

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211256

基于CWT和CooAtten-Resnet的弧齿锥齿轮箱故障诊断方法研究

张旭¹ 许昕² 潘宏侠^{1,2} 徐彞钊¹ 原涛涛¹ 王同¹

(1. 中北大学机械工程学院 太原 030051; 2. 中北大学系统辨识与诊断技术研究所 太原 030051)

摘要: 提出一种基于连续小波变换(CWT)和坐标注意力机制残差网络(CooAtten-Resnet)的弧齿锥齿轮箱智能故障诊断方法。首先将振动信号重叠采样获得大量信号样本,将这些样本通过连续小波变换将振动信号转化为时频图,并以此构建不同故障下的时频数据集,同时通过人为添加噪声样本以验证噪声对此类诊断方法的影响;然后将时频图数据集用于CooAtten-Resnet训练;最后对故障进行分类并输出诊断结果。结果表明,该方法可以准确的识别弧齿锥齿轮箱故障,无人为添加噪声的情况诊断准确率可达100%,添加噪声后在无降噪处理的情况下准确率仍在93%以上。相较于其他方法,该方法的准确率更高,抗噪能力更强,网络收敛速度更快,诊断结果更稳定。

关键词: 小波时频图;弧齿锥齿轮;智能故障诊断;残差网络;注意力机制;坐标注意力机制残差网络

中图分类号: TH132.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Research on fault diagnosis method of spiral bevel gear box based on CWT and CooAtten-Resnet

Zhang Xu¹ Xu Xin² Pan Hongxia^{1,2} Xu Hongzhao¹ Yuan Taotao¹ Wang Tong¹

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. System Identification and Diagnosis Technology Research Institute, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: An intelligent fault diagnosis method for spiral bevel gear box based on continuous wavelet transform (CWT) and coordinate attention mechanism residual network (CooAtten-Resnet) is proposed. Firstly, a large number of signal samples are obtained by overlapping sampling of vibration signals. These samples are converted into time-frequency maps by continuous wavelet transform, and time-frequency data sets under different faults are constructed. At the same time, noise samples are added manually to verify the impact of noise on such diagnostic methods; Then the time-frequency map data set is used for CooAtten-Resnet training; Finally, the fault is classified and the diagnosis results are output. The results show that this method can accurately identify the fault of spiral bevel gear box, and the accuracy rate of diagnosis can reach 100% when no one adds noise, and the accuracy rate is still above 93% when no noise reduction is conducted after adding noise. Compared with other methods, this method has higher accuracy, stronger anti-noise ability, faster network convergence and more stable diagnosis results.

Keywords: wavelet time-frequency diagram; spiral bevel gear; intelligent fault diagnosis; residual network; attention mechanism; coordinate attention

0 引言

弧齿锥齿轮常用于高速重载的机械传动系统中,其具有重合度大、传动效率高、承载能力强、空间占用率小等优点,是机械工程重要的基础传动件。弧齿锥齿轮的齿面几何形状复杂,导致其制造和装配精度要求很高。由于对制造和装配误差非常敏感,以及常用在高速重载的工况中,弧

齿锥齿轮一旦发生损伤,就会造成设备停机或者引起其他零部件的故障,如果是在直升机或者动车组运行过程中发生故障,后果将不堪设想。对弧齿锥齿轮运行状态进行监测和诊断,可以及时发现传动系统中的故障,并及时排除以确保设备平稳、安全、可靠的运行,对工程实际应用有重要的意义。

高速重载的工况会导致弧齿锥齿轮的振动信号处于强

背景噪声中^[1],如何从噪声信号中提取有效特征成为弧齿锥齿轮故障诊断的研究热点,国内外诸多学者对其进行研究。Chen等^[2]提出混沌振子和局部分解算(local mean decomposition,LMD)结合以提取强噪声和谐波影响下齿轮箱的微弱故障特征;Saravanan^[3]将Morlet小波与朴素贝叶斯分类器结合的方法对锥齿轮箱不同状态下的振动信号进行有效分类;蒋玲莉等^[4]提出将自适应噪声完备经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,CEEMDAN)的排列熵作为特征对弧齿锥齿轮进行故障诊断,通过支持向量机(support vector Machine,SVM)区分不同程度断齿故障状态;谭鸿创等^[5]提出使用多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy,MPE)局部保持投影(locality preserving projections,LPP)优化降维作为特征,极限学习机(extreme learning machine,ELM)进行弧齿锥齿轮故障分类。上述方法提取特征取得不错的故障诊断结果,但缺点是所提取特征方法都依赖专家知识。

