



基于多输入层卷积神经网络 的滚动轴承故障诊断模型

汇报人：

汇报时间：2024-01-24

目录



- 引言
- 多输入层卷积神经网络模型
- 数据集与实验设置
- 实验结果与分析
- 模型在实际应用中的验证
- 结论与展望



01

引言





滚动轴承故障诊断的重要性

01

保障设备安全运行

滚动轴承是旋转机械中的关键部件，其状态直接影响设备的安全性和稳定性。及时准确地诊断滚动轴承故障，有助于预防严重事故的发生。

02

提高设备运行效率

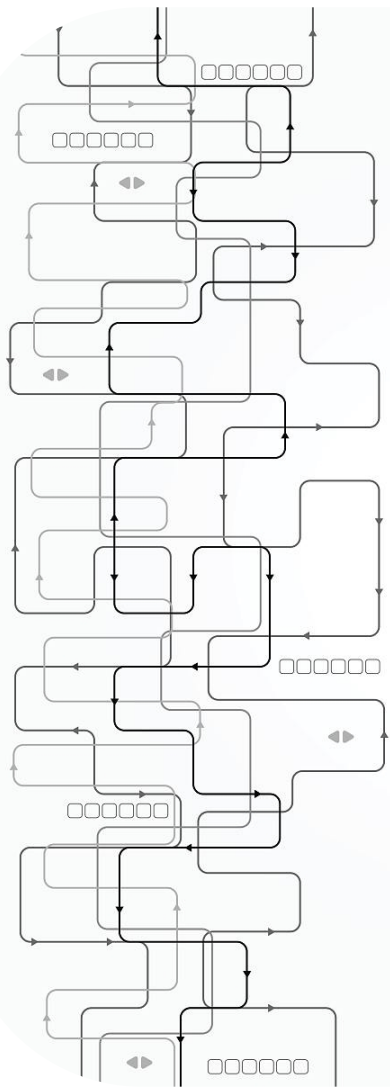
滚动轴承故障会导致设备振动、噪音增大，进而影响设备的运行效率。通过故障诊断，可以及时发现并处理故障，保证设备的正常运行。

