

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211123

# 基于改进谱峭度图与多维融合 CNN 的 轴承故障诊断方法\*

楼伟 陈曦晖 赵伟恒  
(河海大学机电工程学院 常州 213022)

**摘要:** 针对轴承振动信号中存在与故障特征相关性较低成分的干扰导致故障诊断准确率降低的问题,提出了一种基于改进谱峭度图与多维融合 CNN 的轴承故障诊断方法。首先,为提高振动信号与故障特征的相关性,减少干扰成分,以双树复小波包变换为基础构建改进谱峭度图模型,增强多分辨率差异性故障特征表达。然后,考虑丰富特征评价维度,构建多维融合 CNN 模型,将原始信号与改进谱峭度图共同作为多维特征输入实现故障精准诊断。实验结果表明,该方法能够提取各类轴承振动信号中具有差异性的故障特征,在多工况下均能够准确识别轴承故障,具有较好的诊断精度。

**关键词:** 故障诊断;集合经验模态分解;改进谱峭度图;双树复小波包变换;多维融合卷积神经网络

**中图分类号:** TP183 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1

## Bearing fault diagnosis method based on improved spectral kurtosis map and multidimensional fusion CNN

Lou Wei Chen Xihui Zhao Weiheng  
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the interference of components with low correlation with fault features in the bearing vibration signal reduces the fault diagnosis accuracy, a bearing fault diagnosis method based on improved spectral kurtosis map and multi-dimensional fusion CNN is proposed. To improve the correlation between vibration signals and fault features and reduce interference components, an improved spectral kurtosis graph model was constructed based on DTCWPT to enhance the expression of multi-resolution differential fault features. Then, considering the rich feature dimension, a multi-dimensional fusion CNN model is constructed, and the original signal and the improved spectral kurtosis map are used as input together. The experimental results show that the method can extract different fault features in the vibration signals of various types of bearings, and can accurately identify bearing faults under multiple working conditions, with good diagnostic accuracy.

**Keywords:** fault diagnosis; ensemble empirical mode decomposition; spectral kurtosis graph; DTCWPT; multi-dimensional fusion CNN

### 0 引言

滚动轴承为传动系统中的重要零件,广泛存在于旋转机械中<sup>[1]</sup>,其运行状况影响着生产效率与安全。因此,对滚动轴承进行实时监测与故障诊断尤为重要。

传统的轴承故障诊断方法中,振动分析法最为常见,其原理为在轴承振动信号中提取故障特征进行状态识别。然而滚动轴承常工作于多零部件振动耦合、环境温度大等干

扰较多的复杂环境中<sup>[2]</sup>,其振动信号呈现非平稳性、耦合性,存在与故障特征相关性较低成分的干扰,提高了故障诊断难度。在复杂信号增强故障相关特征领域中,对信号进行二维化表达是较为重要的方法。其中,采用小波包分解等时频分析方法<sup>[3]</sup>可构建信号二维特征时频图;也可直接将一维信号转换为灰度图<sup>[4]</sup>,但类别间信号灰度特征相似,不利于诊断。此外,可结合谱分析与峭度计算构造信号的谱峭度图<sup>[5]</sup>。谱峭度可二维表征信号中的瞬态分量与其对

收稿日期:2022-08-20

\* 基金项目:国家自然科学基金(51905147)、江苏省自然科学基金面上项目(BK20201163)资助

应频域分布状态。Antoni 等<sup>[6]</sup>提出了基于短时傅里叶变换的谱峭度法以及基于二叉树滤波器组的快速谱峭度法。但是在实际工程中,振动信号中夹杂众多干扰信息,快速谱峭度法易受其影响。为排除干扰,展现更易诊断的二维振动故障特征,可从减少干扰信息与增强故障相关特征差异性两方面着手,对谱峭度法进行改进。

在依据特征进行故障诊断领域,深度学习凭借高效数据处理能力被广泛应用<sup>[7]</sup>。典型网络包括深度信念网络(deep belief network, DBN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等。其中, CNN 通过共享权重与池化减少训练参数量,加速收敛且抑制过拟合,在训练过程中展现出迭代速度优势<sup>[8]</sup>。但仅以二维特征作为网络输入,仍有可能因为差异性特征较少而导致诊断准确率降低。因此,考虑采用多维度特征并行输入融合,实现特征互补,获得差异性较大的综合性特征,进而实现故障精准诊断。

