%$ 时 DEPDLR 相比于分类精度较好的 DQNimb 算法，精度同样提高了 6% 以上，达到了 64.5%；当 $\rho=10\%$ 时，精度提高了 5.4%，达到了 52.7%。同样在 Fashion-Mnist 数据集中，当 $\rho=25\%$ 时，精度提高了 2%，达到了 92.5%；当 $\rho=10\%$ 时提高 4.4%。此时在 Mnist 数据集上和其余几种算法的分类精度相差不多，但也具有最高的分类精度。

表 3.3 不平衡数据测试结果

数据集 (少数类标签)	ρ (%)	各种算法在测试集上的测试精度 (%)				
		Resnet18	DQNimb	DCNN	DQN	<u>本文方法 DEPDLR</u>
Mnist	100	99.7	99.6	99.3	99.2	99.7
Cifar-10	100	91.6	88.7	83.5	85.4	94.7
Fashion-Mnist	100	95.3	92.1	92.3	93.7	96.4
Mnist	10	95.3	96.6	94.3	95.1	98.1
(0/1)	25	98.2	99.2	97.1	97.1	99.6
Cifar-10	10	53.9	58.17	50.4	53.62	66.9
(0/1)	25	59.6	62.4	52.6	58.2	69.6
Fashion-Mnist	10	81.4	87.65	78.6	80.27	91.1

(0/1)	25	87.3	91.5	86.7	88.6	93.6
Mnist	10	97.3	97.9	96.8	97.4	98.7
(odd)	25	98.1	98.9	97.9	98.6	99.3
Cifar-10	10	45.7	46.6	41.3	43.8	51.7
(odd)	25	55.9	57.8	50.2	52.9	63.8
Fashion-Mnist	10	85.6	86.9	82.2	84.4	91.8
(odd)	25	90.3	91.6	87.1	88.7	93.2
Mnist	10	97.2	98.0	97.6	97.2	98.6
(even)	25	97.7	98.9	97.5	97.9	99.2
Cifar-10	10	46.9	47.0	44.1	45.3	52.4
(even)	25	57.1	58.1	53.2	54.4	65.3
Fashion-Mnist	10	85.3	86.2	83.6	84.3	90.6
(even)	25	89.7	90.5	85.8	88.4	92.5

表 3.4 不平衡数据测试 G-means 值

数据集 (少数类标签)	ρ (%)	各种算法在测试集上的 G-means				
		Resnet18	DQNimb	DCNN	DQN	<u>本文方法 DEPDRL</u>
Mnist	100	0.996	0.992	0.993	0.992	0.995
Cifar-10	100	0.898	0.883	0.859	0.853	0.951
Fashion-Mnist	100	0.947	0.924	0.926	0.938	0.966
Mnist	10	0.943	0.964	0.941	0.949	0.981
(0/1)	25	0.981	0.992	0.969	0.965	0.997
Cifar-10	10	0.523	0.572	0.495	0.513	0.687
(0/1)	25	0.582	0.633	0.513	0.582	0.694
Fashion-Mnist	10	0.812	0.865	0.788	0.798	0.905
(0/1)	25	0.861	0.918	0.865	0.846	0.929
Mnist	10	0.973	0.983	0.954	0.971	0.984
(odd)	25	0.981	0.981	0.972	0.982	0.987
Cifar-10	10	0.449	0.453	0.441	0.413	0.498
(odd)	25	0.554	0.453	0.516	0.519	0.625
Fashion-Mnist	10	0.837	0.864	0.837	0.816	0.901
(odd)	25	0.906	0.905	0.891	0.862	0.921
Mnist	10	0.971	0.977	0.962	0.972	0.981
(even)	25	0.978	0.981	0.973	0.980	0.988
Cifar-10	10	0.458	0.465	0.412	0.441	0.512

(even)	25	0.576	0.578	0.523	0.543	0.646
Fashion-Mnist	10	0.842	0.853	0.826	0.831	0.901
(even)	25	0.889	0.894	0.839	0.878	0.916

如表 3.4 所示为各个数据集经过测试后的 G-means 统计结果。表中结果表明，DEPDRL 的 G-means 评价指标明显高于其余几种方法的结果，这也进一步说明了 DEPDL 在不平衡数据分类过程中能够有效提取少数类样本的特征，相比其他方法更具优势。

3.2.2.2 美国凯斯西储大学的滚动轴承数据集验证

选择附件 A.2 中介绍的美国凯斯西储大学滚动轴承驱动端数据集，其相应的轴承型号为 SKF6205，数据采样频率为 12kHz。共有 4 种轴承状态，包括内圈、外圈、滚动体 3 种加工缺陷故障和正常状态。在数据处理过程中，将加载和不加载的情况一起考虑，按照 4:1 的比例划分训练和测试集。然后，将采样时长为 0.04s(大于每转的时长)的原始振动加速度信号的小波时频图（采用“morse”小波）直接保持为 png 格式的图形文件，图形文件大小为 128×128×3，该图形文件作为各个分类模型的输入。如图 3.3 所示为不同故障类别的小波时频图。为了模拟真实振动情况中正常类样本数据多、故障类样本数据不足而出现的数据不平衡的问题，同样采用不平衡比率 ρ 实现不平衡数据集的构造。如表 3.5 所示为按照不平衡比率 ρ 构造的不平衡数据样本数量和正常情况下($\rho=100$)的样本量。

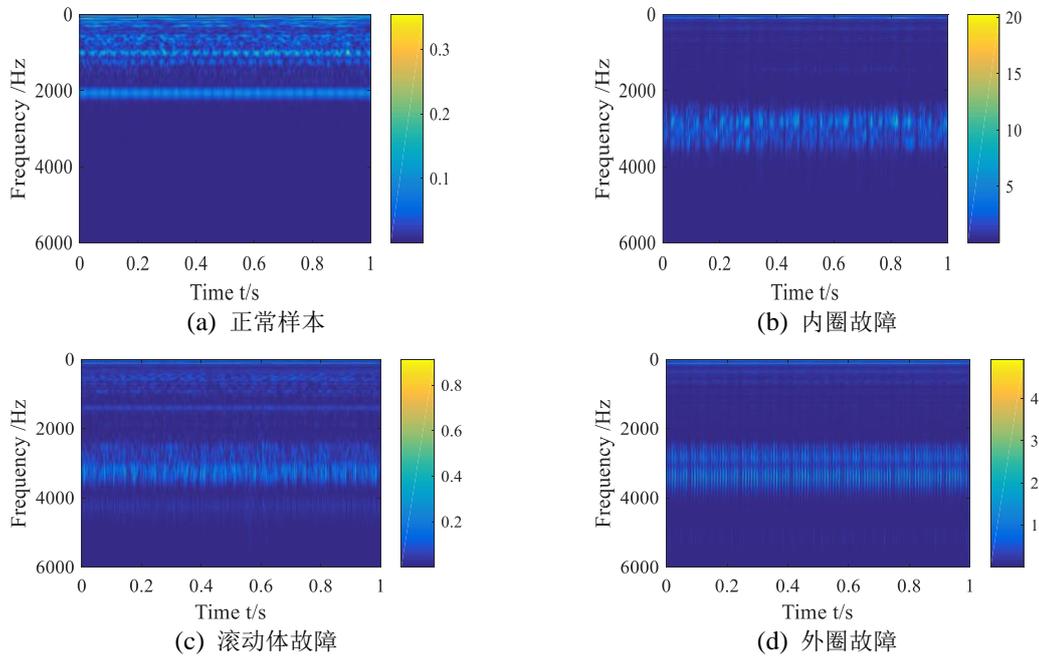


图 3.3 不同样本的小波时频图

表 3.5 不平衡试验数据集

ρ (%)	训练集			测试集		
	内圈	外圈	滚动体	正常	故障	正常
100	3234	2431	3231	2828	2225	707

25	809	608	808	2828	2225	707
20	647	486	646	2828	2225	707
15	485	365	485	2828	2225	707
10	323	243	323	2828	2225	707
5	162	122	162	2828	2225	707
1	32	24	32	2828	2225	707
标签	0	1	2	3	待诊断	

如表 3.6 所示为不同方法在不平衡故障数据和正常情况下的分类诊断结果。表中结果显示 DEPDRL 在自定义的几种不平衡数据集中相对于其余几种模型有最高的分类诊断精度。以 $\rho=10\%$ 为例，双经验池强化学习的分类精度达到 94.72%，相比于其中分类精度较高的 DQNimb 提高了 5%。除此之外，DQNimb 相比于 Resnet18 和 DQN 在不平衡数据上的分类精度均有所提高，这是因为该算法在针对不平衡数据分类时增大了对少数类样本的奖惩值所致。

表 3.6 诊断结果

ρ (%)	测试精度 (%)			
	Resnet18	DQNimb	DQN	DEPDRL
100	99.62	98.92	98.65	99.68
25	89.44	92.37	87.34	96.78
20	87.65	91.34	84.86	95.84
15	87.36	89.94	80.97	95.71
10	86.57	89.34	80.16	94.72
5	82.37	85.64	78.82	91.19
1	69.76	73.87	65.35	86.67

如表 3.7 所示为 G-means 评价指标的统计结果。表中结果同样显示，本文方法 DEPDRL 用于滚动轴承不平衡数据的故障诊断中具有更高的诊断精度。也进一步说明了 DEPDRL 的优越性。

表 3.7 诊断结果的 G-means 值

ρ (%)	G-means			
	Resnet18	DQNimb	DQN	DEPDRL
100	0.994	0.985	0.982	0.996
25	0.897	0.916	0.882	0.968
20	0.869	0.921	0.847	0.961
15	0.853	0.897	0.815	0.951
10	0.848	0.874	0.793	0.939

5	0.817	0.728	0.767	0.912
1	0.679	0.716	0.603	0.849

如图 3.4 所示为在 ρ 变化的时候各个模型的分​​类准确​​率的变化情况。图中结果显示，随着不平衡比率范围的增大（ ρ 值减小），各个模型的诊断精度均有所降低，其中 DQN 的变化范围最大，说明随着不平衡比率的增加 DQN 模型对少数类样本的识别能力下降。DEPDRL 的减小范围较小，这是因为双经验池深度强化学习模型在考虑算法层面的改进同时，考虑了数据层面的平衡交叉采样方案，这就使得算法对于少数类的识别能力增强，从而提高了算法分类准确率。

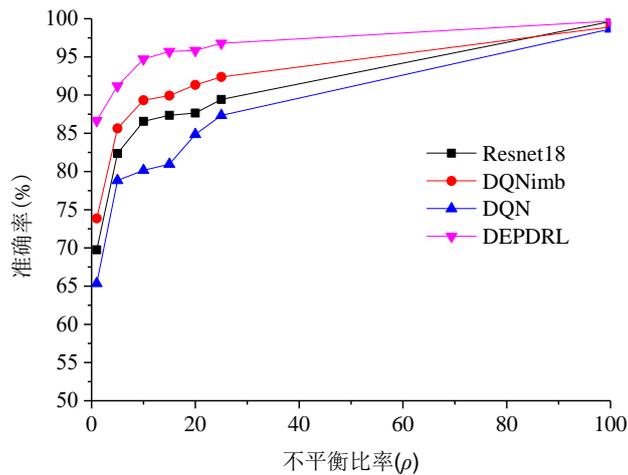


图 3.4 不同 ρ 下分类准确率变化情况

3.3 少故障样本下的深度残差网络诊断方法

深度残差网络 Resnet^[53]于 2015 年被提出，虽然相比 CNN、AE 等深度学习方法而言，Resnet 具有更好的分类效果，但是，Resnet 随着网络深度的增加、参数量的增大，存在训练速度慢的问题。因此，为了提高 Resnet 的收敛速度，本文对 Resnet 进行了改进，并将其应用于滚动轴承的故障诊断中。

3.3.1 深度残差网络原理

为解决随着深度的增加，神经网络出现性能退化的问题，Resnet 中引入了残差块的概念。图 3.5 所示为残差块结构。

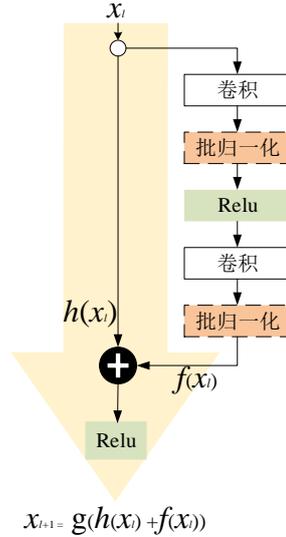


图 3.5 残差结构块

图 3.5 中, x_l 为第 l 个残差块的输入; $f(x_l)$ 为经过卷积、批归一化、激活函数的残差映射输出; $h(x_l)$ 是恒等映射输出, 该映射的目的是使得输入 x_l 和 $f(x_l)$ 具有相同尺寸, $h(x_l)=x_l$ 表示为残差直连结构; g 为 ReLU 激活函数:

$$g(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & x \geq 0 \end{cases} \quad (3-15)$$

由图 3.5 中残差块结构可知, 多个残差块连接的网络数学模型为

$$x_{l+1} = x_l + f(x_l, w_l) \quad (3-16)$$

第 L 层的输出为:

$$x_L = x_l + \sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, w_i) \quad (3-17)$$

根据文献[54], 可得网络第 l 层的梯度为:

$$\frac{\delta \varepsilon}{\delta x_l} = \frac{\delta \varepsilon}{\delta x_L} \left(1 + \frac{\delta}{\delta x_L} \left(\sum_{i=l}^{L-1} f(x_i, w_i) \right) \right) \quad (3-18)$$

式(3-18)表明, 通过多个残差块的串联, Resnet 在误差反向传播的过程中, 能够保证梯度大于 0, 从而避免了网络出现梯度消失的问题。

3.3.2 对冲残差网络结构

虽然 Resnet 被证明是一种精度较高的网络, 但是随着网络深度的增加, 网络参数也随之增多, 导致网络收敛速度慢、难训练。因此, 在保证网络精度的前提下, 需要解决训练速度慢的问题。

有鉴于此, 首先对残差块进行了改进, 提出了对冲结构的想法, 以期在在保证网络收

敛精度的同时提高网络训练速度。将胶囊网络中的 Squash 函数用于全连接层，用于防止网络输出值过大导致的损失梯度发散问题。最后，对所提深度残差对冲网络(Deep Residual Hedging Network, DResHnet)在两组滚动轴承轴承数据集上进行了验证，以表明所提方法的正确性、有效性。

3.3.2.1 深度残差对冲网络(DResHnet)

所提 DResHnet 如图 3.6 所示，输入为滚动轴承一维时域信号通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)的频谱图，输出为滚动轴承故障类别。

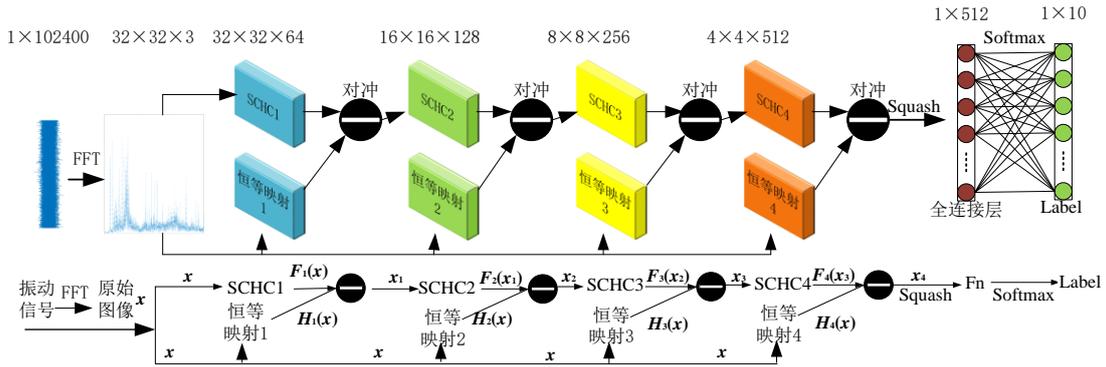


图 3.6 深度残差对冲网络

DresHnet 主要由 4 层堆叠卷积对冲结构块 (Stack Convolution Hedge Structure, SCHC)、4 层恒等映射块、对冲操作、Squash 压缩函数、Fn 全连接层等部分组成。图 3.6 中 $F_i(x)$ 和 $H_i(x)$ 分别为第 $i(i=1,2,3,4)$ 层堆叠卷积对冲操作和恒等映射后的输出。

试验中采用 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6G; i5-9600K 处理器; 8G 内存; 运行系统为 Windows10; 编程语言为 Python3.7; 深度学习框架为 Tensorflow1.15。设置批处理样本量为 64; 迭代轮数为 100。本文模型参数设置和 Resnet18 类似，具体参照表 3.8 所示。表 3.8 中的“4”代表堆叠卷积对冲结构中有 4 个卷积层; “1”代表恒等映射块中有 1 个卷积层; 输入层中的“2”代表输入经过 2 个卷积层后进行对冲操作; 中间层中的“2”表示由两个堆叠卷积对冲结构块组成。Resnet18 和 Resnet 34 同样采用经典的结构，之所以选择 Resnet18 和 Resnet34 是因为本文所提算法是基于 Resnet18 的结构改进而来，而改进后的参数量和 Resnet34 相差不多，所以选择 Resnet18、Resnet 34 作为比较算法精度和算法收敛速度的依据。

表 3.8 深度残差对冲网络信息

结构	卷积核参数	输出大小
输入层	$(3 \times 3, 64) \times 2$	32×32
第一层	$[(3 \times 3, 64) \times 4] \times 2$	32×32
第二层	$[(3 \times 3, 128) \times 4] \times 2$	16×16
	$(3 \times 3, 128) \times 1$	

第三层	$[(3 \times 3, 256) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 256) \times 1$	8×8
第四层	$[(3 \times 3, 512) \times 4] \times 2$ $(3 \times 3, 512) \times 1$	4×4
FC	全连接层 Softmax	1×1

3.3.2.2 堆叠卷积对冲结构(SCHC)

传统的 Resnet 需要较深的网络层才能达到很好的分类精度，这就需要多 GPU 的硬件条件才能完成网络的训练。而 Inception 结构被证明是一种有效提高网络效率的方式，因此，为了能在单机单 GPU 卡上快速完成网络的训练，同时提高网络的精度与速度，借助 Inception 堆叠的思想，提出如图 3.7 所示的堆叠卷积对冲结构块。

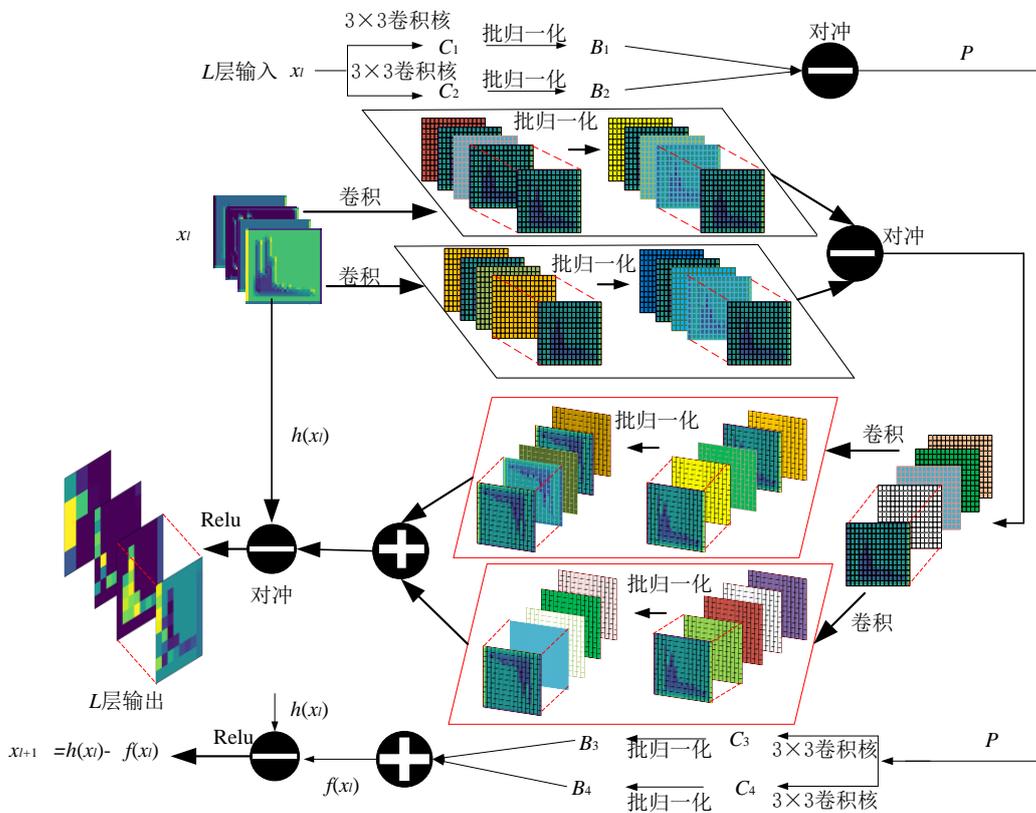


图 3.7 堆叠卷积对冲结构块

图 3.7 所示的算法具体步骤为：

- 1) 通过两个并行的、不同参数的堆叠卷积核，对相同的输入进行特征提取。
- 2) 输入 x_l 经过堆叠卷积处理之后得到卷积结果 C_1, C_2 ，然后进行批归一化操作，防止“梯度爆炸”现象。
- 3) 对步骤 2)之后的结果进行对冲操作(批归一化之后的输出特征图 $B_1、B_2$ 作差)，获得对冲操作结果 P 。对冲操作 (Hedging Processes) 是为了筛除两路卷积学习到的相同特征，

保留不同的特征，以便后续的网络层能够对之前没有学习到的特征进行学习，而无需重复学习相同的特征。

图 3.8 所示为在训练过程中两个特征图的对冲操作结果，图 3.8(c)中结果显示经过对冲操作可对特征图起到增强和增加敏感特征的效果，可以看出，图 3.8(c)中敏感特征点多于图 3.8(a)和图 3.8(b)。对冲操作可增加特征图的稀疏性，从而达到加速网络收敛的目的。

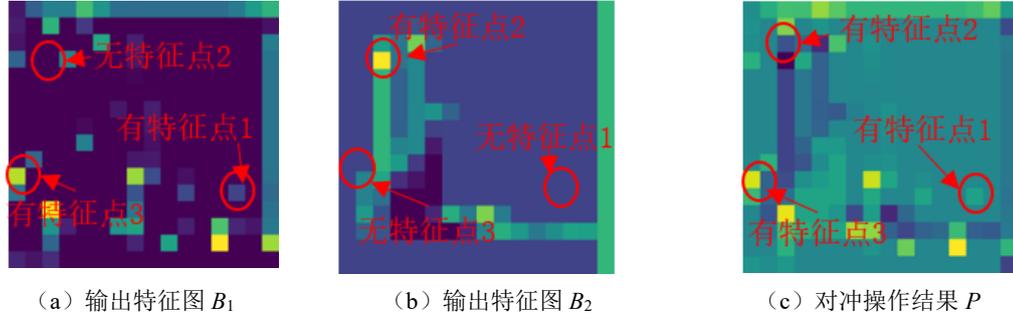


图 3.8 对冲操作结果

- 4) 对对冲后的剩余图像进行同样的堆叠卷积，获得卷积结果 C_3, C_4 。
- 5) 对卷积后的数据进行批处理操作输出特征图 B_3, B_4 。
- 6) 对第 5 步之后的输出进行堆叠相加(防止因对冲后图像值过小而网络无学习能力的现象发生) 得到输出 $f(x_i)$ 。
- 7) 将恒等映射后的输出 $h(x_i)$ 和残差映射后的 $f(x_i)$ 进行一次对冲操作。
- 8) 采用 Relu 函数进行激活，得到输出 x_{i+1} 。

图 3.7 中的对冲结构和传统的对同一特征进行连续卷积不同，其本质是将不同的特征分配给各个卷积层进行特征提取，用于实现学习图像特征的目的。

由图 3.6 及 SCHC 结构可知式 (3-19) 成立：

$$\begin{aligned} x_l &= H_l(x) - F_l(x_{l-1}) \\ F_l(x_{l-1}) &= x_{l-1} - f_l(x_{l-1}) \end{aligned} \quad (3-19)$$

根据式 (3-20) 可得：

$$x_{o-k} = \sum_{i=0}^{o-k} (-1)^i [H_{o-i}(x_{o-i}) + f_{o-i}(x_{o-i-1})] + (-1)^{k+1} x_{o-k-1} \quad (3-20)$$

式中， x_{o-k} 为第 $o-k$ 层的输入； o 为网络总层数； i 为图 3.7 中从右往左数第 i 层； k 为图 3.6 中从右往左数第 k 层。模型的各层和输入之间全部进行了残差连接，可有效预防网络性能退化现象。

3.3.2.3 恒等映射块

传统的 Resnet 是由多个残差块串联而成，这就使得后续网络层不能很好的利用初始的输入特征。此外，考虑到不同状态下样本特征之间细微的差别，而经过串联后，往往会将这些差别映射至相同的区域，导致网络无法完成精确的分类。为此，将起始输入经过特定的恒等映射模块与上文所提出的堆叠卷积对冲结构块相结合，形成新的对冲模块，图 3.9

为第 l 层的恒等映射块和堆叠卷积对冲结构块形成的新的对冲结构。

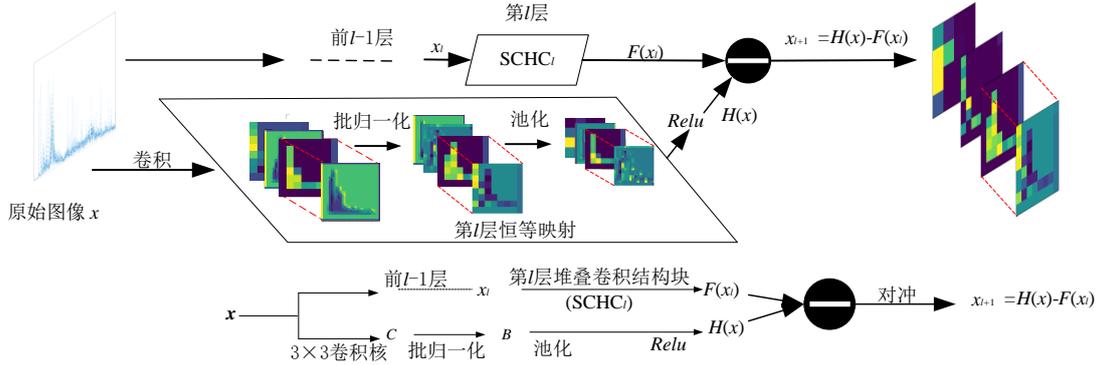


图 3.9 恒等映射块

图 3.9 中 $F(x)$ 和 $H(x)$ 的含义和图 3.6 中的含义相同；卷积核大小为 3×3 ；池化层采用 2×2 的最大值池化，步长为 2。经过对原始图像进行恒等映射和上文中的 SCHC 组成新的对冲结构，使得下一层可以同时接收来自原始图像的部分特征和上层对冲结构块的输出，从而强化了各层学习特征的能力。

3.3.2.4 Squash 函数及网络训练

为使得所建模型具有较高的故障识别精度和较快的收敛速度，采用如式(3-21)所示的交叉损失函数为本模型损失函数。对网络训练，就是采用某种优化算法来降低损失值 J 。

$$J = -\sum_{j=1}^I y_j \log(p_j) \quad (3-21)$$

其中， I 为分类类别总数。 p_i 为经过式(3-22)所示的 Softmax 分类函数输出的第 i 个类别的概率，相应的真实样本标签为 y_i 。

$$p_j = \frac{e^{V_j}}{\sum_{j=1}^I e^{V_j}} \quad (3-22)$$

其中， V_i 为全连接层的第 i 个神经元的输出，具体为：

$$V_i = w_n^T x_n + b \quad (3-23)$$

式中， w_n 、 b 为全连接层参数； x_n 为全连接层输入。在网络的优化中通过误差反向传播完成对参数 w_n 、 b 的更新，以 w_n 的更新为例，根据链式法则求得 w_n 的更新梯度为：

$$\frac{\partial J}{\partial w_n} = \frac{\partial J}{\partial p_j} \frac{\partial p_j}{\partial V_i} \frac{\partial V_i}{\partial w_n} \quad (3-24)$$

其中，

$$\frac{\partial J}{\partial p_j} = \frac{\partial(-\sum_{j=1}^I y_j \log(p_j))}{\partial p_j} = -\sum_{j=1}^I \frac{y_j}{p_j} \quad (3-25)$$

当 $i=j$ 时，

$$\frac{\partial p_j}{\partial V_i} = \frac{\partial \left(\frac{e^{V_i}}{\sum_{j=1}^l e^{V_j}} \right)}{\partial V_i} = \frac{(e^{V_i})' \sum_{j=1}^l e^{V_j} - e^{V_i} (\sum_{j=1}^l e^{V_j})'}{(\sum_{j=1}^l e^{V_j})^2} = \frac{e^{V_i}}{\sum_{j=1}^l e^{V_j}} \left(1 - \frac{e^{V_i}}{\sum_{j=1}^l e^{V_j}} \right) = p_j (1 - p_j) \quad (3-26)$$

当 $i \neq j$ 时,

$$\frac{\partial p_j}{\partial V_i} = \frac{\partial \left(\frac{e^{V_j}}{\sum_{j=1}^l e^{V_j}} \right)}{\partial V_i} = \frac{-e^{V_j} (\sum_{j=1}^l e^{V_j})'}{(\sum_{j=1}^l e^{V_j})^2} = -\frac{e^{V_j} e^{V_i}}{(\sum_{j=1}^l e^{V_j})^2} = -p_j p_i \quad (3-27)$$

对于 $\frac{\partial V_i}{\partial w_n}$ 为,

$$\frac{\partial V_i}{\partial w_n} = x_n \quad (3-28)$$

将式(3-25)、式(3-26)、式(3-27)、式(3-28)组合为式(3-24)得:

$$\frac{\partial J}{\partial w_n} = x_n (-p_j (1 - p_j) \sum_{i=j=1}^l \frac{y_j}{p_j} + p_j p_i \sum_{i \neq j, j=1}^l \frac{y_i}{p_j}) = x_n (-(1 - p_i) \sum_{i=j=1}^l y_i + p_i \sum_{i \neq j, j=1}^l y_i) = x_n (-\sum_{i=j=1}^l y_i + p_i \sum_{i=1}^l y_i) \quad (3-29)$$

对于 y_i 为真实的类别标签, 采用 *One-hot* 编码, 则 $\sum_{i=j=1}^l y_i = 1$ 。式(3-29)为:

$$\frac{\partial J}{\partial w_n} = x_n (p_i - 1) \quad (3-30)$$

式(3-30)所示为经过全连接层后的网络参数梯度。当全连接层的输入 x_n 很大的情况下, 式(3-30)会出现发散的情况。因此, 本文考虑对 x_n 进行压缩后作为全连接层的输入。

因卷积操作中具有累加的性质, 为了防止全连接层的输入向量过大。首先, 采用式(3-12)在全连接层前引入 *Squash* 函数对输入向量进行压缩。然后, 应用式(3-21)计算全连接层的输出。最后, 采用 *Softmax* 进行分类。

3.3.3 基于公开数据集的模型验证

3.3.3.1 公开的图像数据集验证

为了验证 *DresHnet* 模型的性能, 选取了 *Mnist* 和 *Cifar-10* 数据集进行试验, 其中, *Mnist* 数据集为 60000 张 28×28 的手写数字图像, 主要用于验证算法快速收敛的特点。*Cifar-10* 数据集中包含大小为 $32 \times 32 \times 3$ 的 10 种类别图像, 用于验证算法快速收敛和高精度的特点。在相同试验条件下对 *DresHnet*、*Resnet18* 和 *Resnet34* 的结果进行对比验证。

(1) *Mnist*数据集

如图3.10 (a) (b) 所示为在*Mnist*数据集上的训练误差变化曲线以及计算10次所得测试结果。以达到99%的训练精度为目标, 图3.10 (a) 中同时给出了每种算法收敛到99%精

