



不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断

李舜酩, 陆建涛, 沈涛, 李香莲

引用本文:

李舜酩, 陆建涛, 沈涛, 李香莲. 不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断[J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2023, 37(7): 101-109.

相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于分层重组的不平衡数据采样方法研究

Research on Imbalanced Data Sampling Method Based on Stratification and Recombination

重庆理工大学学报 (自然科学). 2021, 35(8): 122-128 [https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2021.08.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.08.016)

基于耦合计算的气体轴承转子系统的动态特性研究

Study on Dynamic Characteristics of the Gas Bearing-rotor System Based on the Coupling Calculation

重庆理工大学学报 (自然科学). 2021, 35(7): 82-90,168 [https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2021.07.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.07.010)

生成对抗网络的银行不平衡客户流失预测研究

Study on the Prediction of Imbalanced Bank Customer Churn Based on Generative Adversarial Network

重庆理工大学学报 (自然科学). 2021, 35(8): 136-143 [https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2021.08.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.08.018)

非均匀Kuramoto振子系统的频率同步

Frequency Synchronization of Inhomogeneous Kuramoto Oscillators

重庆理工大学学报 (自然科学). 2021, 35(8): 230-236 [https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2021.08.030](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.08.030)

基于LSTM与迁移学习的滚动轴承故障诊断

Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on LSTM and Transfer Learning

重庆理工大学学报 (自然科学). 2021, 35(1): 83-88 [https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425\(z\).2021.01.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.01.011)



“精密工程测量技术与仪器”专栏(专栏顾问:重庆理工大学 刘小康教授;重庆大学 朱涛教授)
(专栏主编:重庆理工大学 陈自然 研究员)

导语:没有精密测量,就不会有高精度制造。精密工程测量技术与仪器是新型工业化发展的基础,是创新成果的重要载体,对前沿学科和技术发展具有重要的引领和开拓作用。我国装备制造要由中低端向中高端迈进,其核心关键是解决精密测量问题。本专栏将持续发布精密工程测量技术与仪器领域的最新研究成果,以期为我国精密测量领域的基础研究,关键技术开发和产业化发展贡献力量。

不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断

李舜酩^{1,2}, 陆建涛¹, 沈涛³, 李香莲¹

1. 南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016;
2. 南通理工学院 汽车工程学院, 江苏 南通 226002;
3. 上海华为技术有限公司 智能汽车部, 上海 201206)

摘要:弯曲振动与扭转振动耦合在旋转机械实际运行中往往不可避免。考虑不平衡转子不同复杂工况的弯扭耦合情况,利用深度学习技术的优势,构建了基于一维卷积神经网络的诊断模型,提出了一种用于处理不平衡转子发生弯曲,扭转以及弯扭耦合振动情况的智能故障诊断方法。分析了数据输入类型和L2正则化对诊断的影响,优化了诊断模型以提高诊断精度,并进行了试验验证。研究表明,该方法可以实现不同转速下,发生弯扭耦合振动时单种或多种复合故障的智能诊断,获得比其他方法更好的诊断效果。

关键词:转子系统;弯扭耦合振动;深度学习;L2正则化

中图分类号:TH17

文献标识码:A

文章编号:1674-8425(2023)07-0101-09

收稿日期:2023-04-19

基金项目:国家自然科学基金项目(51975262)

作者简介:李舜酩,男,博士,教授,主要从事复杂动态信号处理与振动故障诊断研究,E-mail:sml@nuaa.edu.cn。

本文引用格式:李舜酩,陆建涛,沈涛,等.不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(7):101-109.

Citation format:LI Shunming, LU Jiantao, SHEN Tao, et al. Intelligent diagnosis of complex bending and torsional coupling faults of unbalanced rotor systems[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(7): 101-109.

0 引言

转子系统运行时若有不平衡状态出现,会导致弯曲振动和扭转振动之间发生耦合,高速旋转工程装备出现弯扭耦合会造成极其不利的故障影响^[1]。转子系统的不平衡状态不仅会导致旋转载荷的增加,而且会引起零部件乃至整个机械装备的严重损坏。许多研究者们已对上述问题开展了一系列的研究探索^[2-3],但大多数是在简化假设下进行的。

