

编号 _____



南京航空航天大学

本科毕业设计（论文）

题 目

基于应力波的低转速滚动轴承异常
检测方法

学生姓名	李玟墨
学 号	071951118
学 院	通用航空与飞行学院
专 业	交通运输（民航维修工程）
班 级	0720901
指导教师	陈果

二〇二四年六月

南京航空航天大学

本科毕业设计（论文）诚信承诺书

本人郑重声明：所提交的毕业设计（论文）是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的内容外，本设计（论文）不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本设计（论文）所涉及的研究工作作出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

作者签名：_____

日期： 20__年__月__日

南京航空航天大学 毕业设计（论文）使用授权书

本人完全了解南京航空航天大学有关收集、保留和使用本人所送交的毕业设计（论文）的规定，即：本科生在校攻读学位期间毕业设计（论文）工作的知识产权单位属南京航空航天大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交毕业设计（论文）的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编论文。保密的论文在解密后适用本声明。

论文涉密情况

： 不保密

保密，保密期（起讫日期：_____）

作者签名：_____

导师签名：_____

日期： 20__年__月__日

日期： 20__年__月__日

摘 要

滚动轴承是航空发动机等旋转机械中的重要支撑部件，其一旦发生故障会导致机械系统停机，严重着可能会危及操作人员的生命安全。因此，对其进行故障诊断具有重要的理论意义和工程实用价值。本文主要研究内容如下：

(1) 介绍了国内外在低转速滚动轴承故障诊断领域的研究现状，以此提出了低转速滚动轴承的重要性和存在的早期故障诊断的相关问题。

(2) 提出一种以应力波数据为输入的深度一类分类方法，用于低转速下滚动轴承的早期故障检测。

(3) 在航空发动机转子试验器上进行了应力波数据采集。利用小波信号分析方法分析了低转速滚动轴承应力波数据，结果表明，在机匣测点数据中，无法通过寻找特征频率的方法实现低转速滚动轴承故障诊断。

(4) 利用深度一类分类方法的检测过程中。对应力波数据进行预处理；采用卷积神经网络提取滚动轴承的应力波特征，利用正常样本完成模型的训练，实现高精度的分类和识别。最后利用带机匣的航空发动机转子试验器进行了低速转动试验，对本文方法进行了验证，表明了方法的正确有效性。

本文方法将为航空发动机滚动轴承故障诊断领域提供新的技术途径和方法。

关键词：应力波；低转速；滚动轴承；深度一类分类；小波信号分析；

ABSTRACT

Rolling bearing is an important supporting part in rotating machinery such as aircraft engine, and its failure will lead to mechanical system shutdown, which may seriously endanger the life safety of operators. Therefore, fault diagnosis has important theoretical significance and engineering practical value. The main research contents of this paper are as follows:

(1) The research status in the field of low speed rolling bearing fault diagnosis at home and abroad is introduced, and the importance of low speed rolling bearings and the problems related to early fault diagnosis are put forward.

(2) A depth class classification method with stress wave data as input is proposed for early fault detection of rolling bearings at low speed.

(3) Stress wave data acquisition was carried out on the rotor tester of the aeroengine. The wavelet signal analysis method is used to analyze the stress wave data of low speed rolling bearings. The results show that the fault diagnosis of low speed rolling bearings cannot be realized by finding the characteristic frequency in the measuring point data of the casing.

(4) In the detection process of using the depth class classification method. The stress wave data is preprocessed. The convolution neural network was used to extract the stress wave characteristics of rolling bearings, and the model was trained with normal samples to achieve high-precision classification and recognition. At last, the low speed rotation test is carried out by an aero-engine rotor tester with a cartridge to verify the correctness and effectiveness of the proposed method.

The method presented in this paper will provide a new technical approach and method for aero engine rolling bearing fault diagnosis.

KEYWORD: Stress wave; Low speed; Rolling bearing; Depth anomaly detection

目 录

第一章 绪论.....	- 1 -
1.1 研究目的与意义.....	- 1 -
1.1.1 研究目的及意义.....	- 1 -
1.2 国内外研究现状.....	- 1 -
1.2.1 低转速下滚动轴承故障诊断研究现状.....	- 1 -
1.2.2 深度学习方法在滚动轴承故障诊断中的研究现状.....	- 4 -
1.2.3 应力波方法在故障诊断中的研究现状.....	- 6 -
1.3 本文的主要研究工作.....	- 6 -
第二章 滚动轴承故障模拟试验及应力波信号分析.....	- 8 -
2.1 转子-滚动轴承-机匣试验器.....	- 8 -
2.2 应力波检测系统简介.....	- 9 -
2.3 数据采集.....	- 9 -
2.4 基于信号分析方法的低转速滚动轴承故障检测.....	- 10 -
2.4.1 增强型小波包洛分析.....	- 10 -
2.4.2 检测结果.....	- 11 -
2.5 小结.....	- 14 -
第三章 基于深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断.....	错误!未定义书签。
3.1 深度卷积神经网络.....	- 15 -
3.1.1 卷积.....	- 15 -
3.1.2 池化.....	- 16 -
3.1.3 全连接层.....	- 17 -
3.1.4 激活函数.....	- 18 -
3.1.5 损失函数.....	- 20 -
3.1.6 优化算法.....	- 21 -
3.2 SVDD 方法.....	- 24 -
3.3 深度一类分类方法.....	- 24 -
3.4 深度一类分类方法诊断流程.....	- 26 -
3.5 小结.....	- 27 -
第四章 基于航空发动机转子试验器的低转速滚动轴承试验验证.....	- 15 -
4.1 数据预处理.....	- 28 -
4.2 模型诊断结果.....	- 28 -
4.3 不同网络深度对模型的检测结果的影响.....	- 30 -
4.4 不同学习率对模型的检测结果的影响.....	- 31 -
4.5 小结.....	- 32 -
第五章 结论与展望.....	- 33 -
5.1 结论.....	- 33 -
5.2 展望.....	- 33 -
参 考 文 献.....	- 34 -
致 谢.....	- 36 -

第一章 绪论

1.1 研究目的与意义

1.1.1 研究目的及意义

目前，航空发动机主轴承故障频发，严重影响到飞行安全和运行可靠性，图 1.1 为某型航空发动机主轴承失效的典型照片。低转速滚动轴承故障诊断技术是一种重要的机械故障诊断方法，对于在地面不开车情况下航空发动机主轴承故障早期诊断和日常定检具有重要意义。该方法可以有效地监测轴承故障状态，提前发现故障迹象，避免故障扩大化和对设备的损坏。在日常定检中，低转速滚动轴承故障诊断可以对轴承进行全面的检测和评估，为设备的维护和保养提供准确的数据支持。相比于地面试车诊断和空中机载监测，低转速滚动轴承故障诊断具有更为便捷和方便的特点。地面试车诊断需要将设备移至试车场进行测试，而低转速滚动轴承故障诊断可以在设备正常运行时进行，无需停机检修，节省了时间和成本。空中机载监测需要专门的监测设备和技术支持，而低转速滚动轴承故障诊断则可以通过常规设备和技术实现，具有更广泛的适用性和普及性。因此，该项研究具有广泛的应用前景和推广价值。

对于航空发动机滚动轴承而言，探究高效、精确、智能的地面监控手段，使得发动机在低转速（转速 $<600\text{r/min}$ ）状态下即可实现对滚动轴承运行状态的判断，对于保障飞行安全，降低维修维护成本具有重要的意义。



图 1.1 某型航空发动机主轴承失效的典例照片

1.2 国内外研究现状

1.2.1 低转速下滚动轴承故障诊断研究现状

国内外学者对低转速轴承故障诊断进行了广泛研究。特别是在振动信号和声发射（Acoustic Emission, AE）信号方面，这两个领域引起了研究者的极大关注。振动信号是最常用的故障诊断信号之一，能够提供关于轴承运行状态的重要信息。然而，对于低速转

子系统，振动信号的捕捉和分析存在一定的困难，这促使研究者寻找其他替代方法。声发射技术作为一种无损检测技术，能够在轴承故障的早期阶段发现异常信号，具有在低转速条件下进行故障诊断的潜力。因此，许多研究致力于比较和探索振动信号与声发射信号在低转速条件下的适用性和有效性，以期为低转速轴承故障诊断提供更可靠的方法和技术支持。Rogers^[1]发现，当转速低于 5rpm 时，轴承故障的振动信号难以通过加速度传感器捕捉，而声发射信号在这种情况下的故障分析效果良好；但在中高转速下，振动信号的故障分析效果更佳。郝如江等^[2]详细介绍了声发射技术在滚动轴承检测中的机理，指出相比振动分析，声发射技术具有不受振动信号和噪声干扰的优势。Choudhury^[2]研究了轴承的声发射信号，提出了一种结合振铃计数和峰值时间分布图的算法，实现了对不同故障尺寸的轴承滚子和内圈的诊断。vokelj^[3]等对轴承早期故障声发射信号进行研究，提出了独立分量分析与集成经验模态分解相结合的多尺度检测方法，该方法不仅能够实现对轴承早期故障的诊断，还具有一定的降噪性能。另外，随着近几年人工智能技术的蓬勃发展，越来越多的学者将深度学习、机器学习等模型引入到基于声发射信号的轴承故障诊断领域中，并且对低转速轴承的研究也在深入，如故障诊断和故障类型分类等。上世纪九十年代，声发射技术在国内开始应用于轴承故障诊断领域。虽然起步较晚，但在国内科研人员的不懈努力下，仍然取得了显著的成果。张新明^[4]对轴承外圈故障声发射信号进行了研究，发现信号经过不同的传播途径后，其计数、幅值和能量等参数会随着传播路径的增长和耦合面的增多，而呈现下降趋势。何沿江^[5]等提出了在自相关预处理算法的基础上，利用独立分量分析和支持向量机相结合的算法对轴承故障声发射信号进行分析，结果表明该方法可以准确地识别滚动轴承的故障模式。张晓涛^[6]等通过利用快速峭度算法设计的滤波器，将齿轮箱声发射信号经奇异值分解后进行滤波处理，最后作能量算子解调分析，并通过仿真和实验数据验证了该方法的有效性。廖传军^[7]对滚动轴承的声发射故障信号进行 STFT 和 Gabor 分析，得出这两种算法均能够实现对故障特征信息的提取，还指出 STFT 适用于在声发射信号能量较弱时，而 Gabor 对噪声和多频的处理能力更具优越性。振动信号处理技术在故障诊断中具有显著优势。其成熟的理论和方法确保了高可靠性和高效率，广泛应用于各种旋转机械设备。该技术通过先进的信号处理方法，有效提取故障特征，抗干扰能力强，并实现了自动化实时监测和预警，极大地提高了诊断的准确性和效率。国内外学者都对低转速滚动轴承的故障振动信号进行了研究。侯伟^[8]针对低速轴承振动信号监测中因高采样频率导致的数据量问题，提出了一种峰值保持降采样算法，并通过实验数据分析，成功诊断了低速轴承内外圈的故障，验证了该方法的有效

性。屈红伟^[9]提出了一种以全相位作为信号的预处理算法，再对其进行局域均值分解，最后应用 1.5 维谱对故障特征进行提取的算法，通过对低转速轴承振动信号进行分析，结果表明，该方法在对不同转速和不同故障类型的诊断中均具有较好应用效果。Saufi^[10]等基于低转速轴承故障诊断提出了一种自适应弹性堆叠式稀疏自动编码器的算法，并通过对实验振动信号的分析，验证了该方法的有效性。Caesarendra^[11]等研究了 EEMD 参数在低转速回转轴承故障诊断中的作用。依据文献提供的参考区间，设置了 EEMD 参数值，并分析发现目标故障特征频率会出现在单个 IMF 分量信号中。赵飞鹏^[12]等人针对低速重载轴承的故障振动信号，指出这种信号具有故障特征频率低、冲击间隔长、响应频率低等特点。他们通过大量工程案例的分析和现场经验，总结出一种全过程高频分析算法。该算法在转炉轴承故障诊断中成功应用，不仅识别了故障类型，还通过分析冲击脉冲信号的宽度和持续时间，评估了故障的严重程度。研究中，他们还设计了一种低频加速度传感器，并利用共振解调算法对堆取机回转轴承信号进行了故障特征分析，取得了显著效果。这些研究成果为低速重载轴承的故障诊断提供了有效的技术手段。高立新^[13]等人通过小波突变系数描述轴承的健康变化趋势，并应用于轧机齿轮箱轴承数据的分析，验证了该方法在趋势描述上的有效性。在此基础上，他们进一步研究了不同点蚀模式下的轴承振动信号的频域能量分布差异性，提出了一种基于小波包正交分解和 BP 神经网络的轴承点蚀故障模式识别技术。具体而言，他们对轴承振动信号进行了小波包正交四层分解，实现了信号空间的完整拆分，并得到了第四层从低频到高频的小波包分解系数。随后，通过单支重构方法获取各频段的成分，并利用这些频段能量组成特征矢量作为神经网络的输入样本，对 BP 神经网络进行了训练，最终构建了模式识别网络。新数据的检验结果表明，该网络性能优良，能够有效识别轴承的点蚀故障模式。这一研究为轴承故障诊断提供了新的技术手段，具有重要的应用价值。在高转速下，滚动轴承的振动信号能量较大，其他非轴承故障振动信号能量占比较小，对故障诊断的影响也不明显，但在低转速下，故障脉冲能量小，外界干扰信号能量占比会增大，进而对故障诊断产生不确定性影响。振动分析方法在旋转机械状态监测中广泛应用且技术不断进步，能够有效评估设备的机械完整性。然而，对于低速旋转机械来说，故障检测存在显著难度。传统的振动测量方法在低速环境下往往失效，因为它们无法捕捉到机械设备的工作频率。此外，当低速旋转机械的组件出现故障时，振动信号的变化较小，使得故障检测更加困难。用振动信号诊断低转速滚动轴承故障存在以下难点：（1）故障点产生的冲击响应频率较低，难以激发较高频率成分，传统振动测量方法在这种低频环境下往往难以提供有效的故障信

