

硕士学位论文

论文题目：基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究

专业领域名称及代码：仪器仪表工程 085203

论文编号：

基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究

摘要: 滚动轴承广泛应用于高铁、航空航天、风力发电等领域，一旦滚动轴承发生故障，将直接导致机械设备无法正常工作，造成巨大的经济损失。因此，对于滚动轴承的状态监测与故障诊断一直是国内外研究的热门。本文针对滚动轴承故障诊断问题，开展以下研究工作：滚动轴承振动机理建模分析、利用振动信号分析方法进行滚动轴承故障特征提取、搭建卷积神经网络模型进行滚动轴承故障诊断和基于迁移学习滚动轴承故障识别。

对滚动轴承故障基础理论和滚动轴承故障的特征提取方法进行研究。基于滚动轴承的机械几何结构、载荷分布及滚动体数量，建立滚动轴承振动机理模型；使用振动信号分析方法从时域、频域和时频域三方面分析故障轴承振动信号，同时对西储大学轴承数据进行振动信号分析。

采用卷积神经网络结合时频分析的方法对滚动轴承进行故障诊断。采用短时傅里叶变换分析方法对滚动轴承振动信号进行处理，得到滚动轴承故障时频数据集；采用此滚动轴承数据集对卷积神经网络模型进行训练，并通过超参数实验确定卷积神经网络模型的参数；通过实测故障滚动轴承数据集验证该卷积神经网络模型的有效性。

使用迁移学习算法对卷积神经网络模型进行优化。构建各类滚动轴承数据集分为源域数据集和目标域数据集；使用源域数据集预训练卷积神经网络模型，得到具有共享轴承故障特征信息的卷积神经网络模型；使用目标域滚动轴承数据集微调卷积神经网络模型，实现滚动轴承故障诊断，且与其他算法对比验证了该方法的有效性。

关键词: 滚动轴承；卷积神经网络；迁移学习；故障诊断

分类号: TH17；UDC: 621

Research on Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Convolutional Neural Network

Abstract: Rolling bearings are widely used in high-speed rail, aerospace, wind power generation and other fields. Once a rolling bearing fails, it will directly cause mechanical equipment to fail to work normally, causing huge economic losses. Therefore, the condition monitoring and fault diagnosis of rolling bearings has always been a hot topic at home and abroad. This paper focuses on the fault diagnosis of rolling bearings, and carries out the following research work: modeling and analysis of rolling bearing vibration mechanism, using vibration signal analysis methods to extract rolling bearing fault features, building a convolutional neural network model for rolling bearing fault diagnosis, and rolling bearing fault recognition based on transfer learning.

The basic theory of rolling bearing failure and the feature extraction method of rolling bearing failure are studied. Based on the mechanical geometry of the rolling bearing, the load distribution and the number of rolling elements, the vibration mechanism model of the rolling bearing was established; the vibration signal analysis method was used to analyze the vibration signal of the faulty bearing from three aspects: time domain, frequency domain and time-frequency domain. Perform vibration signal analysis.

The convolutional neural network combined with time-frequency analysis is used to diagnose the rolling bearing faults. The short-time Fourier transform analysis method is used to process the rolling bearing vibration signals to obtain the rolling bearing fault time-frequency data set. This rolling bearing data set is used to train the convolutional neural network model, and the convolutional neural network model Parameters; The validity of the convolutional neural network model is verified by the measured faulted rolling bearing dataset.

The transfer learning algorithm is used to optimize the convolutional neural network model. Construct various types of rolling bearing data sets into source domain data sets and target domain data sets; use the source domain data sets to pre-train convolutional neural network models to obtain convolutional neural network models with shared bearing fault characteristic information; use target domain rolling bearing

data The set is used to fine-tune the convolutional neural network model to realize the rolling bearing fault diagnosis, and the effectiveness of the method is verified by comparison with other algorithms.

Keywords: rolling bearing; convolutional neural network; transfer learning; fault diagnosis

Classification: TH17; **UDC:** 621

目次

摘要	I
目次	IV
图清单	VI
表清单	VII
1 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 旋转机械故障检测技术的研究现状	2
1.2.2 滚动轴承故障特征提取研究现状	3
1.2.3 人工智能诊断技术研究现状	4
1.2.4 卷积神经网络及迁移学习的研究现状	5
1.3 本文的研究内容	7
2 基于振动信号特征的滚动轴承故障诊断	8
2.1 引言	8
2.2 滚动轴承故障机理研究	8
2.2.1 滚动轴承机械结构	8
2.2.2 滚动轴承失效形式	8
2.2.3 滚动轴承振动机理	9
2.3 滚动轴承故障模拟实验平台	12
2.4 滚动轴承振动信号分析	13
2.4.1 时域指标计算	13
2.4.2 频域特征提取	15
2.4.3 时频域特征提取	16
2.5 本章小结	24
3 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断	25
3.1 引言	25
3.2 卷积神经网络	25
3.2.1 卷积神经网络优化	26
3.2.2 卷积神经网络优化算法	27
3.3 卷积神经网络识别故障滚动轴承	29

3.3.1 基于 STFT 和 CNN 的滚动轴承故障诊断方法.....	29
3.3.2 数据集描述	30
3.3.3 卷积神经网络模型.....	31
3.3.4 滚动轴承故障诊断实例	35
3.4 本章小结.....	36
4 基于迁移学习的滚动轴承故障诊断	37
4.1 引言	37
4.2 迁移学习.....	37
4.3 基于迁移学习的轴承故障诊断方法	38
4.4 实验分析.....	40
4.4.1 数据集描述	40
4.4.2 预训练 CNN 网络模型	41
4.4.3 微调网络模型	42
4.4.4 与其他算法对比	45
4.5 本章小结.....	45
5 总结与展望	47
5.1 全文总结.....	47
5.2 展望	47
参考文献.....	49

图清单

图 2.1	滚动轴承基本结构	8
图 2.2	滚动轴承套圈截面图与径向弯曲振型图	10
图 2.3	滚动轴承刚度变化与滚子承载位置的关系	10
图 2.4	滚动轴承典型结构	11
图 2.5	西储大学滚动轴承实验装置	12
图 2.6	时域指标示意图	13
图 2.7	滚动轴承振动信号有效值指标	15
图 2.8	滚动轴承振动信号有效值指标(8 dB)	15
图 2.9	正常滚动轴承 FFT 分析	16
图 2.10	内圈故障滚动轴承 FFT 分析	16
图 2.11	小波包分解结构示意图	17
图 2.12	仿真信号波形	18
图 2.13	小波包分解后重构的信号	18
图 2.14	小波包分解分量的频谱图	19
图 2.15	小波包分解能量示意图	19
图 2.16	固有模态函数示意图	20
图 2.17	固有模态函数的频谱图	21
图 2.18	固有模态函数的峭度值计算	21
图 2.19	仿真信号的短时傅里叶变换	23
图 2.20	正常滚动轴承信号 STFT 变换	23
图 2.21	外圈故障滚动轴承信号 STFT 变换	24
图 3.1	卷积神经网络结构	25
图 3.2	基于 STFT 和 CNN 的故障诊断方法	29
图 3.3	基于 STFT 和 CNN 的故障诊断流程图	30
图 3.4	数据集增强技术	31
图 3.5	卷积核配置方式	32
图 3.6	优化器超参数实验	32
图 3.7	学习率超参数实验	33
图 3.8	带噪声数据集故障识别	34
图 3.9	实测滚动轴承故障诊断	35

图 3.10	各层特征二维可视化	36
图 4.1	迁移学习与智能诊断方法的异同	37
图 4.2	基于迁移学习的 CNN 框架	39
图 4.3	基于迁移学习的 CNN 故障诊断流程	39
图 4.4	预训练 CNN 模型	41
图 4.5	MMD 统计分析	42
图 4.6	目标域微调数据量实验	43
图 4.7	迁移诊断的数据特征分布可视化(A→G)	44
图 4.8	迁移学习诊断方法比较	45

表清单

表 2.1	滚动轴承失效形式	9
表 2.2	时域指标	14
表 3.1	动量随机梯度下降算法	27
表 3.2	梯度平方根算法	28
表 3.3	自适应梯度优化算法	28
表 3.4	STFT-CNN 参数设置	33
表 3.5	泛化性测试集组成	34
表 4.1	迁移学习数据集	41
表 4.2	CNN 参数设置	42
表 4.3	迁移学习实验	44

1 绪论

1.1 研究背景及意义

当代机器装备的发展呈现出大型、复杂结构及智能集成的趋势，机械装备的各部分集成程度和关联愈加密切，故一个重要部件出现损伤后若未被及时发现和修复就会引发整个机械系统的连锁反应，导致整个设备的毁坏，在造成企业经济损失的同时威胁相关工作人员的人身安全。滚动轴承作为旋转机械的基本零部件之一，广泛应用在交通、航空、石化等领域，据有关数据统计，由滚动轴承故障引发的旋转机械装备故障事故比例高达 30%^[1]。

由于滚动轴承工作在高转速、高负载、高温差等恶劣环境下，使得滚动轴承寿命大大缩减且呈现离散化的趋势，且滚动轴承的运转工作状态与机械装备的工作性能息息相关，一旦滚动轴承发生故障，其事故后果不堪设想。如 2013 年，D6242 次动车组上的某走行部滚动轴承外圈出现剥离现象，经及时检修排查故障避免了事故发生^[2]；2018 年，川航航班因机械故障实施紧急备降成都，庆幸 119 名旅客无一受伤。2019 年，巴西一风力发电场的 GE 风机因机械故障倒塌，而此机械设备使用年限不超过 10 年。机械故障诊断技术是针对机械装备运转工作状态进行监测与故障分析研究的技术方法，可以实现对机械装备早期的机械装备故障预防与维修，从而降低运营成本。如日本采用机械装备的故障诊断技术，使得设备事故发生率下降 75% 的同时节省 25~50% 的相关维修费用^[3]。可见，机械装备的工作运转状态的监测和故障诊断技术，保障了旋转机械设备运行的可靠性，延长了机器设备的寿命。

随着我国对于制造业的投入和扶持，2023 年的滚动轴承行业市场规模有望达到 3000 多亿元^[4]。则此巨大的应用市场规模驱使滚动轴承运转工作状态的监测与诊断技术成为研究热点，且国家自然科学基金委员会工程与材料科学部发布的《机械工程学科发展战略报告（2011-2020）》和《中国制造 2025》材料中指出，开展滚动轴承运转工作状态的智能监测和诊断技术研究，成为旋转机械装备领域故障诊断的发展方向^[5,6]。

滚动轴承故障诊断方法有声发射检测、温度检测、油屑检测、振动信号检测理和智能诊断方法等，其中振动信号分析法在实际工业应用中最为广泛。而智能诊断方法一般包括人工特征提取及选择和浅层分类器等三个步骤，但需要为不同的分类任务选择对应的敏感特征，实现滚动轴承故障诊断。近年来，深度

学习逐渐应用于机械故障诊断中，利用深度学习自适应提取输入数据的特征信息的优势，实现对滚动轴承的故障分类。本文将短时傅里叶变换和卷积神经网络结合起来实现滚动轴承故障诊断。首先，利用短时傅里叶变换处理滚动轴承振动信号，获取滚动轴承时频数据集；其次，结合卷积神经网络自适应提取故障特征的优势，实现对于滚动轴承的故障类型的模式识别；最后，利用迁移学习实现卷积神经网络模型的优化。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 旋转机械故障检测技术的研究现状

美国在 20 世纪 60 年代末，成立机械故障预防小组，进行故障检测技术研究^[3]。同时期，欧洲国家也开始相关的研究工作，例如丹麦 B&K 公司研发的振动分析仪器、瑞典 AGEMA 公司研究的实时热成像系统以及 SPM 公司研发的冲击脉冲技术^[7,8]。20 世纪 70 年代中期，D R Harting 提出“共振解调分析系统”发明专利^[9]。20 世纪 80 年代中期，P D McFadden 等人综合考虑滚动轴承的机械结构、转速及承载力分布等方面影响，建立单点故障的滚动轴承振动响应模型，为滚动轴承故障诊断提供了基础理论支撑^[10]。20 世纪 80 年代以后，随着科学技术的发展，科研人员研制出滚动轴承故障诊断的在线监测及专家系统，而专家系统需要为不同的分类任务选择对应的敏感特征，才可实现一定的诊断精度^[11]。

我国从 20 世纪 80 年代初开始对机械装备运行工作状态进行监测和故障诊断的技术研究工作，取得了丰硕的研究成果。从 1985 年设备故障诊断技术会议开始，我国各大高校、科研院所及各企业积极展开机械装备的故障诊断技术研究^[12]。如西安交通大学屈梁生院士将机械故障诊断理论结合多年的机械设备故障诊断经验，提出了全息谱理论，该理论依据振动信号的幅值、频率、相位信息，进行机械设备故障识别^[13]。上海交通大学陈进^[14]、湖南大学于德介^[15]等也对机械设备故障诊断技术进行研究，取得了丰硕的成果。

综上所述，国内的旋转机械故障检测技术较国外相比依然存在不小的差距，存在对旋转机械设备失效机理和新的检测技术等研究不够深入的问题。这是由于国内对于旋转机械故障检测领域投入的人力、物力和财力等相对不足，缺乏相关实验仪器和设备，科研与应用实践环节脱节，且没有连续性开发研究等造成的。近年来，旋转机械装备的故障诊断技术有两个研究方向，一个是基于振动

信号处理方法，用来提取旋转机械装备的故障特征信息来进行故障诊断；另一个是基于人工智能的模式识别方法，侧重于旋转机械装备故障类型的模式识别。

1.2.2 滚动轴承故障特征提取研究现状

20 世纪初的滚动轴承故障检测主要借助听音棒，以轴承运转时的声响判断轴承健康状态，此方法依赖检测人员的主观经验意识，可靠性差。随着时代的发展，新兴的滚动轴承故障检测技术有油液检测、温度检测、声发射检测和振动检测等^[16]。油液检测对润滑油中的金属颗粒成分进行分析，实现滚动轴承故障诊断。声发射检测利用滚动轴承运转时部件表面损伤点发出的声信号进行故障诊断，该方法需要昂贵设备，故不便于普遍推广。振动检测就是对滚动轴承振动信号进行分析，实现故障诊断，具有诊断结果准确、简单方便等优点，广泛应用于实际工程的机械装备故障诊断中。

振动信号分析包括时域指标计算、频域分析及时频域分析。时域指标主要计算滚动轴承振动信号时间序列的统计参数，如有效值、歪度、脉冲指标等。频域分析则是基于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)，包括频谱分析、倒频谱分析、细化分析、包络分析、全息谱分析等^[17]，通过分析频谱图实现滚动轴承故障。振动信号时频处理的方法包括经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)、局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)、Wigner-Ville、固有时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)、小波变换(Wavelet Transform, WT)、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)、高阶统计量等^[18,19]能够得到振动信号的时间频率信息，进行滚动轴承故障诊断。

皮骏提取滚动轴承振动信号的六个时域特征参量，将提取出的时域特征参量进行数据归一化，随后输入经 Bloch 球面量子遗传算法优化的极限学习机网络诊断模型中，实现滚动轴承故障诊断^[20]。孙伟使用最小熵反褶积对滚动轴承振动信号进行降噪处理，随后计算信号的包络信号并进行倒频谱分析，实现滚动轴承故障诊断^[21]。王奉涛使用对偶树复小波对滚动轴承振动信号进行分解，利用最大方差展开算法提取高维信号空间中的真实信号子空间，实现滚动轴承故障诊断^[22]。孟宗采用小波改进阈值法去除滚动轴承振动信号的噪声，随后对 EMD 分解出的固有模态函数进行边际谱分析，实现滚动轴承故障诊断^[23]。戚晓利用 VMD 分解滚动轴承振动信号，并通过瞬时频率均值选取有效分量并提取时域指标和小波包频带分解能量特征参数，输入至 K-means 分类器实现滚动轴

承故障类型的模式识别^[24]。杨蕊利用连续小波处理滚动轴承振动信号，结合峭度选择最优分析尺度进行小波系数的循环谱分析，实现滚动轴承故障诊断^[25]。

上述文献使用振动信号处理方法去除振动信号噪声的同时提取滚动轴承故障特征信息，实现故障诊断。而实际采集的滚动轴承振动信号常常混淆有噪声，使得时域指标难以表征滚动轴承运转工作状态，且滚动轴承振动信号也表现出强烈的非线性和非平稳性，致使基于傅里叶变换的频域分析方法不能提取出轴承振动信号的时变特征。

1.2.3 人工智能诊断技术研究现状

人工智能故障诊断通过学习大量带有标签的数据集，实现滚动轴承故障类型的模式识别。该方法的具体步骤为滚动轴承振动信号预处理、故障特征信息的提取、故障特征信息选择及降维处理、分类器的选择、故障分类与结果评估等。常用的人工智能及机器学习算法有朴素贝叶斯、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、K 最近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和深度学习等^[26]。下面以 ANN 和 SVM 为例介绍人工智能诊断的方法研究现状。

人工神经网络通过多个神经元相互连接构成整个网络模型，具有较强自学习和复杂非线性函数拟合能力。在 20 世纪 80 年代神经网络应用于滚动轴承故障诊断中，利用神经网络的自学习能力，实现对滚动轴承故障数据的自主学习和知识挖掘，在滚动轴承故障类别与轴承故障数据之间建立非线性映射关系，实现滚动轴承故障分类。但由于神经网络模型诊断过程不易理解，网络模型调参困难，同时神经网络训练容易陷入局部最优等问题，使得神经网络在滚动轴承故障诊断领域中的应用受到限制。李萌采用小波包分析对非平稳的故障滚动轴承信号进行分析，得到故障滚动轴承信号的频域能量特征，以此建立对应的样本集，输入 ANN 中进行训练学习，实现滚动轴承故障诊断^[27]。潘阳利用 LMD 处理故障滚动轴承振动信号，并计算乘积函数分量的能量特征，输入遗传算法优化的 ANN 中，实现滚动轴承故障诊断^[28]。冯玉芳利用量子蜂群算法优化 ANN 的初始化权值、阈值和隐含层神经元个数等，实现滚动轴承的故障诊断^[29]。

