中图分类号 V233.4 论文编号 1028707 20-SF002

学科分类号 085222

硕士学位论文

基于深度迁移学习的航空发动机

滚动轴承故障智能诊断

研究生姓名 张向阳

专业类别 工程硕士

专业领域 交通运输工程

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О二О年三月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

The Graduate School

College of Civil Aviation

**Intelligent Diagnosis of Aero-engine Rolling Bearing Fault based on Deep Transfer Learning**

A Thesis in

Transportation Engineering

By

Zhang Xiangyang

Advised by

Professor Chen Guo

Submitted in Partial Fulfillment

of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

March, 2020

承诺书

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本人授权南京航空航天大学可以有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅,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、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的学位论文在解密后适用本承诺书)

作者签名：

日 期：

摘 要

滚动轴承作为航空发动机转子支承系统关键部件，工作在高温、高速、载荷大且变化剧烈等恶劣条件下，属于故障频发部件。实时监测航空发动机滚动轴承的健康状态、尽早发现滚动轴承早期剥落故障对于保证飞机安全飞行具有重要意义。本文针对航空发动机的机匣微弱故障信号监测和小样本故障数据的智能诊断方法进行了研究，主要研究内容如下：

(1)分析了滚动轴承的振动机理与剥落故障激励下的振动特性。并通过试验对滚动轴承故障激励下的航空发动机机匣故障信号的微弱性进行了验证分析。

(2)研究了基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。介绍了三种不同数据预处理方法：矩阵图法、峭度图法、小波尺度谱法。最后通过带机匣的航空发动机转子试验器进行滚动轴承试验研究，结果表明：1）以小波尺度谱为前处理方法的卷积神经网络诊断方法效果最好；2）本文研究的卷积神经网络诊断方法更易提取滚动轴承的故障特征，且其故障识别率明显高于传统支持向量机方法。

(3)针对小样本下的机匣故障信号，提出了基于卷积神经网络与迁移学习相结合的滚动轴承智能故障诊断方法。首先将轴承座信号作为源域，机匣信号作为目标域，利用非线性特征映射同时从源域和目标域中学习可迁移的特征；然后利用MMD来衡量学习的可迁移特征的分布差异，最后利用域共享分类器实现基于特征迁移的目标域故障分类。

本文工作对于进一步提升航空发动机滚动轴承故障诊断的精度与智能化程度、有效实施航空发动机健康管理具有重要意义。

**关键词：**滚动轴承，航空发动机，机匣，深度学习，卷积神经网络，迁移学习，智能诊断

**ABSTRACT**

As a key component of the aero-engine supporting rotor, rolling bearings usually work under severe conditions such as high temperature, high speed, and large load change intervals, resulting in high f fault rates. Real-time monitoring of the health status of aero-engine rolling bearings and early detection of early spalling failure of rolling bearings are of great significance for ensuring the safe flight of aircraft. In this paper, the intelligent diagnosis method of the weak fault signal and small sample fault data of the aero-engine casing is studied. The main research contents are as follows:

(1) The vibration mechanism of rolling bearings and the vibration characteristics under spalling fault excitation are analyzed. The weakness of the fault signal of the aero-engine case under the excitation of the rolling bearing fault was verified through experiments.

(2) The fault diagnosis method of rolling bearings based on convolutional neural network is studied. Three different data preprocessing methods are introduced: matrix map method, kurtosis map method, and wavelet scale spectrum method. Finally, the rolling bearing test research was carried out by an aeroengine rotor tester with a casing. The results showed that: 1) the convolutional neural network diagnosis method using wavelet scale spectrum as the preprocessing method has the best effect; 2) the convolutional neural network diagnosis method studied in this paper is easier to extract fault features of rolling bearings, and its fault recognition rate is significantly higher than the traditional support vector machine method.

(3) Aiming at the fault signal of the receiver under a small sample, an intelligent fault diagnosis method for rolling bearings based on the combination of convolutional neural network and transfer learning is proposed. First use the bearing signal as the source domain and the receiver signal as the target domain. Use non-linear feature mapping to learn transferable features from both the source and target domains. Then use MMD to measure the distribution differences of the learned transferable features. Finally, Using domain shared classifier to achieve target domain fault classification based on feature migration.

The work of this paper is of great significance to further improve the accuracy and intelligence of aero-engine rolling bearing fault diagnosis and effectively implement aero-engine health management.

**Key words:** Rolling bearing, Aero engine, Casing, Deep learning, Convolutional Neural Network, Transfer Learning, Intelligent diagnosis

目 录

[摘 要 I](#_Toc28019314)

[ABSTRACT II](#_Toc28019315)

[目 录 III](#_Toc28019316)

[图表清单 V](#_Toc28019317)

[注释表 VII](#_Toc28019318)

[第一章 绪论 1](#_Toc27127805)

[1.1 研究背景 1](#_Toc27127806)

[1.2 研究现状 2](#_Toc34845136)

[1.2.1 航空发动机滚动轴承故障监测技术 2](#_Toc27127808)

[1.2.2 滚动轴承故障智能诊断 2](#_Toc34845138)

[1.2.3 基于迁移学习的模式分类与故障诊断 5](#_Toc34845139)

[1.3 研究问题 6](#_Toc34845140)

[1.4 研究内容 6](#_Toc34845141)

[第二章 早期疲劳剥落故障的振动特征分析及试验研究 8](#_Toc27127813)

[2.1 引言 8](#_Toc34845143)

[2.2 滚动轴承 8](#_Toc34845144)

[2.2.1 滚动轴承的结构与参数 8](#_Toc34845145)

[2.2.2 轴承故障特征频率 8](#_Toc34845146)

[2.3 剥落故障激励下的滚动轴承振动机理 9](#_Toc34845147)

[2.4 滚动轴承数据获取 11](#_Toc34845148)

[2.6 本章小结 13](#_Toc34845149)

[第三章 基于深度学习的智能故障诊断 14](#_Toc27127828)

[3.1 引言 14](#_Toc34845151)

[3.2 深度学习 14](#_Toc34845152)

[3.2.1 深度学习的概述 14](#_Toc34845153)

[3.2.2 深度学习的类别 15](#_Toc34845154)

[3.3 卷积神经网络 16](#_Toc34845155)

[3.3.1 基本概念 16](#_Toc34845156)

[3.3.2 网络结构 17](#_Toc34845157)

[3.3.3 训练方法 19](#_Toc34845158)

[3.3.4 网络优化 19](#_Toc34845159)

[3.4 试验数据的预处理 25](#_Toc34845160)

[3.4.1 矩阵图法 26](#_Toc34845161)

[3.4.2 峭度图法 26](#_Toc34845162)

[3.4.3 小波尺度谱 28](#_Toc34845163)

[3.5 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究 30](#_Toc34845164)

[3.5.1 诊断流程 30](#_Toc34845165)

[3.5.2 诊断模型 30](#_Toc34845166)

[3.5.3 诊断结果分析 31](#_Toc34845167)

[3.6 本章小结 41](#_Toc34845168)

[第四章 基于迁移学习的智能故障诊断 42](#_Toc27127845)

[4.1 引言 42](#_Toc34845170)

[4.2 迁移学习方法简介 43](#_Toc34845171)

[4.2.1 基本概念 43](#_Toc34845172)

[4.2.2 实现方法 44](#_Toc34845173)

[4.3 最大平均差异法 45](#_Toc34845174)

[4.4 基于深度特征迁移学习的故障诊断 45](#_Toc34845175)

[4.4.1 诊断方法 45](#_Toc34845176)

[4.4.2 诊断模型 46](#_Toc34845177)

[4.4.3 数据介绍 47](#_Toc34845178)

[4.4.4 训练过程 47](#_Toc34845179)

[4.4.5 诊断结果 48](#_Toc34845180)

[4.5 本章小结 51](#_Toc34845181)

[第五章 总结与展望 54](#_Toc27127856)

[5.1 工作总结 54](#_Toc27127857)

[5.2 工作展望 54](#_Toc27127858)

[参考文献 55](#_Toc27127859)

致 谢 61

[在学期间的研究成果及发表的学术论文 62](#_Toc27127861)

# 图表清单

[图1.1 附件齿轮箱滚动轴承的表面剥落 1](#_Toc34819539)

[图1.2 论文结构框架图 7](#_Toc34819540)

[图2.1 滚动轴承的结构示意图 8](#_Toc34819544)

[图2.2 滚动轴承故障信号的产生机理 10](#_Toc34819545)

[图2.3 航空发动机转子试验器 11](#_Toc34819546)

[图2.4 加工故障后的滚动轴承实物图 12](#_Toc34819547)

[图2.5 旋转机械故障诊断系统RFIDS示意图 13](#_Toc34819548)

[图3.1 自编码器结构图 15](#_Toc34845188)

[图3.2 RMB结构图 15](#_Toc34845189)

[图3.3 RNN结构图 16](#_Toc34845190)

[图3.4 经典的CNN模型 16](#_Toc34845191)

[图3.5 卷积层过滤器结构示意图 17](#_Toc34845192)

[图3.6 卷积层前向传播计算过程样图 17](#_Toc34845193)

[图3.7 最大池化层前向传播过程 18](#_Toc34845194)

[图3.8 全连接层结构图 18](#_Toc34845195)

[图3.9 生物神经元（左）与人工神经元（右） 20](#_Toc34845196)

[图3.10 Sigmoid函数（左）和其导数（右）图 20](#_Toc34845197)

[图3.11 tanh函数（左）和其导数（右）图 21](#_Toc34845198)

[图3.12 ReLu函数（左）和其导数（右）图 21](#_Toc34845199)

[图3.13 使用全0填充操作 24](#_Toc34845200)

[图3.14 不同学习率下的损失值图 24](#_Toc34845201)

[图3.15 建立矩阵图的方法 26](#_Toc34845202)

[图3.16 矩阵图样本 26](#_Toc34845203)

[图3.17 滤波器的结构示意图 27](#_Toc34845204)

[图3.18 滤波器经迭代后的树状图 27](#_Toc34845205)

[图3.19 谱峭图的结构图 28](#_Toc34845206)

[图3.20 峭度图样本 28](#_Toc34845207)

[图3.21 小波基的示意图 29](#_Toc34845208)

[图3.22 小波尺度谱示意图 29](#_Toc34845209)

[图3.23 CNN故障诊断方法流程图图 30](#_Toc34845210)

[图3.24 CNN网络结构图 31](#_Toc34845211)

[图3.25 故障轴承的时域波形图 32](#_Toc34845212)

[图3.26 轴承振动信号的包络谱 33](#_Toc34845213)

[图3.27 不同卷积核大小的错误率变化趋势 34](#_Toc34845214)

[图3.28 机匣测点上不同转速下的故障分类结 36](#_Toc34845215)

[图3.29 轴承座信号的故障分类结果图 38](#_Toc34845216)

[图3.30 轴承座信号特征分类图 39](#_Toc34845217)

[图3.31 机匣信号的故障分类结果 40](#_Toc34845218)

[图3.32 机匣信号的特征分类图 41](#_Toc34845219)

[图4.1 基于特征迁移学习的智能故障诊断 42](#_Toc34819581)

[图4.2 迁移学习的类别 44](#_Toc34819582)

[图4.3 基于TL-CNN的智能诊断方法流程 46](#_Toc34819583)

[图4.4 深度迁移学习网络结构和训练过程图 46](#_Toc34819584)

[图4.5 基于CNN模型训练损失图 48](#_Toc34819585)

[图4.6 基于TL-CNN模型训练损失图 48](#_Toc34819586)

[图4.7 基于TL-CNN的故障分类结果图 49](#_Toc34819587)

[图4.8 基于TL-CNN模型的特征分类图 50](#_Toc34819588)

[表2.1 滚动轴承的主要参数表 8](#_Toc34839746)

[表2.2 6206型轴承的基本尺寸参数 12](#_Toc34839747)

[表2.3 滚动轴承故障模拟试验方案 12](#_Toc34839748)

[表3.1 优化器与学习率选取的试验结果 34](#_Toc34839749)

[表3.2 数据预处理后样本数据介绍表 35](#_Toc34839750)

[表3.3 数据样本介绍 35](#_Toc34839751)

[表3.4 机匣测点信号在不同转速下的故障分类结果表 36](#_Toc34839752)

[表3.5 时域特征 36](#_Toc34839753)

[表3.6 频域特征表 37](#_Toc34839754)

[表3.7 轴承座信号分类结果表 38](#_Toc34839755)

[表3.8 基于机匣信号的故障分类结果 40](#_Toc34839756)

[表4.1 轴承故障模拟试验方案 47](#_Toc27760304)

[表4.2 数据样本简介 47](#_Toc27760305)

[表4.3 基于TL-CNN的故障分类结果 50](#_Toc27760306)

# 注释表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 轴承节径 |  | 滚珠直径 |
|  | 接触角 |  | 滚珠数 |
|  | 滚珠公转频率 |  | 滚珠自转频率 |
|  | 内圈特征频率 |  | 外圈特征频率 |
|  | 采样频率 |  | 转速频率 |
|  | 均值 |  | 标准差 |
|  | 阻尼系数 |  | 滚动轴承固有频率 |
|  | 绝对平均幅值 |  | 方根幅值 |
|  | 有效值 |  | 峰值 |
|  | 波形因数 |  | 峰值指标 |
|  | 冲击指数 |  | 歪度 |
|  | 峭度 |  | 裕度 |
|  | 重心频率 |  | 均方频率 |
|  | 频率方差 | DP | 深度学习 |
| CNN | 卷积神经网络 | RMB | 限制性玻尔兹曼机 |
| RNN | 递归神经网络 | FP | 前向传播 |
| BP | 反向传播算法 | SVM | 支持向量机 |
| TL | 迁移学习 | MMD | 最大平均差异法 |

