

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415838

基于 DCNN 和 Bi-LSTM 的弧齿锥齿轮箱故障诊断^{*}

荀小伟¹ 许昕² 潘宏侠²

(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: 针对传统卷积神经网络(CNN)对弧齿锥齿轮箱的故障识别准确率不高这一问题,提出一种基于深度分离卷积神经网络(DCNN)和双向长短时记忆网络(Bi-LSTM)的弧齿锥齿轮箱智能故障诊断方法。首先,对原始信号进行小波阈值降噪处理,将降噪后的信号利用经验模态分解(EMD)算法进行了分解;然后,对分解出的本征模态函数(IMF)的各个分量进行峭度计算,选取峭度值最高的IMF分量重构新的振动信号输入模型进行训练;之后,将振动信号重叠采样获得大量信号样本,将这些样本通过深度分离卷积神经网络从一维原始振动信号中自适应的提取空间特征信息,提取的特征进一步输入到双向长短时记忆网络,同时提取正、逆时域的振动信号,以更好的提取故障特征;同时,在深度分离卷积中加入了残差网络对数据特征进行了复利用,并对卷积核进行了深度分离,解决了深度模型的网络退化问题;最后,将特征信息输入到已经训练好的DCNN-Bi-LSTM模型中,对弧齿锥齿轮箱故障诊断识别。结果表明,该方法可以准确的识别齿轮箱故障,最高诊断准确率可达100%。并且,该方法比传统的卷积神经网络的准确率更高,抗噪能力更强,网络收敛速度更快,诊断结果更稳定。

关键词: 深度分离卷积; 双向长短时记忆网络; 残差网络; 智能故障诊断; 本征模态函数; 振动信号

中图分类号: TN06 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460

Fault diagnosis of spiral bevel gear box based on DCNN and Bi-LSTM

Xun Xiaowei¹ Xu Xin² Pan Hongxia²

(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: To solve the problem that the traditional convolutional neural network (CNN) is not high in fault identification accuracy for spiral bevel gear box, an intelligent fault diagnosis method based on deep separation convolutional neural network (DCNN) and Bi-LSTM was proposed. Firstly, the original signal is denoised by wavelet threshold, and then decomposed by empirical mode decomposition (EMD) algorithm. Then, each component of the decomposed eigenmode function (IMF) is kurtosis calculated, and the IMF component with the highest kurtosis value is selected to construct a new vibration signal input model for training. After that, a large number of signal samples are obtained by overlapping the vibration signals, and the spatial feature information of these samples is adaptively extracted from the one-dimensional original vibration signals through the deep separation convolutional neural network. The extracted features are further input into the bidirectional long short-term memory network, and the forward and inverse time-domain vibration signals are extracted at the same time to better extract fault features. At the same time, the residual network is added to the deep separation convolution to reuse the data features, and the convolutional kernel is deeply separated to solve the network degradation problem of the deep model. Finally, the feature information is input into the trained DCNN-Bi-LSTM model to diagnose and identify the spiral bevel gear box fault. The results show that this method can accurately identify gearbox faults, and the highest diagnostic accuracy can reach 100%. Moreover, the proposed method has higher accuracy, stronger anti-noise ability, faster convergence rate and more stable diagnosis results than traditional convolutional neural networks.

Keywords: deep separation convolutional; bidirectional long short-term memory; residual network; intelligent fault diagnosis; intrinsic mode function; vibration signal

0 引言

弧齿锥齿轮箱作为高速重载机械传动系统的核心部

件,其故障诊断对于确保整个系统的安全运行、提高设备可靠性、延长使用寿命至关重要。通过定期的故障检测,可以及时发现并预防潜在的安全隐患,避免因齿轮箱故障引发

收稿日期:2024-04-14

* 基金项目:内燃机可靠性国家重点实验室基金(skler-201911)项目资助

的严重事故,保障人员和设备的安全。此外,故障诊断有助于识别早期磨损和损伤,实施及时的维修或部件更换,从而减少设备停机时间,优化维护计划,减少紧急维修带来的成本和时间损失。随着智能制造技术的发展,采用先进的传感器和数据分析工具,可以实现对弧齿锥齿轮箱状态的实时监控和智能诊断,进一步提升传动系统的智能化水平,确保生产效率和经济效益的最大化。因此,对弧齿锥齿轮箱进行故障诊断不仅是维护设备健康的必要措施,也是推动工业自动化和智能化发展的重要环节。