针对旋转机械的故障诊断方面,依托于专家经验的信号处理和模型识别方法已经逐渐不适应复杂的机械结构和科技的迅速发展。Hinton等^[4]借鉴人类大脑的多次快速聚合和解能够实现大量信息处理和物体识别的过程,提出了深度学习理论,并应用于复杂的多层非线性变换。这个深度学习理论对以往依赖可识别的机械特征来确定数据分布特征的研究方法进行了脱胎换骨的改变。LeCun等^[5]提出了卷积神经网络(CNN),是一种生物细胞感受机理的前馈神经网络^[6]。深度神经网络的大数据学习和分析能力^[7],可将故障诊断中的特征提取过程与识别过程有效地结合起来,自适应地提取、学习特征,避免了传统诊断方法中人工特征选择的不确定性,提高了装备的运行工作安全性和可靠性,降低了维护成本^[8]。Xu等^[8]分析了卷积神经网络存在的缺点,针对轴承开展故障诊断研究,提出了一种新型的宽感受野自适应快速卷积神经网络模型,该模型能在复杂的信号噪声环境和变化的工作负载下,对轴承故障仍然有较高的诊断精度和鲁棒性。An等^[10]考虑在某些工程装备工作过程中实际存在的转速不稳定情况,采用一种无监督的稀疏滤波学习方法,来实现变转速下的智能诊断。尽管自动编码器(SAE)在智能诊断中有独特的优势,但堆叠式自动编码器有它自己的缺点,Wang等^[11]为避免其缺点采用深度神经网络(DNN)对旋转部件开展故障诊断研究,减少了训练时间并能快速提取故障特征。吴春志等^[12]针对齿轮箱的复杂结构进行降维处理,构建了1-DCNN齿轮箱诊断模型开展研究,表明所提出的方法具有较高泛化能力。用稀疏滤波(SF)实现的装备运行的特征稀疏性是不规则的,Qian等^[13]在模型中加入正则化,实现

了简单、快速的特征提取。

由于无法事先知道转子系统工作过程中是否发生弯扭耦合振动,而且受工程实际中恶劣的噪声信号影响,很难从采集的数据集进行直接判断,因此鲜有将深度学习技术应用到弯扭耦合振动特征的识别与诊断中进行智能诊断。这也是研究的意义之所在。本文首先通过对弯扭耦合特性与智能诊断模型的匹配和优化,研究了基于深度学习故障诊断模型的构建;然后开展试验研究,并对试验数据进行弯曲、扭转和弯扭耦合的频域特征对比分析,进而设立复杂工况下不同数据集故障类型参数;最后针对不同故障类型参数,对试验数据开展智能诊断,用L2正则化提升诊断准确率,并进行准确率的分析可视化研究。不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断流程如图1所示。

1 基于深度学习故障诊断模型的构建

转子系统在实际工作过程中,受到众多复杂振动特征的影响和强烈的噪声污染,导致识别准确率大打折扣,且是否发生弯扭耦合振动并不能事先知道,常规的方法就难以直接应用。为了能够准确识别与诊断转子系统的复杂振动特征,需要采取更合适、智能的方法,因此这里引入深度学习技术,来研究转子系统的弯扭耦合振动特征。

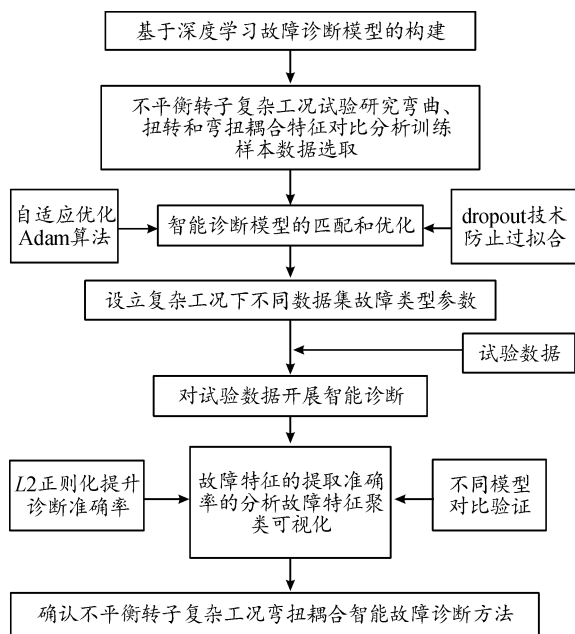


图1 不平衡转子系统弯扭耦合复杂故障智能诊断流程框图

1.1 转子弯扭耦合基本概念

建立刚性支撑转子系统基本模型如图2所示。转子轴假设为无质量的柔轴。圆盘于 O 点垂直穿过柔轴,假设圆盘质量为 m 、几何形心为 O_1 、质心为 c 、偏心距为 e 、转动惯量 J 、弯曲刚度 k 、扭转刚度 k_t ,圆盘转过的角度为 φ 。

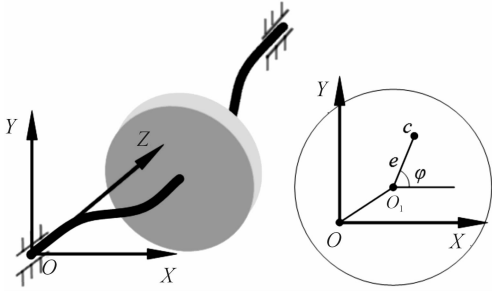


图2 转子模型及坐标示意图

转子模型弯曲振动固有频率 $w_0 = \sqrt{k/m}$ 、扭转振动固有频率 $w_{T0} = \sqrt{k_t/(J + me^2)}$ 。设外加横向激励力频率为 w_1 、外加扭矩频率为 w_{T1} 、圆盘转动频率为 Ω 。