支持向量机在 20 世纪 90 年代以后被广泛应用于滚动轴承故障诊断，通过核方法将低维数据映射到高维空间中，通过最优超平面分类，是一种非线性分类方法，非常适合小样本分析。徐可利用改进的经验模态分解方法处理故障滚动轴承振动信号并提取出能量特征信息，送入经粒子群优化算法优化的 SVM 中

进行训练学习,实现滚动轴承故障诊断^[30]。杨宇采用双树复小波包方法处理滚动轴承振动信号,并提取重构信号的故障能量特征,输入由人工鱼群算法优化的 SVM,实现滚动轴承故障分类^[31]。李丛志采用精细复合多尺度散步熵提取出滚动轴承非线性故障特征,输入至 SVM 中进行滚动轴承故障诊断^[32]。胡晓依将滚动轴承振动信号输入至使用批量归一化和 Dropout 优化卷积神经网络模型中,逐层提取滚动轴承故障特征信息,最后结合 SVM 分类器实现不同类型、不同损伤程度的滚动轴承故障诊断^[33]。

尽管人工智能诊断方法在滚动轴承故障诊断领域中有着显著的效果,其中故障特征信息的敏感程度决定了该方法的性能,则故障特征提取过程需要掌握大量专业的振动信号处理知识及相关故障诊断专家的参与。且人工智能的滚动轴承故障诊断方法在面对复杂分类问题时,该网络模型的泛化能力受到一定的制约。尤其在面临多工况交替、多故障信息耦合以及模式不明的轴承故障问题时显得捉襟见肘。

1.2.4 卷积神经网络及迁移学习的研究现状

2006 年,Geoffrey Hinton 提出深度置信网络模型开启了深度学习的浪潮。深度学习经过 10 多年的发展,已逐渐应用于各行各业中。1989 年 Y Lecun 在贝尔实验室使用反向传播算法训练的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN),用于手写数字的识别^[34]。2012 年, A Krizhevsky 提出 AlexNet 深度卷积神经网络模型,获得 ILSVRC 比赛分类项目的冠军^[35]。2014 年, C Szegedy 提出 GoogLeNet 网络模型,通过引入 Inception 提高网络资源的利用效率,该网络比之前的网络结构有着更深的深度和宽度^[36]。2015 年,何恺明提出残差卷积神经网络 ResNet,通过引入残差学习,能够极大地增加网络的深度,但参数量却没有剧增,取得了高于人眼的图像识别率^[37]。2016 年至 2017 年, D Silver 团队的 AlphaGo 先后战胜了围棋手李世石与柯洁,其中 AlphaGo 是由两套 CNN 和一棵蒙特卡洛树组成^[38]。随着现代机械装备安装振动信号监测点数量得增多,信号采样频率的提高,以及机械设备振动数据采集总时长大的特点,使得机械设备状态监测领域进入大数据时代。而卷积神经网络结构具有稀疏连接和权值共享的特点,非常适用于大量数据的处理,可应用于滚动轴承的故障诊断。

卷积神经网络逐层卷积池化提取输入数据的特征信息,再经网络模型的卷积池化层的抽象组合,最终获得原始数据的平移、旋转和缩放不变的特征信息表示。周奇才采用多个改进的一维卷积核和池化层完成原始滚动轴承振动信号

的自适应特征提取, 然后结合全连接层实现滚动轴承故障诊断, 最后通过降维可视化分析说明模型在特征提取上的有效性^[39]。曲建岭首先将各类故障滚动轴承信号进行重叠预处理用于构建样本集; 然后, 将每个训练样本以某一尺度的时间步进行划分作为一维 CNN 模型的输入, 进行原始振动信号的自适应特征提取; 最后, 利用 Softmax 分类器输出诊断结果^[40]。郭亮提出构建一维深度卷积神经网络, 实现从原始振动信号到机械设备故障类别的深度映射; 然后, 在深度卷积神经网络中加入领域适配正则约束项, 实现不同机械设备监测数据间特征知识的深度迁移匹配; 最后实现机械设备健康状态的识别^[41]。肖雄将原始振动信号转换成二维灰度图像, 使用优化后的 CNN 来提取图像特征信息, 并对该网络模型的鲁棒性进行实验分析, 最后得到较高的分类精度^[42]。

卷积神经网络模型应用于机械故障诊断中时, 训练网络模型需要大量的标签样本数据, 会经常遇到在新的机械设备领域中样本数量不足, 而相近领域中却有着充足的数据样本的情况。且传统机器学习的训练和测试数据均需满足同分布的条件。而迁移学习(Transfer Learning, TL)可利用已有源域数据通过预训练网络模型和微调实验操作实现故障诊断, 可以解决训练过程中数据样本不足的情况。

S Shao 利用小波变换将机械设备振动信号转换为相应的时频图, 使用此时频图预训练 VGG 网络模型, 提取出基础的机械故障特征信息; 将标记好的时频图像用于微调 VGG 网络模型得到迁移模型; 最后使用包括感应电动机、齿轮箱和滚动轴承振动数据集验证该迁移模型的有效性^[43]。W Qian 提出一种改进的联合分布适应的迁移学习方法, 首先使用一种新的数据增强方法, 并加入一定强度的噪声来提高网络性能; 其次, 采用稀疏滤波来减小联合分布适应的输入维数; 最后, 利用联合分布适应方法提取共享特征, 并利用滚动轴承和齿轮箱的振动信号数据集进行实验, 验证该方法的有效性和适用性^[44]。陈淑英提出了一种基于迁移学习的多变量预测模型方法, 采用已知样本集建立基础变量预测模型, 利用少量的目标域已知样本更新基础变量预测模型, 建立迁移变量预测模型, 有效地解决小样本的滚动轴承故障诊断问题^[45]。

综上所述, 卷积神经网络方法和迁移学习方法已在机械故障诊断领域中有所应用, 通过建立不同层次结构的神经网络进行自学习、解释和分析输入数据, 同时根据输入数据特征自动调整和更新网络权重, 使得网络模型充分挖掘信号特征信息, 实现故障诊断。本文将结合卷积神经网络模型和滚动轴承时频分析两种方法, 时频分析方法可有效提取出滚动轴承故障特征信息, 卷积神经网络

可自适应提取滚动轴承的故障特征信息，实现滚动轴承故障诊断，并使用迁移学习算法对该卷积神经网络模型进行优化。

1.3 本文的研究内容

针对传统人工智能的滚动轴承故障诊断方法依赖于人工特征提取和诊断专业知识从而缺乏自适应性的缺陷，本文提出基于卷积神经网络及其迁移学习的滚动轴承故障诊断方法。采用 STFT 处理对滚动轴承加速度振动信号，得到滚动轴承振动信号时频数据集来训练 CNN 模型；最后使用验证集及实测滚动轴承数据集对该模型进行实验验证，并利用迁移学习算法优化该网络模型。本文的具体研究内容如下所示：

(1) 对滚动轴承的几何机械结构组成及其失效形式进行简介，并针对滚动轴承运转时各部件间的速度关系进行理论建模分析，计算出滚动轴承故障特征频率，为滚动轴承故障诊断提供基础理论支持；利用振动信号分析法对滚动轴承振动信号进行处理，其中使用 STFT 提取出的滚动轴承振动信号故障时频特征信息，为卷积神经网络模型进行滚动轴承故障诊断提供技术支撑。

(2) 对卷积神经网络的基础理论及其相关的优化算法进行简介；通过 CNN 的多个卷积池化模块自适应提取滚动轴承振动信号时频谱中的不同故障特征信息，结合 Softmax 分类器输出滚动轴承故障诊断结果；通过实验验证网络模型在多故障、变负载和变噪声等数据集中具有较高的诊断精度和良好的泛化性能。

(3) 介绍了迁移学习的基本理论知识，将初始滚动轴承故障特征数据集分为源域数据集和目标域数据集；利用源域数据集预训练卷积神经网络模型；在模型参数知识的迁移后经微调实验，得到目标域样本集合的诊断结果；且与其他方法性能做了对比。

2 基于振动信号特征的滚动轴承故障诊断

2.1 引言

本章对简要介绍了滚动轴承的基本机械结构及其失效形式，对滚动轴承故障机理进行建模分析，得到滚动轴承故障特征频率。利用振动信号处理方法对典型故障的滚动轴承振动信号进行分析研究。计算滚动轴承振动信号的时域指标，利用 FFT 实现频域分析，且进一步采用小波包 AR 能量谱、EMD 及 STFT 等方法分析滚动轴承振动信号。

2.2 滚动轴承故障机理研究

2.2.1 滚动轴承机械结构

滚动轴承一般包括四个基础的元部件，如图 2.1 所示。滚动轴承运转时内圈和轴颈过盈配合带动旋转轴转动，而外圈保持固定状态。保持架隔离滚动体使滚动体均匀分布在滚道上，而滚动体将部件间的滑动摩擦变为滚动摩擦。在实际工程应用中，随着滚动轴承速度和负荷的增加，造成滚动轴承部件间的摩擦增大、磨损日益严重及部件温升等问题，需要使用润滑剂来减小部件间的摩擦及磨损，延长滚动轴承的寿命，防止异物侵入滚动轴承内部。

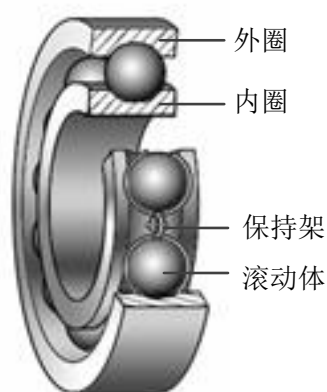


图 2.1 滚动轴承基本结构

2.2.2 滚动轴承失效形式

滚动轴承会因装配不当、润滑不良、受到侵蚀、负荷过载等问题导致滚动轴

承部件的损伤，且正常滚动轴承经过一定时长的服役，也会出现部件磨损情况导致滚动轴承服役时间的缩减。滚动轴承失效形式如表 2.1 所示。

表 2.1 滚动轴承失效形式

失效形式	失效原因
磨损失效	润滑不良或侵入杂质，导致套圈上出现凹坑
疲劳失效	润滑不良、对中不好和轴向负载过重，导致元件表面剥落坑的出现
腐蚀失效	化学腐蚀、电腐蚀和微振腐蚀，产生点蚀坑或腐蚀斑
断裂失效	载荷过大、转速过高、润滑不良或装配不善，导致滚动轴承直接失效
压痕失效	冲击载荷、热变形及杂质入侵，形成凹痕
胶合失效	保持架卡住和润滑不足，使得金属表面粘附在一起
保持架损坏	装配或使用不当、润滑不足和冲击负载，严重时滚动体卡死不能滚动

2.2.3 滚动轴承振动机理

(1) 滚动轴承的固有振动频率

滚动轴承元件出现缺陷后，在运行过程中会激发各个元件以其固有频率振动，例如钢球的固有频率(Hz)为

$$f_b = \frac{0.424}{r} \sqrt{\frac{E}{2\rho}} \quad (2-1)$$

式中： r 为钢球半径，m； ρ 为材料密度， kg/m^3 ； E 为弹性模量，Pa。

又如滚动轴承套圈在圈平面内的固有频率为

$$f_o = \frac{c(c^2 - 1)}{2\pi l^2 \sqrt{c^2 + 1}} \sqrt{\frac{EI}{K}} \quad (2-2)$$

式中： K 为套圈单位长度内的质量， kg/m ； c 为径向弯曲固有频率阶次； l 为轴线到中心轴的半径，m； I 为套圈截面绕中性轴的惯性矩， m^4 。

滚动轴承元部件间的缺陷由于接触所产生的冲击力，可激起滚动轴承元件的固有振动频率。图 2.2 为滚动轴承截面图与径向弯曲振动型图。

(2) 滚动轴承刚度引起的振动

滚动轴承运转时的元部件间承受的载荷分布呈现周期性变化，如图 2.3 所示。每个滚动体通过载荷中心线时，滚动体所承受的载荷分布发生变化相当于对滚动轴承座进行一定的激励输入，则此激励频率为滚动体在外圈的通过频率 f_{op} 。

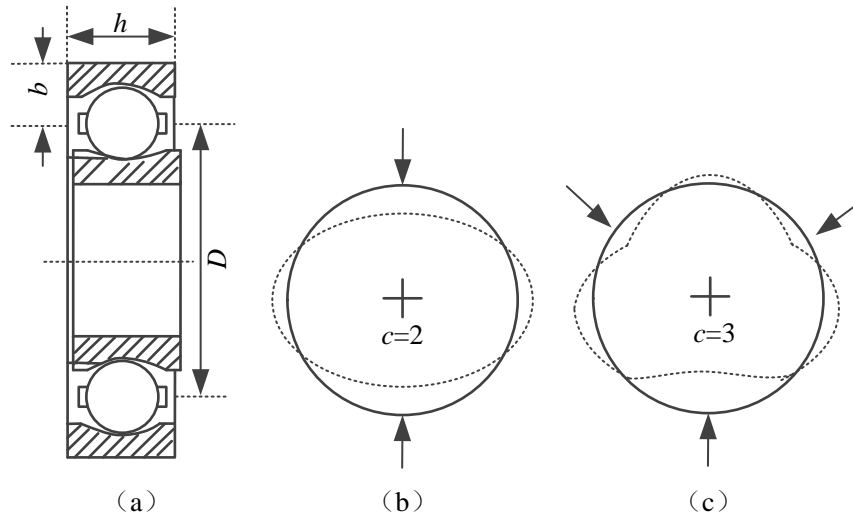


图 2.2 滚动轴承截面图与径向弯曲振型图

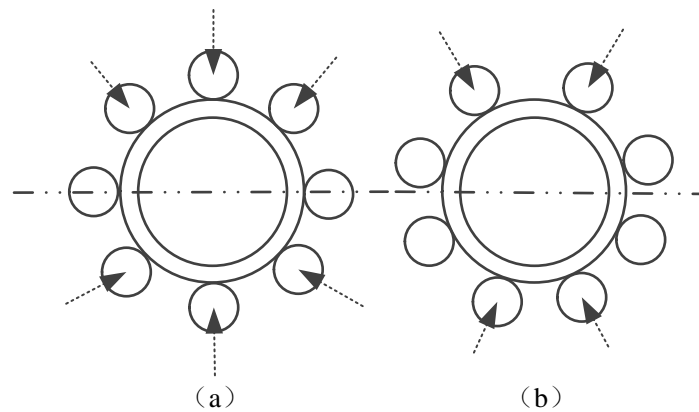


图 2.3 滚动轴承刚度变化与滚子承载位置的关系

(3) 滚动轴承运动特征频率

滚动轴承的故障特征频率可通过元件之间接触的速度关系模型求得，滚动轴承典型结构图如图 2.4 所示。

其中轴承节径(滚动体中心所在的圆)为 D ，滚动体直径为 d ，个数为 Z ，接触角为 α 。假设如下

- ① 内外圈与滚动体之间无相对滑动。
- ② 承受各向载荷时各元件部分无变形。
- ③ 内圈滚道旋转频率为 f_i 。

④ 外圈滚道旋转频率为 f_o 。

⑤ 保持架旋转频率为 f_c 。

滚动轴承运转时，滚动体在 A 点与内圈接触，在 B 点与外圈接触，则滚动轴承各点的线速度如下。

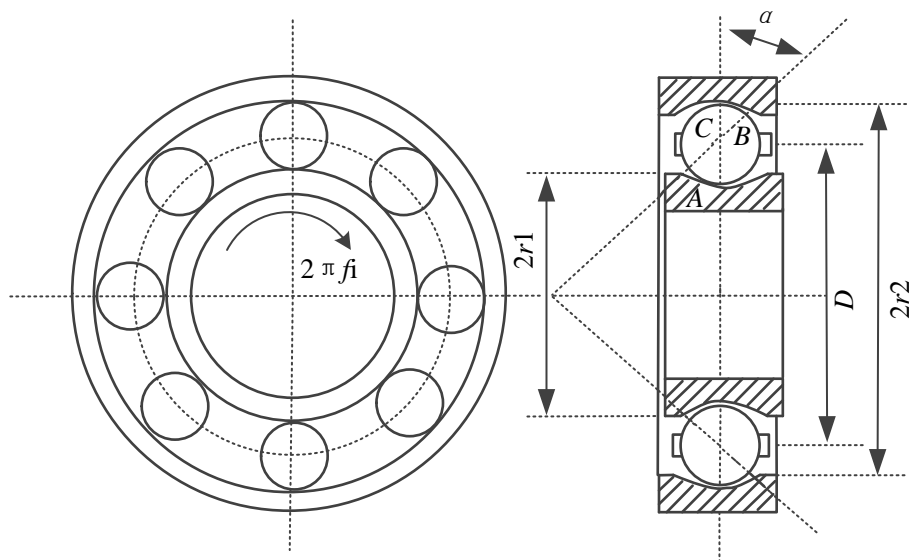


图 2.4 滚动轴承典型结构

A 点的线速度为

$$v_i = 2\pi r_1 f_i = \pi f_i (D - d \cos \alpha) \quad (2-3)$$

B 点的线速度为

$$v_o = 2\pi r_2 f_o = \pi f_o (D + d \cos \alpha) \quad (2-4)$$

且 C 点线速度为 A 点速度和 B 点速度和的一半，即

$$v_c = \frac{1}{2}(v_i + v_o) = \pi f_c D \quad (2-5)$$

则保持架旋转频率为

$$f_c = \frac{v_i + v_o}{2\pi D} = \frac{1}{2} \left[\left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) f_i + \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right) f_o \right] \quad (2-6)$$