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景

航空发动机为飞机飞行提供动力，它是飞机的核心系统，其性能对飞机的可靠性等有直接影响[1] 。航空发动机的可靠性作为飞机可靠性的基础与保障，直接展示了国家的科技与国防实力。滚动轴承作为在航空发动机中支承转子的关键部件，因其工作在高温、高速、载荷变化区间大等恶劣条件下，导致其故障发生率较高，其中导致飞行事故的原因中轴承故障一直占有较大比例。一旦发生故障，轻则会发生转静子碰磨、传动失效[2] ，严重时甚至会导致发动机空中停车，这将直接影响飞机的飞行安全。据统计，飞机机械故障中航空发动机的故障率约为40%，航空发动机故障是引起飞行事故的主要因素之一。例如，2008年美国的一架F-18战斗机因航空发动机产生故障而坠毁，造成4人死亡；2005年海军航空兵学院的一架飞机由于发动机故障而坠毁，造成2名飞行员丧生。某型发动机由于主轴承发生磨损导致的发动机抱轴失效而引发了严重飞行事故。某型发动机由于附件齿轮箱滚动轴承的外圈、内圈、滚动体疲劳剥落导致发动机故障，如图1.1所示。

|  |  |
| --- | --- |
| Capture2008-10-23%2010-23-19-359 | Capture2008-10-23%2010-30-50-609 |
| 图1.1 附件齿轮箱滚动轴承的表面剥落 | |

随着新型传感技术的发展，可以实时采集到大量的能够反映航空发动机运行状态的数据，通过挖掘该数据的内部结构信息对于实现滚动轴承早期故障具有重要意义。早前机器学习方法被广泛应用于轴承的故障诊断，但传统机器学习的故障诊断方法依赖人工提取特征，这种故障诊断方法的缺点主要有：1）特征提取主要依赖专家经验；2）特征选择对诊断结果影响比较大；3）难以利用大数据的优势。随着数据大量积累和计算机硬件性能的快速提高，为深度学习的成功提供了坚实的基础。深度学习能够很好地利用大数据，挖掘数据内部结构的关系、自适应提取数据的特征，因此基于深度学习的滚动故障诊断方法已经获得广泛应用。同时，由于实际应用中很难获取得大量带标签的航空发动机滚动轴承故障数据，导致在利用深度学习进行故障诊断时会因为样本不足而影响诊断结果。迁移学习可以将大数据迁移到小样本领域，可以帮助我们很好地解决数据稀缺的问题。基于以上背景，本课题利用深度迁移学习的方法研究复杂工况下的滚动轴承故障诊断。

本课题来源于国家自然基金：“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”（51675263）

## 1.2 研究现状

### 1.2.1 航空发动机滚动轴承故障监测技术

目前，国外为了尽早的发现发动机的故障和监视故障的传播过程，已经为发动机装配了健康管理与预测系统。例如，EJ200、F135、F119等发动机配备了先进的滑油碎屑和髙频振动监视技术，能够有效监测主轴承等关键部件的早期剥落故障，同时可以监视剥落的传播过程。CFM56型发动机制造商联合Vibometer公司和波音公司研制了更加先进的机载振动监测系统，能够有有效监视中介轴承的健康状态。

目前，我国明确了新机发动机加装预测与健康管理系统。我国空军为了预防航空发动机主轴承故障，军用发动机配备了瓦吉姆振动检查仪、自动磨粒分析、滑油光谱分析和铁谱分析等多种监测技术。虽然地面监控技术可以有效遏制故障多发的情况，但是无法提前发现关键部件的早期故障征兆，大多只能通过缩短检查的时间间隔，这无疑加重了外场维护的工作量。由此可见，进行航空发动机主轴承剥落故障智能诊断，并且实现机载化监测，具有重要的工程实用价值。

### 1.2.2 滚动轴承故障智能诊断

传统的关于滚动轴承信号处理技术的最早检测方法主要依赖于时域信号统计参数的计算，如峰度，均方根值等[3] 。针对滚动轴承早期故障检测，已经有了很多成熟的方法，例如基于小波分析[4,5] 、经验模式分解(Empirical mode decomposition：EMD)[6, 7,8] 、快速谱峭度(Fast Kurtogram： FK)[9, 10] 、循环平稳分析[11] 等。这些方法都成功应用于滚动轴承的故障诊断。陈果等[12] 利用小波变换进行滚动轴承的故障诊断。Altman等[13] 利用离散小波包变换分析低速球轴承的振动信号，且该方法的滤波效果远优于高通滤波。Su等[14] 通过遗传算法对小波进行滤波，然后通过自相关分析抑制共振频带中的噪声，实现滚动轴承的故障诊断。唐贵基等[15] 对振动信号进行三层小波包分解后实现了对于滚动轴承故障识别与分类。2007年Randall等[16] 首次将最小熵解卷积(Minimum Entropy Deconvolution：MED)应用于滚动轴承故障诊断，成功的在噪声背景下提升微弱故障信号的冲击特征。McDonald等[17] 在2012年提出最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution：MCKD)方法，MCKD引入相关峭度（Correlated Kurtosis ：CK）概念，消除已知周期信号中的其他脉冲成分，从而凸显出故障脉冲特征。2014年Dragomiretskiy和Zosso提出了变分模式分解(Variational Mode Decomposition :VMD)[18] 方法。Ming[19] 使用VMD检测多级离心泵滚动轴承的不同位置缺陷信号，结果表明VMD能有效提取滚动轴承故障共振频带。几乎同一时期，Gilles提出[20] 基于小波分解的经验小波变换(Empirical Wavelet Transform: EWT)方法，通过设计合适的小波滤波器来自适应的分解信号，提取信号中的不同模态，且该方法克服了传统小波分解存在的一些局限性。Kedadouche等[21] 应用小波分解法成功的提取出滚动轴承故障。2016年，最小熵解卷积(Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted：MOMEDA)[22] 方法被提出，成功的将滚动轴承中微弱的周期冲击特性进行提升，并且故障检测效果显著。

虽然这些方法在故障诊断领域取得了较好的效果，但是目前研究的分析对象大多是试验器上的基座信号，该信号受传递路径与噪声影响较小，并不是真正意义上的微弱信号。对于整机航空发动机而言，振动信号通常采集于机匣的外壳，由于航空发动机结构复杂，振动激励源较多，噪声较大，从滚动轴承到机匣测点的传递路径很长，使得冲击类故障特征在机匣振动信号中非常微弱[23] 。并且针对整机航空发动机的旋转部件故障检测研究在国内外并不多见，仅有一些探索性研究，并未拥有成熟的监测方法体系。陈果等[24] 验证了由于传递路径影响、机匣和弹性支承的减振作用，导致机匣上采集的信号严重衰减，同时验证了机匣微弱信号故障特征提取技术的可行性。Luo[25] 等利用GE公司F110发动机中介轴承试验器，针对机匣测点的微弱信号，提出了适用于航空发动机中介主轴承剥落检测的合成同步采样的新方法，该方法将信号的包络分析技术与同步采样技术相结合，并通过同步平均突出故障微弱信号，其有效性已通过了试验验证。文献[26] 报告了2015年中不同国家的学者对民用航空发动机轴承及齿轮箱故障的诊断情况。结果表明通过振动信号提取轴承及齿轮箱故障是非常困难的，需要使用不同的滤波技术以增强背景噪声的中的故障特征，未来在开发自动诊断系统时还需要更加可靠，更深层次的研究。

在滚动轴承的故障诊断领域中，机器学习是一种非常有效的故障诊断方法。首先人工提取滚动轴承的故障特征[27, 28, 29] ；然后利用B-P神经网络、自组织神经网络（Self-Organizing Map，SOM）、高斯混合模型（Gaussian Mixture Model，GMM）、支持向量数据描述（Support Vector Data Description）、支持向量机（Support Vector Machines，SVM）等方法进行滚动轴承故障诊断与状态评估。陈果[6] 利用B-P神经网络进行滚动轴承的早期故障智能诊断；张全德等[30] 提出了利用自组织神经网络进行滚动轴承状态评估；Pan等[31] 提出了一种基于改进小波包变换的轴承性能退化评估技术，试验结果表明其方法可以有效地反映轴承性能退化过程。Shen等[32] 基于模糊支持向量数据描述和运行时间提出了一个单调的滚动轴承性能退化评估指数，滚动轴承全寿命试验表明该指数可以很好地反映滚动轴承的损坏程度。Zeng等[33] 提出了一种基于凸包的一类分类方法并将其应用于滚动轴承故障检测，试验结果表明其方法在成功检测轴承故障，同时可以显著降低虚警率。针对航空发动机滚动轴承在线监控问题，林桐等[34] 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无参数需要调节的优点，将其应用于航空发动机滚动轴承故障检测和退化性能评估，取得了良好效果。Chen等[35] 提取了人工故障特征，将特征降维后利用高斯混合模型实现了轴承的故障诊断；潘玉娜等[36] 通过SVDD将小波包分解节点能量进行融合，实现了对滚动轴承劣化状态的评估；汪瑾等[37] 提出了基于后验概率支持向量机的滚动轴承故障诊断方法。Saidi等[38] 将人工提取的高阶谱故障特征输入到SVM进行轴承故障识别；Huang等[39] 将BP神经网络于SOM相结合实现了对轴承的故障诊断。传统的机器学习方法主要通过对历史经验数据的不断学习，对获得的知识进行学习和推理，从而完成滚动轴承的故障诊断。这些浅层模型在很多领域取得了成功，但是也存在了很大的缺陷，模型效果比较依赖于人工提取的特征。首先，需要对原始数据要非常了解和对所提问题有非常丰富的知识经验；其次，在知识经验不足时，需要人工构建的特征数据较大；最后特征选择对于结果的影响比较大。

近年来，深度学习[40, 41, 42 ,43] 在自然语言处理、计算机视觉[44, 45] 、图像识别等领域取得了巨大成功。由于它的具有强大的学习特征能力和表征能力，并且可以自适应地学习特征等优势，由于智能故障诊断同样涉及特征提取并且提取的特征好坏对故障诊断的性能具有决定性影响,因此它被广泛的应用于滚动轴承故障诊断领域。

深度学习是一种深层的神经网络模型，它可以对特征进行多次变换。深度学习模型通常具有多层的神经网络，每一层神经网络利用非线性映射对输入进行处理，经过多层的神经网络非线性映射后，可以从中提取到非常抽象的特征用于分类。目前一些学者已开始将深度学习的一些代表性方法，如深度置信网络[46, 47] 、深度自动编码器[48] 、卷积神经网络[49, 50, 51] 等应用于滚动轴承故障智能诊断，初步显示出深度学习在智能故障诊断中的巨大潜力。

深度置信网络是一类由多层隐变量构成的深度神经网络。李巍华等[52] 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，与传统手工提取的特征相比，取得了更高的识别率。Gan等[53] 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，其中第一层用于故障位置识别，第二层用于故障严重程度评估，取得了比支持向量机和BP神经网络更好的分类效果。Shao等[54] 提出了一种基于压缩感知和改进的卷积深度置信网络的滚动轴承故障特征学习方法，与其他标准深度学习方法和手工提取的特征相比，取得了更高的识别率。Tamilselvan等[55] 利用深度置信网络实现了对飞机发动机的故障诊断。

自动编码器是一种可以采用无监督的方式从数据中学习表示的人工神经网络。Jia等[56] 研究了自动编码器在滚动轴承和齿轮故障智能诊断中的应用，试验结果表明利用自动编码器不仅可以实现从振动信号中自动提取故障特征，而且可以获得比传统方法更高的诊断准确度。Shao等[57] 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动编码器设计了一种新的损失函数来增强特征学习能力，采用人工鱼群算法来优化自动编码器的参数，取得了比标准自动编码器更好的故障诊断性能。侯文擎等[58] 利用粒子群优化算法来确定堆叠降噪自动编码器的网络结构，实现了滚动轴承的故障诊断，取得了比支持向量机、BP神经网络、深度置信网络更高的故障识别率。

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是一种由卷积层、池化层、全连接层等构成的多层神经网络。Janssens等[59] 研究了卷积神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用，在其方法中将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，与采用手工提取的特征进行诊断相比，取得了更高的故障诊断准确度，表明CNN可以有效地用于故障特征学习。吴春志等[60] 利用一维卷积神经网络实现了齿轮箱的故障诊断。陈仁祥等[61] 研究了CNN在滚动轴承故障智能诊断中的应用，该方法首先采用离散小波变换将轴承振动信号变换为时频域，然后将时频图像输入CNN来自动学习故障特征，试验结果表明CNN可以有效地从时频图像中学习出判别能力强的特征。Zhang等[62] 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和小批量训练技术优化了CNN的训练过程，对于变工况下的滚动轴承故障诊断取得了较好的效果。CNN虽然可以有效地从振动信号中学习出判别性强的故障特征，然而将其应用于故障诊断时仍然存在两个问题，一是正常样本和故障样本的不平衡问题，二是卷积神经网络在进行故障特征学习时到底学到了什么并不清楚，针对这两个问题，Jia等[63] 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。雷亚国等[64] 利用深度学习实现对机械设备的健康监测。Sun等[65] 在感应电动机的故障诊断上应用稀疏自动编码器，并取得了比较好的效果。Zeng等[66] 对信号进S变换得到时频图，然后利用卷积神经网络进行齿轮箱的故障识别。李恒等[67] 通过短时傅里叶变换对信号进行处理得到时频图，然后利用卷积神经网络实现轴承故障的诊断。