根据转子弯曲和扭转振动的共振条件,得到其弯扭耦合振动的条件为^[14]

$$\Omega = |iw_{T0} \pm w_0|, \quad (i = 1, 2, 3, \dots) \quad (1)$$

已有研究^[2]表明:旋转运动装备运行过程发生不平衡时,由于弯扭耦合作用,转子系统在频率为 w_1 的横向外部激励力影响下,会激发出频率为 $|\Omega \pm w_1|$ 和 $|\Omega \pm w_1 \pm w_{T1}|$ 等的扭转振动。其中,频率为 $|\Omega - w_1|$ 时扭转振动振幅值较大;当有频率为 w_{T1} 的外扭矩作用时,扭转振动则将激励出 Ω 、 $|\Omega \pm w_1|$ 和 $|\Omega \pm 2w_1|$ 等频率成分的弯曲振动。其中, $|\Omega \pm w_1|$ 频率成分的幅值较大, Ω 和 $|\Omega \pm 2w_1|$ 频率成分的幅值较小。

1.2 智能诊断模型

卷积神经网络最初的目的是为解决大规模图像的分类、识别和检测等问题而设计的。由于卷积神经网络具有强大的特征学习能力、容错性,以及鲁棒性,已经在图像识别和分类等领域得到广泛的应用。卷积神经网络一般包括滤波级和分类级2个部分,滤波级包括卷积层和池化层,主要作用是对输入的数据进行过滤消噪和降维,筛选所需要的特征;分类级一般由若干个全连接层组成,对筛选出的特征进行分类。

考虑到本文研究的转子系统采集的数据是一维的振动信号数据,因此本文在1DCNN基础上,考虑正则化的优势,提出一种针对转子系统发生弯扭耦合时的人工神经网络智能诊断模型 F-T Coupling 1DCNN,其基本结构如图3所示。

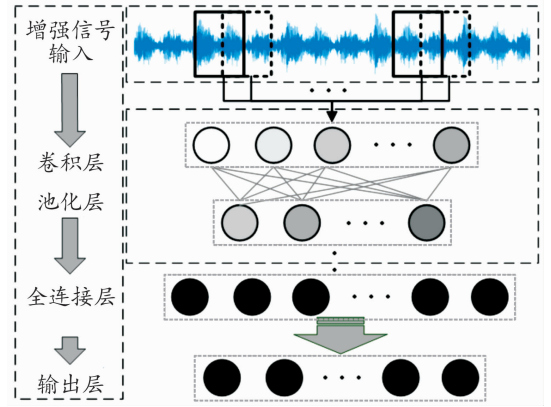


图3 CNN基本结构示意图

具体步骤如下:

- 1) 针对训练过程中输入的样本数据进行增强处理,在原始的振动信号中选取一定比例用来训练的样本数据,为满足深度神经网络的训练要求,设置一个重叠量应用于所选取的相邻训练样本。
- 2) 输入到若干个卷积层和池化层中,数据经过卷积和池化操作实现故障特征的提取。
- 3) 建立一个全连接层,并应用 Softmax 函数进行多分类,实现故障信号的识别。

1.3 优化模型

在构建的 F-T Coupling 1DCNN 网络时,深层网络在多次迭代过后,每层的数据分布变化较为明显,进而会影响模型的性能。为解决这一问题,在研究中每次卷积过程中都进行批标准化(BN)^[15]操作,目的就是把每层神经元输入值的分布转换到正态分布上去,使得训练数据的方差和均值在不断迭代变化的过程中能够保持标准化,减少内部协方差的偏移^[16]。再通过 ReLU 激活函数处理后,得到卷积层的输出,加快深度神经网络的学习收敛速度并增强泛化能力。

为了衡量 F-T Coupling 1DCNN 故障诊断模型的输出概率分布和目标类概率分布的相似程度,

使最后的输出和它的目标值应保持一致。选取交叉熵损失函数作为目标函数,目标的概率分布用 $p(x)$ 表示,预测分布则用 $q(x)$ 表示,则 $p(x)$ 和 $q(x)$ 的交叉熵损失函数可定义为:

$$H(p, q) = - \sum_x p(x) \lg q(x) \quad (2)$$

采用如上方法构建的深度学习模型参数较多,选择的参数很可能出现只得到局部最优解的问题。因此为了最小化损失函数,使模型达到尽可能好的效果,采用一种学习率可以自适应的优化算法——Adam 算法^[17]。该算法能根据训练数据不断迭代更新神经网络权值,可以避免局部最优动态,调整每个参数的学习率,同时采用 dropout^[18] 技术来防止过拟合。

