

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.12.007

基于时频图与双通道卷积神经网络的轴承故障识别模型^{*}

张政君, 井陆阳^{*}, 徐卫晓, 战卫侠, 王晓昆
(青岛理工大学 机械与汽车工程学院, 山东 青岛 266000)

摘要:采用传统的信号处理方法难以从轴承振动信号中提取能全面准确反映轴承运行状态的故障特征,并且实际工程中采集的数据量难以满足深度学习方法的要求(需要较大数据量),针对这些问题,提出了一种基于时频图与双通道卷积神经网络(CNN)的轴承故障识别模型(方法)。首先,基于样本熵和峭度,构造了新的目标函数,利用灰狼优化算法(GWO)对变分模态分解(VMD)方法进行了参数优化,当目标函数达到最小值时,得到了其最优参数组合;然后,使用经过参数优化后的变分模态分解(VMD)方法对轴承信号进行了处理,将处理后得到的模态分量进行了平滑伪 Wigner Ville 分布(SPWVD)计算,累加其计算结果后,最终得到了轴承的时频图;其次,利用连续小波变换(CWT)直接对原始信号处理得到了时频图;最后,将采用两种方式得到的时频图分别作为双通道 CNN 的输入,对网络进行了训练,由 CNN 提取了其时频图特征,并对轴承故障进行了识别分类和诊断。实验结果表明:采用该方法在轴承故障实验中得到的准确率为 99.69%,在 10 次实验中的平均准确率达到了 99.61%,相比于单通道 CNN 和支持向量机(SVM)等方法,该方法有着更高的准确率和更出色的稳定性。研究结果表明:将该方法应用在轴承故障诊断领域,具有准确率高、稳定性强的特点,能够有效地诊断轴承故障。

关键词:时频分析方法;变分模态分解;平滑伪 Wigner-Ville 分布;连续小波变换;双通道卷积神经网络;灰狼优化算法

中图分类号:TH133.3

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2023)12-1889-09

Bearing fault identification model based on time-frequency graph and dual channel CNN

ZHANG Zhengjun, JING Luyang, XU Weixiao, ZHAN Weixia, WANG Xiaokun

(College of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266000, China)

Abstract: Aiming at the problem that it was difficult for traditional signal processing methods to extract fault features that could fully and accurately reflect the running state of bearings from bearing vibration signals, and the amount of data collected in practical engineering was difficult to meet the requirement of large data amount in deep learning, a bearing fault identification model based on time-frequency graph and dual-channel convolutional neural network (CNN) was proposed. Firstly, a new objective function was constructed based on sample entropy and kurtosis, the grey wolf optimization algorithm (GWO) was used to optimize the parameters of variational mode decomposition (VMD); when the objective function reached the minimum value, the optimal parameter combination was obtained. Secondly, the optimized VMD was used to process the bearing signal, and the obtained modal components were calculated by smoothing pseudo-Wigner Ville distribution (SPWVD), and the time-frequency graph of the bearing was obtained by summing the calculated results. Thirdly, the continuous wavelet transform (CWT) was used to process the original signal directly to obtain the time-frequency graph. Finally, the time-frequency graphs obtained by the two methods were respectively used as the input of dual-channel CNN to train the network, and the features of the time-frequency graphs were extracted by CNN and faults were classified. The experimental results show that the accuracy rate of the proposed method is 99.29% in the bearing fault experiments, and the average accuracy rate is 99.61% in ten experiments. Comparing with the single-channel CNN and support vector machine (SVM), the proposed method has higher accuracy and better stability. The results show that

收稿日期:2023-02-28

基金项目:山东省自然科学基金资助项目(ZR2020QE158, ZR2021ME026, 2021TSGC1045);青岛市科技计划重点研发专项(21-38-04-0002)

作者简介:张政君(1999-),男,山东枣庄人,硕士研究生,主要从事机械系统故障诊断方面的研究。E-mail:2414325050@qq.com

通信联系人:井陆阳,男,博士,硕士生导师。E-mail:jingluyang@qut.edu.cn

this method has the characteristics of high accuracy and strong stability in the field of bearing fault diagnosis, and can effectively diagnose bearing faults.

Key words: time-frequency analysis; variational mode decomposition (VMD); smoothed pseudo Wigner-Ville distribution (SPWVD); continuous wavelet transform (CWT); dual-channel convolutional neural network (CNN); grey wolf optimization algorithm (GWO)

0 引 言

目前,轴承已经被广泛应用于各个领域的机械设备中,其健康状况对机械设备的寿命、稳定性都有非常大的影响^[1]。因此,对轴承进行故障诊断具有重要意义^[2]。

轴承故障诊断最常见的方法是对轴承振动信号进行监测^[3],利用传感器对轴承的振动信号进行采集,并利用时频分析方法获取其信号特征。常见的时频分析方法包括时序分析^[4]、谱峰度^[5]、稀疏表示^[6]、Wigner Ville 分布 (Wigner Ville distribution, WVD)^[7]和连续小波变换^[8]等。采用平滑伪 Wigner Ville 分布 (SPWVD) 对 WVD 与平滑函数进行卷积,可有效降低 WVD 中交叉项的影响^[9]。经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[10] 和集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 都可以自适应地将非线性非平稳信号转换为多个频段的本征模态函数。