单个滚动体在外圈滚道上的通过频率为

$$f_{oc} = f_o - f_c = \frac{1}{2}(f_o - f_i) \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \quad (2-7)$$

单个滚动体在内圈滚道上的通过频率为

$$f_{ic} = f_i - f_c = \frac{1}{2}(f_o - f_i) \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \quad (2-8)$$

滚动体的旋转频率之比与 $d/2r_1$ 成反比。则滚动体的自转频率 f_{bc} 为

$$\frac{f_{bc}}{f_{ic}} = \frac{2r_1}{d} = \frac{D}{d} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \quad (2-9)$$

$$f_{bc} = \frac{D}{2d} (f_i - f_o) \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2 \cos^2 \alpha\right] \quad (2-10)$$

这里定义滚动轴承内、外圈的相对转动频率为

$$f_r = f_i - f_o \quad (2-11)$$

一般情况下，滚动轴承外圈固定，内圈旋转，即 $f_o = 0$ ， $f_r = f_i - f_o = f_i$ ，而此时 f_r (轴的转速频率) 的值为

$$f_r = \frac{n}{60} \quad (2-12)$$

式中： n 为轴的转速，r/min。

考虑 Z 个滚动体，则滚动体在外圈滚道上的通过频率为

$$f_{op} = Zf_{oc} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) f_r \quad (2-13)$$

滚动体在内圈滚道上的通过频率为

$$f_{ip} = Zf_{ic} = \frac{Z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right) f_r \quad (2-14)$$

2.3 滚动轴承故障模拟实验平台

本文对美国西储大学的滚动轴承实验平台采集的滚动轴承振动信号数据进行处理，滚动轴承振动信号测试实验装置如图 2.5 所示。



图 2.5 西储大学滚动轴承实验装置

CWRU 滚动轴承实验装置包括电机、扭矩传感器、功率计和电子控制设备，实验滚动轴承电蚀出单点故障，共外圈、内圈和滚动体三种故障，故障直径有 7 mil、14 mil 及 21 mil。该故障模拟平台实验故障轴承安装到测试电机中，采用

不同的负载(0~3 hp)进行测试, 其中 0 hp 的电机转速为 1797 r/min。使用加速度传感器采集轴承振动信号, 采样频率 f_s 为 12 kHz。

选择负载为 0 hp 下点蚀直径为 7 mil 的各类故障滚动轴承振动信号数据, 其正常滚动轴承与各类故障滚动轴承振动信号时域波形图如图 2.6 所示。从图 2.6 可以看出正常滚动轴承振动幅值小于外圈故障、内圈故障及滚动体故障的振动幅值, 这是由于点蚀损伤的存在致使滚动轴承振动信号的脉冲冲击信号增多, 导致振动幅值增大。

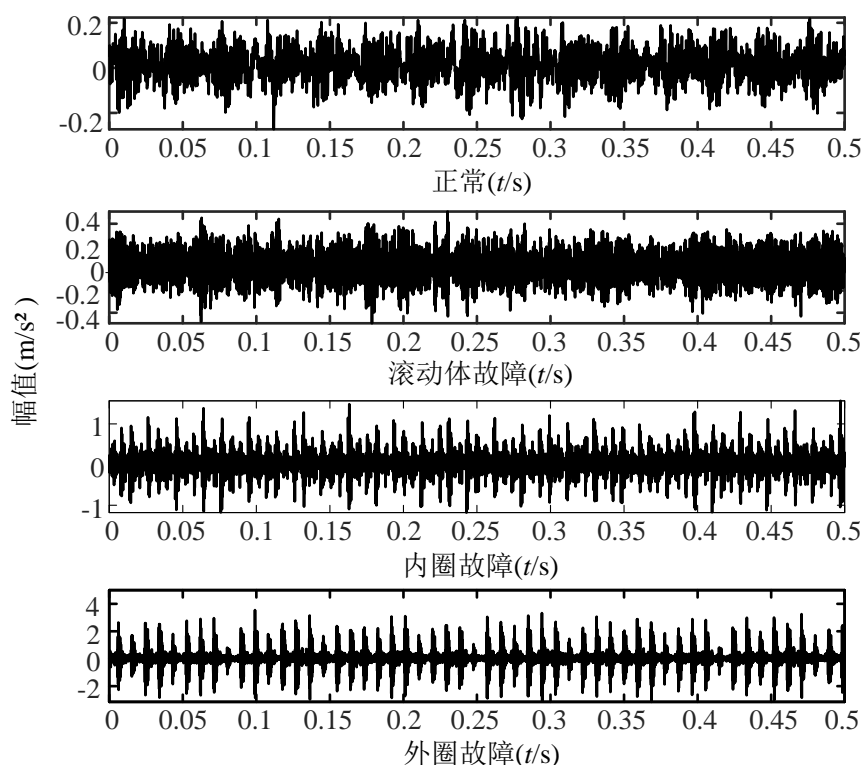


图 2.6 时域指标示意图

2.4 滚动轴承振动信号分析

2.4.1 时域指标计算

时域指标分为含量纲指标和无量纲指标, 含量纲指标与滚动轴承运行工作状态息息相关, 而无量纲指标只取决于故障发生的概率密度函数, 与滚动轴承的运行工况无关^[17]。有量纲指标会随着测试状态的变化而变化, 而无量纲指标具有不稳定的特点, 有可能随着轴承故障的加剧其值降低。对于时间序列 x_1, x_2, \dots, x_N , 振动信号的时域指标计算公式如表 2.2 所示。

在表 2.2 中, 均方根特征(有效值)表示信号的能量, 多用于评价滚动轴承振

动加速度信号的振动等级或烈度。峭度指标对冲击型脉冲信号敏感，可判断滚动轴承元部件之间的早期表面损伤。脉冲指标可用于检测振动信号中是否存在脉冲冲击性信号。滚动轴承振动时间序列的时域统计特征指标常用于表征滚动轴承的总体运转状态，可用于滚动轴承的故障趋势预报。

表 2.2 时域指标

时域指标	计算公式	时域指标	计算公式
均值	$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	歪度	$\alpha = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3$
均方根	$x_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	峭度	$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4$
方差	$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$	最小值	$x_{\text{min}} = \min\{x_i\}$
最大值	$x_{\text{max}} = \max\{x_i\}$	绝对平方幅值	$ x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
峰峰值	$x_{\text{p-p}} = \max\{x_i\} - \min\{x_i\}$	方根均值	$x_r = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right]^2$
波形指标	$s_f = \frac{x_{\text{rms}}}{ x }$	峰值指标	$C_f = \frac{x_{\text{max}}}{x_{\text{rms}}}$
峭度指标	$K_r = \frac{\beta}{x_{\text{rms}}^4}$	脉冲指标	$I_f = \frac{x_{\text{max}}}{ x }$
裕度指标	$CL_f = \frac{x_{\text{max}}}{x_r}$	歪度指标	$P = \frac{\alpha}{x_{\text{rms}}^3}$

滚动轴承振动信号的每个周期采样 400 个数据点，对每个样本振动信号(至少 2 个周期长度，选择样本信号长度为 1024 采样点)进行时域指标计算，共计算 50 条振动信号的有效值进行显示，包括正常、滚动体故障、内圈故障及外圈四类滚动轴承类型，现计算有效值时域指标，如图 2.7 所示，且与混入 8 dB 噪声的滚动轴承数据计算得到时域指标进行比较，如图 2.8 所示。

图 2.7 可以看出有效值可有效区分四类滚动轴承故障类型，其中外圈滚动轴承故障的有效值最大，正常滚动轴承的有效值最小，代表了外圈故障滚动轴承振动信号的幅值最大，其振动最为强烈。从图 2.8 可以看出外圈与内圈故障依旧可以明显区分出来，但滚动故障与正常滚动轴承振动信号因噪声的存在难以区分，而实际的滚动轴承振动信号中混叠有强噪声信号，使得采用时域指标的方法难以判断轴承的运转状况，且时域指标具有不能够指出频域信息的局限性。

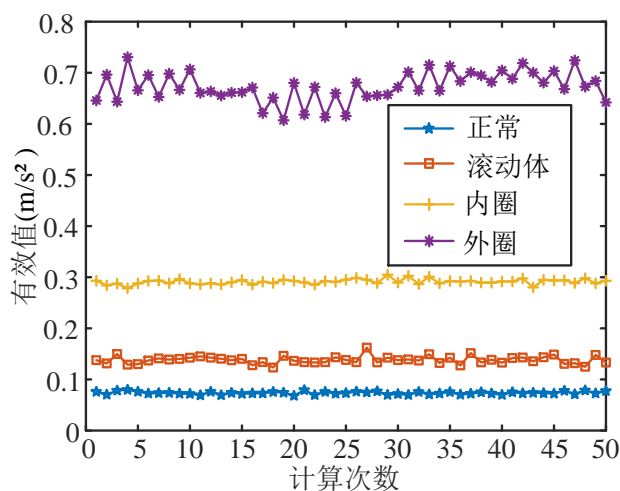


图 2.7 滚动轴承振动信号有效值指标

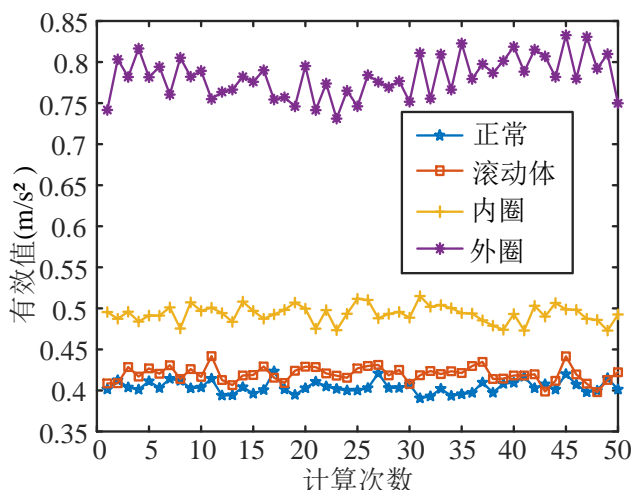


图 2.8 滚动轴承振动信号有效值指标(8 dB)

2.4.2 频域特征提取

通过 FFT 得到正常滚动轴承与故障滚动轴承的频率谱，且滚动轴承故障特征频率为 29.53 Hz(正常轴承)和 159.86 Hz(内圈故障)。则其 FFT 的频谱图如图 2.9 和图 2.10 所示。

从正常滚动轴承的频谱图 2.9 中可以看出，其频谱图中的频率成分很少，且频谱图中的主频为电机转频 30.42 Hz；而图 2.10 故障滚动轴承的频谱图中的频率成分复杂，且频谱图中的主频为滚动轴承内圈故障频率 159.3 Hz，说明了频域分析的有效性。滚动轴承振动信号的频谱图中的频率成分复杂，是由于故障滚动轴承不仅有着电机转动基频频率成分，还有故障特征频率成分及其调制频率等，使得故障特征频率附近出现丘状频带，加之轴承工作环境的强噪声等外

在因素造成的。导致故障滚动轴承振动信号频率成分结构更为复杂，不如正常滚动轴承频率成分纯净(只包含自身结构振动频率和电机基频)。以上种种因素使得故障滚动轴承的判别更为困难，且频域分析无法得到滚动轴承时频域信息，故应寻求更为全面反映轴承故障特征的方法进行滚动轴承故障诊断。

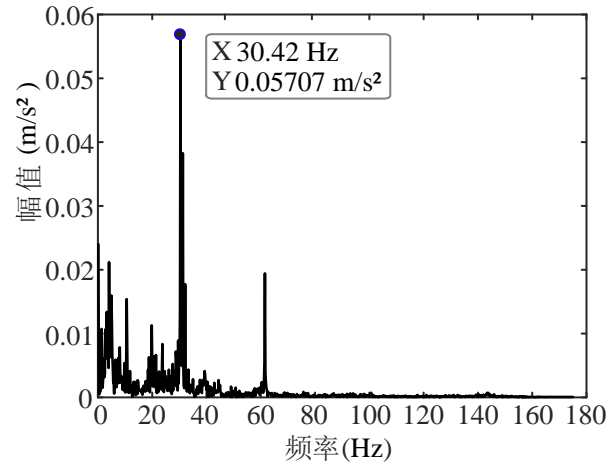


图 2.9 正常滚动轴承 FFT 分析

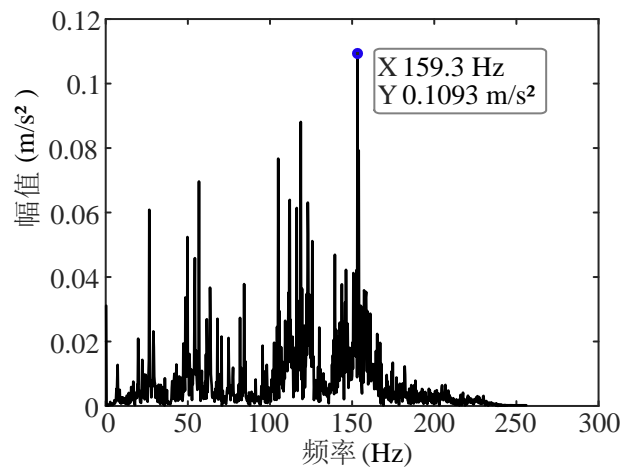


图 2.10 内圈故障滚动轴承 FFT 分析

2.4.3 时频域特征提取

随着科学技术的进步，针对上述时域指标及频域分析提供单一的滚动轴承故障诊断信息的缺陷，科学家给出了集成有时域和频域信息的时频域分析方法，主要有小波包分解、EMD 分解及 STFT 等。

(1) 小波包分解

小波包是一种时频局部化信号分析方法，同时对信号的高频部分和低频部分

进行自适应地分解^[46]。小波包时频分析方法的分解原理来自于多尺度分析的塔式算法，通过 $C_{j+1,k,n}$ 求 $C_{j,l,2n}$ 以及 $C_{j,l,2n+1}$ 实现的，具体分解算法为

$$\begin{cases} C_{j,l,2n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k h_{k-2l} C_{j+1,k,n} \\ C_{j,l,2n+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k g_{k-2l} C_{j+1,k,n} \end{cases} \quad (2-15)$$

式中： $C_{j,l,2n}$ 和 $C_{j,l,2n+1}$ 为下一层小波包分解结果； $C_{j+1,k,n}$ 为上层分解的结果； j 为尺度系数； l 为位置系数； n 为频率； k 为变量； h 和 g 分别为正交共轭低通和高通滤波器。以 3 层为例，小波包对信号分解结构如图 2.11 所示。

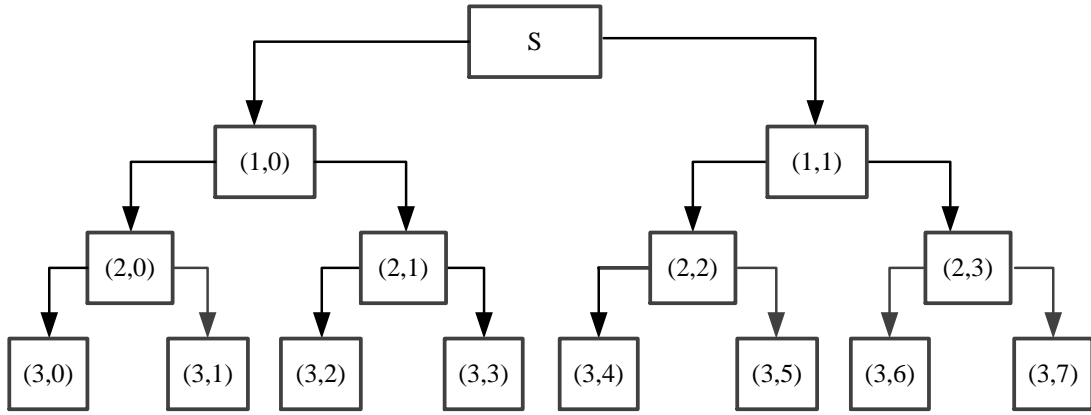


图 2.11 小波包分解结构示意图

现构造包括两种频率成分 20 Hz 和 200 Hz 的仿真加速度信号 s ，如公式(2-16)所描述。采样频率为 2000 Hz，采样点为 512 点，仿真波形图如图 2.12 所示。

$$s(t) = \begin{cases} \sin(40\pi t) & 0 < t \leq 0.128 \\ \sin(400\pi t) & 0.128 < t \leq 0.256 \end{cases} \quad (2-16)$$

对该仿真信号采用离散正交小波“db3”进行 3 层分解，得到 8 个小波包系数分量，其时域波形图如图 2.13 所示。采用 FFT 对前两个频带分量进行处理，得到的频谱图如图 2.14 所示。从图 2.14 中的频谱图可看出，小波包分解的第一个频带的主频为 20 Hz，第二个频带的主频为 201 Hz，吻合构造的仿真信号 s 的频率成分，验证了小波包分解可以分析出不同频带信息的特性。

现采用小波包方法对滚动轴承振动信号进行分解，并计算分解后的小波系数 AR 谱能量，如图 2.15 所示。可以看出正常滚动轴承经小波包分解后各小波系数的 AR 能量谱能量很低，而故障滚动轴承小波分解后的小波系数的能量谱能量很高，尤其对于外圈故障滚动轴承，其能量数值是正常能量数据的 1800 倍

之多，这是因为故障滚动轴承由于故障引起的冲击型脉冲信号的增多，而经小波包分解后的正常滚动轴承振动信号的 AR 谱能量指标很小，对比正常滚动轴承与故障滚动轴承振动信号的小波包分解的各个树节点的 AR 谱能量指标，可以将(3,2)和(3,6)树节点的能量作为判别滚动轴承运转状态的一个指标。