在模型的特征提取步骤中,需要遍历每层网络的权重矩阵 \mathbf{W} 来提取特征,选择的激活函数是 ReLU 函数,从而使网络稀疏化、减少参数的相互依存关系。特征与权重之间的关系表述为

$$f_j^i = \sqrt{\varepsilon + (\mathbf{W}_j x^i)^2} \approx |\mathbf{W}_j x^i| \quad (3)$$

式中: f_j^i 表示第 i 行输入的第 j 列特征;微量参数 ε 用来避免等式的结果为零,设置为 10^{-8} ; \mathbf{W} 表示权值矩阵。

为进一步降低模型的复杂度并防止过拟合,研究中用 $L2$ 正则化方法对每层神经网络的权重进行归一化处理——特征矩阵的行和列由 $L2$ 范数依次归一化。如式(4)和(5)所示。

$$\tilde{f}^i = \tilde{f}^i / \tilde{f}^i_2 \quad (4)$$

$$\tilde{f}_j = \tilde{f}_j / \tilde{f}_j_2 \quad (5)$$

式中: \tilde{f}^i 表示归一化特征矩阵 \tilde{f} 的第 i 行; \tilde{f}_j 表示归一化特征矩阵 \tilde{f} 的第 j 列。

2 试验分析

2.1 试验方案

选用双圆盘转子系统建立如图 4 所示的试验台。该试验台的组成部分从左到右分别是:磁粉制动器、双圆盘转子、行星齿轮和电机。依据变频器可以调节电机的转速范围,分别测试以下电机转速下的工况:900、1 440、2 100、2 700 r/min。每次数据记录长度不低于 20 s。数据分析频率带宽 6 400 Hz,分辨率 0.25 Hz,采样频率 25.6 kHz。

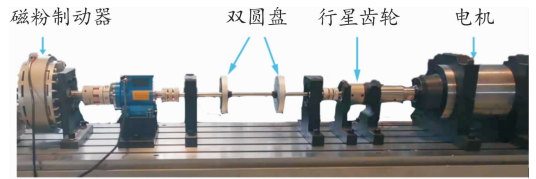


图 4 转子系统模拟试验台

传感器布置如图 5 所示。将振动加速度传感器分别安装在转子轴两端的轴承基座上,其中靠近电机的加速度传感器为三向传感器。在轴的左侧加装磁粉制动器加强扭转的振动特征,并通过图中的转矩转速传感器收集扭转强度信号。

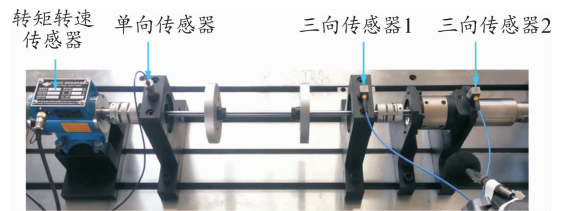
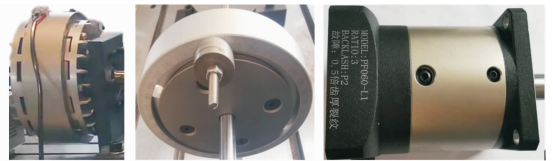


图 5 传感器布置示意图

故障设置如图 6 所示。为了施加不同程度的扭矩,在轴的一端安装磁粉制动器。转子的不平衡需要在圆盘转子上加装若干配重块,每个配重块重 5 g,选择相应的个数通过螺栓装在盘上。根据实验需要,设置 2 种不平衡程度:大不平衡和小不平衡。大不平衡加装 3 个配重块,加上螺栓共 0.02 kg。小不平衡加装 1 个配重块,加上螺栓共 0.01 kg。行星齿轮故障则是准备正常和 0.5 倍齿厚裂纹故障的 2 种行星齿轮进行试验。



