

基于 PSCP 的轴承故障程度不敏感定性诊断方法^{*}

张 龙, 刘杨远, 唐晓红, 罗穆旭

(华东交通大学轨道交通智能运维技术与装备江西省重点实验室 南昌, 330013)

摘要 针对当前故障诊断中将某个离散故障程度单独作为一个类别,导致模型无法适应复杂的实际故障程度动态变化场景,致使诊断精度下降的问题,提出了一种基于概率切片累积投影特征(probabilistic slicing cumulative projection features, 简称 PSCP)的轴承故障程度不敏感定性诊断方法,重点研究轴承故障程度变化时不同故障部位的识别问题。首先,利用概率盒(probability box, 简称 P-box)强大的原始信号包容性,将同一故障部位不同故障程度的数据划分成同一类故障状态,并提取 6 组概率切片累积特征;其次,使用冗余属性投影(nuisance attribute projection, 简称 NAP)算法对不同故障程度下的特征矩阵进行投影,消除故障程度冗余信息后生成 PSCP 矩阵;然后,通过构建的简易 3 层卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)实现轴承故障诊断;最后,利用试验数据构造单一或缺失故障程度数据集模拟现实情况进行分析。结果表明,当训练和测试数据属于不同的故障程度时,所提出方法仍具有较高的准确性和泛化性,能够对实际的轴承故障进行定性诊断,满足工程应用需求。

关键词 故障程度不敏感;定性诊断;概率盒;冗余属性投影;卷积神经网络

中图分类号 TH133.3

引 言

轴承的运行状态直接影响机器性能^[1],轴承状态监测与故障诊断一直备受关注。目前,常用的诊断方法是通过信号处理提取特征,再进行故障识别^[2]。然而,直接对原始信号进行特征提取易受噪声影响,导致信息丢失和模型泛化性差,人工特征提取依赖专家经验且设计复杂。因此,能自动从原始数据中学习有用特征的深度学习方法在故障诊断研究中蔚然成风^[3],CNN 因其自动学习特征的能力,在故障诊断中逐渐成为主流^[4-5]。

目前,基于深度学习的故障诊断模型存在以下局限:①需要大量训练数据,且对数据的幅值和分布非常敏感,导致同一故障部位不同故障程度的数据无法正确识别;②故障类别划分通常将不同故障程度的数据作为不同类别,但在实际工程中测试样本与训练样本的故障部位、形状及程度不完全一致。针对以上问题,有效的解决办法是丰富训练数据集。由于故障程度为连续变量,仅利用有限的离散故障程度样本还不够全面,因此降低诊断模型对故障程度变化的敏感性,是推动智能诊断走向工程实践的关键。

概率盒理论常用于机械系统故障失效概率评

估^[6]、有限元建模、结构可靠性设计^[7]和测量时累积误差的准确表达^[8]等领域。Tang 等^[9]利用证据理论结构对多个传感器的振动信号建立 P-box 模型,并提取多个无量纲特征输入支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)完成故障诊断。Dong 等^[10]通过 G-Copula 函数的联合累计分布建立 P-box 模型,利用聚合宽度特征实现轴承故障识别。现有研究仅采用 4 或 5 个故障部位进行识别,未考虑故障程度问题。研究发现,P-box 不仅能有效表达数据中的不确定性,还对故障程度变化具有鲁棒性。最初用于人脸识别的属性投影算法用于故障诊断领域,以消除工况变化对诊断结果的影响^[11]。Huang 等^[12]利用 NAP 算法消除不同转速和负载的影响,结合基于排序互信息的特征选择方法实现轴承性能退化评估。Yang 等^[13]提出一种改进的熵值加权 NAP 算法,结合反向传播(back propagation, 简称 BP)神经网络实现变工况下轴承故障诊断。以上研究中,NAP 主要用于剔除工况变化带来的冗余信息。本研究发现,NAP 算法在消除故障程度变化导致的冗余信息方面也非常出色。

笔者提出一种基于 PSCP 的轴承故障程度不敏感定性诊断方法,利用 P-box 强大的原始信号包容

^{*} 江西省自然科学基金资助项目(20224ACB204017);江西省教育厅科学技术研究资助项目(GJJ2200626);江西省研究生创新专项资金资助项目(YC2021-S422)

收稿日期:2022-07-05;修回日期:2022-09-09

性和NAP算法消除冗余信息,得到对故障程度不敏感的PSCP矩阵。仅用单个或部分故障程度数据训练诊断模型,模型能够适应训练阶段未曾出现的故障程度,从而适用于实际故障程度动态变化场景。

