

# 基于 DFT 与 ECA 的滚动轴承故障诊断\*

张 顺, 邓艾东, 徐 硕, 丁 雪

(东南大学大型发电装备安全运行与智能测控国家工程研究中心 南京, 210096)

**摘要** 针对滚动轴承故障诊断中传统卷积神经网络(convolutional neural networks, 简称 CNN)提取特征的感受野受限于卷积核大小的问题,提出了一种结合离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, 简称 DFT)和高效通道注意力(efficient channel attention, 简称 ECA)的卷积神经网络模型(convolutional neural network combining discrete Fourier transform and efficient channel attention, 简称 DFT-ECANet)。首先,将原始振动信号通过 DFT 变换到频域,在频域上经卷积和离散傅里叶逆变换(inverse discrete Fourier transform, 简称 IDFT)转换到时域,使信号在时域上具有全局的感受野;其次,将该信号与经过卷积的数据在通道维度上进行拼接,通过 ECA 为各通道数据分配权重,并关注诊断性能高的特征;最后,通过多个卷积-池化层进一步提取模型深层特征,结合池化层和全连接层诊断轴承故障。实验结果表明:DFT-ECANet 在原始振动数据集上具有较高的诊断精度和较好的泛化性能,通过 T 分布随机近邻嵌入(T-distributed stochastic neighbor embedding, 简称 T-SNE)可降维可视化模型的诊断过程;在强噪声干扰下仍能保持较高的精度,具备较强的鲁棒性和抗噪性能。

**关键词** 滚动轴承;故障诊断;卷积神经网络;离散傅里叶变换;高效通道注意力

**中图分类号** TH133.33;TP183

## 引 言

滚动轴承作为工业活动中常见的旋转机械部件,在产品制造、石油开采和风力发电等领域应用广泛<sup>[1]</sup>,其在维持旋转机械的运动精度和稳定运行中的作用不可替代<sup>[2]</sup>。作为工业生产中载荷较重的部件之一,滚动轴承引起的旋转设备故障约占总故障的 30%<sup>[3]</sup>。因此,准确进行滚动轴承的故障诊断,对于保障设备稳定运行、提高生产安全性具有重要意义。

卷积神经网络作为深度学习领域的重要方法,在滚动轴承故障诊断领域得到广泛应用。文献[4]通过建立一维 CNN 完成自适应轴承故障诊断,具有较好的诊断和泛化性能。文献[5]采用多尺度 CNN 对高噪声和变负载工况下滚动轴承进行验证,提高模型对于振动信号多尺度特性的分辨能力。文献[6]将离散小波变换时频图输入 CNN,建立的二维 CNN 模型具有较强的滚动轴承故障诊断泛化性能。文献[7]通过将振动信号归一化转化为灰度图,再通过多分支深度分离 CNN 提升模型的收敛速度和诊断精度。上述研究显示 CNN 在故障诊断领域具有

较好的性能,然而传统的 CNN 方法所提取的特征只能局限于固定大小的感受野区域,多尺度卷积核在一定程度上能丰富提取特征,但不能解决特征提取具有区域局限性的问题。

笔者提出了一种结合 DFT 和 ECA 的改进模型 DFT-ECANet。首先,将原始振动信号通过 DFT 变换到频域,并对其进行卷积;其次,将卷积后的频域数据通过 IDFT 变换到时域上,使信号在时域具有全局的感受野;然后,将该信号与原始信号卷积后的多维数据在通道维度上拼接,丰富提取到的深层特征,通过 ECA 为多通道特征分配权重,关注诊断性能高的数据;最后,结合池化层和全连接层诊断轴承故障。实验结果表明,DFT-ECANet 不仅在多个数据集上达到了较高的诊断精度,在强噪声干扰下仍能保持较高的精度,具备较强的鲁棒性和抗噪性能。

## 1 理论背景

### 1.1 卷积神经网络

CNN 因其优良的特征构造能力和模型端到端的处理特性,在信息检索、图像增强和语音识别等领

\* 国家自然科学基金资助项目(51875100);江苏省重点研发计划资助项目(BE2020034)