但以上两种方法容易受到模态混叠和端点效应的影响。为了解决这些问题,学者们又提出了变分模态分解 (VMD)。

VMD 为分解问题提供了一个具有严谨数学基础的解决方案,并且 VMD 对噪声具有很强的鲁棒性^[11],可以有效地避免模态混叠现象,其在环境科学^[12]、生物医学信号^[13]等领域都展现出了良好的效果。但惩罚因子 α 和分解层数 K 的选择对 VMD 效果有很大的影响,其往往依赖人工判断。

以样本熵峭度指标最小值为目标函数,采用灰狼优化对 VMD 进行参数寻优,并对 VMD 处理后得到的分量进行 SPWVD 运算,可以得到高分辨率的时频图,并用于特征的提取。

随着人工智能技术的飞速进步,深度学习方法逐渐被应用在了故障诊断领域。卷积神经网络 (CNN) 作为深度学习的重要分支,其布局接近实际的生物神经网络,图像可以直接输入网络,这一特点避免了特征提取和分类过程中数据重建的复杂度。

陈宇航等人^[14]使用快速傅里叶变换及 CNN,对轴承故障进行了识别,取得了较高的准确率。许同乐等人^[15]利用 EEMD 对信号进行了降噪等预处理,将处理

后的信号输入到改进后的 CNN 中,解决了微弱故障特征提取困难的问题。肖俊青等人^[16]利用完全自适应噪声集合经验模态分解模糊熵以及 CNN,进行了不同工况下轴承的故障诊断,解决了轴承故障信息难以提取的问题。

以上结果表明:时频分析结合 CNN 提取特征的方法在故障诊断方面有着优良的效果。

但以上研究忽略了 CNN 更适合对图像进行特征识别的特点(因为其局部权值共享的特殊结构),并且其训练过程需要大量数据,以保证 CNN 的性能。

鉴于以上情况,笔者从轴承振动信号的时频图出发,提出一种基于时频图和双通道 CNN 的轴承故障诊断方法。

笔者使用 SPWVD 处理参数优化后的 VMD 得到的模量分类,以及直接对轴承信号进行 CWT 运算这两种方式得到时频图,并以此作为数据增强手段;将两种方式得到的时频图分别作为双通道 CNN 中一个通道的输入,在神经网络中提取时频图的深层次特征,以期完成对轴承进行故障诊断的任务。

1 时频分析方法

1.1 变分模态分解

变分模态分解 (VMD) 是一种自适应信号分解算法。它可以将信号分解为多个分量,其实质和核心思想是变分问题的构造和求解。

其算法流程如下:

首先,建立变分模型,即:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e_2^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^k u_k = f \quad (2)$$

式中: ∂_t 为偏导数运算; $\delta(t)$ 为狄利克雷函数分布函数; $*$ 为卷积; f 为原始信号; K 为 IMFs 的个数。

其中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为 VMD 分解得到的 K 个模态分量 IMFs; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各 IMF 的中心频率。

然后,使用惩罚因子和乘法算子将问题转化为无

约束问题,增广拉格朗日函数为:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e_2^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^k u_k(t) \rangle \end{aligned} \tag{3}$$

式中: λ 为拉格朗日常数; α 为惩罚因子。

最后,为了求解变分问题的最优解,必须采用交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 对变量进行更新。

更新 $n+1$ 个周期后,对于 $\hat{u}_k^{n+1}, \omega_k^{n+1}$ 和 $\hat{\lambda}^{n+1}$ 的更新,其表达式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^n(\omega) + \hat{\lambda}^n/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \tag{4}$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \tag{5}$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \tag{6}$$

式中: τ 为噪声容差; $\hat{u}_i^{n+1}(\omega), \hat{u}_i^n, \hat{f}(\omega), \hat{\lambda}^n(\omega)$ 为分别对应 $u_i^{n+1}(\omega), u_i^n(\omega), f(\omega)$ 和 $\lambda^n(\omega)$ 的傅里叶变换。

VMD 算法的主要迭代求解过程如下:

- 1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}, \{\hat{\lambda}^1\}$;
- 2) $n = n + 1$, 进入循环,其中 n 为迭代次数;
- 3) 更新 u_k, ω_k, λ ;
- 4) 重复式 (4) ~ 式 (9), 直到满足迭代停止条件,即:

$$\sum_k \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \tag{7}$$

式中: ε 为预先设定的收敛阈值。

VMD 的效果受参数 K 和 α 的影响,因此需要使用灰狼优化算法 (GWO) 对参数进行迭代寻优。

GWO 是一种基于种群的元启发式算法,是从灰狼 (Canis) 的种群结构、社会等级和狩猎机制中得到启发而创立。与其他元启发式优化算法相似,GWO 在机器学习模型超参数和机器学习特征选择优化领域具有良好的效果。GWO 的实现方式简单,用于迭代的参数数量少,可以满足迭代过程中目标函数最小值或最大值寻优的要求,并且有收敛速度快、求解精度高等

特点^[17]。

对于优化算法的目标函数,样本熵 (sample entropy, SampEn) 是一种判断时间序列复杂程度的算法,其对时间序列长度的依赖性少、抗噪能力强,有利于对故障特征进行提取^[18]。

峭度 (kurtosis, KU) 作为一个无量纲参数,对振动信号中由早期故障引起的冲击信号非常敏感,当振动信号中冲击成分以及故障信息越多时,其峭度值越大。

因此,笔者结合两者的优点,构建目标函数样本熵峭度指标 (kurtosis sample entropy, KUSE):

$$KUSE = \frac{\min_r \text{SampEn}(m, r, N)}{KU} \tag{8}$$

式中: KU 为所有模态分量峭度最大值。

$$\text{其中: } \text{SampEn} = -\ln \left[\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \right]。$$