为解决上述问题,本文构建改进谱峭度图模型,筛选有用信号分量后增强二维故障特征,然后构建多维融合 CNN 模型,将原始信号与改进谱峭度图作为其多维输入,实现多维特征融合,增强特征差异性,最终完成状态识别。

## 1 改进谱峭度图

构建改进谱峭度图模型,消除干扰并提取信号二维特征。模型由两部分构成,一方面,为减少信号中干扰信息,应用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)与峭度准则,分解并筛选包含故障特征信息的有用分量;另一方面,为增强故障特征,经双树复小波包变换(dual-tree complex wavelet packet transform, DTCWPT),以各分量构建包含多尺度高频故障特征等更多信息的改进谱峭度图。

### 1.1 集合经验模态分解

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)存在模态混叠、端点效应等缺陷。作为改进, EEMD 在 EMD 前加入高斯白噪声,改变信号极值点分布特性,并利用总体均值抵消白噪声干扰<sup>[9]</sup>。EEMD 具体步骤为:

1) 在信号中添加一组标准正态分布的高斯白噪声:

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t), i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中:  $x_i(t)$  表示第  $i$  次添加白噪声后得到的信号,  $n_i(t)$  表示第  $i$  次添加的高斯白噪声,  $M$  表示总体平均次数。

2) 对新的信号序列进行 EMD, 得到各阶 IMF 分量:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^J c_{i,j}(t) + r_{i,j}(t) \quad (2)$$

式中:  $c_{i,j}(t)$  表示添加  $i$  次白噪声后 EMD 得到的第  $j$  个 IMF 分量,  $r_{i,j}(t)$  表示残余分量,  $j$  表示分量个数。

3) 将步骤 1) 和 2) 重复  $M$  次, 其中步骤 1) 里每次添加不同白噪声序列。

4) 对每次分解得到的 IMF 做集合平均运算, 得到 EEMD 分解后的最终结果:

$$c_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{i,j}(t) \quad (3)$$

式中:  $c_j(t)$  表示  $x(t)$  经过 EEMD 得到的第  $j$  个分量。

由于采用插值拟合包络, 各阶中存在虚假 IMF 分量<sup>[10]</sup>, 且存在与故障相关性较低或包含其他干扰信息的分量, 因此对其进行有用信号分量筛选。

### 1.2 峭度准则

峭度能够反映振动信号的瞬态幅值分布特性, 当轴承故障时, 缺陷处产生周期性脉冲, 冲击响应增强, 峭度指标相应增大。因此建立峭度准则筛选包含故障特征信息的 IMF 分量。对于离散信号, 峭度公式为:

$$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (4)$$

式中:  $N$  代表采样点个数,  $x_i$  为信号值,  $\bar{x}$  为信号均值,  $\sigma$  为标准差。

峭度准则指运用指定算法将信号分解, 排除原始信号与残余分量后, 比较并选择峭度较大的若干信号分量重构, 更明确地反映振动幅值分布特性。本文通过 EEMD 分解振动信号, 并根据峭度筛选两个包含更多故障特征信息的分量, 排除可能包含噪声、偶发冲击等干扰的其余分量。最后经重构, 信号在频域上相对集中, 信号故障特征更显著。

### 1.3 DTCWPT 与谱峭度图

提取有效信号分量进行重构后, 构建谱峭度图对瞬态特性分布状态进行二维故障特征表达。采用带通滤波器进行小波分解时, 无法对存在故障特征信息的虚部与高频段信号实现多分辨率分析<sup>[11]</sup>。为克服这一缺点, 本文引入了能够在整个分析频带上呈现更精确的频带划分的 DTCWPT 对振动信号进行分解, 以细化故障特征的分辨率, 增强不同故障特征差异性, 然后构建谱峭度图实现二维特征表达。

