

宽转速范围航发主轴轴承振动数据集

张伟涛¹, 张亚茹¹, 许 诺¹, 黄 菊²

(1. 西安电子科技大学信息力学与感知工程学院, 陕西 西安 710071; 2. 中国航发贵阳发动机设计研究所, 贵州 贵阳 550081)

摘要: 轴承故障诊断是航空发动机预测与健康管理的核心研究内容, 该领域的信号处理算法和深度学习模型都依赖于数据集, 然而已公开的数据集通常覆盖的转速范围窄、转速间隔大、载荷单一, 且缺少复合故障数据, 难以支撑故障诊断方法向实用化发展。本文公开了一个宽转速范围的航发主轴轴承振动数据集, 该数据集除提供单一故障数据外, 也提供了多种轴承复合故障数据, 覆盖了不同载荷下宽转速范围的多通道轴承振动信号。数据集很好地支撑了经典故障诊断算法的研究, 同时由于数据覆盖的转速范围宽、转速采样率高, 因此更有利于训练基于深度学习的故障诊断模型。

关键词: 振动数据集; 航发主轴轴承; 宽转速

中图分类号: TH133.3 文献标志码: A DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.202309049

Vibration data set of main shaft bearing of aero engine with wide speed range

ZHANG Weitao¹, ZHANG Yaru¹, XU Nuo¹, HUANG Ju²

(1. School of Information Mechanics and Sensing Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Research Institute of Guiyang Aero Engine Design Corporation of China, Guiyang 550081, China)

Abstract: Bearing fault diagnosis is an important research topic in aviation engine prediction and health management. Signal processing algorithms and deep learning models in this field rely on datasets. However, publicly available datasets generally cover narrow speed ranges, large speed intervals, single loads, and a lack of composite fault data, making it difficult to support the practical development of fault diagnosis methods. This article discloses a vibration dataset of aircraft main shaft bearings with a wide speed range. In addition to providing single fault data, this dataset also provides multiple composite bearing fault data, covering multi-channel bearing vibration signals with a wide speed range under different loads. The dataset well supports the research of classic fault diagnosis algorithms, and due to the large speed range covered by the data and high-speed sampling rate, it is more conducive to training deep learning fault diagnosis models.

Keywords: vibration data set; main shaft bearing of aero engine; wide speed

轴承是机械系统的重要组成部分, 其功能是支撑和减少机械部件之间的摩擦。在严苛的工作条件下, 航发主轴轴承早期微小的故障很快就会发展成为严重故障, 这将导致机械系统的整体工作性能降低。因此, 及时诊断轴承的早期微弱故障显得尤为重要。

常见的轴承故障诊断方法包括温度法、润滑油液分析法、声发射信号分析法和振动信号分析法等, 其中振动信号分析法因其较好的实时性和可靠的诊断效果得到了广泛的应用。目前, 基于振动信号分析的故障诊断方法主要分为信号处理诊断算法和深度学习诊断算法两大类。典型的信号处理故障诊断算法包括主成分分析法、独立分量分析法、小波分析法和盲信号提取算法等^[1-6]。这些算法旨在从观测信号中抑制干扰分量, 然后通过提取人工经验特征

完成故障诊断, 其故障诊断性能主要取决于采用的信号处理技术和设计的人工经验特征, 无须大量轴承故障数据。然而传统信号处理算法的性能受轴承工况影响很大, 复杂工况下信号处理方法的故障诊断可靠性和准确率将急剧下降。基于深度学习的故障诊断算法需要利用大量的轴承故障数据对构建的网络模型进行训练, 模型经过训练后, 能够对观测信号进行处理, 并基于处理结果实现故障预测。相比较而言, 深度学习诊断算法具有更高的故障诊断可靠性和准确率, 是目前故障诊断领域的研究热点。然而深度学习模型的训练依赖大量的轴承故障数据, 同时数据集大小和质量会直接影响网络的训练效果。

目前在轴承故障诊断领域已公开了一些数据

集,但这些数据集还存在不足之处。首先,大部分数据集只提供了特定转速下的轴承振动信号。例如,在美国凯斯西储大学公开的 CWRU 数据集^[7]中,轴承振动信号的转速被固定在 1797 r/min 左右;在美国机械故障预防技术学会公开的 MFPT 数据集^[8]中,轴承振动信号的转速被固定在 1500 r/min 左右;在美国辛辛那提大学公开的 IMS 轴承数据集^[9]中,轴承振动信号的转速被固定在 1990 r/min 左右。在实际应用中,轴承的工作转速范围往往较宽,而以此类数据集作为训练集的模型无法处理其他转速下的数据。因此,需要具有宽转速范围的轴承数据来进一步验证现有算法的有效性。