在其优化过程中,目标函数达到最小值时可获得最优的参数组合。

1.2 平滑伪 Wigner Ville 分布

Wigner Ville 分布 (WVD) 作为 Cohen 类双线性时频分布中最基本一种分布,其实质是将信号的能量分布于时频平面内。它的优点是不加窗、分辨率高。然而将其应用于多个信号分量时,会受到交叉干扰项的影响。因此,如何减小交叉项就成了 WVD 性能改进的主要目标。

平滑伪 Wigner Ville 分布 (SPWVD) 的实质就是在时域和频域分别对信号进行加窗处理,达到平滑滤波的作用,有效抑制干扰项带来的干扰^[19]。其定义为:

$$\begin{aligned} P_{\text{SPWVD}}(t, f) = & \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(u) h(\tau) z\left(-u + \frac{1}{2}\tau\right) x^* \\ & \left(t - u - \frac{1}{2}\tau\right) e^{-j2\pi f\tau} du d\tau \end{aligned} \tag{9}$$

式中: $g(u), h(\tau)$ 为两个偶窗函数。

此处,笔者将不同损伤类型的轴承信号分别输入到经过灰狼优化的变分模态分解 (GWO-VMD) 中,以获得 K 个模态分量;再对分解出来的分量进行 SPWVD 计算,对结果进行同一坐标系下的累加,以降低信号的不稳定性;最后进一步降低交叉项的干扰,以得到对应的高分辨率二维时频图。

1.3 连续小波变换

小波变换的初衷就是体现信号时域信息,故而小波变换相比傅里叶变换 (FT) 增加了一个变量,以展现时域的信息^[20-21]。

小波函数的一般形式如下:

$$\Psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in R, a > 0 \quad (10)$$

对于任何一个随机信号的函数,相应的连续小波变换(CWT)表达式为:

$$CWT(a,b) = \langle f(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\Psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (11)$$

式中: $\overline{\Psi}(t)$ 为 $\Psi(t)$ 的复共轭函数。

连续小波变换(CWT)可以将原始信号从时域变换到时频域,其结果是原始振动信号在时频域的归一化表示。CWT将每个信号段转换为标量图图像,表示其系数的绝对值。

此处笔者把 Morlet 小波作为小波函数的 CWT,将其应用于轴承信号的时频分析中。

2 卷积神经网络

2.1 二维卷积神经网络

卷积神经网络是一种多级神经网络。其基本结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层构成。CNN 经常被用于处理输入为一维数据的自然语言处理和语音识别任务。CNN 的主要特点有两个方面(权重共享和空间池化),这使得它非常适合处理输入为二维图像数据的计算机视觉应用。

对于每个特征映射,首先由具有局部接收域的卷积核对输入进行卷积操作;然后,在卷积结果中加入一个偏置项;最后,应用激活函数。

其数学表达式定义为:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \times k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (12)$$

式中: x_j^l 为第 j 层的第 l 个输出特征映射; x_i^{l-1} 为第 $(l-1)$ 层的第 i 个输入特征映射; k_{ij}^l 为对应的卷积核; $f(\cdot)$ 为激活函数,最常用的函数是 tangent、ReLU 和 sigmoid 函数^[22]。

为了减少 CNN 中参数的数量,同一特征图的卷积核共享相同的权向量和偏置。通常需在每个卷积层上加一个最大池化层(max-pooling),利用子采样操作生成低分辨率的特征图。

Max-pooling 定义如下:

$$x_i^{a,b} = \max(x_i^{a',b'}; a \leq a' < a+p, b \leq b' < b+p) \quad (13)$$

式中: $x_i^{a',b'}$, $x_i^{a,b}$ 为 max-pooling 操作前后第 i 个特征图中的 (a,b) 像素; p 为池化窗口的步幅大小, p 应大于1。

池化层减小了输入特征映射的大小,同时保持了特征映射的数量。笔者采用子采样技术,使 CNN 中的参数数量进一步减少。最后一个池化层后面是一个全连接层。全连接层中的每个神经元都连接到最后一个池化层中的所有特征映射。

笔者提取全连接层的高级特征,作为输出层的输入;然后生成 CNN 模型的预测输出;最后使用最小化损失函数对网络的参数 $\{W, b\}$ (权重向量和偏差)进行微调,计算预测输出 y 与目标输出 t 之间的误差如下:

$$\{W, b\}^* = \operatorname{argmin}_{\{W, b\}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n j(t, y) \quad (14)$$

式中: $\{W, b\}^*$ 为优化后的参数; n 为被标记样本的数量; j 为损失函数。

此外,笔者采用反向传播算法对网络进行基于梯度的监督训练。

2.2 CNN 结构的设计

AlexNet 模型作为经典 CNN 模型之一,其优点包括:

1)可以对数百万张 ImageNet 图像进行训练,使用 ReLU 作为激活函数,解决了网络结构较深时 sigmoid 的梯度发散问题;

2)Dropout 在训练过程中随机忽略部分神经元,减少了神经元之间复杂的相互适应关系;

3)在 CNN 模型中使用重叠最大池化层,提高了特征的丰富度,同时避免了平均池化层的模糊效应;