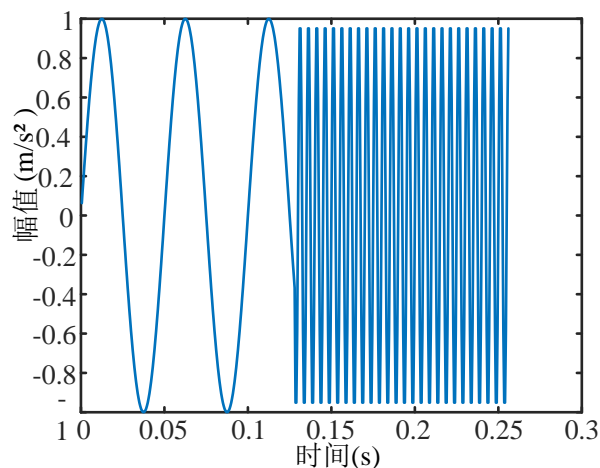


图 2.12 仿真信号波形

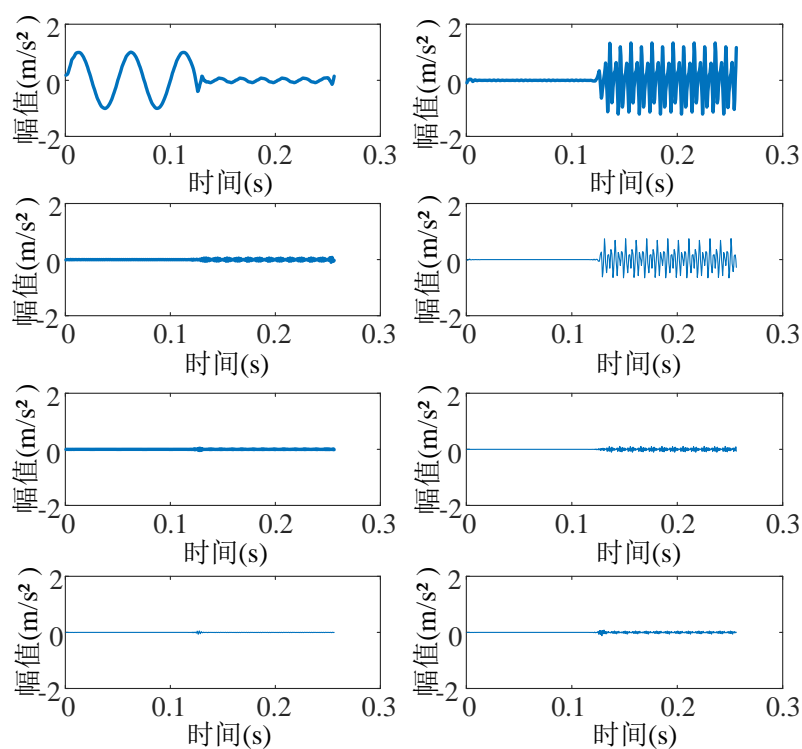


图 2.13 小波包分解后重构的信号

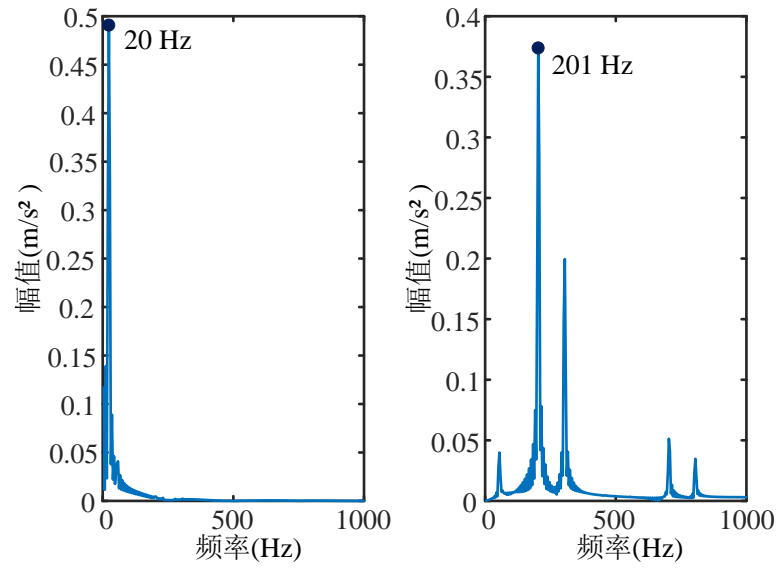


图 2.14 小波包分解分量的频谱图

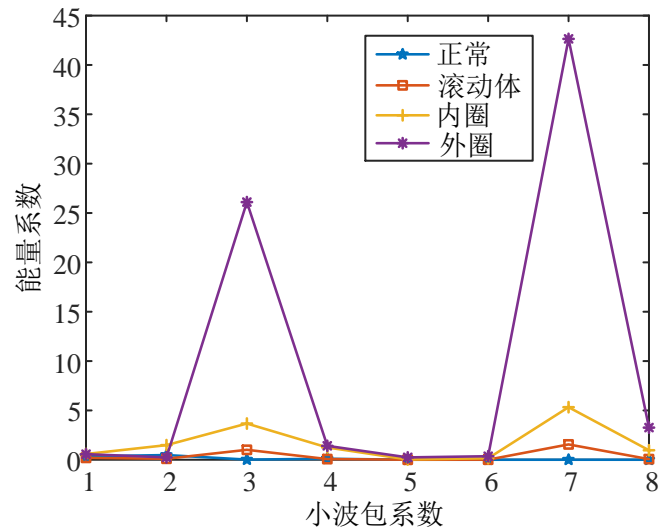


图 2.15 小波包分解能量示意图

(2) 经验模态分解

1988 年美籍华人 N. E. Huang 等人提出了经验模态分解方法, 对于非线性、非平稳信号的分析可以获得很高的信噪比^[47]。EMD 可自适应地从信号中分解出多个具有物理意义的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 且需要满足: 1) 振动时间序列的零极值点数目相等或相差为 1; 2) 对于振动信号中任意点的局部极大值和局部极小值点构成的包络线均值为零。则信号 $x(t)$ 的 EMD 分解步骤如下:

① 确定信号 $x(t)$ 上所有极值点，用三次样条曲线连接起来形成包络线。上下包络线的均值记为 m_1 ，数据 $x(t)$ 与 m_1 的差记为 h_1 则

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (2-17)$$

将信号 h_1 重复此过程至 h_1 满足 IMF 的条件，即为第一阶 IMF。

② 将 h_1 从 $x(t)$ 中剔除，得到差值信号 r_1 ，对 r_1 重复上述步骤直至不能再分离出 IMF 分量。则信号 $x(t)$ EMD 分解得到的表达式为

$$x(t) = \sum_{j=1}^n h_j(t) + r_n^t \quad (2-18)$$

式中： $r_n(t)$ 是残量，代表信号的平稳趋势，而 $h_j(t)$ 代表信号中不同频率段的成分。

Huang 等人提出通过限制标准差 S 的大小来确定 EMD 分解的停止标准，即

$$S = \sum_{k=1}^n \frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \quad (2-19)$$

式中： S 的值通常定在 0.2~0.3 之间。

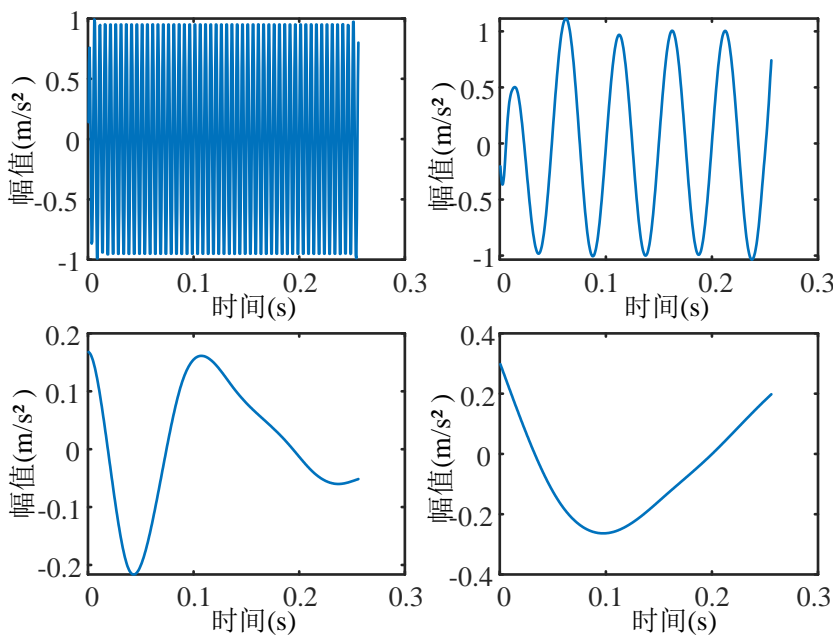


图 2.16 固有模式函数示意图

为验证 EMD 对于振动信号分析的有效性，现构造包括两种频率成分 20 Hz 和 200 Hz 的仿真信号，如公式(2-20)所描述。仿真信号的采样频率为 2000 Hz，采样点为 512 点，利用经验模态分解方法对该仿真信号进行分析，如图 2.16 所示。

$$s(t) = \sin(40\pi t) + \sin(400\pi t) \quad 0 < t \leq 0.256 \quad (2-20)$$

从图 2.16 可以发现，EMD 分解方法将仿真信号分解为 4 阶固有模态函数，前两个固有模态函数分别代表 20 Hz 和 200 Hz 两个频率信息。采用 FFT 对前两个固有模态分量进行处理，得到如图 2.17 所示的频谱图。从图 2.17 中可以看出，第一个固有模态函数的频谱图中的主频为 200 Hz，第二个固有模态函数的频谱图中的主频为 20 Hz，此两个分量的频率与仿真信号包含的频率相同。

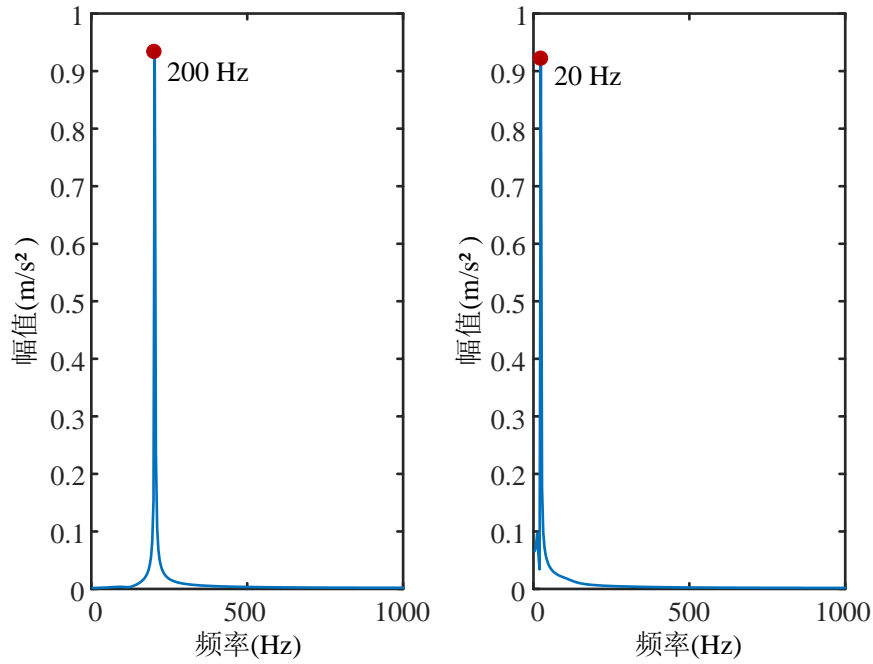


图 2.17 固有模态函数的频谱图

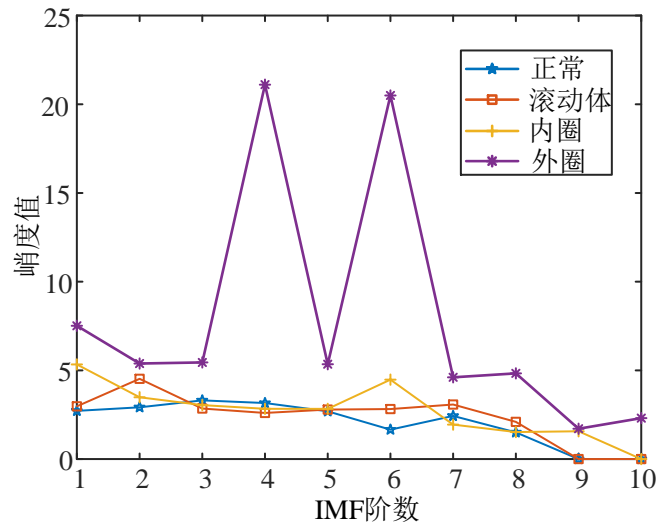


图 2.18 固有模态函数的峭度值计算

EMD 分解将振动信号分解为固有模态函数，现对西储大学滚动轴承振动信

号进行 EMD 分解，再对 IMF 分量进行峭度计算，由于信号的峭度值大于 3 时可以有效佐证该信号是否具有脉冲冲击信号特征，则对滚动轴承振动信号进行 EMD 分解后的各 IMF 分量的峭度值如图 2.18 所示，由于 EMD 是基于数据驱动的，正常滚动轴承振动信号和滚动体故障滚动轴承信号被分解为 8 个 IMF 分量，内圈故障滚动轴承振动信号分为 9 个 IMF 分量，外圈故障滚动轴承振动信号被分解为 10 个 IMF 分量，图中画出了 10 个 IMF 分量的峭度值，把正常、滚动体故障及内圈故障滚动轴承大于 IMF 分量数目的峭度值置零。通过观察图 2.18 可知外圈故障振动信号的 IMF 分量含有的冲击信号最多。

(3) 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换将一维故障滚动轴承振动信号变换成适用于 CNN 处理的二维时频特征谱，STFT 的窗函数是固定长度的，且假设窗函数在一定时间范围内均是平稳的，则以一定的重叠率移动此窗函数截取振动信号，从而计算出各个不同时刻的功率谱^[48,49]。窗函数一旦确定，短时傅里叶变换的分辨率也就确定了，且 STFT 的时频窗函数遵循 W. Heisenberg 不确定准则，即该窗口的面积需要大于等于 2。STFT 的运算公式为：

$$\text{STFT}_f(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) g^*(t - \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (2-21)$$

式中：\$f(t)\$ 为时域信号；\$^*\$ 表示复共轭；\$g(t - \tau)\$ 为中心位于 \$\tau\$ 时刻的时间窗口。

对于 STFT 选取好的窗函数能有效减少频谱泄露和谱间干扰，而窗的宽度则影响着时频域的分辨率：窗函数的窗口窄使得时频分析的时间分辨率较高，而频率分辨率较低，反之亦然。则时频域的分辨率为

$$E = \left\lceil \frac{N_s - N_d}{N_l - N_d} \right\rceil \quad (2-22)$$

$$G = \begin{cases} \frac{N_i}{2} + 1 & N_i \text{ 为偶数} \\ \frac{N_i + 1}{2} & N_i \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (2-23)$$

其中 \$E\$ 和 \$G\$ 分别表示 STFT 变换后的时间和频率分辨率，\$[\]\$ 为取整运算。\$N_s\$ 是参与 STFT 的振动时间序列长度，\$N_l\$ 是窗口宽度，\$N_d\$ 是窗函数重叠长度，\$N_i\$ 是 FFT 的数据量。则 STFT 的分辨率 \$D\$ 定义为

$$D = E \times G \quad (2-24)$$

由于 \$D\$ 值与 STFT 分析后的时频谱蕴含的信息量紧密相关，因此合理的 \$E\$ 和 \$G\$，可使噪声干扰减少。

为理解 STFT 对于振动信号分析的有效性,使用 STFT 处理小波包分析方法的仿真信号 s 如图 2.19 所示,可以看出,仿真信号的时频图中对应时间段内的频率分量,即 0~0.128 s 内对应的频率分量为 20 Hz, 0~0.256 s 内对应的频率分量为 200 Hz,由此可见 STFT 可有效提取振动信号的时频信息,具有简单直观的优点,且对比小波包分解和经验模态分解的时频分析方法,其性能更为优越。