息；（2）低转速下，故障冲击信号的时间间隔较长，使得捕捉到连续的故障冲击变得困难，传统的冲击法难以有效检测这种间歇性冲击信号；（3）低转速环境中环境噪声的影响显著，容易掩盖故障信号，传统振动分析技术在高噪声环境下难以准确识别和提取故障特征。

1.2.2 深度学习方法和滚动轴承故障诊断中的研究现状

深度学习因其能够实现端到端的学习，省去了人工特征提取的步骤，可以自动构建特征到类别的非线性映射。因此，大量深度学习算法越来越多地应用于滚动轴承故障诊断。深度学习的一些代表性方法主要有：深度置信网络、深度自动编码器、卷积神经网络、深度残差网络、迁移学习等。

深度置信网络（Deep Belief Network, DBN）是一种生成式深度学习模型，由多个受限玻尔兹曼机（Restricted Boltzmann Machines, RBM）叠加而成。DBN 在训练过程中首先进行无监督预训练，然后通过监督学习进行微调，因而能够有效捕捉数据中的复杂结构和特征。李巍华等^[14]应用深度置信网络直接从轴承原始振动信号中提取故障特征进行智能诊断。Meng 等^[15]针对滚动轴承故障位置和严重程度分类问题，利用深度置信网络构建了一种由两层构成的层次诊断网络。shao Hai dong 等^[16]提出了一种基于压缩感知和改进的深度卷积置信网络的滚动轴承故障特征学习方法。

自编码器（Autoencoder, AE）是一种采用无监督的方式从数据中学习知识的人工神经网络。wang 等^[17]提出了一种多层监督自编码器模型，该模型有效地提高了故障诊断精度。Jia Feng 等^[18]研究了自编码器在滚动轴承和齿轮故障智能诊断中的应用。shao Hai dong 等^[19]针对滚动轴承和齿轮故障智能诊断问题，采用最大相关熵为自编码器设计了一种新的损失函数来增强特征学习能力，同时，采用人工鱼群算法来优化自编码器的参数。侯文擎等^[20]利用粒子群优化算法来确定堆叠降噪自编码器的网络结构，提出了一种基于堆叠降噪自编码器的滚动轴承故障智能诊断方法。

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）是一种专门用于处理具有类似网格结构数据（如图像）的深度学习模型。CNN 通过卷积层、池化层、全连接层等多层结构，有效地提取数据的空间和局部特征，广泛应用于图像识别、目标检测、自然语言处理等领域。张向阳、陈果等基于 CNN 成功地识别了基于机匣测点的滚动轴承故障。Guo 等^[21]提出了一种带有自适应学习率的改进卷积神经网络，并应用于滚动轴承故障诊断，成功实现了对故障尺寸和故障类型的准确识别和诊断，效果显著。olivier Janssens 等^[22]将滚动轴承振动信号的频谱作为 CNN 的输入，通过 CNN 来直接学习故障特征并用于智能诊

断。陈仁祥等^[23]首先使用离散小波变换将滚动轴承的振动信号转换到时频域，然后将时频图像输入卷积神经网络以自动学习故障特征。Zhang Wei 等^[24]将滚动轴承的原始振动信号直接输入卷积神经网络（CNN），并通过使用 Dropout 和小批量训练技术对 CNN 进行训练。Jia Feng 和他的团队^[25]为了解决正常样本和故障样本不平衡的问题，对 softmax 损失函数进行了加权处理，并提出了一种神经元激活最大化算法，用于理解卷积神经网络（CNN）中的故障特征学习过程。而 Huang 等人^[26]则探索了一种多尺度级联卷积神经网络，用于轴承的故障诊断。另一方面，Khorram 及其同事^[27]则采用原始加速度振动数据（时域特征）作为输入，提出了一种端到端的故障检测方法，该方法具有高精度和快速收敛的特点。

深度残差网络（Residual Networks, Resnet）^[28]是一种深度学习架构，旨在解决深度神经网络中的梯度消失和梯度爆炸等问题。它通过引入残差连接（residual connections），允许网络学习残差函数而不是直接学习目标映射。这种架构使得网络更容易训练，允许更深的网络结构，从而提高了性能和收敛速度。wen 等^[29]提出了一种全新的 50 层残差网络模型，其将时域故障信号映射成 RGB 图像，并将其作为模型的输入，有效实现了对轴承故障的准确诊断。而 Du 等人^[30]则采用了短时傅里叶变换（sTFT）生成的时频图作为输入，提出了一种基于 ResNet 的变工况故障诊断方法。ResNet 的局限性在于随着网络深度的增加，会出现梯度消失或爆炸的问题，导致训练过程变得困难。此外，深层网络可能会增加计算和存储成本，并且需要更多的数据进行有效的训练。另外，ResNet 在处理非常大的数据集时可能会出现过拟合的情况，需要进行适当的正则化和调优。

Transformer 网络是一种基于注意力机制的深度学习模型，用于处理序列到序列的任务，如机器翻译、语言建模等。它由编码器和解码器组成，其中编码器将输入序列转换为一系列隐藏表示，而解码器则将这些隐藏表示转换为目标序列。Transformer 网络利用自注意力机制来捕捉输入序列中各个位置之间的关系，而不需要依赖循环神经网络或卷积神经网络。这种架构使得 Transformer 在处理长序列时具有更好的效果，并且能够并行化处理，从而提高了训练速度。近年来，Transformer 网络在滚动轴承故障诊断中也展现出了巨大的潜力。He 等^[31]将视觉 Transformer（vision Transformer, viT）和 KL（Kullback-Leibler, KL）散度相结合，提出了一种新的针对滚动轴承故障诊断的 Transformer 网络。Tang 等^[32]将小波变换和 Transformer 网络相结合，提出了集成 Transformer 网络模型，并在滚动轴承故障诊断中取得了较高的诊断精度。由此可见，各种机器学习方法的引入显著提升了滚动轴承故障诊断的自动化水平，尤其深度学习由于能够实现故障特征的自动学

习, 不仅降低了对各种现代信号处理方法和专家经验的依赖, 而且具有更高的识别率, 为目前故障智能诊断的研究热点。由此可见, 各种机器学习方法的引入显著提升了滚动轴承故障诊断的自动化水平, 尤其深度学习由于能够实现故障特征的自动学习, 不仅降低了对各种现代信号处理方法和专家经验的依赖, 而且具有更高的识别率, 为目前故障智能诊断的研究热点。

1.2.3 应力波方法在故障诊断中的研究现状

应力波是指完全由失效组件之间的摩擦作用引起的表面波。金属间的摩擦和磨损引起的组件表面不规则变形和断裂都能够产生应力波, 其频率范围在 38KHz 左右。测量使用的加速度传感器经过特殊处理后在 32KHz 至 43KHz 频带内的信号将被放大数十倍, 经高精度采集仪采集后进行数据处理即可获得信息, 从而进行故障诊断和趋势预测。

应力波的优点:

- (1) 灵敏度高, 适合早起故障诊断。(比如对裂纹产生的前期预警)
- (2) 传感器安装方式灵活多变, 不受安装方向的限制。
- (3) 与被测物体表面亲密接触感知方式, 不受使用环境的可听见机械噪声影响。
- (4) 应用范围比较广泛, 可应用于裂纹监测、泄露、腐蚀、旋转设备故障诊断以及新材料性能检测等。
- (5) 可提供随时间、温度、载荷等变化的实时在线信息反馈, 比较适合在线监测。
- (6) 可以实现故障源的定性, 定量化和定位判断。

花海波^[33]针对齿轮箱的故障诊断问题, 提出一种应力波特征提取算法, 并结合卷积神经网络进行齿轮箱故障诊断。侯宝^[34]采用了先进的应力波技术对某大型燃气轮机压机轴承、燃烧室、燃气涡轮轴承等三关键部件进完成了在线监测, 监测结果显示基于应力波技术的设备状态监测系统能够有效反映出燃气轮机内部运行状态的实时变化, 能够准确监测出燃气轮机内部机械故障。李洪元^[35]提出使用应力波技术来消除外界的干扰因素, 反映设备内部真实的故障情况。

1.3 本文的主要研究工作

第二章主要介绍了深度卷积神经网络的基本概念, 提出了深度一类分类方法。

第三章详细介绍了应力波数据的采集过程, 利用小波信号分析方法对应力波数据进行分析。说明了小波信号分析方法很难实现低转速下滚动轴承的故障检测。

第四章利用深度一类分类方法完成了低转速下滚动轴承的故障检测, 完整了所提方法的有效性。

第五章完成了本文工作的总结以及对未来工作的展望。

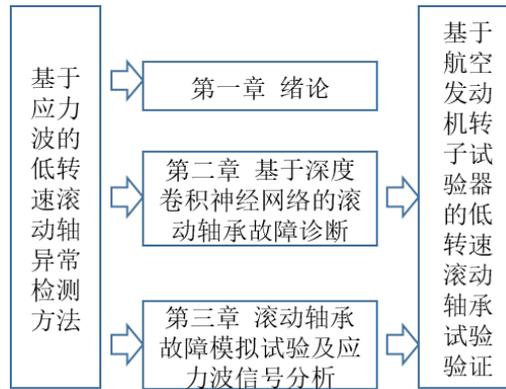


图 1.2 本文的主要研究工作

第二章 滚动轴承故障模拟试验及应力波信号分析

2.1 转子-滚动轴承-机匣试验器

航空发动机转子故障试验器是一种用于测试航空发动机转子（如涡轮叶片）性能和耐久性的设备。这些试验器通常被用于研究和开发新型发动机技术，以确保其在实际使用中的可靠性和安全性。这些试验器的工作原理是模拟航空发动机运行时的各种工况和环境，如高温、高压、高速等。通过在试验器中加载转子并模拟发动机运行条件，可以评估转子的耐久性、振动特性、疲劳寿命等。测试项目：这些试验器可以进行多种测试项目，包括转子的静态和动态平衡测试、振动测试、高温高压下的性能测试、疲劳寿命测试等。通过这些测试，可以评估转子的结构强度、材料耐久性、动态特性等关于它的结构，航空发动机转子故障试验器通常由一个封闭的试验室和相关的控制系统组成。试验室内设有转子安装设备、加热设备、压力设备以及传感器等。控制系统用于监测和控制试验过程中的各项参数，并记录测试数据以进行后续分析。该试验器的真实图片见下图，剖面图见图2.1。