4)建立了局部神经元活动的竞争机制,以提高模型的泛化能力。其网络结构包括 5 个卷积层和 3 个全连接层。

笔者所使用的双通道 CNN 模型在 AlexNet 的结构上进行了改进。

双通道卷积神经网络结构示意图如图 1 所示。

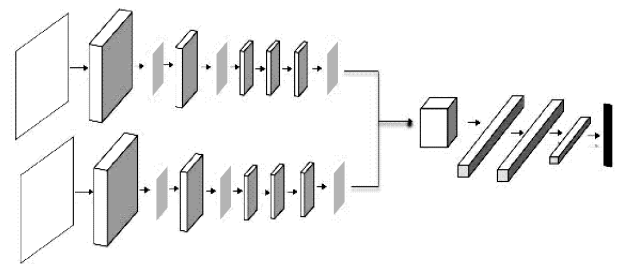


图 1 双通道卷积神经网络结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of dual channel convolutional neural network

双通道神经网络模型参数如表 1 所示。

表 1 双通道神经网络模型参数

Table 1 Two-channel neural network model parameters

名称	类型	描述	输出特征大小
输入层	二维图片	输入时频图	224 × 224 × 3
Conv1	卷积层	96 个 11 × 11 × 3 的卷积核	55 × 55 × 96
M1	最大池化层	3 × 3 池化核尺寸	27 × 27 × 96
Conv2	卷积层	128 个 5 × 5 × 48 的卷积核	27 × 27 × 128
M2	最大池化层	3 × 3 池化核尺寸	13 × 13 × 128
Conv3	卷积层	38 个 3 × 3 × 256 的卷积核	13 × 13 × 192
Conv4	卷积层	38 个 3 × 3 × 192 的卷积核	13 × 13 × 192
Conv5	卷积层	25 个 3 × 3 × 192 的卷积核	13 × 13 × 12
M5	最大池化层	3 × 3 池化核尺寸	6 × 6 × 128
Concat	叠加	在通道方向上叠加, 9 216 个节点	2 × 128 × 6 × 6
Fc1	全连接层	节点数为 2 048	1 × 2 048
Fc2	全连接层	节点数为 2 048	1 × 2 048

表 1 是对图 1 结构的具体描述。

表 1 中,网络结构第一层表示输入层,两个并行的通道的结构和参数一致;Conv 表示卷积层,选择 ReLU 作为激活函数;M 表示最大池化层;Concat 代表将两个通道输出的特征图进行叠加;Fc 代表全连接层,并在全连接层使用 dropout 防止网络出现过拟合。

每个通道包括 5 个卷积层,3 个池化层,时频图的特征被提取出来;然后在汇聚层进行叠加和特征融合,经过两个全连接层将二维图像特征转化成一维的向量;最后使用 SoftMax 分类器对故障进行分类。

3 基于时频图 and 双通道 CNN 的诊断模型

笔者所提出的基于时频图 and 双通道 CNN 的轴承故障诊断方法(模型)流程如下:

首先以前文提到的 KUSE 最小值作为适应度函数,使用灰狼优化算法对 VMD 进行参数优化,利用 VMD 对轴承原始信号进行处理,得到 K 个模态分量,对模态分量进行 SPWVD 计算,并对结果进行累加,得到 GWOVMD-SPWVD 时频图;再对振动信号进行小波变换,以得到时频图,将这两种时频图输入到双通道 CNN 中,提取不同故障类型和损伤程度时频图的特征;最后由 SoftMax 完成故障分类的任务。