(a) 磁粉制动器 (b) 不平衡配重块 (c) 行星齿轮

图 6 故障设置示意图

2.2 恒转速下弯扭振动特征对比分析

在 2.1 节所述的试验台上完成恒定转速下振动信号采集,分析得到转子系统的振动包络谱特征如图 7 所示。

正常工况下的包络谱主要以倍频为主,不存在分频。

在转盘上加装配重块实现不平衡弯曲振动工况,主要以倍频为主,分频较少,3 倍频峰值比正常

情况下大,随着弯曲程度变大而变大,在接近正常峰值的2倍时趋于稳定。

利用制动器施加扭矩以加重扭转振动成分。扭转振动主要以分频为主,倍频较少。这是因为受到外加扭矩频率 ω_{T1} 的影响,会出现很多的连续

频率成分,较为杂乱。

同时施加扭矩和配重块,使转子系统发生弯扭耦合振动,从图7(d)中也可以看出弯扭耦合特有分频特征。

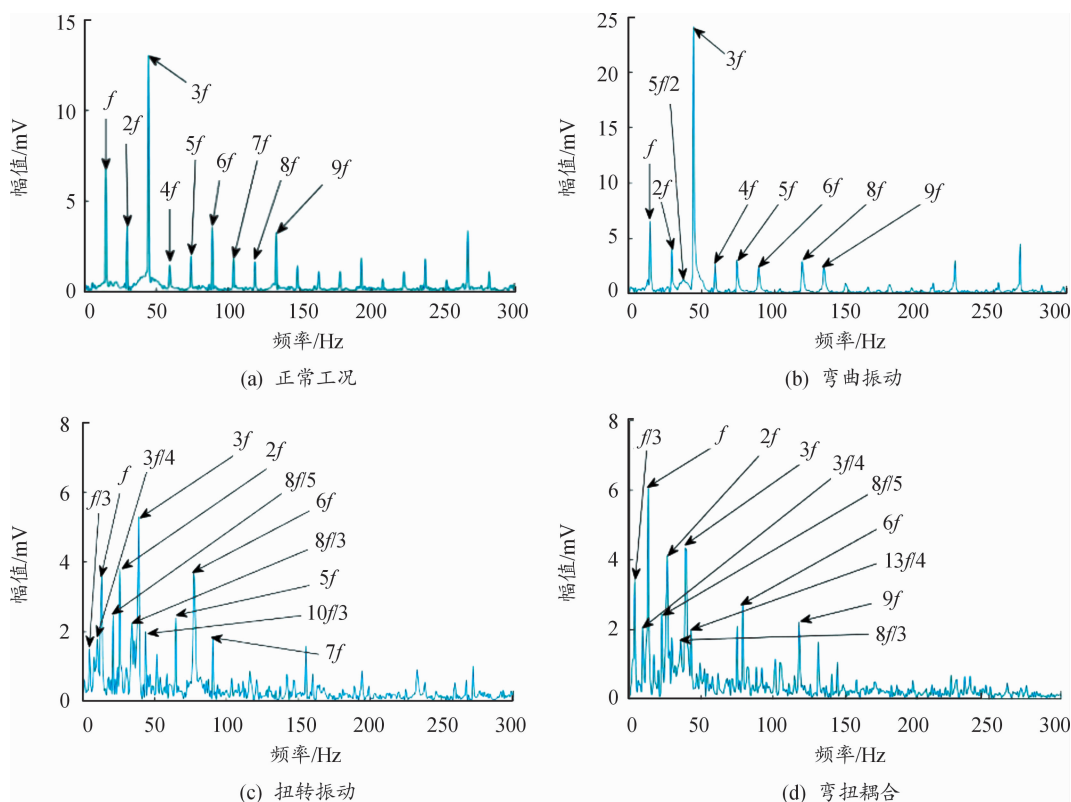


图7 转子系统恒转速下的振动包络谱图

2.3 复杂工况下试验数据集描述

在第2.1节所述的试验台上开展试验研究。在转子的圆盘上加装配重块,产生转子不平衡激励。用磁粉制动器施加不同程度的变化扭矩,使扭转振动的故障特征增强。设置采样频率为25.6 kHz。该转子系统共有4种健康状况:施加扭矩状况、转子不平衡故障、行星齿轮裂纹故障和正常状况。其中扭矩状况和不平衡位置的故障还有大和小不同的故障程度,加上不同故障组合成的复合故障一共10类工况。该试验设计了常用的4种转速:900、1 440、2 100、2 700 r/min,对应着A、B、C和D四组数据集。对试验过程中转子系统的各种健康状态,每种各获取上千个样本数据,对每个样本选取2 048个数据点进行诊断。轴承不同数据集故障类型参数如表1所示。

表1 不同数据集故障类型参数

数据集	对应转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	故障类型	标签
		正常	0
A	900	小扭矩	1
		大扭矩	2
		小不平衡故障	3
B	1 440	大不平衡故障	4
		行星齿轮故障	5
		小扭矩+大不平衡故障	6
C	2 100	大扭矩+小不平衡故障	7
		大扭矩+行星齿轮故障	8
		小扭矩+小不平衡故障+行星齿轮故障	9
D	2 700		

3 试验数据诊断准确率的智能分析

3.1 诊断模型的参数选择

针对输入网络的振动信号进行线性归一化操作,突出数据的特征信息,在一定程度上缩短了网络模型的训练时间,使得模型更快地收敛到最优解。对参与训练的每段信号都做线性归一化处理,使结果映射到 $[0, 1]$ 之间,具体的函数如式(6)所示:

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

模型训练参数设置如下:Adam 算法的学习率设为 0.001;全连接层使用的 Dropout 率设为 0.2 以抑制过拟合;设置训练迭代的次数为 50 次;振动时域信号不做数据预处理直接作为输入,每个样本的长度是 1 024。在生成总样本后选取 60% 作为训练集,选取 40% 作为测试集。

对卷积、池化层的数目进行探讨。网络模型的层数对训练和诊断结果都有着很大的影响,过少的层数影响故障特征的提取,而过多层数的网络结构则又有发生梯度消失和梯度爆炸的风险。为了能够提取充分的信息特征,并且考虑到训练时间,这里对比 4 种不同层数的 F-T Coupling 1DCNN 模型的结果,具体参数如图 8 所示。

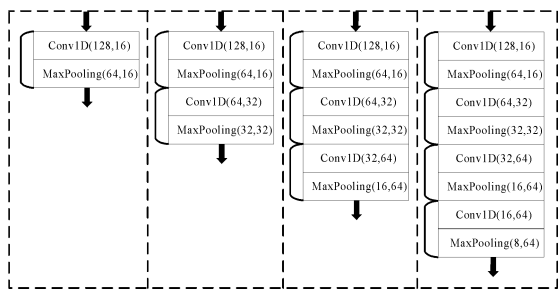


图 8 4 种卷积结构及参数

图 8 的括号内是每层的输出大小,由于其他的参数对于诊断的效率结果影响不大,所以不作参考。选用数据集 C 开展诊断研究,每组试验都进行 10 次,以便消除随机性的影响。图 9 给出了 4 层卷积结构模型各自的诊断准确率和损失率。可看出,准确率随着卷积层数的增多而升高,当卷积、池化层达到二层时,诊断准确率达到较高水平且误差最小,诊断准确率稳定在 96%~100% 之

间,平均准确率达到 98.18%。而再往上增加层数,准确率和损失率波动较为明显,并且诊断效果越来越差。所以为了保证更好的诊断结果和较小的误差,设置卷积、池化层数目为 2。

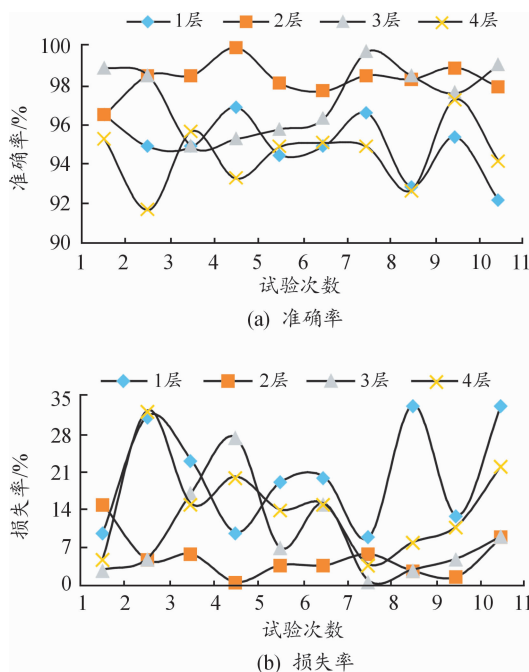


图 9 4 层卷积结构模型的诊断准确率和损失率

对于频域信号作为输入对诊断结果的影响,同样选用数据集 C 进行对比,并考虑网络层数对频域信号输入的影响,每组试验都进行 10 次。图 10 展示了频域信号输入的诊断准确率。诊断结果表明,若直接应用频域信号进行诊断,准确率较低。虽然层数的变化会略微影响诊断的精度,但是仍处于较低水平。因此频域信号的直接输入,不适合转子系统的故障诊断。

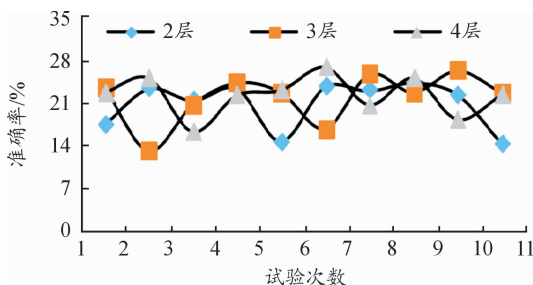


图 10 频域输入的诊断准确率

仍然选用数据集 C,研究 $L2$ 正则化对诊断准确率影响。分别对数据集进行 $L2$ 正则化和不做 $L2$ 正则化处理,迭代次数设置为 100。图 11 所示