收稿日期:2022-01-28;修回日期:2022-05-06

域得到应用广泛<sup>[8]</sup>。其核心部分包括卷积层和池化层,其中卷积层利用多个卷积核对输入信号进行卷积操作,输出多个特征图,以减少CNN参数量,加快训练速度<sup>[9]</sup>。多个输出叠加获得下一层输入特征,卷积计算公式为

$$x_j^l = f \left( \sum_{i=1}^M x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (1)$$

其中: $x_j^l$ 为第 $l$ 层的第 $j$ 个特征; $x_i^{l-1}$ 为第 $l-1$ 层的第 $i$ 个特征; $k_{ij}^l$ 为第 $l-1$ 层第 $i$ 个特征对应第 $l$ 层的第 $j$ 个特征的卷积核; $b_j^l$ 为第 $l$ 层的第 $j$ 个偏置; $M$ 为第 $l-1$ 层的特征数目; $*$ 表示卷积操作; $f(\cdot)$ 为激活函数。

池化层常用来对卷积层提取的特征进行降采样,在不改变特征数目的前提下,减少CNN中的参数数量并降低过拟合,提升CNN的泛化性能<sup>[10]</sup>。常用的池化策略包括2种:最大池化和平均池化。最大池化取局部感受野中最大值,平均池化取局部感受野中平均值<sup>[11]</sup>。

## 1.2 高效通道注意力机制

ECA是由Wang等<sup>[12]</sup>在经典注意力机制<sup>[13]</sup>基础上改进的注意力模块,通过一维卷积替代经典注意力机制中的压缩和激发运算,实现相邻通道间的信息交换,避免非必要的升降维运算,极大地降低模块参数数量和模型运算次数,赋予输入通道不同的权重系数,以衡量不同输入通道的重要程度。ECA模块工作原理如图1所示。图中: $X$ 为输入信号; $H$ ,  $W$ ,  $C$ 分别为 $X$ 的高度、宽度和通道数; $GAP$ 表示全局均值池化(global average pooling, 简称GAP); $\tilde{X}$ 为输出特征图; $\sigma(\cdot)$ 为sigmoid激活函数。

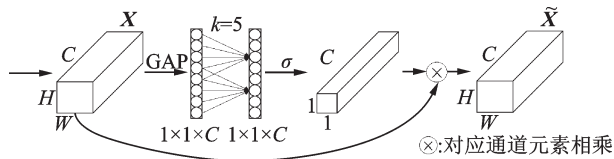


图1 ECA模块工作原理

Fig.1 Efficient channel attention module

$\sigma(\cdot)$ 数学表达式为

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

ECA模块的工作流程分3个步骤:①全局平均池化;②一维卷积和sigmoid函数激活;③通道加权。维度为 $H \times W \times C$ 的输入信号对所有通道先进行GAP,压缩为 $1 \times 1 \times C$ 维度,向量的数值代表多维通

道的权重,其计算式为

$$g_c = \frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W X_c(h, w) \quad (3)$$

其中: $H$ ,  $W$ 分别为输入特征图的高度和宽度; $g_c$ 为输出向量第 $c$ 个通道位置的元素; $c=1, 2, \dots, C$ ;  $X_c(h, w)$ 为输入特征图第 $c$ 通道高度为 $h$ 、宽度为 $w$ 位置的元素; $h=1, 2, \dots, H$ ;  $w=1, 2, \dots, W$ 。

获得的输出向量通过补零及卷积核大小为 $k$ 的一维卷积,获得同样长度的输出向量,实现相邻通道间的信息交互,本研究中 $k=5$ 。一维卷积后的向量经过sigmoid函数激活,将获取的通道权重缩放在0~1之间,其计算过程为