基本流程图如图 2 所示。

4 实验及结果分析

4.1 实验数据

此处的实验数据来自某旋转机械故障模拟试验台。

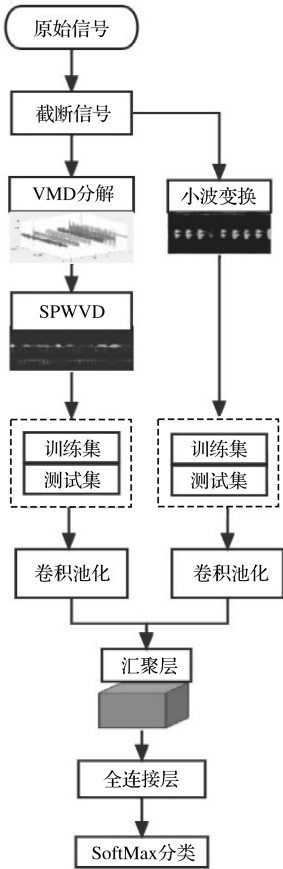


图 2 方法流程图

Fig. 2 Method flow chart

该试验台主要由驱动电机、转速转矩传感器、加速度传感器、负载和测试轴承等部件组成。其构造实物图如图 3 所示。

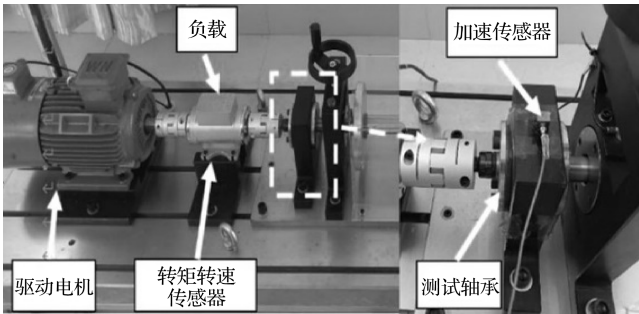


图 3 轴承故障试验台

Fig. 3 Bearing failure test stand

其中,实验轴承为圆柱滚子轴承,型号为 NU205M,滚动体个数为 13。

笔者使用加速传感器采集 XYZ 这 3 个方向的振动信号,其中 Y 为径向(垂直方向), Z 为轴向(水平方向), X 为切线方向(水平方向)。

实验用圆柱滚子轴承包括 4 种状态,分别为正常和内圈故障、外圈故障和滚动体故障。每个故障状态包括轻微损伤和严重损伤两种损伤程度,共计 7 种故

障类别。轴承故障为人为故障,即在轴承不同部位,采用砂轮机磨削的方法加工出与轴线平行的缝隙。

实验数据来自传感器,即采用加速度传感器采集其 Y 方向的振动信号。数据采集时,采样频率为 100 kHz,采样时间为 10 s,实验中电机转速为 900 r/min。在采集到的振动数据中,以 2 048 个点截取为一个样本(每种类别样本数均为 100)。

试验台数据集的分类情况如表 2 所示。

表 2 试验台数据集分类情况

Table 2 Test bench data set classification

编号	损伤状态	故障程度	样本数
0	正常	—	100
1	内圈故障	1	100
2	内圈故障	2	100
3	外圈故障	1	100
4	外圈故障	2	100
5	滚动体故障	1	100
6	滚动体故障	2	100

注:故障程度 1、2 分别为轻微损伤、严重损伤。

4.2 时频图生成

笔者使用 GWOVMD-SPWVD 和 CWT 方法对轴承数据进行处理。其中,CWT 使用 cmor3-3 作为小波函数对信号进行运算;对于 GWOVMD-SPWVD 方法,使用样本熵峭度指标最小值作为适应度函数,使用 GWO 对 VMD 进行参数优化,迭代次数设置为 80。

适应度变化曲线如图 4 所示。

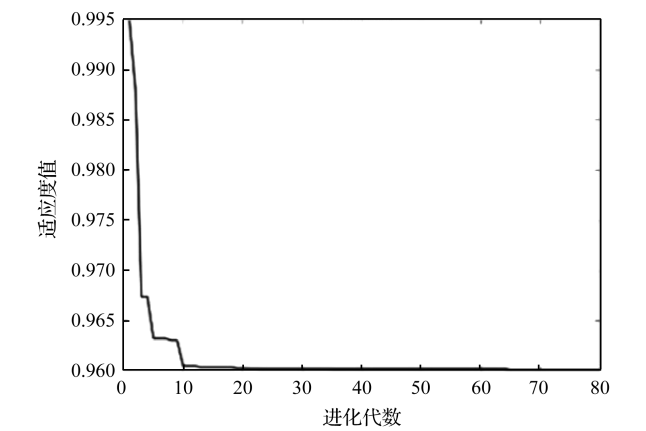


图 4 适应度变化曲线

Fig.4 Fitness curve

由图 4 可以看出:随着迭代次数的增加,适应度函数逐渐收敛,最终得到最优 VMD 参数组合。

笔者对每种故障类型分别进行 VMD 参数优化,得到了故障类型及对应的 VMD 参数,如表 3 所示。

表 3 不同故障类型对应的 VMD 参数

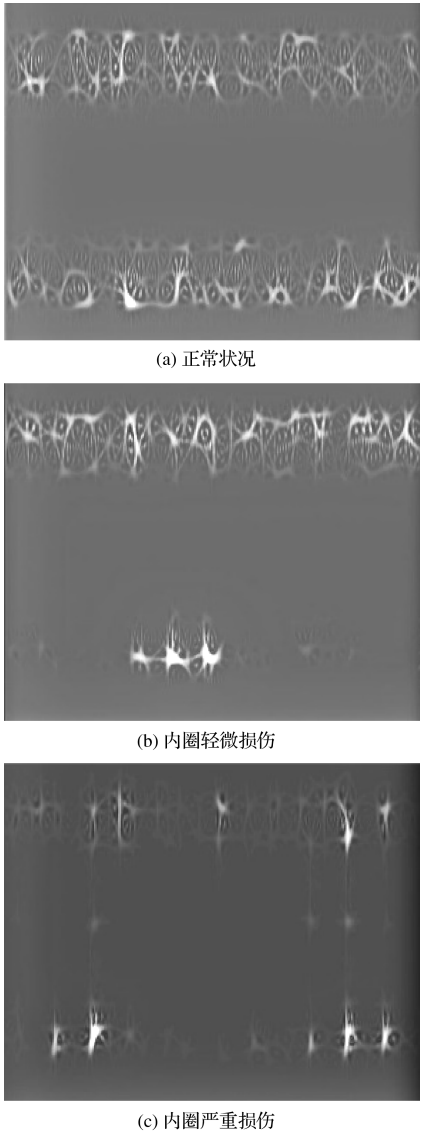
Table 3 VMD parameters corresponding to different fault types

故障类型	参数 K	参数 α
正常	3 124	10
内圈故障	3 697	6
外圈故障	3 700	6
滚动体故障	50	10

笔者先对不同故障状态的样本进行 VMD 处理,得到相应的模态分量;再对分量进行 SPWVD 运算,得到相应的时频图;最后对不同工况的二维时频图进行特征提取,以进行最后的轴承故障识别。