度的计算时间和相应的迭代次数。其中DresHnet算法在34次迭代的时候收敛到99%的精度，计算时间为952.63s。Resnet34的计算时间是1575.11s，迭代次数是57次。Resnet18的迭代次数是99次，计算时间为1263.24s。相比其他两种算法，DresHnet收敛速度更快。对比图3.10 (b) 也不难看出，在10次测试中Resnet18表现很不稳定，其测试精度也相对最差。其次是Resnet34。而本文的DresHnet方法所得的测试精度则更加稳定。表3.9中给出了两种数据集上10次测试精度的均值和计算时间的均值。可以看出，相比Resnet18和Resnet34，DresHnet在测试精度上相比Resnet34提高约0.042%，计算时间相比较快的Resnet18缩短约24.76%，充分说明了DresHnet方法具有很强的收敛性能。

(2) Cifar-10数据集

如图3.10 (c) (d) 所示为在Cifar-10数据集上的训练误差变化曲线以及计算10次所得测试结果。以达到92%的训练精度为目标，图3.10 (c) 中同时给出了每种算法收敛到92%精度的计算时间和相应的迭代次数。其中DresHnet算法在35次迭代的时候收敛到92%的精度，计算时间为3968.65s。Resnet34的计算时间是8564.89s，迭代次数是73次。Resnet18未达到92%的训练精度，迭代次数是100次，计算时间为5476.64s。相比其他两种算法，DresHnet收敛速度更快。对比图3.10 (d) 也不难看出，Resnet18的测试精度相对较差。其次是Resnet34。而本文的DresHnet方法所得的测试精度则更高。从表3.9同样可以看出，相比Resnet18和Resnet34，DresHnet在测试精度上相比Resnet34提高约1.94%，计算时间相比较快的Resnet18缩短约27.53%，同样说明了DresHnet方法具有很强的收敛性能。

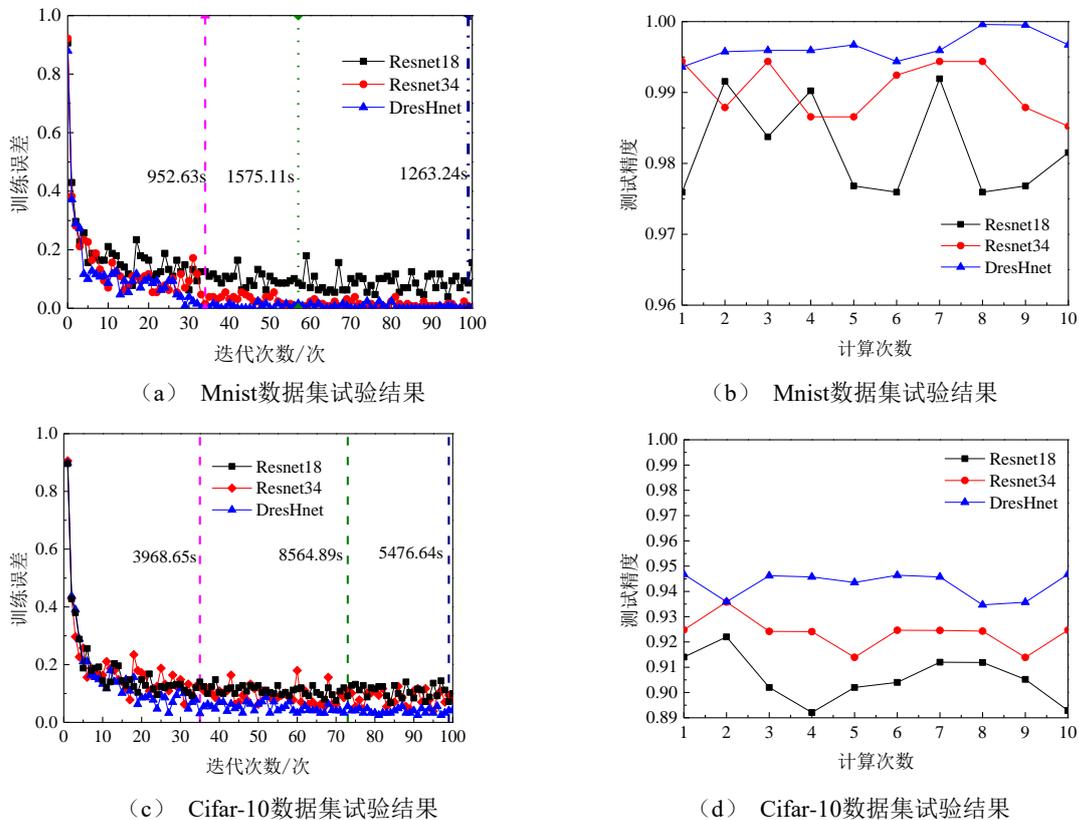


图 3.10 两种数据集上的测试结果

表 3.9 Cifar-10 数据集试验结果

数据集	模型名称	精度(%)	计算时间 (s)
Cifar-10	Resnet18	90.58	5478.76
	Resnet34	92.34	8563.59
	DResHnet	94.28	3970.21
Mnist	Resnet18	98.23	1264.53
	Resnet34	99.19	1576.67
	DResHnet	99.61	951.34

通过对比 Mnist 和 Cifar-10 数据集上的试验结果可以很容易看出, DresHnet 在保证精度的前提下, 具有更快的收敛速度, 这也和算法改进的初衷相一致, 同时也验证了算法理论上的可行性和准确性。

3.3.3.2 美国凯斯西储大学的滚动轴承数据集验证

为验证 DresHnet 在滚动轴承故障诊断中的有效性。选择了研究者普遍采用的美国凯斯西储大学的滚动轴承故障诊断数据集 (附件 A.2) 进行故障诊断验证, 并进行多种方法的对比验证。

选择美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据集的驱动端数据, 其相应的轴承型号为 SKF6205, 选择数据采样频率为12kHz。轴承共有内圈、外圈、滚动体3种加工缺陷故障, 连同正常状态, 共4种状态。为了确保试验数据为二维图像输入, 且避免人为对时序数据按照一定的方式进行数据重构^[2]。首先, 将原始各个类别的数据按照7:3的比例划分训练和测试集。按照数据采样频率, 采用数据增强方法^[23], 以一定的步长对时域振动信号进行采样, 如图3.11 (a) 所示, 其中步长为1000个点, 样本点数为12000。然后, 对每组样本进行FFT, 得到频谱图。最后将获得的频谱图直接保持为png格式的图形文件, 图形文件大小为32×32×3, 如图3.11 (b) 为转换后的频谱图。

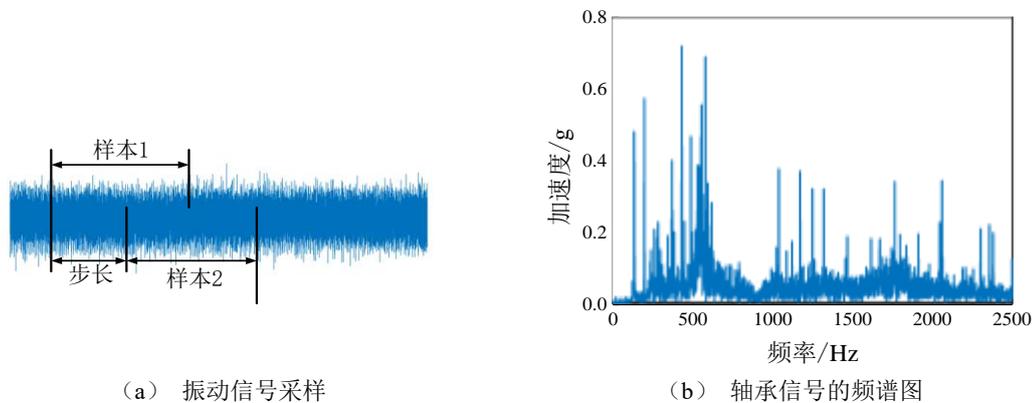


图 3.11 振动加速度数据预处理方法

为了验证所提算法不受负载、转速、损伤大小的影响。试验数据集包含了各种不同条件下的滚动轴承故障数据。通过上述数据处理操作之后, 数据集所包含的样本文件信息如

表 3.10 所示。其中外圈中不包含 0.7112mm 的损伤样本。

表 3.10 数据集样本信息

损伤位置	标签	样本量 (个)	
		训练集	测试集
无	1	1148	492
内圈	2	1230	528
滚动体	3	1230	528
外圈	4	925	396

为验证本文所提算法在速度和精度方面的优势,将本文所提算法与 CNN、Alexnet、Resnet18、Resnet34 网络的故障诊断结果进行比较。其中, CNN 采用 4 层卷积和池化的网络结构,卷积核的大小为 3×3; Alexnet 采用经典的结构。

为了获得稳定的测试结果,试验中每种方法均计算 10 次,图 3.12 (a) 所示为各个模型分别计算 10 次的平均分类准确率曲线, (b) 为单次计算中模型的测试精度及其对应的计算时间,表 3.11 为精度测试比较结果。

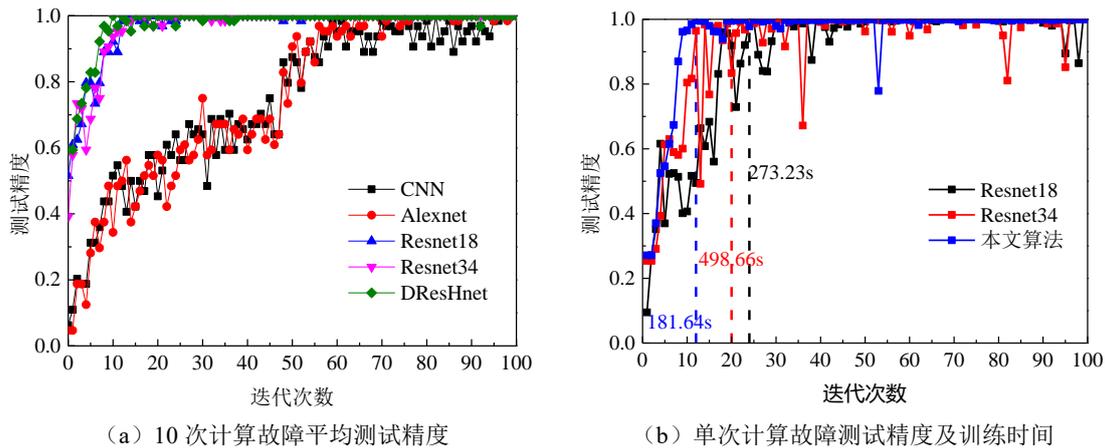


图 3.12 模型测试结果

表 3.11 模型故障诊断精度比较

模型名称	测试精度(%)	训练迭代次数	计算时间 (s)
CNN	98.64	82	212.38
Alexnet	99.36	67	234.52
Resnet18	99.62	22	264.64
Resnet34	100	14	702.37
DResHnet	100	9	176.32

表 3.11 中数据表明:与带残差结构的深度卷积网络相比较,不带残差结构的传统的卷积网络收敛速度更慢,且精度更低,表明残差结构对于提高深度网络模型的收敛度和精度具有重要作用,从表中可以看出,带残差结构的 DResHnet 和 Resnet34 算法的收敛精度均达到了 100%,且本文提出的深度残差网络 DResHnet 的收敛速度最快。

选择三种带残差结构的网络模型进一步对比，图 3.12 (b) 为 DresHnet 和 Resnet18、Resnet34 网络模型在测试集上收敛速度的对比结果。结果显示，在测试集上，DresHnet 相较于 Resnet18 和 Resnet34 在达到 99%诊断精度时，收敛速度至少提高了 1/3，具体为：DresHnet 在达到 99%的测试精度时迭代次数为 12 次，而计算时间为 181.64 秒。Resnet34 算法在迭代 22 次之后达到了 99%的收敛精度，计算时间为 498.66 秒。而 Resnet18 达到 99%计算精度的迭代次数为 24 次，计算时间为 273.23 秒。通过对比计算时间，可以得到如下结论，本文所提带对冲结构的残差网络模型 DresHnet 可以加快收敛速度，提高算法的精度。

3.4 基于多任务深度残差网络的故障诊断方法

3.4.1 多任务深度残差网络结构

故障诊断通常需要实现故障定位、定性及定因诊断，如果是单任务诊断方法，则需要建立多个诊断模型来实现，显然将导致故障诊断的复杂性。如果能够在—个诊断模型中实现多种诊断任务，则将大大简化故障诊断模型的复杂度和冗余性。为此，本章提出一种实现多任务诊断的深度残差网络模型 (Multitask Deep Residual Network,MDResnet)，该模型根据残差网络理论，建立基于残差网络的深层特征提取与共享主框架，在此基础上建立故障状态、部位分类与损伤大小预测的多任务模型。网络具体模型如图 3.13 所示。

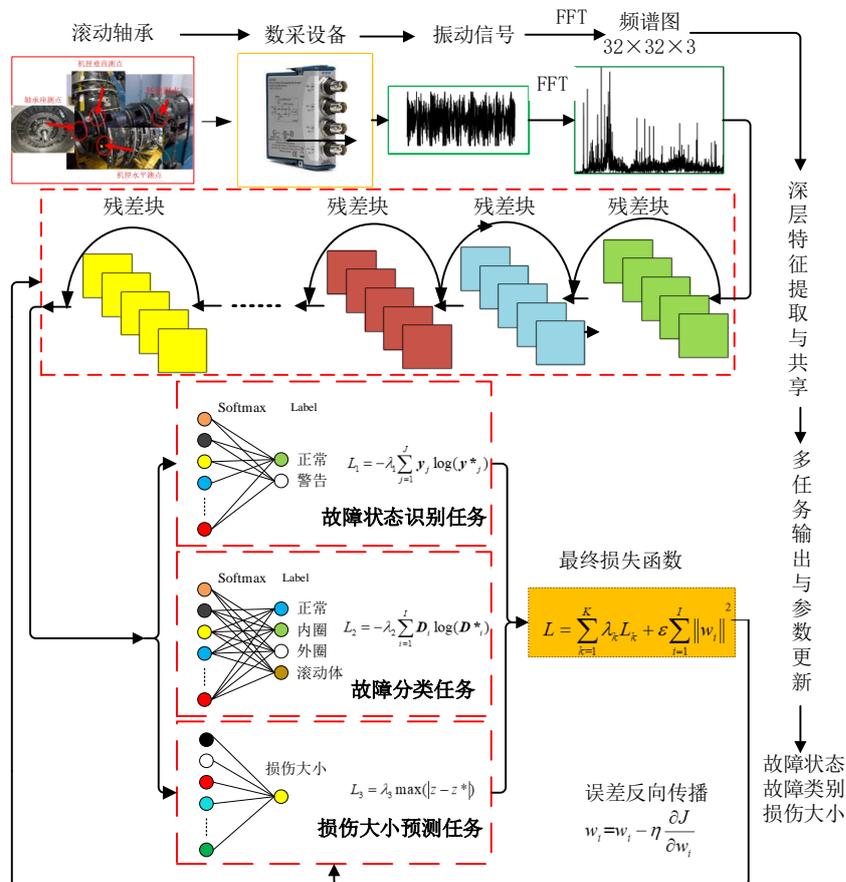


图 3.13 多任务残差网络模型结构 MDResnet

图 3.13 所示的多任务残差网络模型 MDResnet 训练的主要流程为:

- 1) 首先, 通过数据采集得到滚动轴承的振动加速度实时数据。
- 2) 采用 FFT 算法, 将振动加速度信号转换为频谱图, 并按照最大最小值方法进行归一化处理, 并直接保存为 $32 \times 32 \times 3$ 的图像数据文件。
- 3) 以所获得的频谱图文件为多任务残差网络的输入, 通过多个残差块进行特征提取。
- 4) 将所提取的特征结果分别输入故障状态识别、故障部位诊断任务模块和损伤大小预测任务模块, 同时计算各个任务的损失大小 L_k 。
- 5) 根据各个子任务的损失计算联合损失 L 。
- 6) 基于误差反向传播算法进行参数更新。

在进行测试时, 直接读取所保存的模型, 按照步骤 1) 和 2) 对振动加速度数据进行处理后作为模型的输入, 同时输出故障类别和损伤大小尺寸等信息。

图 3.13 中的故障状态识别任务设计为一层全连接层, 应用 Softmax 函数输出 2 类故障, 分别是正常、故障。故障部位诊断任务设计为一层全连接层, 应用 Softmax 函数输出 4 类故障, 分别是正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障。损伤大小预测任务为回归预测, 输出为连续的损伤尺寸值。

多任务深度残差网络的损失函数采用联合损失函数, 如式 (3-31) 所示:

$$L = \sum_{k=1}^K \lambda_k L_k + \varepsilon \sum_{i=1}^I \|w_i\|^2 \quad (3-31)$$

式(3-31)中, L 为分类和预测的总损失; K 为任务量, 本文中 $K=3$; λ_k 为第 k 个任务的惩罚因子; L_k 为第 k 个任务的损失值; $\varepsilon \sum_{i=1}^I \|w_i\|^2$ 为损失惩罚项, 其中 ε 为惩罚因子, 取 $\varepsilon=10^{-5}$, I 为总的网络参数数量, w_i 为第 i 个网络参数。

文中 L_1 为故障状态识别损失值, 采用交叉损失函数如式 (3-32) 所示:

$$L_1 = -\lambda_1 \sum_{j=1}^J y_j \log(y_j^*) \quad (3-32)$$

式中, y_j 为第 j 个真实 one-hot 编码标签, y_j^* 为第 j 个故障状态类别, 其中 $J=2$ 。

文中 L_2 为故障分类任务损失值, 采用交叉损失函数如式 (3-33) 所示:

$$L_2 = -\lambda_2 \sum_{i=1}^I D_i \log(D_i^*) \quad (3-33)$$

式中, D_i 为第 i 个真实 one-hot 编码标签, D_i^* 为第 i 个输出类别, 其中 $I=4$ 。

L_3 为损伤尺寸预测损失值, 采用绝对误差损失, 如式 (3-34) 所示:

$$L_3 = \lambda_3 \max(|z - z^*|) \quad (3-34)$$

式中, z 表示实际损伤尺寸, z^* 为预测输出值。

(1) 数据预处理

由于采样频率一般都大于 10000Hz, 当取 1s 的振动加速度信号经过 FFT 所得的频率值较多。而直接将所得的频谱存储为 32×32 大小的图像后会产生数据失真现象, 导致有用的

频率信息消失，为保证所得图像数据在存储后不失真，首先计算了滚动轴承的故障特征频率，以 5 倍故障特征频率的范围做频谱图，以该频谱图作为网络输入。

(2) 标签平滑化

采用 one-hot 编码^[168]（又称一位有效编码。其方法是使用 N 位状态寄存器来对 N 个状态进行编码，每个状态都有它独立的寄存器位，并且在任意时候，其中只有一位有效）进行梯度损失计算时，只考虑了正确标签，而忽略了错误标签的损失，致使模型在训练集上有很好的效果，在测试集上却表现平平^[169]。为了解决这种泛化能力不足的问题，本文采用如式 (3-35) 所示的标签平滑技术对标签进行平滑处理：

$$\mathbf{y}'_j = (1-\eta)\mathbf{y}_j + \eta\boldsymbol{\mu} \quad (3-35)$$

其中， \mathbf{y}_j 为原始 one-hot 编码后的标签，包括故障状态标签、故障部位标签； \mathbf{y}'_j 为经过平滑后的标签。 η 为平滑因子， $\boldsymbol{\mu}$ 为随机噪声。

(3) 网络参数

本文试验中采用的计算机硬件系统和深度学习框架和 2.3 节中的相同，即：本文中采用 GPU 为 NVIDIA GTX1660 6G；i5-9600K 处理器；8G 内存；运行系统为 Win10；编程语言为 Python3.7；深度学习框架为 Pytorch1.18.0。设置批处理样本量为 64；迭代轮数为 100；采用的优化算法为 Adam 算法，学习率为 0.0001。本文模型参数具体参照表 3.12 所示。

表 3.12 多任务深度残差网络 MDResnet 参数信息

结构	参数	输出大小
输入层	(3×3,64)	32×32
第一层	[(3×3,64)]×2	32×32
第二层	[(3×3,128)]×2	16×16
第三层	[(3×3,256)]×2	8×8
第四层	[(3×3,512)]×2	4×4
FC1(分类)	Softmax	1×2
FC2(分类)	Softmax	1×4
FC3(回归)	Relu	1×1

MDResnet 中采用分类准确率来表征故障诊断结果，采用所有预测样本的最大绝对误差的绝对值来反映损伤尺寸的预测精度，如式 (3-36) 所示：

$$\delta = \max(|z_i - z_i^*|) \quad (3-36)$$

式 (3-36) 中， z_i 为第 i 个样本的真实损伤尺寸， z_i^* 为第 i 个样本的预测损伤大小。

多任务中各个任务的惩罚因子 λ_k 对最终的测试结果有很大的影响，因此，将 λ_k 设置为残差网络的学习参数，让网络能够进行自我学习获得最优的参数组合。采用如式 (3-37) 所示的方式对网络性能进行评价。

$$\psi = (1 - \frac{o_p}{O}) + (1 - \frac{n_p}{N}) + \max(|z_i - z_i^*|) \quad i = 1 \dots N \quad (3-37)$$

式(3-37)中， ψ 为评价结果， $\psi \rightarrow 0$ 说明预测效果越好； o_p 为故障状态预测正确的个数； O 为故障状态预测的样本数量。 n_p 为故障分类正确的个数； N 为故障类别的样本数量。采用交叉验证的方式，经过多次测试后参数 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 在 $\lambda_1=0.2$ 、 $\lambda_2=0.1$ 、 $\lambda_3=0.4$ 的时候 $\psi=0.0035$ 达到最小值。因此，以下测试结果均基于上述参数进行。

3.4.2 基于公开数据集的模型验证

选择美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据集的驱动端数据（附件 A.2），其相应的轴承型号为 SKF6205，选择数据采样频率为 12.8kHz。轴承共有内圈、外圈、滚动体 3 种加工缺陷故障状态和正常状态，共 4 种状态，其中加工缺陷故障状态分别包含 0.1778mm、0.3556mm、0.5334mm、0.7112mm 四种损伤尺寸。为了验证算法不受负载、转速等工况的影响。试验数据集包含了各种不同条件下的滚动轴承故障数据。样本信息如表 3.13 所示。

表 3.13 数据集样本信息

故障状态	损伤位置	样本量		标签	损伤尺寸 (mm)		
		训练	测试				
正常	无	1148	492	0	0.0000		
		286	151	1	0.1778		
		287	153	1	0.3556		
	内圈	281	160	1	0.5334		
		283	156	1	0.7112		
		283	154	2	0.1778		
		故障	284	156	2	0.3556	
			滚动体	282	154	2	0.5334
				284	151	2	0.7112
	288	151		3	0.1778		
	外圈	282	155	3	0.3556		
		287	155	3	0.5334		

根据 3.4.1 节中的残差网络层数及相应参数搭建网络，并对网络进行测试。如图 3.14 所示为通过交叉验证的方式获得的损伤尺寸预测精度 δ 和本文自定义的网络性能评价指标

ψ 的变化曲线。在迭代 100 次之后损伤大小的测试结果趋于稳定，最后达到 0.0035mm 的预测误差。网络性能评价指标 ψ 在最后收敛趋于 0.0035，说明分类诊断精度达到 100%、损伤尺寸预测误差均趋于 0.0035mm。如图 3.14 (b) 所示为损伤尺寸预测结果。图中结果也显示所提多任务模型具有较高的损伤测试精度。

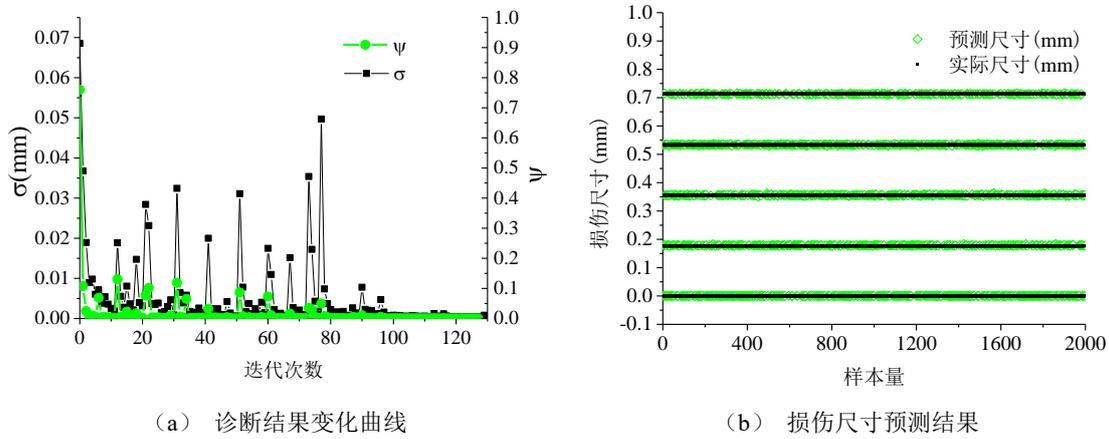


图 3.14 多任务残差网络 MDResnet 测试结果

为进一步说明算法的优势，选择经典的卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNN）、深度神经网络（Deep Neural Networks, DNN）算法，通过将这两种算法改进为多任务网络后和本文的多任务残差网络进行对比。试验中每种方法都进行 10 次计算，取最终的算法平均结果。对比结果如表 3.14 所示：

表 3.14 MDResnet 诊断结果

模型	故障状态识别精度(%)	部位识别精度(%)	尺寸识别精度(%)
本文多任务残差网络 MDResnet	100	100	99.8
CNN 多任务网络	99.69	99.23	98.06
DNN 多任务网络	99.13	98.63	94.59

表 3.14 中的结果说明，相比其他两种多任务残差网络模型，本文的多任务残差网络模型在分类精度和损伤大小识别中均高于其他算法。尤其是在损伤大小预测方面，本文的最大绝对误差绝对值 $\delta=0.0035\text{mm}$ 对应的尺寸识别精度为 99.8%，而其他算法中最好的结果也仅为 0.0345mm，约为本文算法的 10 倍对应的尺寸识别精度为 98.06%，充分证明了本文算法的优越性。

3.5 带机匣的航空发动机转子试验器的方法验证

3.5.1 试验概述

本节所采用的试验数据为附件 A.3 中的试验数据。将原始振动信号按照 1:4 的比例划分为测试集和训练集，同样通过小波时频分解转换为时频图作为各分类模型的输入，样本的转换时长为 0.04s。采用多种不平衡比率 ρ 在故障数据集上进行不平衡数据的划分。如表

3.15 所示为正常情况和自定义的多种不平衡数据集。

表 3.15 故障不平衡试验数据集

比率	训练集			测试集		
	内圈	外圈	滚动体	正常	故障	正常
100	6896	7376	7808	8272	5520	2068
25	1724	1844	1952	8272	5520	2068
20	1379	1475	1562	8272	5520	2068
15	1034	1106	1171	8272	5520	2068
10	690	738	781	8272	5520	2068
5	345	369	390	8272	5520	2068
1	69	74	78	8272	5520	2068
标签	0	1	2	3	待诊断	

3.5.2 方法验证

3.5.2.1 DERDRL 方法应用于不平衡样本的试验验证

将本文提出的 DEPDRL 和 Resnet18、DQNimb、DQN 用于基于机匣信号的航空发动机转子试验器的滚动轴承预置故障诊断，通过多种算法的比较验证 DEPDRL 在滚动轴承不平衡故障数据集上的故障诊断能力。如表 3.16 和图 3.15 所示为在不同的不平衡比率下各个模型的诊断结果。结果显示 DEPDRL 在基于机匣测点的滚动轴承不平衡数据的故障诊断中相比其余几种算法具有更高的诊断精度。以 $\rho=5$ 为例，DEPDRL 的分类精度达到 88.83%，相比于其中分类结果较高的 DQNimb 提高了 7.15%。表 3.16 和图 3.15 中的结果同样反映出随着不平衡比率范围的增大（ ρ 值减小），各个模型的诊断精度均有所减小。从整体的情况来看，DEPDRL 在不平衡故障数据中具有更高的分类精度。表明了该模型在进行故障诊断方面的优势，也进一步说明了所提模型的准确性。

表 3.16 诊断结果

ρ	测试精度 (%)			
	Resnet18	DQNimb	DQN	DEPDRL
100	97.56	97.32	96.54	98.86
25	91.37	93.27	89.62	95.12
20	90.65	90.97	88.36	95.23
15	87.23	88.33	84.68	93.28
10	84.49	86.27	78.39	90.64
5	79.92	81.68	73.89	88.83
1	65.39	72.18	60.67	78.23

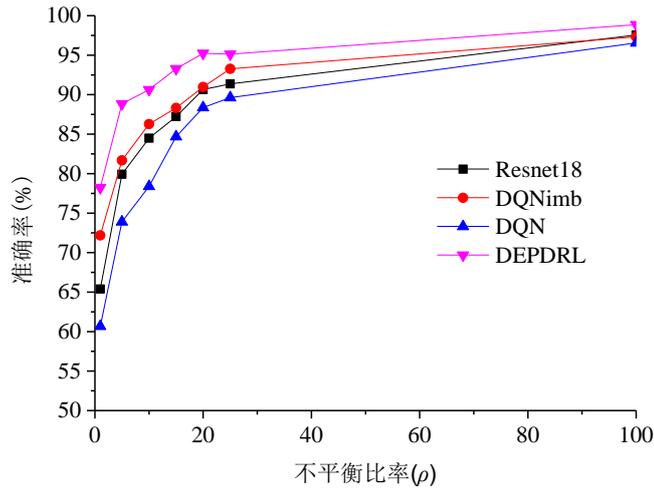


图 3.15 不同 ρ 下分类准确率变化情况

如表 3.17 所示为 G-means 评价指标的统计结果。表中结果显示，在多种不平衡比率 ρ 之下，对于 DEPDRL，其 G-means 值的范围为 0.767-0.952，在定义的几种 ρ 值内，均高于其他的几种算法，以 $\rho=10\%$ 为例，其值为 0.8926，相比 DQNimb 模型的 0.8437，增加了 0.0489。结果表明，相对于其余模型的计算结果，DEPDRL 的 G-means 值更高，也进一步说明了双经验池深度强化学习方法在基于机匣测点的滚动轴承不平衡数据的故障诊断中具有更加明显的优势，能够有效提高故障诊断精度，且算法具有很好的泛化能力。

表 3.17 DEPDRL 诊断结果

ρ	测试精度 (%)			
	Resnet18	DQNimb	DQN	DEPDRL
100	0.969	0.965	0.963	0.985
25	0.905	0.923	0.887	0.952
20	0.901	0.906	0.863	0.941
15	0.873	0.869	0.840	0.919
10	0.832	0.844	0.772	0.895
5	0.784	0.813	0.730	0.881
1	0.636	0.718	0.582	0.767

3.5.2.2 DResHnet 方法应用于高效率高精度诊断的验证

将采样数据点经过 FFT 后转换为 png 格式的图像数据文件。将本文所提算法用于基于机匣信号的航空发动机轴承故障诊断，同时，和 Resnet18、Resnet34 进行对比，结果如图 3.16 所示。针对相同的数据集，本文方法的诊断精度远高于文献[2]的 CNN 和 SVM 方法，如表 3.18 所示。