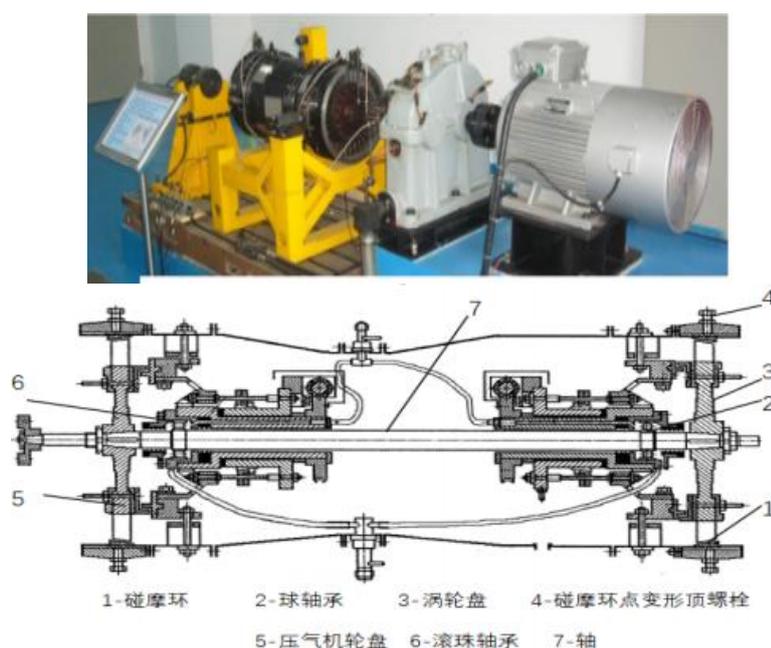


图 2.1 转子试验器

该转子试验器由演示模型、安装台架、电机、基础平台及润滑系统等部件组成。它可以模拟并演示发动机可能出现的几种典型故障情况，包括：（1）叶片断裂：通过在试验器中加入模拟叶片断裂的情况，可以模拟在飞行中发动机叶片由于疲劳或外部损伤而突然断裂的情况；（2）叶片失速：试验器可以模拟叶片在高速旋转时由于气流条件变化或叶片设计缺陷导致失速的情况；（3）轴承损坏；（4）转子失衡：通过在试验器中模

拟转子失衡的情况，可以评估失衡对发动机振动特性和疲劳寿命的影响；（5）叶片损伤：试验器可以模拟叶片表面损伤或内部损伤的情况，如叶片表面涂层剥落、叶片内部裂纹等。

2.2 应力波检测系统简介

应力波检测装置主要由5个部分组成:传感器、线缆，检测主机、磁座（没寄过来，用胶水代替）、插排。如图2.2所示。



图 2.2 实验设备组成

其中由于无法固定的问题，我们只使用了一个传感器，将其涂抹耦合剂、胶水，附着在叶片机匣测点上，如图2.3所示。并将其连接在CH1接头处。



图2.3 传感器安装位置

2.3 数据采集

本次试验所采用的采集设备及系统如下：

- （1）振动加速度传感器：丹麦 B&K 公司 4508 型加速度传感器；
- （2）数据采集器：JM5938；

- (3) 测试软件：旋转机械故障振动系统 RFIDS；
- (4) 采样频率为 10KHz。
- (5) 应力波传感器：KHHK151
- (6) 采集分析仪：KHHK-8A
- (7) 软件名称：高频应力波故障诊断检测系统，版本（KHHK4.0）

以滚珠轴承作为故障轴承，其型号为6206，其几何尺寸和故障特征频率如表2.1和表2.2所示。

表 2.1 轴承几何尺寸

型号	内圈直径	外圈直径	厚度	滚动体直径	节径
6206	30	62	16	9.5	46

表 2.2 轴承各部分故障频率倍数

型号	内圈	外圈	滚动体
6206	5.4293	3.5707	4.6356

为了模拟滚动轴承损伤情况，采用了电火花线切割加工技术。在滚动轴承的外圈和内圈滚道上，分别加工了宽度为0.6mm的裂缝，用以模拟外滚道和内滚道损伤所产生的冲击效应，具体如图2.4（a）和图2.4（b）所示。同时，对滚珠进行切割，形成直径约1mm、深度约2mm的凹坑，以模拟滚珠损伤所产生的冲击效应，如图2.4（c）所示。



图 2.4 航空发动机转子试验器 6206 滚动轴承故障

2.4 基于信号分析方法的低转速滚动轴承故障检测

2.4.1 增强型小波包络分析

利用增强型小波包络分析方法，对滚动轴承故障，实现强噪声背景下的滚动轴承微弱故障频率特征量提取。图 2.5 为基于增强型小波包络分析的故障频率特征量分析方法。

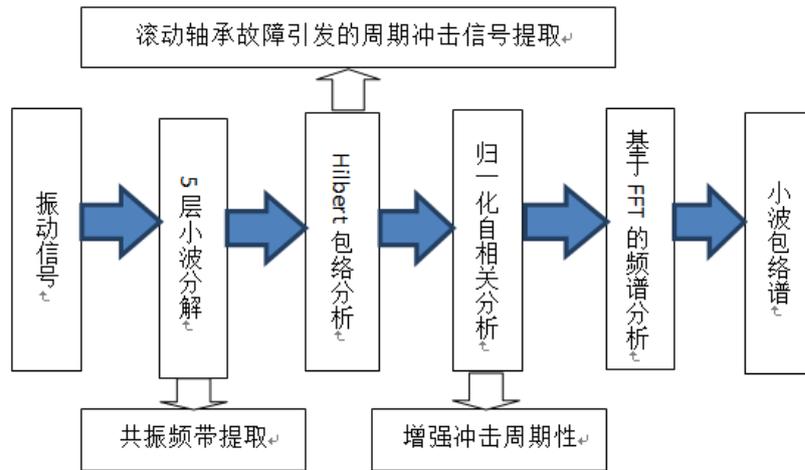


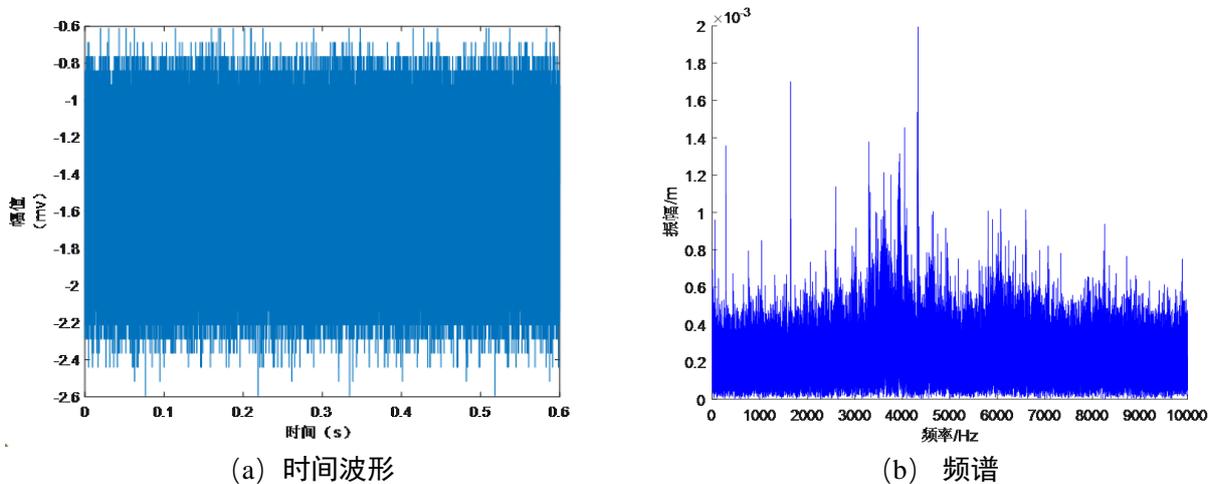
图 2.5 增强型小波包络分析方法

该方法的分析步骤为：

- (1) 采用 db8 小波基底对滚动轴承振动信号进行了 5 层分解，共重构出 5 个细节信号 d1、d2、d3、d4、d5 和 1 个近似信号 a5，一共 6 个不同频带的信号；
- (2) 对这 6 个信号分别进行包络分析，得到 6 个包络信号；
- (3) 对这 6 个包络信号进行归一化自相关降噪；
- (4) 最后对归一化自相关降噪后的包络信号进行频谱分析，得到 6 个小波包络谱；

2.4.2 检测结果

如图 2.6 和 2.7 分别为采用 2.4.1 节中的数据所得的正常和外圈故障状态下滚动轴承的小波分析结果。图中分析结果发现，当前状态下无法通过小波分析方法通过寻找特征频率的方式实现低转速下的故障检测。



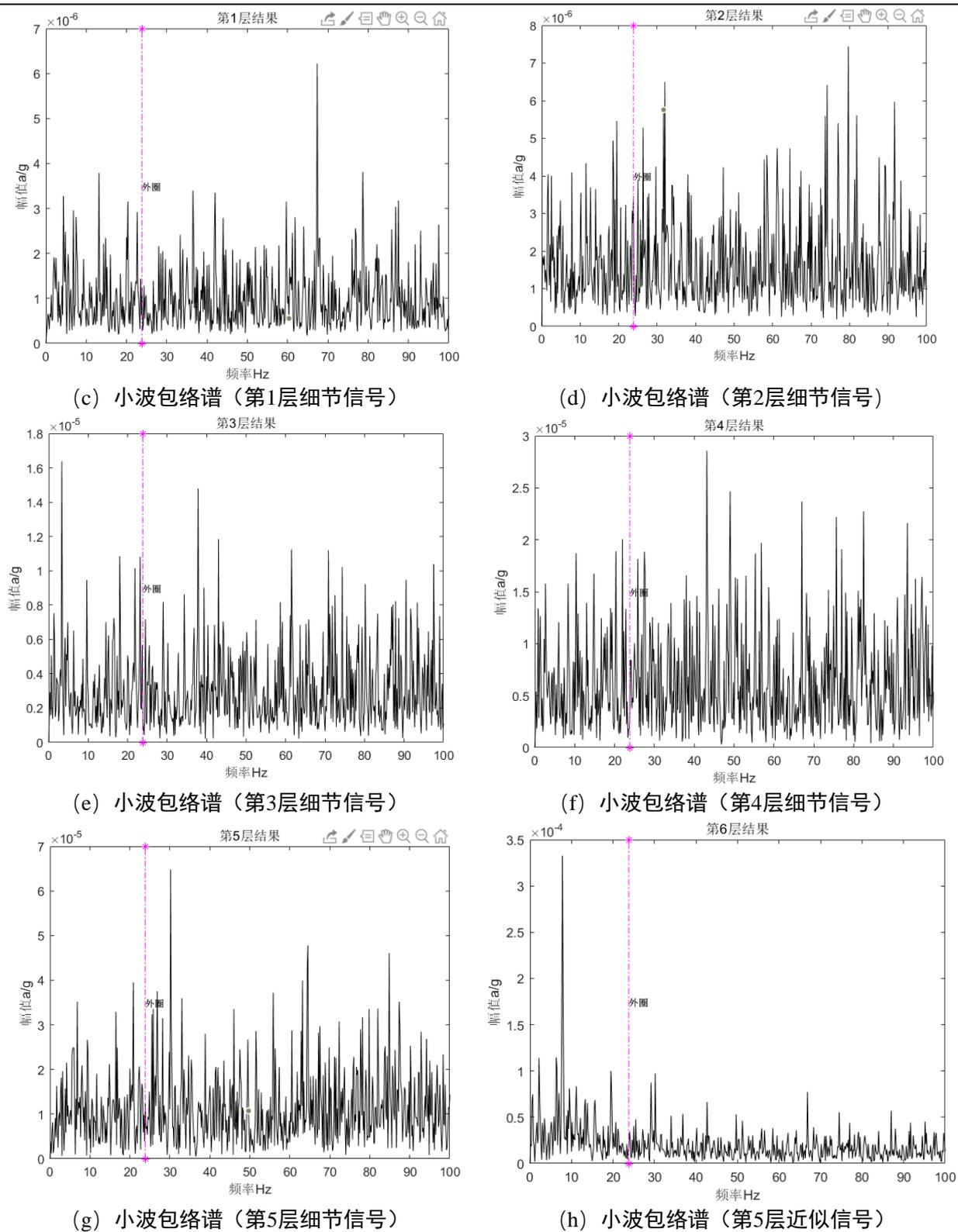
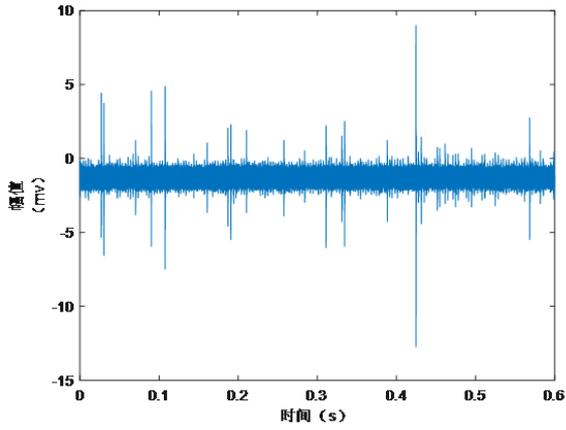
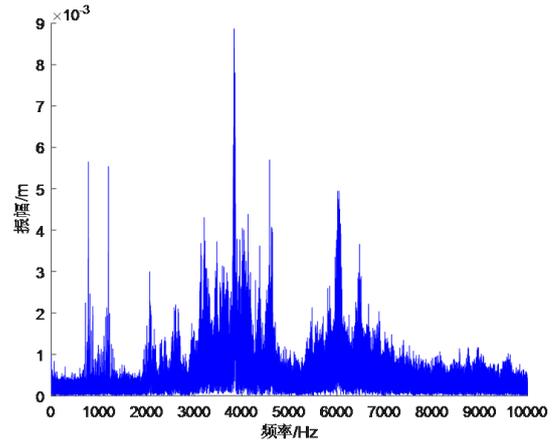