由于篇幅所限,此处笔者仅展示使用 GWOVMD-SPWVD 方式得到的时频图。

不同故障类型及损伤程度所对应的时频图,如图 5 所示。



(a) 正常状况

(b) 内圈轻微损伤

(c) 内圈严重损伤

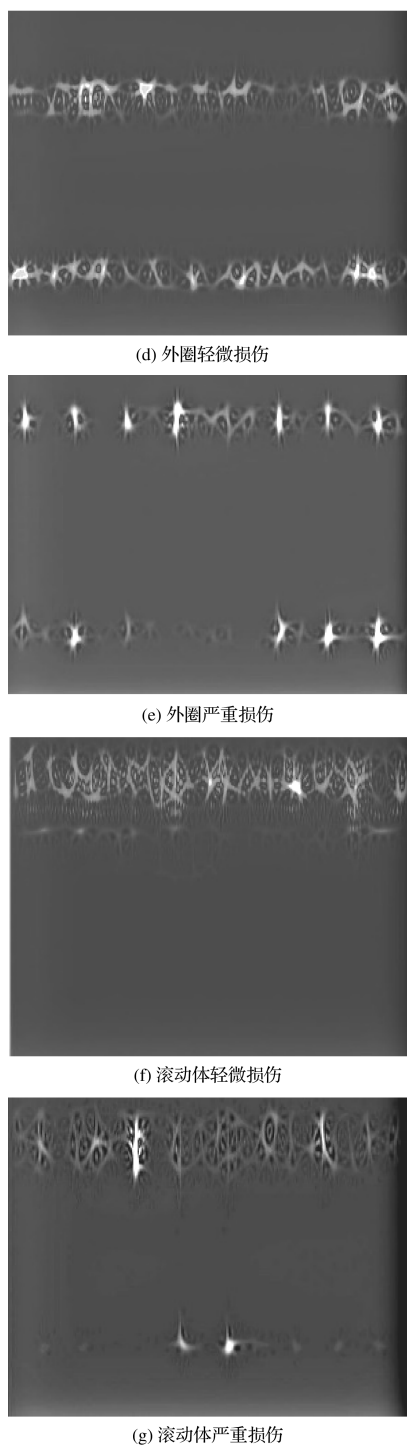


图 5 不同损伤情况时频图

Fig. 5 Time-frequency diagram of different damage conditions

由图 5(a)可知,在正常工况下,轴承时频图像的能量较为均匀地分布在低频段和高频段;在 5 图(a) ~ 5 图(g)中,工况图像的能量分布相对集中在某个频段,且存在明显的差别;使用该处理方式可以清晰地判断出轴承的健康状况。

4.3 试验过程与结果分析

在图像输入神经网络前,笔者随机选取不同工况下图像数据集的 25% 作为测试集,其余为训练集。在

试验台数据集中,采用两种时频图生成方式分别得到 700 张图像,共计 1 400 张时频图(其中 1 050 张作为训练,350 张作为测试)。

笔者将图像输入至双通道神经网络中,选择训练参数如下:选择 Adam 优化器,设定学习率为 0.000 1,设置 Batchsize 为 32、MaxEpochs 为 150。

模型训练过程精确率和损失值如图 6 所示。

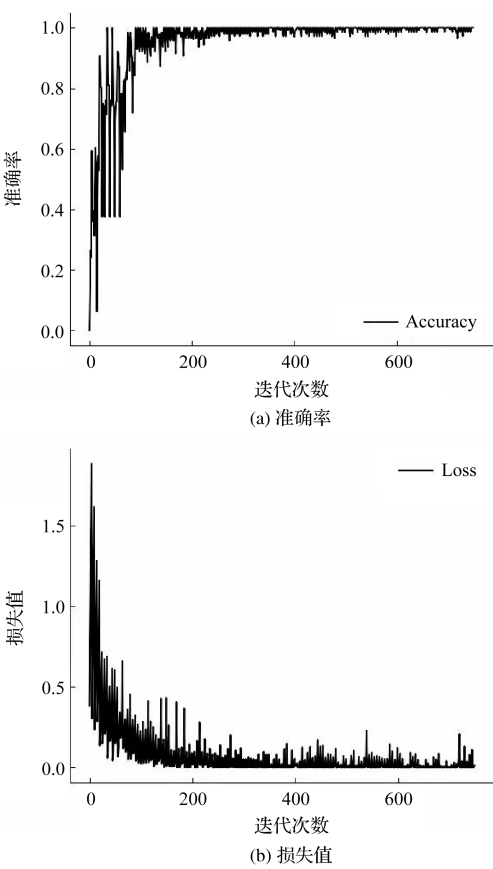


图 6 模型训练过程精确率和损失值

Fig. 6 Training process accuracy rate and loss value

图 6 展示了模型训练过程中损失值和模型准确率的变化过程,其中,随着迭代次数的增加,网络的损失值不断下降,准确率也逐渐上升;在前 200 次迭代中,损失值下降和准确率提高的速度较快;在迭代中期,图像出现细微的波动,并逐渐趋于平稳;最后达到一个稳定状态。

经过多次迭代,得到最终的准确率和损失值分别为 99.69% 和 0.000 4。

以上结果表明:基于时频图和双通道 CNN 的诊断模型对具有较强的轴承故障识别能力和鲁棒性。

4.4 模型性能对比

为进一步验证基于时频图和双通道 CNN 的轴承故障诊断模型所具备的优越性,笔者使用的数据集均为试验台采集到的数据,将上述双通道模型与 CWT-CNN 模型、GWOVMD-CNN 模型和基于机器学习的傅里叶变换-

支持向量机(FT-SVM)模型进行处理结果对比验证。

为了降低实验结果的偶然性,验证模型的稳定性,笔者对每个模型进行 10 次实验,并统计每次试验的结果,计算模型的平均准确率和准确率的标准差,以说明模型准确率的波动情况。