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],如何从复杂的噪声背景中准确提取出有用的信号特征,已经成为齿轮箱故障诊断的一个关键研究方向。杨大炼等^[2]提出将局部双谱和卷积神经网络(convolution neural network,CNN)相结合的故障诊断方法,对比了与多层前馈神经网络(back propagation,BP)等不同的网络结合的诊断结果;郗涛等^[3]提出一种基于参数优化的变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)与 CNN 相融合的故障诊断方法;张龙等^[4]将 CNN 的空间处理能力和门控递归单元(gated recurrent unit,GRU)时序处理能力的优势结合,提出了一种双通道特征融合 CNN-GRU 的齿轮箱故障诊断方法;张旭等^[5]提出一种基于连续小波变换(continuous wavelet transform,CWT)和坐标注意机制残差网络(coordinate attention-resnet,CooAtten-Resnet)的弧齿锥齿轮箱智能故障诊断方法,通过小波时频图的方法对齿轮箱进行故障诊断;上述方法提取特征取得不错的故障诊断结果,但缺点是训练速度慢而且没有充分的考虑信号的时序特征。

在实际的工作环境中,采集到的振动信号可能会被各种噪声干扰,使得信号故障特征提取困难。针对这一问题,Wu 等^[6]提出一种基于优化堆叠去噪自动编码器(stacked denoising auto encoder,SDAE)和内核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)的齿轮箱故障诊断方法,结果表明可以提取原始信号中弱故障的深层特征信息;贺全玲等^[7]针对恶劣情况下齿轮箱特征难以提取的问题,提出尺度谱分解改进的经验小波变换与深度极限学习机(improved empirical wavelet transform-deep extreme learning machine, IEWT-DELM)相结合故障诊断方法;Ma 等^[8]提出一种非线性快速峰度图(nonlinear fast kurtogram,NFK)方法可以提取冲击干扰下的齿轮箱故障特征;由于采集齿轮故障信号时不可避免的有噪声信号,因此本文采用小波阈值降噪的方法对采集到的信号进行处理,并将处理后的信号通过(empirical mode decomposition, EMD)分解之后得到(intrinsic mode function, IMF)分量,对其分量进行峭度计算,选取峭度值最高的IMF分量作为故障信号,因为其包含有最多的故障特征。通过上述方法使得模型对噪声的鲁棒性进一步提升。

双向长短时记忆网络(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)是循环神经网络(recurrent neural network,RNN)的一种,对时域信号有很好的特征提取能力,可以弥补传统 CNN 对时序信号特征提取效果不好的问题。高美真等^[9]提出一种基于集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和 Bi-LSTM 的行星齿轮泵故障诊断方法,发现 Bi-LSTM 可以获得很好的时序性并且可以更快的拟合;陶浩然等^[10]提出一种利用遗传算法优化的长短时记忆网络(GA-LSTM)和 EEMD 的故障诊断方法,取得了较好的结果并对噪声有很好的泛化性;因此,本文提出将深度分离卷积(deep separation convolutional,DCNN)与 Bi-LSTM 相结合的诊断方法,使得该模型同时具有提取空间特征和时间特征的能力,并且 DCNN 也对传统的 CNN 进行了改进,使得能够获得够快的训练速度,更好的泛化能力,同时也解决了 CNN 容易梯度消失和梯度爆炸等问题。

综上所述,针对弧齿锥齿轮箱故障信号的提取,在噪声环境中如何更准确的提取到故障特征,并且在提取故障空间特征的同时提取时序信息。对此本文提出一种深度分离卷积(deep separation convolutional,DSC)和双向长短时记忆网络(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)结合的故障诊断方法,对弧齿锥齿轮箱进行故障诊断。

1 数据预处理

1.1 小波阈值降噪

小波阈值降噪的实质为抑制信号中无用部分、增强有用部分的过程^[11]。小波阈值去噪过程为:分解过程,即选定一种小波对信号进行 n 层小波分解;阈值处理过程,即对分解的各层系数进行阈值处理,获得估计小波系数;重构过程,根据去噪后的小波系数进行小波重构,获得去噪后的信号。本文使用 Daubechies 小波系列中的第一种 db1 小波对信号进行 1 层小波分解,之后使用软阈值进行处理,最后得到重构信号。使用小波阈值降噪后的信号与原信号对比如图 1 所示。

1.2 EMD 及 IMF 分量的峭度

EMD 是一种用于分析非线性和非平稳信号的自适应时间序列分解方法^[12-13]。它由 Huang 等在 1998 年提出,目的是将复杂数据集分解为一系列固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)。生成的 IMF 需要满足两个条件:1)在整个数据段内,极值点的个数和过零点的个数必须相等或相差最多不能超过一个。2)在任意时刻,由局部极大值点形成的上包络线和由局部极小值点形成的下包络线的平均值为零,即上、下包络线相对于时间轴局部对称。基本步骤如下:

- 1) 计算出信号的极大值与极小值;
- 2) 插值得到上下包络线;
- 3) 计算上下包络均值;