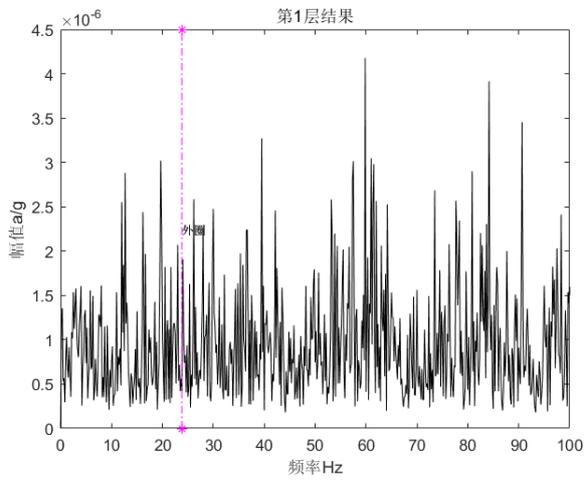
图2.6 应力波信号分析结果



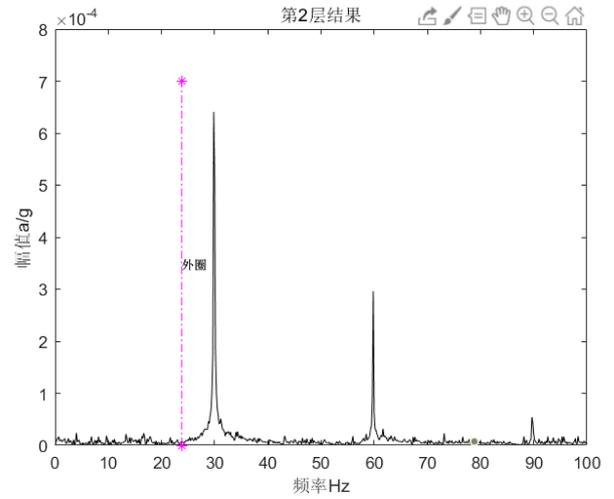
(a) 时间波形



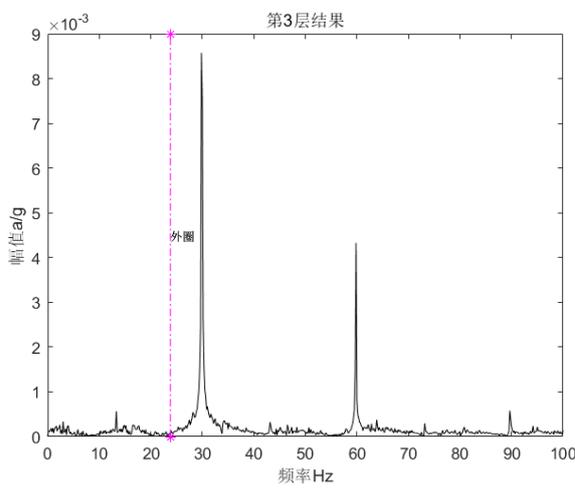
(b) 频谱



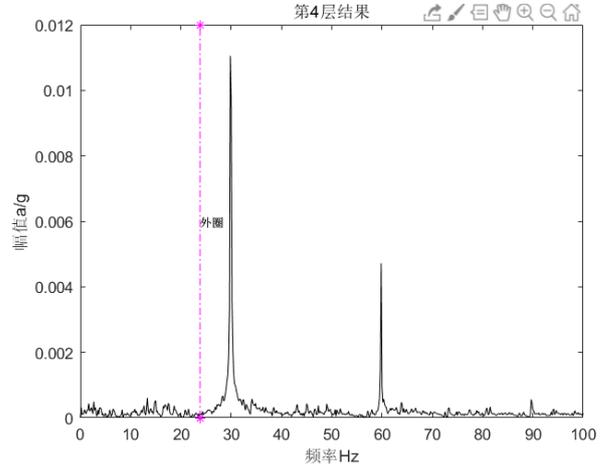
(c) 小波包络谱（第1层细节信号）



(d) 小波包络谱（第2层细节信号）



(e) 小波包络谱（第3层细节信号）



(f) 小波包络谱（第4层细节信号）

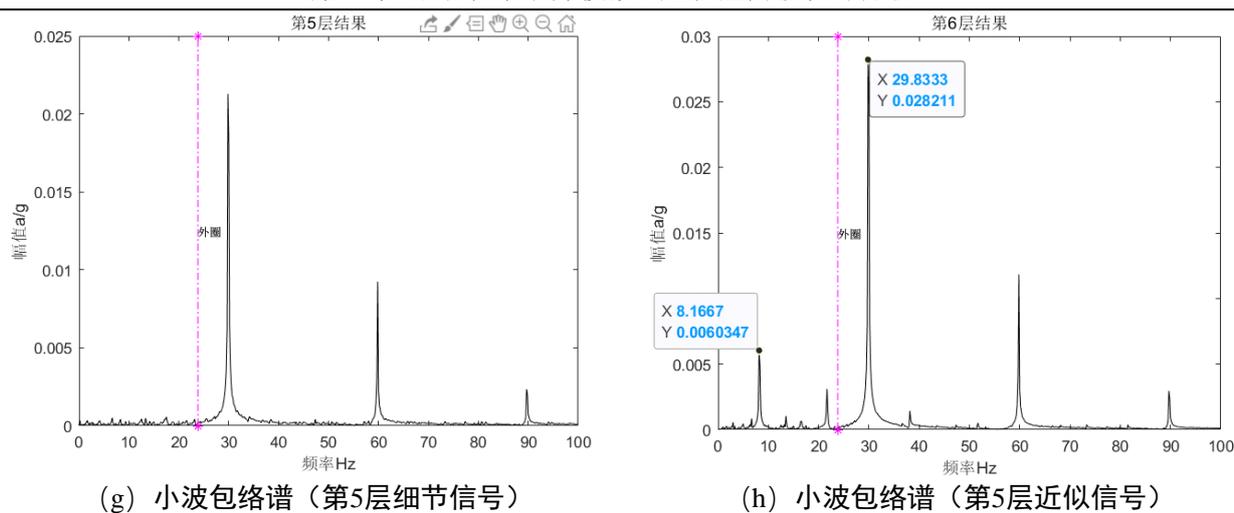


图2.7 应力波信号分析结果

通过2.6和2.7的图，可以通过频率和幅值得知，幅值和频率不处于稳定状态，不好找到故障特征频率

2.5小结

本章首先介绍了应力波试验，在航空发动机转子试验器上获取了滚动轴承的应力波数据。然后，采用小波包络分析的信号分析方法对所采集得到的数据进行了分析，结果发现：采用小波分析方法无法找到低转速下滚动轴承的故障特征频率，表明这种方法并不适用于低转速下滚动轴承的故障检测。

第三章 基于深度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断

3.1 深度卷积神经网络

本文采用经典的五层深度卷积神经（Deep Convolutional Neural Network: DCNN）网络作为滚动轴承故障诊断的模型，图 3.1 所示为 CNN 的基本结构，DCNN 主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层等结构串联而成。表 3.1 为本文 DCNN 模型的结构参数。

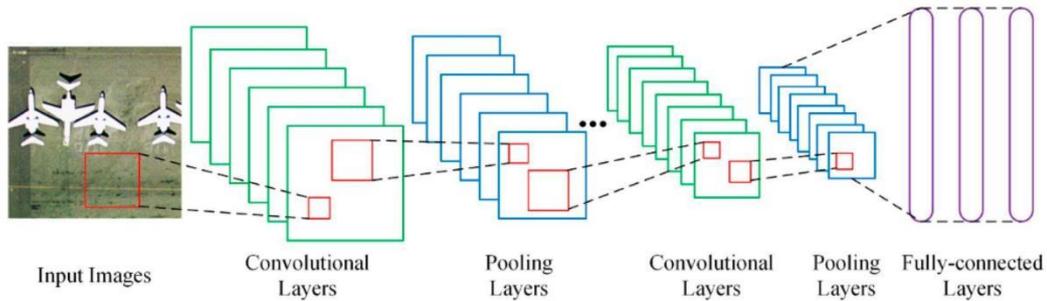


图 3.1 DCNN 的基本结构图

表 3.1 DCNN 模型结构参数

结构	参数	输出大小
输入层	(32*32,64)	32×32
第一层	(5×5,64)	28*2
池化	(2×2,64)	14*14
第二层	(3×3,64)	14*14
池化	(2×2,64)	7*7
Dropout	0.25	1×512
Flatten	无	3136*1
Dense	128 ReLU	128*1
Dropout	0.5	128*1
dense	10 softmax	10*1

3.1.1 卷积

卷积是一种数学运算，常用于信号处理和图像处理中。在深度学习中，卷积通常指的是卷积神经网络中的卷积操作，用于从输入数据中提取特征。卷积核（也称为滤波器）是卷积操作中的一个参数，它是一个小的可学习的矩阵，通过与输入数据的不同部分进行卷积操作，可以提取出不同的特征信息。具体公式如（3-1）所示：

$$y(n) = x(n) * h(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x(i)h(n-i) \quad (3-1)$$

其中表示 $y(n)$ 特征映射， $x(n)$ 表示输入的图像， $h(n)$ 表示卷积核函数。

对于一维卷积核，式(2-1)适用；而接下来介绍的公式则适用于二维卷积核。二级卷积核是指在卷积神经网络中的第二层卷积层所使用的卷积核。在卷积神经网络中，通常会有

多个卷积层，每个卷积层都会使用一组卷积核来提取输入数据的不同特征。第二层卷积层的卷积核会接收到第一层卷积层提取的特征图作为输入，并在这些特征图上进行卷积操作，以进一步提取更加抽象和高级的特征。二级卷积核的作用是在特征提取的过程中增加网络的非线性能力，并帮助网络更好地学习输入数据的特征表示。公式如下：

$$S(i, j) = (l * K)(i, j) = \sum_m \sum_n l(m, n) K(i - m, j - n) \quad (3-2)$$

由于卷积运算具有可交换性，式（3-2）能够改写为：

$$S(i, j) = (l * K)(i, j) = \sum_m \sum_n l(i - m, j - n) K(m, n) \quad (3-3)$$

其中， m, n 代表卷积核的长和宽的大小。除此之外还需要增加偏置的操作，公式如下：

$$x_f^l = f \left(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} * k_{i,j}^l + b_j^l \right) \quad (3-4)$$

卷积操作的目的是通过卷积核（即滤波器）在输入图像上滑动（或卷积），生成一个新的特征图。这个新的特征图捕捉了输入图像中的局部特征。 K 表示卷积核（也称滤波器）。 b 表示偏置项，是一个标量。前半部分表示卷积核和输入图像的乘积。 i 和 j 表示位置索引。