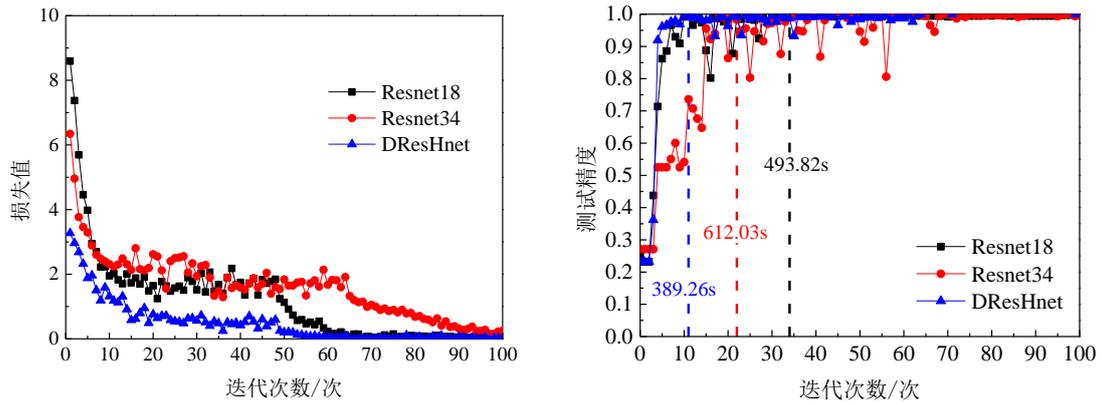


图 3.16 试验数据故障诊断精度

表 3.18 发动机轴承故障诊断精度比较

方法	准确率 (%)
CNN+矩阵图	92.44%
CNN+峭度图	93.58%
SVM	86.16%
文献 2 方法	96.32%
Resnet18	97.56%
Resnet34	98.43%
DResHnet	100%

图 3.16 和表 3.18 的结果显示，DresHnet 诊断精度为 100%，相比其他几种算法具有更高的诊断精度，且和同类型的 Resnet18 和 Resnet34 算法相比，三种方法的收敛迭代轮数分别为 11、34、21 次，对应的计算时间分别为 389.26s、493.82s、612.03s，DresHnet 的收敛速度相比较快的 Resnet18 速度提高了约 21.17%，说明 DresHnet 具有更快的收敛速度，这和 4.3.1 中的结论一致。结果表明，本文算法在基于机匣测点的滚动轴承故障诊断中具有更加明显的优势，能够有效提高故障诊断精度，且算法具有很好的泛化能力。

限于篇幅原因，如表 3.19 列出了部分算法不同故障类别的诊断精度结果和相应分类结果的混淆矩阵。表中结果显示对于单类别的诊断 DresHnet 算法能够实现 100% 的诊断结果，表明了该模型在进行故障诊断方面的优势，也进一步说明了所提模型的准确性。

表 3.19 测试结果信息

方 法	CNN(文献 2)				Resnet18				Resnet34				DResHnet			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
类 别	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	1442	13	9	22	1442	5	6	9	1461	2	7	0	1490	0	0	0
2	21	989	24	19	14	1044	11	11	6	1057	8	2	0	1069	0	0
3	13	21	976	15	16	12	1049	15	12	6	1049	3	0	0	1075	0

4	24	11	19	982	18	8	9	1021	11	4	11	1051	0	0	0	1056
精	96.0	95.6	94.9	94.6	96.8	97.7	97.6	96.7	98.1	98.9	97.6	99.5	100	100	100	100
度																

3.5.2.3 MDResnet 多任务深度残差网络验证

在带机匣的航空发动机转子模拟试验器上进行了不同损伤尺寸的滚动轴承故障模拟试验。试验共使用了 9 个 HRB 6206 深沟球轴承，采用电火花线切割技术，人为在其外圈及内圈表面分别加工了 4 种不同宽度的凹槽来模拟不同故障尺寸，凹槽宽度依次为 1.0mm、1.4mm、1.8mm 和 2.2mm。试验时依次装入 9 个轴承，利用安装在试验器轴承座、机匣垂直上方和水平方向上的 3 个加速度传感器采集振动信号，每种故障中设置试验器转速分别为：1000r/min、1500r/min、2500r/min、3000r/min。采样频率设置为 32kHz。为能够真实的反应振动信号在航空发动机上的传递衰变特性，验证本文方法用于航空发动机滚动轴承诊断中的有效性，本文选择安装于机匣上的垂直加速度测点进行诊断分析。

如图 3.17 所示为在测试数据上的损失和 ψ 的变化曲线。图中曲线可以很容易的看出随着训练次数的增加，模型的损失值变小，最后收敛于 0 值。针对本文所提多任务模型评价系数 ψ 的变化曲线， ψ 值最终也同样收敛于 0 值，这也很好的反应出本文多任务测试结果的准确性，即：在故障诊断分类任务中能准确的识别出故障类型；在损伤大小识别任务中能很好的对损伤大小进行预测。

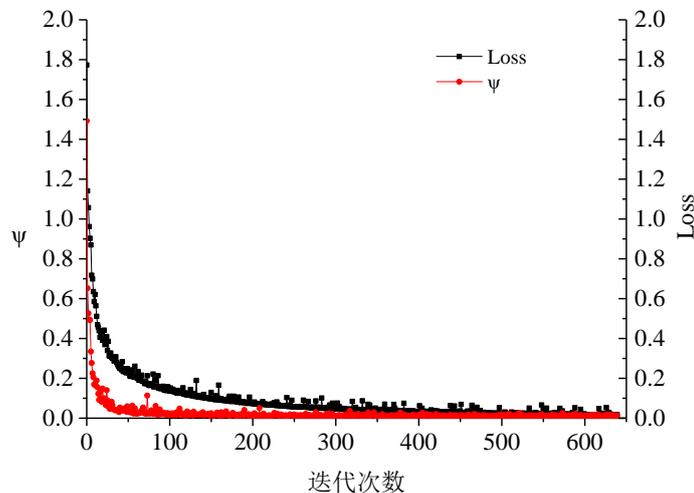


图 3.17 训练目标参数变化曲线

为进一步验证损伤大小预测精度，如图 3.18 (a) 所示为损伤尺寸预测结果，图中结果同样反映了本文针对损伤大小识别结果的准确性。在经过 10 次实验取均值后和 CNN、DNN 算法进行比较，各个任务 10 次的计算结果分别如图 3.18 (b)、图 3.18 (c)、图 3.18 (d) 所示，最终结果如表 3.20 所示。

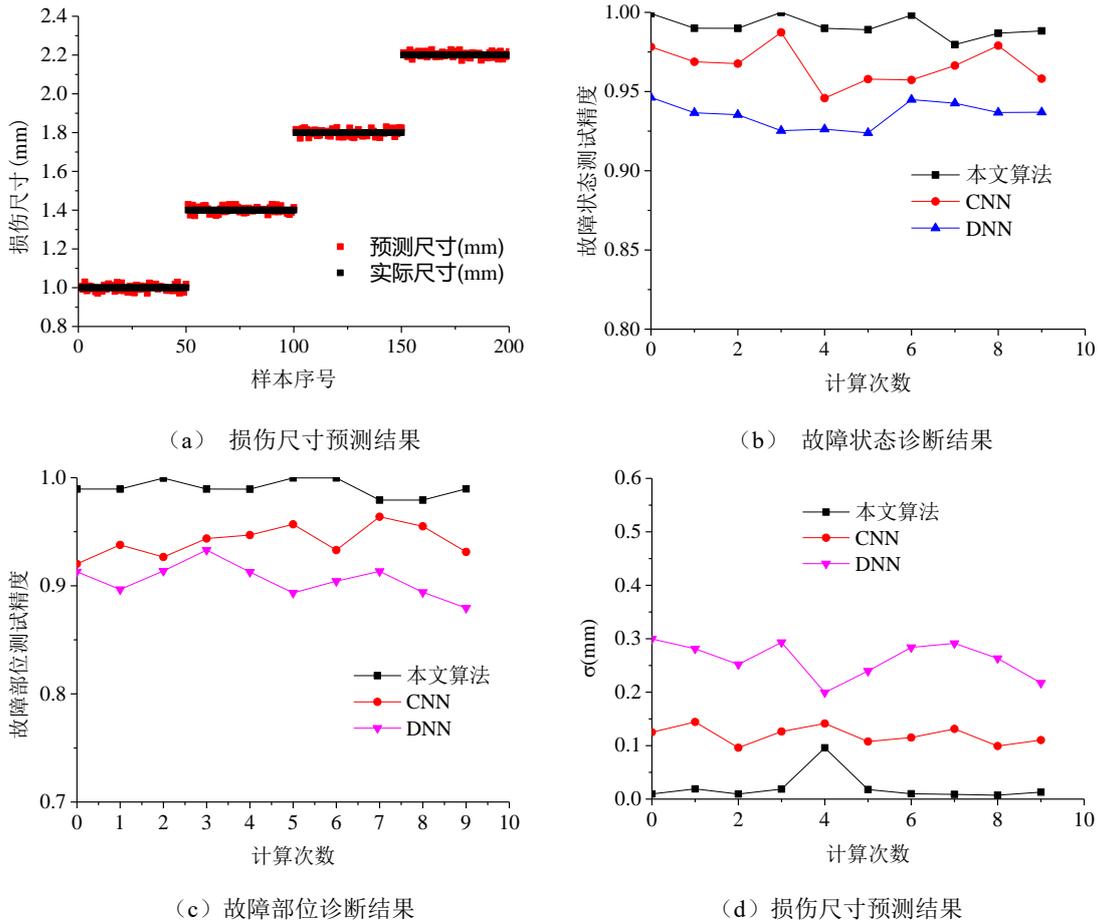


图 3.18 多任务残差网络诊断结果

表 3.20 网络诊断结果（尺寸预测精度为预测值除以所有尺寸的均值）

模型	状态识别精度(%)	部位诊断精度 (%)	尺寸预测精度 (%)	δ (mm)	ψ
本文	99.11	99.05	98.75	0.020	0.0384
CNN	96.67	94.15	92.50	0.120	0.2118
DNN	93.55	90.53	83.625	0.262	0.4212

表 3.20 中结果显示，传统 DNN 算法，状态识别精度为 93.55%，部位诊断精度为 90.53%， $\delta = 0.262\text{mm}$ 。测试效果相对较好的是 CNN，其分类精度为 96.67%， $\delta = 0.120\text{mm}$ 。测试效果最好的是本文的多任务残差网络，分类精度为 99.11%，部位诊断精度为 99.05%， $\delta = 0.020\text{mm}$ ，相比 CNN，状态识别和部位诊断精度分别提高约 3%、5%的同时，损失大小预测效果提高了 6 倍左右。以上测试结果充分说明本文算法在进行多任务学习中的有效性。

(1) 对未参与训练的故障尺寸进行预测

为进一步说明本文算法的强泛化性能，针对南京航空航天大学滚动轴承试验数据集，选择内圈和外圈两种故障类型，其中，训练集中包含内圈 1.0mm、1.4mm、2.2mm 的损伤尺寸，外圈 1.0mm、1.8mm、2.2mm 的损伤尺寸。内圈选择 1.8mm 的损伤尺寸为测试集，外圈选择 1.4mm 的损伤尺寸为测试集。在 3.4 节模型训练的基础上，采用迁移学习的技术，

重新对模型进行训练。

如表 3.21 所示为模型对未参与训练的样本进行预测后的故障状态识别、故障部位诊断以及故障尺寸大小预测结果。表 3.21 中的结果显示，对于未参与训练的故障尺寸样本，故障状态识别精度和故障部位诊断精度相比 2.2 节中的结果均有所降低，其中，故障状态识别精度降低 5.08% 为 94.03%、故障部位诊断精度降低 4.54% 为 94.51%。对于故障尺寸大小预测任务，预测结果误差为 0.3567mm，相比表 3.20 中的结果，尺寸预测误差有所增加，因所预测的损伤尺寸未参与网络的训练，预测结果应该介于某两个参与训练的尺寸中间。而另外两种算法在故障状态识别、故障部位诊断中精度降低幅度均达到了 5%，尺寸大小预测误差均有所增加。对比三种算法，仍可得出本文算法具有更强泛化性能的特点。

表 3.21 网络测试结果

模型	状态识别精度(%)	部位诊断精度 (%)	尺寸预测精度 (%)	δ (mm)	ψ
本文	94.03	94.51	74.52	0.3567	0.4713
CNN	90.26	91.12	62.60	0.5236	0.7098
DNN	80.06	80.13	53.72	0.6478	1.0459

如图 3.19 所示为未参与训练的内圈故障尺寸预测结果图。图中结果可以看出，对于未参与训练的 1.8mm 损伤尺寸，本文算法的预测结果介于 1.4mm 和 2.2mm 之间。测试结果证明网络能够准确提取故障特征，并对损伤尺寸进行精确预测。

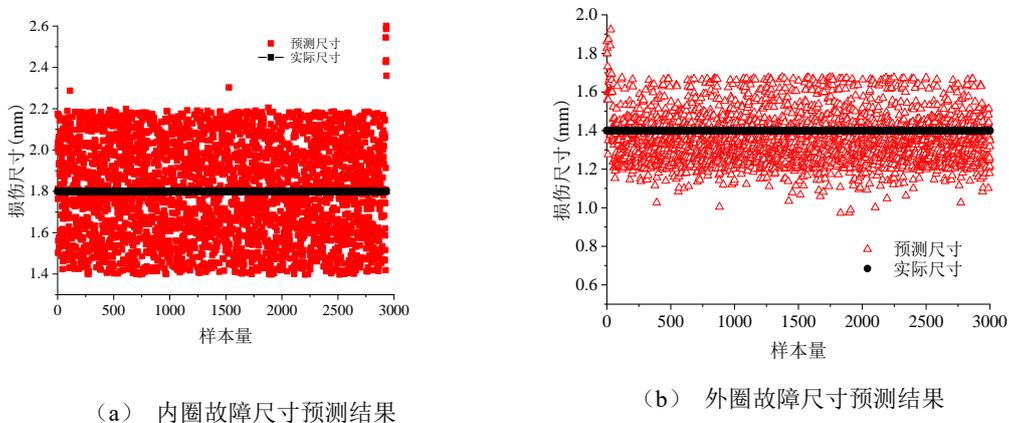


图 3.19 未参与训练的故障尺寸预测结果

如图 3.19 (b) 所示为未参与训练的外圈故障尺寸预测结果图。图中结果可以看出，对于未参与训练的 1.4mm 的损伤尺寸，预测结果介于 1.0mm 和 1.8mm 之间。测试结果证明网络能够准确提取故障特征，并对损伤尺寸进行精确预测。

为进一步说明本文所提算法具有较高的损伤尺寸回归预测精度，对内圈和外圈的预测结果进行统计分析。对于 $z=1.8\text{mm}$ 的损伤尺寸，分别统计预测结果为 $1.8\pm 0.1\text{mm}$ 、 $1.8\pm 0.2\text{mm}$ 、 $1.8\pm 0.3\text{mm}$ 、 $1.8\pm 0.4\text{mm}$ 的样本数量，对于 $z=1.4\text{mm}$ 的损伤尺寸，分别统计预测结果为 $1.4\pm 0.1\text{mm}$ 、 $1.4\pm 0.2\text{mm}$ 、 $1.4\pm 0.3\text{mm}$ 、 $1.4\pm 0.4\text{mm}$ 的样本数量。同时计算各个范围内的样本量和总样本量的比例关系。统计结果如表 3.22 所示。结果显示，对于内圈损伤

尺寸 $z=1.8\text{mm}$ 的情况, 预测误差为 0.1mm 、 0.2mm 、 0.3mm 的样本量占比分别为 50.67% 、 77.65% 、 88.85% ; 外圈损伤尺寸 $z=1.4\text{mm}$, 预测误差为 0.1mm 、 0.2mm 、 0.3mm 的样本量占比分别为 85.23% 、 94.36% 、 98.10% 。以上统计结果表明本文模型的损伤尺寸预测结果较为集中, 也进一步验证了模型的泛化性能。

表 3.22 损伤尺寸预测结果统计

尺寸范围	内圈 $z=1.8\text{mm}$		外圈 $z=1.4\text{mm}$	
	样本量	百分比 (%)	样本量	百分比 (%)
$z\pm 0.1$	1520	50.67	2557	85.23
$z\pm 0.2$	2330	77.65	2831	94.36
$z\pm 0.3$	2666	88.85	2943	98.10
$z\pm 0.4$	2972	99.05	2984	99.45
其他	28	0.93	16	0.53

(2) 噪声对网络性能的影响

对上述未参与训练的损伤尺寸原始振动加速度数据添加均值为 0 , 方差为 1 的高斯噪声, 在对该数据进行预处理后, 将其作为模型的输入, 用于进一步验证算法的泛化性能。分别采用三种多任务网络模型, 对添加噪声后的数据进行诊断。诊断结果如表 3.23 和图 3.20 所示。

表 3.23 添加噪声后网络测试结果

模型	状态识别精度 (%)	部位诊断精度 (%)	尺寸预测精度 (%)	δ (mm)	ψ
本文	92.56	92.78	70.45	0.4136	0.5602
CNN	84.46	82.46	57.00	0.6020	0.9328
DNN	74.36	71.23	45.97	0.7564	1.3005

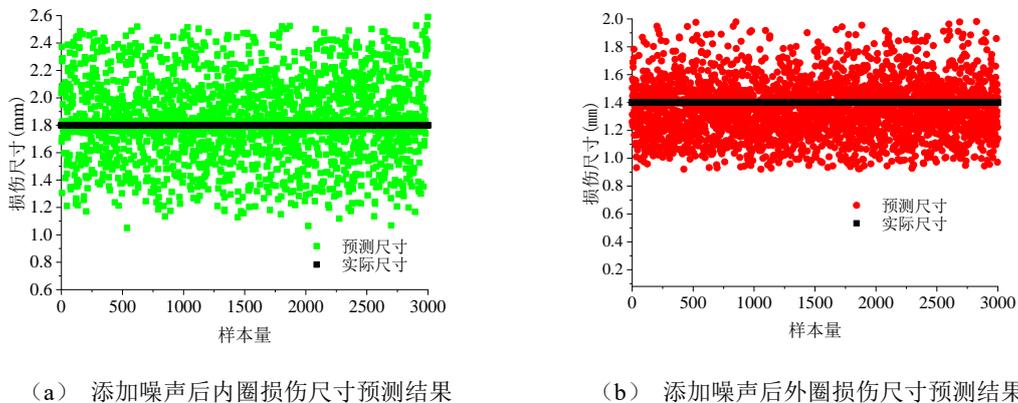


图 3.20 添加噪声后损伤尺寸预测结果

添加噪声后的诊断精度和损伤尺寸预测精度均有所降低。其中本文模型的状态识别精度和部位诊断精度均降低 2% 左右, 损伤尺寸误差增加 0.07mm 左右。其他两种算法的诊断

精度降幅达 8%以上，损伤尺寸预测误差增加 0.15mm 以上。说明本文算法相比其他两种算法的泛化性能更高。

以上针对未参与训练的损伤尺寸样本的故障诊断结果说明，本文所提多任务诊断模型能够对未参与训练的损伤尺寸样本进行准确的诊断，且损伤大小预测误差仍具有较高的精度。说明本文所提模型具有较好的泛化性能。

通过试验验证可以看出，DresHnet 和 DERDRL 两种方法在滚动轴承部位识别中均取得了很好的诊断效果。其中 DERDRL 在不平衡数据上相比其余几种方法具有更高的诊断精度。DresHnet 的优势在于其相比其余方法具有更快的收敛速度。MDResnet 多任务网络虽在诊断精度上有所降低，但其通过同时处理多个任务，使得其具有更强大的检测效果。

3.6 基于实际航空发动机主轴承的故障诊断方法验证

3.6.1 试验概述

采用附件 A.5 中的样本数据，并按照 1:4 的比例划分为测试集和训练集，同时为验证模型的泛化性能获取了 375 组另一台相同型号航空发动机外圈故障数据用于测试验证，采用 FFT 方法对数据进行预处理。为减小计算量，将预处理后的前 50176 个频谱点转换为 $224 \times 224 \times 1$ 的灰度图，作为各个模型的输入。采用多种不平衡比率 ρ 在故障数据集上进行不平衡数据的划分。如表 3.24 所示为正常情况和自定义的多种不平衡数据集。

表 3.24 真实航空发动机故障不平衡试验数据集

比率	训练集		测试集	
	外圈	正常	故障	正常
100	331	331		
90	297	331		
80	264	331		
70	231	331		
60	198	331		
50	165	331		
40	132	331		
30	99	331	457	82
25	82	331		
20	66	331		
15	49	331		
10	33	331		
5	16	331		
1	3	331		
标签	1	0	待诊断	

3.6.2 方法验证

在进行真实的航空发动机主轴承故障诊断时，由于所获取的样本数据仅为正常和外圈故障的样本，并且未获得损伤大小的数据。对于多任务深度残差网络而言，此时的损伤大小预测任务无法实现，且此时故障分类和故障预警两个任务，均可视为二分类任务，因此，在比较的过程中仅保留了故障分类任务。对于 DResHnet 和 DEPDRL 两个模型在进行主轴承故障诊断时，仅设置两类输出。

为验证本文提出的 DresHnet 方法、DEPDRL 方法以及多任务残差网络模型 MDResnet 在航空发动机滚动轴承不平衡故障数据中诊断的有效性，和 Resnet18、DQNimb、DQN、CNN、SVM 等几种经典方法进行了对比验证。不同的不平衡比率 ρ 下各个模型的诊断结果如表 3.24 所示。从对比的结果数据中可以看出：

1) 整体诊断精度而言，在 ρ 值从 1% 变化至 100% 的过程中 DEPDRL 均表现出了最好的诊断效果；其次是 ViT 和 DresHnet 两个模型，其中 ρ 值小于 50% 时，ViT 模型的诊断精度优于 DresHnet 的诊断精度，而 ρ 值大于 50% 时，DresHnet 的诊断精度大于 ViT 的诊断精度。本文所提出的多任务模型和 Resnet18 的诊断结果相差不多，原因是两者在验证过程中的结构相同；DQNimb 的诊断结果总体优于 CNN 和 DQN 的诊断结果。整体诊断效果最差的是 SVM 模型。

2) 在 ρ 值小于 20% 时，DEPDRL 均可达到 93% 以上的诊断精度，而相比此时最优的诊断算法 ViT 提高了约 7% 的诊断精度。说明本文所提出的 DEPDRL 模型在处理不平衡样本时具有更好的性能。

3) 表 3.25 的结果同样反映出随着不平衡问题越严重 (ρ 值减小)，各个模型的诊断精度均有所减小。

表 3.25 真实航空发动机滚动轴承数据集上的诊断结果

ρ (%)	测试精度 (%)								
	Resnet18	CNN	DQNimb	DQN	SVM	ViT	本文 DEPDRL	本文 DresHnet	本文 MDResnet
1	72.23	59.49	62.35	55.23	45.57	83.45	93.82	77.93	70.21
5	81.17	67.75	68.55	56.59	50.47	88.93	95.96	83.97	81.07
10	80.5	74.15	75.96	58.04	54.98	88.24	96.23	84.91	82.59
15	82.85	71.21	76.05	62.09	60.85	89.86	96.74	83.48	81.17
20	84.71	74.76	78.65	61.36	64.62	90.03	97.7	88.64	83.47
25	93.73	84.38	84.66	67.34	68.95	92.34	98.64	92.12	90.13
30	92.84	83.54	85.46	73.04	68.49	91.94	99.72	94.63	89.57
40	93.98	83.09	84.9	71.71	71.87	94.76	98.63	95.81	92.25
50	91.81	79.04	85.91	77.45	75.34	95.0	99.83	94.34	93.19
60	95.9	84.5	86.9	84.69	76.28	96.92	98.56	95.73	94.89
70	93.86	90.87	90.72	83.34	79.38	98.26	99.43	96.62	94.25
80	94.51	90.69	92.43	88.65	81.54	99.15	99.67	97.47	95.43
90	95.25	90.51	90.96	87.24	80.29	100.0	100.0	97.60	96.12
100	98.51	92.6	94.89	89.25	83.65	100.0	100.0	98.26	97.98

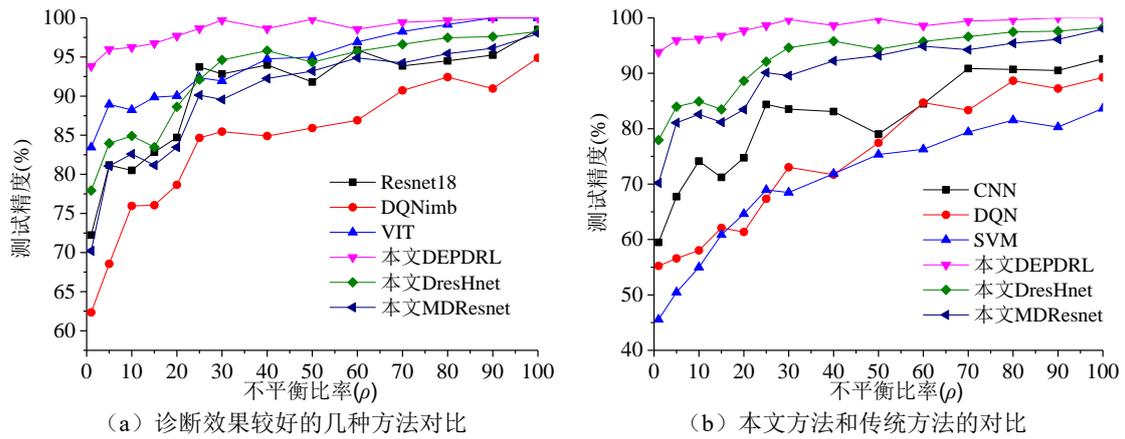


图 3.21 各种方法在不同不平衡比例下诊断精度变化曲线

综上所述，从与多种方法的对比结果可以看出 DEPDRL 方法和 DresHnet 方法以及 VIT 模型在少故障样本下的真实的航空发动机滚动轴承故障诊断中均取得了很好的诊断效果。其中，当 ρ 值达到最小 1% 时这种极端不平衡样本下，DEPDRL 方法的诊断效果表现最优，其次是 VIT 模型，然后是 DresHnet。随着 ρ 值的增加，样本不平衡情况逐渐消失，所有模型的诊断精度均有不同程度的增大，但是本文所提出的 DEPDRL 方法和 DresHnet 方法以及 VIT 模型相比其他方法，同样具有明显优势。

3.7 本章小结

针对含少量故障样本的滚动轴承故障诊断情况，本章提出了三种诊断方法，用于解决不平衡样本数据下滚动轴承故障诊断以及损伤尺寸预测问题。通过在多组试验器滚动轴承模拟故障数据集以及某型真实航空发动机主轴承故障演化数据集上的验证，结果表明：

1) 本文所提多任务深度残差网络模型展现了同时对故障状态识别、故障部位诊断与损伤大小识别的优势。说明本文所提的多任务模型具有较高的诊断精度与损伤大小预测能力，且模型具有很好的泛化性能，也表明该网络具有较好的应用前景。

2) 建立的 DEPDRL 模型创新性地提出了双并行残差网络模型结构和双经验池，其中双经验池用于存储不平衡数据，通过平衡交叉采样的方法将不平衡数据变为平衡数据。在不同数据集上与其他方法的对比结果充分证明了本文所提出的 DEPDRL 方法在处理不平衡样本的问题上更具优势，同时也表明该网络具有很好的工程应用前景。

3) 在标准数据集和滚动轴承故障数据数据集上，本文所提出的深度残差对冲网络 DresHnet 在诊断精度和收敛速度方面均展现出很强的优势，同时，也表明该网络具有很好的工程应用前景。

第四章 低速转动状态下滚动轴承故障异常检测

4.1 引言

对于航空发动机滚动轴承而言,探究高效、精确、智能的地面监控手段,使得发动机在低转速(转速 $<600\text{r/min}$)状态下即可实现对滚动轴承运行状态的判断,对于保障飞行安全,降低维修维护成本具有重要的意义^[1]。然而,对于航空发动机而言,其振动信号的测点布置于机匣位置,由于传递路径的影响,使得所能检测到的故障信号将更加微弱。同时,低转速下滚动轴承故障振动加速度信号具有特征微弱、频率低、冲击间隔时间长且易受噪声影响等诊断难点。因此,单纯的采用现有的信号分析方法很难实现基于机匣测点的低转速状态下滚动轴承故障诊断。此外,由于航空发动机这类不能带“病”运行的系统,往往很难获取甚至无法获取低转速故障状态的样本,因此,也无法直接采用有监督深度学习方法实现故障的智能诊断。

有鉴于此,本章提出基于深度异常检测方法的低转速状态下滚动轴承的故障检测方法,并在带机匣的航空发动机转子试验器和某型真实的航空发动机上进行试验验证。

4.2 低转速状态下滚动轴承故障特征频率分析

4.2.1 故障特征分析

为说明低转速状态下机匣测点信号故障特征的微弱性,以及难以利用信号分析方法提取该微弱特征。分别选用两种故障情况下轴承座测点和机匣测点的振动信号进行对比分析。因转速低,选用了 5 秒的信号进行分析,并对信号分别进行傅里叶变换、小波包络谱分析。

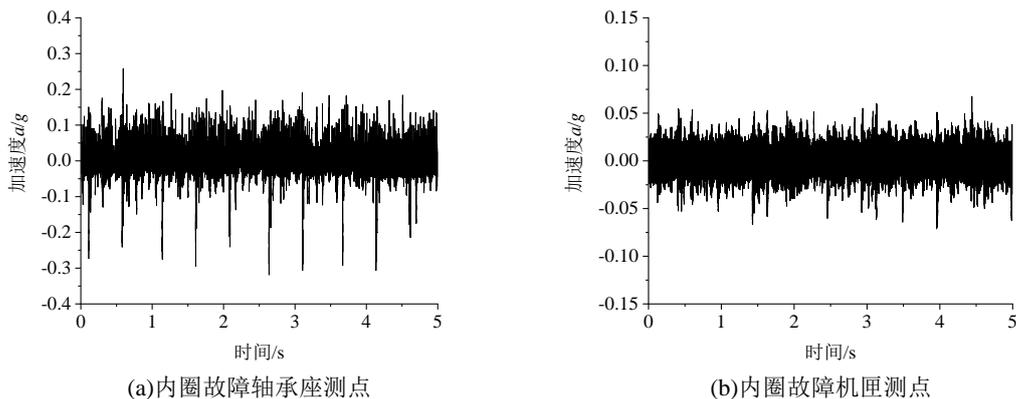
滚动轴承节径 D 、接触角 α 、滚珠直径 d 、滚珠数 Z 以及内外圈相对转速共同决定了滚动轴承故障特征频率,滚动轴承的参数如附件中表 A.8 所示。对于外圈固定,内圈转动的滚动球轴承,设转速频率 f_r ,则滚珠公转频率或轴承保持架频率 f_c 、滚珠自转频率 f_b 、轴承外圈频率 f_{out} 、轴承内圈频率 f_{in} 如式 (4-1) 所示:

$$\begin{aligned} f_c &= \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \\ f_b &= \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \alpha \right] f_r \\ f_{out} &= Z(f_r - f_c) = \frac{Z}{2} \left[1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right] f_r \\ f_{in} &= Z(f_r + f_c) = \frac{Z}{2} \left[1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right] f_r \end{aligned} \quad (4-1)$$

4.2.1.1 基于带机匣的转子试验器数据分析

为说明低转速状态下机匣测点信号故障特征的微弱性，以及难以利用信号分析方法提取该微弱特征。采用附件 A.6 中的数据，选用恒定转速下轴承座测点和机匣测点的振动信号进行对比分析。如图 4.1 所示，因转速低，在分析过程中选用了 5 秒的信号进行分析。采用的信号分析方法为 FFT、包络谱分析以及二进离散小波分解三种方法。其中，小波分析中对重构后所得各频段内的信号进行自相关以及包络谱分析，取相对效果较明显的结果进行展示。分析结果如图 4.2-4.5 所示。