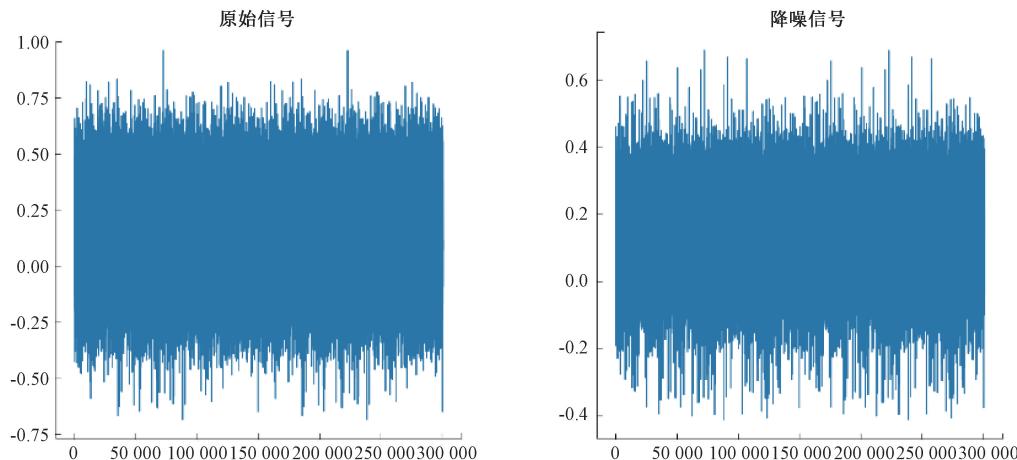


图 1 原始信号与降噪后信号对比

4) 检查新信号是否满足 IMF 的两个条件,若不满足,将其视为原始信号重复以上操作直到得到满足条件的 IMF。然后,将这个 IMF 从原始信号中减去,得到一个剩余信号;

5) 利用剩余信号继续重复以上过程,当剩余信号不能再分解出新的 IMF,或者已经分解出足够数量的 IMF 时,EMD 过程终止。

本文使用 EMD 对振动信号进行分解得到前 10 阶 IMF 分量,之后对 IMF 分量进行峭度值计算,峭度是一个重要的特征量,它可以用来衡量信号的尖锐程度或突变特性^[14]。峭度较高的 IMF 分量通常表明信号中存在突变或冲击,齿轮发生故障时,会产生明显的冲击,导致峭度值的不同,并且往往与故障特征频率相对应,因此可以用于提取故障特征。

计算 IMF 分量的峭度公式为:

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

其中, x_i 是 IMF 分量的样本值, \bar{x} 是样本均值, σ 是样本标准差, N 是样本数量。对本文数据计算得到的峭度值如图 2 所示,选取峭度值最高的 IMF 分量作为新的齿轮箱故障诊断数据集,可以更好的反应齿轮的故障特性。

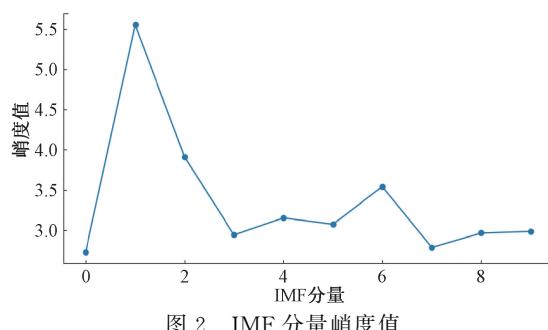


图 2 IMF 分量峭度值

1.3 数据重叠采样

本文使用深度分离卷积神经网络进行训练,需要大量

有标签的数据集,因此,使用重叠采样的方法进行样本扩容,以进行数据增强增加网络模型泛化能力,如图 3 所示,具体方法如下:

单个样本宽度 X_w 应大于等于齿轮旋转一个周期的样本点数:

$$X_w \geqslant \frac{60}{n} F_s \quad (2)$$

式中: n 为转速,单位为 r/min, F_s 为采样频率,单位为 Hz。

计算样本个数 N 公式为:

$$N \leqslant \frac{L_t - X_w}{L_s} + 1 \quad (3)$$

式中: L_t 为信号总长, X_w 为单个样本宽度, L_s 为每次滑动步长,若重叠采样,则 $L_s \leqslant X_w$ 。

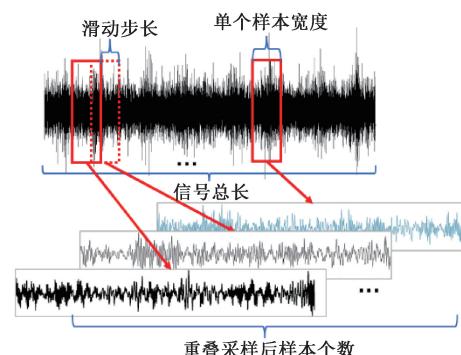


图 3 重叠采样

2 故障诊断模型搭建

2.1 深度分离卷积神经网络

对于传统的 CNN 模型,通常是由一系列卷积层、激活层、池化层和全连接层组成^[15-16]。这些网络通过不断的堆叠更多的卷积层来增加网络模型的深度,以期望得到更好的性能。然而,随着网络深度的增加,其训练速度和计算资源也显著提升,并且还伴随有梯度消失和梯度爆炸的问题。