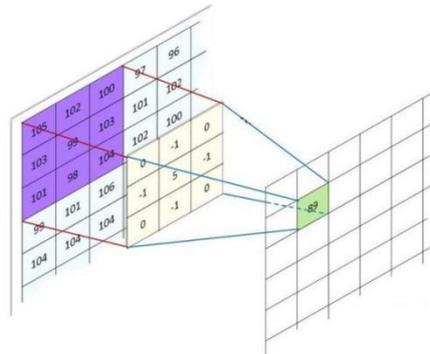


图 3.2 卷积示意图

3.1.2 池化

池化层的作用是对卷积神经网络中的特征图进行降采样，以减少参数数量、控制过拟合，并提取特征的位置不变性。通过池化操作，可以将特征图的尺寸缩小，同时保留重要的特征信息。常用的池化操作包括最大池化（Max Pooling）和平均池化（Average Pooling），它们分别选择特征图中的最大值或平均值作为池化后的值。池化层的公式如下：

$$x_j^l = f \left[\beta_j^l \text{down}(x_i^{l-1}) + b_j^l \right] \quad (3-5)$$

其中, x_j^i 为 l 层（当前为池化层）输出的 j 个特征图, $down(x)$ 为池化函数, 对于每个输出图都会有给定的 b 和 β_j^i

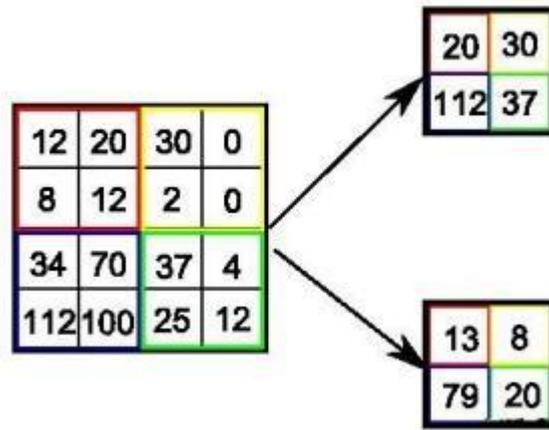


图 3.3 池化示意图

3.1.3 全连接层

全连接层是神经网络中的一种层类型, 也称为密集连接层或者仿射层。在全连接层中, 每个神经元都与前一层的所有神经元相连, 即每个神经元的输出都由前一层的所有神经元的输出加权和而来。这种连接方式使得全连接层能够学习输入数据中的复杂特征和模式, 常用于神经网络的最后几层, 用于将前面层的特征进行组合和分类。具体公式如下所示:

$$y^k = f(w^k x^{k-1} + b^k) \tag{3-6}$$

这个公式表示在神经网络的输出层中, 第 k 个神经元的输出 y 是通过将前一层的输出 x^{k-1} 进行加权和 $w^k x^{k-1}$, 然后加上偏置 b^k 并通过激活函数 f 处理得到的。其中, w^k 是连接第 k 个神经元和前一层的权重, b^k 是第 k 个神经元的偏置, f 是激活函数, 常用的激活函数包括 sigmoid、ReLU、tanh 等。

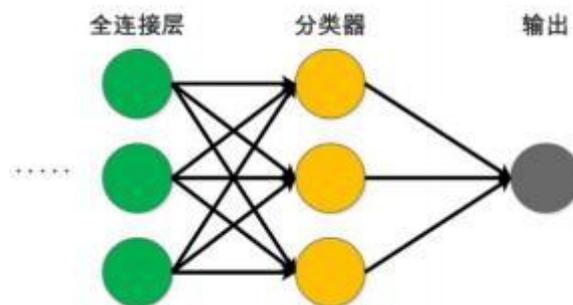


图 3.4 全连接层示意图

3.1.4 激活函数

非线性映射函数，也被称为激活函数，通过接收一系列输入并生成输出来模拟生物神经元的特性，模拟阈值对神经元的激活和兴奋。其功能：是可以提高神经网络整体的非线性表达能力。在实际应用中，有10种以上的激活功能可供选择。本段主要介绍以下内容。

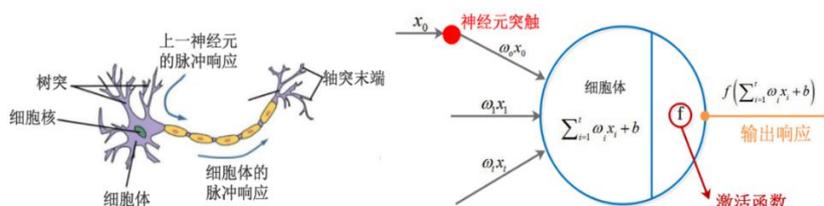


图 3.5 生物神经元（左）与人工神经元（右）

1) Sigmoid函数

Sigmoid函数的数学表达式为：

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (3-7)$$

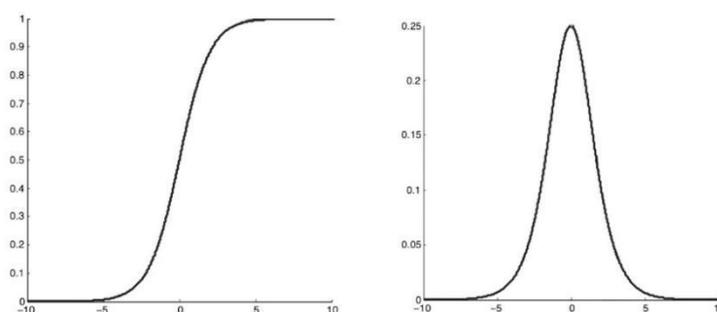


图 3.6 Sigmoid 函数及其梯度函数图像

这张图显示了两个不同的函数图像，分别为 Sigmoid 激活函数和其导数的图像。以下是对每个图的详细解释：

左图：Sigmoid 激活函数特点：

S 形曲线：该函数在输入值 x 较小时接近 0，输入值 x 较大时接近 1，中间部分呈现平滑的 S 形曲线。**输出范围：**Sigmoid 函数的输出值介于 0 和 1 之间。**非线性：**它引入了非线性，可以帮助模型学习复杂的模式。

右图：Sigmoid 函数的导数。特点：

钟形曲线：导数在 $x=0$ 附近达到最大值，随着 x 绝对值的增大，导数值迅速减小。最大值：导数最大值出现在 $x=0$ 出，最大值为 0.25. 梯度衰减：在 x 绝对值较大时，梯度值非常小，这意味着在反向传播过程中会出现梯度消失问题，导致深层网络难以训练。

2) Tanh 函数

Tanh函数的数学表达式为：

$$\tanh(t) = 2\sigma(2t) - 1 \quad (3-8)$$

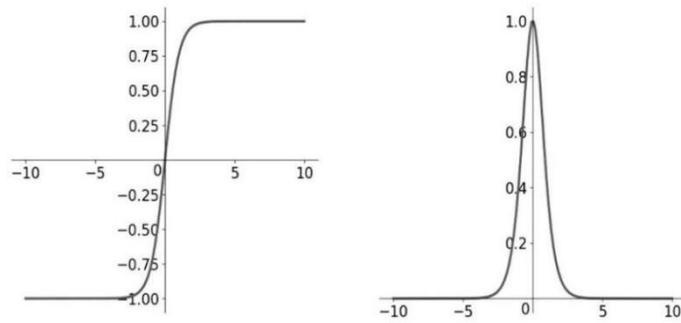


图3.8 tanh 函数及其梯度函数图像

双曲正切函数（Tanh函数）是一种数学函数，类似于普通正切函数，但定义域和值域都在 $[-1, 1]$ 之间。它在机器学习和神经网络中常被用作激活函数，将输入的实数映射到 $[-1, 1]$ 的范围内，有助于处理数据归一化和信息传递

3) ReLU函数

ReLU函数的数学表达式为：

$$\text{ReLU}(t) = \max(0, x) \quad (3-9)$$

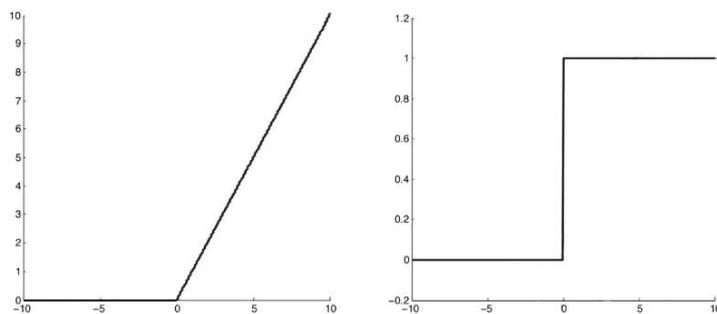


图 3.9 ReLU 函数及其梯度函数图像

ReLU函数事实上其实是一个分段的函数，其定义为：

$$\text{rectifier}(x) = \max\{0, x\} \quad (3-10)$$

其函数图像如图 3.9 所示。它将输入小于零的部分变为零，而输入大于零的部分保持不变。这种非线性特性使其在深度学习中广泛应用，因为它能够有效地加速收敛并减

轻梯度消失问题。ReLU函数的图像是一条以原点为起点，向右延伸的45度直线（当 $x \geq 0$ 时），以及沿x轴的水平线（当 $x < 0$ 时）。本文采用 ReLU 函数作为激活函数。

图3.9展示了其函数图像。ReLU函数和Sigmoid函数是深度学习中常用的激活函数。ReLU具有简单的计算方式和快速的速度，但可能导致部分神经元“死亡”，而Sigmoid函数则有梯度消失和计算量大的问题。通常情况下，ReLU更适合隐藏层，而Sigmoid更适合输出层的二分类问题。

3.1.5 损失函数

损失函数是在机器学习和深度学习中用来衡量模型预测值与真实值之间差异的函数。它是模型训练过程中的关键组成部分，通过衡量模型输出与真实标签之间的差异来指导模型参数的优化。损失函数越小，表示模型的预测越接近真实值。在监督学习中，损失函数通常定义为预测值和真实标签之间的差异度量，常见的损失函数包括均方误差（MSE）、交叉熵损失（Cross-Entropy Loss）、Hinge Loss等，具体选择哪种损失函数取决于问题的性质和模型的特点。在训练过程中，通过优化算法（如梯度下降）来最小化损失函数，从而调整模型参数以提高模型的性能。下面介绍几种典型的损失函数：

（1）0-1 损失函数（0-1 Loss Function）

此函数可以很直观的展现模型预测的错误率。

$$L(y, f(x, \theta)) = \begin{cases} 0 & \text{if } y = f(x, \theta) \\ 1 & \text{if } y \neq f(x, \theta) \end{cases} \quad (3-11)$$

其中 $I(\cdot)$ 表示指示函数。

（2）平方损失函数是一种常用的损失函数，用于衡量模型预测值与真实值之间的差异。它通过计算预测值与真实值之间差的平方来度量误差的平均程度，是机器学习和深度学习中常见的优化目标之一。

$$L(y, f(x, \theta)) = \frac{1}{2} (y - f(x, \theta))^2 \quad (3-12)$$

（3）交叉熵损失函数是在分类问题中常用的损失函数，用于衡量模型输出的概率分布与真实标签的差异。它通过计算模型输出的概率分布与真实标签的交叉熵来度量预测值与真实值之间的差异，是一种常见的优化目标。交叉熵损失函数在训练过程中能够有效地指导模型参数的优化，尤其在多类别分类问题中广泛应用。其数学表达式为：

$$J = - \sum_{i=1}^I y_i \log(p_i) \quad (3-13)$$

其中： I 为分类类别总数。 p_j 为经过式（3-14）所示的Softmax分类函数输出的第 j 个类别的概率，相应的真实样本标签为 y_j 。

$$p_i = \frac{e^{V_i}}{\sum_{i=1}^I e^{V_i}} \quad (3-14)$$

其中： V_i 为全连接层的第 i 个神经元的输出。

3.1.6 优化算法

现阶段深度学习模型的参数更新通常采用梯度反向传播算法实现。通过不断的迭代更新参数，使得损失函数达到最小值^[38]。目前几种常用的计算参数梯度的方法主要有：随机梯度下降算法（SGD）、小批量梯度下降（MBGD）、动量梯度下降法(Momentum)、RMSprop、Adam等。

（1）SGD

SGD（Stochastic Gradient Descent，随机梯度下降）是一种常用的优化算法，用于训练机器学习模型，特别是在深度学习中广泛使用。它是梯度下降算法的一种变体，通过迭代地更新模型参数来最小化损失函数。SGD的基本思想是每次迭代时随机选择一个样本（或者一小批样本），计算该样本上的梯度，并根据这个梯度更新模型参数。相比于传统的梯度下降算法，SGD每次迭代只利用了一个样本（或者一小批样本）的信息，因此计算速度更快，并且能够更快地收敛到局部最优解。

（2）MBGD

MBGD（Mini-Batch Gradient Descent，小批量梯度下降）是梯度下降的一种变体，介于批量梯度下降（BGD）和随机梯度下降（SGD）之间。在MBGD中，每次更新模型参数时，不是仅利用一个样本（SGD）或者所有样本（BGD），而是利用一小批样本（通常为一定数量的样本）的信息来计算梯度并更新参数。

MBGD的基本思想是结合了BGD和SGD的优点，既减少了计算量，又降低了随机性带来的不稳定性。通过选择适当大小的小批量样本，MBGD能够充分利用GPU等并行计算资源，加快训练速度，并且在一定程度上降低了收敛过程中的震荡现象。