DTCWPT 具备良好的特征分离和提取能力<sup>[12]</sup>, 在双树复小波变换(DTCWT)的基础上, 实现信号高频段多分辨率解析。DTCWPT 通过一对小波滤波器组实现, 滤波器组由变换的实部与虚部组成, 对应小波包表示为:

$$\begin{cases} \xi_{l|1,2N}^{Re}(k) = \sum_m h_0(m-2k) \xi_{l,N}^{Re}(m) \\ \xi_{l|1,2N+1}^{Re}(k) = \sum_m h_1(m-2k) \xi_{l,N}^{Re}(m) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \xi_{l+1,2N}^{Im}(k) = \sum_m g_0(n-2k) \xi_{l,N}^{Im}(m) \\ \xi_{l+1,2N+1}^{Im}(k) = \sum_m g_1(n-2k) \xi_{l,N}^{Im}(m) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $h_0$  和  $h_1$  分别表示实部变换的低通与高通滤波器,  $g_0$  和  $g_1$  分别表示虚部变换的低通与高通滤波器,  $m$  和  $n$  表示两滤波器长度,  $\xi_{l,N}^{Re}$  与  $\xi_{l,N}^{Im}$  分别表示在尺度  $l$  上对应节点  $N$  处的实小波包系数与虚小波包系数,  $k$  表示小波包平移参数。

DTCWPT 最终输出的分解小波由复小波包变换组成:

$$\begin{aligned}\xi_{l,N}^C(k) &= \xi_{l,N}^{Re}(k) + i\xi_{l,N}^{Im}(k) \\ \omega^C(k) &= \omega^{Re}(k) + i\omega^{Im}(k)\end{aligned}\quad (7)$$

式中:  $\omega^{Re}(k)$  与  $\omega^{Im}(k)$  分别表示对应于  $\xi_{l,N}^{Re}(k)$  与  $\xi_{l,N}^{Im}(k)$  的尺度函数。为实现复小波变换的单边解析性,需构造希尔伯特变换对。

$$\xi^{Im}(k) = H[\xi^{Re}(k)] \quad (8)$$

式中:  $H[\cdot]$  表示希尔伯特变换算子。

一支中的低通滤波器与另一支需要相差半个样本左右的延迟以保证冗余。

$$g_0(n) \approx h_0(n - 0.5) \quad (9)$$

应用 DTCWPT 对应滤波器组完成信号分解后,依据获得的各分量构建谱峭度图。

令应用 DTCWPT 得到的某一分量信号为  $p(t)$ , 其受时变脉冲响应为  $h(t, s)$  的系统激发后, 获得响应信号  $q(t)$ <sup>[11]</sup>:

$$q(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{j2\pi ft} H(t, f, \kappa) dP(f) \quad (10)$$

式中:  $H(t, f, \kappa)$  表示系统时变传递函数,  $dP(f)$  表示与  $p(t)$  相关的谱过程,  $\kappa$  表示滤波器时变的随机变量。

当  $H$  具备时间平稳性, 且与  $p$  无相关性时, 获得条件非平稳过程。

$$Y_{1q}(f) = X_{1q}(f) - 2X_{2q}^2(f) \quad (11)$$

式中:  $X_{2q}^2(f)$  由  $X_{2q}^2(t, f)$  进行时间平均得到,  $X_{2q}^2(t, f)$  表示用于描述复包络能量的瞬时值。

然后, 通过对式(11)所得的四阶累积量标准化以生成谱峭度, 其为概率密度函数峰值的度量:

$$K_y(f) = \frac{Y_{4y}(f)}{X_{2y}^2(f)} = \frac{X_{4y}(f)}{X_{2y}^2(f)} - 2 \quad (12)$$

最后, 计算  $q(t)$  的短时傅里叶变换获得谱峭度估值:

$$F_y(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} q(t) w * (t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (13)$$

式中:  $w * (t - \tau)$  表示窗函数,  $*$  表示共轭。

各信号分量通过上述方法处理后, 以此可构造特征表达方向性更明确且特征更全面的谱峭度图模型。综上, 改进谱峭度图模型对信号有效分量进行提取后, 实现多分辨率表现故障特征, 使不同故障信号之间特征差异更为显著。

## 2 多维融合 CNN

为丰富特征评价维度, 增强滚动轴承各故障类别间的差异性, 提高诊断可靠性, 构建多维融合 CNN 模型进行故障识别。如图 1 所示, 模型综合一维重构信号低维时域特征与二维改进谱峭度图特征, 使用多维并行结构学习多维特征, 之后各维度在全连接层相融合, 以此增强不同轴承故障区分度。

该模型由多个卷积层与池化层交替构成, 最终连接到整个全连接层。获取特征图  $M_i$  的公式为:

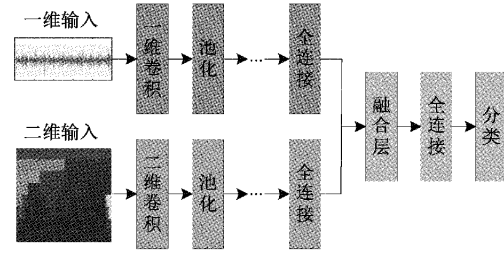


图 1 多维融合 CNN 模型

$$M_i = f(M_{i-1} \otimes W_i + b_i) \quad (14)$$

式中:  $W_i$  表示第  $i$  层权重矩阵,  $\otimes$  表示卷积,  $b_i$  为偏移向量,  $f(x)$  为激励函数。

卷积完成后, 通过最大池化层或平均池化层进行下采样操作。

$$M_i = \text{maxpool or avepool}(M_{i-1}) \quad (15)$$

式中: maxpool 与 avepool 分别表示最大池化与平均池化。

池化完成后, 通过全连接层进行故障分类<sup>[13]</sup>。多维融合 CNN 模型的训练目标为最小化网络的损失函数  $L(W, b)$ 。常见损失函数有均方误差函数等<sup>[14]</sup>。为减轻过拟合影响, 通常采用引入 L2 范数的方法对权值进行控制, 相应的表达式如下:

$$E(M, b) = L(M, b) + \lambda / 2 * W^T W \quad (16)$$

训练中, 残差常用梯度下降反向传播, 逐层更新 CNN 各层的  $W$  和  $b$ 。数学上, 梯度为损失函数对各个可学习参数的偏导, 迭代公式为<sup>[15]</sup>:

$$w = w - \alpha * \frac{\partial L(W, b)}{\partial w} \quad (17)$$

式中:  $w$  表示可学习参数,  $\alpha$  表示学习率。

多维融合 CNN 模型实现了一维时域特征与二维谱峭度特征的互补融合, 因此拥有更加全面的特征评价维度, 可更准确地对故障类别进行诊断。

## 3 方法整体流程与实验数据采集

### 3.1 方法整体流程

本文所述方法整体流程如图 2 所示, 综合改进谱峭度模型与多维融合 CNN 两大模块, 融合时域特征与谱峭度图特征, 对轴承各类故障进行分类诊断。

### 3.2 实验平台搭建与数据采集

为验证方法的可行性, 搭建轴承故障模拟实验台进行实验并采集振动信号。如图 3 所示, 平台由电动机、行星齿轮箱、负载模拟器、振动传感器等组成。通过更换齿轮箱输入轴与输出轴轴承, 模拟各类轴承故障信号, 并在输入端轴承端盖、输出端轴承端盖等位置安装振动传感器, 采集振动信号。