本文在 CNN 中引入 Inception 模块,通过并行执行多

个卷积运算或池化操作,并将所有输出结果拼接起来,从而允许网络自主学习不同尺度的特征。这种设计不仅提高了网络的性能,还显著减少了所需的参数量和计算资源,使得网络更加高效。并且,在本文中还对Inception网络模型进行了进一步的提升。

本文使用的深度分离卷积,将传统的 3×3 、 5×5 卷积核深度分离为 1×3 、 3×1 ,以及 1×5 、 5×1 等多个卷积核,极大的提升了网络的训练速度。

在本文中,对该模型还加入了批量归一化(batch normalization, BN),通过对每一层的输入进行归一化处理,使得网络中的每个层都能接收到相对稳定的输入分布^[17]。这有助于缓解梯度消失或梯度爆炸的问题,从而使得网络可以使用更高的学习率,加速模型的收敛速度。并且,还可以减少过拟合,提高模型的鲁棒性,增强模型在未见数据的泛化能力。

由于模型网络深度过深易导致网路退化,本文在模型中添加了残差网络,实现了对前层网络提取的复利用,使网络能够训练更深的构架。

该部分网络结构如图4所示。

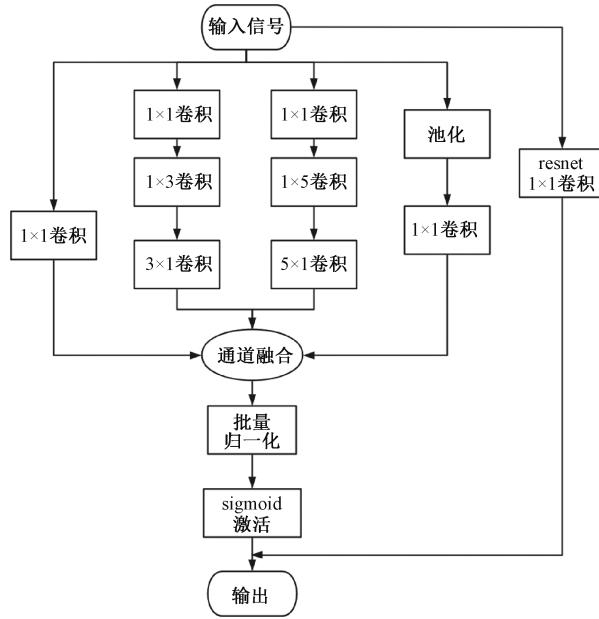


图4 深度分离卷积

2.2 双向长短时记忆网络

Bi-LSTM^[18]是一种特殊的RNN。与传统的RNN相比,LSTM克服了梯度消失问题,并且有更强的记忆能力,但它仍然只能单向的处理序列信号。其引入特殊的“门”机制,通过3个门控(遗忘门、输入门和输出门)学习时间序列特征。Bi-LSTM通过正向和反向两个方向的LSTM层,能够同时获取序列的前文和后文信息。也可以根据任务的需求调整网络结构,如增加层数、改变隐藏层的单元数等,以提高模型的表达能力和性能。

神经网络结构如图5所示。

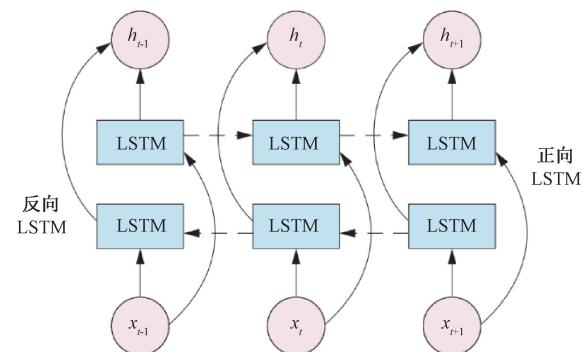


图5 Bi-LSTM神经网络结构

本文搭建的Bi-LSTM网络模型使用了2层网络结构提取故障信号的正逆时域特征,并使用sigmoid函数来作为激活函数。

2.3 DCNN-Bi-LSTM模型结构

深度分离卷积解决了传统卷积神经网络梯度消失的问题,将其与双向长短时记忆网络结合,使得该模型可以同时具有提取空间特征和时间特征的能力,进而可以对弧齿锥齿轮箱故障数据中的故障特征进行深度挖掘。CNN-Bi-LSTM模型使用4个二维卷积层、归一化层和池化层的组合来提取故障信号的数据特征,卷积层采用的是加入Inception模块的深度分离卷积模块,池化层采用最大池化方式,保留信号中最主要的故障特征。采用双层Bi-LSTM网络,借助其特有优势提取信号中的时间序列特征,之后输入全连接层,并在全连接层之间加入Dropout进行正则化,防止网络的过拟合,最后通过Softmax层分类输出该振动信号的故障诊断结果。