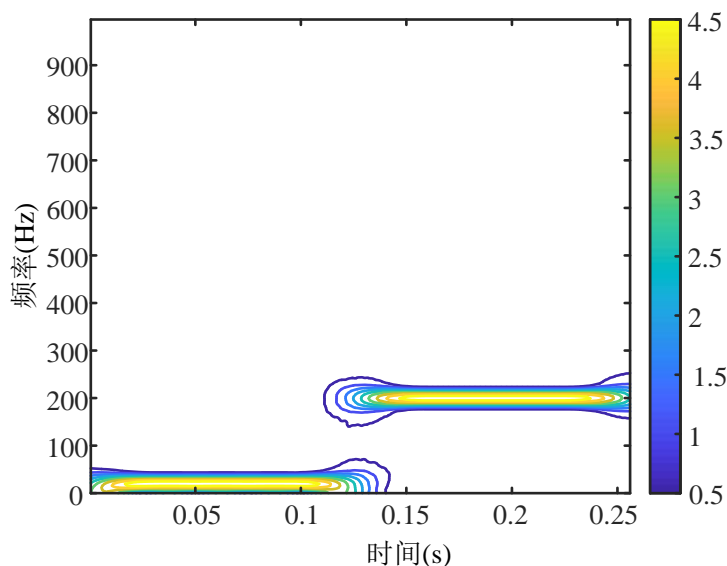


图 2.19 仿真信号的短时傅里叶变换

针对时域和频域分析无法全面展现滚动轴承故障特征信息的局限性,现采用 STFT 对滚动轴承振动信号进行分析得到时频谱图,如图 2.20 和图 2.21 所示。

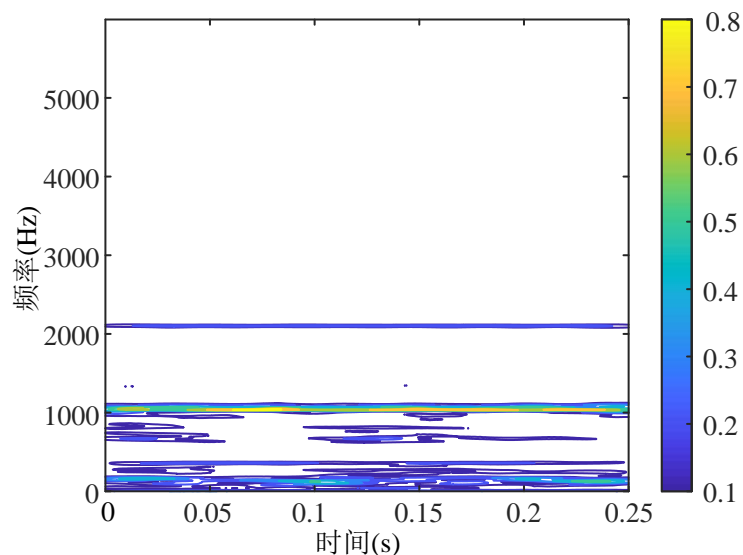


图 2.20 正常滚动轴承信号 STFT 变换

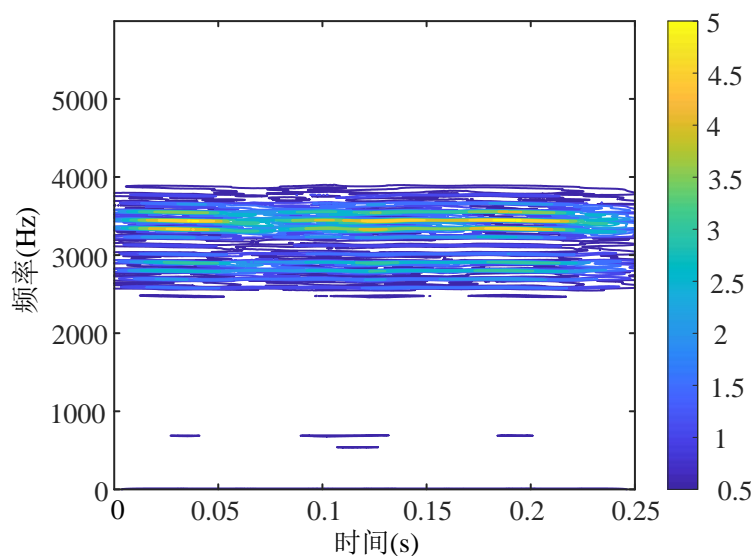


图 2.21 外圈故障滚动轴承信号 STFT 变换

从图 2.20 可以看出正常状态下滚动轴承信号的能量主要集中在 1000 Hz 之下，且 0~0.25 s 内的能量最大为 0.8。而图 2.21 的故障滚动轴承的时频图中能量都分布在 2500~4000 Hz 的频率范围内，且 0~0.25 s 内的最大能量值为 5，与对应的 STFT 分析正常滚动轴承时频谱图中的能量相比明显较高。由此可见时频图中包含了故障滚动轴承更加丰富的变化特征，具有简单直观的优点。

2.5 本章小结

本章对滚动轴承的机械结构组成及其失效形式进行介绍，对滚动轴承故障特征频率机理进行理论建模，为滚动轴承故障诊断奠定基础。随后对滚动轴承的时域指标有效值进行计算，指出时域指标抗噪声性能差的特性。利用 FFT 进行频域分析，但其无法兼备滚动轴承故障信号的时频信息。为全面提取滚动轴承故障特征，使用小波包 AR 能量谱分析、EMD 及 STFT 的时频分析方法进行滚动轴承故障特征提取，分析了各种方法优缺点，为滚动轴承状态监测与故障诊断提供了技术支撑。

3 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断

3.1 引言

本章将卷积神经网络应用于滚动轴承故障诊断领域中，且利用第 2 章的时频分析技术对滚动轴承振动信号进行分析，得到含有丰富故障特征信息的滚动轴承故障数据集，通过不同的超参数实验，得到一个适用于滚动轴承故障诊断的卷积神经网络模型。

3.2 卷积神经网络

卷积神经网络的现代雏形 LeNet 将卷积层和池化层相结合作为网络的基本结构，从输入数据中自动学习数据的层次特征，其中多个卷积池化模块将低层提取的特征进行抽象组合，在最后输出特征图后接上全连接层和分类器实现准确的分类。卷积神经网络一般包含卷积层、池化层和全连接层三层，并将卷积层和池化层结合起来形成卷积块，通过多个卷积块的堆叠，形成一个较深的体系结构。图 3.1 是一个典型的 2 个卷积块的卷积神经网络架构。

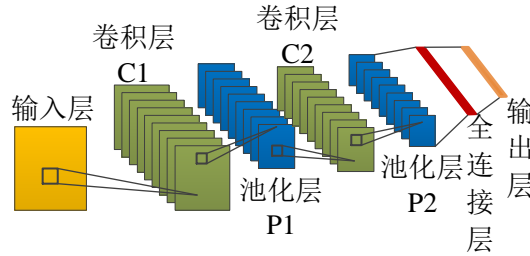


图 3.1 卷积神经网络结构

CNN 中卷积层通过多个卷积核检测二维数据中蕴含的各类抽象信息，且多个卷积核的设定是 CNN 权值共享的关键。卷积操作为

$$x_j^n = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{n-1} * w_{ij}^n + b_j^n\right) \quad (3-1)$$

式中： x_j^n 为 n 层 j 个元素； M_j 为 $n-1$ 层特征图的 j 个卷积区域； x_i^{n-1} 为 $n-1$ 层的元素； w_{ij}^n 为卷积核的参数矩阵； b_j^n 为偏置参数。 $f(\cdot)$ 为激活函数，即修正线性单元。

池化层对通过卷积核提取出的特征图进行聚合统计，实现图像从高层次到低层次的特征表达，减少了数据维度与网络参数。最大池化是最常用的池类型，

可以得到输入的最大值。

$$x^l = \max_{(i-1)l+1 \leq t \leq il} x^{l-1}(t) \quad (3-2)$$

式中： l 为池化局部区域的长度。

利用卷积池化模块不断地提取输入二维数据的特征信息，最后连接全连接层实现输入数据的分类目标，最后输入到 Softmax 得到分类结果。

$$x^l = f(w^l x^{l-1} + b^l) \quad (3-3)$$

式中： x^{l-1} 是展开的一维特征向量； w^l 为权重系数； b^l 为偏置项。

本文使用交叉熵函数损失函数，通过反向传播等算法最优化网络模型权值。交叉熵函数表达式如下

$$E = - \sum_{k=1}^n [d_k \ln y_k + (1-d_k) \ln(1-y_k)] \quad (3-4)$$

式中： n 为该类故障的样本数； d 为训练数据正确输出； y 为输出节点的输出值。

3.2.1 卷积神经网络优化

卷积神经网络在训练过程中有批量归一化 (Batch Normalization, BN) 和 Dropout 两种优化技巧，用来提高网络模型的抗噪音性和自适应性。批量归一化是一种正则化的方法，通过对每一小批次的数据进行标准化处理，使输出规范化为正态分布，使得网络模型的训练速度加快。Dropout 作为减小过度拟合的正则化方法，通过从网络模型中随机丢弃一些神经网络单元来实现，但存在着每次迭代只更新一部分参数，使得梯度下降变慢导致模型收敛速度下降的问题。

(1) 批量归一化

BN 作为优化深度卷积神经网络的有效技巧之一，通常加在卷积层或全连接层之后，激活函数之前，对卷积层或全连接层采样一批数据进行归一化处理。批量归一化可描述为

$$\hat{s}^l = y^l - u / \sqrt{\sigma^2 + \varepsilon} \quad (3-5)$$

$$z^l = \gamma^l \hat{s}^l + \beta^l \quad (3-6)$$

式中： $u = E(y^l)$ ，代表第 l 层神经元的平均输出值； $\sigma^2 = \text{Var}(y^l)$ ，代表第 l 层神经元的标准差； ε 为一小常数值用来防止计算机数值计算溢出； γ^l 和 β^l 分别为缩放和平移参数向量。

(2) Dropout 优化

Hinton 等人于 2012 年提出 Dropout 方法，即在卷积神经网络模型的一次训

练时的迭代中,对 CNN 模型中的神经元(数量为 N)以 P 概率随机剔除,使用仅存的 CNN 模型结构训练本次迭代数据。Dropout 可被描述为

$$r_j^l \sim \text{Bernoulli}(p) \quad (3-7)$$

$$\bar{y}^l = \frac{r_j^l * y_j^l}{p} \quad (3-8)$$

$$y_i^{l+1} = f(w_i^{l+1} \bar{y}^l + b_i^{l+1}) \quad (3-9)$$

式中: P 为神经元采样概率; r_j^l 遵循伯努利分布,以决定第 l 个卷积层的第 i 个卷积核是否被丢弃。

3.2.2 卷积神经网络优化算法

常用的卷积神经网络模型的优化算法有动量随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent with Momentum, Sgdm)、梯度平方根(Root Mean Square Prop, RMSprop)及自适应梯度(Adaptive Moment Estimation, Adam)三种优化算法。下面对三种 CNN 模型优化算法进行介绍。

(1) Sgdm 优化算法

动量随机梯度下降算法如下表 3.1 所示。随机梯度下降算法就是选择一条样本数据就训练一个数据,然后修改一次网络模型的权重,故在训练过程中会出现较强的随机现象。而动量随机梯度下降算法是为防止这种随机性现象提出的,在此算法中,每一步走多远依赖于过去的速度(各轮训练参数梯度的累加)和当前的力(梯度)。

表 3.1 动量随机梯度下降算法

动量随机梯度下降算法
初始化:
给定数据集 $X = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$, 数据集标记 $Y = \{y^1, y^2, \dots, y^n\}$, 初始速度 v , 随机采样数据大小 m , 训练周期 k , 学习器 $f(x; w)$, 初始学习率 α , 初始动量参数 β 。
训练:
For $i \leq k$
{
1、 随机采样 m 条数据: $\{(x^1, y^1) \dots (x^m, y^m)\}$
2、 计算采样数据平均梯度: $\nabla w = \sum_{j=1}^m \partial L(y^j, f(x^j; w)) / m \partial w$
3、 更新速度: $v = \beta v - \alpha \nabla w$
4、 更新参数: $w = w + v$
}

(2) RMSprop 优化算法

梯度平方根算法是对优化摆动幅度大问题的进一步优化,对 CNN 模型的权重和偏置使用微分平方加权平均数,消除了摆动幅度大的方向,使得各个维度的摆动幅度都较小,且能够让 CNN 模型的收敛速度加快,梯度平方根算法如表 3.2 所示。

表 3.2 梯度平方根算法

梯度平方根算法
初始化: 数据梯度 ∇w_i , 调节衰减量的超参数 β , 初始学习率 α , s_w 为损失函数梯度的累加和。
训练: { 1、 损失函数梯度的累加和 s_w : $s_w = \beta s_w + (1 - \beta)(\nabla w_i)^2$ 2、 更新参数: $w = w - \alpha \nabla w_i / (\sqrt{s_w} + \delta)$ }

(3) Adam 优化算法

自适应梯度优化算法综合运用动量的累计梯度和 RMSprop 算法的优势,利用动量方法来累积网络权重的梯度,结合梯度平方根算法让网络模型波动的幅度更小及加快网络模型收敛速度。自适应梯度优化算法如下表所示:

表 3.3 自适应梯度优化算法

梯度平方根算法
初始化: 数据梯度 ∇w_i , 调节衰减量的超参数 β , 初始学习率 α , s_w 为损失函数梯度的累加和。
训练: { 1、 损失函数梯度的累加和 s_w : $s_w = \beta s_w + (1 - \beta)(\nabla w_i)^2$ 2、 更新参数: $w = w - \alpha \nabla w_i / (\sqrt{s_w} + \delta)$ }

Sgdm 优化算法、RMSprop 优化算法和 Adam 优化算法在理论分析中都能够将 CNN 模型的损失函数收敛到给定损失曲面的不同的最优局部极小值。且从基础理论公式推导分析,可知 Adam 优化算法的性能较 Sgdm 和 RMSprop 优化算法的性能较好。但在具体的 CNN 模型优化算法选择时,还要根据实际的 CNN 网络模型训练测试实验结果来选择。根据一般的实际实验调参情况而言,动量法比 Adam 算法更容易找到比较平坦的最小值,而自适应梯度方法可迅速收敛于较尖的最小值。

3.3 卷积神经网络识别故障滚动轴承

3.3.1 基于 STFT 和 CNN 的滚动轴承故障诊断方法

针对“浅层学习”算法需要相关诊断经验的局限性,本文提出基于 STFT 和 CNN 的滚动轴承故障诊断方法,如图 3.2 所示。利用 PCA 对 STFT 分析后时频谱进行降维,随后输入至构建的卷积神经网络模型进行滚动轴承的故障诊断。

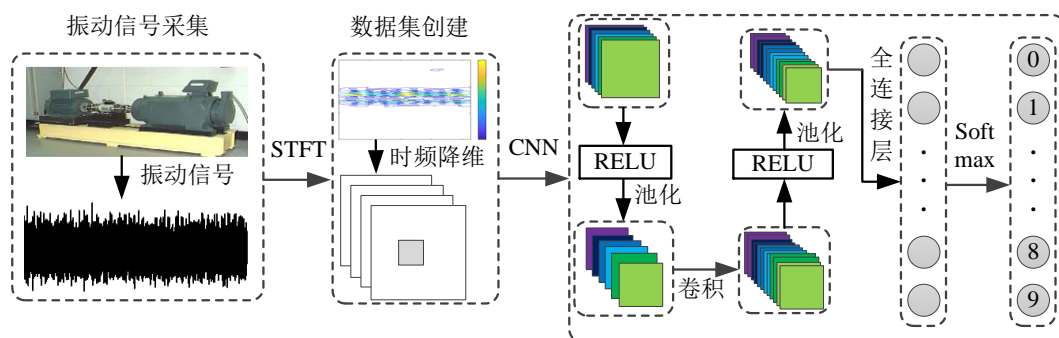


图 3.2 基于 STFT 和 CNN 的故障诊断方法

本文方法流程如图 3.3 所示,分为四个步骤:振动信号采集与扩充、信号短时傅里叶变换分析与 PCA 降维、CNN 故障诊断模型设计与训练、滚动轴承故障诊断。首先采用数据集增强技术对滚动轴承故障振动信号进行样本扩充,其次使用 STFT 对滚动轴承振动信号进行时频分析,并进一步将 PCA 应用到时频谱中,在保留重要故障信息的基础上实现时频谱维度的减小。将此低维数据输入 CNN 网络进行自主学习,实现轴承故障特征的自提取与诊断。

(1) 振动信号样本集扩充:以窗口长度为 n 点截取振动信号作为样本信号,使窗口移动步长小于单个样本的信号长度得到下一个样本数据,则长度为 l 的时域信号可以划分成 $N=(l-n)/s$ 个样本,其中样本的长度为 n ,窗口的移动距离为 s 。

(2) 样本信号 STFT 分析与 PCA 降维:对滚动轴承振动加速度样本信号进行 STFT 分析,得到样本振动信号的时频谱样本数据集,并分为滚动轴承训练样本数据集和滚动轴承测试样本数据集。

PCA 通过少数几个主成分解释多变量的方差,使其尽可能完整地保留原始变量的信息,且彼此间不相关,以达到简化数据的目的。由于高维的时频谱可造成 CNN 的难以训练和过拟合问题,这里使用 PCA 降维对滚动轴承振动信号的二维时频谱进行特征降维。

(3) 卷积神经网络故障诊断模型设计与训练：使用训练集进行 CNN 模型训练，经调试相关卷积核大小，卷积核数目和学习率等超参数，获得性能较好的 CNN 模型。

(4) 滚动轴承故障诊断：通过故障滚动轴承实例验证基于 STFT 和 CNN 的滚动轴承故障诊断模型的有效性。

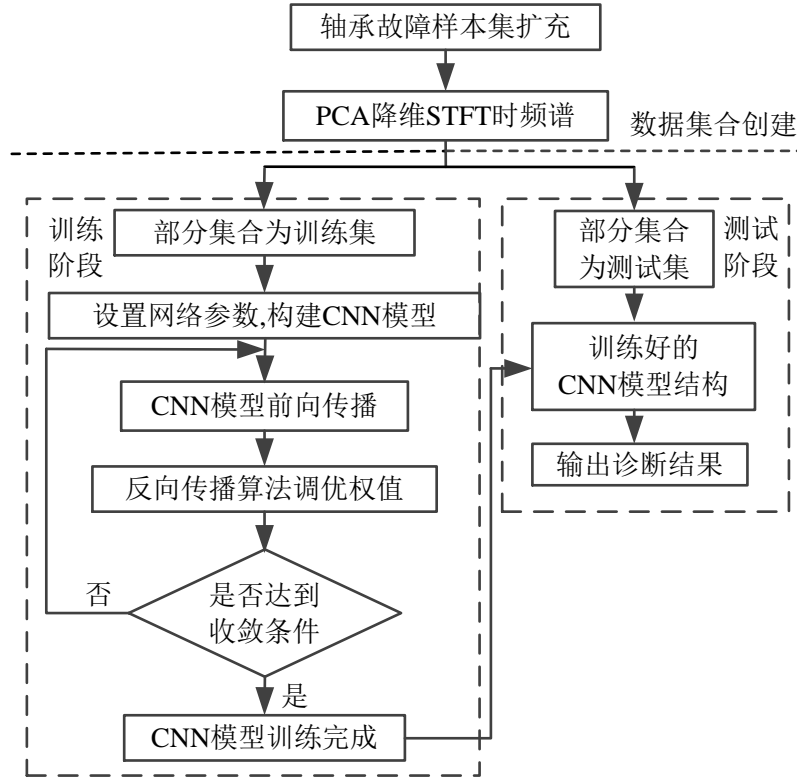


图 3.3 基于 STFT 和 CNN 的故障诊断流程图

3.3.2 数据集描述

本文使用美国西储大学的开放滚动轴承数据库数据进行实验分析，CNN 模型训练与测试数据集 1 由 1 hp 下转速 ω 为 1797 r/min 的 10 种不同故障类型的滚动轴承数据组成，分别为正常状态振动信号数据、3 种不同损伤程度的滚动体故障振动信号数据、内圈故障振动信号数据和外圈故障振动信号数据，每类振动信号样本数据以 50% 的重叠率进行分割实现振动信号样本集扩容，如图 3.4 所示。为简化 CNN 模型的结构参数，采用 PCA 对短时傅里叶变换后的振动信号的二维时频谱矩阵(512×1024)进行降维，经计算累计贡献率，取前 8 个主成分即可保留原时频矩阵的 95% 的信息。为方便 CNN 输入和训练，将时频矩阵 reshape 为 64 阶矩阵。数据集 1 选择负载 1 hp 下每类滚动轴承故障类型 400 个样本数