为随迭代次数变化的诊断准确率曲线。可以看出,通过 $L2$ 正则化的网络模型大约在 8 次训练后,诊断准确率可以达到稳定在 96% 以上的,而去除 $L2$ 正则化处理后,虽然准确率也慢慢提升上来,但是波动很大,最低只有 91.6%。综上, $L2$ 正则化加速了诊断模型的训练速度,使得训练过程较稳定,提高了模型的识别率。

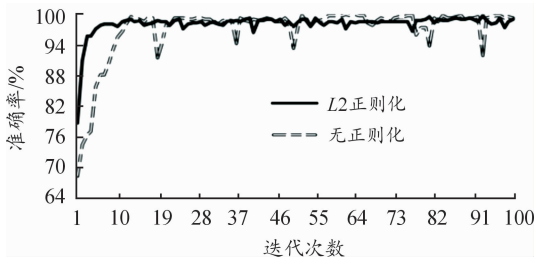


图 11 有无 $L2$ 正则化的诊断准确率

3.2 故障诊断结果分析

根据上文的网络参数设置,针对数据集 A-D 的 20 次诊断准确率如图 12 所示。可以看出诊断模型在 1 440、2 100、2 700 r/min 转速下的诊断准确率有着较好的水平,均能达到 97% 以上,而在低转速 900 r/min 工况下的诊断准确率相对较低,在 91% 附近波动。这说明本文提出的智能故障诊断模型可以较为准确地诊断出不同转速状况下转子系统发生不同弯扭情况的 10 种健康状态,其中包括单故障和复合故障。

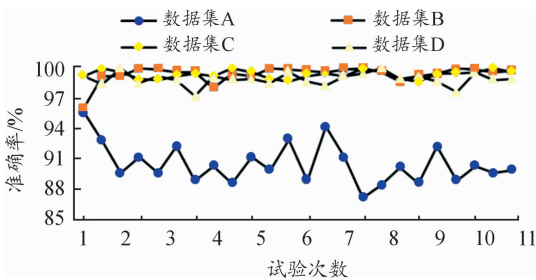


图 12 1DCNN 模型对 4 组数据集 20 次试验的诊断结果

为了进一步证明本文提出的诊断模型的优势,将结果与近似参数设置的 AE 模型、SAE 模型和 LSTM 模型进行对比验证,记录 A、B、C、D 每一种数据集的 20 次诊断结果,并计算各自的平均诊断准确率,结果如表 2 所示。可以看出其中 AE 和 SAE 等方法效果波动太大,不同转速诊断效果也

不稳定。LSTM 诊断模型在一定转速下虽然波动较稳定,但是效果较差,还存在训练迭代时间过长的缺点。本文优化下的 1DCNN 诊断方法优势明显,在数据集 B、C 和 D 较高转速工况下诊断准确率稳定在 99% 左右,在数据集 A 的较低转速下诊断准确率也能在 91% 处上下浮动,整体的结果也相对稳定,明显优于其他方法。

表 2 优化的 1DCNN 方法与其他方法

数据集	诊断结果				%
	诊断准确率				
	1DCNN	AE	SAE	LSTM	
A	90.52 ± 1.90	85.4 ± 8.50	87.2 ± 5.62	78.81 ± 3.30	
B	99.36 ± 0.83	95.5 ± 6.21	98.4 ± 8.38	92.2 ± 2.54	
C	99.33 ± 0.38	93.2 ± 8.23	96.2 ± 2.03	91.94 ± 4.92	
D	98.88 ± 0.62	94.3 ± 6.33	96.4 ± 6.80	89.4 ± 1.80	

3.3 可视化分析

为了进一步展示智能诊断模型对于转子系统故障的聚类诊断情况,使用 T-SNE (T-stochastic neighbor embedding) 算法^[19] 分析所构建模型对输出层的特征数据集进行降维,并用可视化展示,如图 13 所示。

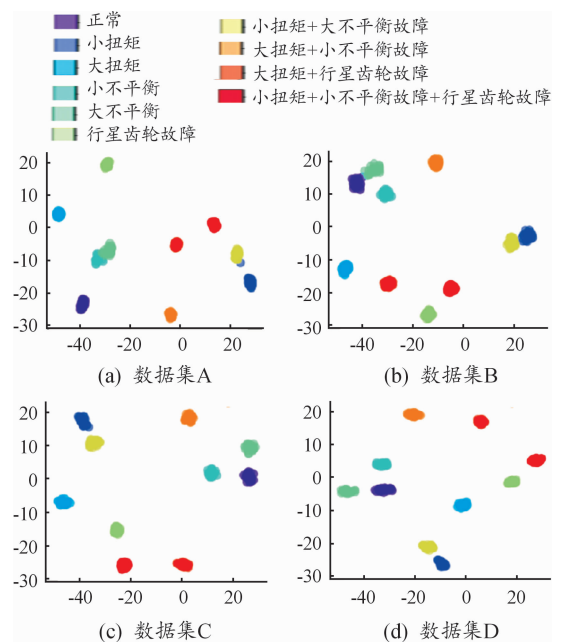


图 13 不同数据集模型特征提取和聚类的可视化结果

由图 13 可以看出,在 B、C 和 D 三种高转速工况下本文优化的 F-T Coupling 1DCNN 模型具有较好的特征提取和聚类效果,最后都能实现较好的故障分类。而在对低转速常规数据集 A 的特征提取中,应用这种相对复杂的智能故障诊断方法意义不大。