然而,现有的可变宽转速范围轴承数据存在转速间隔较大的问题。例如,意大利-都灵理工大学公开的 DIRG 轴承数据集^[10]。该数据集专门用于测试高速航空轴承,其转速范围为 6000~30000 r/min,而转速的采集步长为 6000 r/min。这种数据集的转速间隔较大,导致训练出的故障诊断模型在检测其他转速的轴承振动信号时存在困难。其次,目前公开的数据集中大多数的载荷范围较小。例如,2012 年 IEEE PHM 比赛使用的 FEMTO-ST 数据集^[11]中的轴承载荷为 4~5 kN。然而,这种载荷范围的数据集无法有效地被用于分析不同载荷对轴承故障的影响。因此需要具有宽载荷范围的轴承数据集,以便更全面地研究和理解载荷对轴承故障的影响。此外,已公开的数据集大多仅提供单一故障工况下的振动观测信号,而缺乏复合故障工况下的振动观测信号。例如,加拿大渥太华大学公开的轴承诊断数据集^[12]包含了 3 种轴承的健康状况和 4 种轴承转速状况,总共提供了 12 种工况下的观测信号。然而,该数据集并未给出复合故障工况下的观测信号,因此难以将其用于验证轴承复合故障的诊断算法。

为了解决现有公开数据集存在的问题,并提高轴承故障诊断技术的可靠性和适用性,本文设计了轴承振动数据采集试验,建立了一套宽转速范围轴承数据集,数据集可访问主页免费下载(<https://zhwt-xidian.github.io/resource/homepage/#OPEN-RESOURCES>)。相较于现有数据集,该数据集转速采集间隔更小,转速采样率更高。此外,每种故障类型都提供了不同载荷下的观测信号,且包含了轴承复合故障的多通道观测信号。所提数据集有助于分析和验证轴承故障诊断算法的诊断效果,对于深度模型的训练提供了大数据样本支撑。

1 宽转速轴承振动数据集信息

为完成轴承故障诊断分类任务,采集了一组数据集,该数据集包括无故障轴承和故障轴承在不同

转速和载荷下的振动信号。为了方便后续处理和分析,将振动信号以 .mat 文件格式进行保存。接下来,将详细介绍试验的数据采集方案和数据格式。

1.1 数据采集方案

在数据采集中,使用洛阳轴承研究所设计研制的 SB25 轴承试验机开展轴承振动数据采集试验。试验轴承是型号为 D276126NQ1U 的双半内圈三点接触球轴承,它是某型号航空发动机中支撑高压压气机的前支点止推轴承,具体尺寸及参数如表 1 所示。

表 1 轴承尺寸及参数

Tab. 1 Size and parameters of bearing

内径/mm	外径/mm	宽度/mm	球数	球径/mm	节径/mm	接触角/(°)
144.6	188.0	33	17	24.6	166	29.5

航发轴承试验台如图 1 所示,试验轴承安装在设备机壳内的轴承座上,轴承内圈采用过盈配合与主轴连接,轴承外圈则固定在轴承座上。高功率变频电机通过联轴器与主轴连接,可通过调节变频电机转速模拟主轴旋转,本试验中电机转速范围限定为 1000~10000 r/min。两个直流振动电机用于模拟其他部件的振动干扰,分别安装在设备机壳顶部和侧面。通过液压装置,试验机可以对试验轴承施加径向和轴向载荷,试验中施加的径向载荷固定为 2.5 kN,轴向载荷根据主轴转速在 4~9 kN 范围内变化。

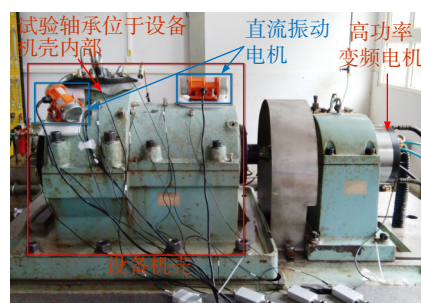


图 1 轴承试验机与高功率变频电机

Fig. 1 Bearing testing machine and high-power variable frequency motor

试验轴承共有 5 种状态:正常状态、内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障。图 2 展示了 4 种故障状态下的具体故障位置,这些故障是通过电火花工艺 (EDM) 在轴承的相应部位进行加工得到的。