图 4.2-4.5 中结果可以看出，对于内圈故障，其故障特征频率为 10.86Hz，无论是在轴承座测点处还是在机匣测点位置，在频谱、包络谱和小波分解所得不同频段的包络谱中均不能找到明显的谱线与之对应。同理，对于外圈故障，其所对应的故障特征频率为 7.14Hz，机匣测点位置处，无论是在频谱、包络谱和小波分解所得不同频段的包络谱中同样无法发现明显的故障特征频率。在轴承座测点分解所得的第三和第四层小波包络谱中有明显的与外圈故障特征频率相对应的谱线。然而，根据文献[170]的结论，此频率为滚动轴承固有的 VC 频率，在该转速下恰好与外圈故障特征频率相一致，因此也无法直接判断该频率是否为故障特征频率。为了进一步验证上述结论，采用同样的方法对正常状态下轴承座测点的信号进行了分析，如图 4.6 所示为第三层和第四次小波包络谱分析结果。从图中可以看出，在正常状态下依然存在 VC 频率，该频率和故障特征频率相重合。通过对比可以看出，由于 VC 频率和故障特征频率的重合，无法直观的判断图中出现的频率是 VC 频率还是故障特征频率。通过以上分析可知，在低转速下，若直接采用传统的信号分析方法，很难通过寻找特征频率的方法实现轴承的故障检测。



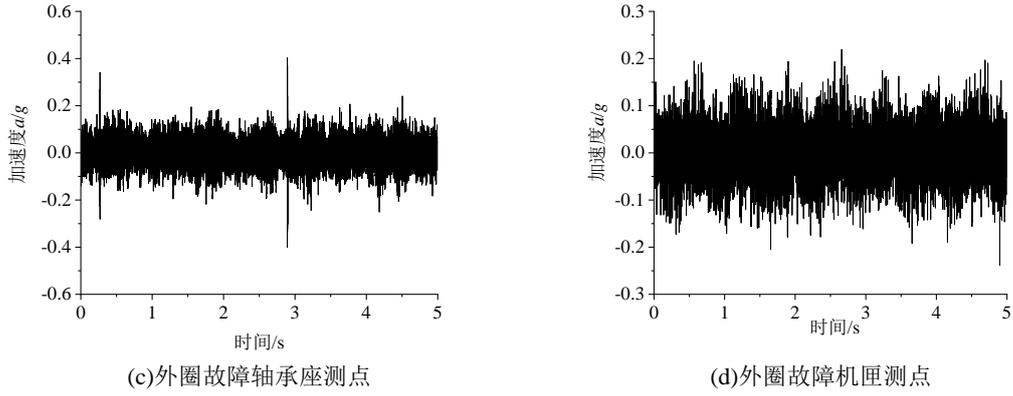
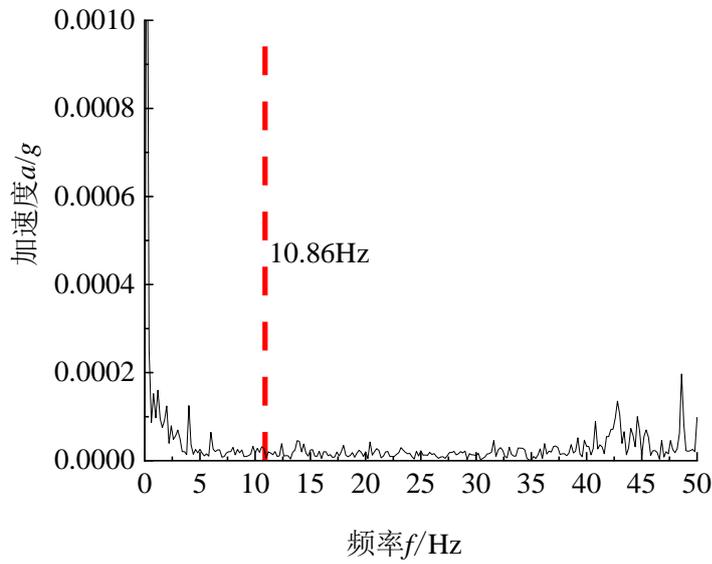
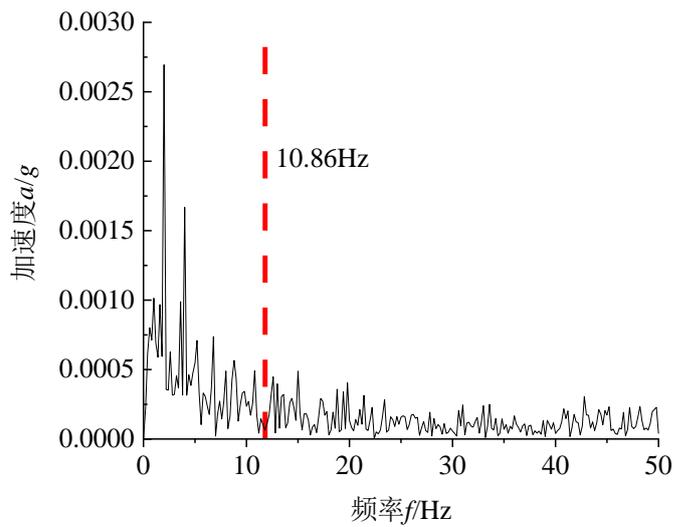


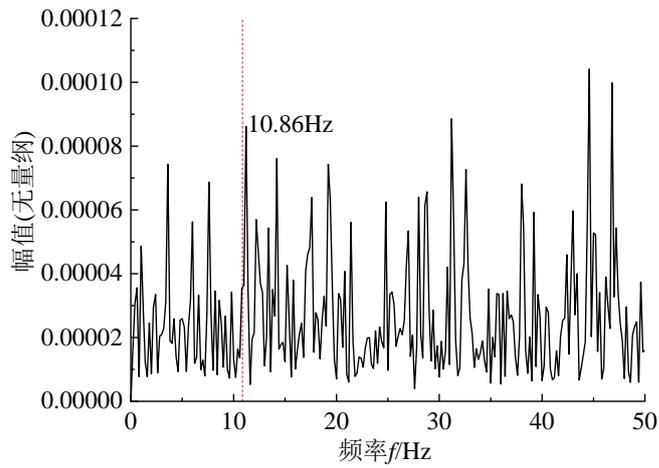
图 4.1 低转速振动信号



(a)内圈故障轴承座测点频谱

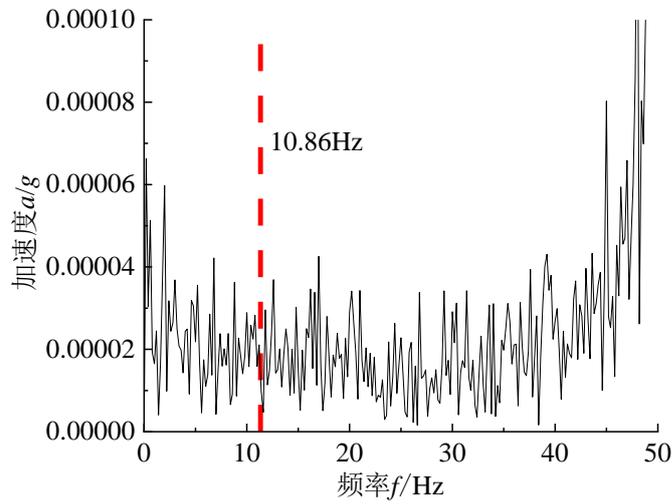


(b)内圈故障轴承座测点包络谱

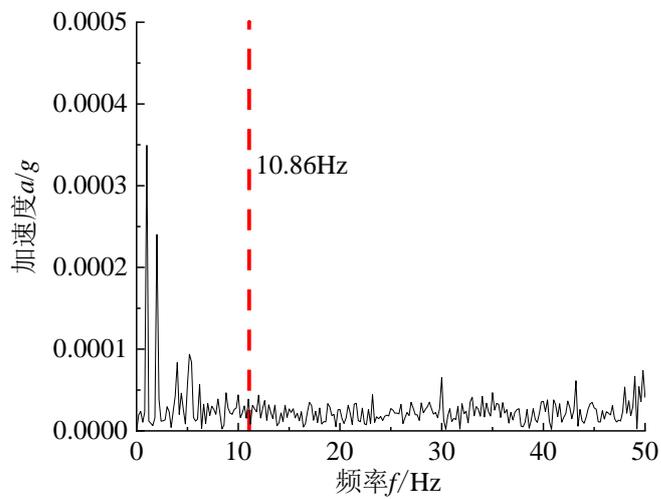


(c) 小波第三层包络谱

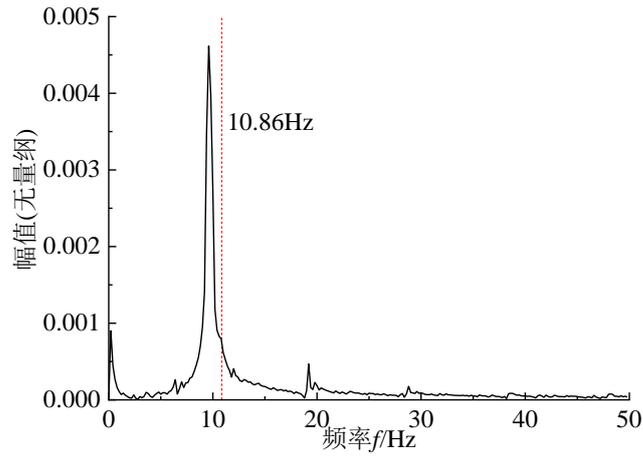
图 4.2 内圈故障轴承座测点信号分析结果



(a)内圈故障机匣测点频谱

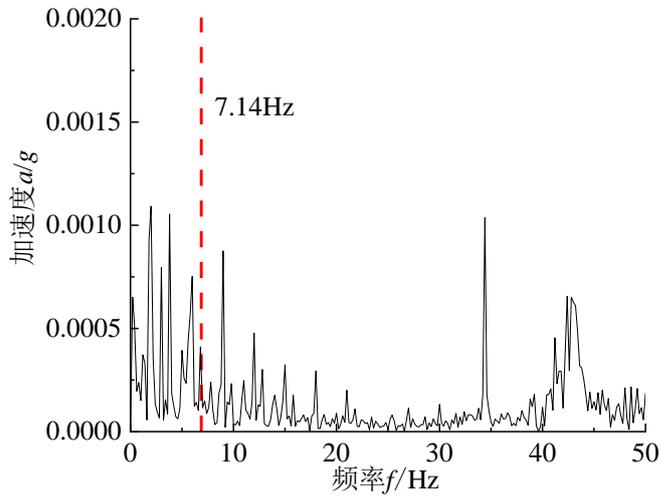


(b)内圈故障机匣测点包络谱

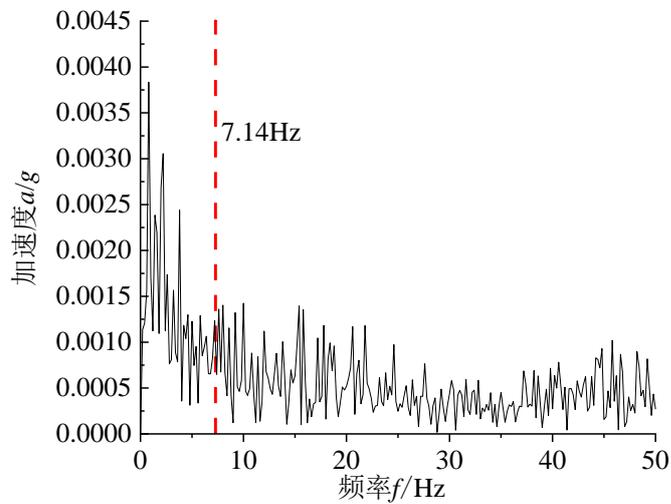


(c)小波第四层包络谱

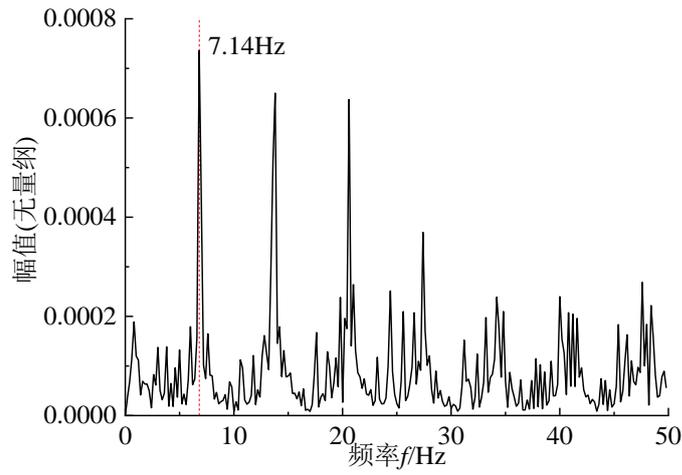
图 4.3 内圈故障机匣测点信号分析结果



(a)外圈故障轴承座测点频谱

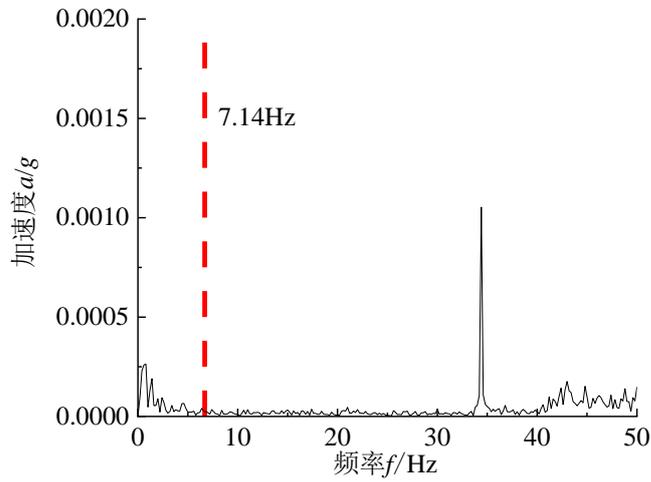


(b)外圈故障轴承座测点包络谱

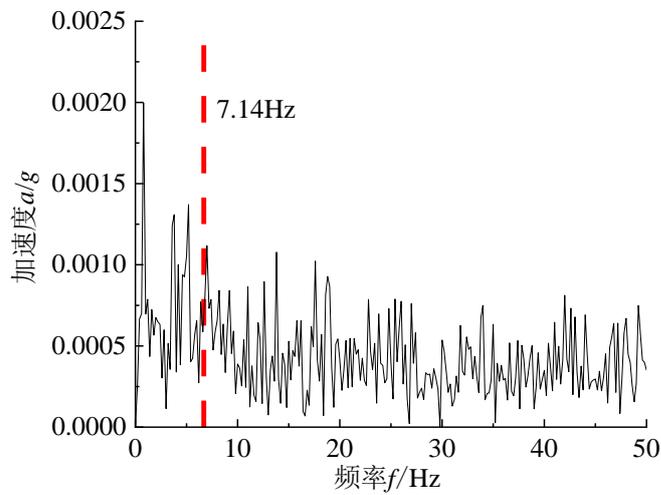


(c)小波第四层包络谱

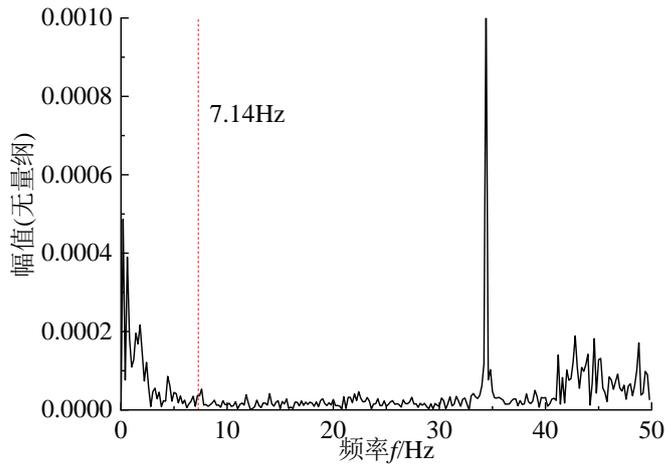
图 4.4 外圈故障轴承座测点信号分析结果



(a)外圈故障机匣测点频谱

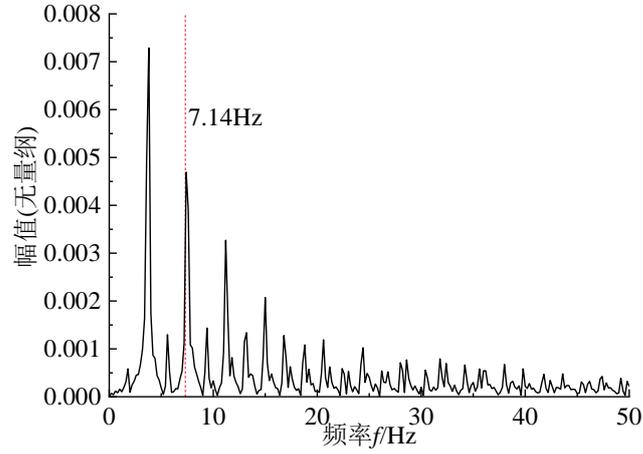


(b)外圈故障机匣测点包络谱

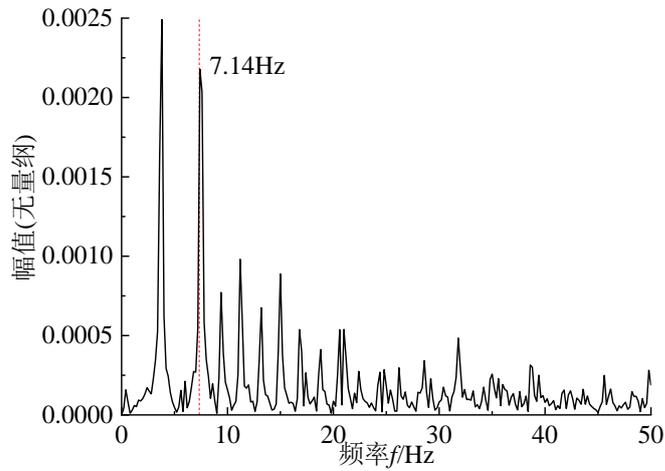


(c)小波第一层包络谱

图 4.5 外圈故障机匣测点信号分析结果



(a)小波第三层包络谱



(b)小波第四层包络谱

图 4.6 试验器正常状态轴承座测点信号分析结果

4.2.2.2 基于真实航空发动机机匣测点信号的故障数据分析

为进一步说明低转速状态下机匣测点信号故障特征频率的难检测性。同样采用 4.2.2.1 节中的方法，对附件 A.7 中所述的某型涡扇航空发动机三支点滚动轴承外圈剥落故障样本进行分析。如图 4.7 所示为正常状态和外圈故障状态下机匣测点的振动加速度信号。限于篇幅原因，图 4.7 中仅给出了小波第四层分解所得的包络谱。

图 4.7 中结果显示，对于正常和故障状态，在小波第四层分解信号的包络谱中均出现了明显的 18.5Hz 的频率，该频率与理论计算所得的外圈故障特征频率 17.98Hz 非常接近。分析认为，该特征频率实则为滚动轴承固有的 VC 频率，并非真正意义下的故障特征频率。因此，在实际的航空发动机中同样不能单纯的依靠故障特征频率判断滚动轴承的故障状态。

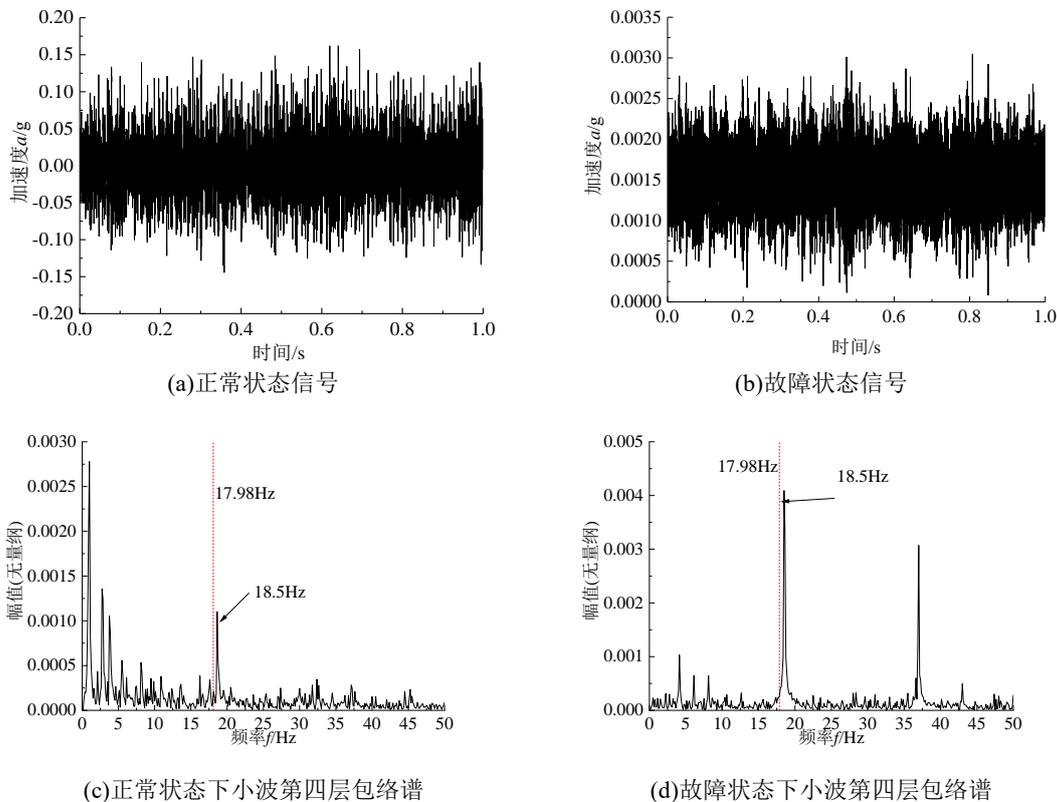


图 4.7 真实航空发动机机匣测点信号及分析结果

4.2.3 结论

通过上述分析结果可以看出，在带机匣的航空发动机转子试验器上，对于内圈故障，其故障特征频率为 10.86Hz，无论是在轴承座测点处还是在机匣测点位置，在频谱、包络谱以及小波包络谱中均不能找到明显的谱线与之对应，即无法找到对应的故障特征频率。同理，对于外圈故障，其所对应的故障特征频率为 7.14Hz，在轴承座测点位置和机匣测点位置处，无论是在包络谱、小波包络谱还是在频谱中同样无法发现明显的故障特征频率。在真实的航空发动机数据上的验证结果也进一步印证了上述结论。通过以上分析可知，在低转速下，若直接采用传统的信号分析方法，很难通过寻找特征频率的方法实现航空发动机滚动轴承的故障检测。

4.3 基于深度异常检测方法的低转速滚动轴承故障检测

4.3.1 引言

由于无法或很难基于信号分析方法实现低转速下航空发动机滚动轴承故障的检测。因此，本文采用深度异常检测方法实现滚动轴承低转速状态下故障的识别。本节介绍了基于 Transformer 的低转速滚动轴承故障深度异常检测方法。并对其进行了对比验证。

4.3.2 基于 Transformer 的深度异常检测方法

因为 Transformer 的自注意力模块能够获得整幅图中相距更远的像素之间的关联信息，能够更容易表达大场景下图像像素的特征关系。鉴于此，为提高低转速滚动轴承异常检测的精度，本文在 DSVDD 的基础上，引入 Vision Transformer(ViT)^[17] 网络作为主干网络，提出基于 ViT 的深度支持向量描述方法 (Deep support vector description method based on ViT, ViT-DSVDD)，用于实现低转速滚动轴承故障的异常检测。在模型训练过程中对原始的一维振动加速度信号进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)，以变换后的结果作为模型的输入。在完成模型的训练并制定边界阈值后，通过所制定的阈值判断当前输入是否异常。

4.3.3.1 模型结构

该方法包括一个用于特征提取的 ViT 网络，一个用于构建损失函数的三层自编码器。具体结构如图 4.8 所示。

ViT-DSVDD 模型用于低转速滚动轴承故障检测时的计算流程为：

- 1) 采集滚动轴承振动加速度信号，并按照 1s 采样时长保存为不同的样本数据。
- 2) 对单个样本进行 FFT，获得其频谱数据。将所得的频谱数据转换为二维矩阵，作为 ViT 模型的输入。仅利用正常状态的样本完成 ViT-DSVDD 模型的训练，并制定阈值。例如，对于采样频率为 25600Hz 的数据，所得频谱数据点数为 12800，仅利用前 12544 ($112 \times 112 \times 1$) 个点作为模型的输入，并将其扩充为 $224 \times 224 \times 3$ 大小的样本。
- 3) 保存训练完成的模型参数。
- 4) 在测试过程中，将不同状态下的测试样本经过预处理后输入训练完成的模型，通过所制定的阈值判断当前输入是否异常。

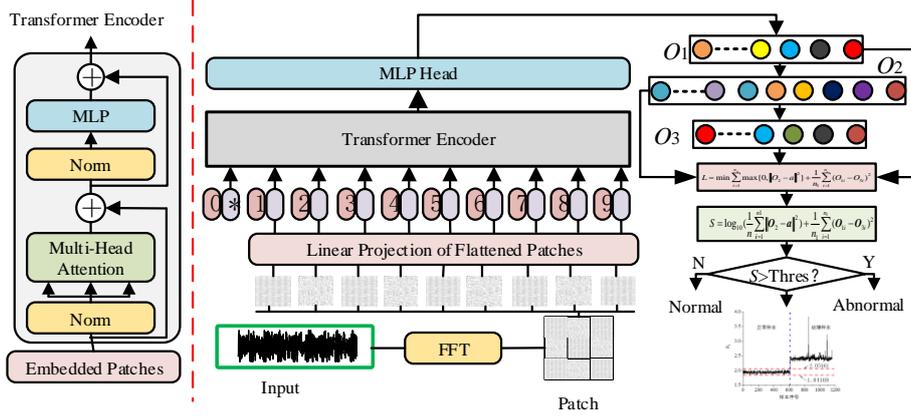


图 4.8 ViT-DSVDD 方法

4.3.3.2 ViT 结构

ViT 模型的具体结构如图 4.9 所示。ViT 的实质是串联多个 Transformer 编码器，对输入数据的特征进行提取。其优点是 ViT 中的自注意力模块能够获得整幅图中相距更远的像素之间的关联信息。

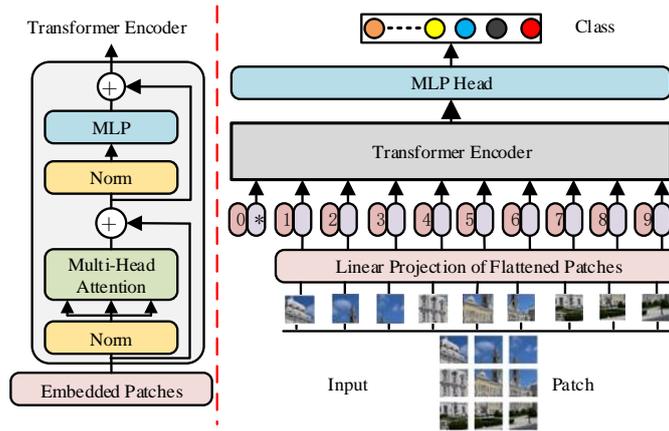


图 4.9 Vision Transformer 基本原理

在计算过程中 ViT 首先将输入 $x \in \mathbf{R}^{w \times h \times c}$ 划分为 $p \times p \times c$ 大小的 N 个图像块，记为： $x_p \in \mathbf{R}^{N \times p \times p}$ ，其中 h 、 w 、 c 、 p 分别为输入图像的宽、高、通道数以及划分后图像块的边长。本文中划分为 16×16 大小的像素块。然后，将所得的 N 个图像块 x_p 映射为嵌入向量并结合每个图像块分类标记 cls ，记为 z_0 ，作为 Transformer 编码器模型的输入。Transformer 编码器中由多头注意力模块、前馈神经网络模块以及残差连接等部分组成。

多头注意力模块是由自注意力机制扩展而来。自注意力机制中，可以通过输入 z_0 计算键 (Key) K 、值 (Value) V 和查询 (Query) Q 三个矩阵。然后，采用点积计算 Q 和 K 的相关程度，并缩放得到权重系数，同时对 V 进行加权，得到自注意力输出向量。自注意力权重的计算过程如式(4-2)所示：

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{soft max} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \quad (4-2)$$

其中， d 表示输入序列 z 中向量的长度。

多头注意力机制由多个自注意力机制的输出结果拼接后得到最终输出向量。多头注意力模块的计算过程如式(4-3)所示:

$$\begin{aligned} h_i &= \text{Attention}(QW_i^q, KW_i^k, VW_i^v) \\ H &= [h_1, h_2, \dots, h_n] \\ O &= HW_h \end{aligned} \quad (4-3)$$

其中, W_i^q , W_i^k , W_i^v 是需要网络更新学习的参数。 W_h 为投影矩阵。

前馈神经网络模块有两层全连接层(FC)结合 Gelu 激活函数构成。具体计算过程如式(4-4)所示:

$$FFN(x) = FC(Gelu(FC(x))) \quad (4-4)$$

ViT 中残差块包含卷积层 (Cov)、批归一化层 (BN)、激活层等结构。计算方式如式(4-5)所示。

$$g(x) = f(x) + x \quad (4-5)$$

其中, x 表示输入, $g(x)$ 表示残差块的输出, $f(x)$ 为残差映射函数。此外, 为了增强每层网络的特征, 在多头注意力模块、前馈神经网络模块中均增加了原始的输入。

综上所述, ViT 模型在经过第 L 个编码器后的的输出计算结果如式(4-6)所示:

$$\begin{aligned} z_l^{mha} &= MHA(LN(z_l)) + z_l \\ z_{l+1}^{mlp} &= FFN(LN(z_l^{mha})) + z_l^{mha} + z_0 \\ z_{l+1}^{res} &= f(z_l) + z_l \\ y &= FC(LN(z_L^0)) \end{aligned} \quad (4-6)$$

其中, $LN(\cdot)$ 为层归一化, y 为 Transformer 经过多个编码器后的结果 z_L^0 , 经过其归一化、全连接层后的最终输出。 z_l 为第 l 层编码器的输入。

4.3.3.3 损失函数及验证指标

ViT-DSVDD 模型仅依靠正常类样本数据完成网络的训练。其目的是建立一个能够准确区分正常和异常类样本的边界。因此, 对于 ViT-DSVDD 模型, 其目标损失函数主要有两部分组成。一是由自编码器结构的输出 O_2 所构建的超球体, 该超球体能够准确描述正常类的边界; 二是具有相同维度 n_1 的两个输出 O_1 和 O_3 , 二者应具有较高的相似度。因此, ViT-DSVDD 模型的损失函数如式(4-7)所示:

$$L = \min \sum_{i=1}^{n_2} \max\{0, \|O_2 - a\|^2\} + \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (O_{1i} - O_{3i})^2 \quad (4-7)$$

式(4-7)中, a 和 DSVDD 目标函数的含义相同, 表示超球的球心。目标函数中的第一项的目标是获得一个体积较小的超球体; 第二项采用欧氏距离计算 O_1 和 O_3 的相似程度。

完成模型的训练后, 根据式(4-8)计算所有样本的异常度值, 采用 AUC 指标对模型的

检测精度进行评价。

$$S = \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_2} \|\mathbf{O}_2 - \mathbf{a}\|^2 \right) + \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (\mathbf{O}_{1i} - \mathbf{O}_{3i})^2 \quad (4-8)$$

4.3.3.4 模型参数

所提的 ViT-DSVDD 模型结构参数如表 4.1 所示。

表 4.1 ViT-DSVDD 模型结构参数

序号	参数名称	参数值
1	输入尺寸	224×224×1
2	Patch 大小	16×16
3	注意力头数	4
4	编码器个数	12
5	注意力输入大小	768×1
6	学习率	0.001
7	批量大小	16

4.3.3.5 优缺点分析

ViT 中注意力机制模块能够提取相距更远的特征之间的信息，使得 ViT 模型相比 CNN 具有更强的特征提取能力。但是，ViT 网络计算复杂度和输入的特征大小呈平方的关系，需要大量数据和计算资源进行训练，网络参数数量大导致的模型难以训练、提取的特征消失也是目前 ViT 模型存在的问题。