深度学习作为机器学习的一类,其强大的学习能力在图像分类、语义分割和目标检测等方面基本可以替代人类,近年来越来越广泛的应用于机械设备故障诊断中,成为机械故障诊断领域的研究热点^[6]。Kelesoglu等^[7]使用多层感知机与神经模式识别对多种不同工况锥齿轮频域信号进行故障诊断。张鲁晋等^[8]用堆栈稀疏自动编码器(stacked sparse autoencoder,SSAE)自动提取故障特征,结合分类器对输入级弧齿锥齿轮故障诊断;扶碧波等^[9]使用离散小波变换对弧齿锥齿轮原始振动信号进行分解,将分解后每级小波包的能量值作为特征输入到BP神经网络进行故障识别。

卷积神经网络(convolution neural network,CNN)作为深度学习的典型模型之一处理二维图像信号有独特的优势,温竹鹏等^[10]使用连续小波变换后的时频图信号进行灰度处理,然后用优化后的卷积神经网络对风电齿轮箱进行故障诊断,诊断准确率相较传统方式有较大的提升。

卷积神经网络用于故障诊断也存在缺点,其缺点之一就是需要大量的数据进行训练才能获得泛化能力强的模型,胡鸢庆等^[11]提出将信号经验模态分解后输入到深度卷积神经网络,对行星齿轮箱故障进行有效识别;魏秀业等^[12]用MEEMD(multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition)和VMD(visual merchandise design)分解提取大量信号特征对深度残差网络进行训练。以上使用的深度学习网络都是单一网络结构,然而单一网络结构的特征提取能力有限,孔子迁等^[13]提出基于时频融合的注意力机制,以增强网络特征提取能力。

由于弧齿锥齿轮箱工作环境较差,故障特征信号常处于噪声中,上述深度卷积网络故障诊断的方法对齿轮故障特征提取没有针对性,故障时域信号向时频转换的实际物理意义未充分挖掘,故障的诊断存在一定的偏差。基于此,

本文提出一种基于连续小波变换和坐标注意力机制残差网络(coordinate attention residual network,CooAtten-Resnet)结合的故障诊断方法,较其他深度学习方法相比,该方法从噪声信号中学习特征的能力强,能够取得较高的故障诊断准确率。

1 数据预处理

1.1 数据预处理

卷积神经网络的训练通常需要大量有标签的数据集,对于数据采集量不足的情况往往需要进行数据增强以增加网络模型泛化能力,本文使用重叠采样的方法进行样本扩容,如图1所示,具体方法如下:

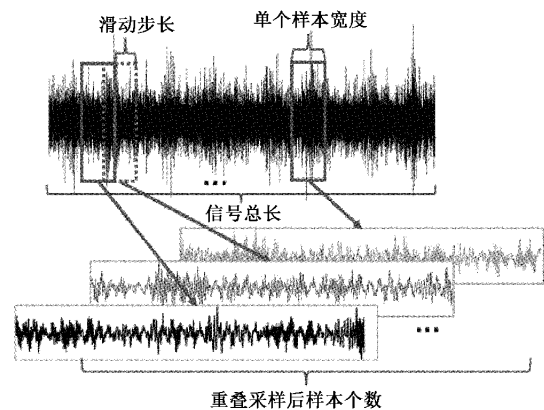


图1 重叠采样扩容方法

单个样本宽度 X_w 应大于等于于齿轮旋转一个周期的样本点数:

$$X_w \geq \frac{60}{n} \cdot F_s \quad (1)$$

式中: n 为转速(r/min), F_s 为采样频率(Hz)。

样本个数 N 可由以下公式算出。

$$N \leq \frac{L_s - X_w}{L_s} + 1 \quad (2)$$

信号总长 L ,单个样本宽度 X_w ,每次滑动步长 L_s ,若重叠采样则 $L_s \leq X_w$ 。

1.2 连续小波变换

卷积神经网络对图片处理有独特的优势,将原始的一维振动加速度信号数据转化为图片数据以便于使用卷积神经网络。本文将齿轮箱实验数据用连续小波变换为时频域图片作为故障诊断数据预处理的方法。

连续小波变换定义如下。

$$CWT_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)x(t)dt \quad (3)$$

σ 为尺度参数, τ 时间参数, ψ 为基小波。所有小波在分离信号频率成分方面都有很好的效果,但Bump小波比其他小波对噪声更具鲁棒性^[14]。Bump小波在频域上定义为:

$$\hat{\psi}_{Bump}(\omega) = \begin{cases} e^{\left(\frac{1}{1-(\omega-\mu)^2\sigma^2}\right)}, & \omega \in \left[\mu - \frac{1}{\sigma}, \mu + \frac{1}{\sigma}\right] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