1 基本理论

1.1 概率盒理论

旋转机械检测信号常受到随机噪声和认知不确定性的影响,导致信息丢失和故障分类不准确。这些不确定性可通过更多数据或更好的建模来减少,而P-box理论因其优良的原始信号包容性,能有效融合不同类型的不确定性^[14]。该理论的核心就是获取原始数据的上限和下限作为P盒的上界和下界。对于一个波动范围处于 $(\underline{x}, \bar{x})$ 之中的随机变量 X ,因无法单独用一条累积概率函数(cumulative probability function, 简称CDF)曲线表示,故选用一个区域范围表示为

$$\begin{cases} \underline{F}(x) = P(X \leq x) \\ \bar{F}(x) = 1 - P(X > x) = \bar{P}(X \leq x) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\bar{P}$ 和 $\underline{P}$ 为随机变量 X 的高、低概率测度; $\bar{F}(x)$ 和 $\underline{F}(x)$ 为随机变量 X 的累积概率函数上、下边界。

P-box构造如图1所示。图1(a)中,2条CDF函数包含的范围即为P-box,此时随机变量 X 的累积概率函数 $F(x)$ 表示为

$$\underline{F}(x) \leq F(x) \leq \bar{F}(x) \quad (2)$$

P-box关键组成单元是证据理论结构,两者之间为整体与局部的关系,可相互转换。组成证据理论结构的核心是多个焦元结构的集合 $\{[(\underline{x}_1, \bar{x}_1), m_1], [(\underline{x}_2, \bar{x}_2), m_2], \dots, [(\underline{x}_n, \bar{x}_n), m_n]\}$ 。在图1(b)中,每一块切片可视为一个焦元,焦元结构满足

$$\begin{cases} \underline{x}_i \leq \bar{x}_i \\ \sum_{i=1}^n m_i = 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中: n 为焦元的个数; m_i 为焦元 i 的厚度,即基本概率分配,其累积概率总和为1; $\underline{x}_i$ 为变量 X_i 的最小值; $\bar{x}_i$ 为变量 X_i 的最大值;当 $\underline{x}_i = \underline{x}_j$ 时, $\bar{x}_i \neq \bar{x}_j$ 。

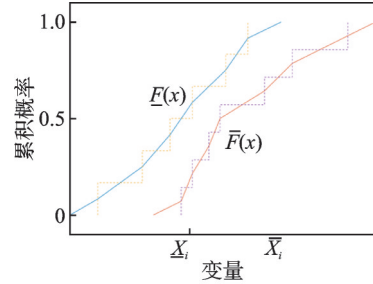
累积宽度为

$$Y_1 = \sum_{i=1}^n (m_i |\bar{x}_i - \underline{x}_i|) \quad (4)$$

累积对数宽度为

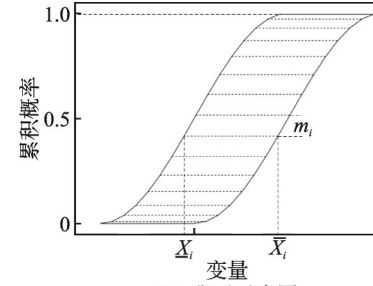
$$Y_2 = \sum_{i=1}^n (m_i \log_2 |\bar{x}_i - \underline{x}_i|) \quad (5)$$

累积区间宽度为



(a) CDF函数示意曲线

(a) Schematic curve of CDF function



(b) 焦元示意图

(b) Illustration of focal element

图1 P-box构造

Fig.1 Construction of P-box

$$Y_3 = \left[\sum_{i=1}^n (m_i \underline{x}_i), \sum_{i=1}^r (m_i \bar{x}_i) \right] \quad (6)$$

式(4)~(6)主要是对信号不确定性范围进行描述。

累积置信边界值为

$$Y_4 = \left[\sum_{i=1}^n \underline{x}_i, \sum_{i=1}^r \bar{x}_i \right] \quad (7)$$

式(7)计算信号置信区间,即被测量参数值的可信程度。

累积矛盾区间为

$$Y_5 = - \sum_{i=1}^n m_i \log_2 (c_2 - c_1) \quad (8)$$

其中: c_1 和 c_2 分别为左、右边界平均概率统计值。

焦元权重区间为

$$Y_6 = \sum_{i=1}^n (m_i (1 - \log_2 |\bar{x}_i - \underline{x}_i|)) \quad (9)$$

式(4)~(9)所示的概率切片累积特征能准确描述数据的紧致性,该值越小,表明P-box包含的不确定区间越小,意味着轴承不同故障类别之间几乎没有重叠现象,从而减小后续模式识别的难度。由于概率盒包含原始数据的所有信息,因此从P-box中提取的概率切片累积特征不仅降低了数据维度,提高了时效性,更为提高故障诊断精度提供了保障。