$$f_c = \sigma(F(g_c)) \quad (4)$$

其中: $f_c$ 为经过一维卷积和sigmoid函数激活的第 $c$ 个通道位置的元素; $F(\cdot)$ 为一维卷积。

将经过卷积和激活后的向量通道加权到原始输入特征图上,实现通道维度上的注意力分配,获得最终的输出,其计算方式为

$$\tilde{X}_c(h, w) = f_c X_c(h, w) \quad (5)$$

其中: $\tilde{X}_c(h, w)$ 为输出特征图中第 $c$ 通道高度为 $h$ 、宽度为 $w$ 位置的元素。

## 2 建立的DFT-ECANet模型

### 2.1 模型结构

DFT-ECANet模型结构如图2所示。该模型以轴承振动信号作为输入,由一个时域和频域卷积层、一个注意力机制层、卷积-池化层和一个故障诊断层组成。时域和频域卷积层由时域卷积和频域卷积在通道维度拼接而成,时域卷积对输入振动信号直接卷积,卷积后的序列在时域具有局部的感受野。频域卷积是将原始信号先通过DFT变换到频域,再通过卷积层对DFT后的幅值信号进行卷积,使信号在频域具有局部感受野,通过IDFT变换至时域,从而使在频域具有的局部感受野扩展到全局,使IDFT后的时域信号具有全局的感受野,学习更丰富的频域特征。将经过时域和频域卷积的序列在通道维度上拼接,通过一个平均池化层进行下采样。经过时域和频域卷积层的数据具有多通道特征,通过ECA注意力机制调整数据不同通道间的权重,使模型集中在更具判别力的特征数据上,提升模型的特征提取能力。通过3对连续的卷积-池化层提取数据间更为丰富的深层特征,提升模型的判别能力。使用故障诊断层的2个平均池化层减少模型

训练参数的数量,通过分类类别数设置神经元数目      的全连接层,输出 DFT-ECANet 的故障诊断结果。

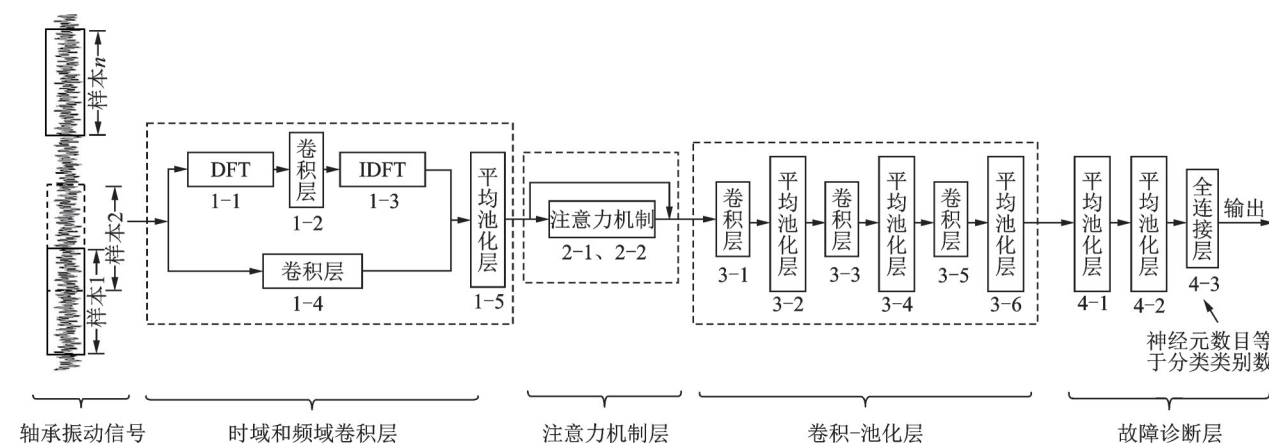


图2 DFT-ECANet模型结构

Fig.2 Structure of DFT-ECANet

2.2 模型参数

DFT-ECANet 结构参数如表 1 所示。输入的数据逐步降低长度维度、增加通道维度,以提取轴承数据的深层特征。原始轴承数据维度为 2048×1,先通过 DFT1-1 获得频域等长幅值序列,再通过卷积层 1-2 进行卷积,将频域序列通过 IDFT1-3 变换至时域,并与时域卷积层 1-4 在通道维度拼接,获得 15 通道数据,通过平均池化层 1-5 进行降采样,获得 480×15 数据。注意力机制层包括 GAP 层 2-1 和卷积层 2-2,对输出的 15 通道数据计算出 15 维权