4.3.2 方法验证

4.3.2.1 带机匣的航空发动机转子试验器试验验证

(1) 不同数据预处理方法对检测结果的影响

为说明不同数据预处理方法对模型检测精度的影响，分别对比了 3 种数据预处理方法下模型的检测精度。三种方法分别为：

方法 1：不经过任何处理

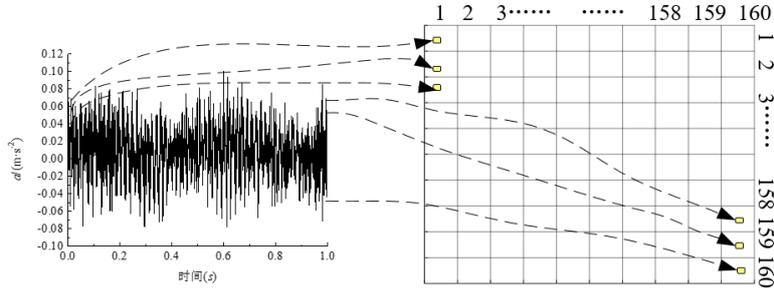
设振动加速度的采样频率为 F_s 。将所采集的数据转换为采样时长为 1s 的数据样本。将所得的序列数据样本直接转换为二维矩阵数据。数据处理流程如图 4.10 (a) 所示。

方法 2：FFT 法

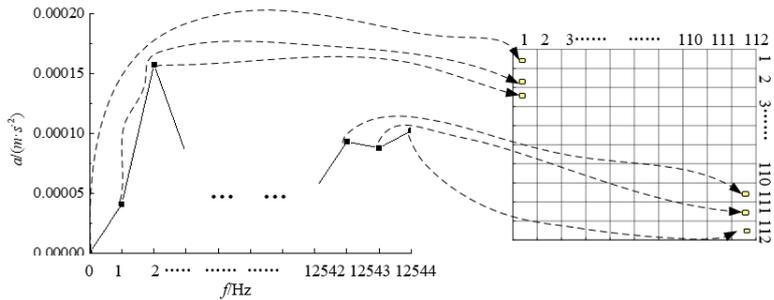
首先，对所采集的 1s 内的数据点进行 FFT 处理及取绝对值操作。然后，取前 $F_s/2$ 个点的序列数据进行二维转换。最后，将所得的二维矩阵数据作为模型输入。数据处理流程如图 4.10 (b) 所示。

方法 3：小波尺度谱

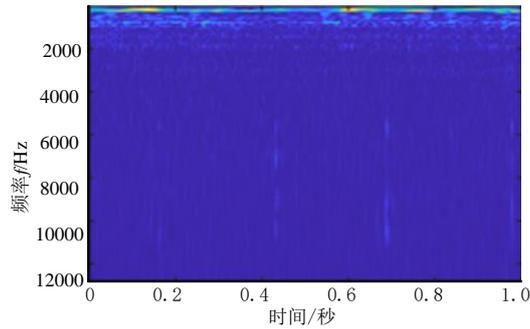
小波尺度谱是在时间轴上给出每个时刻的频率描述，因此构造的是一张横轴为时间，纵轴为频率的二维时频图。所得的小波尺度谱如图 4.10 (c) 所示。



(a) 方法 1 数据预处理结果



(b) FFT 法数据预处理结果



(c) 小波尺度谱图

图 4.10 数据预处理方法简图

分别以上述三种预处理后的数据作为 ViT-DSVDD 模型的输入，完成模型训练，测试结果如表 4.2 所示。

表 4.2 不同预处理方法的检测结果

转速	数据预处理方法	AUC 指标(%)
120rpm	方法 1	96.63
	方法 2	100.00
	方法 3	92.37
摇转	方法 1	98.37
	方法 2	99.37
	方法 3	94.83

结果显示, 对于恒定的 120rpm, 在 3 种预处理方法的前提下, 检测精度均能达到 92.00% 以上。其中, 预处理方法 2 的检测精度最高, 达到了 100.00%。其次是预处理方法 1, 精度为 96.63%。最后是预处理方法 3, 精度为 92.37%。在摇转状态下依然是预处理方法 2 所得的检测精度最高, 达到了 99.37%。相比其余两种预处理方法具有更加明显的检测优势。对比结果说明, 采用数据数据预处理方法 2, 能够获得更好的检测效果。

进一步, 为了更加直观的说明各预处理方法下, ViT-DSVDD 模型的检测效果, 如图 4.11 所示, 对 120rpm 时模型的异常得分 S 进行了直观的展示。图 4.11 的结果表明, 相比于预处理方法 1 和 3, 预处理方法 2 所得的结果更加平滑, 能够很直观的看出正常样本和故障样本的区别。三种预处理方法所得的结果出现了明显的差异, 分析认为主要是由于输入数据点的数量不同导致的。例如, 对于方法 1 是直接将原始数据转换为 $160 \times 160 \times 1$ 大小的矩阵直接作为模型的输入; 对于方法 2 是进行 FFT 后转换为 $112 \times 112 \times 1$ 大小的矩阵作为模型的输入, 此时模型的输入数据量约是方法 1 的 1/2; 对于方法 3 是将所得的小波尺度谱图直接保存为 $128 \times 128 \times 3$ 的 png 格式的图像后作为模型输入, 方法 3 中较大的频率值在图中会有明显的显示, 而其余频率值在图中不能直观的进行区别 (图中表现为同一种颜色), 这也是方法 3 检测效果较差的原因所在。

综上所述, 采用预处理方法 2 作为振动加速度预处理的方法。需要指出的是图 4.11 中预处理方法 2 出现先增大后减小的趋势是因为异常状态由两种故障类型组成, 其中较大的为外圈故障, 较小的值为内圈故障。正是由于两种故障类型的存在, 才使得图中出现了先增大后减小的趋势。

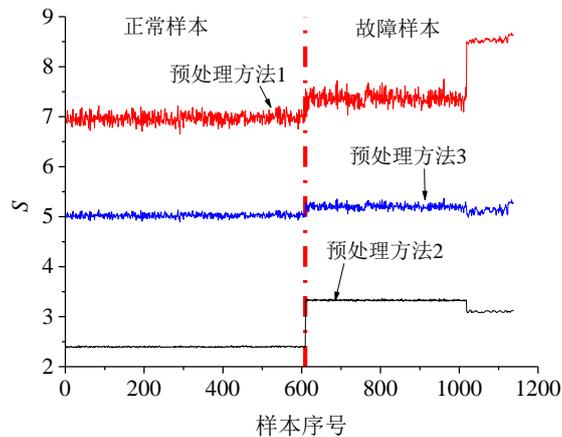


图 4.11 不同预处理方法的检测结果对比

(2) 不同异常检测方法的对比验证

为说明 ViT-DSVDD 在低转速滚动轴承故障检测中的有效性, 分别选用和本文方法具有相似性的 DSVDD、OC-NN^[16]、DCAE^[17]三种方法进行对比验证, 三种模型的参数和原文献中的相同。4 种模型均依靠正常类样本完成模型的训练, 所有样本进行测试检验。结果如表 4.3 所示:

表 4.3 不同方法 AUC 指标的对比结果

转速	ViT-DSVDD	DSVDD	OC-NN	DCAE
摇转	99.37	64.28	31.24	52.81
120rpm	100.00	96.87	94.79	91.38

结果显示, 在恒定的 120rpm 时, 几种方法的检测精度均能达到 91.00%以上。然而, 在摇转状态下 ViT-DSVDD 相比其余几种方法具有巨大的优势, 其检测精度可达到 99.37%, 而其余三种方法最高仅仅为 64.28%。对比结果也进一步表明了本文所提方法在低转速轴承故障诊断中的优势。

为切实表明采用异常检测方法能够精确的实现故障的检测, 选用摇转时表现最优的 ViT-DSVDD 和次优的 DSVDD 两种模型的异常得分 S 进行可视化显示。结果如图 4.12 所示。

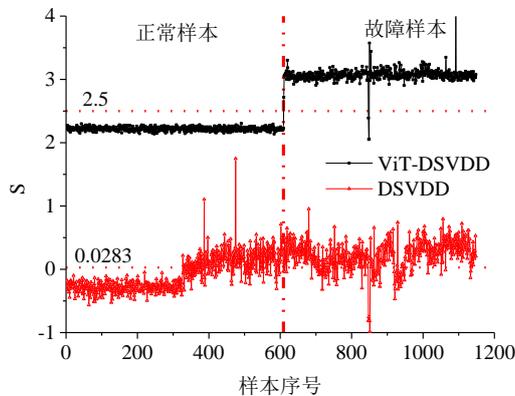


图 4.12 摇转检测结果

结果显示, 对于正常、外圈故障、内圈故障三种状态, 采用 ViT-DSVDD 模型所得结果表现平稳, 通过制定阈值, 能够判断当前输入是否异常。但是对于 DSVDD 模型而言, 部分异常结果落入了正常状态的结果区间, 导致其对部分数据不能直接进行分类。具体来看, 对于 DSVDD 方法, 当制定阈值为 0.0283 时 AUC 指标达到 64.28%。对于 ViT-DSVDD 方法则设置阈值为 2.50 时可完全将正常样本和异常样本进行区分。

(3) 模型的泛化性能验证

为验证本文所提 ViT-DSVDD 方法的泛化性能。在第二、三、四次低转速滚动轴承试验上进行了验证。选用 4.3.2.1 节中训练完成的 ViT-DSVDD 模型以及所制定的阈值进行验证。试验的样本信息及结果如附件中表 A.7 和图 4.13 所示。

结果显示, 对于不同测试时间内摇转和定转速的检测精度均达到了 93.52%以上。其中摇转的检测精度为 93.52%, 而定转速的检测精度可达 97.38%。

具体而言, 对于摇转试验, 当制定阈值为 2.50 时, 第二次相对于第一次试验的检测精度有所降低, 为 98.64%。而第三次达到 100.00%的检测精度。第四次的检测精度为 93.52%。四次对比结果说明对于不同操作人员进行的摇转试验检测结果也不尽相同。然而, 对于正常类样本无论操作人员是否相同, 其四次的试验结果却相差不多, 这也为能够通过正常类样本训练模型进而实现异常检测提供了依据。

对于定转速检测结果，当制定阈值为 2.75 时，四次试验均能够很好的实现故障的检测。第二次试验的检测精度为 98.92%。第三次的检测精度为 100.00%。第四次是 97.38% 的检测精度。说明依靠第一次试验训练完成的模型和所得的阈值是可靠的，能够实现对低转速滚动轴承故障的检测。也进一步说明模型具有较强的泛化能力。

从图 4.13 的结果中看出，同一种状态样本其输出结果存在一定的差异，主要由于以下原因造成的。1) 测试过程中轴承安装误差不同造成的结果不一致，由于试验器在拆卸安装过程中均使用了锤击方法，使得前后两次拆装后，轴承会存在安装误差。2) 试验过程中前后四次试验均为一组滚动轴承，试验过程中难免会存在轴承磨损的问题，这也是导致前后两次测试结果不一致的潜在原因。

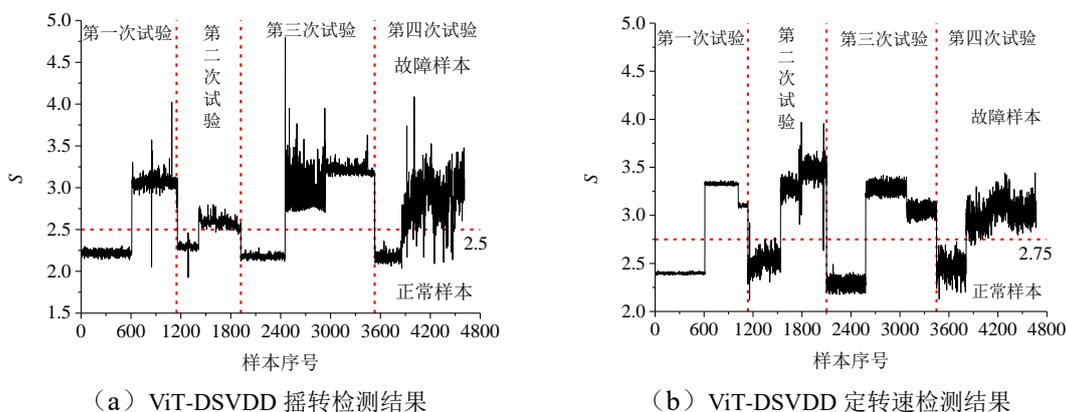


图 4.13 ViT-DSVDD 模型的泛化性能验证结果

4.3.2.2 某型航空发动机主轴承低转速试验验证

将所提的 ViT-DSVDD 方法用于的低转速状态下航空发动机滚动轴承故障的检测（附件 A.7 中数据），验证过程中按照 8:2 的比例将正常样本划分为训练集和测试集，完成模型的训练，在所有的样本中进行测试。结果如图 4.14 所示。从图 4.14 的结果可以看出，对于真实的航空发动机，ViT-DSVDD 在正常状态和故障状态的输出结果完全不同。当转速为 120rpm 时，可以设置阈值为 0.08，即可完全将正常和故障状态进行区分，此时，检测精度可达到 100.00%。当转速为 160rpm 时，计算所得的阈值为 0.10，检测精度同样达到了 100.00%。以上检测结果表明，在设置合理的阈值后，本文所提算法可以用于真实的低转速航空发动机滚动轴承的故障检测。图 4.14 中输出值 S 出现阶梯状的结果同样是由于在多台发动机上安装了不同故障类型的的轴承，使得输出结果 S 值出现了先增大后减小的趋势，同一种故障类型其输出值 S 较平稳。

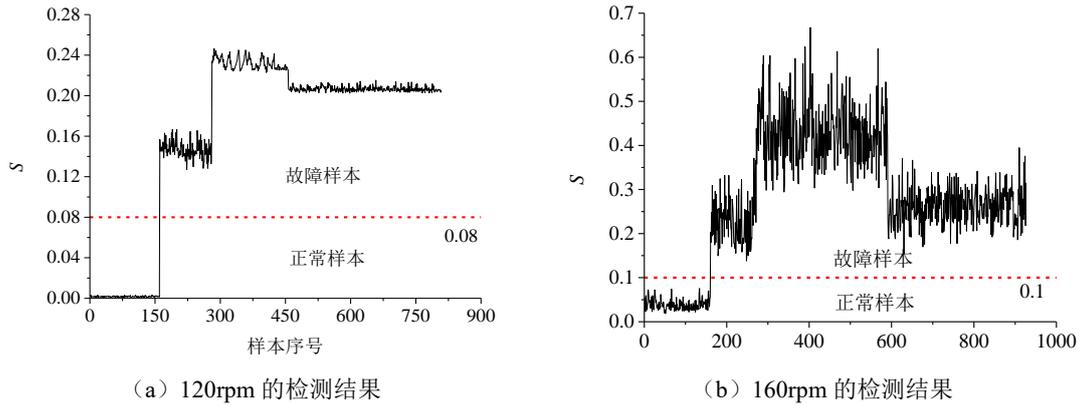


图 4.14 ViT-DSVDD 在真实发动机中的检测结果

4.4 本章小结

本文提出了一种基于 ViT 的深度支持向量描述方法，将其用于低速摇转和恒定低转速下的滚动轴承故障检测，取得了很好的检测效果。分析结果表明：

1) 采用传统的信号分析方法很难或无法直接获得低转速状态下滚动轴承的故障特征频率，即无法采用寻找特征频率的方法实现低转速滚动轴承的故障诊断。

2) 不同的数据预处理方法所获得的故障检测效果也不尽相同，其中本文中 FFT 预处理法效果最好。

3) 采用本文所提的 ViT-DSVDD 方法，无论是摇转还是恒定转速，可仅仅依靠正常状态的样本完成模型的训练，通过按 3σ 设置合理的阈值，即可实现对输入数据的异常检测。在真实的低转速航空发动机滚动轴承故障诊断中也同样验证了本文所提方法的有效性。

第五章 基于振动和油液的滚动轴承故障智能融合诊断

5.1 引言

在前面章节中仅利用了单一的振动源数据，实现滚动轴承故障的在线智能诊断。为有效利用当前主轴承故障监测信息，提高整个航空发动机主轴承监控系统的准确性、有效性和可靠性，本章从多源信息融合的角度出发，利用所获得的振动加速信息和滑油在线监测信息，采用基于多元高斯分布的融合诊断和模糊融合诊断两种方法，实现滚动轴承故障的融合诊断。

5.2 滚动轴承的振动和油液数据融合诊断流程

滚动轴承振动和油液数据融合诊断流程如图 5.1 所示。融合诊断主要包如下步骤：

- 1) 采集振动加速度信号和滑油屑末信号；
- 2) 针对采集得到的振动加速度信号，提取振动加速度信号的特征；
- 3) 针对所采集的滑油屑末信号，计算金属屑末质量，作为融合诊断的特征量之一；
- 4) 建立融合诊断模型，并完成融合诊断模型参数的设置；
- 5) 采用融合诊断算法，对获得的滑油和振动特征进行融合；
- 6) 判断融合诊断的结果是否大于阈值，若大于则视诊断结果为故障。若不大于则继续监控。

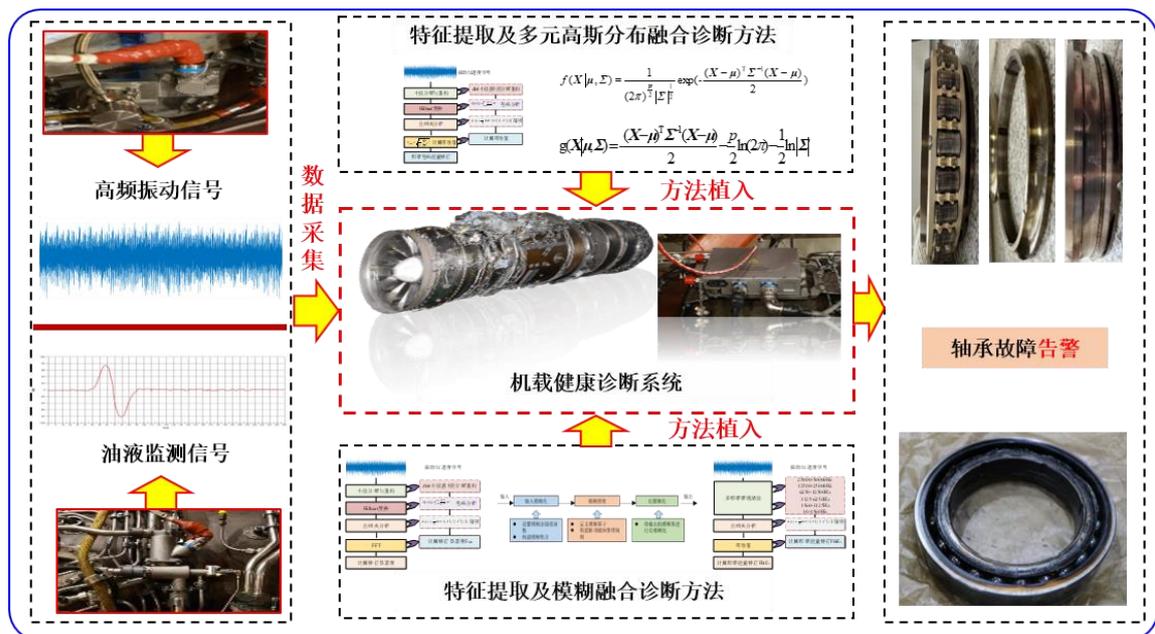


图 5.1 融合诊断流程

5.3 关键技术

5.3.1 基于多元高斯分布的滚动轴承振动特征融合

5.3.1.1 多元高斯分布方法原理

高斯分布因其具有描述许多随机现象的能力而成为了自然界中最重要的分布之一。多元高斯分布由一元高斯分布推广而来。具有 n 条观测数据，每条数据具有 p 个特征的一组样本 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_{i1}, \mathbf{X}_{i2}, \mathbf{X}_{i3}, \dots, \mathbf{X}_{ip})^T \quad i=1, 2, \dots, n$ 服从 p 元高斯分布则记为 $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ，其概率密度函数为：

$$f(\mathbf{X}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{p}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})}{2}\right) \quad (5-1)$$

式中， $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_p)^T$ 为 \mathbf{X} 的期望； $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差矩阵； $|\boldsymbol{\Sigma}|$ 为协方差矩阵的行列式。

通常具有 n 条样本的数据，采用式(5-2)和式(5-3)的方式计算 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的估计量 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}$ 、 $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}$ 。

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i \quad (5-2)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{X}_i - \tilde{\boldsymbol{\mu}})(\mathbf{X}_i - \tilde{\boldsymbol{\mu}})^T \quad (5-3)$$

为了计算简单，将多元高斯分布应用于异常检测中时通常对式(5-1)两端取对数^[27]可得：

$$g(\mathbf{X}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = -\frac{(\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu})}{2} - \frac{p}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\boldsymbol{\Sigma}| \quad (5-4)$$

5.3.1.2 振动加速度信号特征提取

为提高融合诊断的精度，针对振动加速度信号提取的特征主要是有效值、峭度值以及采用小波包络分解后所获得的频带包络能量特征值。频带包络能量特征的计算方法流程图如图5.2所示：

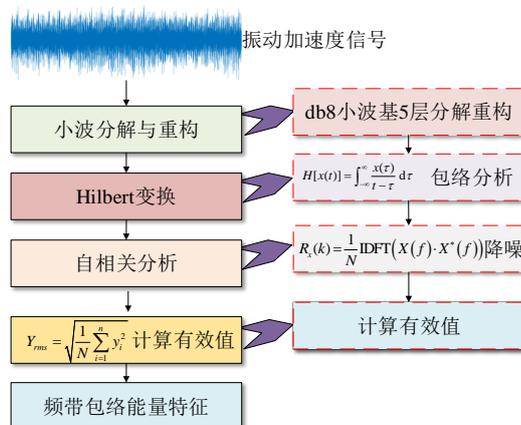


图 5.2 频带包络能量特征的计算流程

计算频带包络能量特征的具体步骤为：

1) 采用小波分解与重构, 获取不同频带内的振动加速度信号。其中, 采用 db8 小波基, 分解层数为 5 层, 共可重构出 5 个细节信号 d1、d2、d3、d4、d5 和 1 个近似信号 a5, 共 6 个不同频带的信号;

2) 对 6 个信号分别进行包络分析, 得到 6 个包络信号;

3) 对 6 个包络信号进行归一化自相关降噪;

4) 最后对自相关降噪后的信号计算其有效值, 即为频带包络能量特征, 6 个频带信号可获得 6 个频带包络能量特征值, 记为 FBEE1、FBEE2、FBEE3、FBEE4、FBEE5、FBEE6;

在采用多元高斯分布方法进行滚动轴承故障融合诊断时, 首先, 选择滚动轴承处于正常状态下的振动加速度数据和滑油检测数据; 其次, 分别计算每个样本下的振动特征量和滑油监测特征量; 然后, 仅利用正常样本的特征, 参照公式(5-2)和(5-3)计算正常样本下的期望 μ 、协方差矩阵 Σ , 求解得到正常状态下的 $p(X|\mu, \Sigma)$ 值, 然后依据 3δ 方法计算正常样本下的诊断阈值 ε , $p(X|\mu, \Sigma) > \varepsilon$ 表示为滚动轴承故障状态; 最后, 将发动机实时监测的振动数据和滑油特征量作为输入, 计算 $p(X|\mu, \Sigma)$ 值, 并和阈值 ε 作比较, 输出融合诊断结果, 计算方式如式 5-5 所示。

$$f(X) = \begin{cases} 0 & p(X|\mu, \Sigma) \leq \varepsilon \\ 1 & p(X|\mu, \Sigma) > \varepsilon \end{cases} \quad (5-5)$$

式中, 0 表示正常; 1 表示故障; $f(*)$ 为发动机状态函数;

5.3.2 振动和油液数据的模糊融合诊断

基于振动和油液数据的模糊推理融合诊断方法主要流程如图 5.3 所示:

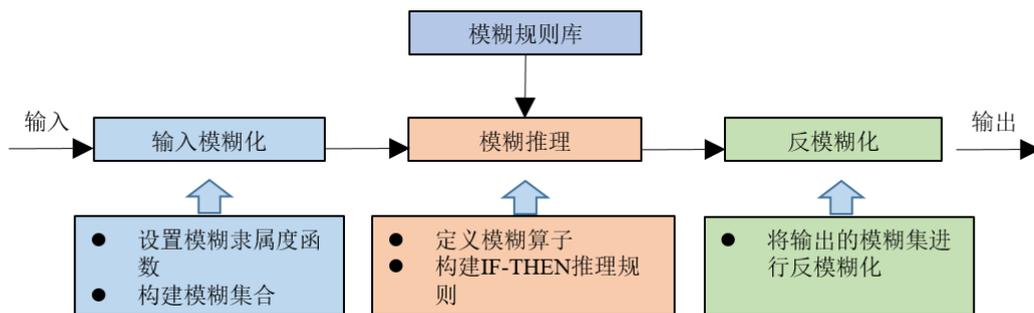


图 5.3 模糊推理融合诊断方法流程

具体的计算步骤为:

1) 输入数据的模糊化处理。对于输入变量, 定义三个模糊论域, 分别代表小、中、大三种不同程度的振动量级磨损程度。对于输出量, 定义“正常”、“告警”、“异常”三种模糊语义集合。本文采用三角型隶属度函数如式(5-6)所示, 之所以选择三角形隶属度函数主要是基于以下原因: (1) 三角形隶属度函数最大值为 1, 最小值为 0, 与实际诊断

情况相符合；（2）三角形函数隶属度函数具有对称结构，具有较强的适应能力；此外，三角形隶属度函数计算效率高也是本文选择其的原因之一。

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & x \geq c \end{cases} \quad (5-6)$$

式中， a 和 c 用于确定三角形的起始和终止位置； b 用于确定三角形的“峰”位置。假设 $a=3$ ， $c=9$ ， $b=6$ ， x 的变化范围为 $[0,12]$ ，则此时的三角形隶属度函数图像如图 5.4 所示：

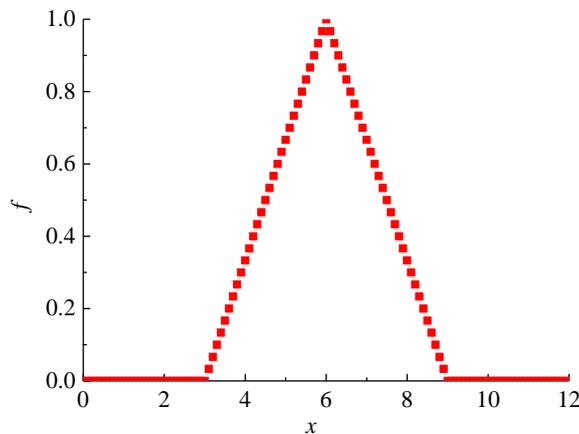


图 5.4 三角形隶属度函数示意图

2) 由于文中是将振动和油液数据进行融合，因此输入为多部分组成，采用模糊算子将隶属度函数用一定的运算规则进行处理，最后得出一个可以用于输出函数的真实值。模糊算子主要分为两大类：模糊交（AND）算子和模糊或（OR）算子。本文采用最小值模糊交算子。

3) 用 if-then 的形式来表示模糊逻辑每一个规则。模糊推理规则为：

- (1) 如果频带包络值小，并且有效值小，并且磨屑少，则诊断结果为正常，权重 1.0；
- (2) 如果频带包络值小，并且有效值小，并且磨屑中，则诊断结果为正常，权重 0.7；
- (3) 如果频带包络值小，并且有效值小，并且磨屑多，则诊断结果为告警，权重 0.6；
- (4) 如果频带包络值小，并且有效值中，并且磨屑少，则诊断结果为告警，权重 0.6；
- (5) 如果频带包络值小，并且有效值中，并且磨屑中，则诊断结果为告警，权重 0.8；
- (6) 如果频带包络值小，并且有效值中，并且磨屑多，则诊断结果为告警，权重 0.8；
- (7) 如果频带包络值小，并且有效值大，并且磨屑少，则诊断结果为告警，权重 0.6；
- (8) 如果频带包络值小，并且有效值大，并且磨屑中，则诊断结果为告警，权重 1.0；
- (9) 如果频带包络值小，并且有效值大，并且磨屑多，则诊断结果为异常，权重 0.9；
- (10) 如果频带包络值中，并且有效值小，并且磨屑少，则诊断结果为正常，权重 0.8；

- (11) 如果频带包络值中, 并且有效值小, 并且磨屑中, 则诊断结果为告警, 权重 0.8;
- (12) 如果频带包络值中, 并且有效值小, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 0.8;
- (13) 如果频带包络值中, 并且有效值中, 并且磨屑少, 则诊断结果为告警, 权重 0.8;
- (14) 如果频带包络值中, 并且有效值中, 并且磨屑中, 则诊断结果为告警, 权重 1.0;
- (15) 如果频带包络值中, 并且有效值中, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 1.0;
- (16) 如果频带包络值中, 并且有效值大, 并且磨屑少, 则诊断结果为告警, 权重 0.8;
- (17) 如果频带包络值中, 并且有效值大, 并且磨屑中, 则诊断结果为异常, 权重 0.8;
- (18) 如果频带包络值中, 并且有效值大, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 1.0;
- (19) 如果频带包络值大, 并且有效值小, 并且磨屑少, 则诊断结果为正常, 权重 0.8;
- (20) 如果频带包络值大, 并且有效值小, 并且磨屑中, 则诊断结果为告警, 权重 0.8;
- (21) 如果频带包络值大, 并且有效值小, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 0.8;
- (22) 如果频带包络值大, 并且有效值中, 并且磨屑少, 则诊断结果为告警, 权重 0.6;
- (23) 如果频带包络值大, 并且有效值中, 并且磨屑中, 则诊断结果为告警, 权重 0.8;
- (24) 如果频带包络值大, 并且有效值中, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 1.0;
- (25) 如果频带包络值大, 并且有效值大, 并且磨屑少, 则诊断结果为异常, 权重 0.6;
- (26) 如果频带包络值大, 并且有效值大, 并且磨屑中, 则诊断结果为异常, 权重 0.8;
- (27) 如果频带包络值大, 并且有效值大, 并且磨屑多, 则诊断结果为异常, 权重 1.0;

4) 由于模糊逻辑中采用多种规则并行的结构推理, 为了将多个规则输出的模糊集结合给出一个单一的推理结果模糊集, 采用取最大值的方法给出模糊输出集: $U = \max(A(x), B(x))$ 。其中, $A(x)$ 、 $B(x)$ 分别为单一的推理结果集合; $\max()$ 为取最大值操作; U 为输出集。

5) 反模糊化。在模糊推理输出之后得到的是一个模糊集, 但是模糊逻辑输出结果要求为一个具体的单值。反模糊化就是将这个集合用自己独有的规则进行处理, 达到解析出单一值的推理结果。反模糊化有以下五种运算规则: 重心法 (centroid)、二等分法 (bisector)、中间最大值法 (middle of maximum)、最大最大值法 (largest of maximum)、最小最大值法 (smallest of maximum)。本文中使用重心法。

5.4 基于滚动轴承加速疲劳试验器的振动和油液数据的融合诊断

5.4.1 滑油特征提取

本次试验的滑油屑末中 Fe 颗粒累计质量和质量变化率的变化情况如图 5.5 所示 (附件 A.8 中所述的数据)。从图中可以看出, 本次试验所获得的磨粒累计质量和速率变化情况均和油液信号产生机理相符合。具体来看, 在试验进行 15 小时时, Fe 元素质量开始增加, 在试验进行 30 小时后, 磨粒质量开始快速增加, 最终 Fe 元素质量为 11.52mg。从图 5.5

(a) 铁颗粒速率变化趋势可以看出：前 30 小时，在线油液传感器确实捕捉到了油液中大量金属颗粒掉落的情况，但是掉落速度较慢；在 30h 之后一段时间出现快速掉落的情况。轴承故障油液磨粒中的小颗粒虽然会在故障发生时产生大量颗粒流入油液中，但在故障现象凸显之前，会先掉落很少数量的大质量颗粒，有理由认为此时已经存在故障症候。