1.2 冗余属性投影

冗余属性投影是一种用来消除采集通道冗余信

息的算法,被广泛用于消除工况变化的影响^[15]。图2为NAP算法示意图。图中: x 为原始冗余属性集合; P 为投影矩阵; P_x 为所求的只包含故障信息的特征。NAP算法包含大部分冗余特征空间,再向该空间投影,从而去除冗余信息。

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]_{N \times n} \quad (10)$$

$$P = I - vv^T \quad (11)$$

其中: x 为 n 个不同状态的 N 维向量; I 为 $N \times N$ 单位矩阵; v 为冗余属性空间中 d 个单位正交列向量组成的矩阵。

$d \leq N$, d 越小,去除的冗余特征越少;反之,去除的冗余特征越多,但故障特征也会被削弱。通过品质因子 A 确定合适的 d 值。品质因子 A 表示投影之后所有不同状态样本之间的距离之和,即

$$A = \sum_{ij} W_{ij} \|P(x_i - x_j)\|^2 \quad (12)$$

其中: W 为权重矩阵。

当 x_i 和 x_j 来自不同状态时, $W_{ij} > 0$;当 x_i 和 x_j 来自同一状态时, $W_{ij} = 0$ 。本研究中不同状态表示不同故障程度。

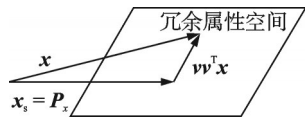


图2 NAP算法示意图

Fig.2 The illustration of NAP

联立式(11)和式(12)计算可得

$$x(\text{diag}(WL) - W)x^T v_i = \lambda v_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (13)$$

其中: $\text{diag}(\cdot)$ 将向量转化为对角矩阵; L 表示长度为 n 的全1列向量。

通过求解 v_i 得到投影矩阵 P ,从而计算出只包含故障信息的特征 P_x 。

1.3 卷积神经网络

CNN通常由卷积层、池化层和全连接层组成。笔者搭建了一个简易的3层CNN作为故障诊断分类器,CNN参数如表1所示。

表1 CNN参数

Tab.1 Parameters of the CNN

网络层	输出	激活函数
一维卷积(128,1,1)	(7,128)	ReLU
一维卷积(256,2,1)	(7,256)	ReLU
全连接层	类别数	Softmax

以一维卷积(128,1,1)为例,括号内第1个数字128代表输出通道;第2个数字1代表步长;第3个数字1代表接受域大小。

2 基于PSCP的轴承故障程度不敏感定性诊断流程

笔者提出一种基于PSCP的轴承故障程度不敏感定性诊断方法,图3为所提出方法的流程图。

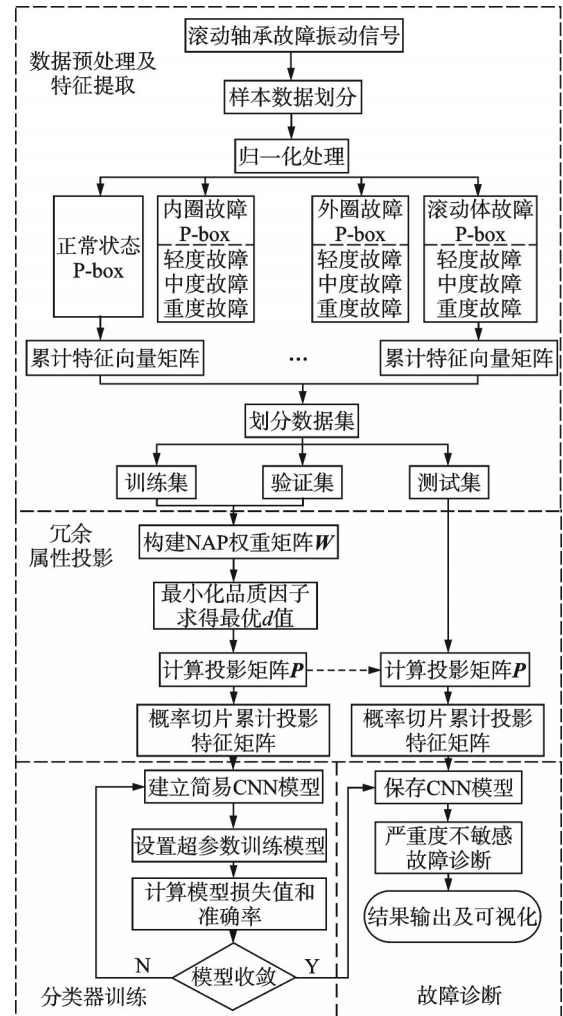


图3 所提出方法流程图

Fig.3 Proposed algorithm flow chart

3 试验分析

3.1 试验台数据的采集

图4为QPZZ-II型综合轴承故障试验台。该试验台主要由驱动电机、传动装置和加载测试装置组成。电机通过皮带驱动设备,故障轴承安装在最右端轴承座内,通过螺旋加载机构对轴承座进行加