DCNN-Bi-LSTM的网络结构如图6所示。

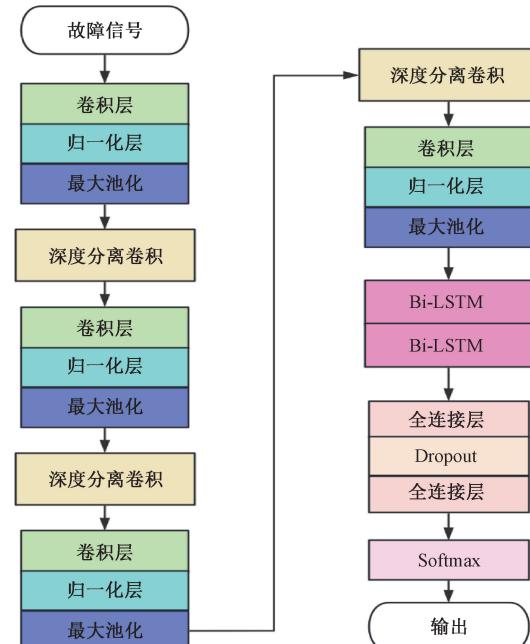


图6 DCNN-Bi-LSTM网络结构

2.4 故障诊断模型

基于深度分离卷积和双向长短时记忆网络的弧齿锥齿轮箱故障诊断流程如图 7 所示,诊断步骤如下:

1) 将原始振动信号通过小波阈值降噪,获得降噪后的振动信号数据。

2) 将降噪后的数据进行 EMD 分解,分解得到 IMF 分量,取前 10 阶 IMF 分量计算其峭度值,将峭度值最高的 IMF 分量作为新的信号。

3) 通过公式对信号进行重叠采样获得单个样本的长度与个数。

4) 将样本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。

5) 加载 DCNN-Bi-LSTM 网络进行训练,并保存准确率最大的模型参数。

6) 利用图 7 所示模型对故障数据进行故障诊断。

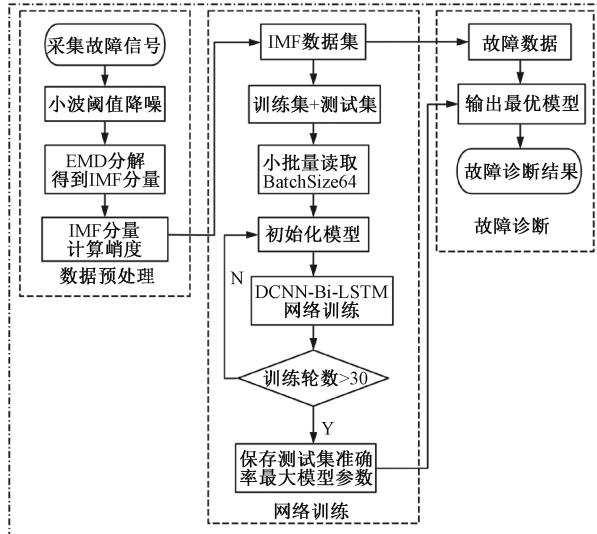


图 7 弧齿锥齿轮故障诊断模型

3 故障诊断实验及结果分析

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,实验台如图 8 所示,实验内容为对不同故障工况的振动加速度信号进行采集。该实验台由驱动电机、加速度传感器、弧齿锥齿轮箱、行星齿轮箱、底板、磁粉制动器、扭矩传感器、防护罩、采集仪和控制系统组成。实验台底板尺寸 1 800 mm×900 mm,齿轮箱尺寸 350 mm×250 mm。

实验电机转速 1 200 r/min,采样频率 5 000 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,传感器分别布置在大小齿轮轴线处的箱盖上,每种工况采样时间 60 s。

本实验共设置 7 种工况,分别为大齿轮缺齿、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

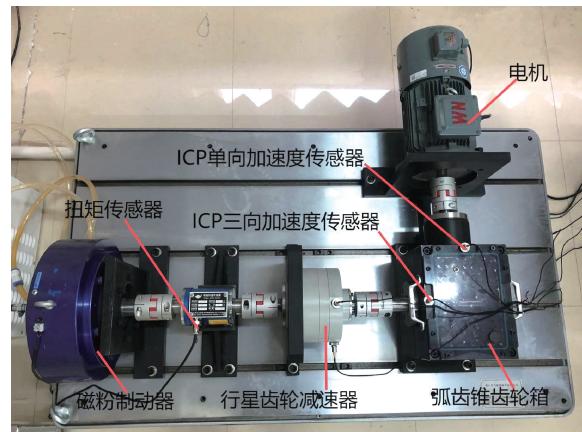


图 8 弧齿锥齿轮故障诊断实验台

纹、小齿轮齿面磨损、正常工况。

本实验采用 DASP 数据采集系统,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(3)取得单个样本长度 1 024,设置步长为 128,取每种工况样本数为 2 240,7 种工况共 15 680 个样本。设置训练集和测试集的样本比例为 8 : 2,则每种工况训练集样本数量为 12 544,测试集样本数量为 3 136,从试验台获取前 0.2 s 信号的时域图如图 9 所示。