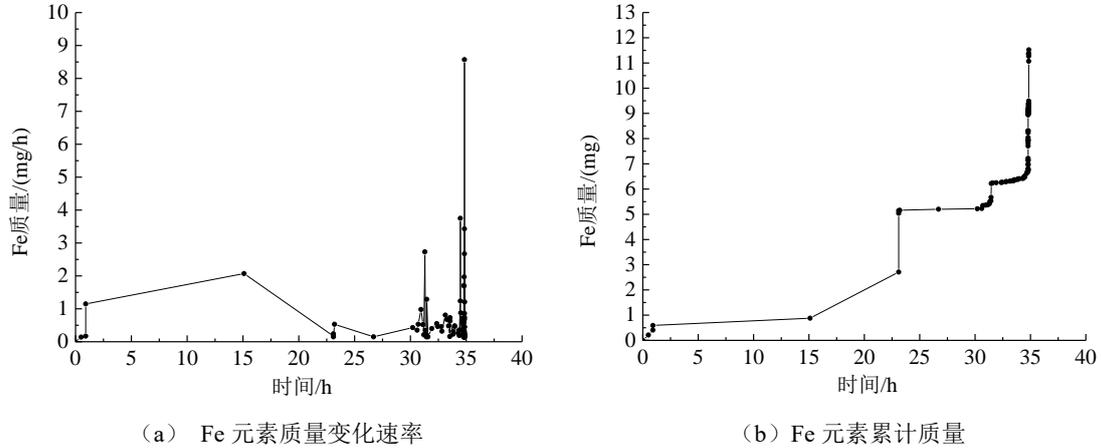
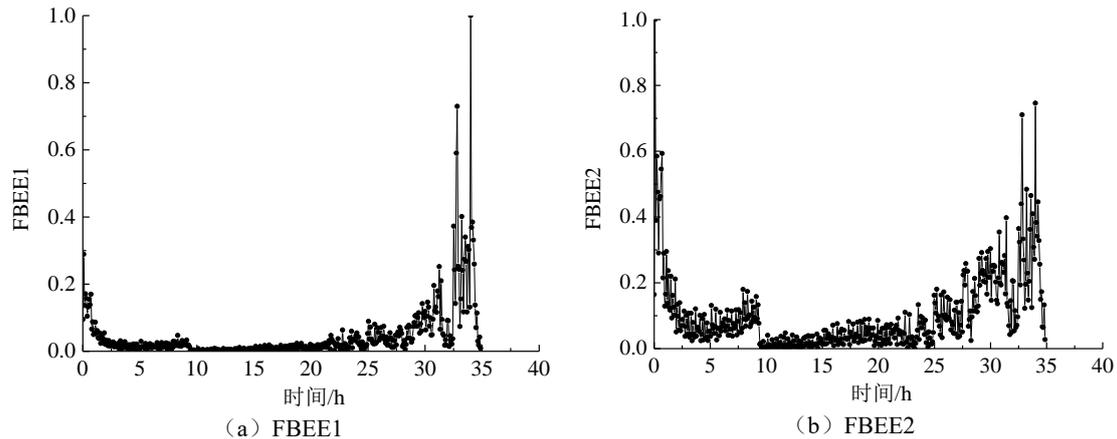


图 5.5 Fe 颗粒的变化

5.4.2 振动特征提取

采用前面的方法提取振动加速度的 8 个特征量，并按最大值为 1 的情况进行归一化处理。结果如图 5.6 所示。图中结果显示，在 20 小时前，各个特征相对比较平稳，在约 20 小时后出现了不同程度的增长趋势。因此，在进行基于多元高斯分布的滚动轴承故障融合诊断的过程中，采用前 150 个样本（约前 11.7 小时）所得的特征值作为多元高斯分布融合诊断算法的输入，完成模型的训练。



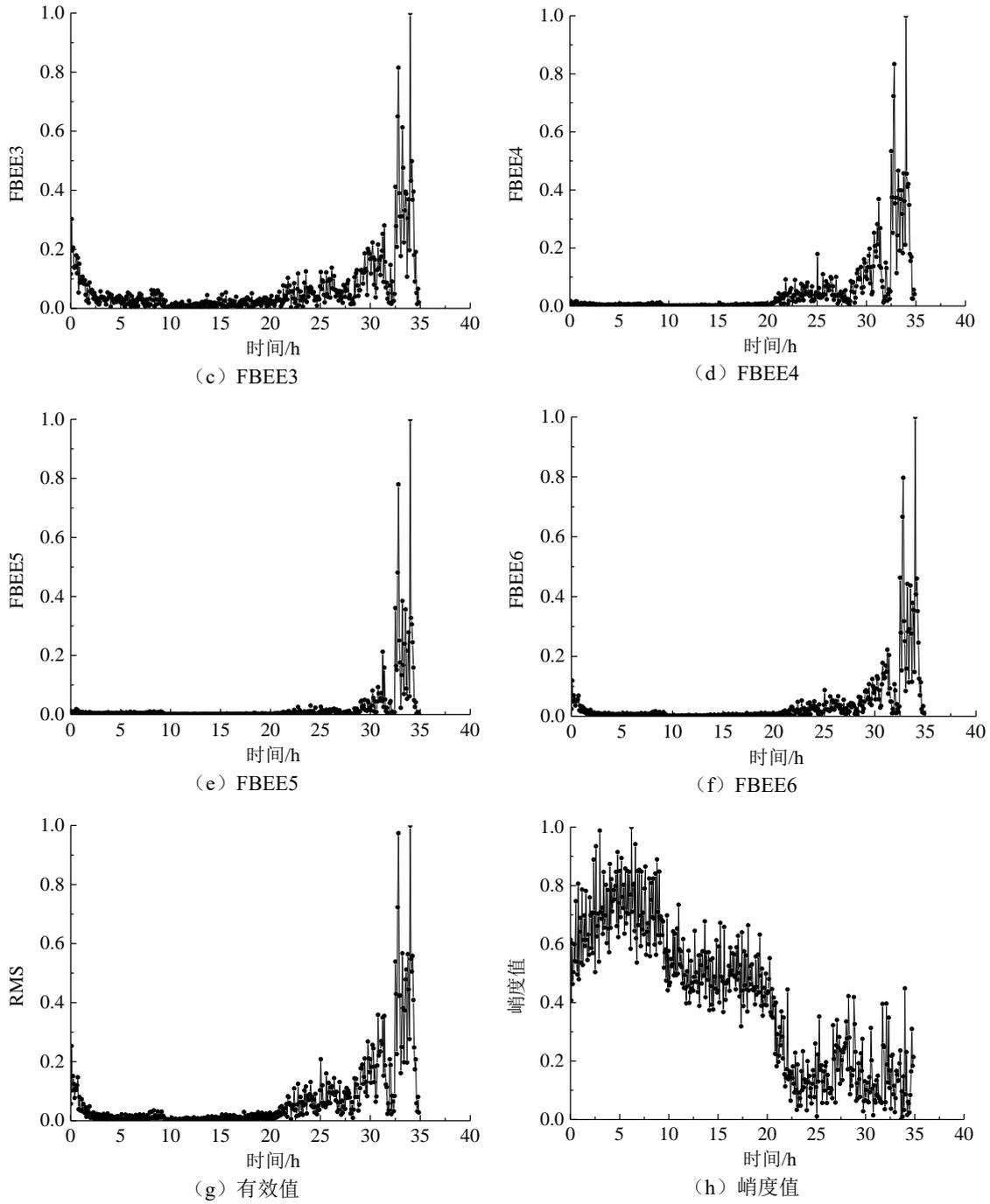


图 5.6 振动加速度特征量

5.4.3 基于多元高斯分布的滚动轴承融合诊断

5.4.3.1 融合诊断结果

在进行基于多元高斯分布的滚动轴承融合诊断时仅采用正常状态下的样本进行模型中期望和协方差矩阵的确定。由于金属屑末数据的离散程度很大，在进行融合的过程中采用插值的方法同样获得 445 组样本数据。采用前 150 组样本（约前 11.7 小时）进行模型参数计算。计算所得的期望值如表 5.1 所示，计算所得的协方差矩阵如表 5.2 所示。

表 5.1 多元高斯分布的期望值

特征	FBEE1	FBEE2	FBEE3	FBEE4	FBEE5	FBEE6	有效值	峭度	Fe 质量
均值	0.027	0.1022	0.0402	0.0048	0.0045	0.0098	0.0206	0.6700	0.5655

表 5.2 多元高斯分布的协方差矩阵值

特征	FBEE1	FBEE2	FBEE3	FBEE4	FBEE5	FBEE6	有效值	峭度	Fe 质量
FBEE1	0.0016	0.0051	0.0017	0.0001	0.0001	0.0006	0.0013	0.00140	0.0032
FBEE2	0.0051	0.0170	0.0052	0.0003	0.0003	0.002	0.0043	0.0045	0.0094
FBEE3	0.0017	0.0052	0.0020	0.0001	0.0001	0.0006	0.0014	0.00110	0.00350
FBEE4	0.0001	0.0003	0.0001	0	0	0	0.0001	0	0.0001
FBEE5	0.0001	0.0003	0.0001	0	0	0	0.0001	0.0001	-0.0001
FBEE6	0.0006	0.002	0.0006	0	0	0.0002	0.0005	-0.0006	-0.0012
有效值	0.0013	0.0043	0.0014	0.0001	0.0001	0.0005	0.0011	-0.0015	-0.0026
峭度	-0.0014	-0.0045	-0.0011	0	0.0001	-0.0006	-0.0015	0.0165	0.0028
Fe 质量	0.0032	0.0094	0.0035	0.000100	0.0001	0.0012	0.0026	0.0028	0.0112

根据所计算的期望和协方差矩阵，按公式（5-4）计算所得的融合诊断，其结果如图 5.7（a）所示；按式（5-7）进行归一化，其结果如图 5.7（b）所示。

$$f(x) = 1 - 2 \times \left(\frac{1}{1 + e^{-x}} - 0.5 \right) \quad (5-7)$$

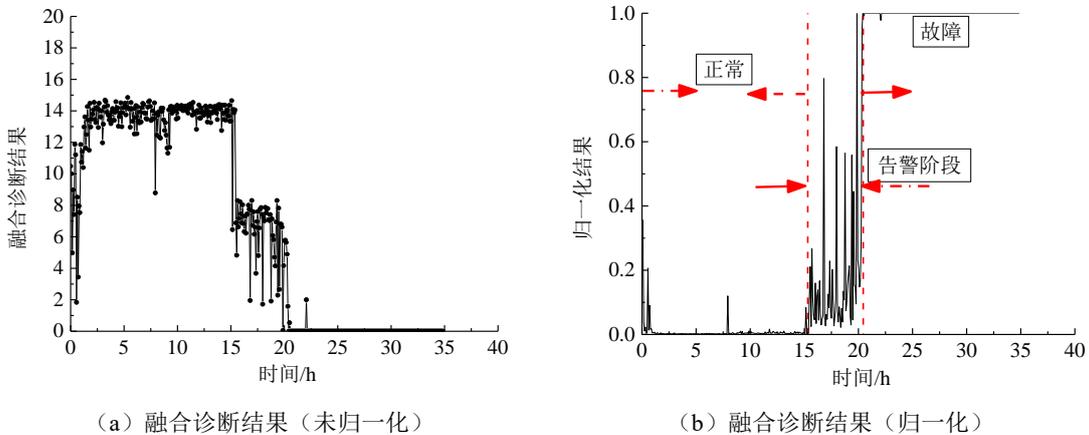


图 5.7 融合诊断结果

从图 5.7 中可以看出，经过融合诊断后，所得的结果在正常阶段和故障阶段具有较为明显的差异，正常阶段该值大于 0，故障阶段该值约等于 0，通过这种差异很容易的能够对正常和故障阶段进行划分。从归一化结果中也可得出相同的结论，即在 0-15.2 小时为正常阶段，15.2-20.6 小时为告警阶段，20.6 小时后为故障阶段。同时，从归一化的结果可以看出，当指定阈值为 0.1 时，可判断当前输入是否异常。

5.4.3.2 与单一特征的对比

1) 有效值与融合诊断结果的对比

从图 5.6 (g) 中可以看出有效值在经过约 21 小时后开始出现明显的上升趋势, 说明此时滚动轴承已经出现了故障。而融合诊断所得的出现故障的时间为 15.2 小时, 相比有效值提前了约 6 小时。说明融合诊断能够更早的发现故障。此外, 融合诊断结果中正常、告警、异常三个阶段的结果数值具有明显的差异, 而从有效值的结果来看, 无法直观的区别当前轴承处于何种运行状态。

2) 峭度值和融合诊断结果的对比

从图 5.6 (h) 中可以看出峭度值在整个试验过程中出现了先上升后下降的趋势, 但是整个过程中波动更大, 在约 20 小时左右有效值出现了明显的不同, 相比融合诊断结果延迟了约 5 小时实现告警。

3) 频带包络能量特征和融合诊断结果的对比

从 6 个频带包络能量值来看, 在约 20 小时左右这 6 个特征量开始出现增大趋势, 同样相比融合诊断结果延迟约 5 小时实现告警。

4) 滑油特征和融合诊断结果的对比

从图 5.5 (b) Fe 元素累计质量变化趋势来看, 在约 15 小时, Fe 元素质量开始增加, 但是此时增加速率缓慢, 此时并不能以此认定为轴承出现剥落故障。到了 30 小时后, Fe 质量开始剧烈增加, 此时轴承正在加剧磨损, 但是此时告警已经较晚。相对而言, 融合诊断结果更加可靠。

5.4.4 振动和油液数据的模糊融合诊断结果

5.4.4.1 融合诊断结果

在进行模糊融合诊断时依然采用 5.4.2.1 和 5.4.2.2 节中所计算的特征值进行分析。在进行融合诊断的过程中为减少计算量, 首先将 6 个小波频带包络能量特征进行均值化处理, 然后和有效值以及滑油检测数据 Fe 颗粒质量进行融合。此时融合的输入量为 3 个, 将这三个输入量进行模糊化处理后, 采用 5.3.2 节中的方法进行融合诊断。诊断结果如图 5.8 所示。

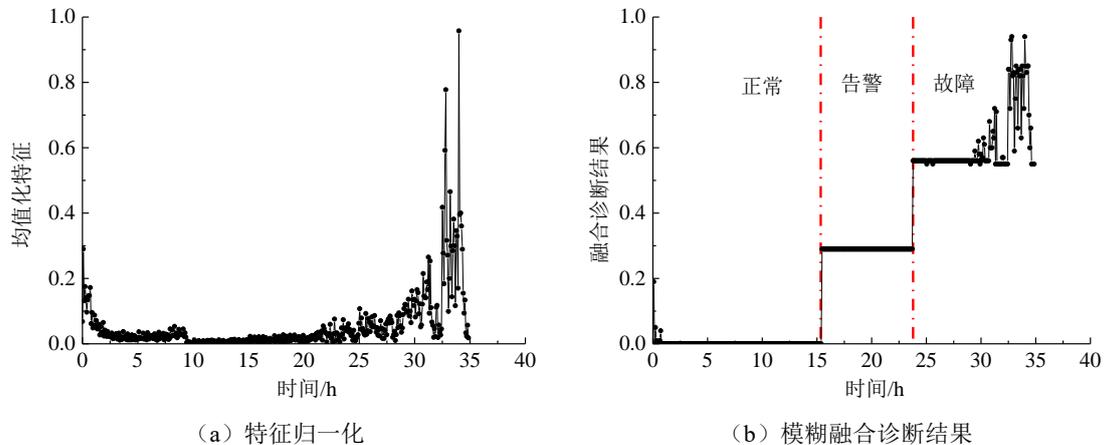


图 5.8 模糊融合诊断结果

从图 5.8 的诊断结果中不难看出, 该次试验在约 15.4 小时开始出现异常, 在 15.4-23.7 小时之间为告警阶段, 之后融合诊断结果开始突增 (大于 0.5)。分析认为, 此时轴承处于故障阶段。

对比基于多元高斯分布的融合诊断结果可知, 两种融合诊断方法所得的结果相差不多, 第一种方法在 15.2 小时时发现异常, 而模糊融合诊断方法在 15.4 小时时发现异常, 两者发现异常的时间仅仅相差 0.2 小时。而多元高斯分布方法判断为故障状态的时间为 20.6 小时, 模糊融合诊断方法判断为故障的时间为 23.7 小时, 相差也仅为 3 小时左右。分析认为这种差别主要是由于模糊融合诊断方法的参数决定的, 在可接受范围之内。对比两种方法的各自优势主要表现为:

1) 从计算精度和效率来看:

(1) 多元高斯分布方法主要是以正常阶段的数据样本为输入, 完全依靠分析数据完成模型的训练, 从而实现融合诊断。具有模型简单, 计算效率高的特点。

(2) 模糊融合诊断方法通过制定合适的规则完成融合诊断, 能够融合专家的诊断经验计算结果更为可靠。

2) 从实际应用情况分析:

多元高斯分布模型适合没有故障案例的情况下的诊断, 属于异常诊断的一部分。仅可以利用正常样本即可完成轴承运行状态识别, 其诊断结果依赖于数据及其特征提取的正确性。而模糊融合诊断方法主要依赖专家的诊断知识规则, 具有更好的适应性。

5.4.4.2 与单一特征的对比

从图 5.8 (b) 中可以看出, 模糊融合诊断能够清楚的将三种状态进行区分, 且实现告警的时间比单一的特征值更早。例如, 模糊融合诊断方法在 15.4 小时时实现告警, 而相比单一方法, 这一时间至少提前了约 5 小时左右。从融合结果来看, 融合后的特征量更加平稳, 相比单一的特征更容易进行告警界限值的制定。

5.5 基于航空发动机主轴承故障演化的振动和油液数据融合诊断

5.5.1 振动信号特征提取

采用附件 A.9 中 Fe 质量作为油液检测的特征量和振动特征进行融合。选用某型航空发动机慢车状态下 (转速约为 10000r/min) 中介机匣垂直测点的 40 组振动加速度数据样本进行特征融合, 采用与前面相同的方法提取振动加速度的 8 个特征量, 并进行归一化处理。结果如图 5.9 所示。图中结果显示, 在约 7 小时后, 所提特征 FBEE1、FBEE2、FBEE3、FBEE4 及有效值开始出现不同程度的增长趋势。按照试验后专家分析结果, 本次试验在进行 7 小时时出现了外圈剥落故障。因此, 在进行基于多元高斯分布的滚动轴承故障融合诊断的过程中, 采用前 3 小时的 6 个样本所得的特征值作为算法的训练样本。

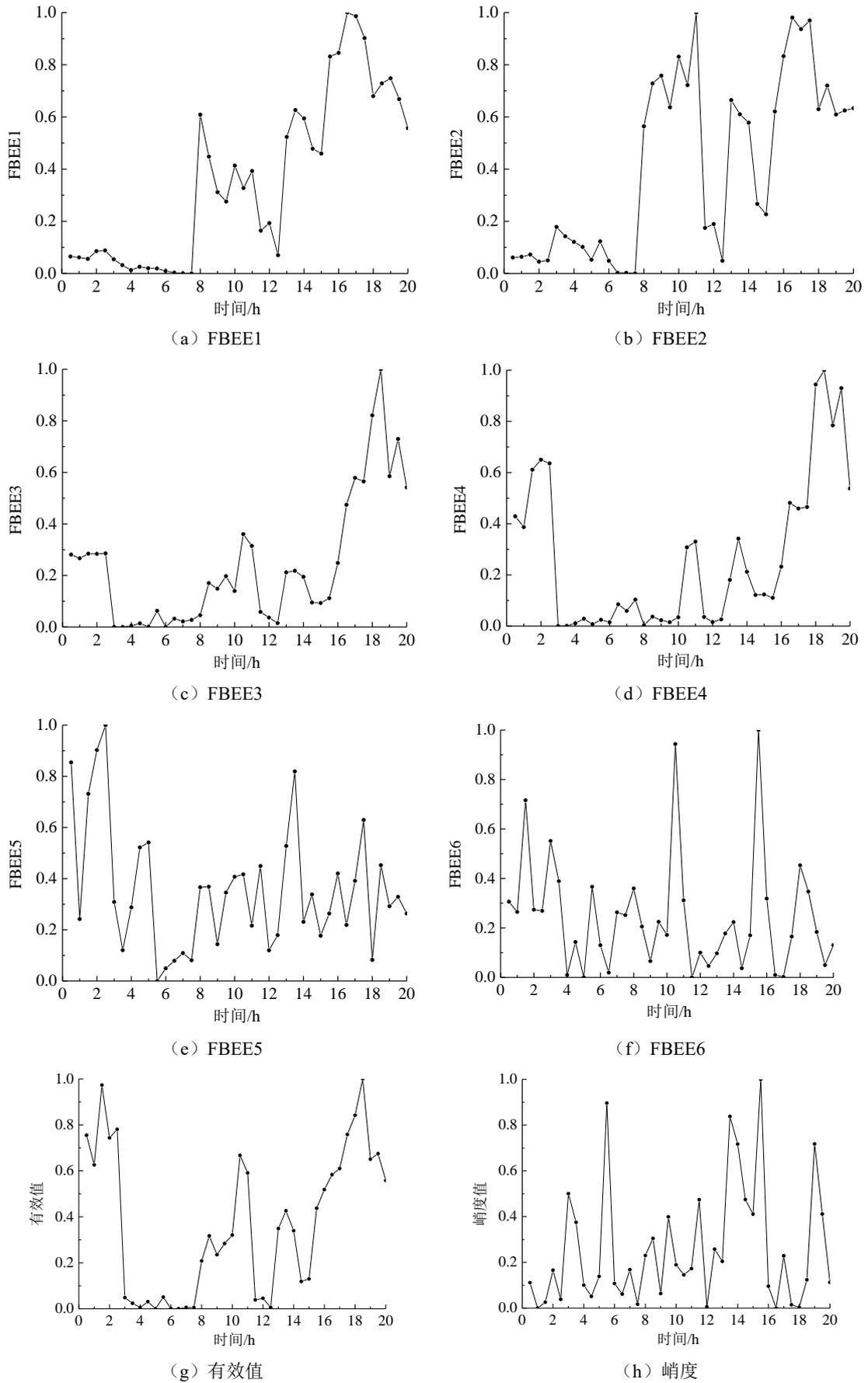


图 5.9 振动数据特征

5.5.2 融合诊断结果

在进行基于多元高斯分布的滚动轴承融合诊断时仅采用正常状态下的样本进行模型中期望和协方差矩阵的确定,诊断结果如图 5.10 (a) 所示。由于金属屑末数据的离散程度很大,同样在进行融合的过程中采用插值的方法获得 40 组样本数据。采用前 6 组样本(约 3 小时)进行模型参数计算。同样参照前面的模糊融合诊断流程,计算所得的诊断结果如图 5.10(b)所示。

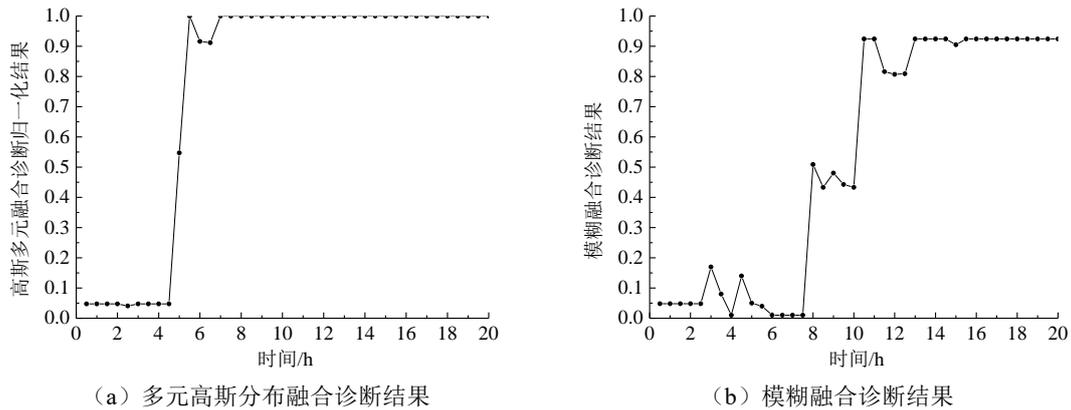


图 5.10 融合诊断结果

从图 5.10 中很直观的可以看出,多元高斯分布融合方法所诊断的结果为:0-5 小时之间为正常,而模糊融合诊断方法判断的正常阶段为 0-7.5 小时之间,相比而言晚了 2.5 小时实现告警。在正常阶段,无论是高斯多元分布方法还是模糊融合诊断方法所输出值均小于 0.2,而在故障阶段两种方法的输出值保持在 1 左右。从真实的航空发动机滚动轴承故障数据集上的融合结果来看,两种方法保持了高度的一致性,互相进行验证,也进一步说明了本文所提的两种融合诊断方法的有效性和实用性。

从融合结果来看,因为振动特征量能够实现中介轴承的大提前量告警,因此在融合中期主导作用,融合后的特征量相比单一的特征量更加平稳,更加容易进行告警界限值的制定。

5.6 本章小结

(1) 提出两种滚动轴承故障融合诊断方法,将振动信号和滑油信号监测结果相融合,提高了监测结果的可靠性;

(2) 对原始振动加速度信号进行频带分解后所计算的频带包络能量特征值,能够表征滚动轴承故障出现至失效的早期演化过程。在主轴轴承故障演化至失效的晚期,滑油碎屑在线监测值表现出了明显的上升趋势,利用振动和油样数据对滚动轴承早、晚期演化过程进行融合诊断,通过将两种源数据进行融合,大大提高了航空发动机主轴轴承故障的准确率。

第六章 总结与展望

6.1 全文工作总结

本文以滚动轴承为研究对象，进行了滚动轴承多种状态下的故障检测以及融合诊断等方法的研究。提出了多种针对滚动轴承的关键智能诊断方法，并进行了大量的试验验证。主要研究工作和成果如下：

1) 建立了无故障样本下滚动轴承故障异常检测方法

针对滚动轴承故障数据难以获取的难题，将深度强化学习和异常检测相结合，创新性的提出了融合深度强化学习的双输入异常检测方法。对比而言，所提的双网络模型结构的检测效果要明显优于单网络模型的检测效果。所提的方法利用正常类样本完成模型的训练。在检测时，正常类样本的输出结果往往趋近于 0 或某一范围，且较平稳，而故障类样本的输出往往较大，和正常类样本的输出具有明显的差异。通过这种差异，可以很明显的区分正常和异常状态。以上结论在多种数据集上均得到了验证。

2) 针对含少量故障样本的情况建立了多种滚动轴承故障诊断方法

(1) 提出了一种基于强化学习的不平衡样本数据故障诊断方法，该方法的核心思想是采用了两个网络分别实现滚动轴承的多数类和少数类样本的分类。(2) 改进了深度残差网络，改进后网络在训练效率，诊断精度上均有很大的提升。(3) 提出了一种多任务的深度残差网络用于滚动轴承的故障告警、故障诊断与损伤大小预测任务。上述三种模型在滚动轴承试验台数据集和某型真实的航空发动机滚动轴承故障数据集上均得到了有效性验证。

3) 提出了低转速状态下基于深度学习的滚动轴承异常检测方法

首先，采用小波包络谱分析方法分析了低转速状态下滚动轴承故障检测的难点——很难采用信号分析寻找特征频率的方法实现低转速状态下滚动轴承的故障检测。然后，在此基础上，创新性的提出了采用异常检测方法实现低转速滚动轴承故障异常检测的新思路。研究发现，采用基于 TransFormer 的异常检测方法能很好的实现低转速状态下滚动轴承的异常检测。分析认为，这种方法能够提取相距较远的两个数据点之间的关联特征，而这种特征恰好与低转速状态下滚动轴承振动加速度信号具有冲击间隔时间长的特点相一致。研究结果表明，所提的方法无论是实际发动机中还是试验器数据上均取得了较好的应用效果。

4) 提出了基于振动和油液数据的滚动轴承故障融合诊断方法

从多源信息融合的角度出发，利用所获得的振动加速信息和滑油在线监测信息，采用基于多元高斯分布的融合诊断和模糊融合诊断两种方法，实现滚动轴承故障的融合诊断。在试验器数据集和实际某型航空发动机滚动轴承数据集上对所提的两种融合诊断方法进行了有效性验证，说明了本文方法的有效性。

6.2 未来工作展望

本文针对滚动轴承开展了多种异常检测、故障诊断等方法的研究，并取得了一些研究成果，然而受时间、试验条件以及作者对问题认识的局限，尚存许多不足之处需要进一步探究：

1) 进一步在不同型号的航空发动机主轴承上进行验证

本文所提的无故障样本下的异常检测方法，对于同一型号的滚动轴承需要一定数量的正常类样本才能完成模型的训练。但是，对于不同型号的滚动轴承而言，该方法并不能很好的进行检测。因此，后续需要在该方法的框架之上，研究更为先进的迁移学习方法，进而实现更高的异常检测精度。同时，异常检测方法和滚动轴承故障动力学相结合的方法，也是未来仍需研究的内容之一。此外，需要进一步加强工程实际应用研究。

2) 进一步采用迁移学习实现少故障样本下的诊断

对于少量样本下滚动轴承故障诊断问题，后续研究中可结合生成对抗学习、迁移学习、对比学习等新方法实现更高精度的诊断。同时，需要进一步加强工程实际应用研究。

3) 进一步研究低转速状态下航空发动机滚动轴承的故障诊断方法，包括信号分析和深度学习学习方法

对于低转速状态下航空发动机而言，一方面是采用更为先进的信号分析方法进一步验证本文所得的结论。另一方面是研究速度更快、检测精度更高的轻量化深度异常检测方法。同时，需要进一步加强工程应用和验证。

4) 考虑研究更为先进的深度学习特征提取方法实现融合诊断

本文所提的融合诊断方法仅考虑传统的特征，并进行了有效性验证。未来可以考虑研究更为先进的深度学习特征提取方法，以及基于深度学习的多源信号融合诊断方法，以进一步提高融合诊断精度。同时，需要进一步加强工程实际应用研究。

参考文献

- [1] 尉询楷, 杨立, 战立光, 等. 航空发动机预测与健康管理的[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [2] 雷亚国, 贾峰, 孔德同等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(05): 94-104.
- [3] 曹明, 黄金泉, 周健, 陈雪峰, 鲁峰, 魏芳. 民用航空发动机故障诊断与健康管理的现状、挑战与机遇I: 气路、机械和 FADEC 系统故障诊断与预测[J]. 航空学报, 2022, 43(09): 9-41+2.
- [4] Schoen R R , Habetler T G , Kamran F , et al. Motor bearing damage detection using stator current monitoring[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1995, 31(6): 1274-1279.
- [5] Rai A, Upadhyay S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [6] 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 and Signal Processing, 2007, 21(6): 2616-2633.
- [7] Ovacikli K, Pääjärvi P, Leblanc J, et al. Recovering periodic impulsive signals through skewness maximization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(06): 1586-1596.
- [8] McDonald G L, Zhao Q, Zuo M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [9] McDonald G L, Zhao Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [10] Cheng Y, Chen B, Mei G, et al. A novel blind deconvolution method and its application to fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 460: 114900.
- [11] Cheng Y, Zhou N, Zhang W, et al. Application of an improved minimum entropy deconvolution method for railway rolling element bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 425: 53-69.
- [12] 贺志远, 陈果, 何超等. 一种 MED 最优滤波长度选择新方法及其应用[J]. 航空学报, 2020, 41(10): 394-408.