重,并赋予到相应通道数据。通过卷积-池化层的 3 对卷积层和池化层逐步降低长度维度、增加通道维度。通过连续的 2 个平均池化层将数据长度维度降至 1,获得维度为 1×60 数据,并根据分类类别数设置全连接层 4-3 的神经元数目。实验中卷积步长均为 1,均通过 ReLU 函数激活,池化步长与池化核大小相同。全连接层 4-3 输出多分类问题中样本所属各类别的概率,神经元数目等于分类类别数。对于数据集 I 的 10 分类问题,神经元数目设置为 10;对于数据集 II 的 8 分类问题,神经元数目设置为 8。

表 1 DFT-ECANet 结构参数  
Tab.1 Structure Parameters of DFT-ECANet

| 序号 | 名称       | 网络层数      | 核尺寸  | 核数目 | 输出尺寸     |
|----|----------|-----------|------|-----|----------|
| 1  | 时域和频域卷积层 | DFT1-1    | —    | —   | 2 048×1  |
|    |          | 频域卷积层 1-2 | 65   | 5   | 1 920×5  |
|    |          | IDFT1-3   | —    | —   | —        |
|    |          | 时域卷积层 1-4 | 129  | 10  | 1 920×10 |
|    |          | 平均池化层 1-5 | 4    | 15  | 480×15   |
| 2  | 注意力机制层   | GAP 层 2-1 | 480  | 15  | 1×15     |
|    |          | 卷积层 2-2   | 3    | 15  | 1×15     |
| 3  | 卷积-池化层   | 卷积层 3-1   | 33   | 20  | 448×15   |
|    |          | 池化层 3-2   | 4    | 20  | 112×20   |
|    |          | 卷积层 3-3   | 9    | 40  | 104×40   |
|    |          | 池化层 3-4   | 3    | 40  | 34×40    |
|    |          | 卷积层 3-5   | 9    | 60  | 26×60    |
|    |          | 池化层 3-6   | 2    | 60  | 13×60    |
| 4  | 故障诊断层    | 平均池化层 4-1 | 4    | 60  | 3×60     |
|    |          | 平均池化层 4-2 | 3    | 60  | 1×60     |
|    |          | 全连接层 4-3  | 10/8 | —   | 1×10/1×8 |

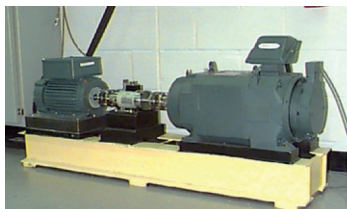
### 3 实 验

#### 3.1 数据来源

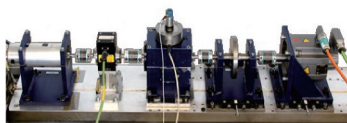
使用公开数据集以检测 DFT-ECANet 在多种运行工况下的故障诊断效果。图 3 为滚动轴承实验台。

数据集 I 是凯斯西储大学轴承数据中心公布的滚动轴承振动加速度实验数据。数据集 I 实验台如图 3(a)所示,主要由功率计、控制电路和驱动电机等组成。所用数据集采集自驱动端的 6205 深沟球轴承,轴承运行工况为无载荷、转速为 1 797 r/min,加速度传感器采样频率为 12 kHz,电火花加工引入多种故障类型,故障部位分别为内圈、外圈和滚动体,3 种故障直径分别为 0.177 8、0.355 6 和 0.533 4 mm。数据集 I 划分为 10 类:9 种故障状态和 1 种健康状态。

数据集 II 是德国帕德博恩大学公开的滚动轴承振动信号基准数据集<sup>[14]</sup>,图 3(b)为数据集 II 实验台。数据集采集自 6203 球轴承,运行转速为 900 r/min,信号采样频率为 64 kHz,轴承故障数据由加速寿命实验获得,分为内圈故障、外圈故障和混合故障,根据故障尺寸划分为  $\leq 2.0$  mm,  $\leq 4.5$  mm 和  $> 4.5$  mm 3 种。