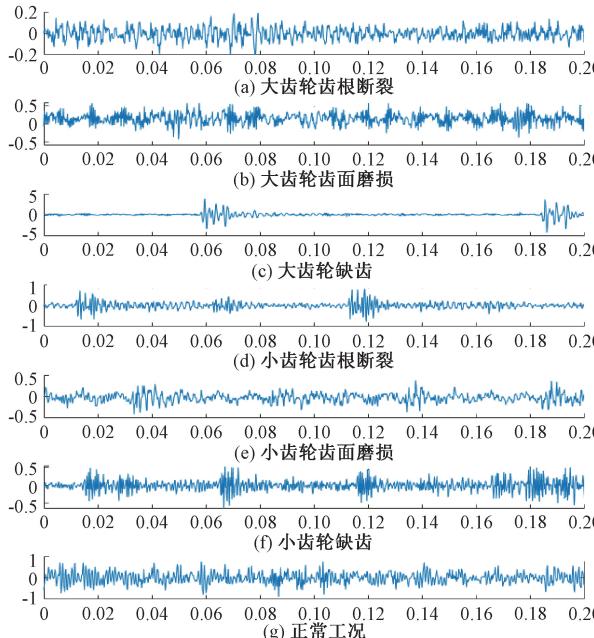


图 9 7 种状态信号的时域图

故障数据集描述如表 1 所示。

3.2 实验结果

为了充分验证本文中提出的 DCNN-Bi-LSTM 模型的性能,记录了网络在训练中训练集和测试集的准确率和损失的变化。在模型训练过程中,对模型的训练轮数为 30 轮,学习率为 0.001,在网络的 Dropout 层,取值为 0.3 进行网络训练。

表1 故障数据集

标签	齿轮状态	样本量
0	大齿轮齿根断裂	2 240
1	大齿轮齿面磨损	2 240
2	大齿轮缺齿	2 240
3	小齿轮齿根断裂	2 240
4	小齿轮缺齿	2 240
5	小齿轮齿面磨损	2 240
6	正常工况	2 240

实验训练准确率结果如图10(a)所示,损失结果如图10(b)所示。

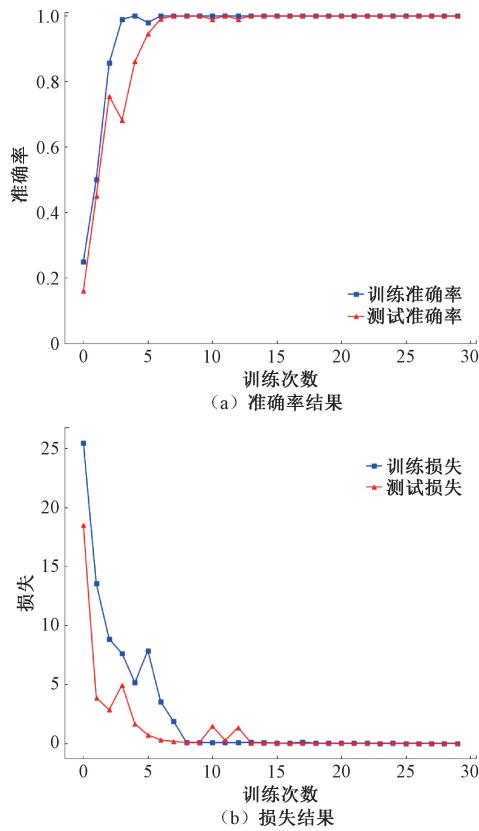


图10 准确率和损失变化

由图10可以看出DCNN-Bi-LSTM在训练一开始准确率较低、损失较大。但随着实验的进行,当进行到10代左右,DCNN-Bi-LSTM便基本达到了稳定,此时准确率不再变化,最高为100%,损失低于1%,证明了该网路具有良好的稳定性。