MBGD在实际应用中得到了广泛的应用，尤其是在深度学习中。通常情况下，MBGD是默认的优化算法之一，同时也是其他优化算法（如Adam、Adagrad等）的基础。其基于小批量梯度下降的网络权重更新公式为：

$$\begin{aligned}\theta_j^i &= \theta_j^{i-1} - \eta \frac{\partial}{\partial \theta_j^{i-1}} L(\theta_1^{i-1}, \theta_2^{i-1}, \dots, \theta_j^{i-1}, \dots, \theta_n^{i-1}) \\ &= \theta_j^{i-1} - \eta \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l \frac{\partial}{\partial \theta_j^{i-1}} (h_{\theta_1^{i-1}, \theta_2^{i-1}, \dots, \theta_j^{i-1}, \dots, \theta_n^{i-1}}(x^k))\end{aligned}\quad (3-17)$$

(3) Momentum

动量 (Momentum) 是优化算法中的一种技术, 用于加速模型的收敛过程并减少参数更新时的波动。它的基本思想是在参数更新时不仅考虑当前梯度的方向, 还考虑之前梯度方向的加权平均, 从而使参数更新更加平滑和稳定。

具体来说, 动量算法在每次参数更新时, 不仅考虑当前时刻的梯度, 还引入一个动量项, 表示之前梯度方向的加权平均。这个动量项会根据之前的梯度方向和当前梯度方向的一致程度来进行调整, 如果两者方向一致, 则动量项会增大; 如果两者方向相反, 则动量项会减小。这样可以使参数更新的方向更加稳定, 并且在更新过程中具有一定的“惯性”, 有助于跨越局部最小值, 加速收敛。其数学公式如下:

$$\begin{aligned}v_{dw} &= \beta v_{dw} + (1 - \beta) Dw \\ v_{db} &= \beta v_{db} + (1 - \beta) db \\ W &= W - \alpha v_{dw} \\ b &= b - \alpha v_{db}\end{aligned}\quad (3-18)$$

其中, θ_t 表示第 t 个时刻的参数, $\nabla J(\theta_t)$ 表示损失函数关于参数的梯度, v 是第 t 个时刻的动量, α 是学习率, β 是动量的超参数, 通常取值在 0.9 左右。Momentum 优化器的主要设计思想是在梯度下降的基础上引入动量的概念, 利用动量的思想来加速收敛过程。其主要系统构建设计思想包括以下几个方面: 动量更新规则: Momentum 优化器在参数更新时考虑了上一时刻的动量。具体地, 它引入了一个动量项, 用来存储之前梯度的加权平均值。这样可以在更新过程中加入一定的“惯性”, 使得参数更新更加平滑和稳定; 参数更新: 在利用动量更新规则计算出动量后, 参数更新时使用的是动量而不是原始梯度; 超参数选择: Momentum 优化器中有一个重要的超参数是动量的系数。这个系数控制着过去梯度的权重, 影响着动量项的大小。通常情况下, 取值在 0.9 左右, 但在实践中可能需要根据具体的问题和数据进行调整。适用范围: Momentum 优化器在很多深度学习任务中都能取得良好的效果, 尤其是在损失函数曲率变化较大或存在局部最优解的情况下, 能够更快地收敛到合适的解。然而, 在某些情况下, 如稀疏数据或者损失函数有很多局部极小值的情况下, Momentum 优化器可能会表现不佳

(4) RMSprop

RMSprop (Root Mean Square Propagation) 是一种优化算法，用于训练神经网络时更新模型参数。它是一种自适应学习率方法，旨在解决梯度下降算法中学习率衰减过快或过慢的问题。

RMSprop的主要思想是根据每个参数的梯度历史信息来调整学习率，从而对每个参数进行自适应地更新。具体来说，RMSprop会计算每个参数梯度平方的指数加权移动平均值，并将该移动平均值的平方根作为学习率的分子，从而降低学习率中方差较大的梯度的影响，同时加速收敛。RMSprop的更新规则可以表达为：

$$\begin{aligned}
 s_{dw} &= \beta s_{dw} + (1-\beta)dW^2 \\
 s_{db} &= \beta s_{db} + (1-\beta)db^2 \\
 W &= W - \alpha \frac{dW}{\sqrt{s_{dw} + \epsilon}} \\
 b &= b - \alpha \frac{db}{\sqrt{s_{db} + \epsilon}}
 \end{aligned} \tag{3-19}$$

这个公式表示 α 是在前 t 轮和后 $1-t$ 轮之间的损失梯度函数每次迭代过程中所累积的动量。与其他算法不同，RMSprop通过对梯度的平方进行指数加权移动平均，计算梯度的平方的指数加权移动平均值，然后将该移动平均值的平方根作为学习率的分子，以调整参数的更新步长。这种计算的好处在于：RMSprop根据每个参数的梯度历史信息调整学习率。通过对梯度的平方进行指数加权移动平均，可以降低学习率中方差较大的梯度的影响，同时保留梯度中有用的信息。这使得在训练过程中，不同参数的更新速度可以根据其梯度的历史变化而变化，从而更加高效地收敛到最优解

(5) Adam

假设我们在进行训练第 t 轮的训练中，我们首先就可以通过计算获取 momentum 和 rmsprop 的参数进行更新：

$$\begin{aligned}
 v_{dw} &= \beta_1 v_{dw} + (1-\beta_1)dW \\
 v_{db} &= \beta_1 v_{db} + (1-\beta_1)db \\
 s_{dw} &= \beta_2 s_{dw} + (1-\beta_2)dw^2 \\
 s_{db} &= \beta_2 s_{db} + (1-\beta_2)db^2
 \end{aligned} \tag{3-20}$$

由于每个移动指数的平均值在迭代初期与最终开始时的取值之间存在较大的误差，因此需要对上述计算得到的数值进行偏差校正

$$\begin{aligned}
v_{dw}^c &= \frac{v_{dw}}{1 - \beta_1^t} \\
v_{db}^c &= \frac{v_{db}}{1 - \beta_1^t} \\
s_{dw}^c &= \frac{s_{dw}}{1 - \beta_2^t} \\
s_{db}^c &= \frac{s_{db}}{1 - \beta_2^t}
\end{aligned} \tag{3-21}$$

通过上述两个公式，我们就已经得到可以直接通过求得在第 t 轮迭换时代的执行过程中，参数对于梯度所有值的累计修正量的最终修正值，从而紧接着我们也就可以通过求得 momentum 和 rmsprop 两个算法的相互作用结合式的方式应用 来对所有权重和偏置的累计修正值系数进行了初步更新。

$$\begin{aligned}
W &= W - \alpha \frac{v_{dw}^c}{\sqrt{s_{db}^c + \varepsilon}} \\
b &= b - \alpha \frac{v_{db}^c}{\sqrt{s_{db}^c + \varepsilon}}
\end{aligned} \tag{3-22}$$

上述所有的每个步骤都可以是对的 momentum 这个算法与 rmsprop 算法相互 地直接结合在一起从而直接构建了 adam 这个算法。在参数 adam 的这个算法中，参数 α 和 β_1 所需要的也 同样就是 moment 算法在其中的 α 和 β 的数值，一般我们可以取0.9,参数 α 和 β_2 所需要的也 同样就是 rmsprop 算法在其中的 α 和 β 的数值，一般我们可以取 0.999。

3.2 SVDD 方法

VDD是Support Vector Data Description的简称，即支持向量数据描述。它是一种基于支持向量机（Support Vector Machine, SVM）的无监督学习算法，用于对数据进行异常检测或异常检测的模型训练。SVDD的基本思想是利用支持向量机的思想，将数据点映射到高维空间中，然后在 该高维空间中构建一个最小体积的超球体（或者其他形状的超表面），将正常数据包围在内，同时排除异常点。这样，异常点就会远离超球体，而正常点则会在超球体内部，从而能够通过超球体的体积来判断数据点是否为异常。

3.3 深度一类分类方法

DSVDD是一种基于深度学习的异常检测方法，它是从SVDD（Support Vector Data Description）中衍生而来的。DSVDD的基本原理结合了深度学习的特征提取和SVDD的异常检测思想，旨在利用深度学习网络提取数据的高层次特征，然后在 该特征空间中构建一个最小体积的超球体来描述正常数据的分布。DSVDD的基本原理可以简述为以下几

个步骤：特征提取：使用深度学习网络（通常是自编码器或卷积神经网络）对数据进行特征提取。深度学习网络可以学习数据的高层次特征表示，将原始数据映射到一个更加有意义的特征空间中；特征空间中的异常检测：在特征空间中，使用SVDD的思想构建一个最小体积的超球体来描述正常数据的分布；异常检测：一旦DSVDD模型训练完成，就可以使用该模型来检测新数据点是否为异常。

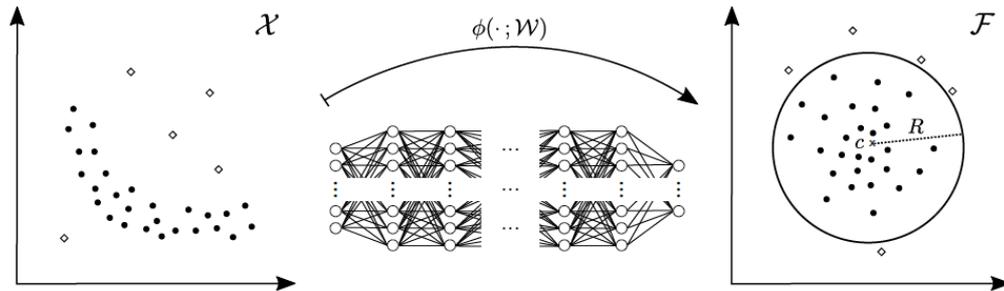


图 3.10 DSVDD 的基本原理

DSVDD建立如式(1)所示的目标函数，借助随机梯度下降算法完成网络训练。

$$L = \min_{R, w} R^2 + \frac{1}{\nu n} \sum_{i=1}^n \max\{0, \|\phi(x_i; w) - a\|^2 - R^2\} + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^L \|w_l\|_F^2 \quad (3-23)$$

在这个函数中， R 表示超球的半径； w 表示神经网络的参数； $\phi(i; w)$ 表示通过神经网络映射后的输入数据点； a 表示球的中心； n 表示样本数量； ν 是一个超参数，用于控制异常检测的松弛程度； λ 是正则化参数； B 表示神经网络中的权重数； p 表示正则化项的范数类型(通常是1或2)。简单概括这个公式的步骤：第一项：最小化超球的半径，使得球尽可能小，包含正常数据；第二项：惩罚超出球的点，控制异常点的影响；第三项：对神经网络权重进行正则化，防止过拟合。

DSVDD中深度神经网络变换 $\phi(x_i; w)$ 采用卷积神经网络，其结构如图3.11所示。

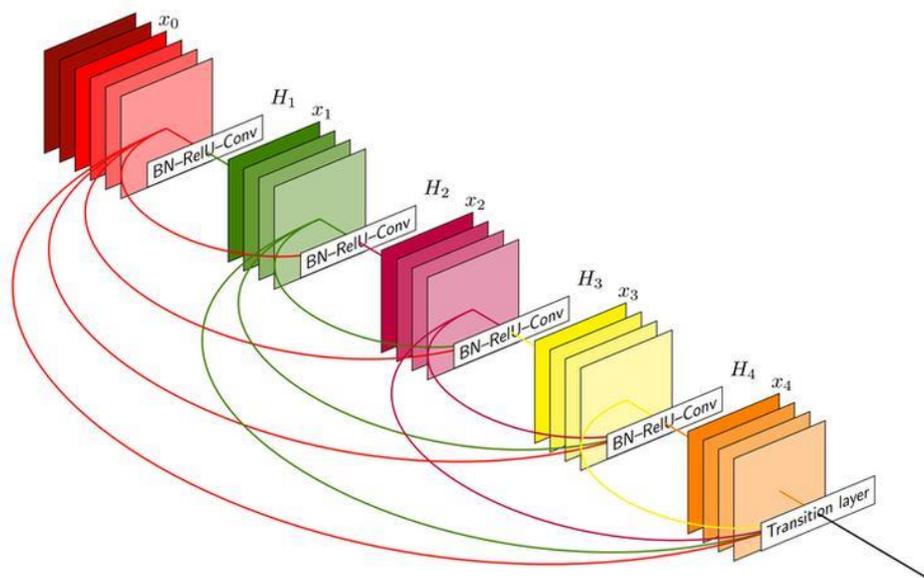


图 3.11 卷积神经网络

3.4 深度一类分类方法诊断流程

所建立低转速滚动轴承故障检测方法的具体步骤为：

采集滚动轴承应力波信号，并按照0.1采样时长保存为不同的样本数据，样本数据点数为50000个点，并利用所采集的正常状态的样本完成深度一类分类模型的训练，并制定阈值。保存训练完成的模型参数。