(a) 数据集I实验台  
(a) Test bench of dataset I



(b) 数据集II实验台  
(b) Test bench of dataset II

图3 滚动轴承实验台

Fig.3 Rolling bearing test bench

#### 3.2 数据集介绍

对于上述数据集,通过重叠采样策略对轴承信号划分样本以增加数据集规模、降低欠拟合。单次采样的轴承振动信号来自一种工况,通过对原始振动信号每隔若干个采样点采集多个数据点作为一个

样本,共划分出 600 个样本。数据集 I 每次移动 200 个数据点,共采集 2 048 个数据点作为单个样本。每类样本数目为 600,采集 1 种正常状态和 9 种故障状态共 10 类样本。数据集 II 每次移动 1 000 个数据点,共采集 10 240 个数据点。每 5 个点进行抽样,采集 2 048 个数据点作为样本,每类样本数目为 600,采集 1 种正常状态和 7 种故障状态共 8 类样本。数据集汇总如表 2 所示。

表 2 数据集汇总  
Tab.2 Summary of datasets

| 数据集    | 故障类型  | 故障尺寸/<br>mm | 样本<br>数量 | 标签 |
|--------|-------|-------------|----------|----|
| 数据集 I  | 正常    | 0           | 600      | 0  |
|        | 滚动体故障 | 0.177 8     | 600      | 1  |
|        |       | 0.355 6     | 600      | 2  |
|        |       | 0.533 4     | 600      | 3  |
|        | 内圈故障  | 0.177 8     | 600      | 4  |
|        |       | 0.355 6     | 600      | 5  |
|        |       | 0.533 4     | 600      | 6  |
|        | 外圈故障  | 0.177 8     | 600      | 7  |
|        |       | 0.355 6     | 600      | 8  |
|        |       | 0.533 4     | 600      | 9  |
| 数据集 II | 正常    | 0           | 600      | 0  |
|        | 内圈故障  | $\leq 2.0$  | 600      | 1  |
|        |       | $\leq 4.5$  | 600      | 2  |
|        |       | $> 4.5$     | 600      | 3  |
|        | 外圈故障  | $\leq 2.0$  | 600      | 4  |
|        |       | $\leq 4.5$  | 600      | 5  |
|        |       | $\leq 4.5$  | 600      | 6  |
|        | 混合故障  | $> 4.5$     | 600      | 7  |

数据集 I 和 II 的每类样本均等划分为训练集、验证集和测试集 3 种数据集合,切分比例为 6:2:2,即每类样本中 3 种数据集合样本数分别为 360,120 和 120。数据集 I 包含 10 类样本,3 种数据集合的样本数目分别为 3 600,1 200 和 1 200。数据集 II 包含 8 类样本,3 种数据集合的样本数目分别为 2 880,960 和 960。

#### 3.3 模型对比

DFT-ECANet 采用软件 Pytorch 框架进行验证。采用优化器 Adam 和交叉熵损失函数训练 DFT-ECANet,起始学习率为 0.01,每 50 次下降 5% 并迭代 100 次。为了对比笔者提出的 DFT-ECANet 的模型效果,采用支持向量机(sup-

port vector machine,简称SVM)、随机森林(random forest,简称RF)、结合长短期记忆网络的卷积神经网络(convolutional neural network combining long short term memory network,简称CNN-LSTM)、一维卷积神经网络(1D-CNN)对滚动轴承故障诊断效果进行检测。笔者提取数据集 I 和 II 中的原始振动信号特征用于 SVM 和 RF 模型的验证。特征包括时域特征(最大值、最小值、均方根、峭度、偏度、波形因子、峰值因子)、频域特征(平均频率、中心频率、频率均方根、频谱散度)和时频特征(包络阶次谱中旋转阶次和故障特征阶次处的幅值)。SVM 采用“一对多”策略,核函数为高斯径向基函数,惩罚因子取 7。RF 采用分类回归树,决策树数量为 100,树的最大深度为 10。CNN-LSTM 模型包括连续 4 层的卷积-池化对、2 层 LSTM 层和 2 层池化层。1D-CNN 包括连续 4 个卷积-池化对、2 个平均池化层和 1 个全连接层。CNN-LSTM、1D-CNN 超参数配置与笔者提出的模型相同。不同模型故障诊断准确率如表 3 所示。