载。试验轴承型号为 NU205EM 可拆式滚子轴承，故障由线切割加工获得。试验时轴承转速为 $1\times 10^3\text{ r/min}$ ，同时径向施加 80 kg 的载荷。加速度传感器安装在试验轴承座的垂直方向，以 12 kHz 的采样频率采集振动信号。

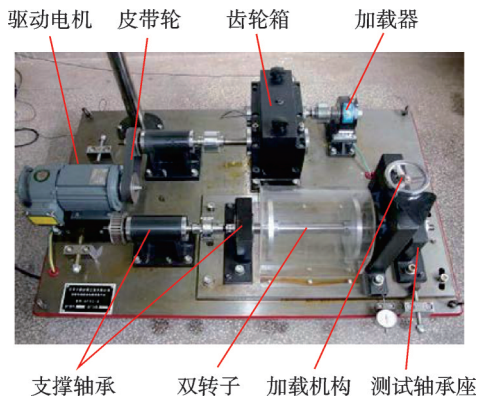


图 4 轴承故障试验台
Fig.4 Bearing failure test bench

不同故障部位和程度组成的轴承状态如表 2 所示。轴承的 4 种运行状况包括健康状态和 3 种故障状态，其中，3 种故障状态各包含 3 种故障程度。

表 2 不同故障部位和程度组成的轴承状态				
Tab.2 Bearing conditions with different fault types & degrees				
类别	故障部位	故障尺寸/mm	故障程度	标签
0	健康	无	无	C_0
1	内圈故障	0.5	轻度故障	C_1
2	内圈故障	1.0	中度故障	C_1
3	内圈故障	2.0	重度故障	C_1
4	外圈故障	0.5	轻度故障	C_2
5	外圈故障	1.0	中度故障	C_2
6	外圈故障	2.0	重度故障	C_2
7	滚动体故障	0.5	轻度故障	C_3
8	滚动体故障	1.0	中度故障	C_3
9	滚动体故障	2.0	重度故障	C_3

3.2 试验结果分析

不同故障信号及其 P-box 模型如图 5 所示。图 5(a)为表 2 所示的 10 种轴承状态信号。健康状态下轴承信号无明显故障冲激成分，信号幅值较为稳定，能量分布较为均匀。其他 9 种故障状态信号均表现出明显的冲激成分，且有一定的周期性。可以看到，同一故障部位的多个振动信号随着不同的故障程度而表现出显著变化。这种信号变化使表征不同故障类型的特征之间发生重叠，导致故障诊断模型的性能严重下降。