03

降低维修成本

滚动轴承故障的早期发现和诊断，可以避免故障进一步恶化，从而减少设备维修和更换的成本。

传统故障诊断方法的局限性



信号处理方法的局限性

传统的滚动轴承故障诊断方法主要基于信号处理技术，如振动分析、频谱分析等。这些方法在处理复杂、非线性的故障信号时效果有限。

特征提取的困难性

传统方法需要人工提取故障特征，这不仅依赖于专家的经验 and 知识，而且容易受到噪声和其他干扰因素的影响。

模型泛化能力不足

传统方法通常基于特定数据集训练模型，对于不同工况和故障类型的泛化能力较差。



基于深度学习的故障诊断方法的发展

1

自动特征提取

深度学习模型能够自动学习数据中的特征表示，无需人工干预，提高了特征提取的效率和准确性。

2

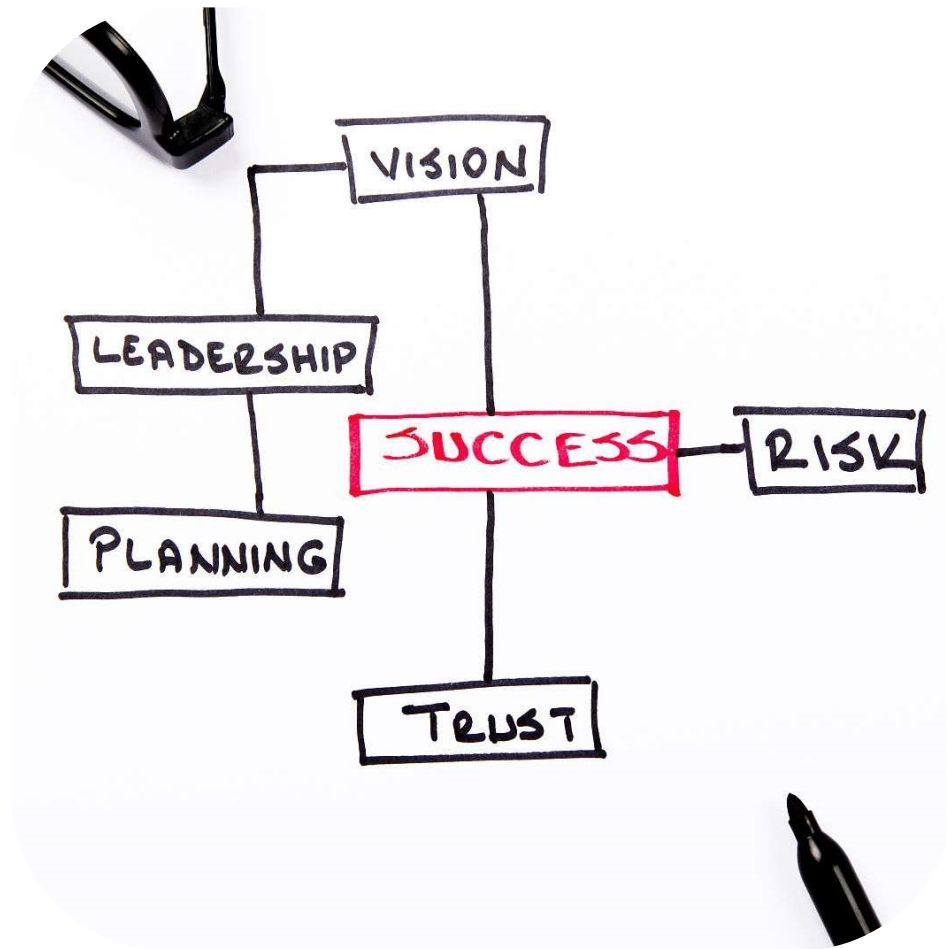
处理复杂非线性关系

深度学习模型具有强大的非线性拟合能力，能够处理复杂的非线性故障信号，提高故障诊断的准确性。

3

模型泛化能力强

深度学习模型通过大量数据训练得到，具有较强的泛化能力，能够适应不同工况和故障类型的诊断需求。

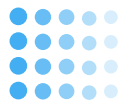




02

● 多输入层卷积神经网络模
型 ●

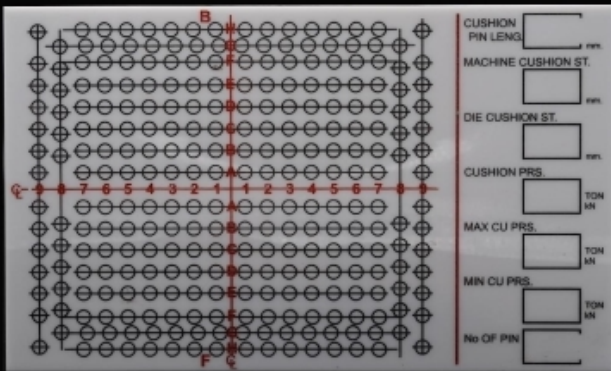