为了进一步展示实验结果,本文绘制了某次实验中测试集的混淆矩阵如图11所示。

由图11混淆矩阵可以看出:在该次实验中,对于测试集的3 136个样本,故障类型均分类正确,说明该模型在此数据集上有很好的准确性。

为了测试该模型对噪声的鲁棒性和训练效果的稳定

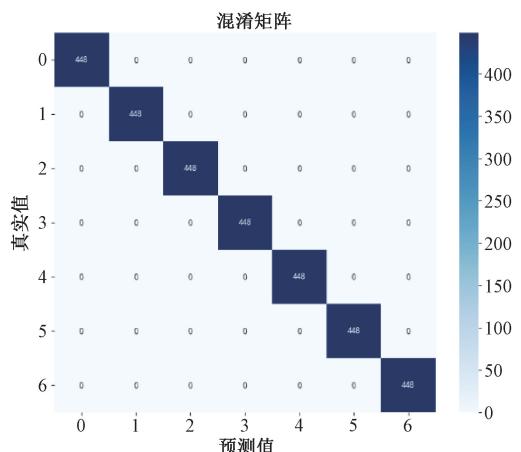


图11 某次测试集混淆矩阵

性,在原始振动信号中添加10 dB的噪声重复过程进行训练,训练的准确率结果如图12(a)所示,损失的变化如图12(b)所示。

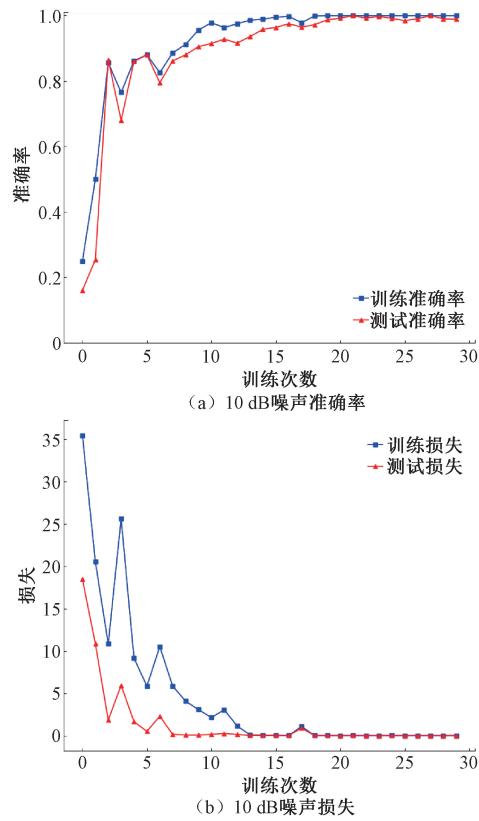


图12 添加10 dB噪声准确率和损失变化

由图12可知:在添加噪声之后,在模型训练的初期,由于噪声的干扰,大大削弱了故障信号的特征,使得训练的准确率出现了波动,收敛速度变慢并且准确率降低,但训练到15代之后,模型的准确率趋于稳定,并可达到98.8%的准确率。说明该模型有很好的泛化能力和鲁棒性,能够更好地处理实际应用中的噪声干扰,提高模型在

噪声环境下的性能。

为了更加直观的展示训练结果,本文绘制了加入噪声之后某一次的混淆矩阵如图 13 所示。

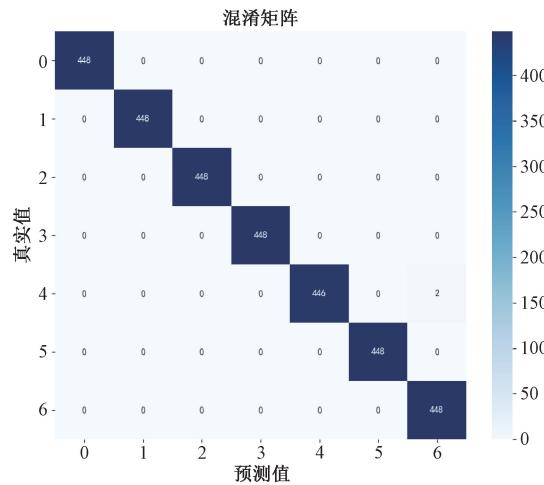


图 13 10 dB 噪声混淆矩阵

从图 13 可以看出,在该次实验中,测试的 3 136 个样本,仅有 2 个小齿轮缺齿被分类为正常工况,剩余的样本均分类正确,进一步说明了该模型有很好的泛化能力。

3.3 对比分析

本文在该数据集上设置了多组对比实验,通过与当前对齿轮箱故障诊断有代表性的方法进行对比,选择的对比模型为 CooAtten-Resnet 网络、CNN-GRU 网络以及 IEWT-DELM 网络,将故障数据输入到模型中,记录 5 次实验的效果,对比结果如图 14 所示。

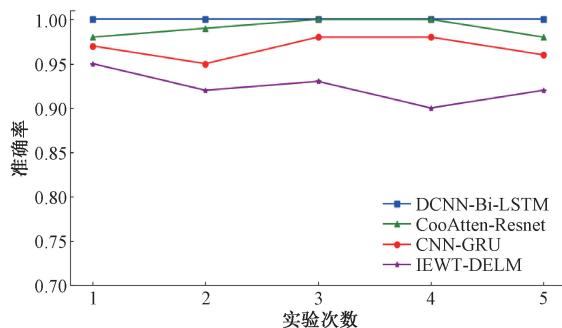


图 14 不同方法对比

从图 14 可以看出:DCNN-Bi-LSTM 有较高的准确率和较好的稳定性,其他网络则在该数据上表现较差。并且本文所使用的网络在训练过程中训练速度远优于其他网络。

为了进一步验证本文提出模型的优越性,采用在原始信号中添加 10 dB 的噪声信号作为样本,验证网络模型对噪声的鲁棒性,同样记录 5 次实验的准确率,对比结果如图 15 所示。