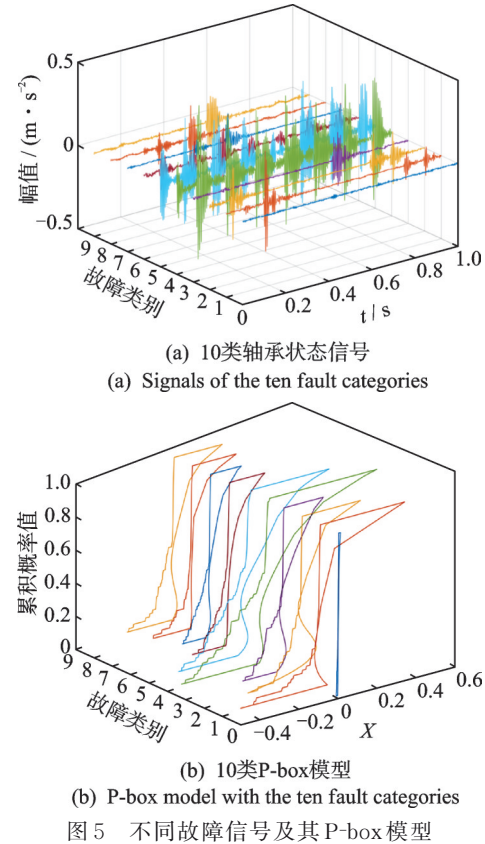


图 5 不同故障信号及其 P-box 模型
Fig.5 Different types of faulty signals and P-box models

图 5(b)为 10 类 P-box 模型，健康状态的 P-box 模型十分“瘦小”，紧致性非常高。这说明在健康状态下轴承不确定区间最小，包含的不确定信息量最少。对于类别数为 1、2 和 3 的内圈故障，尽管 P-box 模型“胖瘦不同”，但总体走向趋势和形状非常相似。研究发现，故障程度较轻时，轻度故障状态信号相对于健康状态信号出现偶然冲激，信号包含的不确定性信息迅速增加。因此，类别 1 的内圈轻度故障的 P-box 模型更“胖”。随着故障程度的加深，信号周期性的冲激成分越发明显，信号的规律性越强。因此，类别 2、3 的 P-box 模型依次变“瘦”。这种现象在类别 4、5、6 的外圈故障中也可以清晰地观察到。在类别 7、8、9 的滚动体故障中，P-box 模型的变化完全相反。导致这种现象的原因是随着滚动体表面不断磨损，故障程度不断加深，打滑现象更加明显。滚动体和内、外圈之间一直处在滚动和滑动的不断变换中，这导致信号规律性变弱，不确定性信息增加，P-box 模型逐渐变“胖”。尽管 4 种运行状况下 P-box 模型包含的不确定区间有很大区别，但仍有重叠部分，这将对故障程度不敏感诊断造成影响。为了解决这个问题，笔者提取 6 组概率切片累积特征对 P-box 模型的紧致性和所包含的信息进行描述，从而极大改

善识别精度降低的问题。

经过数据预处理和累计特征提取后,内、外圈和滚动体故障各有 120 个样本,包含 3 种故障程度,每种故障程度均为 40 个样本。根据式(4)~(9)提取 6 组概率切片累积特征,单个样本维度为 7,构建大小为 120×120 的权重矩阵,主成分 $d \leq 7$ 。通过最小化品质因子发现, $d = 5$ 时, $A = 0$ 。因此,笔者选取 $d = 5$ 时的投影矩阵 P 进行故障程度冗余信息剔除。

不同特征维数下故障程度曲线如图 6 所示。图 6(a)中,未经过投影的 PSCP 因故障程度不同,特征幅值之间差别很大,受故障程度的影响较大。图 6(b)中,通过冗余属性投影,完全消除了故障程度变化带来的影响,不同故障程度下的特征值基本一致。

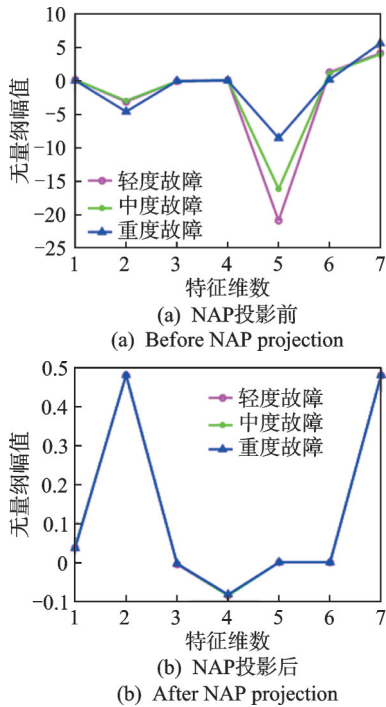


图 6 不同特征维数下故障程度曲线

Fig.6 Fault degree curve with different feature dimensions

为了验证 NAP 算法在消除故障程度冗余信息的同时保留故障类型信息,笔者将 PSCP 矩阵输入到 3 层 CNN 模型中进行分类。模型在 TensorFlow 1.13.1 环境下使用 Python 3.6 编写,类别数设为 4,采用交叉熵损失函数和 Adam 优化器,学习率为 0.01,批次大小为 100,神经元随机失活概率为 0.5。训练数据按照 6:2:2 比例划分,健康状态样本为 40,其他故障状态样本为 120。

图 7 为不同批次下损失函数和准确率曲线。当迭代到第 50 轮时,训练集和验证集的准确率逐渐趋于稳定,损失值降至 0.013 左右。100 轮以后,损失函数曲线和准确率曲线已完全稳定,模型完全收敛,