参数 $\sigma > 0, \mu > 0, \sigma\mu > 1$ 。经过 Bump 小波变换后小齿轮裂纹故障样本时频图如图 2 所示,横坐标表示时间,纵坐标表示频率,图中不同的颜色表示能量在时频域上的集中情况。

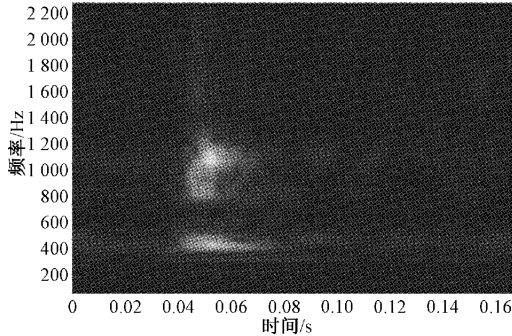


图 2 小波时频图

2 故障诊断模型搭建

2.1 Coordinate Attention 注意力机制

CooAtten (coordinate attention)是由 Hou 等^[15]提出的一种改进 SENet^[16](squeeze and excitation networks)并适用于 Mobile Network 的轻量化注意力模型,此模型相比 SENet 能更有效的捕捉网络的空间特征信息和通道特征信息,该模型主要结构单元为坐标注意块 (coordinate attention block, CooAtten Block)如图 3 所示。CooAtten Block 具体实现方法如下。

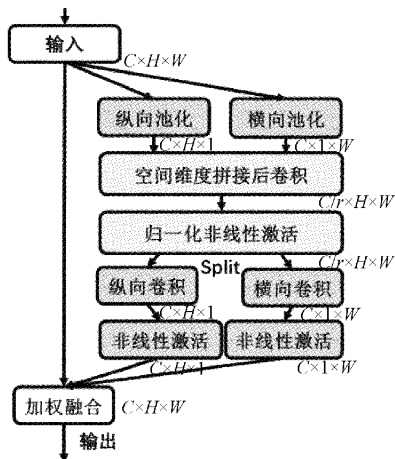


图 3 注意力模块结构

步骤 1)由全局池化公式式(5)进行因式分解可得到纵向式(6)和横向式(7)的通道池化公式,通过纵向和横向通道的变换可以让网络更精确的定位到兴趣目标。

$$\alpha_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (5)$$

$$\alpha_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq j < w} x_c(h, i) \quad (6)$$

$$\alpha_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < H} x_c(j, w) \quad (7)$$

x_c 为输入, α_c^h 为纵向通道特征映射, α_c^w 为横向通道特征映射。

步骤 2)对通道池化后的特征映射拼接后再进行卷积、非线性激活。

$$f = \sigma(T_1[\alpha_c^h, \alpha_c^w]) \quad (8)$$

$[\alpha_c^h, \alpha_c^w]$ 为对 α_c^h, α_c^w 进行拼接, T_1 为 1×1 卷积, σ 为非线性激活, f 为中间特征映射, $f \in \mathbb{R}^{C/r \times (W \times H)}$, 利用缩减率 r 控制 CooAtten Block 参数量大小,一般取 $r = 32$ 。

步骤 3)对中间特征映射分离后进行卷积、非线性激活。

$$\beta_c^h = \delta(T_h(f^h)) \quad (9)$$

$$\beta_c^w = \delta(T_w(f^w)) \quad (10)$$

f^h 为纵向中间特征映射且 $f^h \in \mathbb{R}^{C/r \times H}$ 、 f^w 为横向中间特征映射且 $f^w \in \mathbb{R}^{C/r \times W}$, T_h 为纵向 1×1 卷积、 T_w 为横向 1×1 卷积, δ 为 Sigmoid 激活, β_c^h 为纵向特征权重且 $\beta_c^h \in \mathbb{R}^{C \times H \times 1}$ 、 β_c^w 为横向特征权重且 $\beta_c^w \in \mathbb{R}^{C \times 1 \times W}$ 。

步骤 4)对输入 x_c 进行各点加权相乘获得输出 y_c 。

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times \beta_c^h(i) \times \beta_c^w(j) \quad (11)$$