- [13] Sun H, He Z, Zi Y, et al. Multiwavelet transform and its applications in mechanical fault diagnosis—a review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 43(1-2): 1-24.
- [14] Chen J, Li Z, Pan J, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: A review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70: 1-35.
- [15] 于德介, 程军圣, 杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [16] 程军圣, 张亢, 杨宇. 机械故障振动信号的局部均值分解方法[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 2013.
- [17] Gilles J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [18] Cao H, Fan F, Zhou K, et al. Wheel-bearing fault diagnosis of trains using empirical wavelet transform[J]. *Measurement*, 2016, 82: 439-449.
- [19] Kedadouche M, Thomas M, Tahan A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: application to bearing defect diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 88-107.
- [20] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE transactions on Signal Processing*, 2013, 62(3): 531-544.
- [21] Zhang M, Jiang Z, Feng K. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 93: 460-493.
- [22] Yan X, Jia M. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 56-86.
- [23] Jiang X, Wang J, Shi J, et al. A coarse-to-fine decomposing strategy of VMD for extraction of weak repetitive transients in fault diagnosis of rotating machines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 116: 668-692.
- [24] 尉询楷, 冯悦, 杨立, 等. 航空发动机中介主轴承故障预测研究[C]. //航空安全与装备维修技术——航空安全与装备维修技术学术研讨会论文集. 2014.
- [25] Sadooghi M S, Khadem S E. A new performance evaluation scheme for jet engine vibration signal denoising[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 76: 201-212.

- [26] Rzadkowski R, Rokicki E, Piechowski L, et al. Analysis of middle bearing failure in rotor jet engine using tip-timing and tip-clearance techniques[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 76: 213-227.
- [27] Antoni J, Griffaton J, André H, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: Vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 97: 112-144.
- [28] 廖明夫, 马振国, 邓巍. 某型航空发动机中介轴承外环故障振动分析[J]. *航空动力学报*, 2011, 26(11): 2422-2426.
- [29] 廖明夫, 马振国, 刘永泉, 等. 航空发动机中介轴承的故障特征与诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2013, 28(12): 2752-2758.
- [30] Chen G, Hao T F, Wang H F, et al. Sensitivity analysis and experimental research on ball bearing early fault diagnosis based on testing signal from casing[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2014, 136(6): 1-10.
- [31] Zhang H, Chen X, Zhang X. A clustering low-rank approach for aero-enging bearing fault detection[C]//2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). IEEE, 2019: 1-6.
- [32] 王奉涛, 薛宇航, 王洪涛, 等. GLT-CNN 方法及其在航空发动机中介轴承故障诊断中的应用[J]. *振动工程学报*, 2019, 32(06): 1077-1083.
- [33] Wang X, Zheng Y, Zao Z Z, et al. Bearing fault diagnosis based on statistical locally linear embedding[J]. *Sensors*, 2015, 15(07): 16225-16247.
- [34] 张向阳, 陈果, 郝腾飞, 等. 基于机匣信号的滚动轴承故障卷积神经网络诊断方法[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(12): 2729-2737.
- [35] Liu R, Yang B, Zhang X, et al. Time-frequency atoms-driven support vector machine method for bearings incipient fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 75: 345-370.
- [36] Zhao M H, Zhong S S, Fu X Y, et al. Deep residual networks with adaptively parametric rectifier linear units for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(03): 2587-2597.
- [37] Wang F, Jiang H K, Shao H D, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Measurement Science & Technology*, 2017, 28(09): 223-237.
- [38] Zhang X, Jiang H K, Zhang X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network[J]. *Measurement Science & Technology*, 2015, 26(11): 115002.

- [39] 李巍华, 单外平, 曾雪琼. 基于深度信念网络的轴承故障分类识别[J]. 振动工程学报, 2016, 29(2): 340-347.
- [40] Gan M, Wang C. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 92-104.
- [41] Shao H, Jiang H, Zhang H, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743-765.
- [42] Wang Y L, Yang H B, Yuan X F, et al. Deep learning for fault-relevant feature extraction and fault classification with stacked supervised auto-encoder[J]. Journal of Process Control, 2020, 92: 79-89.[LinkOut].
- [43] Jia F, Lei Y, Lin J, et al. Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72: 303-315.
- [44] Shao H, Jiang H, Zhao H, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 95: 187-204.
- [45] 侯文擎, 叶鸣, 李巍华. 基于改进堆叠降噪自编码的滚动轴承故障分类[J]. 机械工程学报, 2018 (7): 87-96.
- [46] Guo X J, Chen L, Shen C Q. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 93: 490-502.[LinkOut].
- [47] Janssens O, Slavkovikj V, Vervisch B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331-345.
- [48] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, 等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2018, 31(5): 883-891.
- [49] Zhang W, Li C, Peng G, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 439-453.
- [50] Jia F, Lei Y, Lu N, et al. Deep normalized convolutional neural network for imbalanced fault classification of machinery and its understanding via visualization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110: 349-367.
- [51] Huang W Y, Cheng J S, Yang Y, et al. An improved deep convolutional neural network with multi-scale information for bearing fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2019, 359: 77-92.[LinkOut].

- [52] Khorram A, Khaloori M, Rezchi M. End-to-end CNN + LSTM deep learning approach for bearing fault diagnosis[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(2): 736-751.[LinkOut].
- [53] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, Las Vegas, 2016: 770-778.
- [54] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Identity map-pings in deep residual networks[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands, 2016: 630-645.
- [55] Zhao M H, Zhong S S, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(07): 4681-4690.
- [56] Wen L, Li X Y, Gao L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(10): 6111-6124.
- [57] Du Y, Wang A M, Wang S, et al. Fault diagnosis under variable working conditions based on STFT and transfer deep residual network[J]. *Shock and Vibration*, 2020, 2020(01): 1-18.
- [58] Zhu H G, Wang R, Zhang X D. Image captioning with dense fusion connection and improved stacked attention module[J]. *Neural Processing Letters*, 2021(06):1-18.
- [59] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J].arXiv, 2017.DOI:10.48550/arXiv.1706.03762.
- [60] He Q C, Li S B, Bai Q, et al. A Siamese vision transformer for bearings fault diagnosis[J]. *Micromachines*. 2022, Vol.13(No.10): 1656.
- [61] Tang, X Y; Xu, Z B; Wang, Z G. A novel fault diagnosis method of rolling bearing based on integrated vision transformer model.[J]. *Sensors*. 2022, Vol.22(No.10): 3878.
- [62] 孟宗,关阳,潘作舟,等.基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究[J/OL]. *机械工程学报*: 1-10[2021-12-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20211102.1604.024.html>.
- [63] Khan S H, Hayat M, Bennamoun M, et al. Cost-sensitive learning of deep feature representations from imbalanced data[J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2017, 29(8): 3573-3587.
- [64] Zhou F, Yang S, Fujita H, et al. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 187(Jan.):104837.1-104837.19.
- [65] 李可,贺少杰,宿磊等.基于进化算法优化 GAN 的轴承故障诊断[J]. *振动.测试与诊断*, 2023, 43(02):298-303+410.DOI:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2023.02.013.

- [66] 张永宏,张中洋,赵晓平等.基于 VAE-GAN 和 FLCNN 的不均衡样本轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(09):199-209.DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2022.09.026.
- [67] 郭伟,邢晓松.基于改进卷积生成对抗网络的少样本轴承智能诊断方法[J].中国机械工程,2022,33(19):2347-2355.
- [68] Han H , Wang W Y , Mao B H . Borderline-SMOTE: A new over-sampling method in imbalanced data sets Learning[C]// Proceedings of the 2005 international conference on Advances in Intelligent Computing .Springer,2005,pp.878–887.
- [69] Soltanzadeh P , Hashemzadeh M . RCSMOTE: Range-controlled synthetic minority over-sampling technique for handling the class imbalance problem[J]. Information Sciences, 2020, 542.
- [70] Wang H , Ke Y , Luo G , et al. Compressed sensing of roller bearing fault based on multiple down-sampling strategy[J]. Measurement Science & Technology, 2016, 27(2):025009.
- [71] Zheng Z, Yu Z, Wu Y, et al. Generative adversarial network with multi-branch discriminator for imbalanced cross-species image-to-image translation[J]. Neural Networks, 2021, 141: 355-371.
- [72] Wu Z , Guo Y , Lin W , et al. A weighted deep representation learning model for imbalanced fault diagnosis in cyber-physical systems[J]. Sensors, 2018, 18(4):1096.
- [73] Qian W W ,Li S M.A novel class imbalance-robust network for bearing fault diagnosis utilizing raw vibration signals.[J].Measurement.2020: 107567.
- [74] Lin L , Wang B , Qi J , et al. Bearing fault diagnosis considering the effect of imbalance training sample[J]. Entropy, 2019, 21(4):386.
- [75] Lin E L,Chen Q,Qi X M. Deep reinforcement learning for imbalanced classification[J]. Applied Intelligence,2020,50(prepublish):
- [76] 康守强,刘哲,王玉静,王庆岩,兰朝凤.基于改进 DQN 网络的滚动轴承故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2021,42(03):201-212.DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J2007207.
- [77] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(07): 1-8.
- [78] Yang B, Lei Y, Jia F, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [79] Zheng H, Wang R, Yang Y, et al. Cross-domain fault diagnosis using knowledge transfer strategy: a review[J]. IEEE Access, 2019, 7: 129260-129290.

- [80] Lei Y, Yang B, Jiang X, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 138: 106587.
- [81] Chalapathy R , Menon A K , Chawla S . Robust, deep and inductive anomaly detection[J]. Springer, Cham, 2017.
- [82] 张龙,宋成洋,邹友军,洪闯,王朝兵.基于 Renyi 熵和 K-medoids 聚类的轴承性能退化评估[J].*振动与冲击*,2020,39(20):24-31+46.
- [83] 刘勇,王朝,周平.一种民航发动机滚动轴承故障预警方法[J].*推进技术*,2022,43(02):295-304.DOI:10.13675/j.cnki.tjjs.200284.
- [84] Lin T, Chen G, Ouyang W, et al. Hyper-spherical distance discrimination: A novel data description method for aero-engine rolling bearing fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 109: 330-351
- [85] 郝腾飞. 航空发动机滚动轴承故障的核方法智能识别技术研究[D].南京航空航天大学,2014.
- [86] 赵川,冯志鹏.时变工况下行星轮轴承特征分布拟合与智能故障诊断[J].*振动与冲击*,2021,40(14):252-260.DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2021.14.033.
- [87] Zeng M, Yang Y, Luo S, et al. One-class classification based on the convex hull for bearing fault detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 274-293.
- [88] Pan Y, Chen J, Guo L. Robust bearing performance degradation assessment method based on improved wavelet packet-support vector data description[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 669-681.
- [89] Raghavendra Chalapathy,Sanjay Chawla. Deep Learning for Anomaly Detection: ASurvey.[J].*CoRR*,2019,abs/1901.03407.
- [90] Huang X , Wen G , Dong S , et al. Memory residual regression autoencoder for bearing fault detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, PP(99):1-1.
- [91] 戴俊,王俊,朱忠奎,等.基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测[J].*仪器仪表学报*,2019,40(09):16-26.
- [92] Zhao X.,Jia M., Liu Z., Fault diagnosis framework of rolling bearing using adaptive sparse contrastive auto-encoder with optimized unsupervised extreme learning machine[J] *IEEE Access*, vol. 8,pp. 99154–99170, 2020.
- [93] Wu J., Zhao Z., Sun C.,Yan R, Chen X..Fault-attention generative probabilistic adversarial autoencoder for machine anomaly detection[J] *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 16, no. 12, pp. 7479–7488, Dec. 2020.

- [94] Zhang S, Ye F, Wang B G, Thomas G. Habetler. Semi-supervised learning of bearing anomaly detection via deep variational autoencoders[J]. 2019. DOI:10.48550/arXiv.1912.01096.
- [95] Tianming X, Qifa X, Cuixia J. Anomaly detection for multivariate times series through the multi-scale convolutional recurrent variational autoencoder[J]. *Expert Systems With Applications*, 2023, 231.
- [96] Ruff L, Vandermeulen R A, N Görnitz, et al. Deep one-class classification[C]// In: Proc. of the 35th Int'l Conf. on Machine Learning. Stockholm: PMLR, 2018. 4393–4402.
- [97] Ruff L, Vandermeulen R A, Grnitz N, et al. Deep semi-supervised anomaly detection[C]// In Proceedings of the International Conference on Learning Representations, New Orleans, LA, USA, 6–9 May 2019.
- [98] Mao W, Chen J, Liang X, et al. A new online detection approach for rolling bearing incipient fault via self-adaptive deep feature matching[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(2):443–456.
- [99] Chalapathy R, Menon A K, Chawla S. Anomaly detection using one-class neural networks[J]. arXiv 2018, arXiv:1802.06360
- [100] Bergmann P, Fauser M, Sattlegger D, Steger C. Uninformed students: Student-teacher anomaly detection with discriminative latent embeddings. In: Proc. of the 2020 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020. 4182–4191. [doi:10.1109/CVPR42600.2020.00424]
- [101] Salehi M, Sadjadi N, Baselizadeh S, Rohban MH, Rabiee HR. Multiresolution knowledge distillation for anomaly detection. In: Proc. of the 2021 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021. 14897–14907. [doi:10.1109/CVPR46437.2021.01466]
- [102] Hinton G, Vinyals O, Dean J. Distilling the knowledge in a neural network. arXiv:1503.02531, 2015.
- [103] 郝如江, 卢文秀, 褚福磊. 声发射检测技术用于滚动轴承故障诊断的研究综述[J]. *振动与冲击*, 2008(03):75–79+181.
- [104] Elforjani, M.; Mba, D. Monitoring the onset and propagation of natural degradation process in a slow speed rolling element bearing with acoustic emission[J]. *Vib. Acoust.* 2008, 130, 041013
- [105] Omoregbee, O.; Heyns, P. Low speed rolling bearing diagnostics using acoustic emission and higher order statistics techniques[J]. *Mech. Eng. Res. Dev.* 2018, 41, 18–23.

- [106] Henry Ogbemudia Omoregbee,O. Stephan Heyns. Fault detection in roller bearing operating at low speed and varying loads using Bayesian robust new hidden Markov model[J]. Journal of Mechanical Science and Technology,2018,32(9).
- [107] 柯燕亮,王华庆,唐刚,等.基于 Teager 峰值能量的低转速轴承故障特征提取方法[J].振动与冲击,2017,36(11):124-128+133.DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2017.11.019.
- [108] Wow H Kathendra, Park J, Kosashi, Condition monitoring of low speed slewing bearings based on ensemble empirical mode decomposition method[J]. Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering,2013,23(2).
- [109] Jiang Peng,Sun W Y, Li W,et al.Extreme-low-speed heavy load bearing fault diagnosis by using improved RepVGG and acoustic emission signals[J].Sensors (Basel, Switzerland),2023,Vol.23(7): 3541
- [110] Shuuji, Miyazaki,Song X W, et al.Low-speed bearing fault diagnosis based on improved statistical filtering and convolutional neural network[J].Measurement Science and Technology,2021,Vol.32(11)
- [111] Kim, JaeYoung;Kim, Jong-Myon .Bearing fault diagnosis using grad-cAM and acoustic emission signals.[J].Applied Sciences,2020,Vol.10(6): 2050.
- [112] Mishra, C.; Samantaray, A.; Chakraborty, G. Rolling element bearing fault diagnosis under slow speed operation using wavelet denoising. Meas. J. Int. Meas. Confed. 2017, 103, 77–86. [CrossRef]
- [113] Wang, S.; Niu, P.; Guo, Y.; Wang, F.; Li, W.; Shi, H.; Han, S. Early Diagnosis of bearing faults using decomposition and reconstruction stochastic resonance system[J]. Measurement 2020, 158, 107709
- [114] Diego Sandoval,Urko Leturiondo,Francesc Pozo,Yolanda Vidal. Low-speed bearing fault diagnosis based on permutation and spectral entropy measures[J]. Applied Sciences,2020,10(13).
- [115] Han, T.; Liu, Q.; Zhang, L.; Tan, A. fault feature extraction of low speed roller bearing based on teager energy operator and CEEMD[J]. Int. Meas. Confed. 2019, 138, 400–408.
- [116] Li, HP ; Xu, B; Zhou, FX; Huang, P.Mechanical Incipient fault detection and performance analysis using adaptive teager-VMD method[J].APPLIED SCIENCES-BASEL.,Vol.13(10): 2023
- [117] Yuan, Xing;Zhang, Huijie;Liu, Hui.A novel fault diagnosis approach for rolling bearing based on CWT and adaptive sparse representation.[J].Shock & Vibration,2022,Vol.2022(1): 1-10

- [118] K. Saarinen;J. Nowak.Early Shock pulse detection method for rolling bearings condition monitoring[A].2021 IEEE 13th International Symposium on Diagnostics for Electrical Ma-chines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)[C]
- [119] Chang Liu ,;Gang Cheng ,;Xihui Chen , and Yong Li.Monopulse Feature extraction and fault diagnosis method of rolling bearing under low speed and heavy-load conditions[J].Shock and Vibration,2021,Vol.2021: 1-18
- [120] 李壮,沙云东,栾孝驰,等.基于模拟机匣的中介轴承微弱故障特征提取技术[J].科学技术与工程,2021,21(35):15262-15269.
- [121] 马佳丽,陈果,康玉祥,等. 航空发动机磨损故障多目标融合诊断[J/OL].航空动力学报:1-10[2022-12-02].
- [122] 曹明,王鹏,左洪福,等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇II: 地面综合诊断、寿命管理和智能维护维修决策[J].航空学报,2022,43(9):40.
- [123] 李爱. 航空发动机磨损故障智能诊断若干关键技术研究[D].南京航空航天大学,2013.
- [124] Poley, Jack. Complexity in oil analysis: part VIII[J]. Tribology & Lubrication Technology . 2013. 1: 37-39.
- [125] Byington C S, Schalcosky D C. Advances in real time oil Analysis. Practicing Oil Analysis Magazine, 2000, 11(2): 28-34.
- [126] 白敬彩,王新环,王国柱,等. 基于 STM32 的谐振式油品检测系统设计[J].仪表技术与传感器,2019(12):4.
- [127] 牛泽,李凯,白文斌,等. 电感式油液磨粒传感器系统设计[J].机械工程学报,2021,57(12):126-135.
- [128] 李应红,尉询楷,刘建勋. 支持向量机的工程应用. 北京: 民兵工业出版社,2004.
- [129] 周正. 我军某型直升机发动机故障诊断专家系统的开发[D].东北大学,2014.
- [130] 黄嵩勋. 某发动机故障分析及专家系统知识库设计[D].大连理工大学,2016.
- [131] 陈果,宋兰琪,陈立波,等. 基于粗糙集理论的航空发动机滑油光谱诊断专家系统知识获取方法研究[J].机械科学与技术,2007(07):897-901.
- [132] 周俊. 航空发动机振动监测与故障诊断系统研究[D].华中科技大学,2016.
- [133] 孙德涵. 基于油液在线分析的大型减速器故障预警系统研究[D].中国矿业大学,2022.
- [134] 徐现强. 基于知识约简的航空发动机涡轮部件故障诊断专家系统设计[D].大连理工大学,2021.
- [135] 彭寿鑫. 基于多特征量的航空发动机气路系统健康状态预测方法研究[D].长春工业大学,2022.

- [136] Niu Y M, Wong Y S, Hong G S. An intelligent sensor system approach for reliable tool flank wear recognition[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,1998,14(2):77-84.
- [137] 曹明,黄金泉,周健,等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理的现状、挑战与机遇I: 气路、机械和FADEC系统故障诊断与预测[J]. 航空学报,2022,43(09):9-41+2.
- [138] 黄金泉,王启航,鲁峰. 航空发动机气路故障诊断研究现状与展望[J]. 南京航空航天大学学报,2020,52(04):507-522.
- [139] Volponi. A. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management: NASA/CR-2005-214055[R]. Washington, D C.: NASA, 2005.
- [140] Dempsey P J, Kreider G, Fichter T. Tapered roller bearing damage detection using decision fusion analysis: NASA/TM—2006-214380 [R]. 2006.
- [141] Wang K,Guo Y Q,Zhao W L, et al. Gas path fault detection and isolation for aero-engine based on LSTM-DAE approach under multiple-model architecture[J]. Measurement,2022,202.
- [142] Liu J Q. Gas path fault diagnosis of aircraft engine using HELM and transfer learning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2022,114.
- [143] 赵方,谢友柏,柏子游. 油液分析多技术集成的特征与信息融合[J].摩擦学学报,1998(01):46-53.
- [144] 严新平,谢友柏,萧汉梁. 摩擦学故障种类诊断的 D-S 信息融合研究[J].摩擦学学报,1999(02):50-55.
- [145] 陈恬,孙健国,郝英. 基于神经网络和证据融合理论的航空发动机气路故障诊断[J].航空学报,2006(06):1014-1017.
- [146] 鲁峰,黄金泉,仇小杰,等. 基于信息熵融合提取特征的发动机气路分析[J].仪器仪表学报, 2012,33(01):13-19.
- [147] 李业波,李秋红,黄向华,等. 航空发动机气路部件故障融合诊断方法研究[J].航空学报,2014,35(06):1612-1622.
- [148] 曹桂松,马佳丽,苗慧慧,等. 一种航空发动机磨损故障模糊融合诊断方法[J].润滑与密封,2022,47(03):150-156.
- [149] 陈立波, 宋兰琪, 陈果. 航空发动机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
- [150] 陈果, 陈立波, 宋兰琪. 一种磨损故障融合诊断新方法及其应用[J], 机械科学与技术, 2009, 28(9):1157-1161.
- [151] Mnih Volodymyr,Kavukcuoglu Koray,Silver David,et al. Human-level control through deep reinforcement learning.[J]. Nature,2015,518(7540)

- [152] Wiering M A , Hasselt H V , Pietersma A D , et al. Reinforcement learning algorithms for solving classification problems[C]// Adaptive Dynamic Programming And Reinforcement Learning (ADPRL), 2011 IEEE Symposium on. IEEE, 2011.
- [153] Tax, D. M. J. and Duin, R. P. W. Support vector data description. machine learning, 54(1):45–66, 2004.
- [154] B. Zong, Q. Song, M. R. Min, W. Cheng, C. Lumezanu, D. Cho, and H. Chen. Deep autoencoding gaussian mixture model for unsupervised anomaly detection. In ICLR, 2018.
- [155] M.-L. Shyu, S.-C. Chen, K. Sarinnapakorn, and L. Chang. A novel anomaly detection scheme based on principal component classifier. technical report, Miami Univ Coral Gables FI Dept of Electrical and Computer Engineering, 2003.
- [156] Li Z, Zhao Y, Hu X Y, Nicola Botta,Cezar Ionescu,George Chen.ECOD: Unsupervised outlier detection using empirical cumulative distribution functions[J].IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering.2022: 1.
- [157] <https://github.com/Minqi824/ADBench>.
- [158] Cheng Z , Wang S , Zhang P ,et al.Improved autoencoder for unsupervised anomaly detection[J].International Journal of Intelligent Systems, 2021.DOI:10.1002/int.22582
- [159] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition. Proc IEEE. 1998;86(11):2278-2324.
- [160] <http://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html>
- [161] Xiao H, Rasul K, Vollgraf R. Fashion-mnist: a novel image dataset for benchmarking machine learning algorithms. arXiv preprint arXiv:1708.07747; 2017.
- [162] Netzer Y, Wang T, Coates A, Bissacco A, Wu B, Ng AY. Reading digits in natural images with unsupervised feature learning. In: NIPS Workshop on Deep Learning and Unsupervised Feature Learning. MIT Press;2011:5.
- [163] Seliya Naeem;Abdollah Zadeh Azadeh;Khoshgoftaar, Taghi M.A literature review on one-class classification and its potential applications in big data[J].Journal of Big Data.2021,Vol.8(No.1)
- [164] Perera P, Nallapati R, Xiang B. OCGAN: one-class novelty detection using GANS with constrained latent representations. In: IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR); 2019, p. 2893–901.
- [165] Krizhevsky A,Sutskever I,Hinton E G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM,2017,60(6)
- [166] Mnih Volodymyr,Kavukcuoglu Koray,Silver David,et al. Human-level control through deep reinforcement learning.[J]. Nature,2015,518(7540):

- [167] Shao H D, Jiang H K, Zhang H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100(01): 734-765.
- [168] Bonwoo G, Yunsick S. Enhanced reinforcement learning method combining one-hot encoding-based vectors for CNN-Based alternative high-level decisions[J]. Applied Sciences, 2021, 11(3).
- [169] 康玉祥, 陈果, 尉询楷, 周磊. 深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J/OL]. 航空学报: 1-11 [2021-12-01].
- [170] 陈果. 转子-滚动轴承-机匣耦合系统中滚动轴承故障的动力学分析[J]. 振动工程学报, 2008, 21(06): 577-587. DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2008.06.008.
- [171] Zhou D , Kang B , Jin X , et al. DeepViT: Towards deeper vision transformer[J]. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2103.11886.
- [172] <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>.
- [173] <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter/apparatus-and-procedures>.
- [174] <http://ides.nuaa.edu.cn/2020/0617/c12857a204644/page.htm>.

致 谢

博士四年，新冠疫情三年。这些年祖国为抗击疫情，保障我们的生活付出了巨大代价。同时，在当今这个动荡的国际社会中，祖国给我们提供了安居乐业的生活、学习环境，为我们劈开了各种荆棘，才有了此刻的花好月圆。感谢祖国，我想今后一定要用更加饱满的热情去感恩她，热爱她。感谢伟大的祖国。

十月的南京丹桂飘香，在这个喜迎丰收的时节，我要衷心的感谢这一路走来给予我帮助的各位老师、同学及朋友。

衷心感谢我的恩师陈果教授。陈老师严谨、务实、积极的学术态度深深的影响、鞭策着我。陈老师的教导就像夜空中的一盏明灯，始终激励我勇往直前。犹记得陈老师曾手把手教我们调试 C++ 程序的场景；犹记得陈老师曾在早上 6:00 为我们修改论文的背影。四年时间，老师曾无微不至的关怀，无论是从平日的学习还是从本文选题到成文，为了我的成长及未来的有所为，老师均倾注了大量的心血。老师的谆谆教诲，如春风化雨般滋润着我的心田，也是我今后前进的阶梯。感谢陈老师四年来的包容和耐心，能成为您的学生我真的感到很荣幸，谢谢！

四年间，有幸认识了北京空军研究院航空兵研究所的尉询楷高工、王浩工程师，您们曾帮助我迈过了许多学术坎，感谢您们；有幸认识了南京航空航天大学的臧朝平教授、罗贵火教授、陈茉莉老师和潘文平老师，感谢您们在学术和科研上对我指引；有幸认识了中航发沈阳发动机研究所的乔保栋高工、秦天龙高工、何俊杰高工、高强高工等，感谢您们在我学习、科研路上提供的帮助；有幸认识了哈尔滨轴承集团于庆杰高工和刁庆高工，感谢您们在科研项目上对我的指导；有幸认识了哈尔滨工业大学的张传伟教授和西安交通大学的曹宏瑞教授以及曹教授的学生马天宇博士，感谢您们在科研项目上的指导、帮助，您们也是我科研路上的榜样。

衷心感谢我的硕士导师沈阳航空航天大学的姜春英副教授这些年对我的关心、开导与帮助，是您推荐我成为了陈老师的弟子，您是我科研路上的第一位引路人，我也将铭记您的教导，踏实做人、努力做事。感谢我的高中老师古浪县第三中学的王明年老师和王生才老师，感谢您们在我求学路上的帮助与鼓励，也祝愿两位老师身体健康、万事如意。

感谢智能诊断与专家系统研究室的同门金根博士、刘西洋博士、张旭博士、沈响响博士、赵紫豪博士、何超博士，硕士师弟钱进、盛嘉玖、刘曜宾、刘富海、陈智超，以及已毕业的郝腾飞博士、李爱博士、王海飞博士、贺志远博士，硕士师弟杨默晗、张杰毅、李伦绪、赵旭升，师妹马佳丽、王雨薇等人在学习和生活上给予我的帮助。感谢同窗鲁其兴博士、林大地博士在博士期间对我的帮助与鼓励。感谢曾经的同学张鑫鑫女士、梁粟添先生以及成都清盛同创知识产权代理事务所王立清先生的支持与鼓励。同窗情谊，一生铭记，

祝愿各位在今后的生活、工作和学习中一切顺利。

感谢我的家人。这些年，家人总是默默的付出、支持与陪伴，他们是我求学路上坚强的后盾。今后我一定要好好照顾家人，孝顺父母。祝我的家人身体健康，平平安安。感谢我美丽的妻子裴婷婷女士。求学期间是你承担起了家中大小繁杂的事务，能够让我安心的学习。今后，我要给予你更加炙热的爱，共同营造我们幸福的小家。也希望我们今后能携手与共，去创造属于我们的、红红火火的日子。

衷心感谢评审论文和出席答辩的各位专家、教授于百忙之中给予悉心的指导与帮助。

最后，再一次感谢曾经给予我帮助的老师、同学、朋友们。再次祝愿各位身体健康，事事顺意。

康玉祥

2023年9月25日

于南京航空航天大学民航学院

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（录用）论文情况

- [1]**Kang yuxiang**, Chen Guo,Wang Hao, Pan Wenping, Wei Xunkai.Fault anomaly detection method of aero-engine rolling bearing based on distillation learning.[J]. ISA Transactions(录用)(SCI 收录, Q1, IF=7.3, Top 期刊).
- [2]**Kang yuxiang**, Chen Guo,Wang Hao, Pan Wenping, Wei Xunkai.Dual-Input Anomaly Detection Method Based on Deep Reinforcement Learning[J].Structural Health Monitoring.2023;0(0). doi:10.1177/14759217231188002 (SCI 收录, Q1, IF=7.5).
- [3]**Kang yuxiang**, Chen Guo,Wang Hao, Wei Xunkai. A New Dual-Input Deep Anomaly Detection Method for Early Faults Warning of Rolling Bearings [J].Sensors.(录用) (SCI 收录, Q2, IF=3.9).
- [4]**Yuxiang Kang**;Guo Chen;Wenping Pan;Xunkai Wei;Hao Wang;Zhiyuan He.A dual-experience pool deep reinforcement learning method and its application in fault diagnosis of rolling bearing with unbalanced data[J].Journal of Mechanical Science and Technology.2023,Vol.37(No.6): 2715-2726.(SCI 收录, Q4, IF=1.8) .
- [5]**Yuxiang Kang**;Guo Chen;Wenping Pan;Xunkai Wei;Hao Wang; A Deep Anomaly Detection with Same Probability Distribution and Its Application in Rolling Bearing[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control. (录用)(SCI 收录, Q4, IF=1.8).
- [6]**康玉祥**,陈果,尉询楷等.深度残差对冲网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].航空学报,2022,43(08):63-74.
- [7]**康玉祥**,陈果,尉询楷等.基于残差网络的航空发动机滚动轴承故障多任务诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(16):285-293.DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2022.16.037.
- [8]**康玉祥**,陈果,盛嘉玖;王浩;尉询楷.低转速航空发动机滚动轴承故障深度异常检测方法[J].振动与冲击(录用).
- [9]**康玉祥**,陈果;王浩;尉询楷.基于自监督深度一类分类的滚动轴承早期故障预警[J].航空动力学报(录用).
- [10]**Kang yuxiang**, Chen Guo,Wang Hao, Pan Wenping, Wei Xunkai.Knowledge distillation anomaly detection method based on enhanced Transformer under sensitive feature constraint and its application[J].Expert Systems With Applications(投稿中)(SCI 收录, Q1, IF=8.5, Top 期刊)
- [11]**Yuxiang Kang**;Guo Chen;Jiajiu Sheng.et.al.Deep Anomaly Detection Method for Rolling Bearings on Low- Speed Based with Large-Scale Convolution Kernel[J].Journal of Mechanical Science and Technology.(小修)(SCI 收录, Q4, IF=1.810) .

攻读博士学位期间申请专利情况

1. 马佳丽,陈果,康玉祥等. 一种航空发动机磨损故障模糊融合诊断及系统[P]. 江苏省:CN114636555A,2022-06-17.
2. 陈果,马佳丽,康玉祥等. 一种航空发动机故障部位识别方法及系统[P]. 江苏省:CN114897101A,2022-08-12.