表 3 不同模型故障诊断准确率

Tab.3 Fault diagnosis accuracy of different models %

| 数据集 | SVM   | RF    | CNN-LSTM | 1D-CNN | DFT-ECANet |
|-----|-------|-------|----------|--------|------------|
| I   | 94.33 | 97.25 | 98.33    | 97.58  | 99.92      |
| II  | 96.46 | 96.56 | 98.75    | 97.36  | 100.00     |

从表 3 可以看出,在数据集 I 和 II 上,笔者提出的 DFT-ECANet 的诊断准确率均高于其他模型。基于提取振动信号特征的 SVM 和 RF,过于依赖人工对于故障特征的选取,针对输入信号不能自适应提取特征,导致其故障诊断准确率较低。RF 模型在 2 个数据集的故障准确率稍高于 SVM,是因为 RF 模型是由多棵决策树叠加,属于集成模型。传统的 1D-CNN 模型在故障诊断上也优于传统模型,原因在于卷积神经网络能够通过卷积操作挖掘振动数据的深层特征,通过反向传播寻找参数的最优值,隐性地提取传统方法忽略的特征。CNN-LSTM 模型结合 LSTM 处理长序列数据的优势,诊断效果略高于传统 1D-CNN。DFT-ECANet 在改进 1D-CNN 的基础上,将振动数据 DFT 转换到频域上,通过 IDFT 逆变换到到频域,使卷积具有全局感受野,提取更为丰富的特征,并通过注意力机制为各个特征分配权重。本研究模型在数据集 I 和 II 上的准确率也验证了 DFT-ECANet 的优越性。

3.4 结果分析

为了更好地分析网络训练过程中的数据分布,将数据集 II 测试集数据在 DFT-ECANet 中各个阶段通过 T-SNE 降至 2 维,实现数据的可视化展示。图 4 为数据集 II 故障诊断混淆矩阵。DFT-ECANet 在数据集 II 上各类样本均预测准确,故障诊断准确率为 100%。数据集 II 测试集的原始振动信号经过时域和频域卷积层、注意力机制层、和卷积-池化层的数据通过 T-SNE 降维可视化结果如图 5 所示,降维后数据为无量纲数,纵横坐标为无量纲距离。