2.2 Resnet

深度残差网络 (deep residual networks, Resnet) 由 He^[17]等提出,一经问世便风靡于基于深度学习的各个领域,对以后的深度神经网络设计有着深刻影响。区别于其他神经网络结构,残差网络是以深度残差学习 (deep residual learning, DRL) 为网络框架,用网络隔层短接的方法使得输入可以跨层向前传播,Resnet 以残差块 (Residual Block) 为基础模块,串联起来的残差块可以使神经网络层数加深而不退化。残差块如图 4 所示,每个残差块里有 2 个相同输出通道数的 3×3 卷积层。每个卷积层后接一个批归一化层和 ReLU 层。通过跨层数据通路,跳过这 2 个卷积运算,将输入直接加在最后的 ReLU 激活函数前。改变通道数则引入一个额外的 1×1 卷积层来将输入变换成需要的形状后再做相加运算。

本文搭建的网络模型使用了 3 个由 2 层残差块组成的模块,和一个由 3 层残差块 1 层注意力块组成的模块如图 5 所示。首先将时频图像的 RGB 三通道扩展为 64 通道,使用批归一化加快网络收敛速度,将经过非线性激活后最大池化的结果作为模块的输入。第一个模块的通道数同输入通道数一致。之后的每个模块在第一个残差块里将一个模块的通道数翻倍,并将高和宽减半。最后全局平均汇聚层聚集所有特征后全连接层输出。

2.3 弧齿锥齿轮故障诊断模型

基于连续小波变换和 CooAtten-Resnet 的弧齿锥齿轮

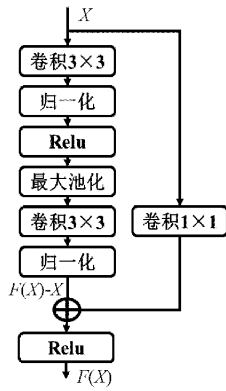


图4 残差块结构

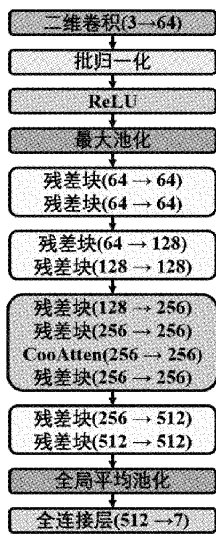


图5 CooAtten-Resnet网络结构

箱故障诊断流程如图6所示,诊断步骤如下。

- 1)通过公式对原始信号进行重叠采样获得单个样本的长度与个数,并对部分样本加噪处理。
- 2)将获取的单个样本进行Bump小波变换,将信号由时域转化为 280×280 的RGB时频域图,并将图片汇总为图谱数据集。
- 3)将图谱数据集划分为训练集和测试集,训练集用于模型训练,测试集用于诊断测试。
- 4)加载CooAtten-Resnet网络进行训练,并保存准确率最大的模型参数。
- 5)利用4中得到的模型对故障数据进行故障诊断。

3 弧齿锥齿轮箱故障模拟实验

3.1 故障模拟实验及数据集

故障模拟实验在晋中学院故障诊断实验室进行,该试验平台由驱动电机、转矩转速传感器及采集仪、螺旋锥齿轮箱、行星齿轮箱、底板、磁粉制动器、防护罩和控制系统等部分组成。实验台底板尺寸 $1800\text{ mm} \times 900\text{ mm}$,齿轮箱尺寸 $350\text{ mm} \times 250\text{ mm}$,安装位置关系如图7所示,实验内容