最后得到的各个模型性能(即平均准确率和标准差),如表 4 所示。

表 4 模型性能

Table 4 Model performance

方法	平均准确率/%	标准差
TWO-CNN	99.61	0.167
CWT-CNN	99.16	0.260
GWOVMD-CNN	99.03	0.438
FT-SVM	90.91	0.968

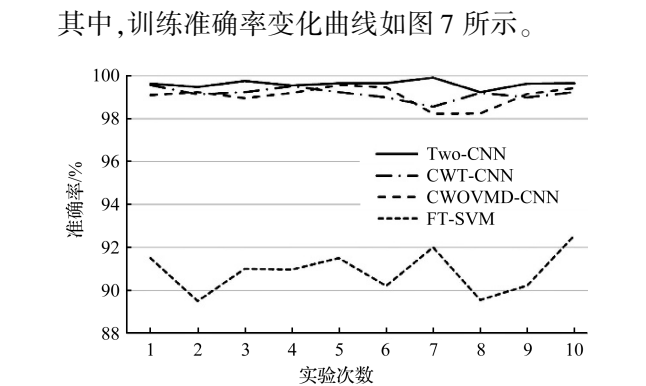


图 7 训练准确率变化曲线
Fig. 7 Training accuracy curve

图 7 中:TWO-CNN 表示笔者提出的双通道 CNN 模型;CWT-CNN 和 GWOVMD-CNN 模型是笔者提出的双通道模型中的一个通道;FT-SVM 表示 FT-SVM 模型。

笔者将轴承信号(包括包络熵值、峭度等在内的 9 种时频域特征参数),经过归一化和降维处理后,输入到 SVM 分类器中进行故障分类。

基于时频图和双通道 CNN 的模型平均准确率为 99.61%,准确率标准差为 0.167,相比单通道模型和机器学习模型,该模型有着更高的准确率和更出色的稳定性。

由此可以证明,基于时频图和双通道 CNN 模型在轴承故障诊断方面具有一定的优越性。

5 结束语

由于采用传统信号处理方法难以从轴承振动信号中提取可以准确反映轴承运行状态的特征,为此,笔者提出了一种基于时频图和双通道 CNN 的轴承故障诊断方法。

首先,笔者使用 GWOVMD-SPWVD 和 CWT 两种

方式处理振动信号,并得到了其时频图;然后,将时频图作为双通道 CNN 的输入,采用双通道 CNN 故障诊断方法对轴承进行了故障诊断。最后,将该方法与单通道 CNN 和 SVM 方法进行了对比,利用轴承故障试验台数据对其有效性进行了验证。

研究结果表明:

1)采用 GWOVMD-SPWVD 和 CWT 两种方式可以获得高分辨率特征信息丰富的二维图像,而且可以作为一种数据增强的方式扩充数据集;

2)使用的双通道 CNN 在轴承故障实验中的准确率达到到了 99.69%,在 10 次实验中的平均准确率为 99.61%。相比其他两种单通道,CNN 模型的平均准确率分别提高了 0.45% 和 0.58%。可见双通道 CNN 结构对轴承故障有更好的诊断效果;

3)根据实验结果可知,双通道 CNN 的平均准确率相比 SVM 提高了 8.7%,这表明双通道 CNN 相比 SVM 可以更有效地提取图像深层次特征,并在较深层完成特征融合和轴承故障分类的任务。

鉴于神经网络层数的大小、参数的选择等因素对模型准确率有着很大影响,因此在后续工作中,笔者将对神经网络的具体结构及其参数优化做进一步的研究。

参考文献 (References):

[1] 邵海东,肖一鸣,颜 深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 76-85.
SHAO Hai-dong, XIAO Yi-ming, YAN Shen. Improved unsupervised domain adaptive bearing fault diagnosis driven by simulation data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 76-85.

[2] 邵海东,李 伟,刘 翊,等. 时变转速下基于双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断[J/OL]. 机械工程学报: 1-9[2023-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20221006.1458.002.html>
SHAO Hai-dong, LI Wei, LIU Yi, et al. Fault diagnosis of rotor-bearing system based on dual threshold attention generating adversarial network and small samples at time-varying speed[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering: 1-9 [2023-04-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20221006.1458.002.html>

[3] CHEN Yue-jian, LIANG Xi-hui, ZUO Ming-jiang. Sparse time series modeling of the baseline vibration from a gearbox under time-varying speed condition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134(12): 106342.

[4] CUI Ling-li, HUANG Jin-feng, ZHANG Fei-bin. Quantitative and localization diagnosis of a defective ball bearing based on vertical-horizontal synchronization signal analysis[J]. IEEE. Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(11): 8695-8706.