实验轴承的故障类型包含正常、外圈故障、内圈故障、滚子故障、混合故障等。故障轴承如图 4 所示, 设采样频率为 8 kHz, 采集各种工况下的轴承振动信号。

取电动机转速为 1 500 r/min, 负载为 3 N/m, 其中一



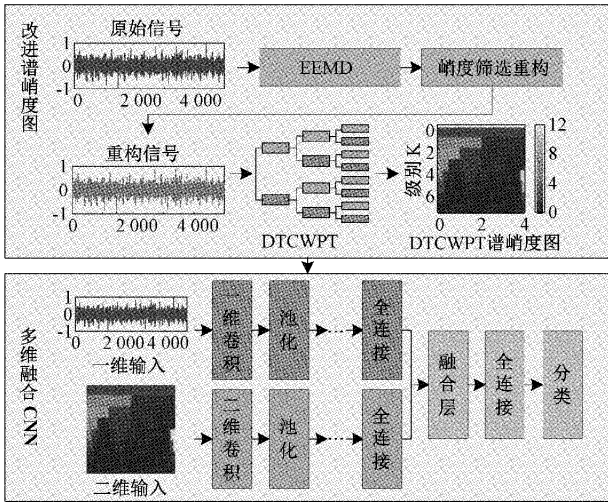


图 2 方法整体流程

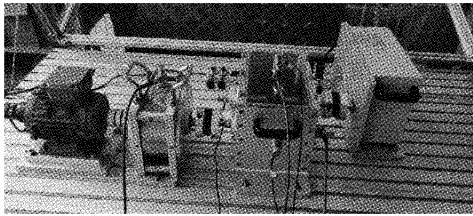


图 3 轴承故障模拟实验台

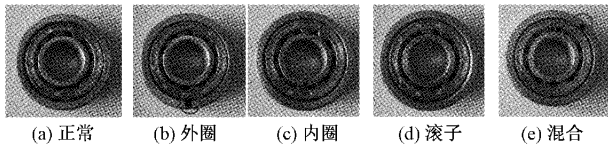


图 4 故障轴承

组输入端轴承故障信号的时域波形图如图 5 所示,各类故障所产生的冲击信号存在周期性、幅值等方面的差异,但实际波形中各类故障间区分度细微,仅从时域上无法准确判断故障类型,因此采用改进谱峭度图模型对提取并增强故障差异性特征。

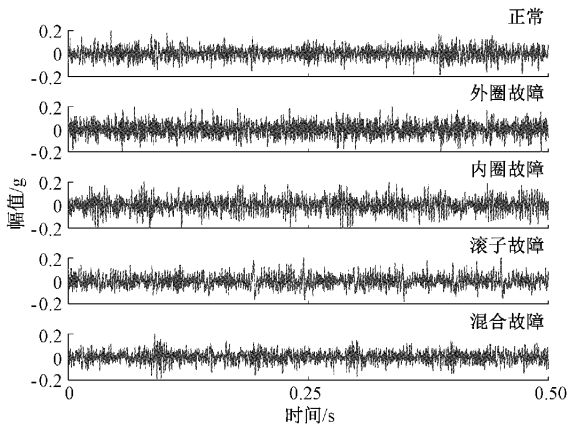


图 5 时域信号波形图

### 4 实验结果分析

利用实验台完成振动信号采集后,对所提出的方法进行验证与分析。取工况为电动机转速 1 500 r/min、负载 3 N/m 时的一组输入轴正常轴承的振动信号,经 EEMD 获得的各 IMF 分量如图 6 所示。计算各分量峭度值,结果如表 1 所示,轴承缺陷产生的周期性脉冲体致使峭度指标的增长,依据所建立的峭度准则,比较并选择峭度值较大的模态 2 分量与模态 1 分量对信号进行重构。

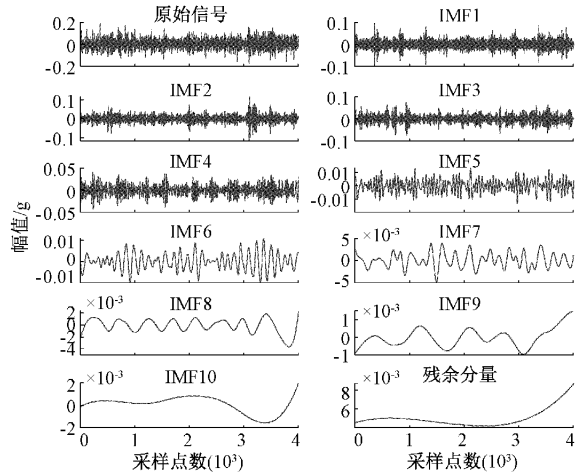


图 6 时域信号波形图

表 1 各个 IMF 分量峭度值

模态	1	2	3	4	5
峭度值	4.13	8.10	3.60	3.36	2.94
模态	6	7	8	9	10
峭度值	2.77	2.76	3.92	3.18	3.03

对重构信号进行 DTCWPT,最终利用各分量分析构建改进谱峭度图。为展现改进模型的优势,证明分量筛选与 DTCWPT 可增强故障特征,将一般谱峭度图模型、信号经筛选重构但未使用 DTCWPT 的谱峭度图模型与改进谱峭度模型对比,结果分别如图 7~9 所示。图 7 中,正常轴承、外圈故障轴承与混合故障轴承的振动信号谱峭度分布差异性较小,且内圈与滚子故障轴承的振动信号谱峭度整体特征分布类似,瞬态分量指标相近,不利于诊断。