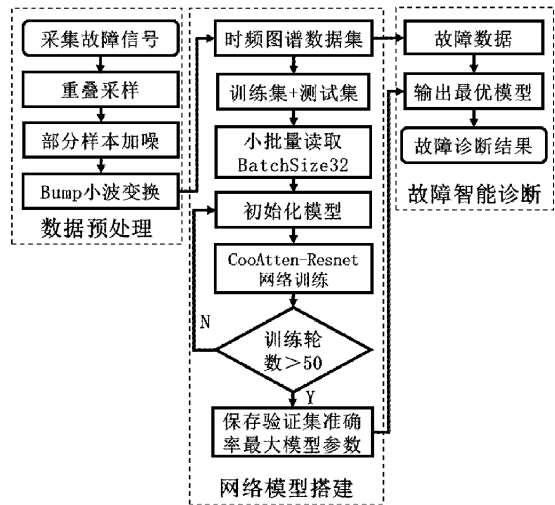


图6 弧齿锥齿轮故障诊断模型

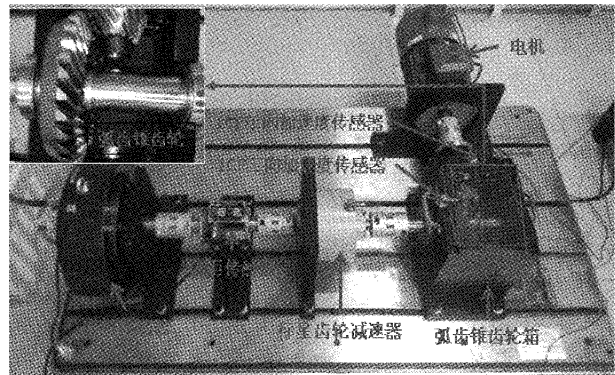


图7 弧齿锥齿轮故障诊断实验台

为对不同故障工况齿轮的振动加速度信号进行采集。

实验电机转速 900 r/min ,采样频率 5000.1 Hz ,ICP三向加速度传感器X、Y、Z轴分别对应信号采集通道1、2、3,ICP单向加速度传感器Z轴对应信号采集通道4,分别设置于大小齿轮轴线处的箱盖上,测点位置与传感器布置方式如图8所示,每种工况采样时间 10 s 。

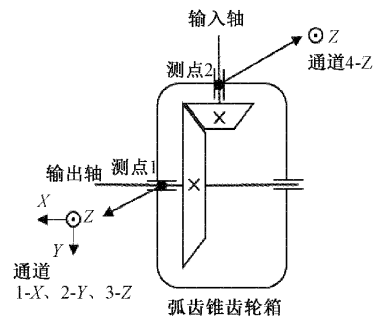


图8 测点位置及各通道方向示意图

本实验共设置7种工况,分别为正常工况、大齿轮缺齿、大齿轮齿根裂纹、大齿轮齿面磨损、小齿轮缺齿、小齿轮齿根裂纹、小齿轮齿面磨损。

实验使用信号采集系统为 DASP 系统,依次更换 7 种不同工况的齿轮,运行至信号稳定后再进行采集。由式(2)取得单个样本长度 883,设置步长为 310,则每个通道样本数量为 160,每种工况样本数为 640,7 种工况共 4 480 个样本。样本类型如图 9 所示。

设置训练和测试的样本比例为 7 : 3,则每种工况训练集样本数量为 448,测试样本数量为 192,样本详细描述如表 1 所示。由于实验台架噪声较小,为了模拟噪声环境同时验证噪声对模型训练的影响,进行人为添加高斯白噪声处理,加噪后信号时、频域及时频图如图 10 所示。根据噪声信噪比和噪声样本含量的不同,构建了以下 4 种数据集。

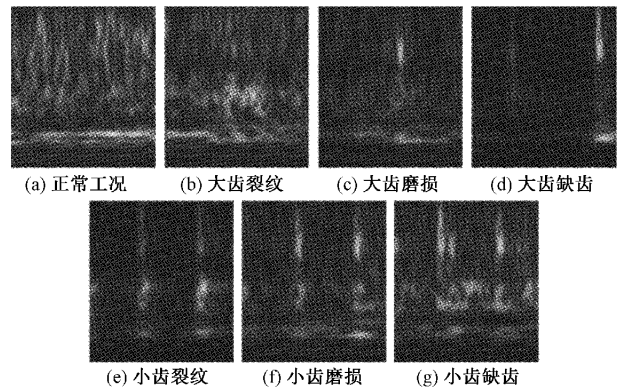


图 9 数据集 A 样本时频图示例

表 1 数据集描述

数据类型	正常	大齿轮故障			小齿轮故障			总计	噪声样本占比	
		裂纹	磨损	缺齿	裂纹	磨损	缺齿		20 dB	10 dB
标签	0	1	2	3	4	5	6			
数据集 A	训练集	448	448	448	448	448	448	4 480	10%	10%
	测试集	192	192	192	192	192	192			
数据集 B	训练集	448	448	448	448	448	448	4 480	100%	0%
	测试集	192	192	192	192	192	192			
数据集 C	训练集	448	448	448	448	448	448	4 480	0%	100%
	测试集	192	192	192	192	192	192			
数据集 D	训练集	448	448	448	448	448	448	4 480	0%	0%
	测试集	192	192	192	192	192	192			