### 1.2.3 基于迁移学习的模式分类与故障诊断

随着大数据时代的到来，超大规模型的数据会导致统计数据之间的异构性和标签缺失的问题越来越明显。由于样本数据的稀缺导致机器学习方法会出现严重的过拟合问题。迁移学习[68, 69, 70] 的思想主要是从在源域中学习知识，再将学习的知识迁移到目标域中。实现目标域的分类任务。Pan[71] 和庄福振等[72] 分别对迁移学习的进展进行了综述。汪荣贵等[73] 等利用深度迁移学习将有大量标签细粒度数据集上学习到的图像特征有效地迁移至微型细粒度数据集中。韩敏等[74] 利用改进的贝叶斯神经网络与迁移学习结合，实现了遥感影像的分类。戴文远等[75] 利用跨不同特征空间的迁移学习实现了翻译。殷竹等[76] 利用异构迁移学习实现了图像分类。Wang等[77] 提出了一种新颖的迁移学习框架，称为无源选择无迁移学习，以使用户从选择源域的需求中解放出来，有效解决了迁移学习对于源域数据的选择问题。沈飞等[78] 利用自相关矩阵提取特征，然后将其与迁移学习结合实现了故障诊断；陈超等[79] 利用迁移学习和最小二乘支持向量机结合的方法实现了故障诊断；康守强等[80] 利用特征迁移的方法实现了对于变工况下滚动轴承的故障诊断。目前，难以有效利用传统机器学习来进行服役条件下航空发动机滚动轴承故障诊断，原因是对于服役条件下的航空发动机，正常样本很容易获取，但各类轴承故障样本相比其他一般旋转机械获取更加困难，无法获得大量带标签的故障数据，由于数据样本的稀缺，导致故障诊断结果较差。而迁移学习为解决该问题提供了一条有效途径。

## 1.3 研究问题

综上所述，目前对于航空发动机滚动轴承故障诊断技术的不足主要体现在以下三点：

（1）目前，关于滚动轴承的故障诊断大多是基于试验器上的轴承座信号，该信号受传递路径与噪声影响较小，并不是真正意义上的微弱信号。对于整机航空发动机而言，振动信号通常采集于机匣外壳，由于航空发动机结构复杂，振动激励源较多，噪声较大，从滚动轴承到机匣测点的传递路径很长，使得冲击类故障特征在机匣振动信号中非常微弱。这些方法对于机匣微弱故障信号的诊断效果有待验证。

（2）传统机器学习方法无法进行特征的自适应提取，它比较依赖人工知识经验。需要对原始数据有非常详细的了解，同时需要对问题有非常丰富的知识经验，当在知识经验不足、对数据不够了解、存在知识盲区时，人工提取的特征对于故障诊断结果影响比较大。

（3）对于服役条件下的航空发动机滚动轴承振动信号可以获取大量的正常样本，但是很难获取大量带标签的故障样本。由于故障样本数量稀缺导致深度学习在训练模型时容易产生过拟合问题，影响故障诊断结果。如何利用试验器轴承故障信号实现对于实际航空发动机机匣小样本故障信号的诊断需要进一步研究。

## 1.4 研究内容

针对航空发动机滚动轴承故障诊断所面临的问题，本文基于滚动轴承的振动信号数据，利用深度学习在航空发动机机匣微弱故障信号的故障诊断领域进行了探索，提出了一种基于卷积神经网络的滚动轴承微弱故障信号诊断方法，同时针对小样本下的机匣微弱故障信号提出了一种基于深度迁移学习的滚动轴承智能故障诊断方法，所提方法均通过带机匣的航空发动机转子试验器进行了验证。

本文结构如图1.2所示，各章节内容安排如下：

第一章，绪论主要包含两部分内容，第一部分阐述了本文的研究背景及意义，且对滚动轴承的监测技术进行了概述；第二部分阐述了国内外滚动轴承故障诊断的研究现状，且分析了当前所面临的两个主要问题，然后介绍了本文的具体研究内容。

第二章，介绍了航空发动机滚动轴承疲劳剥落故障激励下的振动特性。同时，介绍了基于带机匣的航空发动机转子试验器的滚动轴承故障模拟试验。

第三章，针对机匣信号特征的微弱性，提出了一种基于卷积神经网络的机匣微弱故障信号诊断方法。首先阐述了卷积神经网络的基本结构：卷积层、池化层、全连接层与激活函数，介绍了卷积神经网络的工作原理和优化方法。其次，提出了三种将一维振动信号转变为二维图像数据的预处理方法，主要包括：矩阵图法、峭度图法和小波尺度谱法。然后，建立了基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断模型。最后，利用带机匣的航空发动机转子试验器的试验数据，验证了本章所提方法的有效性。

第四章，针对小样本下的机匣微弱故障信号，提出了一种基于卷积神经网络与迁移学习相结合的滚动轴承故障诊断方法，通过机匣信号试验数据进行了方法验证，利用特征迁移的方法实现了从源域到目标域的故障诊断任务。结果表明，本章所提方法能够有效地解决实际航空发动机机匣故障数据稀缺情况下的滚动轴承故障诊断问题。

第五章，总结与展望。对本文的工作进行总结，并对下一步工作进行展望。



图1.2 论文结构框架图

# 第二章 滚动轴承剥落故障的振动特征分析及试验研究

## 2.1 引言

本章介绍了滚动轴承故障诊断的基本理论，主要包括滚动轴承的基本参数与结构、故障特征频率的计算方式、振动机理和故障信号的特点。同时介绍了滚动轴承疲劳剥落故障激励下的振动特征与试验研究。

## 2.2 滚动轴承

### 2.2.1 滚动轴承的结构与参数

本文主要的研究对象为单列深沟球轴承，本文简称为滚动轴承，其几何结构如图2.1所示。图2.1中滚动轴承标注的主要参数如表2.1所示。

|  |
| --- |
| 轴承剖面图 |
| 图2.1 滚动轴承的结构示意图 |

表2.1 滚动轴承的主要参数表

|  |  |
| --- | --- |
| 滚动轴承的参数 | |
| 轴承内圈平均直径内径 | 内径 |
| 轴承外圈平均直径 | 外径 |
| 轴承滚珠球心所在圆的平均直径 | 轴承节径 |
| 轴承滚珠平均直径 | 滚珠直径 |
| 滚珠受力方向与内外圈垂直线的夹角 | 接触角 |
| 轴承中滚珠的数量 | 滚珠数 |

### 2.2.2 轴承故障特征频率

滚动轴承的故障特征频率通常是由内外圈相对转速大小和轴承的尺寸参数共同决定。在滚动轴承的故障诊断中，通过发现不同部件（外圈、内圈、滚动体）的故障特征频率来诊断轴承剥落故障的部位，此时需要计算出滚动轴承各个部件的故障特征频率。

令轴承节径为，滚动体直径为，接触角为，滚动体个数为，为滚动轴承的外圈与内圈的相对转动频率，则滚动轴承的各个部件的故障特征频率可以表示为：

外圈故障特征频率：

 （2-1）

内圈故障特征频率：

 （2-2）

滚动体故障特征频率：

 （2-3）

上述公式中的的、、分别被称为滚动轴承的外圈故障频率、内圈故障频率和滚动体故障频率。

## 2.3 剥落故障激励下的滚动轴承振动机理

研究表明[81] ：滚动接触疲劳剥落失效是导致航空发动机附件轴承与主轴承失效的主要原因，结构设计缺陷是导致其失效的主要原因，滚动轴承疲劳失效引起的航空发动机故障危害极大且失效速度快，由于技术的局限性导致现有的监控手段很难有效地监测滚动轴承的疲劳失效故障。

通常滚动轴承的外圈与轴承座的连接方式是固定或者相对固定的，而转轴与内圈相互连接，且随转轴一起转动。在一定的工况（转速、载荷）下，转轴对轴承和轴承座组成的系统由于外部和内部因素的相互作用而产生激励。从而引发系统的振动。外部因素主要指转轴上力的作用与他零部件的运动；内部因素主要有轴承的故障缺陷、自身结构特点、制造加工与安装过程中导致的缺陷等因素。轴承运转过程中产生振动的原因包括自身结构因素和制造装配，其中由制造装配引起的激振力比较复杂。

众所周知，滚动轴承的早期疲劳剥落将引起轴承对转子系统的周期冲击激励，测试到的故障信号即为该激励下的响应。以外圈故障为例，分析滚动轴承故障信号的形成机理及诊断原理。设定参数，系统阻尼比, 转子-轴承系统的固有频率为, 转速频率，假设外圈故障特征频率，。

图2.2（a）为激励点到测试点的单位冲击响应函数及激励点到测点的幅频响函数。显然，单位冲击响应函数为非周期函数，幅频率响应函数为连续谱；当轴承转速一定时，每当滚动体通过缺陷时，即每经过时间，均会产次冲击激励，完整的轴承故障冲击激励是由一系列脉冲激励进行叠加得到，且每一次的冲击激励间隔为，，如图2.2（b）所示，显然，周期脉冲激励函数的频谱也为周期脉冲函数，其频谱为离散谱，频谱间隔为。对外圈故障而言，由于外圈缺陷位置固定，每次冲击强度相同，因此，图2.2（b）可以认为是周期脉冲函数；如果是内圈故障，由于缺陷位置随内圈旋转而变化，冲击强度受转速频率调制，其频谱也为离散谱，频谱间隔为，但是在谱线两侧将出现以转速频率*f*r为间隔的边频；同理，如果是滚动体故障，由于冲击位置随保持架旋转而变化，冲击强度受保持架的旋转频率调制，其频谱也为离散谱，频谱间隔为，但是在谱线两侧将出现以保持架频率*f*c为间隔的边频。显然如图2.2（b）是针对外圈故障所产生的周期冲击激励；转子-轴承系统在轴承故障的激励下，产生的故障信号（振动响应）为系统单位脉冲响应函数和轴承故障产生的周期冲击激励函数的卷积，图2.2（c）是最终得到的轴承故障信号的时域波形和频谱，即图2.2（c）为图2.2（a）和图2.2（b）的卷积。根据傅里叶变换的时域卷积定理可知，即两个信号在时域卷积的频谱等于两个信号的频谱的乘积，故障信号的频谱为系统频率响应函数与轴承故障产生的周期激励信号的频谱相乘得到。因此，故障信号的频谱呈现出间隔均为的谱线，且在附近存在共振峰。

|  |
| --- |
|  |
| 图2.2 滚动轴承故障信号的产生机理 |

根据线性系统的响应求解原理，系统响应为激励信号与单位脉冲响应函数的卷积，即，转子-轴承系统在轴承故障的激励下，产生的故障信号（振动响应）为系统单位脉冲响应函数和轴承故障产生的周期冲击激励函数的卷积，图2.2（c）是最终得到的轴承故障信号的时域波形和频谱，即图2.2（c）为图2.2（a）和图2.2（b）的卷积。根据傅里叶变换的时域卷积定理可知，即两个信号在时域卷积的频谱等于两个信号的频谱的乘积，因此，故障信号的频谱为系统频率响应函数与轴承故障产生的周期激励信号的频谱相乘得到。因此，故障信号的频谱呈现出间隔均为的谱线，且在附近存在共振峰。

综上所述，通过分析可以发现，滚动轴承疲劳剥落故障将对滚动轴承系统产生周期冲击，引起系统共振，其信号特征本质上是故障产生的周期冲击激励力与系统单位脉冲响应函数的自由衰减信号的卷积，频谱特征表现为离散谱，谱线间距为故障特征频率，在内圈和滚动体故障时，在特征频率两侧还将产生以转速频率和保持架频率为间隔的边频。

## 2.4 滚动轴承数据获取

试验设备是带机匣的航空发动机转子试验器，它以某真实的航空发动机为原型按照1：3大小设计制造的，如图2.3所示。首先该试验器的机匣与航空发动机核心机的外形一致；其次简化了其内部结构，最后多级压气机等结构被简化为单级的轮盘。该试验器的结构可以表示为“转子-支承-叶盘-机匣系统”，它与真实航空发动机的结构相似，能够有效的模拟滚动轴承振动信号经传递路径的衰减过程，文献[30]中已对此进行了论证。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| （a）转子试验器实物图(外部) | （b）转子试验器实物图（内部） |
| （c）转子试验器剖面图 | |
| 图2.3 航空发动机转子试验器 | |

采用6206型单列深沟球轴承，利用电火花线切割方式分别在其内圈和外圈表面加工了宽为6mm的裂痕，在其滚动体表面上加工一个半径为0.5mm、深度为2mm的柱形凹坑，实物图如图2.4所示。轴承的参数如表2.2所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| (a)外圈故障 | (b)内圈故障 | (c)滚动体故障 |
| 图2.4 加工故障后的滚动轴承实物图 | | |

表2.2 6206型轴承的基本尺寸参数

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 型号 | 内圈直径/mm | 外圈直径/mm | 滚动体直径/mm | 节径/mm | 滚珠数/个 | 接触角/(） |
| 6206 | 30 | 62 | 9.5 | 46 | 9 | 0 |

滚动轴承故障模拟试验是将外圈故障、内圈故障、滚动体故障和正常状态的轴承装入带机匣的转子试验器中，试验中两个振动加速度传感器分别布置在机匣垂直上方和机匣水平方向，如图2.3所示，利用振动加速度传感器（B&K 4805）与数据采集器（NI USB9234）采集振动加速度信号，采样频率为10240Hz，每个数据样本的中含有8192个点。本试验分别在三种不同转速下进行的，试验方案如表2.3所示。轴承振动信号采用自行研发的旋转机械故障诊断系统RFIDS进行采集，该系统如图2.5所示。