图 8 中,5 类故障信号谱峭度分布整体差异性较图 7 中有所提高,证明分量筛选具备排除干扰并保留故障相关特征的作用,但滚子故障轴承与混合故障轴承的振动信号谱峭度整体特征分布类似,易对诊断造成干扰。图 9 中,5 类故障轴承的双树复小波包谱峭度图在瞬态分量指标与分布、整体谱峭度频域分布等方面均存在显著综合性差异。对比结果表明,应用 DTCWPT 后,改进模型在故障特征的表达上展现出更大的差异性。此外,在 3 种模型获得的二维故障特征表达中均可发现,正常轴承获得谱峭度整体瞬

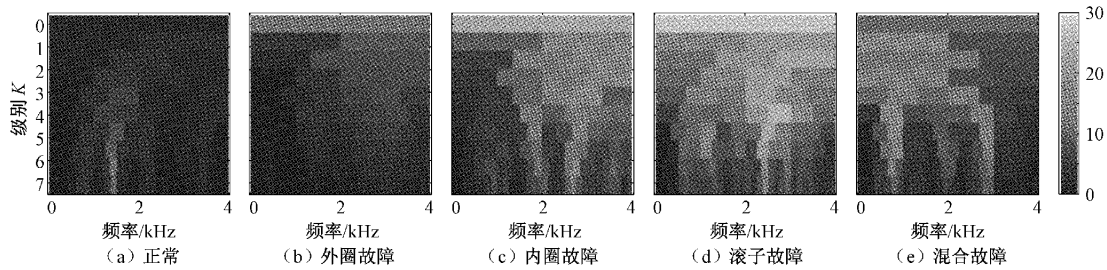


图 7 原始信号谱峭度图

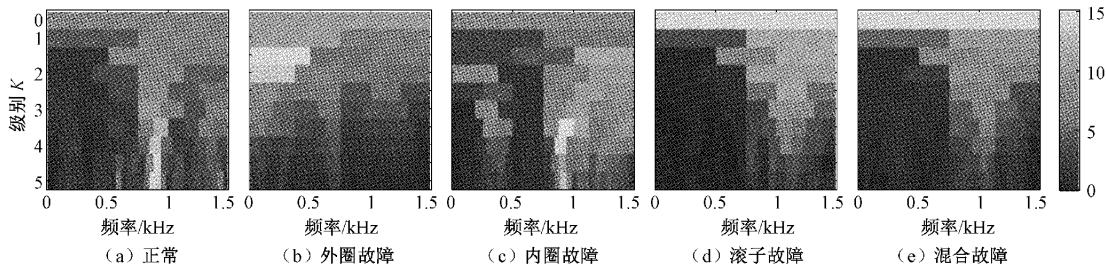


图 8 重构信号谱峭度图

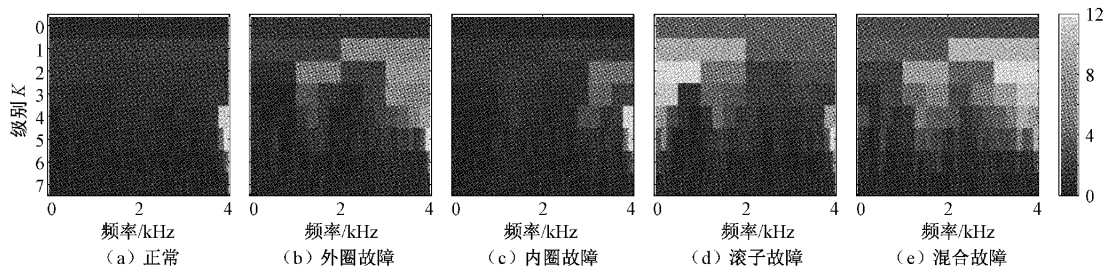


图 9 改进谱峭度图

态均值最小,混合故障整体瞬态均值最大,其余故障类型的整体瞬态均值介于两者之间,验证了谱峭度参数对振动故障特征的高敏感度。

完成信号二维特征提取后,构建多维融合 CNN 模型进行诊断,其结构如表 2 所示。模型采用并行输入结构,两输入分别为原始信号与改进谱峭度图,两者分别完成全连接后,进行特征融合分类。在所构建的样本集中,样本长度为 4 096,各类含 300 组样本,各组按 7:1:2 比例随机划分为训练集、验证集和测试集。使用样本集进行训练,迭代过程如图 10 所示,最终准确率达 97% 以上。