此时再输入测试数据检测分类精度。

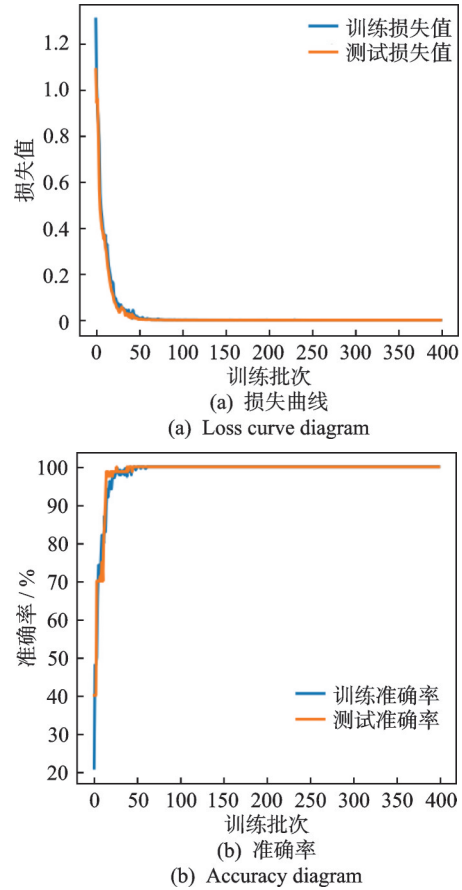


图 7 不同批次下损失函数和准确率曲线

Fig.7 Loss function and accuracy curves under different batches

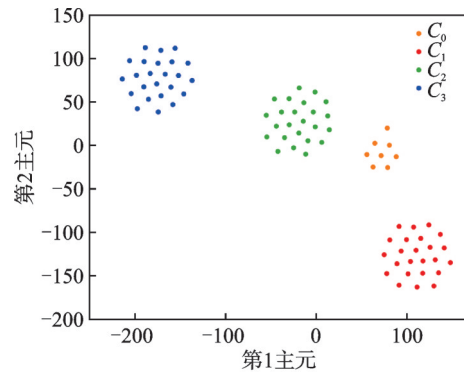
图 8 为根据 80 个测试集样本的诊断结果绘制的混淆矩阵。横、纵坐标轴数值 0~3 分别表示滚动轴承的 4 种状态 $C_0 \sim C_3$, 对角线上为分类正确的数目。数字越大时颜色越深,表示分类越准确。其余部分的数字为误分类个数。图 8 中,主对角线为深色区域,其余部分均为 0,表明测试集分类准确率为 100%。

真实标签	C_0	C_1	C_2	C_3
	8 100%	0	0	0
	0	24 100%	0	0
	0	0	24 100%	0
	C_0	C_1	C_2	C_3
预测标签				

图 8 混淆矩阵

Fig.8 Confusion matrix

图9为采用t-SNE方法对4种轴承运行状况测试样本的可视化结果,其展示了样本从一开始无序分布到最后输出时的最佳分布状态的变化过程。从图9(a)可以看到测试集时域样本的分布状态,各个类别分布杂乱无章且互相重叠, C_0 类由于样本量较少,已经完全融入到其他类别的大量样本中,这种情况下 C_0 极易被误分成其他类别的噪声,导致精度下降。图9(b)表示P-box模型建模后的样本分布,各个类别之间的分布较图9(a)已经有了极大改善,但仍存在混叠现象。图9(c)展示了NAP投影后的分布状态,可以看到较图9(b)类间距得到扩大,但4个类别的样本分布空间较为冗长,且 C_3 的极个别样本仍处在 C_1 之中。图9(d)为所提出方法全连接层的



(d) 全连接层输出特征
(d) Characteristics of the dense layer

图9 采用t-SNE方法对4种轴承运行状况测试样本的可视化结果

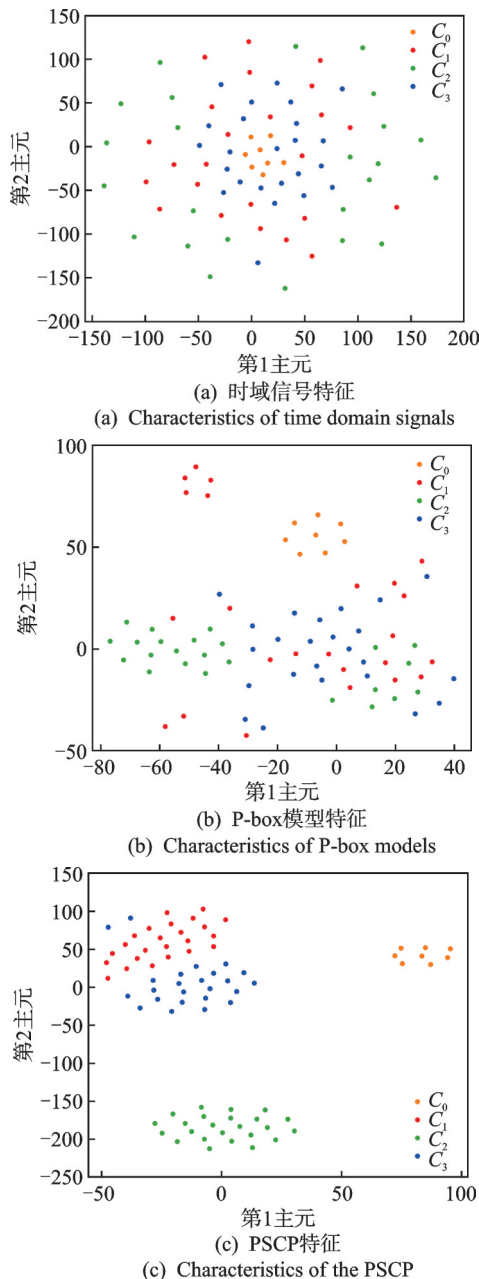
Fig.9 Visualization of the t-SNE method on the condition test samples of 4 types of bearings