在测试过程中，将不同状态下的测试样本输入训练完成的模型，通过所制定的阈值判断当前输入是否异常。

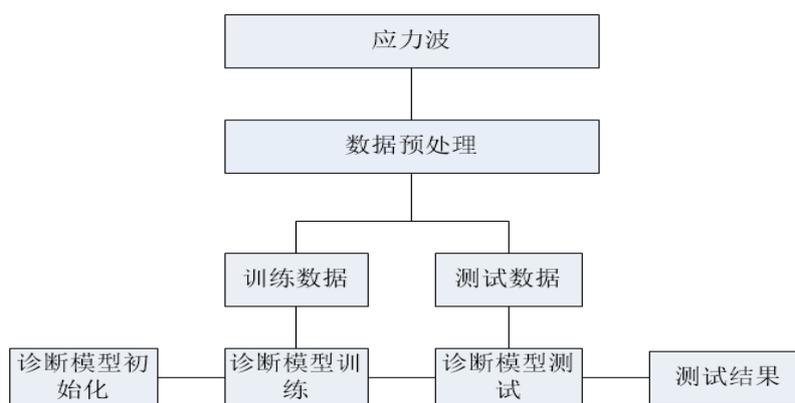


图3.12 深度一类分类方法诊断流程

3.5小结

本章主要介绍了深度卷积神经网络的概念，提出了深度一类分类方法，该方法采用深度卷积神经网络提取输入数据的特征，然后利用SVDD完成异常检测。训练时仅利用正常样本完成训练。为后续低转速下滚动轴承的故障检测提供依据。

第四章 基于航空发动机转子试验器的低转速滚动轴承试验验证

4.1 数据预处理

试验时采集的数据采样频率为500KHz，单个样本的数据时长未6s秒。在数据预处理时，首先将数据转换为样本大小为4096个点，然后，将将所得的时间序列数据转换为二维矩阵数据，最后，以此二维矩阵数据作为模型输入。数据预处理方法如图4.1所示：

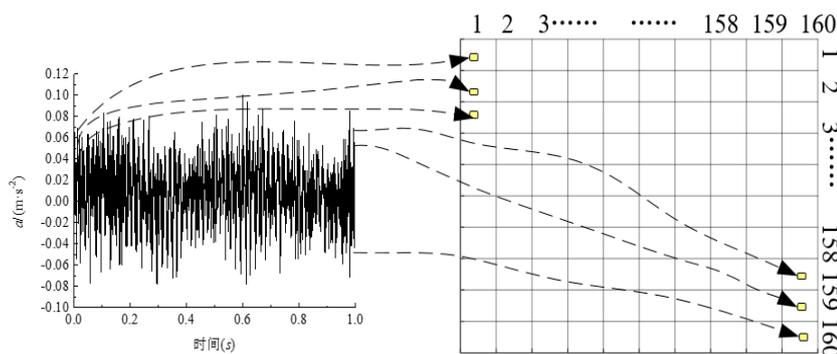


图 4.1 数据预处理方法

处理后的样本按照 7: 3 的比例划分训练集和测试集所获得的样本信息如表 4.1 所示。

表 4.1 样本信息

故障状态	训练集	测试集
正常样本	140	60
故障样本	0	60

4.2 模型诊断结果

为说明本文方法在低转速滚动轴承故障检测中的有效性，以4.2节中的数据预处理方法所得的二维数据样本为输入，仅利用正常样本完成模型的训练，结果如图4.2所示。

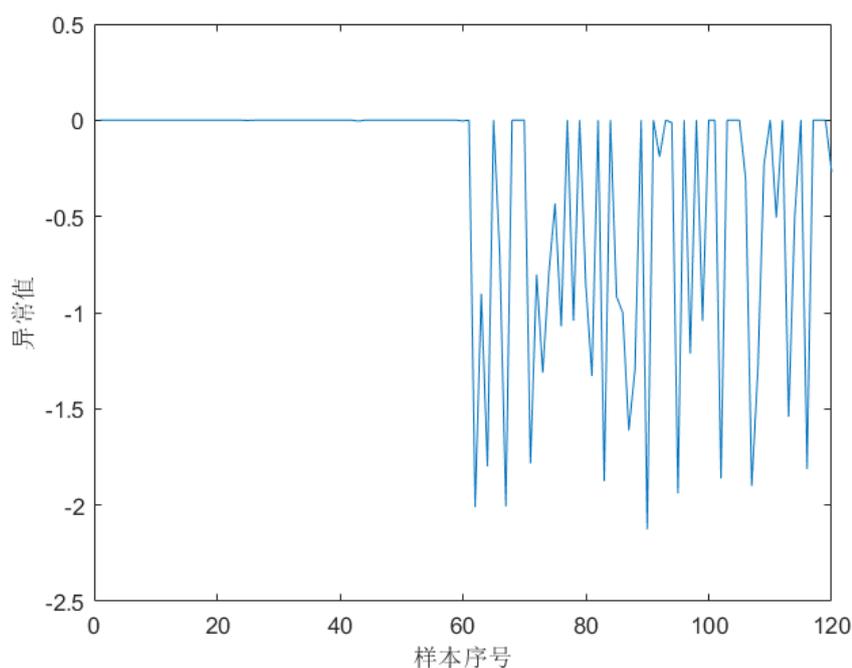


图 4.2 模型检测结果

结果显示，在恒定的400rpm时，正常样本所得的检测结果稳定在0左右，而故障样本的检测结果相对有较大的波动，通过这种正常和异常样本之间的差异，可以很容易的判断当前滚动轴承的故障状态。

当设置阈值为 ± 0.01 时，检测精度可达到88%以上。表明本文方法在基于应力波的低转速滚动轴承故障检测中有巨大的优势。

为进一步验证本文方法的有效性，利用相同数据预处理方法，在转速为600r/min的数据集上进行了有效性验证，验证过程中同样仅利用正常样本完成模型的训练，通过正常和异常样本之间的差异程度判断当前滚动轴承的故障状态。

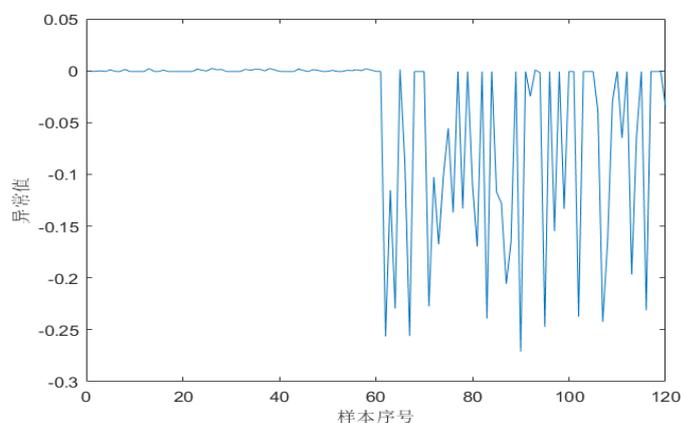
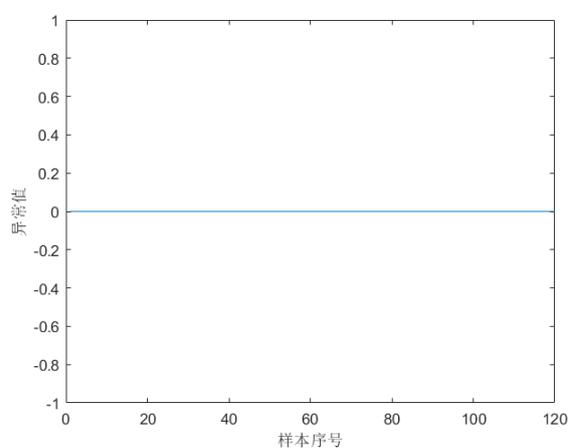


图 4.3 模型检测结果

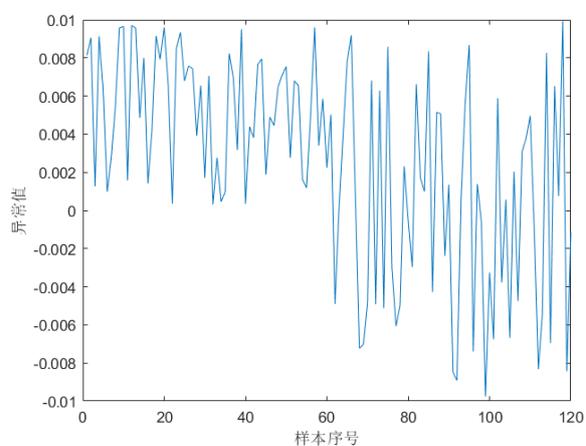
结果显示，在恒定的600rpm时，正常样本所得的检测结果依然稳定在0左右，而故障样本的检测结果同样有较大的波动，通过这种正常和异常样本之间的差异，可以很容易的判断当前滚动轴承的故障状态。该转速下当设置阈值为 ± 0.02 时，检测精度可达到89%以上。表明本文方法在基于应力波的低转速滚动轴承故障检测中有巨大的优势。

4.3 不同网络深度对模型的检测结果的影响

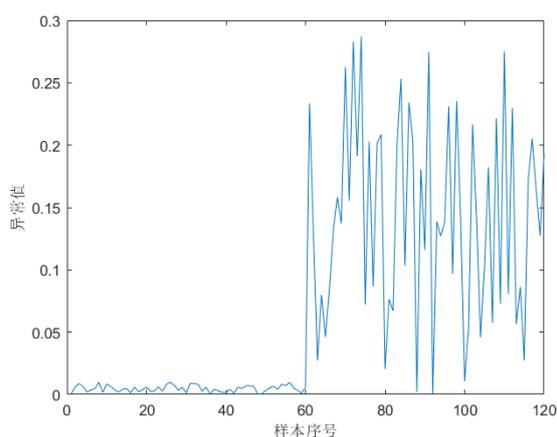
为说明本文方法的优势和泛化性能，本节对网络不同深度下的检测结果进行了对比验证，采用的卷积神经网络的深度分别为：3、5、8、10层。每种网络深度下的检测结果如图4.4所示：



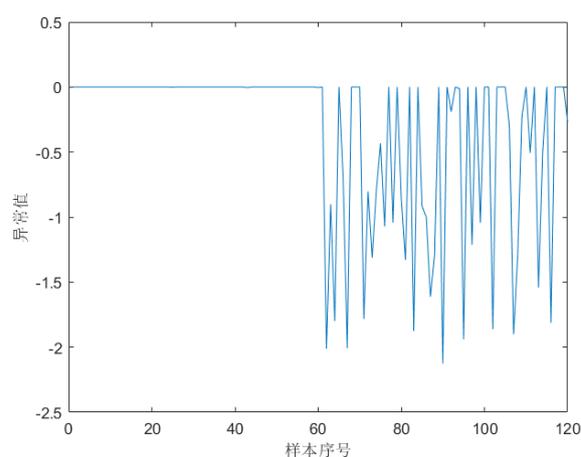
(a) 网络深度为3层



(b) 网络深度为5层



(c) 网络深度为8层



(d) 网络深度为10层

图 4.4 网络深度下的检测结果

图中结果显示，不同的网络深度，其模型的检测结果也不尽相同。其中网络深度为3时，检测效果最差，在图中的表现形式为正常和故障样本的差异程度很小。而随着网络深度的加深，模型的检测效果也随之提高。