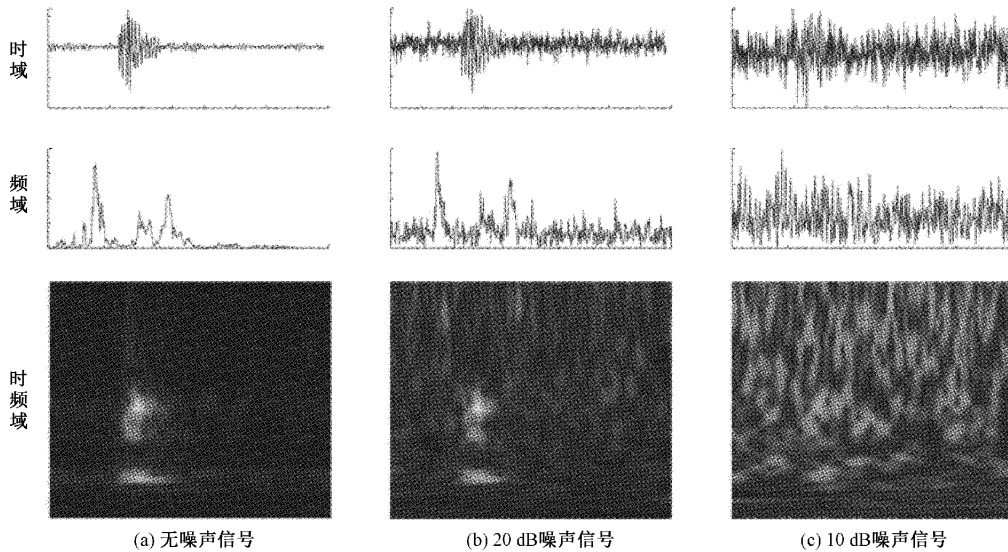


图 10 样本加噪对比

数据集 A:信号为原始信号总数中混入 10%的信噪比 10 dB 高斯白噪声和 10%的信噪比 20 dB 高斯白噪声信号。

数据集 B:信号全部为信噪比 20 dB 的高斯白噪声信号。

数据集 C:信号全部为信噪比 10 dB 的高斯白噪声信号。

数据集 D:信号全部为原始信号。

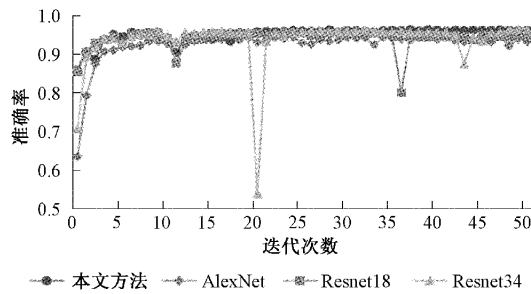
3.2 实验结果与分析

为验证本文提出模型的性能,将本文方法与 AlexNet、

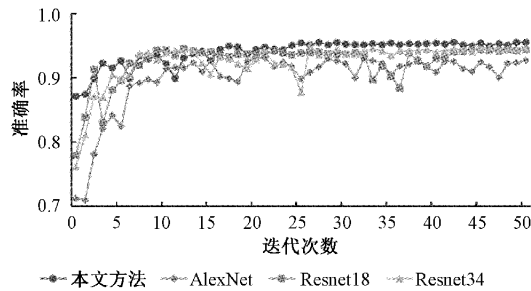
Resnet18、Resnet34 深度学习模型进行对比实验。4 个数据集上分别进行训练,训练结果取测试准确率最大值,实验结果如表 2 所示,训练过程的准确率如图 11 所示。

表 2 测试结果准确率 %

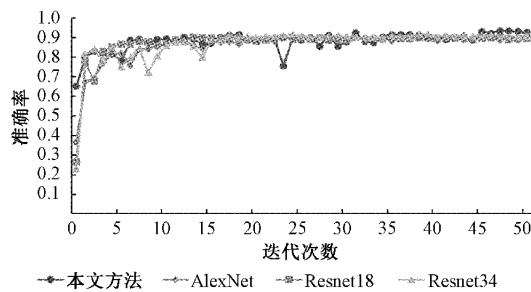
数据集	AlexNet	Resnet18	Resnet34	本文方法
A	94.79	95.76	96.28	96.43
B	93.08	94.57	95.01	95.54
C	91.65	90.31	91.80	93.44
D	99.7	100	100	100