表2.3 滚动轴承故障模拟试验方案

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 转速(r/min） | 轴承状态 | 测点位置 |
| 1 | 1500 | 正常状态  内圈故障  外圈故障  滚动体故障 | 机匣垂直方向  机匣水平方向  轴承座位置 |
| 2 | 1800 | 正常状态  内圈故障  外圈故障  滚动体故障 | 机匣垂直方向  机匣水平方向  轴承座位置 |
| 3 | 2000 | 正常状态  内圈故障  外圈故障  滚动体故障 | 机匣垂直方向  机匣水平方向  轴承座位置 |

|  |
| --- |
|  |
| 图2.5 旋转机械故障诊断系统RFIDS示意图 |

## 2.6 本章小结

本章首先介绍了本文滚动轴承的故障特征频率；其次介绍了滚动轴的失效原因和振动机理；然后介绍了基于带机匣的航空发动机转子试验器的滚动轴承故障模拟试验，获取了大量的故障试验样本，为后续的故障诊断提供了数据源；最后，为了适应深度学习对原始数据的要求，需要将一维的时域信号转化为二维的图像信号，文中介绍三种预处理方法：矩阵图法、峭度图法和小波尺度谱法。

# 第三章 基于深度学习的智能故障诊断

## 3.1 引言

航空发动机机匣信号故障特征极其微弱。利用传统机器学习进行故障诊断时，它依赖于专家知识经验，且选取的特征对故障诊断结果影响很大，而深度学习可以利用深层网络结构可以自适应特征提取，避免了人工提取特征对故障诊断结果的影响。针对航空发动机机匣信号的故障诊断需求，本章提出了一种基于卷积神经网络的机匣信号故障诊断方法。首先采用矩阵图法、峭度图和小波尺度谱三种不同数据预处理方法，将一维信号转化为二维图像信号；然后将其作为卷积神经网络的输入，实现了机匣信号的滚动轴承故障诊断。

## 3.2 深度学习

### 3.2.1 深度学习的概述

2012年，在ImageNet竞赛中，Krizhevsky等利用卷积神经网络的方法相比手工提取特征的浅层模型的识别率提高了10%，后来被MIT科技纵览（MIT Technology Review）评选为年度十大科技突破之首。随着获取的有效数据快速积累，高性能计算机硬件的实现和训练方法的完善，再次引起了深度学习的学习狂热。例如：苹果公司的Siri等智能助手可以较为准确的回答人们提出的问题；2016年国际象棋比赛中，AlphaGo利用蒙特卡罗树采样与深度学习结合的方法击败了2016 年TCEC（第9季）比赛的世界冠军Stockfish，在1000场比赛中获胜155场，仅输掉了6场。

深度学习主要泛指一种具有深层网络结构的机器学习模型，其深度主要体现在可以对特征进行多次变换，可以逐级的表示越来越抽象的概念。它的每一层神经网络可以利用非线性映射对输入进行处理，通过多层非线性映射的处理，可以在深层网络结构中学习到非常抽象的特征用于分类。

深度学习网络模型主要有输入层、多个隐藏层、和输出层。主要包括前向传播和反向参数更新过程。前向传播过程中，每个节点都是对上一层节点的输出进行线性组合，在对其进行非线性变换后输出作为下一层的输入，重复这个过程，网络层越深的隐藏层所表示的特征越抽象，将最后一层隐藏层的特征输入到分类器中完成分类。利用真实标签与分类结果进行比对计算损失函数。二者相差的越大损失值越大。反向参数更新过程中，通过计算损失对于神经网络模型中各层参数的梯度，利用梯度下降法迭代更新网络参数，从而实现对数据样本的学习。

### 3.2.2 深度学习的类别

针对不同类型的数据，人们提出了很多种深度学习网络模型，主要包括：

（1）自编码器与限制性玻尔兹曼机

自编码器（Auto Encoder，AE）与限制性玻尔兹曼机（RBM）是非监督学习中常使用的两种神经网络模型，利用非监督学习能够发现更好数据内在联系表示。自编码器是一种比较特殊的多层感知器如图3.1所示，主要分为编码器和解码器。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.1 自编码器结构图 |

限制性玻尔兹曼机RBM是一种能量模型，利用概率分布与能量函数来刻画出数据内部的规律。图3.2为典型RMB的网络结构图。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.2 RMB结构图 |

（2）递归神经网络

递归神经网络（Recursive Neural Network, RNN）主要针对序列型数据，例如语言翻译、音乐合成、语音识别等。在推断过程中希望能够保留上下文之间的信息，其网络模型结构如图3.3所示。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.3 RNN结构图 |

（3）卷积神经网络

卷积神经网络（Convolution Neural Network,CNN）常用于图像识别领域，LeCun等[57] 提出了最早的CNN网络模型。在AlexNet取得了ImageNet的2012年大赛冠军后，CNN已经成为了深度学习在图像识别领域的代言人。卷积神经网络的经典结构如图3.4所示。LeNet由Yann LeCun在1995年完成，最初主要是用于手写数字的识别工作，它是最早的卷积神经网络之一。相比于全连接的神经网络，LeNet-5利用了卷积、参数共享、池化等操作来进行特征的提取，然后再使用全连接层进行分类，从而避免了大量的计算开销。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.4 经典的CNN模型 |

## 3.3 卷积神经网络

### 3.3.1 基本概念

卷积神经网络（Convolution Neural Network,CNN）属于前馈神经网络，其输入的原始数据（图片、音频数据等）通过卷积层、池化层和非线性激活函数，将原始数据中隐藏的深层抽象特征提取出来。最后一层的全连接层将目标任务转化为目标函数，利用反向梯度算法将损失由最后一层逐层向前反馈，更新卷积神经网络模型的参数，在参数更新后继续前馈，重复上述过程，直到卷积神经网络模型收敛，完成模型的训练。

卷积神经网络不同于其他的深度学习网络模型，它在神经网络模型中使用了卷积运算，卷积是一种特殊的线性运算，通常是指对两个实变函数的数学运算，其运算公式如式（3-1）、式（3-2）所示：

 （3-1）

 （3-2）

其中 为加权函数， 为与时间有关的卷积操作函数， 为卷积运算结果，卷积运算通常用“”表示。

### 3.3.2 网络结构

卷积神经网络通常由卷积层、池化层、全连接层构成。在卷积神经网络模型中，输入的原始数据经过多层卷积层和池化层，逐层的完成特征学习和特征变换，将底层特征转化为更抽象的高层特征。高层抽象特征经过全连接层与和输出层实现目标分类。

（1）卷积层

卷积层上，通过多个卷积核和输入的图像进行卷积，加上偏置项后，经过激活函数，可以得到一系列的特征图,卷积的数学表达式为：

 （3-3）

式中：为第层第j个元素；为 层特征图的第 个卷积区域；为其中的元素；为相应的权重矩阵；为偏置项。为激活函数,其数学表达式为：

 （3-4）

|  |
| --- |
|  |
| 图3.5 卷积层过滤器结构示意图 |

卷积层的结构如图3.5所示，该部分称为过滤器，下一层神经网络的节点矩阵是利用过滤器将前一层网络的节点矩阵转化而来。如图3.6所示，给出了使用全0填充。步长为2的卷积层前向传播计算过程。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.6 卷积层前向传播计算过程样图 |

在卷积层中，卷积运算主要有三种思想：稀疏连接、权值共享和等变表示。稀疏连接主要使输入远大于核的大小；权值共享指在一个卷积神经网络模型中，多个函数使用相同的参数，该方法只需要学习一个参数集合，并不需要对每个位置都进行单独的参数学习，极大的降低了模型训练过程需要存储的参数；等变表示是指在参数共享的条件下使得神经网络模型的特征具有平移不变性，即当输入在函数发生改变时，输出也会发生同样的改变。

（2）池化层

池化层主要是对特征图进行降维，同时保证其特征的平移不变性。在池化层上一般只进行降维，不需要进行权值的更新，它对卷积层输出的特征图在每个不重叠的大小为区域进行池化操作，最终得到的图像在两个维度上都缩小了倍。池化层能够有效防止过拟合问题，同时能够加快计算速度。常用的池化方法主要有：平均值池化（Mean Pooling）、最大值池化层（Max Pooling）和随机池化（Stochastic Pooling）等。如图 3.7所示，给出了节点矩阵经过全0填充且步长为2的最大池化层的前向传播计算过程。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.7 最大池化层前向传播过程 |

（3）全连接层

将特征图展开成一维特征向量输入到全连接层中，经加权求和并且通过激活函数以后可得：

 （3-5）

式中：为网络层的序号；为全连接层的输出；是一维特征向量；为权重系数；为偏置项。多分类任务一般使用Softmax激活函数。全连接层的结构如图3.8所示。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.8 全连接层结构图 |

### 3.3.3 训练方法

（1）前向传播过程

在使用前馈神经网络接受输入，利用神经网络向前传播并且输出最终结果的过程称为前向传播过程（Forward Porpagation, FP）。在训练过程中，通过前馈运算直到产生一个损失函数为止。

（2）反向参数更新

和其他的机器学习算法一样，卷积神经网络模型也依赖于最小化损失函数来学习模型参数。反向传播算法（Back Porpagation，BP）是传统机器学习的经典算法，通过不断的向后计算梯度，使得损失函数达到最小值，常采用随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent, SGD）批量处理数据样本。其基本思想主要是：利用随机的小批量数据集上计算出梯度近似在所有数据集上计算的真实梯度。其数学表达式为：

 （3-6）

 （3-7）

其中，是第t次迭代权重的损失函数，是学习率，是权重 在时刻关于损失函数的一阶梯度，时刻的权重值为，时刻的权重值为，为梯度算子。

反向参数更新主要分为3部分：1）通过前向传播计算出每个神经元的输出；2）利用反向传播计算出损失函数对于神经元的偏导数；3）计算每个神经元链接权重的梯度。

### 3.3.4 网络优化

（1）网络参数初始化

神经网络模型的性能好坏与收敛的最优解直接相关，而一个网络模型的收敛效果往往取决于网络参数的初始化，一个好的网络参数初始化模型会使得模型训练事半功倍。一般的网络参数初始化方法主要有以下几种：

1）全零初始化

将原始数据经过规范化的预处理，当网络模型达到稳定的收敛状态时，将参数在理想状况下保持期望为0。

2）随机初始化

比较理想的状态是所有的参数期望接近于0，因此将参数值随机设定为一个接近于0的随机数（正负数均有）。一般在实际应用中，随机参数服从均匀分布或高斯分布。本文采用随机初始化参数的方法。

3）其他初始化方法

除了以上两种方法，还可以利用预训练模型的方法，即将预先训练好的网络模型参数作为新目标的模型参数初始化。

（2）激活函数

激活函数又称非线性映射函数，激活函数模拟了生物神经元的特性，通过接受一组输入且产生输出，并且通过一个阈值来模拟神经元的激活与兴奋状态。它为整个神经网络提供了非线性表达能力。本文主要介绍以下几种激活函数：

|  |
| --- |
|  |
| 图3.9 生物神经元（左）与人工神经元（右） |

1）Sigmoid函数

Sigmoid函数的数学表达式为：

 （3-8）

|  |
| --- |
|  |
| 图3.10 Sigmoid函数（左）和其导数（右）图 |

其函数的图像如图3.10所示，可以明显看到，该函数输出相应的值域在[0,1]区间内，它可以模拟神经元的工作方式，神经元的“抑制状态”对应0，“兴奋状态”对应1，而中间区域斜率较大的地方则对应神经元的敏感区。当值大于5（或小于-5）以后则会产生梯度饱和效应，即无论值多大都会被抑制，这种情况下将会导致在反向传播误差的过程中，当导数处于抑制区以后误差很难传递给上一层，从而导致整个神经网络无法完成模型训练。

2）Tanh函数

Tanh函数的数学表达式为：

 （3-9）

|  |
| --- |
|  |
| 图3.11 tanh函数（左）和其导数（右）图 |

Tanh函数又称作双曲正切函数，它的函数图像如图3.11所示，其函数值域为（-1,1），输出响应的均值为0。tanh函数类似于sigmoid函数的曲线，仍然会产生梯度饱和效应，当函数在某个区间就会变得平缓，梯度较小不利于更新权重。

3）ReLu函数（说明放在前面，公式放在后面）

ReLu函数的数学表达式为：

 （3-10）

|  |
| --- |
|  |
| 图3.12 ReLu函数（左）和其导数（右）图 |

ReLu函数事实上是一个分段函数，其定义为：

 （3-11）



其函数图像如图3.12所示。ReLu函数的梯度在的部分完全消除了sigmoid函数的梯度饱和效应，当其梯度在时，它的梯度为1。在日常试验中发现ReLu函数与Sigmoid函数相比，使得随机梯度下降法的收敛速度大约提高了6倍。ReLu函数是目前卷积神经网络中最常用的激活函数之一。本文采用ReLu函数作为激活函数。

（3）目标函数

深度学习中目标函数是整个网络模型的“指挥塔”，通过将样本的预测结果与真实标签产生的损失反向传播，用于帮助神经网络的参数学习与表示学习。本文主要介绍分类预测任务中相关的目标函数。主要有以下几种目标函数：