卷积神经网络的基本原理

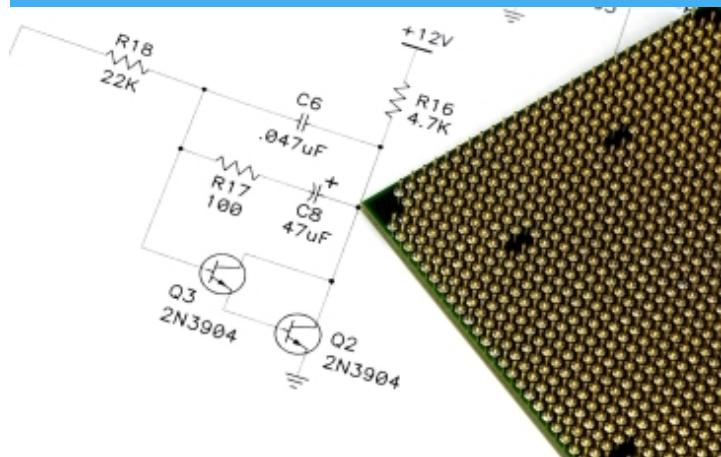
局部感知

卷积神经网络通过卷积核在输入数据上进行滑动，实现局部特征的提取，模拟人类视觉系统的局部感知机制。



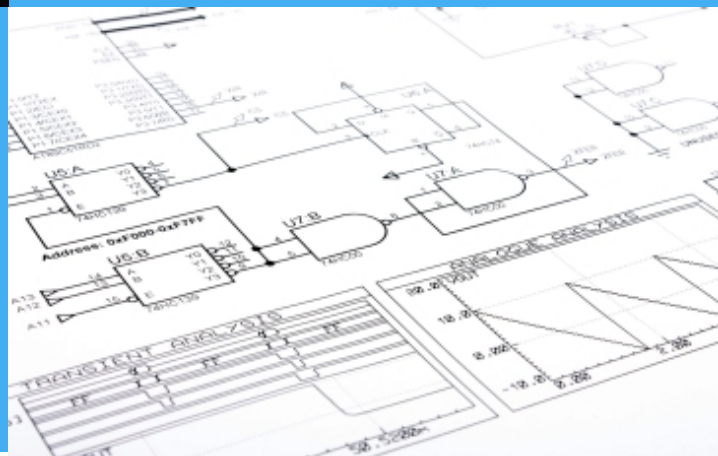
池化操作

通过池化层对卷积层输出的特征图进行降维处理，提取主要特征，减少计算量，同时增强模型的泛化能力。



参数共享

卷积核在滑动过程中共享参数，降低了模型的复杂度，同时提高了特征提取的效率。





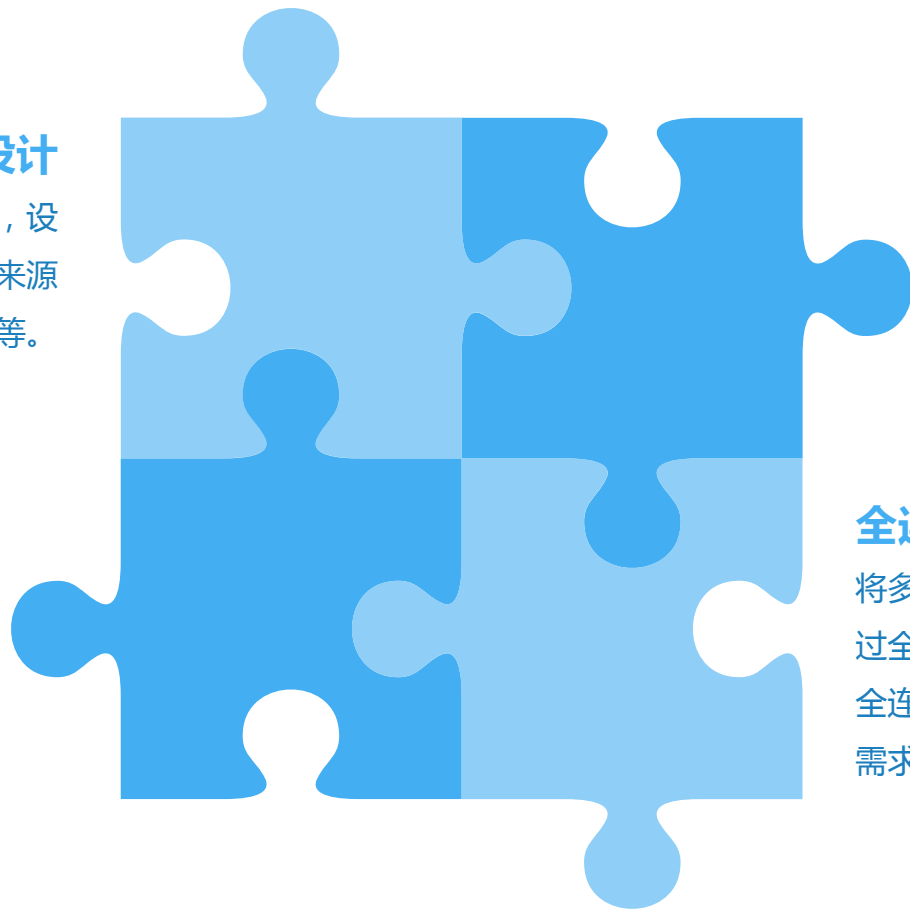
多输入层卷积神经网络的结构设计

输入层设计

针对滚动轴承故障信号的特点，设计多个输入层，分别接收不同来源的信号，如振动信号、声音信号等。

卷积层设计

在每个输入层后设置卷积层，用于提取输入信号的局部特征。根据实际需求选择合适的卷积核大小、数量和激活函数。



池化层设计

在卷积层后设置池化层，对特征图进行降维处理，提取主要特征。常用的池化操作有最大池化和平均池化。

全连接层设计

将多个输入层的特征进行融合，通过全连接层实现特征的整合和分类。全连接层的神经元数量可根据实际需求进行设置。



模型的训练和优化方法

01

数据预处理

对原始信号进行预处理，如去噪、标准化等，以提高模型的训练效果。