为采集到能够真实反映轴承状态的振动信号,在试验机外壳、轴承的轴向和径向共布置 8 个加速度传感器。8 个传感器的具体布置位置如图 3 所示,其中,AC0、AC1 和 AC7 安装在轴承座外壳上,用于采集不同载荷下的振动信号;其余 5 个传感器吸附在试验机外壳上,用于采集不同转速下的振动信号。

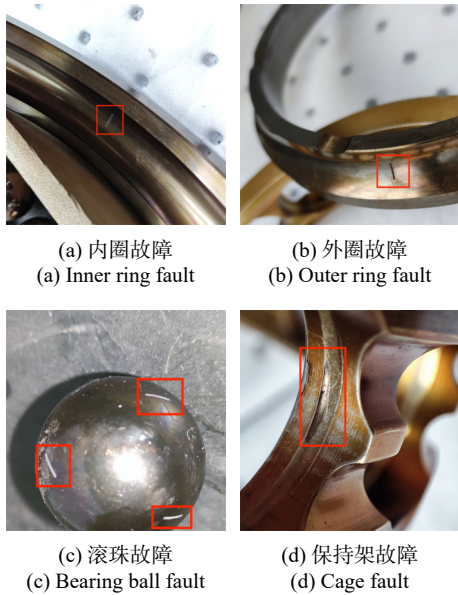


图 2 轴承故障位置
Fig. 2 Fault location of bearing

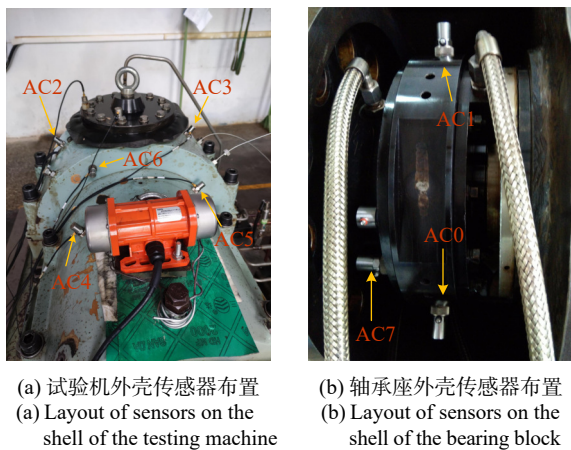


图 3 传感器布置图
Fig. 3 Layout diagram of sensors

数据采集选用远程控制的方式, 采集系统主要分为硬件系统和软件系统两部分。数据采集硬件系统包括主控计算机、NI-PXIe 数据采集箱、PXIe-4492 数据采集卡、NI 远程控制模块和加速度传感器。在该系统中, 数据采集卡被安装在数据采集箱中, 用于采集轴承振动信号, 采样率为 20 kHz, 采集时长为 10 s。远程控制模块用于实现主控计算机和数据采集箱之间的通信, 并通过光纤传输信号。加速度传感器用于记录轴承的振动信号。

采集数据过程中分别考虑了无干扰和有干扰两种情况, 采集数据框架如图 4 所示。无干扰数据包含单一故障数据和复合故障数据两种类型, 有干扰数据只包含部分复合故障数据。这主要是由于单一故障类型多, 航发轴承更换工序复杂, 而且转速密集, 采集大量有干扰的轴承振动数据所需时间太长。在试验设计中, 复合故障主要包含内圈-外圈复合故障和内圈-外圈-滚珠复合故障两种。

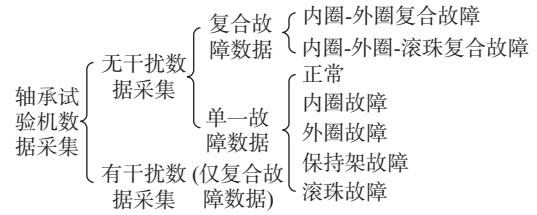


图 4 采集数据框架
Fig. 4 Framework of the collected data

油泵是航空发动机中的重要部件, 它为发动机中的旋转组件提供润滑油, 具有润滑和冷却发动机内部零件的重要作用。油泵在发动机启动后必须连续工作, 其在工作过程中会产生较大的连续周期性振动干扰, 因此对轴承振动信号带来很大干扰。试验中采用直流振动电机模拟油泵工作时产生的振动干扰, 因此启动直流振动电机后, 采集得到的有干扰数据是轴承故障源信号和干扰信号的叠加。