4 结论

1) 所提出的诊断模型充分利用了 CNN 的特征提取能力,在此基础上 L2 正则化加强了网络训练的稳定性。在转子系统不同转速下的 10 种不同运行状态开展特征与故障识别,能够准确识别包括单故障和复合故障。

2) 所建立的 F-T Coupling 1DCNN 故障诊断模型的识别与诊断准确率明显优于参与对比的其他诊断模型,且实现了端到端的快速智能诊断。

3) 对诊断模型的特征提取过程和诊断结果进行可视化,能更加直观地体现所提出诊断方法的故障特征提取和分类能力。

参考文献:

- [1] KATO M, OTA H, NAKAMURA S I. Torsional vibration of a rotating shaft driven by constant acceleration[C]//Asia-Pacific Vibration Conference '93. Kitakyushu, Japan:1993:434-439.
- [2] 何成兵, 顾煜炯, 陈祖强. 质量不平衡转子的弯扭耦合振动分析[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 134-139.
- [3] 覃文源, 张志谊, 华宏星. 摩擦力作用下推进轴系弯一扭耦合振动特性分析[J]. 噪声与振动控制, 2013, 33(5): 4-9.
- [4] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [5] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [6] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. Journal of Physiology, 1962, 160(1): 106-154.
- [7] 王金瑞, 李舜酩, 钱巍巍, 等. 转速大波动下滚动轴承智能故障诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 391-399.
- [8] 吴春志, 冯辅周, 吴守军, 等. 深度学习在旋转机械设备故障诊断中的应用研究综述[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(5): 1-7.
- [9] XU K, LI S M, WANG J R, et al. A novel convolutional transfer feature discrimination network for unbalanced fault diagnosis under variable rotational speeds[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(10): 105107.
- [10] AN Z H, LI S M, QIAN W W, et al. An intelligent fault diagnosis method in the case of rotating speed fluctuations[C]//2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin). IEEE, 2017: 1-6.
- [11] WANG J R, LI S M, AN Z H, et al. Batch-normalized deep neural networks for achieving fast intelligent fault diagnosis of machines[J]. Neurocomputing, 2019, 329: 53-65.
- [12] 吴春志, 江鹏程, 冯辅周, 等. 基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22): 51-56.
- [13] QIAN W W, LI S M, WANG J R, et al. A novel supervised sparse feature extraction method and its application on rotating machine fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2018, 320: 129-140.
- [14] 关卓怀, 蔡敢为. 转子弯扭耦合振动共振特征分析[J]. 噪声与振动控制, 2016, 36(1): 5-9.
- [15] 徐坤. 复杂情景下旋转部件智能综合故障诊断方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.
- [16] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[EB/OL]. 2015; arXiv: 1502. 03167. <https://arxiv.org/abs/1502.03167>.
- [17] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. 2014; arXiv: 1412. 6980. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [18] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [19] ZENG M J, LI S M, LI R R, et al. A transfer-learning fault diagnosis method considering nearest neighbor feature constraints[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(1): 015114.

Intelligent diagnosis of complex bending and torsional coupling faults of unbalanced rotor systems

LI Shunming^{1,2}, LU Jiantao¹, SHEN Tao³, LI Xianglian¹

(1. College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. School of Automotive Engineering, Nantong Institute of Technology, Nantong 226002, China;

3. Intelligent Automobile Department, Shanghai Huawei Technologies Co., Ltd.,
Shanghai 201206, China)

Abstract: The coupling of bending vibration and torsional vibration often exists in the actual operation of rotating machinery. This paper considers the bending and torsional coupling of unbalanced rotors under different complex conditions, and utilizes the advantages of deep learning technology to construct a diagnosis model based on one-dimensional convolutional neural networks. An intelligent fault diagnosis method for handling the bending, torsion and bending torsional coupling vibration of the unbalanced rotors is proposed. The influence of data input type and $L2$ regularization on the diagnosis is analyzed, and the diagnosis model is optimized to improve the diagnosis accuracy. The research results indicate that this method can realize intelligent diagnosis of single or multiple composite faults when bending torsional coupling vibration occurs at different speeds, and achieve better diagnostic results than other methods.

Key words: rotor system; bending and torsional coupled vibration; deep learning; $L2$ regularization

(责任编辑 卢燕)