02

损失函数选择

根据问题的特点选择合适的损失函数，如交叉熵损失函数、均方误差损失函数等。

03

优化算法选择

选择合适的优化算法对模型进行训练，如梯度下降法、Adam算法等。根据实际需求设置学习率和迭代次数。

04

模型评估与调优

通过准确率、召回率、F1分数等指标对模型进行评估。根据评估结果对模型进行调优，如调整网络结构、增加数据增强等。



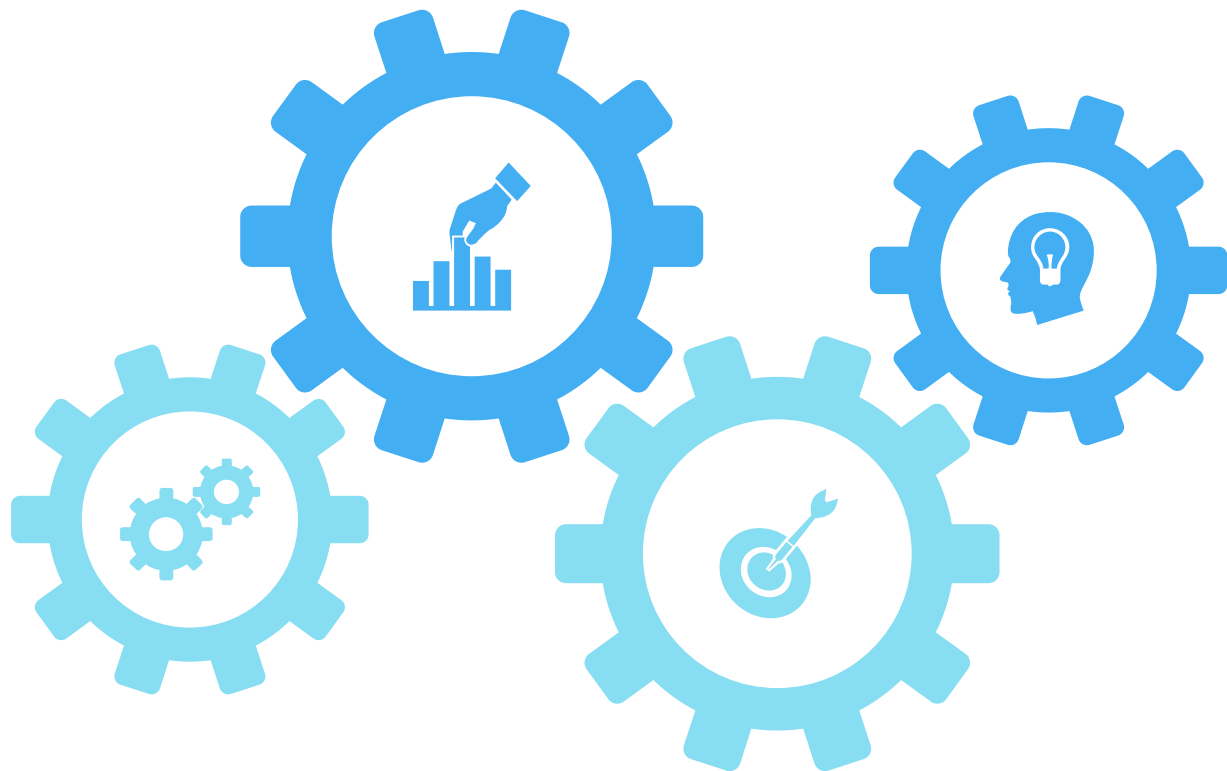
03

数据集与实验设置





数据集的来源和预处理



数据集来源

采用公开的滚动轴承故障数据集，如 Case Western Reserve University (CWRU) 轴承数据中心提供的数据集。

数据预处理

对原始振动信号进行降噪、标准化等预处理操作，以消除信号中的干扰和噪声，提高模型的诊断准确性。



实验环境和参数设置

实验环境

使用Python编程语言和TensorFlow深度学习框架进行实验。

参数设置

根据模型结构和数据集特点，设置合适的网络参数，如卷积核大小、步长、激活函数等。同时，设置合适的训练参数，如学习率、批处理大小、训练轮数等。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/337106155131006122>