输出特征,可达到类内距最小、类间距最大的目的,能够完美地将4种运行状况区分开。

构建多个模型与笔者提出模型进行比较。模型1(PSCP + CNN)为笔者提出的模型。模型2(时频域特征 + NPA + CNN)、模型3(P-box + CNN)和模型4(PSCP + SVM)为3个消融试验模型。模型5(原始信号 + ResNet)为直接输入原始信号的深度神经网络模型。模型2中,时域特征采用均方根值、脉冲因子、波形因子和峭度因子,频域特征采用均值频率、频率中心和均方根频率。模型5为了避免人为构造CNN的影响,直接采用模型ResNet-18。

缺少带标记的训练样本在故障诊断中是一个常见现象。为了在有限训练数据下提高模型诊断性能,采用单一故障程度数据进行训练,用其他故障程度数据进行测试,5个模型的平均准确率和极差值比较如表3所示。试验I展示了在所有故障程度数据训练下5个模型的故障分类情况。试验II、III和IV考查诊断模型对于不同故障程度数据的鲁棒性。试验V和VI采用故障程度外延法对模型进行测试。具体来说,试验V采用2个较低故障程度数据作为训练集,较高故障程度作为测试集,检验模型对超出训练范围的故障程度数据的敏感性。试验VI采用2个较高故障程度数据作为训练集,较低故障程度作为测试集,检验模型对已有故障程度数据范围内的未知故障程度数据的鲁棒性。试验VII采用插值法,将较高和较低2个故障程度数据作为训练集,两者区间之中的某个故障程度作为测试集,并检验模型对未知故障程度数据的鲁棒性。

各组试验均计算10次测试的平均准确率以及最大和最小准确率的极差值。平均准确率可以反映



(c) Characteristics of the PSCP

表 3 5 个模型的平均准确率和极差值比较								
Tab.3 Comparison of the average correct rate and extreme deviation values of five models								%
试验	训练集	测试集	准则	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
I	轻度、中度、重度故障	轻度、中度、重度故障	平均准确率	100	90.00	71.00	98.38	95
			极差	0	10.00	13.75	1.25	0
II	轻度故障	中度、重度故障	平均准确率	100	91.43	55.96	97.86	31.6
			极差	0	14.29	1.07	3.57	11.0
III	中度故障	轻度、重度故障	平均准确率	100	94.28	52.11	98.21	28.2
			极差	0	14.29	2.86	3.57	12.0
IV	重度故障	轻度、中度故障	平均准确率	100	92.86	46.39	98.39	25.7
			极差	0	14.29	3.93	3.57	8.0
V	轻度、中度故障	重度故障	平均准确率	100	80.00	44.81	97.19	27.2
			极差	0	25.00	10.00	6.25	8.0
VI	中度、重度故障	轻度故障	平均准确率	100	85.00	65.50	97.50	31.2
			极差	0	25.00	21.88	6.25	14.0
VII	轻度、重度故障	中度故障	平均准确率	100	87.50	71.38	96.88	33.8
			极差	0	25.00	1.81	6.25	13.0

模型的精确程度,值越大,则模型越精准。极差表示模型在不同故障程度下的泛化程度,值越小,泛化效果越好。

图 10 为不同故障程度训练集下不同方法的准确率箱线图。可以看出,笔者提出的模型 1 在任意故障程度数据训练下均具有 100% 的准确率,模型的稳定性和鲁棒性远高出其余 4 个模型,且在部分故障程度数据缺失的情况下,利用已有数据建立的模型仍具有极强的泛化能力和诊断能力。模型 2 的时域和频域特征受原始信号的影响较大,多次试验的准确率方差较大,模型不稳定。模型 3 为未经过 NAP 算法消除故障程度冗余信息,此时诊断精度急剧降低,这是由于当故障程度不同时,P-box 模型的紧致性会发生变化,使不同类别的 P-box 模型产生

重叠,导致特征信息混合,从而无法准确识别。模型 4 采用 SVM 分类器进行模式识别,诊断精度仅比提出的模型低 2% 左右,且模型稳定性较好。这说明 PSCP 特征已经能够完美区分含有不同故障程度数据的多个故障类别,分类器对精度的影响不大。由于 CNN 模型在处理非线性特征时比 SVM 更具有优势,能完美区分故障类别,因此笔者采用 CNN 作为分类器。模型 5 为 18 层的残差网络模型。从表 3 和图 10 可以看到,在轻度、中度和重度故障程度数据训练下,模型 5 具有 95% 的诊断精度,但模型 5 在其他缺失或单一故障程度下的诊断精度均远低于其他模型,不适用于实际情况。