训练完成后,为观察网络逐层迭代情况,验证网络分类有效性,对网络早期的最大池化层 1 激活、后期的卷积层 5 激活和 Softmax 激活进行 t-SNE 聚类分布可视化。如图 11 所示,迭代过程中,各故障信号类别间发生聚类,且存在渐进过程。在 Softmax 激活中,类间聚类分布差异最大,类内聚类最集中。结果表明,各类故障特征之间的差异性逐渐增大,验证了该模型的可分类性。

最后,使用混淆矩阵对分类模型的预测结果进行总结。结果如图 12 所示,最终该方法综合准确率为 97.7%,且对正常轴承与混合故障轴承的故障识别率达到 100%。

表 2 多维融合 CNN 结构

序号	一维层	参数	二维层	参数
1	输入层 1	8 192×1	输入层 2	48×48×3
2	卷积层 1	8 192×16	卷积层 2	48×48×16
3	最大池化层 1	2 048×16	最大池化层 2	24×24×16
4	卷积层 3	2 048×32	卷积层 4	24×24×32
5	平均池化层 3	1 024×32	平均池化层 4	12×12×32
6	卷积层 5	1 024×48	卷积层 4	12×12×48
7	平均池化层 5	512×48	平均池化层 6	6×6×48
8	全连接层 1	48	全连接层 2	48
9	融合层	96		
10	全连接层 3	5		
11	Softmax	5		

证明在该工况下,所提方法能对各故障信号进行高准确度分类。

为进一步验证该方法的泛化能力,对其他工况下的信号进行分析与对比。所改变的工况包含改变轴承位置、转速与负载等,使用相应振动信号进行分析与二维特征提取,进一步对多工况条件下获取的结论进行验证对比。具



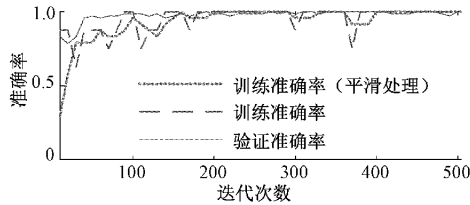


图 10 训练迭代过程

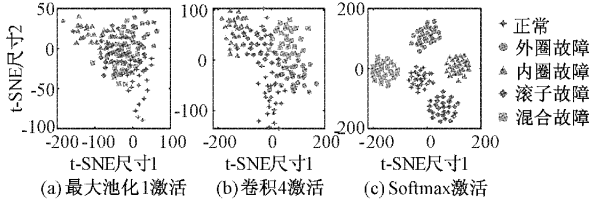


图 11 二维聚类分布可视化

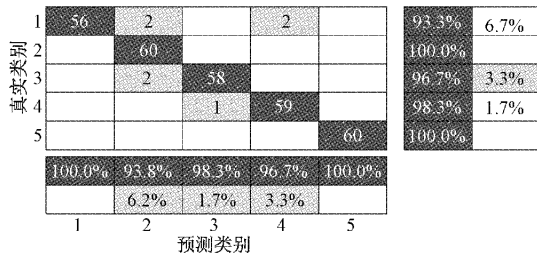


图 12 混淆矩阵

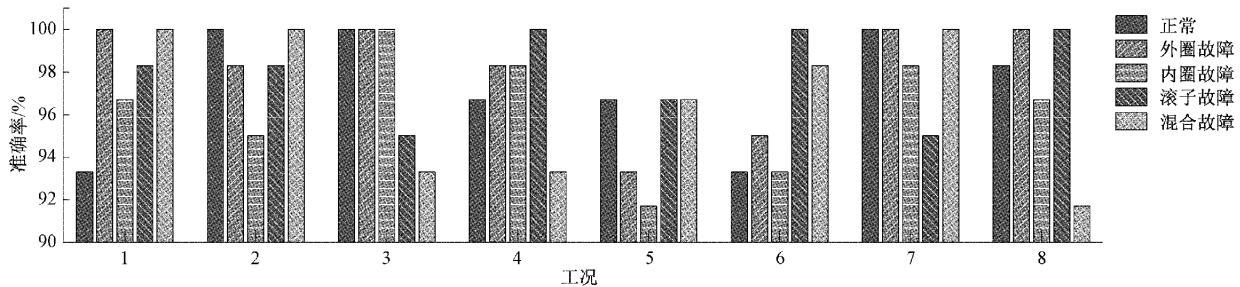


图 13 不同工况下故障识别准确率

体的工况设定如表 3 所示。

表 3 工况设定

序号	轴承位置	转速/(r·min <sup>-1</sup> )	负载/(N·m <sup>-1</sup> )
1	输入轴	1 500	3
2	输入轴	1 800	3
3	输入轴	1 200	3
4	输入轴	1 500	2.1
5	输出轴	1 500	3
6	输出轴	1 800	3
7	输出轴	1 200	3
8	输出轴	1 500	2.1