1.2 数据格式

数据集公开了包含 5 种单一轴承状态的数据, 其中包括内圈故障、外圈故障、滚珠故障和保持架故障 4 种故障状态数据, 以及无故障的正常状态数据。这些数据以 .mat 文件的形式进行存储, 分别命名为: Inner.mat、Normal.mat、Outer.mat、Ball.mat 和 Cage.mat。存储结构采用 struct 结构体, 包含了 Num_of_sample_points、Channel、Load、Rotate_speed 和 Data 这 5 个域, 域的含义如表 2 所示。

表 2 轴承单一故障数据存储结构及其含义

Tab. 2 Storage structure of data of single fault for bearings and its meaning

域	含义
Num_of_sample_points	样本点数目
Channel	通道, 共 8 个通道, channel1~channel8, 分别对应加速度传感器 AC0~AC7 采集的数据
Load	载荷, 包含“Low”和“High”两个元素, 分别表示低载荷和高载荷
Rotate_speed	转速, 范围为 1000~10000 r/min, 以 200 r/min 为间隔依次递增, 共 46 个转速值
Data	4 维张量, 用于获取振动信号采样值

振动信号采样值的通用获取形式为: $F.Data(i, j, m, n)$, 其中 F 对应不同故障类型; 第 1 维度索引 i 对应不同振动信号采样点; 第 2 维度索引 j 对应不同通道; 第 3 维为转速维, 转速索引 m 用于指示不同转速, 其对应的转速 $v = 800 + 200 \times m$, 具体对应关系如表 3 所示; 第 4 维度索引 n 对应不同载荷。各维度索引具体含义及使用方法举例如下:

Inner. Data (300, 2, 3, 2)	Ball. Data (17000, 5, 17, 1)
• 300: 第 300 个样本点	• 17000: 第 17000 个样本点
• 2: 第 2 通道	• 5: 第 5 通道
• 3: 对应转速为 1400 r/min	• 17: 对应转速为 4200 r/min
• 2: 高载荷	• 1: 低载荷

表 3 索引 m 与转速 v 的对应关系Tab. 3 Corresponding relationship of index m and rotational speed v

m	$v/(r \cdot \min^{-1})$
1	1000
2	1200
⋮	⋮
46	10000

数据集中公开了 24 组复合故障数据, 每组数据

时长为 5 s, 采集数据的具体情况如表 4 所示。复合故障数据公开的数据文件是 .mat 文件, 统一命名为: 信号类型_转速_载荷_故障类型_干扰类型。每部分的含义如下:

信号类型: AC, 表示源信号由加速度传感器采集得到;

复合故障转速: 包含 1000、3000、5000 r/min 三种情况;

复合故障载荷: 00(表示 4 kN 载荷)、02(表示 6 kN 载荷), 具体载荷情况如表 5 所示;

故障类型: 12(内圈-外圈复合故障)、123(内圈-外圈-滚珠复合故障);

干扰类型: 有干扰(后缀为 interfer0)、无干扰(无后缀)。

表 4 轴承复合故障数据

Tab. 4 Composite fault data of bearing

	有干扰		无干扰	
	载荷1: 4 kN	载荷2: 6 kN	载荷1: 4 kN	载荷2: 6 kN
内圈-外圈复合故障数据	AC_1000_00_12_interfer0	AC_1000_02_12_interfer0	AC_1000_00_12	AC_1000_02_12
	AC_3000_00_12_interfer0	AC_3000_02_12_interfer0	AC_3000_00_12	AC_3000_02_12
	AC_5000_00_12_interfer0	AC_5000_02_12_interfer0	AC_5000_00_12	AC_5000_02_12
内圈-外圈-滚珠复合故障数据	AC_1000_00_123_interfer0	AC_1000_02_123_interfer0	AC_1000_00_123	AC_1000_02_123
	AC_3000_00_123_interfer0	AC_3000_02_123_interfer0	AC_3000_00_123	AC_3000_02_123
	AC_5000_00_123_interfer0	AC_5000_02_123_interfer0	AC_5000_00_123	AC_5000_02_123

表 5 载荷编码与实际载荷的对应关系

Tab. 5 Corresponding relationship of load coding and actual load

载荷编码	轴向载荷/kN	转速范围/(r·min ⁻¹)	载荷分类
00	4.0	1000~5000	Low
02	6.0		
10	7.0	5000~10000	High
12	9.0		