量集，共计 4000 个样本，并随机选择 80% 的数据进行模型训练，20% 进行模型测试。

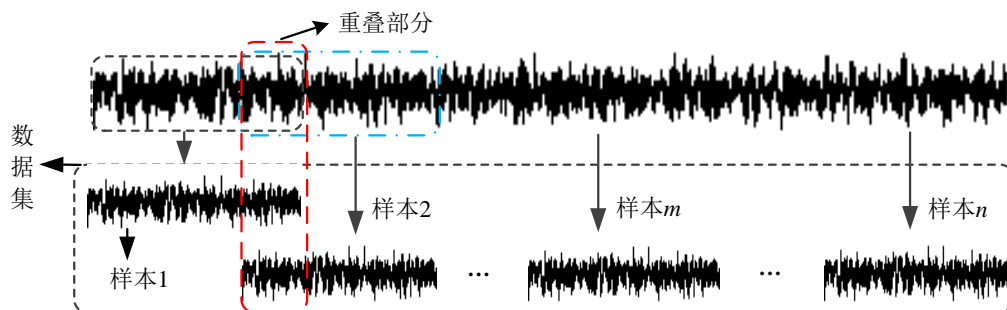


图 3.4 数据集增强技术

3.3.3 卷积神经网络模型

CNN 模型进行滚动轴承故障诊断时需先进行相关超参数实验，来最优化 CNN 模型，使得滚动轴承故障诊断 CNN 模型性能良好。CNN 模型通过实验确定的超参数有每个卷积层含有卷积核数目及卷积核大小、优化器类型及学习率。

(1) 卷积层参数超参数实验

CNN 模型中的卷积层的超参数为卷积层数目、卷积核的数目及大小。若增加卷积层的数目，会增加模型训练时间和相关的权重参数。考虑本文的时频谱训练样本数目与维数均较小的情况下，训练复杂的 CNN 模型不仅浪费时间而且可能会引起过拟合问题。则在固定卷积层数目为 2 层，考察不同卷积核配置方式和训练时间对分类准确率的影响。CNN 卷积核大小一般设为奇数从而使得图像中心信息和卷积时图像填充后的对称。卷积核数目设置按照 16 的倍数倍增。将卷积层 C1 和 C2 的卷积层数目、卷积核大小作为变量，并定义取值范围为

{‘C1’: 16, 32, 64, 128, 256; ‘C2’: 16, 32, 64, 128, 256; ‘卷积核大小’: 3×3, 5×5, 7×7; }

这些参数以遍历的方式组合，使用指标 $\text{Score} = \text{Accuary} / (\text{Loss} \times \text{Time})$ 评估 CNN 模型，其中 Accuary 为样本识别准确率，Loss 为损失函数值，Time 为 CNN 训练及识别时间。在识别正确率高、训练时间短和损失函数小的原则下，考虑 Score 指标确定最优的网络结构，实验结果如图 3.5 所示。图中横坐标(16, 32)为第一层卷积核数目为 16，第二层卷积核数目为 32；纵坐标(5×5, 3×3)为第一层卷积核大小为 5×5，第二层卷积核大小为 3×3。可确定卷积核配置方式为(32,64)和(7×7, 5×5)。

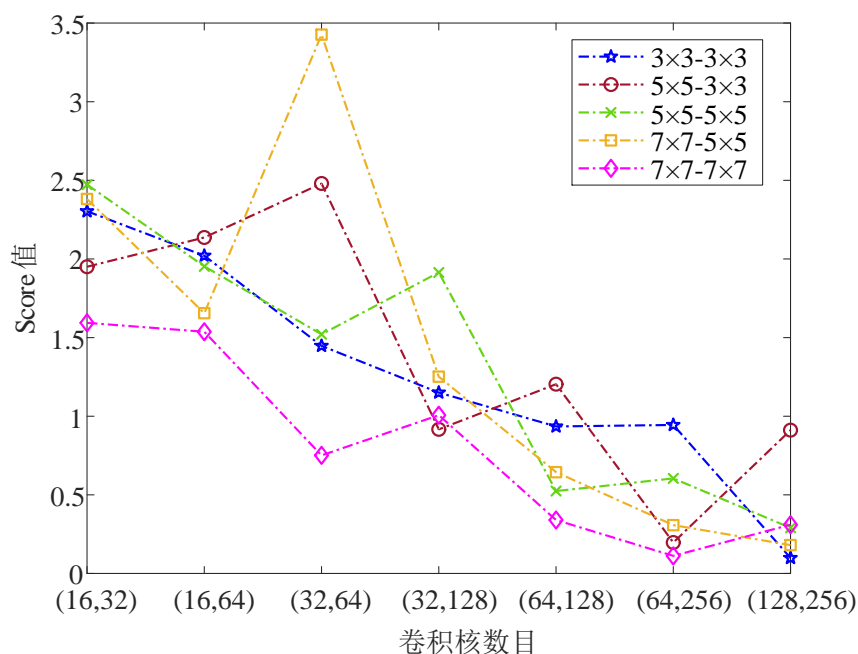


图 3.5 卷积核配置方式

(2) 优化器超参数实验

本文使用 RMSprop、Sgdm、Adam 三种 CNN 模型的优化算法进行实验，以滚动轴承故障诊断率作为评价指标，实验中的学习率均设置为 0.001，实验结果如图 3.6 所示。通过对比各自优化器的最佳分类结果，采用 Sgdm 优化器。

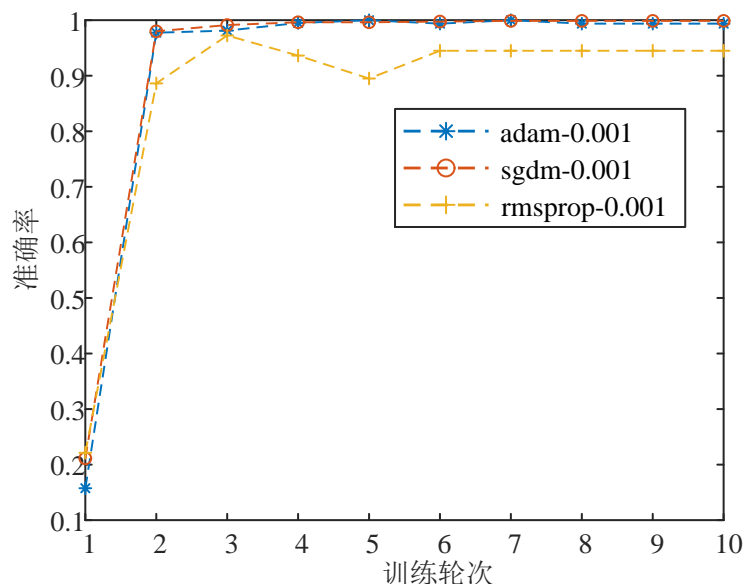


图 3.6 优化器超参数实验

(3) 学习率超参数实验

本文在选择 Sgdm 优化器的同时考虑学习率设置对于实际收敛速度的影响, 设置学习率分别为 0.01、0.001 和 0.0001 进行超参数实验, 以故障诊断率作为评价指标, 实验结果如图 3.7 所示。图 3.7 中通过对比各自学习率的故障诊断率曲线, 可知学习率为 0.001 时该 CNN 网络模型具有更好地故障诊断准确率, 则网络模型的学习率设置为 0.001。

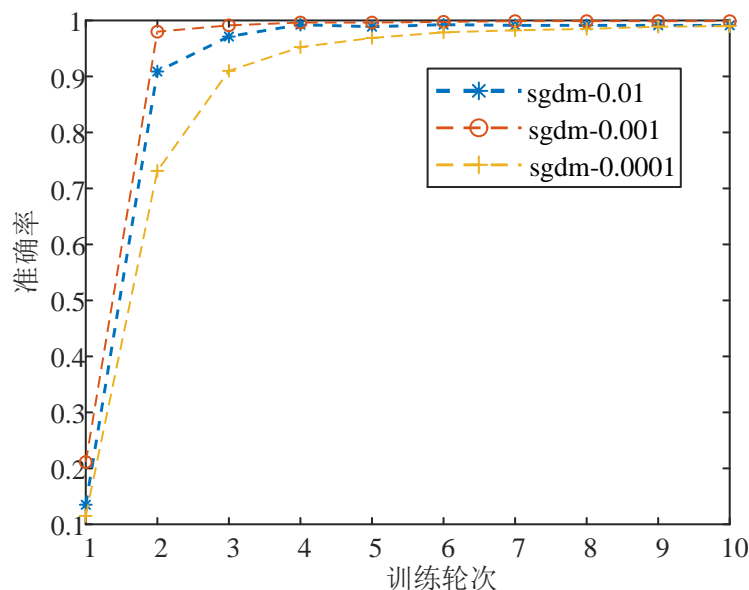


图 3.7 学习率超参数实验

(4) 鲁棒性分析

基于 STFT-CNN 网络模型参数如表 3.4 所示。

表 3.4 STFT-CNN 参数设置

参数名称	参数值
卷积层数	2
池化层数	2
卷积核尺寸	7×7, 5×5
池化尺寸	2
优化器	Sgdm
优化器学习率	0.001
卷积层神经元数目	(32,64)

滚动轴承工作在实际旋转机械设备中时, 其承受的载荷会因旋转机械工况的改变而发生变化, 故需要对提出的 STFT-CNN 模型泛化性能进行实验验证。

上述卷积神经网络模型训练和测试实验均采用负载为 1 hp 的不同故障滚动轴承及不同缺陷直径数据，而 CNN 是一种基于数据驱动故障诊断方法，数据类型越全面故障诊断效果越好。现采用不同负载不同缺陷滚动轴承数据及正常滚动轴承数据共计 2000 个作为训练测试数据集 2，如表 3.5 所示。模型参数设置与表 3.4 一致，在 1 hp 训练集下的变负载测试集准确率为 26.5%，说明 1 hp 训练集下 CNN 提取的特征不能排除负载变化的影响；在将变负载数据集 2 输入至 CNN 学习，得到对滚动轴承变负载工况不敏感的故障特征，变负载测试集 CNN 分类准确率为 100%，可有效识别不同转速下滚动轴承故障形式。

表 3.5 泛化性测试集组成

负载(hp)	内圈缺陷(mm)	滚动体缺陷(mm)	外圈缺陷(mm)
1	0.18	0.18	0.18
2	0.36	0.36	0.36
3	0.54	0.54	0.54

在实际工况中采集的滚动轴承振动加速度信号中混淆有严重的噪声，为测试 CNN 模型的抗噪声鲁棒性，现构造一个包含噪声干扰在内的数据集进行实验测试。将白噪声注入到原始振动信号中，信噪比定义如下

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right) \quad (3-10)$$

式中： P_{signal} 和 P_{noise} 分别为原始信号的功率和注入噪声功率。

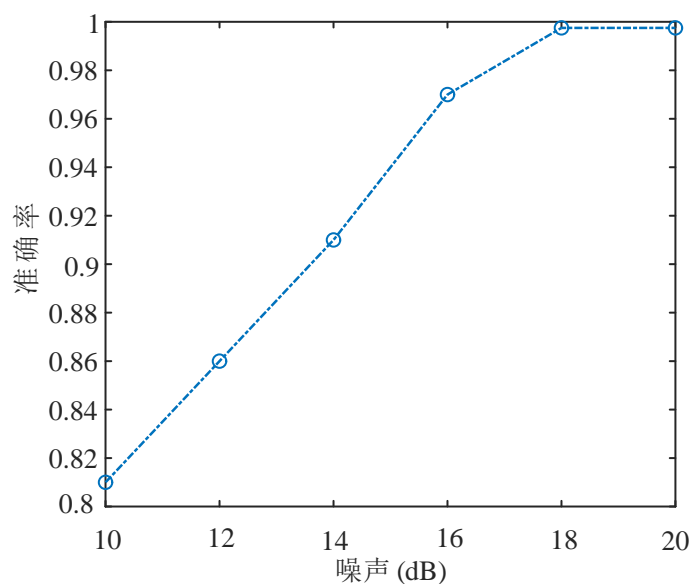


图 3.8 带噪声数据集故障识别

将数据集合 2 中 10 类滚动轴承加速度振动信号加入 10~20 dB 噪声，构造一个包含噪声干扰在内的数据集合 3，进行网络学习，提取对噪声不敏感的故障特征进行故障识别，实验结果如图 3.8 所示。图 3.8 中故障识别率总体准确率达到 0.8 以上，在信噪比为 18 dB 的噪声条件下，CNN 识别率达到了 99.75%，说明 STFT-CNN 网络模型在一定噪声环境下可学习表征滚动轴承故障的非线性特征。

3.3.4 滚动轴承故障诊断实例

以 N/NU 205EM 故障滚动轴承实测数据验证本文所提方法的有效性，实验采集滚动轴承的加速度信号，采样频率为 80 kHz，采用运行转速分别为 900 rpm 的滚动体故障、1200 rpm 的外圈故障及 1500 rpm 的内圈故障据，共计 4800 个训练样本和 1200 测试样本。实验结果如图 3.9 所示，故障识别率稳定在 99.92%。

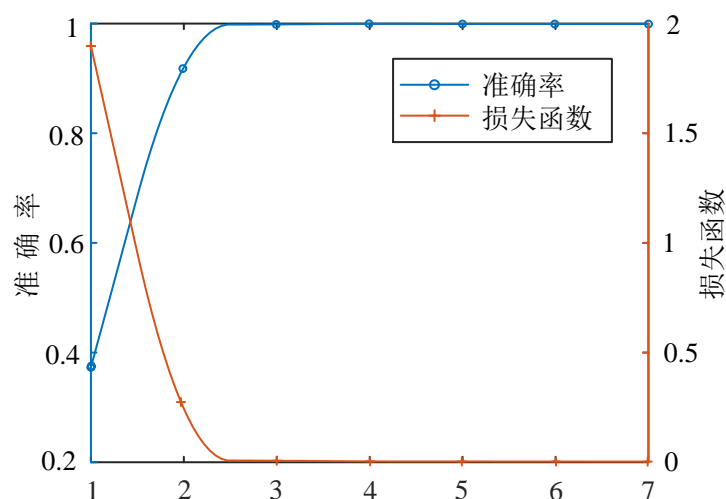


图 3.9 实测滚动轴承故障诊断

为评估本模型提取特征的能力，利用 t 分布随机近邻嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 方法，将 CNN 模型卷积池化模块提取抽象出的滚动轴承故障特征信息降至 2 维进行特征可视化^[50]，如图 3.10 所示，图中同种颜色数据点表示相同故障的滚动轴承故障数据，其中 1 为滚动体故障、2 为外圈故障、3 为内圈故障。图 3.10(a)为降维后的时频数据输入卷积神经网络，其中不同损伤类型的故障数据混叠在一起导致误诊断。图 3.10(b)为第 1 个卷积池化层输出的结果，其中故障数据点都凝聚在各自数据集区域中，但仍有不少故障数据分布在各类故障数据集之间。图 3.10(c)为第 2 个卷积池化模块的输出结

果，比前一层的卷积池化模块分类效果更好，各类故障数据数据集散点更加凝聚，但仍存在少量的数据点误分类的情况，例如第 2 类数据集中混淆入第 1 类的数据样本点。由于 CNN 模型的全连接层后紧接分类器 **Softmax** 进行归一化，则卷积神经网络输出等效于全连接层的输出，其特征可视化结果如图 3.10(d)所示，三种滚动轴承故障样本呈现出明显的同性相吸异性相斥特性，可有效区分出三种滚动轴承故障。