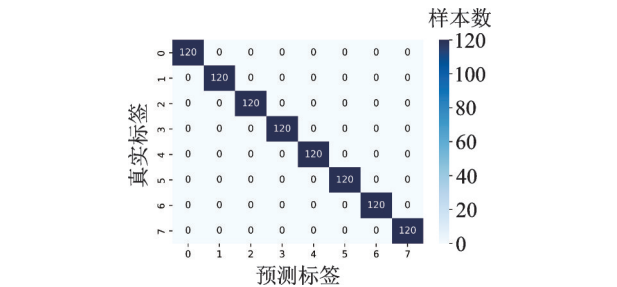


图 4 数据集 II 故障诊断混淆矩阵  
Fig.4 Fault diagnosis confusion matrix of dataset II

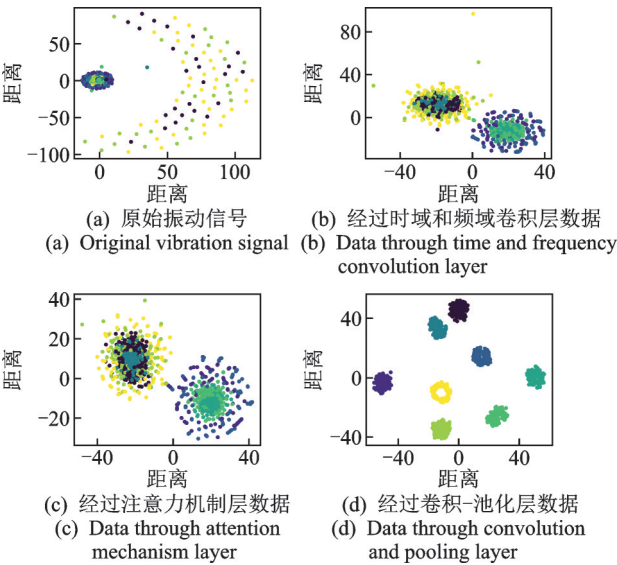


图 5 T-SNE 降维可视化结果  
Fig.5 T-SNE dimensionality reduction visualization

如图 5(a)所示,高维空间原始振动数据降维后分布较为杂乱,大部分数据交叉混叠,少数数据分散在外围,缺乏明显的类别分界线。图 5(b)显示,经过时域和频域卷积层后的数据已经具有初步轮廓,相同类别的数据具有聚集的趋势,但不同类别间的样本数据仍然存在大范围的重叠。如图 5(c)所示,通过 ECA 权重分配,相较原始数据在图 5(b)的基础上更加分散,重叠部分大为减少,少数离散点也更

加聚集,不同类别间的分界线更为清晰。如图5(d)所示,通过3个卷积-池化层后的高维数据经过降维后已经具备明显的类别分界线,通过2个池化层和1个全连接层对数据进行降维,减少模型训练参数量,实现对数据的类别划分。图5展示了DFT-ECANet各阶段特征提取特点,验证了其特征提取和故障诊断的有效性。

### 3.5 抗噪性能对比

在实际工业现场中采集到的信号包含多种复杂的环境噪声,为了模拟真实工况下采集的滚动轴承振动信号,需要在原始信号中加入不同比例的高斯白噪声信号,以检验本研究模型在真实噪声下滚动轴承故障诊断的效果。评价噪声强度的指标为信噪比(signal to noise ratio,简称SNR),其计算公式为

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{P_s}{P_n} \right) \quad (6)$$

其中: $P_s$ 为信号的能量; $P_n$ 为噪声的能量。

为了对比DFT-ECANet在不同噪声下的故障诊断效果,采用SVM,RF,CNN-LSTM和1D-CNN模型对加入-6~8 dB高斯白噪声的数据集I和数据集II进行对比实验。多信噪比多模型故障诊断准确率如图6所示。

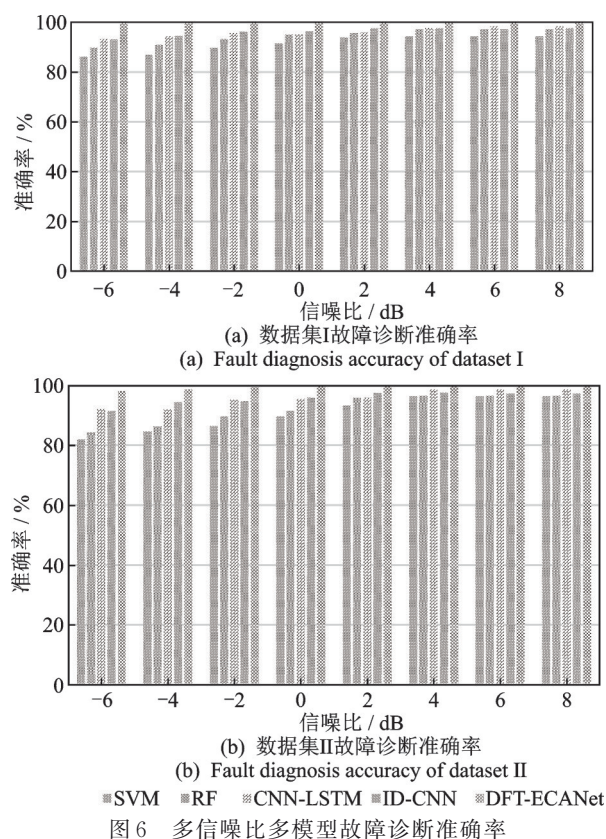


图6 多信噪比多模型故障诊断准确率

Fig.6 Fault diagnosis accuracy of multi-model under multi-SNR

可以看到,DFT-ECANet在信噪比为-6~8 dB时,故障诊断效果优于其他4种模型,其准确率均超过98.20%。当 $\text{SNR} > 0$  dB时,掺杂的高斯白噪声能量较低,5种模型的故障诊断准确率均变化较小。当信噪比减小时,其他模型的准确率在强烈噪声的情况下下降较多,而笔者提出的模型仍保持较高的诊断精度。当信噪比降低至-6 dB时,DFT-ECANet在数据集I和II上仍保持99.67%和98.23%的准确率,表明DFT-ECANet具有较强的抗噪性能,模型的特征提取性能和鲁棒性较强。