从图 15 可以看出:添加噪声之后,所有网络模型的准

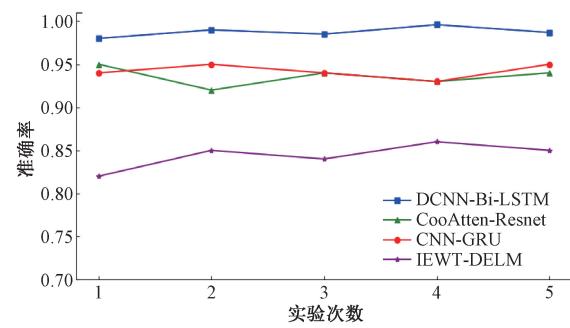


图 15 10 dB 噪声不同方法对比

确率都下降,但是相比于其他模型,本文提出的 DCNN-Bi-LSTM 网络仍有很好的准确性,并且在训练过程中相较于其他网络可以更快的收敛,证明该网络模型对噪声有很好的鲁棒性。

4 结论

本文提出一种深度分离卷积神经网络(DCNN)和双向长短时记忆网络(Bi-LSTM)的弧齿锥齿轮箱智能故障诊断方法,并通过添加噪声改变数据集进行训练,以及对比了不同网络的训练效果,得出以下结论:

基于深度分离卷积神经网络和双向长短时记忆网络对弧齿锥齿轮箱进行故障诊断准确率较高且收敛速度快,证明了网络的优越性。

深度分离卷积神经网络减少了模型的总参数,并引入残差网络实现了故障特征的复利用。并且,Inception 模块的引入极大的提升了训练速度,预防了传统 CNN 网络梯度消失和梯度爆炸的问题。

采用小波阈值降噪和 IMF 分量峭度的计算,进一步防止了噪声的干扰,使得在噪声环境下模型也有很好的故障分类效果,证明了网络的鲁棒性。

从准确率、模型收敛速度、特征提取能力、抗噪能力方面来看,本文提出的 DCNN-Bi-LSTM 网络模型对故障的诊断能力优于传统的卷积神经网络。

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] 杨大炼,雷家乐,蒋玲莉. 基于局部双谱和卷积神经网络的弧齿锥齿轮故障诊断[J]. 机械强度, 2022, 44(6): 1286-1292.
- [3] 鄢涛,杨威振. 优化 VMD 与 CNN 在齿轮箱故障诊断应用研究[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(12): 1829-1838.
- [4] 张龙,甄灿壮,易剑昱,等. 双通道特征融合 CNN-GRU 齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(19): 239-245, 294.

- [5] 张旭, 许昕, 潘宏侠, 等. 基于 CWT 和 CoAttentive-Resnet 的弧齿锥齿轮箱故障诊断方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 182-189.
- [6] WU Z H, YAN H, ZHAN X B, et al. Gearbox fault diagnosis based on optimized stacked denoising auto encoder and kernel extreme learning machine [J]. Processes, 2023, 11(7), DOI: 10. 3390/pr11071936.
- [7] 贺全玲, 魏秀业, 赵峰, 等. 基于 IEWT-DELM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 190-196.
- [8] MA H, WANG J R, HAN B K, et al. Nonlinear fast kurtogram for the extraction of gear fault features with shock interference [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34 (2), DOI: 10. 1088/1361-6501/ac97fd.
- [9] 高美真, 高烨童. 基于 EEMD 和 Bi-LSTM 算法的齿轮泵行星轮典型故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2022, 20(3): 263-268.
- [10] 陶浩然, 许昕, 潘宏侠, 等. 基于 EEMD 和 GA-LSTM 算法的行星齿轮故障诊断方法[J]. 机电工程, 2023, 40(11): 1700-1708.
- [11] HU C, XING F T, PAN S H, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on variational mode decomposition and genetic algorithm-optimized wavelet threshold denoising[J]. Machines, 2022, 10(8):649.
- [12] MENG D B, WANG H T, YANG S Y, et al. Fault analysis of wind power rolling bearing based on EMD feature extraction[J]. CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2022, 130(1): 543-558.
- [13] 赵国威, 曾静. 基于 EMD-GAF 和改进的 SERE-DenseNet 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(20): 170-176.
- [14] DENG W, LI Z X, LI X Y, et al. Compound fault diagnosis using optimized MCKD and sparse representation for rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-9.
- [15] WANG H, LIU Z L, PENG D D, et al. Attention-guided joint learning CNN with noise robustness for bearing fault diagnosis and vibration signal denoising[J]. ISA Transactions, 2021, 128: 470-484.
- [16] 蒋富康, 陆金桂, 刘明昊, 等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 72-77.
- [17] TANG S N, ZHU Y, YUAN S Q. Intelligent fault identification of hydraulic pump using deep adaptive normalized CNN and synchrosqueezed wavelet transform [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 224, DOI: 10.1016/j.ress.2022.108560.
- [18] HUANG X Q, LI Q, TAI Y H, et al. Time series forecasting for hourly photovoltaic power using conditional generative adversarial network and Bi-LSTM[J]. Energy, 2022, 246, DOI: 10.1016/j.energy.2022.123403.

作者简介

荀小伟,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:2734348650@qq.com