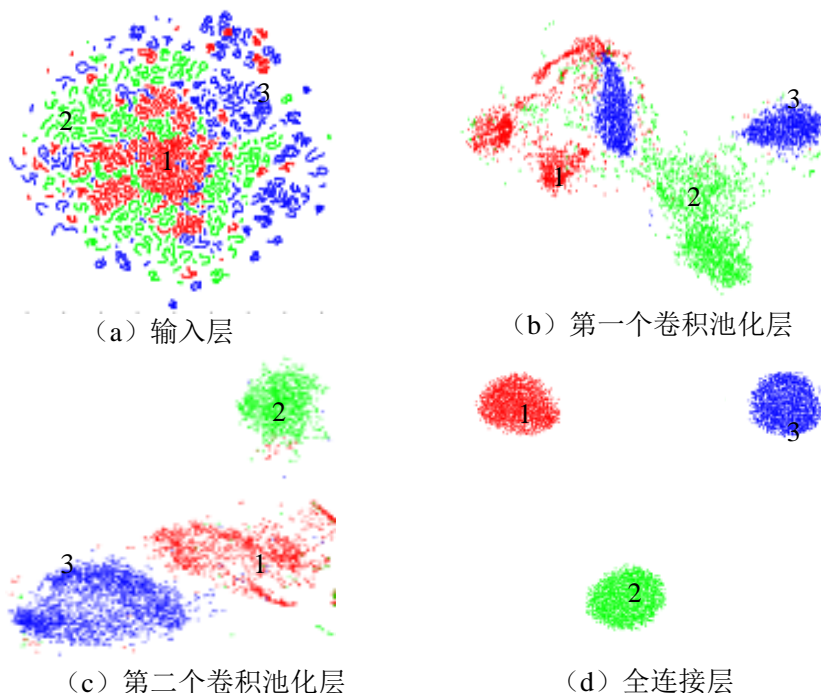


图 3.10 各层特征二维可视化

3.4 本章小结

本章基于第二章的滚动轴承时频分析方法的基础上，搭建了卷积神经网络模型实现滚动轴承的智能故障诊断。介绍了卷积神经网络的基本结构、常用的激活函数及反向传播算法，并对改进 CNN 网络性能的优化算法进行介绍分析。利用滚动轴承故障模拟实验平台和实测故障滚动轴承的振动信号进行 **STFT** 分析得到二维时频谱数据集合，通过 CNN 模型的卷积池化模块自适应提取时频谱中不同故障特征信息，利用 **Softmax** 分类器输出诊断结果。通过实验验证 CNN 模型在多故障、变负载和变噪声中具有较高的诊断精度和良好的泛化性能。

作者针对 **STFT-CNN** 的滚动故障诊断方法撰写一篇期刊论文，已被录用。

4 基于迁移学习的滚动轴承故障诊断

4.1 引言

本章在第 3 章卷积神经网络模型的基础上, 提出基于迁移学习的滚动轴承故障诊断方法。利用源域的滚动轴承时频数据集预训练 CNN 模型, 经目标域的滚动轴承时频数据集微调网络模型, 实现具有较高分类精度的迁移学习滚动轴承故障诊断模型。

4.2 迁移学习

迁移学习将某个领域或任务上学习到的知识或模式应用到不同但相关的领域或问题中的机器学习方法。迁移学习应用在滚动轴承故障诊断中, 其主要的思想是从相关滚动轴承故障数据领域中迁移标注数据或者知识结构, 从而完成或改进目标滚动轴承故障领域的分类或模式识别。解决了机器学习中的数据分布差异或标注数据不足的问题, 提高故障诊断准确率^[51,52]。

迁移学习一般分为样本迁移、特征迁移和模型迁移三类。样本迁移寻找源域与目标域中具有相同分布的数据, 但不适合于源域和目标域数据分布具有差异的情形。特征迁移是根据源域和目标域数据中拥有的共同特征, 通过映射将两领域映射到同一空间, 再进行深度学习训练得到相关网络模型, 会出现由于不恰当的特征映射导致网络模型的过拟合问题。模型迁移是利用在源域中训练好的网络模型, 采用少量目标域中数据来进行微调, 从而快速得到诊断网络模型。

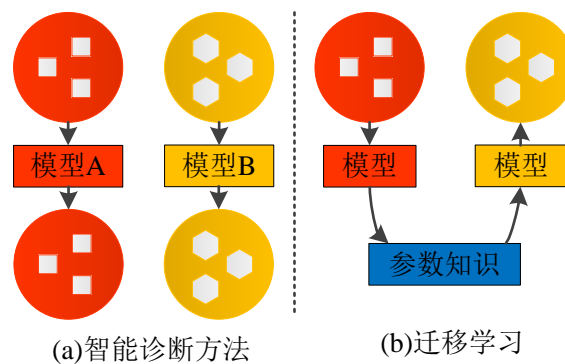


图 4.1 迁移学习与智能诊断方法的异同

由于旋转机械经常工作在变工况下如机械设备承受的载荷发生变化，将直接导致机械设备上安装的振动传感器采集和监测的振动信号前后时间段的数据分布发生变化，导致卷积神经网络从数据中提取的迁移故障特征具有较大分布差异，造成训练好的卷积神经网络模型中的权重参数知识等只适用于特定的故障轴承数据，使得模型的泛化性能受到影响。而迁移学习利用已有故障诊断知识来调整目标故障诊断域中数据，获得源域和目标域中共有的特征表示来实现知识迁移。迁移学习和智能诊断方法的异同如图 4.1 所示。

迁移学习应用在故障诊断领域时，在源域中通过预训练网络模型学习相关故障特征知识，随后使用预训练模型中的参数初始化目标模型，即将源域中学到的知识应用到目标域中。而 CNN 能够自适应的学习层次特征，较低层卷积层提取边缘、曲线等低层特征，高层卷积层的操作是低层特征的更加抽象的表示。故迁移学习可以迁移较低级别的特征表示，微调更高隐含层权重实现从新数据集学习较高抽象特征的表示。而微调的成功与否取决于源域和目标域数据集之间的“距离”。

最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)可用于判断两数据集分布是否相同，是衡量两数据集分布差异的非参数距离指标。用 Γ 表示一个在样本空间上的连续函数集，那么 MMD 定义为

$$D(p, q, \Gamma) := \sup_{f \in \Gamma} (E_{x \sim p}[f(x)] - E_{x \sim q}[f(x)]) \quad (4-1)$$

式中：数据集 x 和 y 分别满足概率分布 p 和 q 。假设 x_i 和 y_i 是分别从概率分布 p 和 q 通过独立同分布采样得到的数据，则数据映射到可再生希尔伯特空间内进行最大均值差异近似度量。

$$D(p, q) = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi(x_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \phi(y_j) \right\|_{\mathcal{H}} \quad (4-2)$$

式中： n 和 m 分别为数据集 x 和 y 中的数据数量； $\phi(\cdot)$ 是映射函数； $\|\cdot\|_{\mathcal{H}}$ 是可再生希尔伯特空间。

源域数据经故障诊断模型的特征提取后，将故障诊断模型参数及相关知识迁移到目标域数据中，而目标域数据提取出的故障特征滞留在全连接层，故只需对全连接层进行微调，即可实现轴承故障诊断，且与单一训练故障诊断模型相比较，迁移学习减少了需要训练的参数数量，使得诊断时间更快，效率更高。

4.3 基于迁移学习的轴承故障诊断方法

本文提出基于迁移学习的卷积神经网络模型(TCNN)的滚动轴承故障诊断方法,首先,利用 STFT 对源域滚动轴承振动信号进行时频分析得到时频数据集,并分为源域滚动轴承时频数据集和目标域滚动轴承时频数据集,使用源域时频数据集预训练卷积神经网络模型;其次,将预训练好的 CNN 网络模型权重参数及相关知识迁移至新搭建的卷积神经网络模型中,通过设置全连接层的参数进行微调实验;最后,利用此基于迁移学习的卷积神经网络模型实现滚动轴承故障诊断。基于迁移学习的卷积神经网络模型的滚动轴承故障诊断框架如图 4.2 所示。

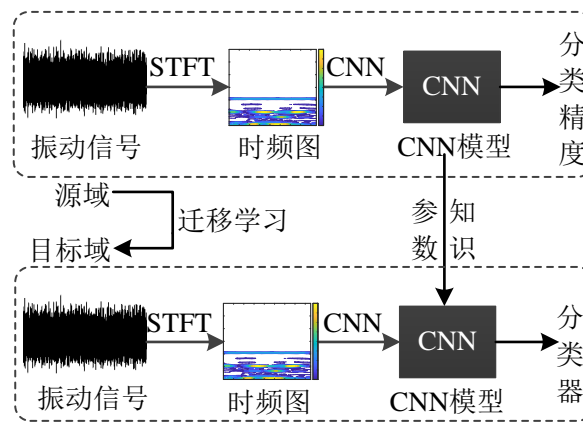


图 4.2 基于迁移学习的 CNN 框架

基于迁移学习的卷积神经网络滚动轴承故障诊断方法流程图如图 4.3 所示。

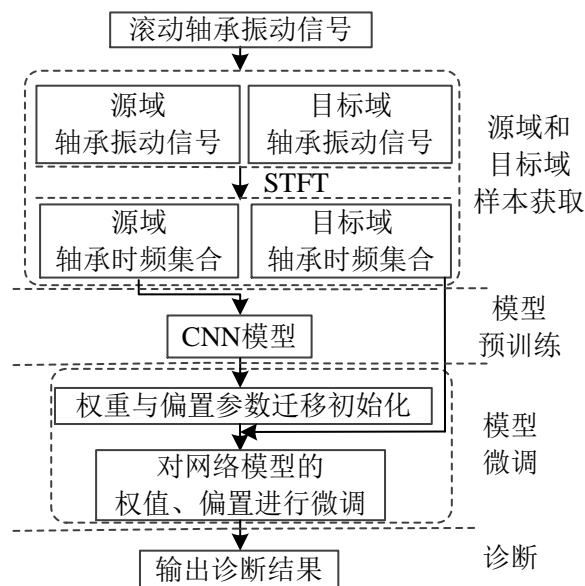


图 4.3 基于迁移学习的 CNN 故障诊断流程

(1) 源域和目标域样本集合获取：对多工况的滚动轴承(不同负载正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障)振动信号进行短时傅里叶分析，得到滚动轴承振动信号的时频谱数据集合，并分为源域和目标域两个滚动轴承振动信号时频谱数据集合。

(2) 卷积神经网络模型预训练：将步骤(1)中的源域滚动轴承振动信号的时频谱样本集合及其标签预训练卷积神经网络模型，并保存其网络结构，以便卷积神经网络模型参数的迁移。

(3) 基于迁移学习的卷积神经网络模型微调实验：将步骤(2)预训练好的卷积神经网络模型的参数知识对一新设置的 CNN 模型结构进行初始化，并设置全连接的权重及偏置，将目标域中的滚动轴承振动信号时频谱样本集合输入迁移的卷积神经网络模型中进行训练，得到目标域滚动轴承时频谱样本集合的诊断结果。

4.4 实验分析

4.4.1 数据集描述

本文实验数据来自于两个不同的故障诊断实验台，一组为西储大学滚动轴承型号为 SKF 6205 的振动信号实验数据，另一组为实测滚动轴承型号为 N/NU 205EM 的振动信号实验数据。其中滚动轴承型号为 SKF 6205 的实验采样频率为 12 kHz，包括滚动轴承内圈、外圈、滚动体三类不同故障，不同缺陷直径(7 mil、14 mil、21 mil)、不同负载(0 hp、1 hp、2 hp、3 hp)、不同转速的各种状态。而滚动轴承型号为 N/NU 205EM 的实验采样频率为 80 kHz，包括运行转速为 900 rpm 的滚动体故障数据、1200 rpm 的外圈故障数据及 1500 rpm 的内圈故障数据。

选用的迁移学习实验滚动轴承振动信号的时频谱数据集由 7 个滚动轴承数据集组成，其详细信息见表 4.1。滚动轴承实验时频数据集 A~D 对应 0~3 hp 负载下的正常状态、内圈故障、外圈故障及滚动体四类故障状态，加之不同缺陷类型共有 10 类故障，每类滚动轴承时频谱数据集有 400 个样本，共计样本集合数量有 4000 个。数据集 E 为不同负载、不同缺陷滚动轴承数据、正常滚动轴承数据的数据样本共 4000 个。数据集 F 为注入噪声的不同负载、不同缺陷滚动轴承数据、正常滚动轴承数据的数据样本共 4000 个。数据集 G 为滚动轴承型号 N/NU 205EM 的数据集，是三类故障的滚动轴承时频谱数据集，每类故障滚动

轴承诊断信号时频谱集合的数量为 3000，则数据集 G 共计 6000 个数据样本。

表 4.1 迁移学习数据集

数据集	轴承型号	健康种类	是否注入噪声	样本数
A	SKF 6205	10	否	4000
B	SKF 6205	10	否	4000
C	SKF 6205	10	否	4000
D	SKF 6205	10	否	4000
E	SKF 6205	10	否	4000
F	SKF 6205	10	是	4000
G	N/NU 205EM	3	否	6000

4.4.2 预训练 CNN 网络模型

预训练 CNN 网络模型时，选择合适的模型参数可以在保证较高分类正确率的前提下加快模型的训练速度，并通过实验确定 CNN 模型的超参数，以数据集 A 为例，共计 3200 个训练样本和 800 测试样本预训练 CNN 模型，实验结果如图 4.4 所示，数据集 A 预训练 CNN 故障诊断模型的损失函数经 7 次达到收敛，最后识别率稳定在 99.75%。

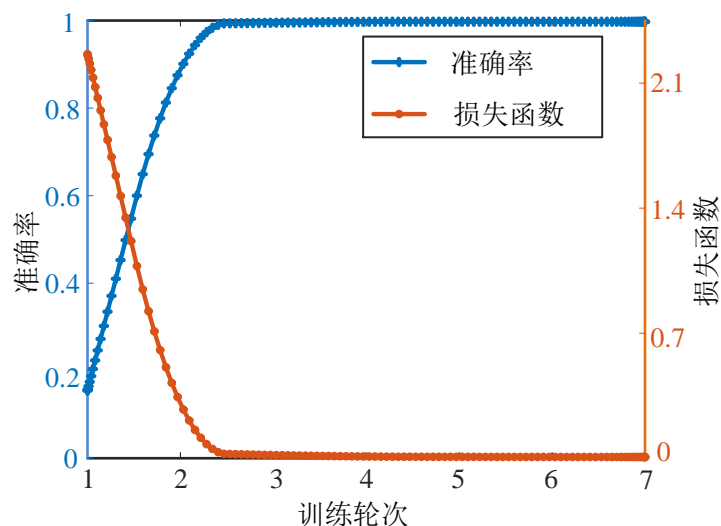


图 4.4 预训练 CNN 模型

在迁移学习过程中，使用源域数据训练完成的 CNN 网络模型迁移至新的目标网络模型时，在初始情况下将预训练 CNN 模型的前 n 层的权重与偏置等参数迁移至新定义的目标域 CNN 模型中，并利用适量目标域数据集进行微调训

练，最终得到目标域数据集的分类结果。预训练 CNN 模型网络架构及可迁移信息如表 4.2 所示。

表 4.2 CNN 参数设置

网络层	卷积核大小及数量	激活函数	是否迁移
卷积层(C1)	32-7×7	ReLU	是
池化层(P1)	-	ReLU	是
卷积层(C2)	64-5×5	ReLU	是
池化层(P2)	-	ReLU	是
全连接层(FC)	-	ReLU	否
输出层	-	Softmax	否

4.4.3 微调网络模型

(1) 最大均值差异统计分析

最大均值差异可用于统计分析两领域间的分布差异，实验对型号 SKF 6205 滚动轴承样本集 A、B、C、D、E、F，使用 MMD 统计分析源域样本集 A 与目标域样本集 B、C、D、E、F 之间的最大均值差异分布，MMD 分析如图 4.5 所示。

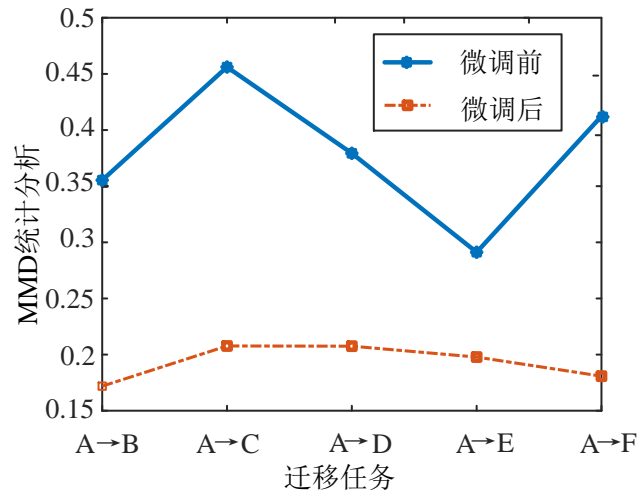


图 4.5 MMD 统计分析

图 4.5 中 A→B 表示源域数据集 A 到目标域数据集 B 的迁移诊断。在进行迁移诊断之前，样本集 A 与其他样本集做 MMD 统计分析，即为微调前的 MMD 统计分析结果；在进行迁移诊断时，源域与目标域轴承数据通过 CNN 自适应提取深层表征后，其迁移故障特征分布差异滞留在全连接层中，对其进行 MMD 统

计分析,即为微调后的 MMD 统计分析结果。可见迁移 CNN 模型经微调后,源域集合与目标域集合的最大均值差异变小,说明微调可使源域到目标域的可迁移性得到增强,有利于 CNN 故障诊断分类。

(2) 目标域微调数据量实验

基于迁移学习轴承故障诊断的微调操作是缩小因变工况、不同测试环境等导致的数据分布差异的关键。为进一步研究源域与目标域数据集中的数量比例对该模型诊断性能的影响,进行目标域数量微调实验。实验结果如图 4.6 所示。实验对型号 SKF 6205 滚动轴承样本集合 A、B、C、D、E、F 进行微调实验,实验结果表明,随着目标域样本集合数量的增加,模型诊断精度稳步增加且趋于 100%。即使微调时目标域样本集合很小时,当源域与目标域样本数据量比例为 5:1 时,基于迁移学习的 CNN 模型故障诊断的准确率依然保持在 98% 以上,表明基于迁移学习的卷积神经网络模型具有良好的诊断精度。