例如, 文件名 AC_1000_00_12 表示在无干扰条件下, 主轴转速为 1000 r/min, 轴向载荷为 4 kN(00), 采集的是内圈-外圈复合故障(12)的加速度信号。AC_1000_02_123_interfer0 表示在直流振动电机干扰下, 主轴转速为 1000 r/min, 轴向载荷为 6 kN(02), 采集的是内圈-外圈-滚珠复合故障(123)的加速度信号。

2 数据典型应用

利用本文公开的宽转速轴承振动信号数据集, 采用经典故障诊断方法和深度学习算法对采集到的信号进行数据分析和处理。

2.1 经典故障诊断方法

轴承故障特征频率是指在轴承发生故障时, 由

于轴承内部结构的特定几何形状和运动特性而产生的振动频率。内、外圈故障是最常见的轴承故障形式, 对应的故障特征频率计算公式分别为:

$$f_i = \frac{v}{2 \times 60} \left(1 + \frac{d}{D_m} \cos \alpha \right) z \quad (1)$$

$$f_o = \frac{v}{2 \times 60} \left(1 - \frac{d}{D_m} \cos \alpha \right) z \quad (2)$$

式中, f_i 为内圈故障特征频率; f_o 为外圈故障特征频率; α 为接触角; D_m 为节圆直径; z 为钢球数量; d 为钢球直径。计算得到: $f_i = 162.59$ Hz, $f_o = 120.74$ Hz。

经典故障诊断方法如频谱分析方法、盲信号分离方法、盲信号提取方法以及谱峭度方法等, 将各种信号分解方法与包络谱分析相结合, 实现信号降噪以及去除各种干扰后, 对振动信号进行频谱分析, 检测和识别理论故障特征频率成分, 从而判断出轴承故障的具体类型。

为验证本文提供的宽转速轴承数据集的有效性, 使用提出的基于 CCA 盲提取的循环维纳滤波算法和多通道循环滤波算法^[13] 在本数据集上进行轴承故障诊断试验。试验中, 选取一组名为 AC_1000_00_12_interfer0 的轴承复合故障数据, 通过数据文件名可以看出: 数据故障类型为内圈-外圈复合故障, 转轴转速为 1000 r/min, 轴承试验机轴向载荷为 4 kN, 并加入

了连续周期性的直流振动电机干扰, 电机振动频率为 40 Hz。选取故障数据多个通道信号中的通道 1 信号作为单通道循环维纳滤波器的输入信号。多通道循环滤波算法能够充分利用数据集观测信号所有通道的不同信息, 自适应地调节各个通道所占比重, 无需再选择通道信号。通道 1 观测信号包络谱如图 5 所示。

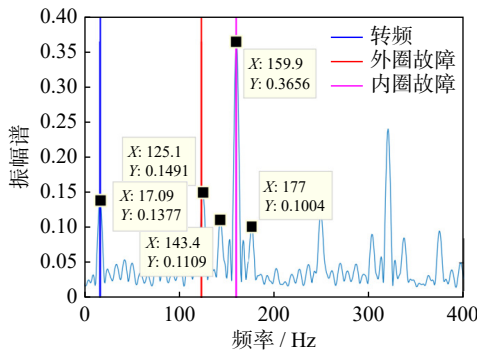


图 5 通道 1 观测信号包络谱

Fig. 5 Envelope spectrum of the observed signal in channel 1

可以看到, 观测信号包含了 17.09 Hz 的转频成分、125.1 Hz 的外圈故障成分和 159.9 Hz 的内圈故障成分, 且有频率为 143.4 和 177 Hz 的转频调制信号成分。需要说明的是, 内圈故障特征频率附近存在转频调制现象是因为内圈故障的绝对位置会随着轴的转动而周期性变化。观察各成分幅值, 内圈故障信号幅值远大于其余成分, 内圈故障信号明显。因此, 将该信号作为算法输入信号时, 提取内圈故障源信号较容易, 提取外圈故障源信号则比较困难。

为衡量两种算法对单一故障源信号的提取效果, 定义信号干扰比 *SIR*。由于轴承故障诊断一般是根据故障组件的特征频率来完成的, 因此 *SIR* 的计算主要关注的是故障特征频率及其倍频, 一般情况下二倍频成分已经很微弱, 所以关注的频率范围上限到故障特征频率的二倍频即可。在主轴转速为 1000 r/min 下, *SIR* 计算公式的频率范围为: 0~400 Hz, 该范围已经完全覆盖了轴承所有组件的故障特征频率及其二倍频。具体计算公式如下:

$$SIR = \rho_s / \rho_i \quad (3)$$

式中, ρ_s 表示待提取的故障分量的幅值; ρ_i 表示除去

目标故障特征频率成分及其倍频分量后的最大干扰故障源信号的幅值。*SIR* 值越大, 说明算法放大目标成分信号、抑制干扰成分信号的作用越强, 盲提取效果越好。

经过单通道循环维纳滤波算法与多通道循环维纳滤波算法得到的内圈故障输出信号包络谱如图 6 所示。两种方法输出信号的 *SIR* 分别为 2.376 和 2.611, 可见论文公开的数据集经两种方法处理, 对内圈故障成分均取得了很好的提取效果, 其中多通道循环维纳滤波算法输出信号的 *SIR* 值更高, 提取效果更好。

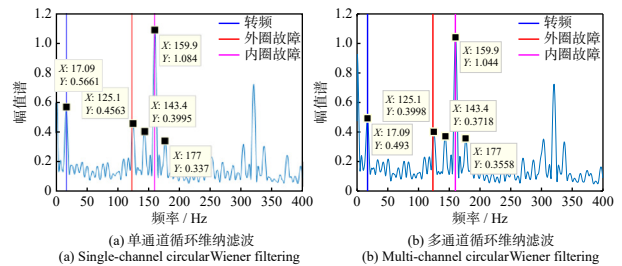


图 6 内圈故障输出信号包络谱

Fig. 6 Envelope spectrum of output signal of inner ring fault

2.2 基于深度学习的故障诊断方法

现有的故障诊断方法对于固定转速和载荷下的轴承故障分类是可行的。然而, 面对不同转速和不同载荷工况时, 这些方法的分类效果并不理想^[14-18]。为了提高多种工况下轴承故障分类的效果, 基于深度学习的故障诊断方法被提出, 这种方法能够更加有效地提取不同工况下的轴承故障信号的特征^[19-22]。本文利用公开的数据集对一种深层次特征融合神经网络 (DSFNN)^[23] 进行训练和诊断测试验证。

图 7 给出了神经网络模型的结构, 主要由卷积层、残差层、多尺度特征融合模块以及全连接层组成。在多尺度特征融合模块中, 残差块的特征输出在通道方向上进行融合, 这有助于提高网络的特征识别能力, 从而提升网络的分类性能。

本文公开的宽转速轴承振动数据集中包含不同载荷的轴承振动信号, 载荷的变化范围为 4~9 kN, 相比于其他数据集, 载荷变化范围更宽, 可以更有效地分析不同载荷对轴承故障的影响。不同载荷的轴承振动数据可以用来对比各类模型的收敛性能, 试验将