假设某个分类任务中训练样本数量为，网络层中第个样本的输入为 ，其对应的真实标记为，样本的预测结果为,C为分类任务的数目。

1）交叉熵损失函数

交叉熵损失函数（cross entropy loss）又称为Softmax损失函数，其数学表达式为：

 （3-12）

它是卷积神经网络中应用最广泛的分类目标函数，本文也采用该函数作为目标函数。

2）坡道损失函数

坡道损失函数（ramp loss）又称为鲁棒损失函数，其数学表达式为：



 （3-13）

在分类误差比较大的区域中，该函数进行了“截断”，最大程度的降低了较大误差对于损失函数的影响。它的非凸的性质使得在学习优化过程比较复杂繁琐，甚至有时候会无法进行优化。

3）合页损失函数

一般在支持向量机中大多使用合页损失函数（hinge loss），其数学表达式为：

 （3-14）

一般情况下，在分类任务中交叉熵损失函数的分类效果相比合页损失函数要好。

4）中心损失函数

中心损失函数（center loss）的数学表达式为：

 （3-15）

它主要考虑的是类间距离，同时还关注如何减小类间差异的问题。一般中心损失函数与其他考虑类间距的损失函数一起使用。

（4）网络正则化

当某个机器学习算法在训练样本中表现优异，但是在对应的测试样本中依然表现良好，则表明该学习算法有较强的模型泛化能力；若当其在训练样本中表现优异，同时在对应的测试样本表现糟糕，则表明该学习算法的泛化能力较差，即此时在模型训练过程中产生了“过拟合”。

在训练模型的过程中希望可以避免过拟合问题的产生，“正则化”为我们提供了有效地解决方法。正则化是通过显示的控制网络模型的复杂度来避免模型过拟合的一种有效方法。正则化主要有以下几种：

（1）正则化

假设对于待正则的网络层参数 ，正则化表达式为：

 （3-16）

（2）正则化

假设对于待正则的网络层数 ，正则化表达式为：

 （3-17）

其中控制正则大小，较大的值将会较大程度的约束网络模型的复杂度。在实际应用中，一般将正则项加入到目标函数中，利用整体目标函数的损失反向传播，从而达到正则项直到网络训练的目的。

（3）最大范数约束

最大范数约束是通过向参数量级的范数设计上线对网络进行正则化的手段。其表达式为：

 （3-18）

其中，的取值一般为或者。

（4）随机失活

随机失活是目前带有全连接层的卷积神经网络都在使用的一种网络正则方法。它能够在约束网络复杂度的同时，还能够让深度模型进行高效集成的学习。传统的神经网络算法中，由于神经元之间的相关关联，当某一个神经元反向传播梯度信息的同时也会受到其他神经元的影响，即此时产生了“复杂协同适应”效应。随机失活的原理是：都在模型训练阶段，将某一层的每一个神经元均以概率随机将其权重置为0，测试过程中所有的神经元均为激活状态，但是其权重需要乘以保证训练与测试阶段的各自权重具有相同的期望。网络训练过程中，失活的神经元无法参与其中，此时每次训练都相当于一个新的神经网络。

（5）超参数设定

在构建卷积神经网络模型前，需要预先设定与神经网络结构相关的各项超参数，主要有卷积层数、池化层大小、学习率等参数。

1）卷积层数目

|  |
| --- |
| （a）未进行填充操作 （b）使用全0填充操作 |
| 图3.13 使用全0填充操作 |

与卷积层的相关有关的超参数主要包括卷积核大小、卷积核数目和卷积操作的步长。在实际应用中，一般推荐使用的卷积核大小为 或。小的卷积核可以增强网络模型的复杂度与网络模型的容量。此外，还在卷积操作之前还可以进行填充操作（如图3.13所示），该方法可以充分利用图像的边缘信息，同时还可以避免输入大小会随着网络深度的增加而急剧减少。

2）池化层大小

池化层的大小一般也设为较小的值，例如，步长设为2.在该参数下输入数据中四分之三的数据将会被舍弃，即起到了“下采样”的作用。

3）学习率的设定

|  |
| --- |
|  |
| 图3.14 不同学习率下的损失值图 |

一个理想的学习率会促使模型收敛，较差的学习率有可能会导致模型训练失败。学习率的设定主要遵循以下原则：初始学习率不应过大，一般设为0.001或者0.0001；在训练过程中，随着训练轮数的增加学习率逐渐减缓。图3.14展示了在不同学习率下损失值随着训练轮数的增加所表现出的状态。

（6）优化算法

深度学习中通常采用经典的随机梯度下降型的优化算法进行模型训练和求解参数。本文主要介绍以下几种优化算法：

首先假设待学习参数为，学习率为，第轮训练用表示，一阶梯度值为g。

1）随机梯度下降法

随机梯度下降法（SGD）是神经网络最基本的训练方法。利用神经网络模型批量训练数据样本，将得到的损失反向传播完成参数更新，其更新过程如下所示：

 （3-19）

其中，g完全依赖当前批数据样本在网络目标函数上的损失。

2）RMSProp算法

它使用全局学习率，它的实现过程可以表示为：

 （3-20）

 （3-21）

式中的为区间[0,1]的实数，当较大时会促进神经网络更新；当较小时会抑制神经网络更新。

3）Adagrad算法

对于不同的训练轮数，自适应地调整学习率。它的实现过程如下所示：

 （3-22）

一般情况下，是一个较小的常数。

4）Adam算法

它利用梯度的一阶和二阶矩自适应地调整每个参数的学习率，它的实现过程如下所示：

 （3-23）

 （3-24）

Adam算法的优点：经过偏置校正后，学习率的每一次迭代都会产生一个确定的范围，可以平稳的更新参数。

## 3.4 试验数据的预处理

在故障诊断领域中，数据预处理是非常重要的，正确的数据预处理方式能够很好地从原始数据中提取出原始信息的特征。为了适应后续章节中深度学习对原始数据的要求，需要对数据进行预处理，将一维时域信号转换为二维图像信号。在降低神经网络训练难度的同时，能够提高网络模型的诊断准确率。本文采用三种不同的数据处理方法分别对采集到的振动信号进行处理。具体方法为：矩阵图法、峭度图法、小波尺度谱。

### 3.4.1 矩阵图法

矩阵图法又称矩阵表法。通过矩阵来表示元素之间的关系。矩阵图法的实现过程：首先，获取具有标准时间尺度和幅度尺度的测量数据；然后将每种状态的数据集分成一系列时间子序列，通过连续交错采样，将这些时间子序列排序，以便产生数据矩阵，最后按照图3.15所示将这些子序列转化为矩阵图。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.15 建立矩阵图的方法 |

利用矩阵图法处理一维振动信号得到的样本图如图3.16所示，该数据处理方法能够尽可能的减少人为干预的可能，且能够将原始信号中的特征全部保留下来。在选取样本点之前，通过分析振动信号的特征频率来确定样本点数量的大小，能够确保转化的图像中尽可能的包含不同故障所对应的特征信息。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.16 矩阵图样本 |

### 3.4.2 峭度图法

谱峭度是由Dwyer提出用来描述谱的一种工具，计算每条频率线上峭度，利用频带表示出潜在的不稳定性。谱峭度可以表示概率密度函数的峰值，它能够表示共振频率与频带带宽之间的关系，其定义为：

 （3-25）

谱峭图是一种处理信号四阶谱的方法，能够表征信号的不稳定性。峭度图法利用频带交替二分解法或者三分解法，对信号进行分解。在区域内，将最优频率和频率分辨率组合得到谱峭度表示出来。

谱峭图法的实现原理如下：

（1）假设表示一个截止频率为的标准滤波器，将在频带和内，构建低、高滤波器：低通滤波器，高通滤波器：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （3-26） |
|  |  | （3-27） |

信号经高低滤波器分解示意图如图3.17 所示：

|  |
| --- |
|  |
| 图3.17 滤波器的结构示意图 |

（2）按照金字塔形式把高通滤波器与低通滤波器进行不断迭代，信号经过连续滤波后可以得到滤波器的树状图如图3.18所示：

|  |
| --- |
| 图3.18 滤波器经迭代后的树状图 |

（3）在此基础上，分别在频带，和内构建三个准解析带通滤波器；将这三个准解析带通滤波器在第k层和第k+1层之间引入；，通过引入低、中、高频部分进一步细化频带。经过多次滤波后，分别计算每个子序列的谱峭度，最后得到谱峭图如图3.19所示。

|  |
| --- |
|  |

图3.19 谱峭图的结构图

图中表示了整个平面中的每个节点的谱峭度值。图中会通过使用颜色来显示值的大小，亮度越大表示峭度值越大而且体现的和即为最佳的带通滤波器共振频率和带宽。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.20 峭度图样本 |

峭度图如图3.20所示，纵轴表示分层数、横轴表示频率、右侧表示峭度值。图中的言责表示相应子序列的峭度值。此图表示在3.5层处频率为4906Hz处的峭度值最大为2.7。

### 3.4.3 小波尺度谱

小波尺度谱的原理是在时间轴上的每个时间刻度给出对应的频率描述，其结果可以表示为一种二维时频分布图。时频分布图中纵轴表示频率，横轴表示时间。

小波变换是一种信号分析工具，将傅里叶变换中无限长的三角函数基换成了可以衰减的小波基（如图3.21所示），使得其不仅能够获取频率，可以定位到时间。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.21 小波基的示意图 |

定义一个平方可积的函数，若的傅里叶变换满足：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （3-28） |

这里称为母小波（或者基本小波），经过平移和伸缩产生的函数能够表现为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （3-29） |

其中，和是两个任意实数。变量和分别表示尺度系数和平移因子。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.22 小波尺度谱示意图 |

根据小波的定义，对信号的小波变换为可以表示为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （3-30） |

这里为小波变换系数。从重建的逆变换，即小波逆变换为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | （3-31） |

其中。

小波尺度谱如图3.22所示，图中纵轴表示频率、横轴表示时间、右侧表示能量值。如图 所示能够清楚的看到故障信息在时域与频域的能量分布状况。

## 3.5 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究

### 3.5.1 诊断流程

本章提出了一种基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法，能够自适应提取故障特征，实现智能化诊断。具体流程如图3.23所示，总结如下：

|  |
| --- |
|  |
| 图3.23 CNN故障诊断方法流程图图 |

步骤1：经由传感器测量和数据采集系统采集滚动轴承的振动信号；

步骤2：对振动信号进行处理，得到二维图像信号；

步骤3：划分数据集为训练样本、测试样本；

步骤4：建立CNN模型结构；

步骤5：利用梯度下降法进行反向更新参数，然后用于训练样本的无监督特征学习，将提取的深度特征用于滚动轴承故障诊断；

步骤6：使用所提方法在测试样本上进行验证，并输出诊断结果。

### 3.5.2 诊断模型

本章节所采用的卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）模型是参考LetNet-5的神经网络结构。CNN是由卷积层、池化层和全连接层构成。我们分别用C,P,F表示卷积层、池化层、全连接层。卷积核的大小为，其中表示卷积核的数量，表示卷积核的深度，表示卷积核的高度。本章所采用的卷积神经网络模型结构如图3.24所示，它主要包含4个卷积层、4个最大池化层、1个全连接层，激活函数采用ReLu函数，分类器采用Softmax函数。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.24 CNN网络结构图 |

当我们输入小波尺度谱的时候，CNN首先利用卷积层C1自适应地学习特征，然后通过池化层对卷积层的特征进行降维，重复以上过程，最后在全连接层F9中将特征展平为一维矢量，并且将其输入到softmax分类器中，用于识别轴承的故障类别。CNN模型的详细参数如图3.24所示。

### 3.5.3 诊断结果分析

（1）特征微弱性分析

目前，有很多种滚动轴承故障诊断方法。其中，在滚动轴承故障诊断中包络解调法的可行性已经得到普遍认可。首先利用窄带滤波器寻找合适的共振频带，再利用包络解调分析从复杂的调制信号中将轴承故障信息提取出来。

在人工故障轴承试验中，分别在3种转速下进行试验，以1800rpm转速下轴承故障振动信号的三种故障时域波形图为例，如图3.25所示。其中图3.25（a）～（c）分别为轴承座上采集的外圈，内圈和滚珠故障时域波形图；图3.25（d）～（f）分别为机匣水平测点上采集的外圈，内圈和滚珠故障时域波形图。从时域波形可以发现，轴承座测点信号故障冲击明显，并且冲击振幅大。然而机匣测点信号中的冲击特征被大量噪声掩盖，并且信号传递到机匣上的振幅变得非常微弱。

|  |
| --- |
|  |
|  |
| 图3.25 故障轴承的时域波形图 |

利用希尔伯特变换对图3.25中信号进行包络谱分析得到的包络谱如图326所示，从图3.26（a）可以看出滚动体在外圈滚道的通过频率为110Hz，其谐波特别明显但在其相应的机匣信号中如图只出现一些弱谐波分量。类似地在图中滚动体在内圈滚道的通过频率表现出165Hz，但是在其机匣信号的中没有找到滚动体在内圈滚道的通过频率，只有一些噪声频率。同理在滚动体故障分析中也是如此。由此可知由于受传递路径的影响机匣信号中的故障特性严重衰减所以从机匣信号中提取滚动轴承故障特征具有很大难度。

|  |
| --- |
|  |
|  |
| 图3.26 轴承振动信号的包络谱 |

（2）参数敏感性分析

1）卷积核大小

在训练过程中，卷积核的大小对于实现高性能非常重要；因此，分别利用三种数据处理方法得到的数据集进行试验，以观察基于不同大小卷积核的训练分类误差的变化趋势，如图3.16所示。由图3.27可知，三种方法都在卷积核大小为时，训练错误率最低，随后的错误率逐渐增加；当卷积核继续变大的时候，意味着超大卷积核在训练过程中可能会带来不必要的负面影响。

|  |
| --- |
|  |
| 图3.27 不同卷积核大小的错误率变化趋势 |

2）学习率与优化器

针对卷积神经网络模型和分类任务，最优学习率和优化器的选择对提高故障分类准确率和模型训练速度具有非常重要的作用。本文选择了Adam 、RMSprop、Adagrad 3种优化器，同时考虑选择不同的学习率来控制训练的收敛速度。分别采用不同的学习率和优化器进行模型训练，试验结果如表3.1所示。以故障分类准确率作为评价指标，由表3.4可知，RMSprop优化器的试验结果最佳，在学习率为0.0001的时候达到了最佳的分类结果，且随着学习率的增加其分类结果变化比较稳定；相反地，Adam与Adagrad优化器随着学习率的变化，其故障分类准确率变化较大。因此本文选择RMSprop优化器，且将学习率设为0.0001。