4.4 不同学习率对模型的检测结果的影响

本节采用不同优化系数对网络检测结果进行对比验证，采用的优化系数分别为：0.1、0.01、0.001、0.0001。每种优化速率下的检测结果如图4.5所示：

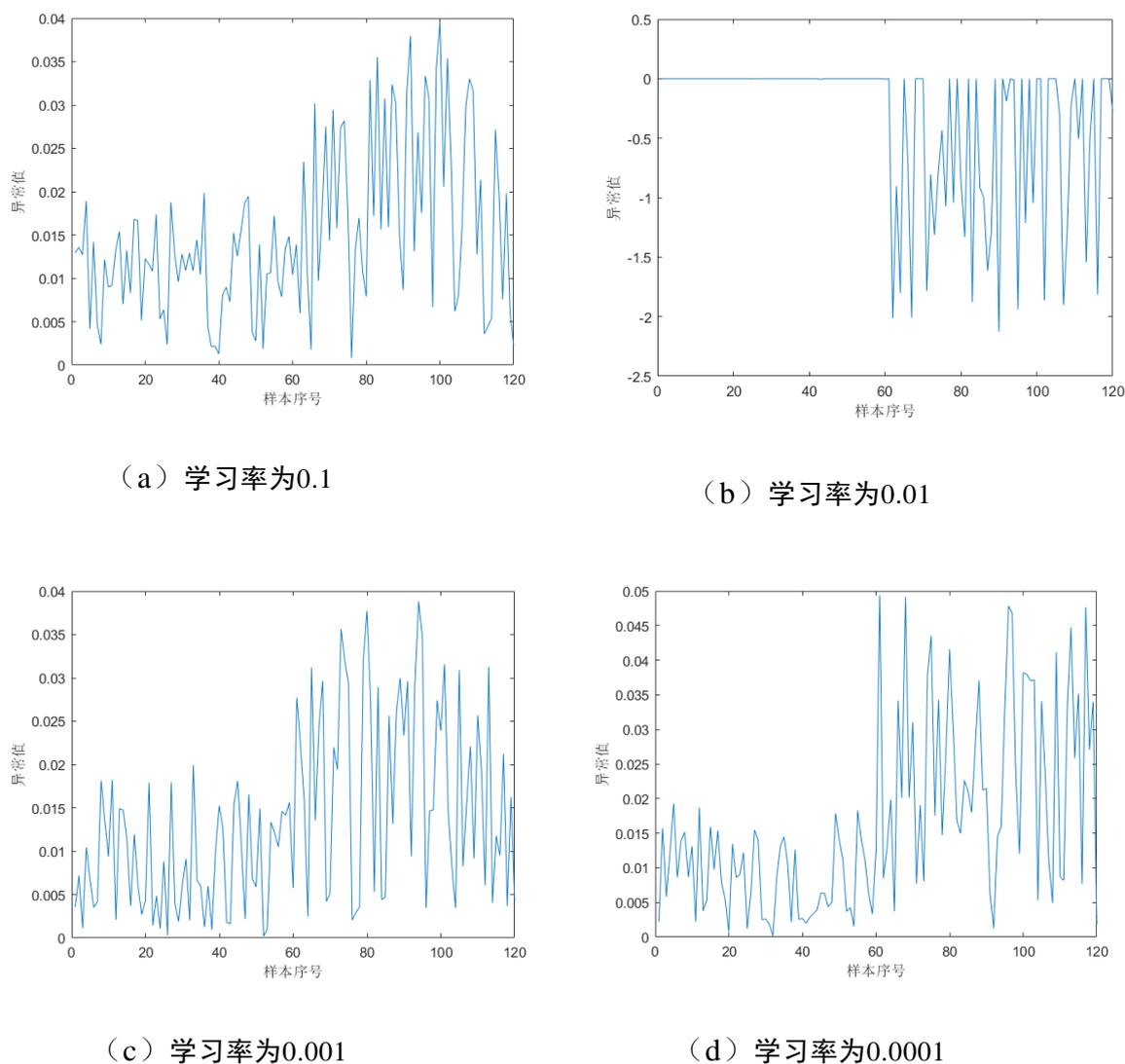


图 4.5 优化速率下的检测结果

图中结果显示，不同的学习率，其模型的检测结果也不尽相同。其中学习率为0.01是，对于本文的深度一类分类方法，其检测效果最优。

4.5 小结

本章采用所提出的深度一类分类方法对低转速下的滚动轴承故障进行了检测。以正常状态下的应力波数据为输入完成深度一类分类方法的训练，测试时验证了不同网络深度，不同学习率下的诊断效果。结果表明深度一类分类方法能够很好的完成应力波数据的分类，实现低转速下滚动轴承的异常检测。

第五章 结论与展望

5.1 结论

(1) 提出了用于低转速滚动轴承早期故障诊断的深度支持向量描述方法

首先对相关数据的预处理，然后使用深度支持向量描述方法提取滚动轴承应力波信号的特征，最后建立深度一类分类学习模型，从而实现高精度的分类和识别，通过DSVDD方法，输入数据映射到一个高维特征空间中，在该空间中描述正常样本与异常样本的分布，最终完成故障诊断和预警。

(2) 基于带机匣的转子试验器进行了方法验证

使用转子-滚动轴承-机匣试验器进行了低转速下的应力波数据采集和分析，采用小波包络分析方法对所采集的应力波信号进行了故障诊断分析，通过分析可知，在低转速下，若直接采用传统的信号分析方法，很难通过寻找特征频率的方法基于应力波实现轴承的故障检测。

(3) 基于深度一类分类方法的低转速滚动轴承故障检测

采用所提出的深度一类分类方法，以应力波信号为输入可以实现滚动轴承的异常检测。结果表明不同的网络深度以及不同的学习率下检测精度也不尽相同，其中网络深度为10学习率为0.01时，检测效果最优。从结果来看，本文方法所得的正常样本的输出趋于0，而异常状态的输出不等于0，通过这种差异，在制定合适的阈值后，可以很好的对正常和故障样本进行区分。表明本文方法能够为实际航空发动机低速转动下的故障预警提供新的思路和方法。

5.2 展望

低转速滚动轴承故障诊断的深度一类分类方法的诊断模型需要进一步应用于工程实践中，针对实际的航空发动机在外场低速转动下所采集的试验数据，对不同型号、不同使用工况下的发动机主轴承故障早期诊断进行试验验证和模型修正。最终形成有用的主轴承故障诊断模型和方法。

参考文献

- [1] Rogers L. M.. The Application of Vibration Analysis and Acoustic Emission Source Location to Online Condition Monitoring of Antifiction Bearings[J].Tribology International, 1979, 12(2): 51-59
- [2] Choudhury A., Tandon N.. Application of Acoustic Emission Technique for The Detection of Defects in Rolling Element Bearings[J]. Tribology International,2000, 33(1): 39-45
- [3] vokelj M., Zupan S., Prebil I.. EEMD-Based Multiscale ICA Method for Slewing Bearing Fault Detection and Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 370: 394-423
- [4] 张新明. 声发射技术在滚动轴承故障诊断中的应用[D]. 北京: 清华大学,2006
- [5] 何沿江, 齐明侠, 罗红梅. 基于 ICA 和 SVM 的滚动轴承声发射故障诊断技术[J]. 振动与冲击, 2008(03): 150-153+186-187
- [6] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 基于 SVD 与 Fast Kurtogram 算法的滚动轴承声发射故障诊断[J]. 振动与冲击, 2014, 33(10): 101-105
- [7] 廖传军. 基于声发射技术的滚动轴承故障诊断时频分析方法研究[D]. 湘潭: 湖南科技大学, 2008
- [8] 侯伟.滚动轴承故障特征增强与检测方法研究[D].北京化工大学,2015.
- [9] 屈红伟. 基于 LMD 的故障特征提取方法及动平衡技术研究[D]. 北京:北京化工大学,2015. DOI:10.7666/d.Y2862505.
- [10] Saufi S. R., Ahmad Z., Leong M. S., et al. Low-Speed Bearing Fault Diagnosis Based on ArSSAE Model Using Acoustic Emission and Vibration Signals[J]. IEEE Access, 2019, 7: 46885-46897
- [11] Nurmaini S, Partan U R, Caesarendra W, et al. An Automated ECG Beat Classification System Using Deep Neural Networks with an Unsupervised Feature Extraction Technique[J]. Applied Sciences, 2019, 9(14).
- [12] 赵飞鹏, 吴晚云, 郝保国. 低速重载轴承的故障诊断[J]. 冶金设备, 1999, (3):42-44
- [13] 吴秀星, 苏志宵, 高立新. 小波的发展及其在机械设备故障诊断中的应用[J]. 设备管理与维修, 2016(9):94-97. DOI:10.16621/j.cnki.issn1001-0599.2016.09.43.
- [14] 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.
- [15] Zhao M H, Zhong S S, Fu X Y, et al. Deep residual networks with adaptively parametric rectifier linear units for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(03): 2587-2597.
- [16] 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.
- [17] Wang F, Jiang H K, Shao H D, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement Science & Technology, 2017, 28(09): 223-237.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] Guo X J, Chen L, Shen C Q. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 93: 490-502.[LinkOut].
- [22] 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.
- [23] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, 等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2018, 31(5): 883-891.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] Huang W Y, Cheng J S, Yang Y, et al. An improved deep convolutional neural network with multi-scale information for bearing fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2019, 359: 77-92.[LinkOut].
- [27] Khorram A, Khaloori M, Rezchi M. End-to-end CNN + LSTM deep learning approach for bearing fault

- diagnosis[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(2): 736-751.[LinkOut].
- [28] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Identity map-pings in deep residual networks[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Netherlands, 2016: 630-645.
- [29] Wen L , Li X Y, Gao L . A transfer convolutional neu-ral network for fault diagnosis based on ResNet-50[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(10): 6111-6124.
- [30] Du Y , Wang A M, Wang S , et al. Fault diagnosis under variable working conditions based on STFT and transfer deep residual network[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020(01): 1-18.
- [31] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, Las Vegas, 2016: 770-778.
- [32] Tang, X Y;Xu, Z B;Wang,Z G.A novel fault diagnosis method of rolling bearing based on integrated vision transformer model.[J].Sensors.2022,Vol.22(No.10): 3878.
- [33] 花海波,于洪亮,闫锦等.基于应力波卷积神经网络的齿轮故障诊断方法[J].集美大学学报(自然科学版),2023,28(04):335-342.DOI:10.19715/j.jmuzr.2023.04.06.
- [34] 侯宝,康洪,韩洋等.应力波技术在某大型燃气轮机组机械故障监测中的应用[J].制造业自动化,2023,45(02):46-50.
- [35] 李洪元,高帆.应力波技术在轧机机组机械故障诊断领域的应用研究[J].自动化仪表,2019,40(07):60-63.DOI:10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2019030340.
- [36] Islam M. M. M., Kim J. M.. Reliable Multiple Combined Fault Diagnosis of Bearings Using Heterogeneous Feature Models and Multiclass Support Vector Machines[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 184(APR.): 55-66
- [37] Zhang X, Jiang H K, Zhang X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network[J]. Measurement Science & Technology, 2015, 26(11): 115002.
- [38] 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.
- [39] Wang Y L, Yang H B, Yuan X F, et al. Deep learning for fault-relevant feature extraction and fault classification with stacked supervised auto-encoder[J]. Journal of Process Control, 2020, 92: 79-89.[LinkOut].
- [40] Zhao M H, Zhong S S, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(07): 4681-4690.
- [41] Zhu H G , Wang R, Zhang X D . Image captioning with dense fusion connection and improved stacked attention module[J]. Neural Processing Letters, 2021(06):1-18.
- [42] Vaswani A , Shazeer N , Parmar N ,et al.Attention is all you need[J].arXiv, 2017.DOI:10.48550/arXiv.1706.03762.
- [43] He Q C,Li S B,Bai Q, et al..A Siamese vision transformer for bearings fault diagnosis[J].Micromachines.2022,Vol.13(No.10): 1656.
- [44] Zhang H , Wu C , Zhang Z , et al. ResNeSt: Split-Attention Networks[J]. 2020.
- [45] 许金基,张建宇,高立新.小波分析在故障诊断中的应用和发展[J].设备管理与维修,2016(8):79-81. DOI:10.16621/j.cnki.issn1001-0599.2016.08.39.

致 谢

在撰写本篇论文的过程中，我要向许多人致以最诚挚的感谢和敬意，是他们的支持和帮助让我得以顺利完成这项研究工作。

首先，我要衷心感谢我的导师陈果教授。在整个过程中，导师给予了我无微不至的指导和支持，不仅在学术上提供了宝贵的建议，还在生活上给予了关心和鼓励。导师的悉心指导和严谨治学的态度激励着我不断前行。

其次，我要感谢各位师兄和同学。他们与我共同探讨问题、分享经验，帮助我解决了许多困难和疑惑。他们的合作精神和团队意识让我感受到了学术界的温暖和力量。

除此之外，我还要感谢我的家人和朋友。他们在我研究的孤寂时刻给予我最真挚的支持和鼓励，是他们的陪伴和理解让我拥有了坚强的内心和信心。他们是我人生中最重要支柱，我将永远感激他们的支持。

最后，我要感谢所有为本文提供帮助和支持的人。他们的支持和资源为我的研究提供了重要的保障和帮助，让我的研究得以顺利进行。没有他们的支持，我将无法取得本文的成果。

在此，我再次向所有支持过我的人们致以最诚挚的感谢和敬意。谢谢你们的帮助和支持，让我能够顺利完成这篇论文的写作。

最后，我要将这篇文献献给所有支持过我的人们，感激不尽！