[5] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the

- detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21 (1): 108-124.
- [6] HUANG Wei-guo, SONG Ze-shu, ZHANG Cheng, et al. Multi-source fidelity sparse representation via convex optimization for gearbox compound fault diagnosis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2020, 496 (6): 115879.
- [7] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺. 基于 VMD 和 Wigner-Ville 分布的局放信号时频分析 [J]. *系统仿真学报*, 2018, 30 (2): 569-578.
- JIA Ya-fei, ZHU Yong-li, WANG Liu-wang. Time-frequency analysis of local play signal based on VMD and Wigner-Ville distribution [J]. *Journal of System Simulation*, 2018, 30 (2): 569-578.
- [8] CHEN Zhi-hao, CEN Jian, XIONG Jian-bin. Rolling bearing fault diagnosis using time-frequency analysis and deep transfer convolutional neural network [J]. *IEEE Access*, 2020, 8 (1): 150248-150261.
- [9] 贾伟. 脉冲噪声下跳频信号时频图修正 [J]. *电讯技术*, 2018, 58 (8): 923-928.
- JIA Wei. Correction of time-frequency graph of frequency hopping signal under pulse noise [J]. *Telecommunication Technology*, 2018, 58 (8): 923-928.
- [10] FAN Hong-wei, SHAO Si-jie, ZHANG Xu-hui, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using FCM clustering of EMD-PWVD vibration images [J]. *IEEE Access*, 2020, 8 (7): 145194-145206.
- [11] CUI Hong-jiang, GUAN Ying, CHEN Hua-yue. Rolling element fault diagnosis based on VMD and sensitivity MCKD [J]. *IEEE Access*, 2021, 9 (2): 120297-120308.
- [12] 孟凡利, 祝学斌, 张华, 等. SnO_2 气体传感器对挥发性有机物的温度调制及信号处理方法研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41 (12): 85-94.
- MENG Fan-li, ZHUXue-bin, ZHANG Hua, et al. Study on temperature modulation and signal processing of volatile organic compounds by SnO_2 gas sensor [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41 (12): 85-94.
- [13] XU Yang, WANG Dong, ZHANG Wei-guo, et al. Detection of ventricular tachycardia and fibrillation using adaptive variational mode decomposition and boosted CART classifier [J]. *Biomedical Signal Processing*, 2018, 39 (1): 219-229.
- [14] 陈宇航, 李正平, 肖雷. 基于 FFT-1D-CNN 的细纱机罗拉轴承故障诊断 [J]. *棉纺织技术*, 2023, 51 (1): 16-21.
- CHEN Yu-hang, LI Zheng-ping, XIAO Lei. Roller bearing fault diagnosis of spinning frame based on FFT-1D-CNN [J]. *Cotton Textile Technology*, 2023, 51 (1): 16-21.
- [15] 许同乐, 孟良, 孔晓佳, 等. 基于 EEMD 的 ICNN 故障诊断方法 [J]. *北京邮电大学学报*, 2022, 45 (2): 110-116.
- XU Tong-le, MENG Liang, KONG Xiao-jia, et al. Fault diagnosis method of ICNN based on EEMD [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2022, 45 (2): 110-116.
- [16] 肖俊青, 金江涛, 李春, 等. 基于 CEEMDAN 模糊熵 CNN 轴承故障诊断研究 [J]. *机械强度*, 2023, 45 (1): 26-33.
- XIAO Jun-qing, JIN Jiang-tao, LI Chun, et al. Research on fault diagnosis of CNN bearing based on CEEMDAN fuzzy entropy [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2023, 45 (1): 26-33.
- [17] 陈敏, 陈晔, 牛兴龙. 求解全局优化问题的多策略改进灰狼算法 [J]. *国外电子测量技术*, 2022, 41 (11): 22-29.
- CHEN Min, CHEN Ye, NIU Xing-long. Multi-strategy improved gray wolf algorithm for solving global optimization problems [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41 (11): 22-29.
- [18] 刘晓悦, 张泽明, 赵立国, 等. 基于 CEEMDAN 样本熵和 SSA-ELM 的风机齿轮箱故障诊断 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2022, 583 (9): 126-130, 134.
- LIU Xiao-yue, ZHANG Ze-ming, ZHAO Li-guo, et al. Fault diagnosis of fan gear box based on CEEMDAN sample entropy and SSA-ELM [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technology*, 2022, 583 (9): 126-130, 134.
- [19] 赵婷, 张成祥. 一种基于 SPWVD-WVD 的高质量时频分析方法及 ISAR 成像应用 [J/OL]. *电讯技术*: 1-7 [2023-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1267.TN.20220926.1715.004.html>
- ZHAO Ting, ZHANG Cheng-xiang. A high quality time-frequency analysis method based on SPWVD-WVD and its application in ISAR imaging [J/OL]. *Telecommunication Technology*: 1-7 [2023-05-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1267.TN.20220926.1715.004.html>
- [20] 周余成, 高哲瑜, 沈丹峰, 等. 基于 MED 和 WMSDL 的滚动轴承内圈故障特征诊断 [J]. *轻工机械*, 2022, 40 (6): 59-64.
- ZHOU Yu-cheng, GAO Zhe-yu, SHEN Dan-feng, et al. Fault characteristics diagnosis of rolling bearing inner ring based on MED and WMSDL [J]. *Light Industry Machinery*, 2022, 40 (6): 59-64.
- [21] ZHANG Ming, JIANG Zhi-nong, FENG Kun. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 93 (9): 460-493.
- [22] MUHAMMAD S, SALMAN K, KHAN M, et al. Multi-grade brain tumor classification using deep CNN with extensive data augmentation [J]. *Journal of Computational Science*, 2019, 30 (1): 174-182.

本文引用格式:

张政君, 井陆阳, 徐卫晓, 等. 基于时频图与双通道卷积神经网络的轴承故障识别模型 [J]. *机电工程*, 2023, 40 (12): 1889-1897.

ZHANG Zhengjun, JING Luyang, XU Weixiao, et al. Bearing fault identification model based on time-frequency graph and dual channel CNN [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40 (12): 1889-1897.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>