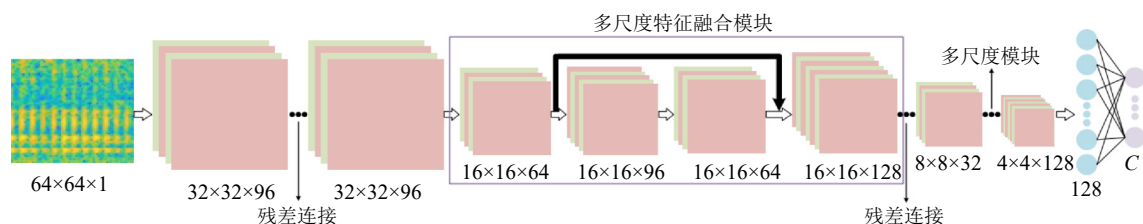


图 7 深浅层特征融合神经网络模型

Fig. 7 Neural network model of deep- and shallow-layer feature fusion

DSFNN 模型和现有的 LeNet 模型、MSCNN 模型和动态加权密集连接网络进行对比,结果如图 8 所示。

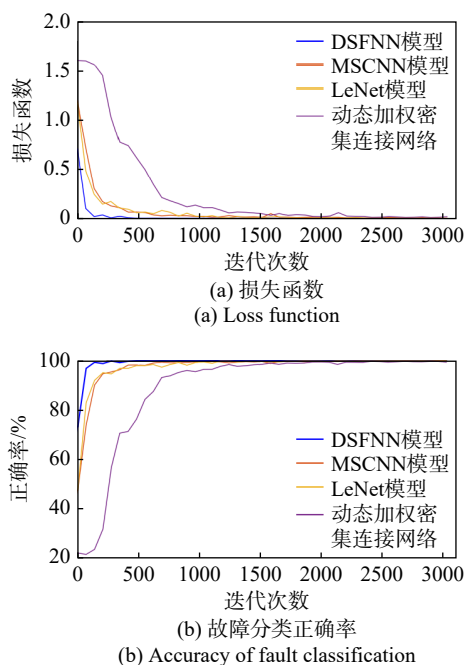


图 8 不同网络模型的收敛性能对比

Fig. 8 Comparison of convergence performance of different network models

本文提出的 DSFNN 模型在经过 200 次迭代后,可以达到 100% 的准确率,相比于其他 3 种方法具有更快的收敛速度。随着迭代次数的增加,DSFNN 模型的损失函数稳定下降,而 LeNet 模型、MSCNN 模型和动态加权密集连接网络在训练过程中,损失函数均会出现比较明显的波动,因此 DSFNN 模型的收敛过程更加稳定。

另外,公开的数据集中包含不同转速下的轴承振动信号,转速变化范围为 1000~10000 r/min,转速递增间隔为 200 r/min,相较于其他数据集,本数据集具有较宽的转速变化范围和较小的转速递增间隔,可以更好地比较不同分类网络的性能。试验对比了各分类网络在不同转速下的故障分类正确率,结果见图 9。结果表明,在高转速工况下,DSFNN 模型相比其

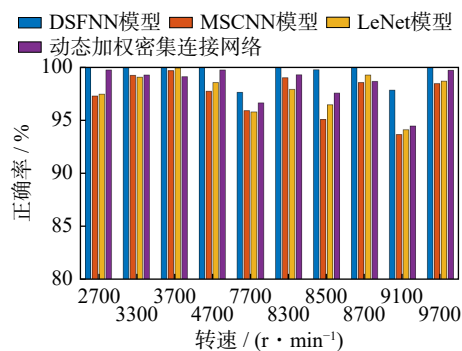


图 9 不同转速下的故障分类正确率

Fig. 9 Accuracy of fault classification under different rotational speed

他网络表现出更为明显的优势。在转速为 9100 r/min 时,DSFNN 模型分类正确率为 97.8%,相比于 LeNet 模型分类正确率提高了 4.2%。需要说明的是,在 9100 r/min 转速下,4 种对比方法的分类正确率普遍较低,这可能是由于数据采集过程中电机转速不稳定导致故障特征频率漂移而引起的。

3 结束语

为了使轴承故障诊断方法不断向实用化方向发展,本文公开了一组宽转速范围、多载荷条件下的航发轴承振动数据集。该数据集包含了正常轴承和故障轴承在多个转速和载荷下的轴承振动数据。利用本文公开的数据集验证了基于 CCA 的循环维纳滤波故障诊断算法以及典型的基于深度学习的故障诊断模型。试验结果表明,经典算法以及深度学习算法都能在本数据集上完成轴承故障诊断分类任务。本文公开的数据集具有更宽的转速范围和较小的转速间隔,更有利于深度学习模型的训练。此外数据集包含了复合故障信号,为进一步研究复合故障的诊断提供了有利条件。

参考文献:

- [1] 万志国, 贺王鹏, 廖楠楠, 等. 齿根裂纹与齿面剥落故障的振动响应机理研究 [J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(6): 131-137.
WAN Zhiguo, HE Wangpeng, LIAO Nannan, et al. Study on the vibration response mechanism of gear root crack and spalling [J]. Journal of Xidian University, 2021, 48(6): 131-137.
- [2] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述 [J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107.
- [3] WANG Y X, LIANG M. Identification of multiple transient faults based on the adaptive spectral kurtosis method [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(2): 470-486.
- [4] 刘文朋, 刘永强, 杨绍普, 等. 基于典型谱相关峭度图的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(8): 87-92.
LIU Wenpeng, LIU Yongqiang, YANG Shaopu, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on typical correlated kurtogram [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(8): 87-92.
- [5] 张峰, 胡艳涛, 石现峰. 振动信号离散余弦变换域循环维纳滤波算法 [J]. 西安工业大学学报, 2015, 35(5): 360-