表3.1 优化器与学习率选取的试验结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 优化器  学习率 | Adam | RMSprop | Adagrad |
| 准确率/% | | |
| 0.0001 | 95.40 | 96.15 | 97.18 |
| 0.001 | 93.16 | 95.57 | 93.26 |
| 0.01 | 92.81 | 96.03 | 85.37 |
| 0.1 | 88.20 | 95.84 | 87.13 |

（3）对比结果的分析

通过带机匣的航空发动机转子试验器采集滚动轴承的振动信号，利用不同数据预处理方法对振动信号进行预处理，且每种数据预处理方法得到的图片样本数量都是相同的，数据样本如表3.2所示。

表3.2 数据预处理后样本数据介绍表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 轴承状态 | | 1500rpm | 1800rpm | 2000rpm |
| 轴承座信号 | 正常状态 | 700 | 700 | 700 |
| 内圈故障 | 700 | 700 | 700 |
| 外圈故障 | 700 | 700 | 700 |
| 滚动体故障 | 700 | 700 | 700 |
| 机匣信号 | 正常状态 | 700 | 700 | 700 |
| 内圈故障 | 700 | 700 | 700 |
| 外圈故障 | 700 | 700 | 700 |
| 滚动体故障 | 700 | 700 | 700 |

1）机匣测点上不同转速下的故障分类结果

分别将在航空发动机机匣上不同转速下（1500rpm、1800 rpm、2000rpm）采集的振动信号作为一种故障数据。然后利用小波尺度谱法对振动信号进行预处理，将得到的图像集合按照8:2的比例，将其随机划分为训练集和测试集，数据样本的详细情况如表3.3所示。利用CNN网络模型进行训练，最后得到的故障分类结果如图3.28所示。由图3.28和表3.4可知，基于小波尺度谱与卷积神经网络的故障诊断方法在机匣测点上三种不同转速下的故障识别率最后都达到了97%以上，其中1800rpm下的轴承故障识别率达到了99%，且其故障诊断的收敛速度更快。

表3.3 数据样本介绍

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 故障类型 | 标签 | 样本数量 | 工况中包含的转速（转速/rpm） |
| 轴承座信号 | 正常 | A | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 内圈故障 | B | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 外圈故障 | C | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 滚动体故障 | D | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 机匣  信号 | 正常 | A | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 内圈故障 | B | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 外圈故障 | C | 2100 | 1500、1800、2000 |
| 滚动体故障 | D | 2100 | 1500、1800、2000 |



图3.28 机匣测点上不同转速下的故障分类结

表3.4 机匣测点信号在不同转速下的故障分类结果表

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 测点 | 准确率/% | | |
| 转速/rpm | 1500 | 1800 | 2000 |
| 轴承座 | 97.39 | 99.01 | 97.06 |

2）轴承座测点上的故障分类结果

为了进一步验证本文所提方法的有效性，将同种故障轴承在不同转速下采集到的信号样本作为一种故障数据，然后用三种不同的数据预处理方法对振动信号进行处理，将得到的图片数据集按照8:2的比例，将其随机划分为训练集和测试集，将样本集作为CNN的输入，本文所采用的CNN网络模型如图所示，最后的到不同数据处理方法与CNN结合的故障分类结果如图3.29和表3.7所示。

此外，本文针对振动信号一共提取了13种时域和频域特征，其中包括：

时域无量纲特征：绝对平均幅值、方根幅值、有效值、峰值、波形因数、峰值指标、冲击指数、歪度、峭度、裕度指标；

频域无量纲特征：重心频率、均方频率、频率方差；其定义分别如表3.5和表3.6所示，其中是原始数据;是将数据分为10段后每段数据绝对值的最大值，为信号频谱函数。

表3.5 时域特征

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 时域特征 | 表达式 | 时域特征 | 表达式 |
| 绝对平均  幅值 |  | 峰值指标 |  |
| 方根幅值 |  | 冲击指数 |  |
| 有效值 |  | 歪度 |  |
| 峰值 |  | 峭度 |  |
| 波形因数 |  | 裕度指标 |  |

表3.6 频域特征表

|  |  |
| --- | --- |
| 频域特征 | 表达式 |
| 重心频率 |  |
| 均方频率 |  |
| 频率方差 |  |

将提取的13种时频特征输入到参数优化后的支持向量机（SVM）模型中去，得到了故障分类的结果（如表3.7所示），CNN与 SVM在轴承座测点上的故障分类准确率均达到99%以上。由图3.29可知，三种使用CNN进行故障分类的方法，其分类准确率随着迭代步数的增加不断提高，且本文所提方法的收敛速度更快，故障诊断效果更好。

将提取的13种时频特征输入到参数优化后的支持向量机（SVM）模型中去，得到了故障分类结果，如表3.7所示，CNN与 SVM在轴承座测点上的故障分类准确率均达到99%以上。由图3.29可知，用CNN进行故障分类的三种方法，分类准确率随着迭代步数的增加不断提高，但本文所提方法的收敛速度更快。

|  |
| --- |
|  |

图3.29 轴承座信号的故障分类结果图

表3.7 轴承座信号分类结果表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 测点 | 准确率/% | | | |
|  | CNN+ 矩阵图 | CNN+峭度图 | CNN+小波尺度谱 | SVM |
| 轴承座 | 99.43 | 99.75 | 100 | 99.26 |

轴承座测点处，基于小波尺度谱与卷积神经网络方法的轴承故障诊断特征聚类图如图 所示。由图3.30可知，卷积神经网络第一层网络提取的特征分布比较杂乱无章如图 3.30（a）所示，经过多层卷积层和全连接层后，最后分类器能够很好地将卷积神经网络提取的特征有效分类。

|  |
| --- |
|  |
| （a） 第一层卷积层提取的特征分布图 |
|  |
| （b）特征分类结果图 |
| 图3.30 轴承座信号特征分类图 |

3）机匣测点上的故障分类结果

同样地，将同种故障轴承在不同转速下采集到的信号样本作为一种故障数据。其故障分类结果如表3.8所示， SVM在机匣水平和垂直测点上的故障分类准确率分别86.16%与88.73%，而基于卷积神经网络算法的故障分类准确率都明显高于SVM的故障分类结果，其中水平和垂直测点的最低故障分类准确率分别为：92.44%和90.03%。

由图3.31和表3.8可知，在机匣水平和垂直测点上本文所提方法的平均准确率分别达到了96.32%和95.82%，并且高于其他两种组合。结果表明了本文所提方法具有更好的轴承故障诊断效果。特别地是，本节所采用的试验数据是在具有真实航空发动机结构的机匣上采集到的轴承振动信号，由于受到传递路径和其他噪声的影响，该信号的故障特征十分微弱，而本文所提方法的故障识别准确率最高，进一步证明了本文所提方法具有很好的泛化能力和故障识别率。

|  |
| --- |
|  |
| (a)机匣垂直测点 |
|  |
| (b)机匣水平测点 |
| 图3.31 机匣信号的故障分类结果 |

表3.8 基于机匣信号的故障分类结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 测点 | 准确率/% | | | |
|  | CNN+矩阵图 | CNN+峭度图 | CNN+小波尺度谱 | SVM |
| 垂直方向 | 92.44 | 93.58 | 96.32 | 86.16 |
| 水平方向 | 90.03 | 92.17 | 95.82 | 88.73 |

机匣测点处，基于小波尺度谱的方法特征分类图如图3.32 所示。由图3.32可知，本文所提方法能够将机匣信号有效地进行故障分类。由于卷积神经网络的网络层越靠近前端，它提取的特征越具有通用性，而越靠近末端的神经网络层提取的特征更专业化。经过多层卷积层和池化层后能够提取更加抽象的深层特征用于故障分类。进一步证明了本章所提方法的对于机匣微弱信号故障诊断的有效性。

|  |
| --- |
|  |
| （a）第一层卷积层提取的特征分布图 |
|  |
| （b）特征分类结果图 |
| 图3.32 机匣信号的特征分类图 |

## 3.6 本章小结

本章提出了基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。将自动学习的深度特征和模式识别有机地结合在一起，有效的解决了振动信号的浅层特征表征能力不足的问题，同时避免了人工特征提取对于经验和专业知识的依赖。通过多种方法的比较分析发现：通过连续小波尺度谱更易提取机匣信号的故障特征，其故障识别率达到95.82%，均高于其他几种振动信号预处理方法，且较传统支持向量机方法的故障识别率高约7%。结果充分表明了基于小波尺度谱和卷积神经网络诊断方法对于航空发动机机匣微弱信号故障诊断的优势和应用前景。

# 第四章 基于深度迁移学习的滚动轴承智能故障诊断

## 4.1 引言

对于服役环境下航空发动机的滚动轴承，很难采集到足够的带标签的故障数据。首先，由于服役下的航空发动机滚动轴承都是在健康状态下运行，很少发生故障，导致故障的振动信号数据比健康状态下的振动信号更难收集。因此，存在大量的健康数据，而故障数据非常少。其次，由于航空发动机在正常服役环境下一旦发生故障，其故障类型通常都是未知的。此外随着数据量的持续积累和指数增长。由于需要大量的人工和强烈的专家知识经验，人工手动标记数据显然不太现实，因此在监督学习没有足够的标记数据来训练可靠的智能诊断模型时，很难有效的判断轴承的某些状态。

在实验室中可以通过试验器进行各种故障模拟试验，能够快速收集大量带标签的数据。这些数据包含了航空发动机滚动轴承故障诊断的相关信息。正常服役环境下航空发动机，主要通过在机匣壁上布置传感器来采集旋转机械的信号数据，在试验中，通常可以将传感器布置在航空发动机的轴承座上来采集振动信号。但是由于受传递路径等各种噪声环境的影响，导致机匣信号故障比较微弱。二者数据的特征分布也有所区别。因此仅使用航空发动机轴承座上采集的振动信号来训练智能诊断模型时，该模型在航空发动机机匣上采集的振动数据并不能取得理想的诊断结果。

|  |
| --- |
|  |
| 图4.1 基于特征迁移学习的智能故障诊断 |

迁移学习为该问题提供了一个有效的解决方法。迁移学习通过在源域和目标域来选取数据样本。目标域中的数据样本具有相关知识，但是与源域中的数据样本分布有所不同。迁移学习的目标是利用源域数据样本中所包含的信息来减少分布差异并提高目标域的模型预测，同构空间下基于特征迁移的智能故障诊断方法如图4.1所示。

机匣信号和轴承座信号同属于滚动轴承的振动信号，但受传递路径的影响，机匣信号的故障特征更加微弱，因此这两种信号在特征空间的分布有所不同，导致利用轴承座信号训练的机器学习模型在应用到航空发动机机匣上的振动信号数据时，它的故障诊断效果较差。因此本章利用迁移学习与卷积神经网络(Transfer Learning-Convolution Neural Network, TL-CNN)相结合的方法进行轴承故障诊断，利用带机匣的航空发动机试验器滚动轴承故障模拟试验数据验证了本章节所提方法的有效性。

## 4.2 迁移学习方法简介

### 4.2.1 基本概念

在人类进化史中，模仿学习的能力是非常重要的，比如人们学会走路后，再跑步就容易得多。人类最大的优势就在于善于模仿，我们可以将过去的经验或者学习到的知识应用到新的场景中去。如何让机器也拥有类似于人类的模仿能力？最关键的是就是发现两个领域间的共性。一旦发现两个领域之间关键的共性，模仿就非常容易。迁移学习就是帮助机器获得人类的模仿学习能力。

迁移学习（Transfer Learning）又称作领域适配，其主要思想是将在某个领域上学习到的知识应用到其他的相关领域中（但不完全相同），完成目标领域任务的学习效果。传统的监督学习方法通过某个领域A来训练模型，获取领域A内标记的数据，通常测试数据的领域也是一致的情况下可以训练一个可靠有效的网络模型，但是当缺乏某个任务或者标签的时候，由于不同任务的数据标签不同，往往无法训练出一个有效可靠的模型。此时迁移学习在一定程度上能够很好地解决这个问题，它能够充分利用相似领域内的数据。即迁移学习试图将源域任务学习的知识，用于新的目标任务中。

迁移学习的基本概念主要概念包括以下几点：

（1）领域

领域（Domain）指进行学习的主体。领域主要包括：数据和生成该数据的概率分布。而在迁移学习中领域主要有两种：源域（Source Domain）和目标域（Target Domain）。源域是指有知识、有大量数据标签的领域，即我们要迁移的对象，而目标域是最终要赋予知识、赋予标签的对象。知识从源域迁移到目标域，即完成了迁移任务。