完成所有诊断工作后,对各工况下的轴承故障诊断准确率进行统计分析。如图 13 所示,在所有列举的工况下,所提出的方法对各类故障轴承的诊断准确率均处于 90% 以上的水平,且平均综合准确率为 97.2%。同时,该方法对输入轴对应轴承的信号展现的综合诊断能力略强于输出轴轴承,证明输入轴所受干扰较小。多工况实验结果表明,该方法在多种工况下均能准确识别轴承的故障类别,具备良好的泛化能力。

### 5 结 论

本文提出了一种基于改进谱峭度图与多维融合 CNN 的轴承故障诊断方法,首先构建改进谱峭度模型,使用 EEMD 与峭度准则以提高振动信号与故障特征的相关性,并结合 DTCWPT 构建谱峭度图,增强特征二维表达;然后,构建多维融合 CNN 模型,将一维信号与二维谱峭度图作为输入并完成特征融合,实现故障诊断。经实验验证,该方法能有效提取并增强轴承振动信号中的二维故障特征,提高了不同故障间改进谱峭度图的特征差异性,优化了神经网络输入;神经网络中完成多维特征融合互补,在改变转速与负载等多种工况下均能实现对轴承故障类别的准确判断,具备较高的综合诊断能力。

### 参考文献

[1] 唐波,陈慎慎. 基于深度卷积神经网络的轴承故障诊断

方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 88-93.

[2] 王辉,徐佳文,严如强. 基于深度宽卷积 Q 网络的行星齿轮箱故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 109-120.

[3] 许理,李戈,余亮,等. 基于小波包与 CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2018, 31(3): 54-59.

[4] 李俊,刘永葆,余又红. 卷积神经网络和峭度在轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2019, 34(11): 2423-2431.

[5] 张龙,徐天鹏,王朝兵,等. 基于改进谱峭度与一维卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2021, 37(4): 99-105.

[6] ANTONI J, XIN G, HAMZAOUI N. Fast computation of the spectral correlation[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 92: 248-277.

- [7] SHAO S, MCALEER S, YAN R, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [8] ALEX K, ILYA S, GEOFFREY E H. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [9] WANG P, FU H, ZHANG K. A pixel-level entropy-weighted image fusion algorithm based on bidimensional ensemble empirical mode decomposition[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2018, DOI: 10.1177/1550147718818755.
- [10] 李宇飞. 基于 Choi-Williams 分布的谱峭度在齿轮箱故障诊断方向的应用[D]. 上海:上海工程技术大学, 2020.
- [11] WANG Y X, HE Z J, ZI Y Y. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2010, 24(1): 119-137.
- [12] 田赛, 陈彬强, 曹新城. 基于迭代 K 均值聚类的改进谱峭度方法及在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1): 135-139.
- [13] QU J X, ZHANG Z S, GONG T. A novel intelligent method for mechanical fault diagnosis based on dual-tree complex wavelet packet transform and multiple classifier fusion [J]. Neurocomputing, 2016, 171: 837-853.
- [14] 尹征, 唐春晖, 张轩雄. 基于改进型稀疏自动编码器的图像识别[J]. 电子科技, 2016, 29(1): 124-127.
- [15] YAMASHITA R, NISHIO M, DO R K G, et al. Convolutional neural networks: An overview and application in radiology [J]. Insights into Imaging, 2018, 9(4): 611-629.

### 作者简介

楼伟, 硕士, 主要研究方向为机械故障诊断等。

E-mail: louwhis@icloud.com

陈曦晖, 副教授, 博士, 主要研究方向为机械故障诊断、信号处理与健康管理等。

E-mail: chenxh@hhu.edu.cn

赵伟恒, 硕士, 主要研究方向为机械故障诊断等。

E-mail: 211319010037@hhu.edu.cn