364.
ZHANG Feng, HU Yantao, SHI Xianfeng. Cyclic Wiener filtering algorithm in discrete cosine transform domain for vibration signals[J]. Journal of Xi'an Technological University, 2015, 35(5): 360-364.
- [6] 郝芳, 王宏超. 改进循环维纳滤波器算法的滚动轴承复合故障诊断[J]. 中国工程机械学报, 2018, 16(4): 371-376.
HAO Fang, WANG Hongchao. Fault diagnosis of rolling element bearing' compound faults basing on improved cyclic Wiener filter algorithm[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2018, 16(4): 371-376.
- [7] Case Western Reserve University, Bearing Data Center. Seeded fault test data[EB/OL]. (2016-05)[2025-08] <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.
- [8] BECHHOEFER E. A quick introduction to bearing envelope analysis[EB/OL]. (2016)[2025-08] <http://www.mfpt.org/Fault-Data/Fault-Data.htm.Set>.
- [9] LEE J, QIU H, YU G, et al. Rexnord technical services: bearing data set[EB/OL]. Moffett Field, CA: NASA Ames Prognostics Data Repository, (2007) [2025-08]. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>.
- [10] DAGA A P, FASANA A, MARCHESIello S, et al. The politecnico di torino rolling bearing test rig: description and analysis of open access data[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 120: 252-273.
- [11] FEMTO-ST Institute. IEEE PHM 2012 data challenge [EB/OL]. (2012-05) [2025-08]. <http://www.femto-st.fr/en/Research-departments/AS2M/Research-groups/PHM/IEEE-PHM-2012-Data-challenge.php>.
- [12] University of Ottawa. ORAP-40: ottawa railway bearing aging and performance dataset[EB/OL]. (2020) [2025-08]. <https://www.uottawa.ca/faculty-engineering/>.
- [13] 张伟涛, 纪晓凡, 黄菊, 等. 航发轴承复合故障诊断的循环维纳滤波方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2022, 49(6): 139-151.
ZHANG Weitao, JI Xiaofan, HUANG Ju, et al. Cyclic Wiener filtering for compound fault diagnosis of an aero-engine rolling element bearing[J]. Journal of Xidian University, 2022, 49(6): 139-151.
- [14] 宋晓承, 岑跃峰, 张宇来, 等. 基于双通道深度学习的轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2023, 40(7): 988-998.
SONG Xiaocheng, CEN Yuefeng, ZHANG Yulai, et al. Bearing fault diagnosis based on two-channel deep learning[J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2023, 40(7): 988-998.
- [15] 芦奕霏. 基于深度学习的轴承故障诊断方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
LU Yifei. Research on bearing fault diagnosis method based on deep learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [16] 柳秀, 马善涛, 谢怡宁, 等. 面向轴承故障诊断的深度学习学习方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(4): 118-124.
LIU Xiu, MA Shantao, XIE Yining, et al. Deep learning method for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(4): 118-124.
- [17] 黄扣, 袁伟, 陈红卫. 基于深度学习的轴承故障智能诊断方法研究[J]. *计算机与数字工程*, 2022, 50(8): 1827-1832.
HUANG Kou, YUAN Wei, CHEN Hongwei. Research on bearing fault intelligent diagnosis method based on deep learning[J]. *Computer and Digital Engineering*, 2022, 50(8): 1827-1832.
- [18] 林诗麒, 陈智丽, 李宇鹏, 等. 基于深度学习和多域决策融合的轴承故障智能诊断技术[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(10): 3708-3718.
LIN Shiqi, CHEN Zhili, LI Yupeng, et al. Intelligent bearing fault diagnosis technology based on deep learning and multi-domain decision fusion[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2024, 30(10): 3708-3718.
- [19] 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 热能动力工程, 2022, 37(6): 176-184.
JIN Jiangtao, XU Zifei, LI Chun, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis based on deep learning and support vector machine[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2022, 37(6): 176-184.
- [20] 刘佳峰. 基于深度学习的端到端轴承故障智能诊断方法[D]. 株洲: 湖南工业大学, 2022.
LIU Jiafeng. End-to-end bearing fault intelligent diagnosis method based on deep learning[D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2022.
- [21] 温江涛, 闫常弘, 孙洁娣, 等. 基于压缩采集与深度学习的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 171-179.
WEN Jiangtao, YAN Changhong, SUN Jiedi, et al. Bearing fault diagnosis method based on compressed acquisition and deep learning[J]. *Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(1): 171-179.
- [22] 宫文峰, 陈辉, 张美玲, 等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.
GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Meiling, et al. Intelligent diagnosis method for incipient fault of motor bearing based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(1): 195-205.
- [23] 张伟涛, 崔丹, 刘璐, 等. 宽转速范围下的航发主轴轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(5): 253-262.
ZHANG W T, CUI D, LIU L, et al. Fault diagnosis method of aero engine main shaft rolling bearings in wide rotating speed range[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(5): 253-262.

通信作者: 张伟涛(1983—), 男, 博士, 教授。

E-mail: zhwt-work@foxmail.com