（2）任务

任务（Task）是指学习的目标。它主要包括：标签和标签对应的函数。

（3）迁移学习

假设源域是由边缘概率分布与维特征空间构成，即，。迁移学习：给定标注的源域 和学习目标，未标注的目标领域与学习目标，当或者时，迁移学习的任务是降低目标域的泛化误差。迁移学习的核心就是要找到源域和目标域之间的相似性，并且加以合理的利用。即要借助的知识来学习目标域的知识。

（4）领域自适应（Domain Adaptation）

领域自适应：给定一个有标记的源域和无标记的目标域，假定它们的特征空间相同，但两个域之间的分布概率不同。通过带标签的源域数据学习分类器，然后实现对目标域标签的预测。

迁移学习的研究领域比较广泛，其涉及了许多类型的学习框架。例如：领域适配、概念漂移、多任务学习、方差偏移、数据样本偏移等。迁移学习主要分为同构迁移学习和异构迁移学习，其类别如图4.2所示。

|  |
| --- |
|  |
| 图4.2 迁移学习的类别 |

同构迁移学习指源域和目标域的特征维度相同分布不同。根据条件概率与边缘分布的区别，同构迁移学习又可以分为领域适配、数据样本偏移和多任务学习。

数据样本偏移指的是：且。

异构迁移学习指的是源域和目标域分别在不同的特征空间。根据领域的类别空间与特征空间的区别，其又可以分为异构特征空间与异构类别空间。异构特征空间：主要介绍的是源域与目标域在不同特征空间的迁移学习。异构类别空间：源域与目标域的类别空间不同。

### 4.2.2 实现方法

迁移学习主要包括以下几种实现方法：

（1）样本迁移

样本迁移（Instance-based Transfer Learning）即在源域中找到与目标域相似的数据，通过一定的权重生成规则对数据样本进行重用，来进行迁移学习。其特点是需要对样本进行加权，给比较重要的样本较大的权重。

（2）特征迁移

特征迁移（Feature-based Transfer Learning）是指通过特征变换的方式互相迁移，来减少源域和目标域之间的差距；或者将源域和目标域的数据特征变换到统一特征空间中然后利用传统的机器学习方法进行分类识别。根据特征的同构和异构性，又可以分为同构和异构迁移学习。

（3）模型迁移

模型迁移（Model-based Transfer Learning）是利用一个超大型图像样本集去训练一个图像识别系统，当遇到一个新的图像领域，只需要将原来训练好的图像识别模型迁移到新的图像领域即可。模型迁移的好处是可以将其与深度学习结合起来。能够实现区分不同层次可迁移的度。相似度较高的层次被迁移的概率较大。

（4）关系迁移

关系迁移（Relational Transfer Learning）是指利用源域学习逻辑关系网络，再应用于目标域上。例如社会网络，社交网络之间的迁移。这种方法比较关注源域和目标域的样本之间的关系。目前，基于关系的迁移学习方法的相关研究工作非常少。

## 4.3 最大平均差异法

如果数据集和分别服从概率分布和，则数据集和之间的MMD为：

 （4-1）

其中 是输入集合的总和，表示再生核希尔伯特空间（RKHS），而表示从原始特征空间到RKHS的非线性映射。可以认为RKHS的非线性映射足够丰富，能够让我们找到合适的映射，从而最大化数据集X和Y之间的距离。借助分布的核均值嵌入，RKHS由特征核产生。

基于核均值嵌入的MMD经验估计计算式如下：



（4-2）

## 4.4 基于深度特征迁移学习的故障诊断

### 4.4.1 诊断方法

本章主要采用同构空间下基于特征迁移的方法实现滚动轴承智能故障诊断。基于卷积神经网络的特征迁移学习诊断方法如图4.3所示。实现过程主要包括四部分：域划分、特征学习、域自适应和故障分类。具体流程如下：

（1）首先划分源域（轴承座信号）和目标域（机匣信号），且源域和目标域中的数据样本均带有标签；

（2）其次利用非线性特征映射同时从源域和目标域中学习可迁移的特征；

（3）然后利用MMD来衡量学习的可迁移特征的分布差异，将可迁移特征的分布差异大小作为优化目标，使得学习的特征具有较小的跨域差异；

（4）最后利用域共享分类器对目标域中的数据样本进行正确分类。

|  |
| --- |
|  |
| 图4.3 基于TL-CNN的智能诊断方法流程 |

### 4.4.2 诊断模型

本章所采用的迁移学习网络结构（如图4.4所示）主要是在第三章的卷积神经网络结构基础上进行的，其模型参数与第三章的CNN网络模型一致。该模型采用域共享的CNN模型，首先从源域和目标域的图像信号中提取可以迁移的特征；然后通过领域自适应来减少多层卷积层学习的可迁移特征的分布差异；最后利用目标域中的数据样本训练域共享的CNN。

|  |
| --- |
|  |
| 图4.4 深度迁移学习网络结构和训练过程图 |

### 4.4.3 数据介绍

本章节的试验器和试验数据已在第二章的2.4节做了详细介绍。分别在带机匣的航空发动机转子试验器的轴承座和机匣壁上布置传感器（如图2.3所示），通过试验采集到滚动轴承振动信号数据，具体的试验方案如表4.1所示。

表4.1 轴承故障模拟试验方案

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 转速/rpm | 轴承状态 | 测点位置 |
| 1800 | 正常状态  内圈故障  外圈故障  滚动体故障 | 机匣测点  轴承座测点 |

将采集的滚动轴承振动信号利用小波尺度谱法进行数据预处理，试验数据样本详情如表4.2所示。利用轴承座信号和部分机匣信号作为试验数据一起训练TL-CNN网络模型，然后用另外一部分机匣信号作为测试集输入到TL-CNN模型中，最后实现基于深度迁移学习的滚动轴承故障诊断。

表4.2 数据样本简介

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 轴承型号 | 故障类型 | 标签 | 训练样本 | 测试样本 | 工况/rpm |
| 轴承座信号 | SKF6206 | 正常 | A | 600 | 0 | 1800 |
| 内圈故障 | B | 600 | 0 |
| 外圈故障 | C | 600 | 0 |
| 滚动体故障 | D | 600 | 0 |
| 机匣信号 | SKF6206 | 正常 | A | 600 | 100 | 1800 |
| 内圈故障 | B | 600 | 100 |
| 外圈故障 | C | 600 | 100 |
| 滚动体故障 | D | 600 | 100 |

### 4.4.4 训练过程

基于深度迁移学习的滚动轴承故障诊断训练过程主要包括三部分。在训练过程中，通过最小化三个正则项来训练TL-CNN网络模型：1）源域样本的真实标签与预测标签之间的损失；2）目标域样本的真实标签与预测标签标之间的损失；3）从跨域数据中学习多层可迁移特征的MMD。具体的训练过程如下：

步骤1：在TL-CNN模型中，源域样本和目标域样本同时利用非线性特征映射函数学习可迁移的特征；

步骤2：利用MMD的非参数距离度量来衡量学习到的可迁移特征之间的分布差异；

步骤3：将学习到的可迁移特征的分布差异作为优化目标之一，用反向传播算法来训练非线性特征映射的参数，优化的目的是为了让学习到的可迁移特征分布差异最小化，从而使学习的特征具有较小的跨域差异；

步骤4：利用分类器对目标域中的数据样本进行分类，输出故障诊断结果。

### 4.4.5 诊断结果

图4.5和图4.6分别展示了在小样本下机匣故障数据的CNN 和TL-CNN模型训练过程的损失大小，由图4.5可知，CNN模型训练过程中很快产生过拟合，且CNN模型无法有效地适应学习可迁移特征的分布，同时无法有效地将目标域中的样本进行分类，导致滚动轴承故障诊断结果的效果十分差。由图4.6可知，基于TL-CNN模型的轴承故障诊断方法能够有效地避免模型训练过程产生过拟合问题，且由图4.7和表4.3可知，本章所提方法对于小样本故障数据下机匣微弱信号的故障识别率达到了91.48%，其诊断结果明显优于仅使用CNN的情况。

|  |
| --- |
|  |
| 图4.5 基于CNN模型训练损失图 |
|  |
| 图4.6 基于TL-CNN模型训练损失图 |
|  |
| 图4.7 基于TL-CNN的故障分类结果图 |

表4.3 基于TL-CNN的故障分类结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 所用方法 | TL-CNN | CNN |
| 故障识别率/% | 91.48% | 81.37% |

同时，图4.8给出了TL-CNN模型训练过程中第一层和最后一层网络层的特征聚类图。由图可知，第一层网络层提取的特征具有通用性，它的特征分类图显得比较杂乱无章；经过TL-CNN模型训练后，所学习的特征分布能够明显区分不同的故障类型。试验结果表明:TL-CNN模型不仅有效地适应了学习可迁移特征的分布，而且还有效改善了学习的不同数据可迁移特征之间的分布差异，进一步证明了对于小样本下机匣故障数据的情况下，迁移学习能够很好地解决目标域数据样本不足的问题，且能够取得较好的故障诊断结果。

|  |
| --- |
|  |
| (a) 第一层卷积层提取的特征分布图 |
|  |
| (b) 特征分类结果图 |
| 图4.8 基于TL-CNN模型的特征分类图 |

将滚动轴承不同故障类型的数据分别加上标签：正常状态-A、内圈故障-B、外圈故障-C、滚动体故障-D，最终TL-CNN模型通过计算测试数据集，自动给出诊断结果：滚动轴承是否有故障以及是那种故障，同时会输出判断滚动轴承为此状态的概率大小，当TL-CNN模型诊断结果与实际一致且概率大于0.90，即认为TL-CNN模型对于机匣信号的故障试验验证是成功的。TL-CNN对于小样本机匣微弱故障信号的诊断结果如下表所示：

表4.4 基于TL-CNN的机匣微弱故障信号诊断结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 测试样本序号 | 真实状态 | 诊断结果 | 评估概率 |
| 1 | A | A | 0.9512 |
| 2 | A | A | 0.9623 |
| 3 | A | A | 0.9547 |
| 4 | A | A | 0.9562 |
| 5 | A | A | 0.9438 |
| 6 | A | A | 0.9642 |
| 7 | A | A | 0.9573 |
| 8 | A | A | 0.9552 |
| 9 | A | A | 0.9513 |
| 10 | A | A | 0.9581 |
| 11 | B | B | 0.9231 |
| 12 | B | B | 0.93417 |
| 13 | B | B | 0.9218 |
| 14 | B | B | 0.9419 |
| 15 | B | B | 0.9365 |
| 16 | B | B | 0.9277 |
| 17 | B | B | 0.9135 |
| 18 | B | B | 0.9328 |
| 19 | B | B | 0.9285 |
| 20 | B | B | 0.9376 |
| 21 | C | C | 0.9513 |
| 22 | C | C | 0.9374 |
| 23 | C | C | 0.9427 |
| 24 | C | C | 0.9352 |
| 25 | C | C | 0.9418 |
| 26 | C | C | 0.9389 |
| 27 | C | C | 0.9422 |
| 28 | C | C | 0.9356 |
| 29 | C | C | 0.9388 |
| 30 | C | C | 0.9431 |
| 31 | D | D | 0.9217 |
| 32 | D | D | 0.9205 |
| 33 | D | D | 0.9117 |
| 34 | D | B | 0.9014 |
| 35 | D | D | 0.9163 |
| 36 | D | C | 0.9092 |
| 37 | D | C | 0.9058 |
| 38 | D | D | 0.9267 |
| 39 | D | D | 0.9227 |
| 40 | D | D | 0.9186 |

由表4.3可知，该模型的诊断结果大多都是与真实状态一致，但对于机匣信号中滚动体故障的诊断结果稍微差一些，原因可能是受传递路径的影响，机匣信号中的故障特性严重衰减，导致对于滚动体故障的诊断效果差点，而对于正常状态、外圈故障和内圈故障的诊断结果依然能够取得较好的结果，结果表明：TL-CNN模型对于小样本下机匣微弱信号的诊断能够取得较好的结果，证明了本章所提方法对于航空发动机机匣信号故障诊断的有效性。

## 4.5 本章小结

本章节提出了一种基于迁移学习与卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。通过使用来源域（轴承座信号）的诊断知识来识别目标域（机匣信号）的健康状态，所提出的方法能够学习具有较小跨域差异和较小类间距离的可传递特征。因此，与其他迁移学习方法相比，该方法有望获得更高的诊断准确性。试验结果表明：本章所提的TL-CNN模型能够有效地适应学习可迁移特征的分布，同时还能够有效改善所学习的不同数据可迁移特征之间的分布差异，它能够很好地解决机匣故障信号数据样本不足的问题，为航空发动机的在线监测与故障诊断提供了一种新的方法。

# 第五章 总结与展望

## 5.1 工作总结

滚动轴承作为航空发动机的关键部件，一旦发生故障极易导致飞行事故。因此，对于滚动轴承运行状态进行实时监测，尽可能早的发现滚动轴承早期故障的征兆对于避免航空发动机发生故障具有重要意义。本文对于航空发动机滚动轴承的智能故障诊断进行了研究，研究内容与结论如下：

（1）研究了针对航空发动机机匣微弱故障信号的故障诊断方法，提出了一种基于卷积神经网络与小波尺度谱的滚动轴承故障诊断方法。利用带机匣的航空发动机转子试验器进行故障模式试验，并且利用三种不同的数据预处理方法对试验数据进行预处理，将得到的图片作为卷积神经网络最擅长的二维矩阵输入，并且对矩阵图法、峭度图法、小波尺度谱法的诊断结果进行了分析，同时将其与SVM算法的诊断结果进行了对比分析。分析结果表明：卷积神经网络的故障诊断方法明显优于SVM，同时与其他两种数据预处理方法进行比较，进一步表明了卷积神经网络与小波尺度谱法的轴承故障诊断方法对于机匣微弱故障信号诊断的有效性。