## 4 结束语

针对传统卷积神经网络卷积方式感受野受卷积核大小局限、特征提取感受野受限的问题,提出了改进的DFT-ECANet故障诊断模型。通过多个数据集验证,笔者提出的DFT-ECANet模型能够自适应地提取振动信号的深层次特征,实现时域上全局感受野的获取,构造更为丰富的深层特征,具备较强的抗噪声干扰能力以及较强的特征提取和故障诊断能力。

## 参 考 文 献

- [1] SHARMA A, AMARNATH M, KANKAR P K. Life assessment and health monitoring of rolling element bearings: an experimental study[J]. Life Cycle Reliability and Safety Engineering, 2018, 7(2): 97-114.
- [2] 王玉静,李少鹏,康守强,等.结合CNN和LSTM的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J].振动、测试与诊断,2021,41(3): 439-446.  
WANG Yujing, LI Shaopeng, KANG Shouqiang, et al. Method of predicting remaining useful life of rolling bearing combining CNN and LSTM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 439-446. (in Chinese)
- [3] 李兴林,张仰平,曹茂来,等.滚动轴承故障监测诊断技术应用进展[J].工程与试验,2009,49(4): 1-5, 42.  
LI Xinglin, ZHANG Yangping, CAO Maolai, et al. Development of fault detection and diagnosis technology of rolling bearing[J]. Engineering & Test, 2009, 49(4): 1-5, 42. (in Chinese)
- [4] 曲建岭,余路,袁涛,等.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(7): 134-143.  
QU Jianling, YU Lu, YUAN Tao, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143. (in Chinese)

- [5] 许子非, 金江涛, 李春. 基于多尺度卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 212-220.
- XU Zifei, JIN Jiangtao, LI Chun. New method for the fault diagnosis of rolling bearings based on a multiscale convolutional neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(18): 212-220. (in Chinese)
- [6] 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.
- CHEN Renxiang, HUANG Xin, YANG Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolution neural network and discrete wavelet transform [J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(5): 883-891. (in Chinese)
- [7] 刘恒畅, 姚德臣, 杨建伟, 等. 基于多分支深度可分离卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(10): 95-102.
- LIU Hengchang, YAO Dechen, YANG Jianwei, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on a multi branch depth separable convolutional neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(10): 95-102. (in Chinese)
- [8] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [9] 栗然, 马涛, 张潇, 等. 基于卷积长短期记忆神经网络的短期风功率预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 304-311.
- LI Ran, MA Tao, ZHANG Xiao, et al. Short-term wind power prediction based on convolutional long-short-term memory neural networks [J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(6): 304-311. (in Chinese)
- [10] 刘晓蓉, 李小霞, 秦昌辉. 融合多尺度对比池化特征的行人重识别方法[J]. 计算机工程, 2022, 48(4): 292-298.
- LIU Xiaorong, LI Xiaoxia, QIN Changhui. Person re-identification method with multi-scale contrast pooling feature [J]. Computer Engineering, 2022, 48(4): 292-298. (in Chinese)
- [11] 刘万军, 梁雪剑, 曲海成. 不同池化模型的卷积神经网络学习性能研究[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1178-1190.
- LIU Wanjun, LIANG Xuejian, QU Haicheng. Learning performance of convolutional neural networks with different pooling models [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1178-1190. (in Chinese)
- [12] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2020: 11531-11539.
- [13] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [14] LESSMEIER C, KIMOTHO J K, ZIMMER D, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: a benchmark data set for data-driven classification [C]//PHME Society European Conference. Bilbao, Spain: PHME, 2016: 19-35.



**第一作者简介:** 张顺, 男, 1998年8月生, 硕士生。主要研究方向为旋转机械退化趋势预测与状态评估。  
E-mail: 3114665232@qq.com

**通信作者简介:** 邓艾东, 男, 1968年8月生, 博士、教授。主要研究方向为旋转机械退化状态评估、智能仪器、测控技术和风力发电技术等。  
E-mail: dnh@seu.edu.cn