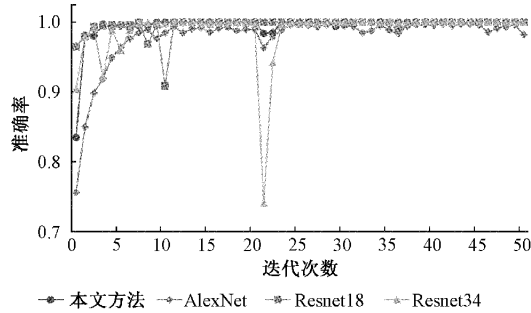
(a) 数据集A(混合噪声样本)测试准确率



(b) 数据集B(20 dB噪声样本)测试准确率



(c) 数据集C(10 dB噪声样本)测试准确率

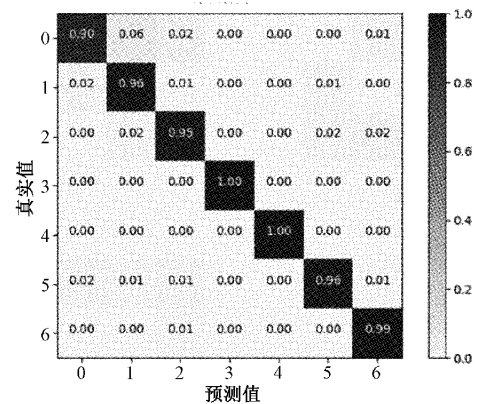


(d) 数据集D(原始信号样本)测试准确率

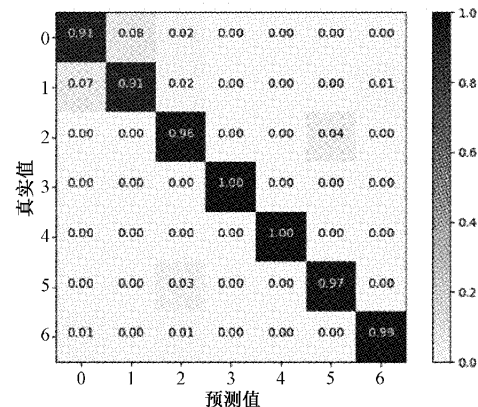
图 11 各数据集训练准确率

本文方法在 4 个数据集上本文方法准确率均高于其他 3 种模型,准确率在 A 数据集上可达 96.43%,B 数据集上可达 95.54%,C 数据集上可达 93.44%,无添加噪声的 D 数据集上可达 100%。本文方法在各数据集上的混淆矩阵如图 12 所示,由混淆矩阵可以看出噪声对网络分类识别过程的影响,由图可知正常、齿轮磨损工况的分类准确率较低,说明磨损故障特征容易被噪声淹没。

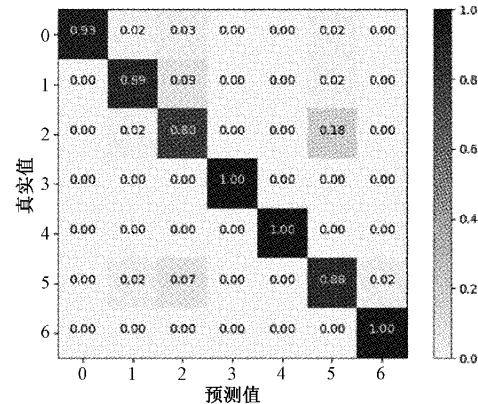
从 A、B、C 数据集的结果看,测试的准确率随噪声信噪比降低而下降,本文方法与 Resnet34 准确率的差值从相差 0.15%到 0.53%再到 1.6%,差值逐渐增大,说明在噪声的影响下本文方法能有效提升准确率。



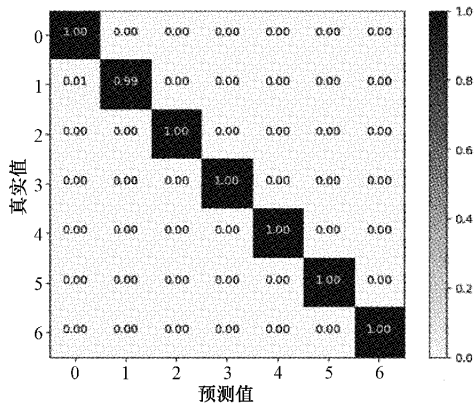
(a) 数据集A混淆矩阵



(b) 数据集B混淆矩阵



(c) 数据集C混淆矩阵



(d) 数据集D混淆矩阵

图 12 各数据集混淆矩阵

从数据集 D 的结果可以看出小波时频图结合 CNN 的故障诊断方法准确率都很高,从各数据集网络训练收敛情况看,本文方法收敛速度快,迭代 25 次以后准确率趋于稳定,且收敛的稳定性好于其他 3 种网络。