（2）将卷积神经网络与迁移学习相结合，并应用于滚动轴承的故障诊断，针对服役环境下航空发动机很难采集到足够带标签的故障数据问题，迁移学习通过在源域与目标域中选取数据样本。通过在源域数据样本中学习特征，实现对于目标域的分类任务。分析结果表明:TL-CNN模型能够有效适应地学习可迁移特征的分布，而且还有效改善了学习的不同数据可迁移特征之间的分布差异，同时能够解决实际航空发动机机匣故障信号数据样本不足的问题。

## 5.2 工作展望

本文在航空发动机滚动轴承的故障诊断领域进行了相关的研究，但仍有不少问题有待于在进一步的研究中解决，例如：

（1）本文所采用的试验数据没有考虑样本分布不平衡情况，未来工作中将会充分考虑样本不平衡下的滚动轴承故障诊断方法研究。

（2）试验方面，本文主要采用SKF6206型深沟球型的滚动轴承，本文所提方法对于其他类型的轴承是否能取得相同的结果需要进一步的验证。例如可以采用航空发动机双转子试验器进行中介轴承的故障试验等。

（3）目前，有很多航空发动机滚动轴承的故障诊断技术，其中基于深度学习的故障诊断方法就有很多类，本文仅讨论了基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。未来工作中，将进一步考虑其他深度学习算法实现滚动轴承的故障诊断。

（4）本文所用的试验数据均是具有多种故障类型的数据，并没有进行一分类方法的智能故障诊断研究，在后续研究中，本文将进一步研究一分类情况下基于深度学习的滚动轴承故障诊断。

# 参考文献

1. 陈果, 李爱. 航空器检测与诊断技术导论[M]. 北京: 航空工业出版社, 2012.
2. 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.
3. Rai A, Upadhyay S H . A Review on Signal Processing Techniques Utilized in the Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings[J].Tribology International, 2016:S0301679X15006052.
4. 何正嘉, 李富才, 杜远,等. 小波技术在机械监测诊断领域的应用现状与进展[J]. 西安交通大学学报, 2001, 35(5):540-545.
5. Peng Z K, Chu F L. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2004, 18(2):199-221.
6. 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(2):362-367.
7. Yang Y , Yu D , Cheng J . A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM[J]. Measurement, 2007, 40(9-10):943-950.
8. ZVokelj M , Zupan S , Prebil I . Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using Ensemble Empirical Mode Decomposition method combined with Principal Component Analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4):1049-1067.
9. J.Antoni, Randall R B . The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2):308-331.
10. Zhang Y , RANDALL, R. B . Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(5):1509-1517.
11. Mccormick A C , Nandi A K . Cyclostationarity in rotating machine vibrations [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1998, 12(2):225-242.
12. 陈果. 滚动轴承表面损伤故障智能诊断新方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(1):44-49.
13. Altmann J, Mathew J. Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2001, 15(5):963-977.
14. Su W, Wang F, Zhu H, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2010, 24(5):1458-1472.
15. 唐贵基, 张穆勇, 吕路勇. 基于分段线性分类器的滚动轴承的故障识别[J]. 轴承, 2007, 10: 31-34.
16. 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.
17. 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(Complete):237-255.
18. Dragomiretskiy K , Zosso D . Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
19. Zhang M , Jiang Z , Feng K . Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 93(460):460-493.
20. Jérôme Gilles. Empirical Wavelet Transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.
21. 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:S088832701600100X.
22. Mcdonald G L , Zhao Q . Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution and Convolution Fix: Application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 82:461-477.
23. 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.
24. 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): 061009-061019.
25. Luo H, Qiu H, Ghanime G, et al. Synthesized Synchronous Sampling Technique for Differential Bearing Damage Detection[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 2010, 132(7):072501.
26. Antoni, Jér?me, Griffaton J , André, Hugo, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: Vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017:S0888327017300584.
27. 李兴林. 滚动轴承故障诊断技术现状及发展[C]// 2009全国青年摩擦学学术会议. 2009.
28. 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京:机械工业出版社, 1995.
29. 林桐, 陈果, 张全德,等. 航空滚动轴承振动特征的故障灵敏度分析与融合技术[J]. 航空动力学报, 2017, 32(9):2205-2218.
30. 张全德,陈果，等. 基于自组织神经网络的滚动轴承状态评估方法[J]. 中国机械工程, 2017，28(5)：550-558.
31. 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.
32. Shen Z, He Z, Chen X, et al. A monotonic degradation assessment index of rolling bearings using fuzzy support vector data description and running time[J]. Sensors, 2012, 12(8): 10109-10135.
33. 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.
34. 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.
35. Chen S L,Craig M,Wood R J K,et al.Bearing condition monitoring using multiple sensors and integrated data fusion techniques[C]// Proceedings of the Ninth International Conference in Vibrations in Rotating Machinery.Chandos，UK:2008:586-600.
36. 潘玉娜, 陈进. 小波包-支持向量数据描述在轴承性能退化评估中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4):164-167.
37. 汪瑾, 陈果, 王洪伟, et al. 基于后验概率SVM的航空发动机滚动轴承状态评估[J]. 轴承, 2015(05):59-63.
38. SAIDI L , BEN A J , FNAIECH F . Application of higher order spectral features and support vector machines for bearing faults classification[J]. ISA Transactions, 2015, 54:193-206.
39. HUANG R, XI L, LI X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(1):193-207.
40. 孙志军, 薛磊, 许阳明, et al. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012(08):11-15.
41. Chen Y , Chen Y , Wang X , et al. Deep learning face representation by joint identification-verification[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2014.
42. Hinton G E , Osindero S , Teh Y W . A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7):1527-1554.
43. Bengio Y, Lamblin P，Dan P，et al. [Greedy layer-wise training of deep networks](http://www.researchgate.net/publication/200744514_Greedy_layer-wise_training_of_deep_networks" \t "_blank)[J].Advances in Neural Information Processing Systems,2007,19:153-160
44. SOCHER R, HUVAL B, BATH B P, et al. Convolutional-Recursive Deep Learning for 3D Object Classification[R]. Lake Tahoe, Nevada:NIPS,2012.
45. LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G., Deep learning, Nature 521 (7553) (2015) 436–444.
46. 郑小霞, 陈广宁, 任浩翰, et al. 基于改进VMD和深度置信网络的风机易损部件故障预警[J]. 振动与冲击, 2019, 38(08):158-165+184.
47. Hinton G E， Osindero S， Teh Y W． A fast learning algorithm for deep belief nets［J］ Neural computation， 2006，18(7):1527 － 1554．
48. 敦泊森, 柳晨曦, 王奉涛. 基于稀疏自动编码器与FA-KELM的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2018, v.38(S2):320-324.
49. 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理(1):1-17,共17页.
50. 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报(6).
51. 王琳, 赵耀, 余静华, et al. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 农村经济与科技(14):303.
52. 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.
53. 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.
54. 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.
55. Tamilselvan P,Wang P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering & System Safety,2013,115(7):124-135
56. 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.
57. 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.
58. 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.
59. 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.
60. 吴春志, 江鹏程, 冯辅周, et al. 基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22):56-61.
61. 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, et al. 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.
62. 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.
63. 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.
64. 雷亚国，贾峰 ，周昕，等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健 康监测方法[J] .机械工程学报，2015，51(21):49-56.
65. SUN W, SHAO S, ZHAO R, et al. A Sparse Auto-encoder-Based Deep Neural Network Approach for Induction Motor Faults Classification[J]. Measurement, 2016,89:171-178.
66. ZENG X, LIAO Y, LI W. Gearbox fault classification using S-transform and convolutional neural network[R].Nanjing：International Conference on Sensing Technology. 2016.
67. 李恒, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19):132-139.
68. 宋鹏, 郑文明, 赵力. 基于特征迁移学习方法的跨库语音情感识别[C]// 第十三届全国人机语音通讯学术会议(NCMMSC2015). 2015.
69. 吴田军, 骆剑承, 夏列钢, et al. 迁移学习支持下的遥感影像对象级分类样本自动选择方法[J]. 测绘学报, 2014(9):908-916.
70. 张博, 史忠植, 赵晓非, et al. 一种基于跨领域典型相关性分析的迁移学习方法[J]. 计算机学报(7):22-32.
71. Pan S J，Yang Qiang.A survey on transfer learning [J] . IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering，2010，22(10):1345-1359
72. 庄福振, 中国科学院智能信息处理重点试验室, 庄福振, et al. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1):26-39.
73. 汪荣贵, 姚旭晨, 杨娟, et al. 基于深度迁移学习的微型细粒度图像分类[J]. 光电工程, 2019, 46(6).
74. 韩敏, 杨雪. 改进贝叶斯ARTMAP的迁移学习遥感影像分类算法[J]. 电子学报(9):2253.
75. Dai W , Chen Y , Xue G R , et al. Translated Learning: Transfer Learning across Different Feature Spaces[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 21, Proceedings of the Twenty-Second Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, December 8-11, 2008. Curran Associates Inc. 2008.
76. Zhu Y , Chen Y , Lu Z , et al. Heterogeneous Transfer Learning for Image Classification[C]// Aaai Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2011.
77. Xiang E W , Pan S J , Pan W , et al. Source-Selection-Free Transfer Learning[C]// IJCAI 2011, Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence, Barcelona, Catalonia, Spain, July 16-22, 2011. AAAI Press, 2011.
78. 沈飞，陈超等.奇异值分解与迁移学习在电机故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报，2017,30（1）：118-126
79. 陈超, 沈飞, 严如强. 改进LSSVM迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报(1).
80. 康守强, 胡明武, 王玉静, et al. 基于特征迁移学习的变工况下滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(03):138-146+329.
81. 王洪伟. 航空发动机滚动轴承故障诊断与预测关键技术研究[D]. 2015.

# 致 谢

时光荏苒，岁月如梭。转眼间，两年半的研究生学习生活即将结束了，而入学仿佛还是昨天的事情，初来乍到时的场景犹历历在目。此时站在毕业的门槛上，回首往昔，奋斗与辛劳成为丝丝记忆，甜美与欢快也都尘埃落定。南京航空航天大学以其优良的学习风气、严谨的科研氛围教我求学，以其博大包容的情怀胸襟、浪漫充实的校园生活育我成才。值此论文付梓之际，我谨向所有关心、帮助、支持、指导过我的师长、亲人和同学们表示最诚挚的感谢与最美好的祝愿！

首先，要感谢我的导师陈果教授！您渊博的专业知识，严谨务实的治学态度，孜孜不倦的求学态度，精益求精的工作作风，诲人不倦的高尚师德，平易近人、朴实无华的人格魅力对我影响深远。您不仅授我以鱼，同时授我以渔，在科研道路上为我抛砖引玉。虽历时三载，却赋予我终生受益无穷之道，在此我向我的导师陈果教授表示深切的谢意与祝福！

IDES研究室是一个温暖的大家庭，很高兴能够与你们一起共同学习和生活。感谢郝腾飞老师、李爱老师和于平超老师对我的帮助。感谢林桐师兄对我学术上的指导，带我走进人工智能的新世界！感谢关晓颖师姐和屈美娇师姐在我迷茫时给与的帮助。感谢刘彬彬师兄、谢阶栋师兄、於为刚师兄、贺志远、刘西洋、张杰毅、杨默晗、李栩进、李伦绪、赵紫豪、何超对我生活的照顾和学习上的帮助。感谢同门张旭两年半的共同成长与陪伴，手足之情，纵山水殊异，亦未敢忘！感谢我的室友杭书泽、徐礼鹏、张欢，你们的相伴让我不觉孤单。海内存知己，天涯若比邻。海上生明月，天涯共此时。人生贵相知，何必金与钱。

最后，我要感谢我的父母，是你们数十年来含辛茹苦的栽培才有今日的我，十月胎恩重，三生报答轻，养育之恩未敢忘！感谢我的舅舅和舅妈，是你们让我看到外面的大千世界，是你们给了我人生选择的机会。感谢我的姐姐，是你们一直默默支持我，让我坚持走到了今日。感谢表弟儿时的陪伴与共同成长。

再一次向所有曾经给予我关怀、支持和帮助的人们表示最诚挚的谢意！

张向阳

于南京

# 在学期间的研究成果及发表的学术论文

攻读硕士学位期间发表（录用）论文情况：

1、**Xiangyang Zhang**,Guo Chen. Rolling bearing fault convolutional neural network diagnosis method based on casing signal［J］.Jouranl of Mechanical Science and Technology（**已录用，SCI检索**）

2、**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（**已录用，EI检索，重要核心期刊**）

3、张旭，陈果，寸文渊，赵正大，陈雪梅，**张向阳**等. 管道CATIA图形特征的自动提取及接口技术研究［J］.航空计算技术（**已录用，核心期刊**）

攻读硕士学位期间申请专利情况：

1、张旭、寸文渊、陈果、赵正大、陈雪梅、金根、**张向阳**等. 管道装配偏差试验台及试验系统及基础激励下的试验系统（**已申请，专利申请号：CN110296798A**）.

攻读硕士学位期间参加科研项目情况：

1、国家自然基金（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.

2、国家科技重大专项（2017-ⅠV-0008-0045)，子课题：转子系统典型故障机理及诊断方法.