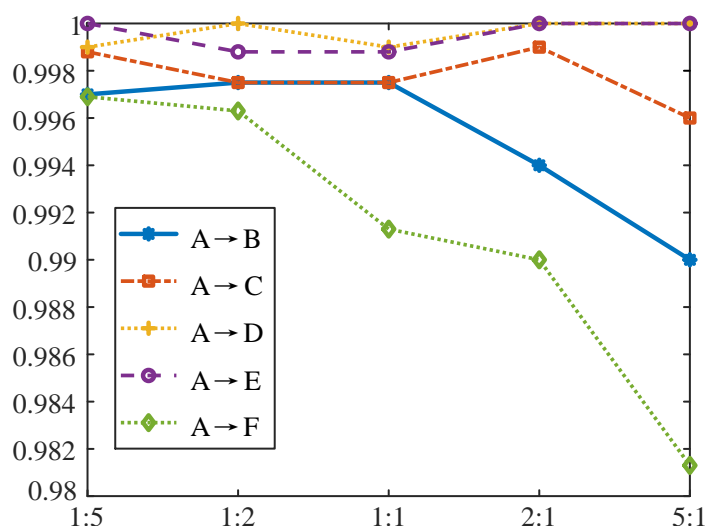


图 4.6 目标域微调数据量实验

(3) 实验结果

为验证 TCNN 模型对于变工况下滚动轴承故障诊断的性能,对现有的 7 种滚动轴承故障数据集进行迁移学习实验,如表 4.3 所示,实验结果表明 TCNN 模型对于滚动轴承故障识别率均在 99% 以上,具有较高的故障诊断精度。表 4.3 中实验以某一数据集为源域数据,其余数据集为目标域数据进行微调实验,其中源域数据与目标域数据比例为 1。实验利用源域的故障诊断知识识别变负载数据集(B、C、D、E)、注入噪声数据集(F)及实测轴承型号 N/NU 205EM 数据集(G),通过微调操作缩小因变工况、原始振动信号混叠有噪声、不同测试

环境等因素引入的数据分布差异，同时对不同型号的滚动轴承数据集进行实验，以适应滚动轴承故障智能诊断的工程应用需求。

表 4.3 迁移学习实验

迁移诊断	准确率	迁移诊断	准确率
A→B	99.75%	C→D	99.8%
A→C	99.8%	C→E	99.9%
A→D	99.9%	C→F	99.5%
A→E	99.8%	C→G	99.92%
A→F	99.63%	D→E	99.88%
A→G	99.42%	D→F	99.88%
B→C	99.8%	D→G	99.83%
B→D	99.2%	E→F	99.88%
B→E	99.9%	E→G	99.58%
B→F	99.13%	F→G	99.83%
B→G	99.92%		

为清楚展示 TCNN 模型对于诊断数据集的中各故障类别的识别结果，引入 t-SNE 将迁移诊断任务 A→G 的领域特征知识进行可视化，如图 4.7 所示。图 4.7(a)为 CNN 全连接层数据特征可视化，图 4.7(b)为 TCNN 全连接层数据特征可视化，有内圈故障、外圈故障与滚动体故障三类故障。对比图 4.7(a)和图 4.7(b)，源域和目标域在 3 种故障状态下的特征分布容易区分，但图 4.7(a)中 CNN 在源域和目标域之间特征分布并没有很好的对齐，表明源域与目标域中间提取出的特征领域存在数据分布差异；而从图 4.7(b)中，在迁移学习微调后，特征领域分布适应性有明显的改善。由此可见，TCNN 方法在有效识别不同轴承故障类型的同时匹配了不同域数据间的数据分布差异，从而提高迁移故障诊断的识别率。

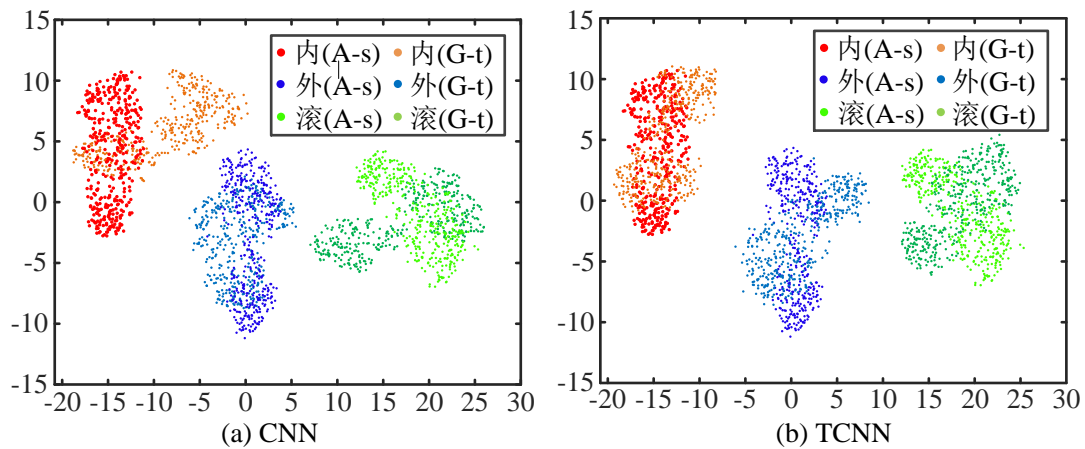


图 4.7 迁移诊断的数据特征分布可视化(A→G)

4.4.4 与其他算法对比

为验证本文的 TCNN 模型较目前迁移学习的滚动轴承故障诊断算法的识别性能的优越性，将 TCNN 与文献[41]的 VGG 网络模型、文献[42]改进的联合分布适应方法和文献[43]的迁移多变量预测模型模式识别方法四种迁移算法进行对比，如图 4.8 所示。S Shao 的 VGG 网络模型对于滚动轴承故障诊断的精确度较高，但由于 VGG 网络模型的复杂性，致使该方法识别滚动轴承故障的分类时间较多。W Qian 利用改进的联合分布适应的迁移诊断方法将源域和目标域的数据映射到同一子空间中，复杂了该模型算法，致使滚动轴承的故障识别分类时间也较高。而陈淑英的 TVPMCD 是一种浅层结构故障诊断方法，虽然其诊断精度和分类时间均有较好的表现，但该方法是一种适用于小样本的模型识别方法，在处理大数据时的性能就受到了限制。而本文提出的 TCNN 方法不仅准确率最高，且具有最少的分类时间，证明了 TCNN 性能的优越性。

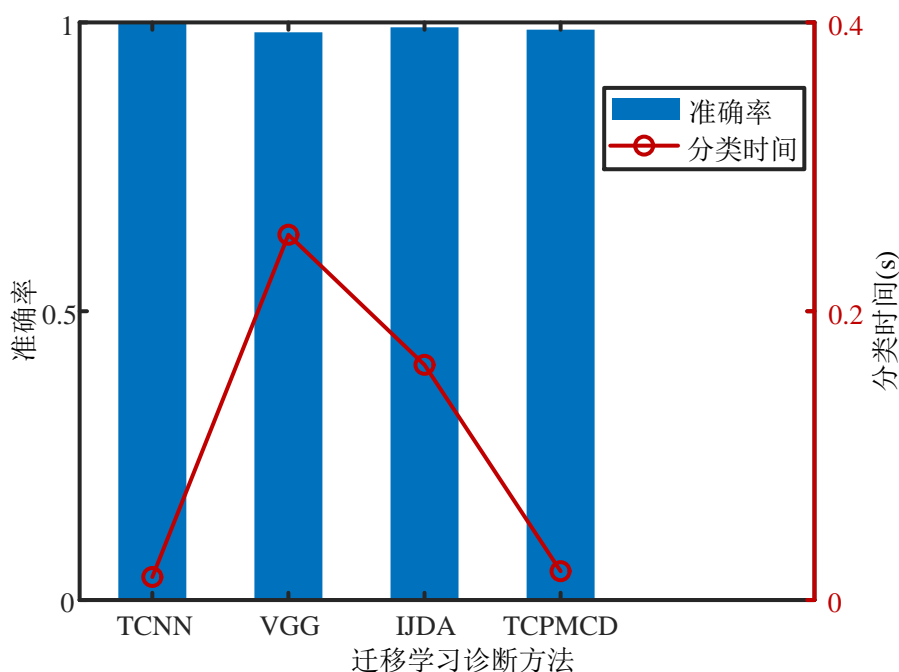


图 4.8 迁移学习诊断方法比较

4.5 本章小结

本章利用迁移学习的优化卷积神经网络模型，进行滚动轴承故障诊断。利用 STFT 对滚动轴承振动信号进行特征提取，为 TCNN 网络模型提供初始滚动轴承故障特征数据集并分为源于数据集和目标域数据集。将源域数据集进行

CNN 网络模型训练提取出共有的滚动轴承故障特征，并保存其网络结构。通过微调预训练的 CNN 模型，使得源域和目标域数据集的样本分布差异减小，得到目标域样本集合的诊断结果。实验验证了本章方法实现了较高精度的滚动轴承故障诊断，较其他方法具有较大优势。

作者针对基于迁移学习的滚动轴承故障诊断方法已撰写一篇期刊论文，正在投稿中。

5 总结与展望

5.1 全文总结

本文将 CNN 结合 STFT 的时频分析方法实现滚动轴承故障诊断，并采用迁移学习对该卷积神经网络模型进行优化。主要研究内容如下：

(1) 对滚动轴承振动机理建模分析，计算得出滚动轴承故障特征频率，并利用振动信号处理方法提取滚动轴承振动信号故障特征信息。基于滚动轴承的基本机械几何结构、滚子数量及其失效形式进行描述，并建立滚动轴承故障特征频率机理模型，为滚动轴承故障诊断奠定基础；利用振动信号处理方法对滚动轴承故障模拟实验平台的振动信号进行处理，包括时域分析、FFT、小波包分析、EMD 及 STFT 等，实现滚动轴承振动信号的故障特征提取。

(2) 将 STFT 与 CNN 结合，实现端到端的滚动轴承故障诊断。采用 STFT 对滚动轴承振动信号进行处理，得到蕴含丰富故障特征信息的滚动轴承时频数据集；对卷积神经网络的基本结构、网络性能优化方法等基础理论进行简介，搭建了两个卷积池化层的卷积神经网络模型，并通过超参数实验最优化卷积神经网络模型的卷积层参数、优化器及其学习率等参数；最后使用多故障数据集、变负载数据集和注入噪声的数据集进行实验，实验结果表明各类滚动轴承数据集识别率均在 99.5% 以上，验证了该网络模型具有较高的诊断精度和良好的泛化性能。

(3) 使用迁移学习方法对 CNN 模型做进一步的优化。对迁移学习方法的基础理论进行简介，介绍了判断两数据集分布是否相同的最大均值差异；首先建立对应的源域及目标域滚动轴承时频数据集；使用源域时频数据集预训练卷积神经网络模型，随后通过目标域滚动轴承时频数据集送入预训练好的卷积神经网络模型进行微调实验，实现基于迁移学习的滚动轴承故障诊断；经有关滚动轴承时频数据集实验，表明该方法对于滚动轴承故障诊断率均在 99% 以上，且通过分类精度和分类时间等性能指标验证了本方法较其他算法的优越性。

5.2 展望

本文虽然就滚动轴承故障诊断问题提出卷积神经网络模型故障识别的方法。但此研究仍旧存在着一些不足，在下一步的研究工作中，有望对该工作进行进一步的探索。

(1) 本文所采用的数据集不够大，有关注入高斯白噪声的数据集也相对纯净，在实际工况中由于滚动轴承常常工作在恶劣环境中，滚动轴承振动信号存在强噪

声及相关机械部件振动信号耦合的情况。后续研究，应对实际工况下的滚动轴承故障实例，验证本文方法是否还能够有着良好的分类表现。

(2) 在对滚动轴承进行诊断的基础下，看卷积神经网络模型针对齿轮以及其他机械零部件是否也能够做出准确率很高的诊断，后续研究可以探索本文方法对于机械设备零部件的故障诊断。

(3) 本文基于迁移学习的滚动轴承故障诊断方法采用的是卷积神经网络模型的迁移方法，后续研究中可探索特征迁移方法实现滚动轴承的故障诊断。

参考文献

- [1] 何正嘉, 黄昭毅. 机械故障诊断案例选编 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1991.
- [2] 陈伟. 深度学习在滚动轴承故障诊断中的应用研究 [D]. 西安: 西南交通大学, 2018.
- [3] 尤晓菲. 滚动轴承振动信号的特征提取与故障诊断研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [4] 黄驰城. 结合时频分析和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断优化方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- [5] 国家自然科学基金委员会工程与材料科学部. 机械工程学科发展战略报告(2011-2020) [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [6] 周济. 智能制造是“中国制造 2025”主攻方向 [J]. 企业观察家, 2019(11): 54-55.
- [7] 陈克兴, 李力奇. 设备状态监测与故障诊断技术 [M]. 北京: 科学技术文献出版社, 1991.
- [8] 张安华. 机电设备状态监测与故障诊断技术 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995.
- [9] D R Harting. Demodulated resonance analysis-a powerful incipient failure detection technique [J]. Isa transactions, 1978, 17(1): 35-40.
- [10] P D McFadden, J D Smith. Model for the vibration produced by a single point defect in a rolling element bearing [J]. Journal of sound & vibration, 1984, 96(1): 69-82.
- [11] H Liu, X Wang, C Lu. Rolling bearing fault diagnosis based on LCD-TEO and multifractal detrended fluctuation analysis [J]. Mechanical systems and signal processing, 2015, 60: 273-288.
- [12] 何翔. 滚动轴承故障机理及智能化检测技术研究 [D]. 西安: 西南交通大学, 2017.
- [13] J Lin, L Qu. Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis [J]. Journal of sound & vibration, 2000, 234(1): 135-148.
- [14] 王宏超, 陈进, 董广明. 基于谱相关密度组合切片能量的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(03): 114-117.
- [15] 于德介, 程军圣. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法 [M]. 上海: 科学出版社, 2006.
- [16] 赵怀山. 基于时频分析的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2017.
- [17] 胡智勇, 胡杰鑫, 谢里阳. 滚动轴承振动信号处理方法综述 [J]. 中国工程机械学报, 2016, 14(06): 525-531.
- [18] 李舜酩, 郭海东, 李殿荣. 振动信号处理方法综述 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(08): 1907-1915.
- [19] 葛红平. 基于自适应局部迭代滤波的滚动轴承故障诊断研究 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2019.
- [20] 皮骏, 马圣, 杜旭博. 基于 BQGA-ELM 网络在滚动轴承故障诊断中的应用研究 [J]. 振

- 动与冲击, 2019, 38(18): 192-200.
- [21] 孙伟, 李新民, 金小强. 应用 EMD 和倒包络谱分析的故障提取方 [J]. 振动.测试与诊断, 2018, 38(05):181-186+211-212.
- [22] 王奉涛, 陈守海, 闫达文. 对偶树复小波流形域降噪方法及其在故障诊断中的应用 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(21): 159-163.
- [23] 孟宗, 李姗姗. 基于小波改进阈值去噪和 HHT 的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(14): 204-208+214.
- [24] 戚晓利, 叶绪丹, 蔡江林. 基于变分模态分解与流形学习的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 133-140.
- [25] 杨蕊, 李宏坤, 贺长波. 利用最优小波尺度循环谱的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 208-217.
- [26] 董韵佳. 基于动力学仿真和迁移学习的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [27] 李萌, 陆爽, 陈岱民. 基于小波神经网络的滚动轴承智能故障诊断系统 [J]. 仪器仪表学报, 2005(S1): 609-610.
- [28] 潘阳, 陈安华, 何宽芳. 基于 PF 能量特征和优化神经网络的轴承诊断 [J]. 振动.测试与诊断, 2013, 33(S1): 120-124+224.
- [29] 冯玉芳, 卢厚清, 殷宏. 基于 BP 神经网络的故障诊断模型研究 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(06): 30-36.
- [30] 徐可, 陈宗海, 张陈斌. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断 [J]. 控制理论与应用, 2019, 36(06): 915-922.
- [31] 杨宇, 曾国辉, 黄勃. 基于双树复小波包和改进 SVM 的轴承故障诊断 [J]. 计算机工程与应用, 2020: 1-6.
- [32] 李从志, 郑近德, 潘海洋. 基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2019, 30(14): 1713-1719+1726.
- [33] 胡晓依, 荆云建, 宋志坤. 基于 CNN-SVM 的深度卷积神经网络轴承故障识别研究 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173-178.
- [34] Y Lecun, L Bottou, Y Bengio. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 86(11): 2278-2324.
- [35] A Krizhevsky, I Sutskever, G E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [C]. Advances in neural information processing systems. 2012, 25: 1097-1105.
- [36] C Szegedy, W Liu, Y Jia. Going deeper with convolution [J]. IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015: 1-9.
- [37] K He, X Zhang, S Ren. Deep residual learning for imagerecognition [C]. Proceedings of the

- IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778.
- [38] D Silver, A Huang, C J Maddison. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search [J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [39] 周奇才, 刘星辰, 赵炯. 旋转机械一维深度卷积神经网络故障诊断研究 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 39-45.
- [40] 曲建岭, 余路, 袁涛. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(07): 134-143.
- [41] 郭亮, 董勋, 高宏力. 无标签数据下基于特征知识迁移的机械设备智能故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(08): 58-64.
- [42] 肖雄, 王健翔, 张勇军. 一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(15): 4558-4568.
- [43] S Shao, S McAleer, R Yan. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [44] W Qian. A novel transfer learning method for robust fault diagnosis of rotating machines under variable working conditions [J]. Measurement, 2019, 138: 514-525.
- [45] 陈淑英, 王利群. 基于迁移 VPMCD 的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(03): 93-98.
- [46] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 基于双树复小波包和 AR 谱的滚动轴承复合故障诊断方法 [J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(03): 335-340+347.
- [47] N E Huang. New method for nonlinear and nonstationary time series analysis: empirical mode decomposition and hilbert spectral analysis [J]. Proceedings of SPIE-the international society for optical engineering, 2000, 4056: 197-209.
- [48] 李恒, 张氢, 秦仙蓉. 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): 124-131.
- [49] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞. 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(05): 883-891.
- [50] 余博, 田福庆, 梁伟阁. 基于深度卷积变分自编码网络的故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 27-35.
- [51] 池永为. 滚动轴承故障的振动特性分析与智能诊断方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [52] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧. 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.