3.3 特征可视化

通过 Grad-CAM^[18] 热力图对网络层特征可视化,如图 13 所示。可以直观的看出注意力机制对网络提取特征的影响。每张图中红色区域表示网络层之间学习的特征图。由图 13(b)可以看出网络在残差层在提取图片特征过程中,提取小波能量集中点的形状特征。图 13(c)可以看出注意力层输出的特征图范围比残差层输出的面积大,网络经过注意力层后更关注能量集中点在图片中的位置特征。

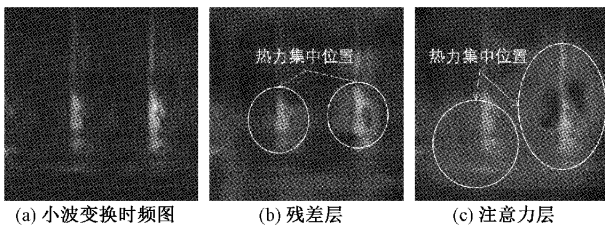


图 13 网络特征可视化

4 结 论

本文提出一种基于小波时频图和 CooAtten-Resnet 的弧齿锥齿轮箱故障诊断方法,并通过改变含噪样本数量比例构造了四个小波时频图集进行训练,得出以下结论:

基于小波时频图和深度学习进行弧齿锥齿轮箱故障诊断可以实现自动提取特征且诊断准确率较高。

信号经过时频变换后,其横纵坐标空间特征也十分重要,深度残差网络结合注意力机制能有效提高其对故障的正确率,并且能提高网络训练的收敛速度和稳定性。

信号的信噪比影响诊断准确率,不采取降噪处理的情

况下,信号的信噪比越高,基于小波时频图和卷积神经网络诊断的准确率也越高。

从准确率、模型收敛速度、收敛稳定性、抗噪能力方面来看,本文提出的 CooAtten-Resnet 网络模型对小波时频图诊断能力优于其他卷积神经网络。

参考文献

- [1] 游宇,曹雪梅.基于 MASTA 仿真的承载传动误差对弧齿锥齿轮振动特性的影响分析[J].机械传动,2021,45(9):56-61,67.
- [2] CHEN Q X,LU Y,GUO J C, et al. Research on early fault diagnosis of gear box based on LMD and chaotic oscillator [C]. 4th International Conference on Information Technologies and Electrical Engineering, 2021, DOI:10.1145/3513142.3513157.
- [3] SARAVANAN N. Condition monitoring of bevel gear box using Morlet wavelet coefficients and naive Bayes classifier [J]. International Journal of Systems, Control and Communications, 2019(10): 18-31.
- [4] 蒋玲莉,谭鸿创,李学军,等.基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障识别[J].振动、测试与诊断,2021,41(1):33-40.
- [5] 谭鸿创,杨大炼,蒋玲莉,等.基于 MPE 局部保持投影与 ELM 的螺旋锥齿轮故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):44-52.
- [6] 任浩,屈剑锋,柴毅,等.深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J].控制与决策,2017,32(8):1345-1358.
- [7] KELESOGLU C, KVCVK H, DEMETGVL M. Fault diagnosis of bevel gears using neural pattern recognition and MLP neural network algorithms[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2020(21):843-856.
- [8] 张鲁晋,陈广艳,孙国栋,等.基于 SSAE 的输入级弧齿锥齿轮自动特征提取及故障诊断[J].机械制造与自动化,2022,51(2):161-164.
- [9] 扶碧波,方宗德,沈云波.基于小波神经网络弧齿锥齿轮故障诊断及实验研究[J].机械传动,2011,35(12):66-69.
- [10] 温竹鹏,陈捷,刘连华,等.基于小波变换和优化 CNN 的风电齿轮箱故障诊断[J].浙江大学学报,2022,56(6):1212-1219.
- [11] 胡葛庆,陈徽鹏,程哲,等.基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J].机械工程学报,2019,55(7):9-18.
- [12] 魏秀业,程海吉,贺妍,等.基于特征融合与 ResNet 的行星齿轮箱故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2022,36(5):213-222.
- [13] 孔子迁,邓蕾,汤宝平,等.基于时频融合和注意力机

- 制的深度学习行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 221-227.
- [14] SILIK A, NOORI M, ALTABEY W A, et al. Analytic wavelet selection for time frequency analysis of big data form civil structure monitoring [C]. Civil Structural Health Monitoring, 2021: 431-455.
- [15] HOU Q, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713-13722.
- [16] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation Networks[C]. Proceedings of The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [18] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 618-626.

作者简介

张旭, 硕士, 主要研究方向为过程装备运行状态监测与故障诊断。

E-mail: zx15332774210@163.com