攻读博士学位期间参加科研项目情况:

1. 国家科技重大专项(2017IV00080045): 典型故障动力学建模和诊断方法研究.2019-2020;
2. 国家科技重大专项子专题(J2019-IV-0004-0071): 复杂服役环境下主轴承典型故障宏观动力学研究, 2021.01-2024.12, 主要参与人员;
3. 国家自然科学基金项目(51675263): 基于监测数据和损伤力学的复杂工况下滚动轴承故障预测研究. 2019-2020;
4. 国家自然科学基金面上项目(52272463): 基于深度异常检测和元学习的航空发动机主轴承早期故障预警与演化诊断, 2023.01-2026.12, 主要参与人员;
5. 中国航发沈阳发动机研究所项目: 振动双稳态问题动力学机理试验与仿真技术研究, 2023.6-2024.6, 主要参与人员;
6. 中国航发商用发动机有限责任公司项目: 民用航空发动机滑油摩擦磨损颗粒测试分析技术研究, 2020.1-2021.12。

附录 A 滚动轴承故障模拟试验及典型故障样本数据集

该附录中主要介绍文中所采用的多种滚动轴承数据集。其中包括美国辛辛那提大学、凯本斯西储大学、南京航空航天大学等单位的滚动轴承预置故障试验数据集以及全寿命演化试验数据集，此外还包括真实航空发动机主轴承剥落故障台架试车数据集，以及真实航空发动机的低转速主轴承剥落故障模拟试验数据集。这些数据集对第二、三、四、五章中的算法验证提供基础。

A.1 美国辛辛那提大学 IMS 滚动轴承数据集

IMS 滚动轴承全寿命周期振动数据^[172]所用轴承型号为 Rexnord ZA-2115。试验台如图 A.1 所示，该试验台由四个安装在轴上的滚动轴承组成，试验中交流电机以 2000 转/分钟的恒定转速旋转，并通过摩擦带连接到轴上，通过弹簧机构向轴承施加 26.67kN 的径向载荷。采用高精度石英加速度计测量轴承 X 方向和 Y 方向的振动信号。所有轴承都是服役超过设计使用寿命后才发生的损坏（旋转次数超过 1 亿次）。使用 NI 公司的 DAQ6062E 数据采集卡进行信号采集，采样频率为 20480Hz，每间隔 10 分钟采集 1 秒数据，作为一个数据样本，每个样本采样点数为 20480。本文中采用 3 号轴承进行算法验证，该轴承故障形式为外圈剥落故障，如图 A.1(c)所示，轴承参数如表 A.1 所示。

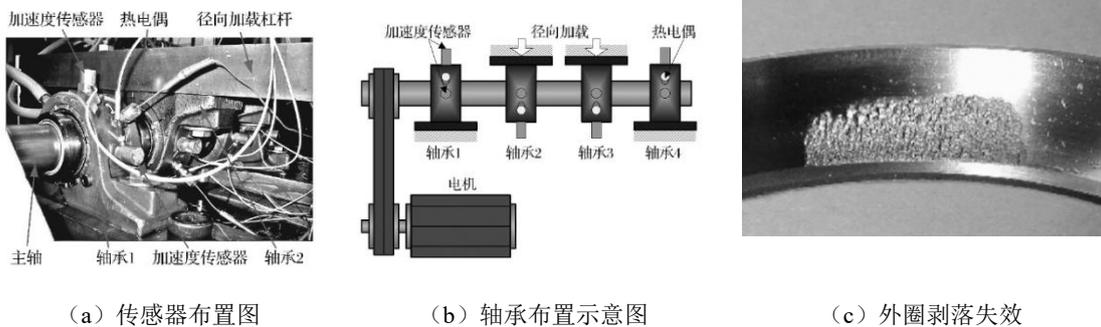


图 A.1 滚动轴承疲劳试验台

表 A.1 ZA-2115 轴承的几何尺寸

型号	节径	接触角	滚珠直径	滚子数
ZA2115	71.5 mm	15.17°	8.4 mm	16 个

A.2 美国凯斯西储大学滚动轴承故障模拟数据集

美国凯斯西储大学滚动轴承故障模拟数据集^[173]是由美国凯斯西储大学的 Bearing Data Center 提供的，旨在为研究人员提供轴承故障诊断的基准数据。自 20 世纪 90 年代末开始，该数据集已经广泛应用于轴承故障诊断领域，为学术界和工程界提供了宝贵的试验数据。该数据集包含了内圈故障、外圈故障和滚动体故障三种不同类型的轴承故障数据，以及正

常工况下的轴承数据。试验台如图 A.2 所示。试验使用一台 1.47KW 的 Reliance Electric 电机带动试验台旋转，转速范围为 1720 到 1797 转/分钟。试验中采用电火花加工技术对电机轴承进行了故障加工，损伤直径分别为 0.1778mm、0.3556mm、0.5334mm。电机风扇端和驱动端的轴承座上方各放置一个加速度传感器用来轴承的振动加速度信号。振动信号由 16 通道数据记录仪采集得到，采样频率为 12kHz，驱动端轴承故障还包含采样频率为 48kHz 的数据。功率和转速是通过扭矩传感器/译码器测得，然后进行手动记录。本文在算法验证过程中，选择美国凯斯西储大学滚动轴承故障诊断数据集的驱动端数据，相应的轴承型号为 SKF6205，共有内圈、外圈、滚动体 3 种加工缺陷故障，连同正常状态，共 4 种状态。轴承参数如表 A.2 所示：

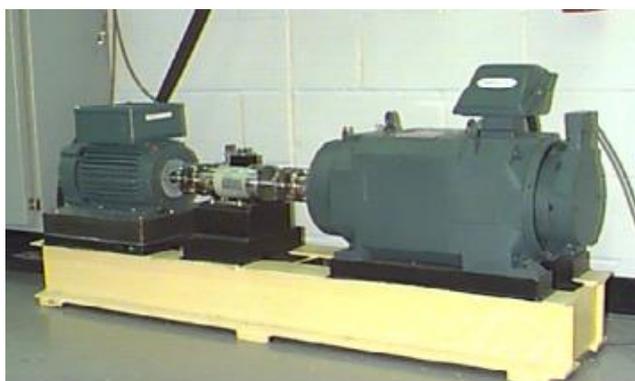


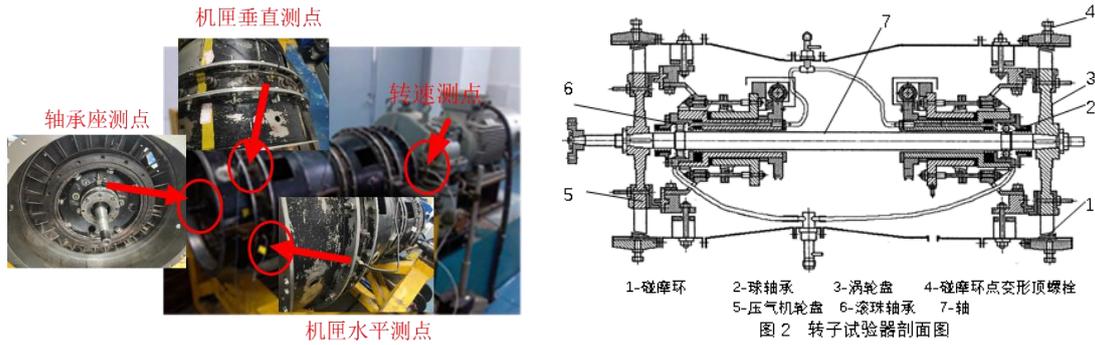
图 A.2 凯斯西储大学滚动轴承故障模拟试验台实物图

表 A.2 滚动轴承参数信息

型号	内径(mm)	外径(mm)	厚度(mm)	滚珠直径(mm)	节径(mm)	滚珠数
6205	25	52	15	7.94	39.04	9

A.3 基于带机匣转子试验器的滚动轴承故障模拟数据集

南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室在如图 A.3 所示的带机匣的航空发动机转子试验器^[174]（该试验平台是以 1:3 比例仿制的某型真实发动机）上完成了滚动轴承故障模拟试验。该试验平台具有模拟航空发动机振动信号在传递过程中衰减特性的能力。试验中所采用的轴承型号为 6206 单列深沟球轴承（轴承参数如表 A.3 所示），B&K4805 振动加速度传感器、NI USB9234 数据采集器，采样频率为 10240Hz，单个样本数据点为 8192，试验转速为 1500(r/min)、1800(r/min)、2000(r/min)、2400(r/min)。传感器安装位置如图 A.3 所示。为模拟滚动轴承故障，在试验过程中利用电火花切割方式在外圈和内圈上分别加工了 6mm 宽的裂痕，滚动体上加工了半径为 0.5mm、深度为 2mm 的凹陷，具体缺陷如图 A.3 所示：



(a) 航空发动机转子试验器

(b) 试验器结构图



(c) 外圈故障

(d) 内圈故障

(e) 滚动体故障

图 A.3 带机匣的航空发动机转子试验器及试验轴承

表 A.3 6206 滚动轴承参数信息

型号	内径(mm)	外径(mm)	厚度(mm)	滚珠直径(mm)	节径(mm)	滚珠数
6206	30	62	16	9.5	46	9

A.4 基于加速疲劳试验机的滚动轴承全寿命演化试验数据集

南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室的 4 组滚动轴承全寿命演化试验数据集于 2021 年 3-7 月完成，包含两种型号轴承的损伤演化试验，两种轴承的具体参数如表 A.4 所示。试验平台采用杭州轴承试验中心研制的 ABLT-1A 轴承强化试验机，如图 A.4(a)所示。试验机主要由试验头、试验头座、传动系统、加载系统、润滑系统、计算机监控系统等部分组成，其主要技术指标如表 A.5 所示。单次试验的 4 套试验轴承安装在试验头里，同时在轴承座上安装了 4 个加速度传感器用于采集滚动轴承的振动加速度信号。采样频率为 51200Hz，采样间隔为 2.4 分钟，单个样本数据点数为 32768 个采样点。2 号和 3 号试验轴承的故障形貌如图 A.4 所示。

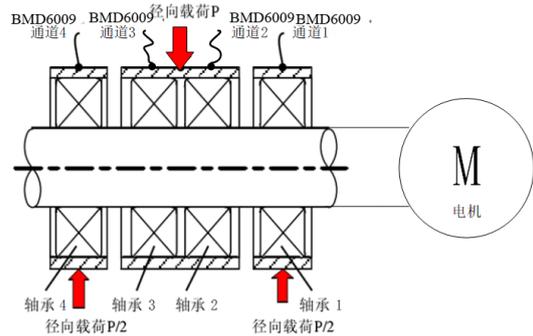
表 A.4 IDES 滚动轴承全寿命周期数据参数信息

轴承型号	内径 /mm	外径 /mm	厚度 /mm	滚动 体数	转速 /rpm	时长 /小时	样本 量	载荷 (KN)		故障部 位	
								径向	轴向		
BMD6009	1 号	45	75	16	12	12000	143	3564	5.1	2.1	内圈
	2 号										
C&U	3 号	35	47	7	21	15000	34.8	872	2.2	0	保持架

61807	4号	101	2522	2.2	0	保持架
表 A.5 试验机主要技术指标						
试验轴承类型:	深沟球轴承、角接触球轴承、圆柱滚子轴承、圆锥滚子轴承等					
试验轴承内径:	φ10 毫米-φ60 毫米					
试验轴承数量:	2 套或 4 套					
最大径向载荷:	30 千牛					
最大轴向载荷:	10 千牛					
试验轴承转速:	3000~20000 转/分钟(无级变速)					
供电电源:	380 伏,50 赫兹,三相					
功率消耗:	约 16 千瓦					
环境温度:	5~40 摄氏度					
整机尺寸:	(长×宽×高)1500×720×1300 毫米					
总净重:	约 1000 公斤					



(a) ABLT-1A 试验器实物图



(b) 轴承试件安装示意图



(c) 2 号轴承内圈剥落故障



(d) 3 号轴承保持架故障

图 A.4 ABLT-1A 试验器及故障轴承

A.5 真实航空发动机主轴承剥落故障演化台架试车数据集

为验证所提方法的工程实用性，基于某型航空发动机主轴承剥落故障演化整机台架试

车数据，对本文方法进行了验证。

本次试车用真实发动机依据《轴承状态监控测试改装要求》（S10.JT.1973）进行了测试改装，以满足在三支点轴承座安装边、斜支板后机匣等位置安装振动在线传感器，在发动机滑油供油管路、中腔、后腔回油管路加装滑油金属屑在线监控传感器的测试需求。

本次试车主轴承外圈故障大小约为 $15\text{mm}\times 7\text{mm}$ ，主轴承参数如表 A.6 所示。本次试验共进行约 5 小时，最终因发动机振动超标而停止试验。以发动机中介机匣测点振动加速度数据为研究对象进行分析，数据采样频率为 200000Hz ，单个样本具有 200000 个数据点。选择转速大于 13000rpm 的最大状态振动数据进行异常检测分析。在对数据预处理的过程中，先对数据进行了降采样处理，降采样频率为 128000Hz 。按照连续划分的方式，每 50176 (224×224) 个点为一个样本。正常样本数据来源于相同型号、相同测点的另一台发动机，主轴承故障信息如图 A.5 所示。



(a) 某型双转子航空发动机



(b) 故障剥落形貌



(c) 故障剥落形貌

图 A.5 航空发动机及主轴承的初始剥落故障实物图

表 A.6 主轴承参数信息

内径(mm)	外径(mm)	滚珠直径(mm)	节径(mm)	滚珠数	接触角(度)
133.35	201.73	22.23	167.54	20	0

试验中传感器的安装情况如图 A.6 (c) 所示。振动数据采集软件是由南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室自主开发的航空发动机振动健康诊断系统 AVHDS (Aero-

Engine Vibration Health Diagnosis System), AVHDS 是专门用于航空发动机整机振动测试和信号分析以及故障诊断的专用软件。软件具有小波分解、自相关分析、希尔伯特变换、傅里叶变换等功能, 这些功能均可以用于航空发动机振动信号分析。软件可以实现航空发动机各种轴承零部件的故障特征频率的计算和信号特征提取, 同时可以监控发动机振动总量。该软件能够实现发动机转子系统、主轴承系统、以及附件机匣系统的故障诊断。软件采用 Microsoft VisualC++6.0 进行程序开发, 采用工程管理的方式, 可同时保存多种试车任务的试验数据, 既可以在线采集分析, 也可以进行离线数据回放和分析。该软件后台数据库采用 Microsoft ACCESS, 用于存储传感器、采样部位、通道设置等各种信息参数, 与前台应用程序的接口采用 ODBC 技术。软件具有界面美观, 操作方便等优点。

软件部分数据采集界面及硬件系统如图 A.6 (a) 所示。本次试验采用的是东华数据采集设备, 利用 TCP/IP 的网络传输协议完成从下位机采集系统至上位机台式计算机的数据传输, 并实时进行数据的保存。

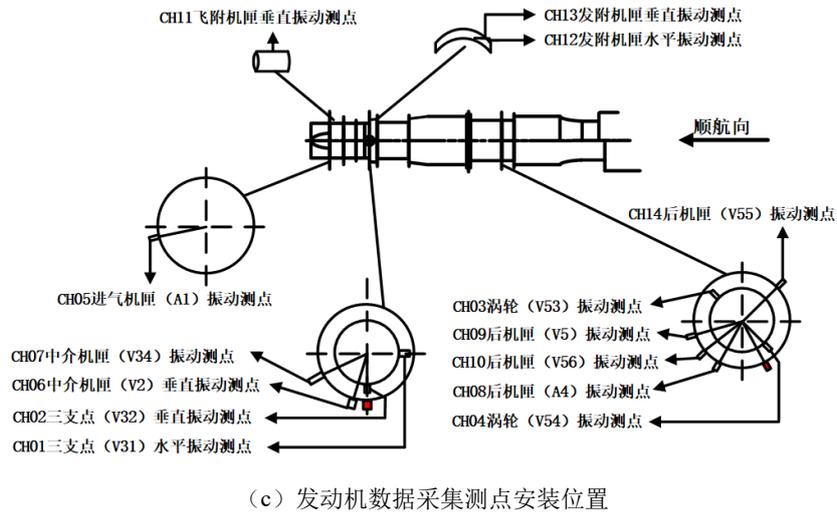
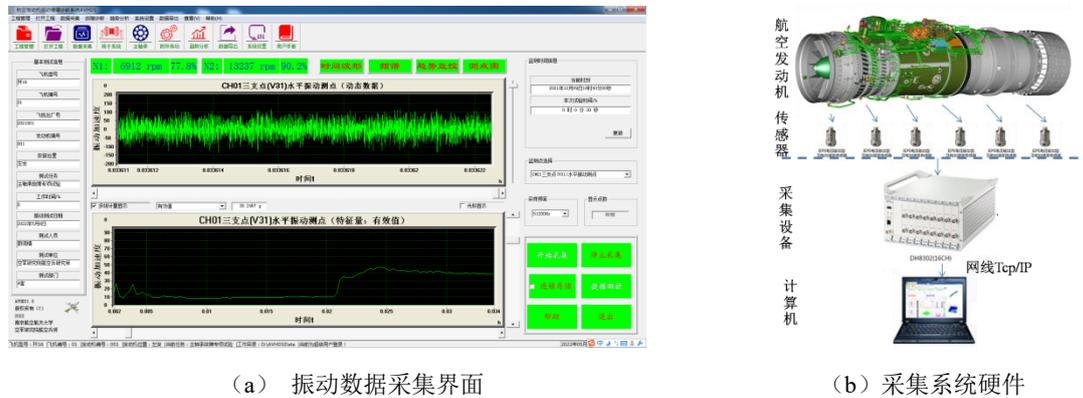


图 A.6 发动机测点安装位置标识图及采集系统

A.6 基于带机匣转子试验器的低转速滚动轴承故障模拟数据集

在附录 A.3 中所述的带机匣的航空发动机转子试验器上进行了低转速滚动轴承故障试验。试验于 2022 年 7-12 月完成, 共进行了四次试验。

实验中采用 B&K4805 振动加速度传感器、NI USB9234 数据采集器，采样频率为 25600Hz，试验过程中数据进行连续采集并存储。试验中同时进行了摇转和 120rpm 恒定转速试验。在进行恒定转速试验时由步进电机带动试验器进行定转速试验。在摇转时操作者位于试验器末端，用手拨动转子叶片进行试验，由于是人工进行转动操作，试验过程中转速存在随机转动的现象。此外，为保证旋转方向相同，在所有试验过程中操作者需面向试验器末端，进行顺时针旋转。每次试验过程中，均在轴承内均匀涂抹了相同牌号的润滑油脂，保证轴承能够得到充分的润滑。4 次试验所获得的样本信息如表 A.7 所示。

表 A.7 低转速滚动轴承故障数据信息

试验	轴承状态	转速	样本数量
第一次试验	正常	120rpm	609
		摇转	609
	外圈故障	120rpm	409
		摇转	548
	内圈故障	120rpm	120
		正常	120rpm
第二次试验	正常	摇转	253
		120rpm	260
	外圈故障	摇转	206
		120rpm	300
	内圈故障	摇转	304
		正常	120rpm
第三次试验	正常	摇转	533
		120rpm	501
	外圈故障	摇转	480
		120rpm	366
	内圈故障	摇转	597
		正常	120rpm
第四次试验	正常	摇转	376
		120rpm	362
	外圈故障	摇转	338
		120rpm	381
	内圈故障	摇转	365

A.7 真实航空发动机的低转速主轴承剥落故障模拟数据集

2023年4月于沈阳在某型涡扇航空发动机上进行了低转速主轴承剥落故障模拟试验。试验中在航空发动机三支点、四支点的滚动轴承上预置了不同的故障。其中，四支点为外圈、内圈、滚动体复合故障，三支点同样预置了内圈、外圈和滚动体复合故障。故障模式如图 A.7 所示。试验中数据采集软件和附录 A.5 中的相同。数据采集硬件是由扬州晶明科技有限公司研发的一款适用于航空发动机的振动监测系统，整个设备严格按照军工化标准生产，系统包含传感器、电荷放大器和采集系统。每台设备含 8 个采集通道，可实现 256kHz 的高采样频率，采集设备和电脑集成化一体设计，保证了系统的高可靠性，硬件系统如图 A.8 所示。本次试验中数据采集频率为 16000Hz，传感器安装测点为中介机匣垂直振动测点，数据时长为 8 秒，转速为 120rpm、160rpm。具体样本信息如表 A.8 所示。

表 A.8 航空发动机低转速试验样本信息

转速	样本数量		
	正常	故障	样本总量
120rpm	160	648	808
160rpm	160	766	926



(a) 四支点滚动体、外圈和内圈预置故障情况



(b) 三支点内圈、外圈和球预置故障情况

图 A.7 低转速试验轴承故障情况

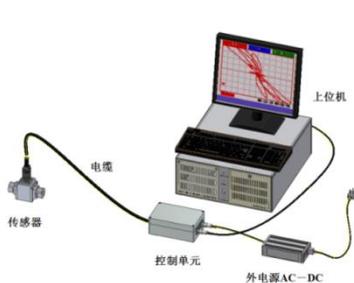


图 A.8 便携式航空发动机振动监测系统

A.8 基于滚动轴承加速疲劳试验器的振动和油液数据集

为监控滚动轴承在全寿命周期内的故障演化趋势，南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室分别于 2017 年 4 月 6 日和 2018 年 5 月 9 日，在附录 A.4 中所描述的滚动轴承疲劳试验机上和配套的振动信号采集系统以及相关的油液磨屑在线监测系统上进行了滚动轴承全寿命加速疲劳试验。本次试验采用的轴承型号为 HRB 6206 深沟球轴承，试验转速为 11500rpm，振动加速度信号的采样频率为 32000Hz，振动加速度信号的存储间隔时长为 0.1 小时。本次试验最终因 4 号滚动轴承发生内圈、滚珠、保持架复合故障而停止。本次试验共获得 445 组振动加速度样本数据。在试验进行 15 小时时，Fe 元素质量开始增加，在试验进行 30 小时后，磨粒质量开始快速增加，最终 Fe 元素质量为 11.52mg。

试验过程中对滚动轴承振动情况进行了监控，同时采用油液屑末系统对滑油情况进行了在线监控。如图 A.9 (a) (b) 所示为试验过程中采用由爱德森（厦门）电子有限公司生产的油液屑末在线监测系统，系统主要由传感器、控制单元、采集软件等部分构成。该系统的工作原理是通过油液传感器接收油液信息，控制单元负责传导油液信息并给传感器提供电能，传导的信息由 PC 上的软件系统进行处理，而后对数据进行存储并显示。



(a) 油液磨屑在线检测系统



(b) 在线油液检测传感器

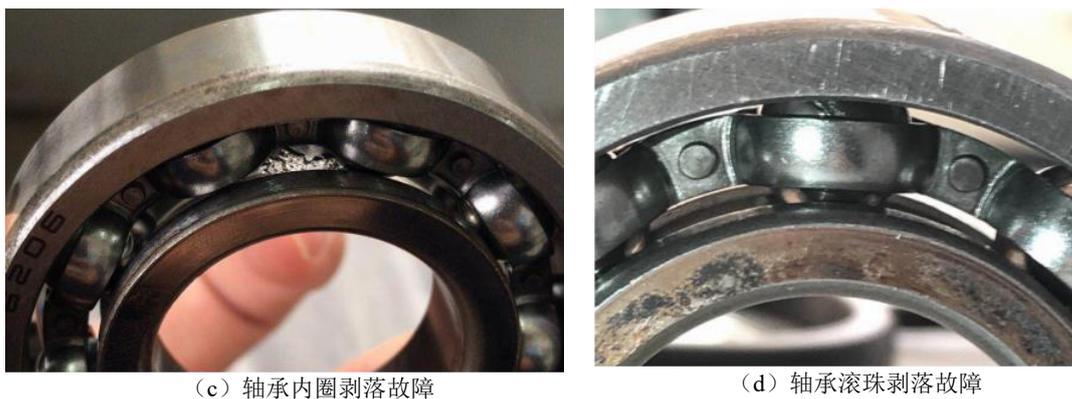


图 A.9 油液磨屑在线检测系统及轴承剥落形貌图

A.9 基于航空发动机主轴承故障演化的振动和油液数据集

采用某型航空发动机进行中介轴承外圈剥落故障至失效的整机试验，本次试验共进行约 20 小时。试验中振动加速度传感器和滑油金属屑传感器安装位置如图 A.10 所示。滑油监测系统为单通道滑油碎屑传感器系统。传感器管内径 16mm，采用钛合金材料，最小可检测铁磁性等效球颗粒 150 μm ，系统具有颗粒统计计数、趋势分析、阈值设置等功能。采用 NI 数据采集卡完成振动加速度的采集，本次试验振动加速度的采样频率为 102400Hz。

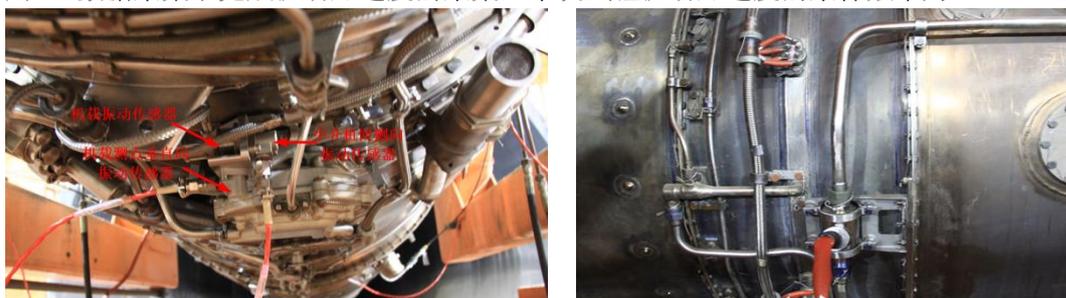


图 A.10 航空发动机油液传感器安装位置

为加快主轴承剥落扩展至失效的过程，在发动机装配中提出如下特殊要求。其余按照检验试车装配要求进行装配。

- 1) 控制发动机转子组合平衡量（不低于 125 $\text{g}\cdot\text{cm}$ ）。
- 2) 控制发动机小同心度（0.08mm~0.09mm）。
- 3) 控制三支点轴承装配游隙（0.003mm~0.012mm）。
- 4) 控制五支点轴承装配游隙（0.02mm~0.025mm）。
- 5) 提高主轴承锁紧螺母拧紧力矩（标准力矩为 5 $\text{kg}\cdot\text{m}$,可增大至 50 $\text{kg}\cdot\text{m}$ ）。
- 6) 为避免已装机的故障轴承再次受损，取消整机冲洗工序。
- 7) 装配时，三支点主轴承三个剥落滚子等间隔分布。
- 8) 待完成试验发动机分解检查后，选用合格的主轴承进行复装。

在开始试验前，完成下述工作：

- 1) 安装飞附机匣，进行液压泵和燃油增压泵加载。

- 2) 不引气。
- 3) 静态环境下, 采用瓦吉姆对发动机进行振动声学检测, 记录观测情况。
- 4) 将滑油箱加注至 14.5 升。
- 5) 从滑油箱和发附部位取滑油, 进行滑油光谱、铁谱分析, 滑油应符合技术标准要求, 滑油金属含量应不超标。

在试验过程中, 当机载振动值达到 40mm/s 时, 为确定故障提前预警时间余量, 单次试验循环 26 分钟, 大发动机最大状态工作时间为 1 分钟。当机载振动值>65mm/s 时, 试验停止。

试验过程中按照每两个小时的时间间隔进行滑油采样。并进行铁谱分析。如图 A.11 所示为第 6 小时和第 20 小时的铁谱图。

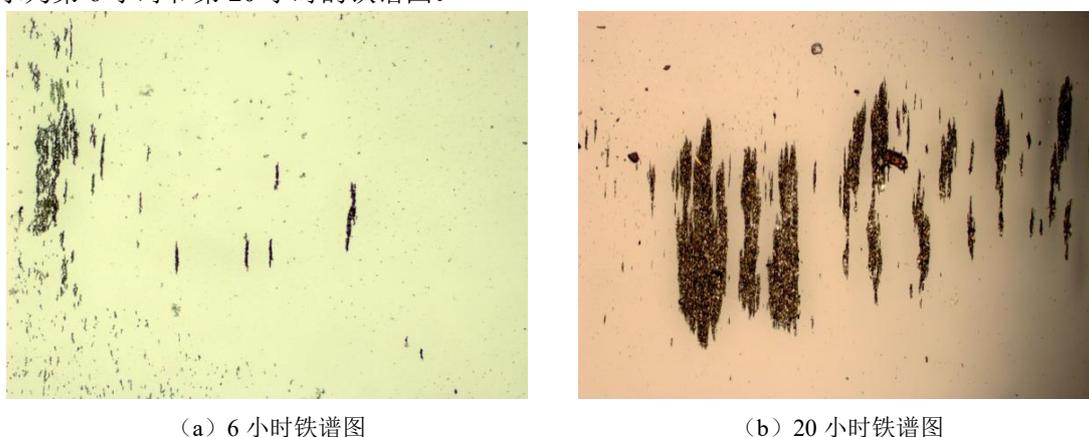


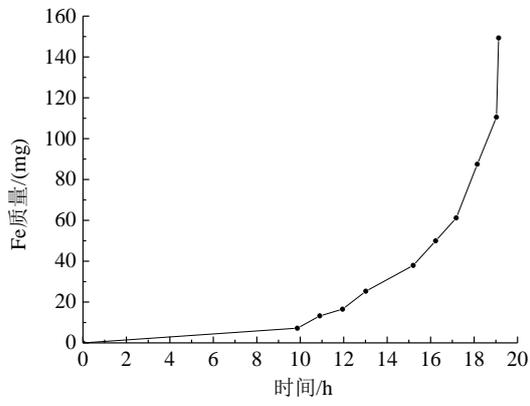
图 A. 11 滑油碎屑磨粒图像

表 A.9 为本次试验过程中, 滑油碎屑在线监测、光谱和磨粒数据变化。从表中可以看出, 在中介轴承故障演化至失效的晚期, 滑油碎屑在线监测、光谱分析、自动磨粒检测均表现出了明显的上升趋势, 相对完全失效仅仅提前了不到 2 个小时, 由此可见仅仅依靠油液监测, 难于提前实现中介轴承的故障告警。相比之下, 滑油碎屑在线监测技术不仅能够实现金属屑的在线监测, 而且其对中介轴承的磨损监测更为灵敏。图 A.12 为 Fe 元素质量变化情况。

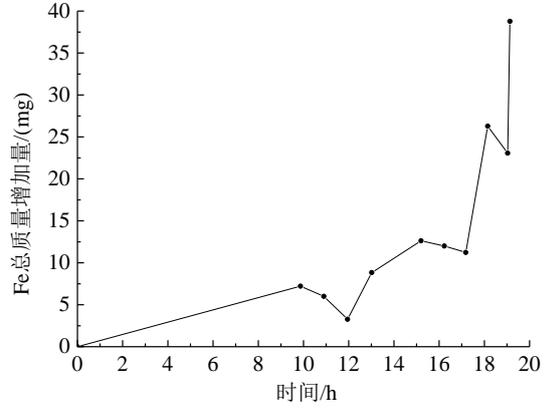
表 A. 9 真实航空发动机滑油监测数据

试车 时长	累积时 间/小时	日期	滑油碎屑在线监测			
			Fe 总质量/mg	Fe 总质量增加量/mg	Fe 总数量/个	Fe 总数量增加量/个
09:52	9.867	0606	7.21	7.21	28	28
10:54	10.90	0607	13.21	6	58	30
11:57	11.95	0607	16.48	3.27	78	20
13:01	13.02	0607	25.31	8.83	111	33
15:12	15.20	0611	37.93	12.62	174	63
16:14	16.23	0611	49.93	12	234	60

17:11	17.18	0612	61.17	11.24	305	71
18:09	18.15	0612	87.45	26.28	369	64
19:02	19.03	0612	110.52	23.07	447	78
19:08	19.13	0612	149.29	38.77	549	102



(a) Fe 元素质量



(b) Fe 元素质量增加量

图 A. 12 Fe 元素质量变化情况