4 结 论

1) 针对将不同故障程度视作不同类别的问题,利用 P-box 模型的信号包容性和 NAP 算法消除冗余信息,将不同故障程度的数据归为同一类,减弱故障程度对识别的影响,提高模型的准确性和鲁棒性。

2) 提出的基于 PSCP 的轴承故障程度不敏感定性诊断方法,显著降低了模型对故障程度的敏感性,使其能适应实际故障程度动态变化的情况。

3) 通过模拟训练集中缺失部分故障程度样本的试验,表明所提出方法在各种情况下均表现出色,准确率为 100%,即使面对未见过的故障程度数据,模型依然能够准确进行故障诊断,具有较高的工程应用价值。

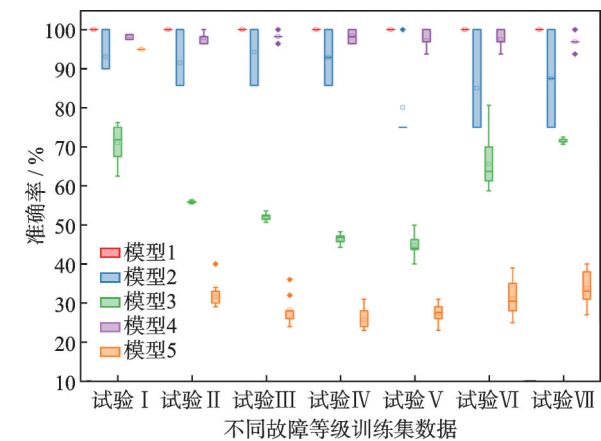


图 10 不同故障程度训练集下不同方法的准确率箱线图
Fig.10 Accuracy box plots of different methods with different failure degree training sets

参 考 文 献

- [1] 张龙, 吴荣真, 周建民, 等. 滚动轴承性能退化的时序多元状态估计方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(6): 1096-1104.
ZHANG Long, WU Rongzhen, ZHOU Jianmin, et al. Performance degradation assessment of rolling bearing based on AR model and multivariate state estimation technique[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(6): 1096-1104. (in Chinese)
- [2] 刘仓, 童靳于, 包家汉, 等. 基于多传感器两级特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(8): 199-207.
LIU Cang, TONG Jinyu, BAO Jiahao, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on multi-sensor two-stage feature fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(8): 199-207. (in Chinese)
- [3] CHEN Z Y, LI W H. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(7): 1693-1702.
- [4] 张龙, 甄灿壮, 熊国良, 等. 基于深度时频特征的机车轴承故障诊断[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(6): 247-258.
ZHANG Long, ZHEN Canzhuang, XIONG Guoliang, et al. Locomotive bearing fault diagnosis based on deep time-frequency features[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(6): 247-258. (in Chinese)
- [5] 吴耀春, 赵荣珍, 靳伍银, 等. 面向数据不平衡的卷积神经网络故障辨识方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(2): 299-307.
WU Yaochun, ZHAO Rongzhen, JIN Wuyin, et al. Intelligent fault identification method based on convolutional neural network for imbalanced data[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(2): 299-307. (in Chinese)
- [6] BERLEANT D, ZHANG J. Bounding the times to failure of 2-Component systems[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2004, 53(4): 542-550.
- [7] CRESPO L G, KENNY S P, GIESY D P. Reliability analysis of polynomial systems subject to P-box uncertainties[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 37(1/2): 121-136.
- [8] TROFFAES M C M, MIRANDA E R U, DESTERCKE S. On the connection between probability boxes and possibility measures [J]. Information Sciences, 2013, 224: 88-108.
- [9] TANG H, DU Y, DAI H L. Rolling element bearing diagnosis based on probability box theory [J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 80: 944-960.
- [10] DONG L C, LIU Y, TANG H, et al. Bearing data model of correlation probability box based on new G-Copula function [J]. IEEE Access, 2020, 8: 224565-224577.
- [11] 黄文艺. 基于特征优化与自主学习的滚动轴承故障诊断与性能退化评估[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
- [12] HUANG W Y, CHENG J S, YANG Y. Rolling bearing fault diagnosis and performance degradation assessment under variable operation conditions based on nuisance attribute projection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 165-188.
- [13] YANG D, LÜ Y, YUAN R, et al. Robust fault diagnosis of rolling bearings via entropy-weighted nuisance attribute projection and neural network under various operating conditions [J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(6): 2890-2909.
- [14] ZHANG H, MULLEN R L, MUHANNA R L. Structural analysis with probability-boxes [J]. International Journal of Reliability & Safety, 2012, 6(1/2/3): 110-129.
- [15] STAN Z L, JAIN A. Nuisance attribute projection [M]//STAN Z L, JAIN A. Encyclopedia of Biometrics. Boston, MA: Springer, 2009: 1007.



第一作者简介:张龙,男,1980年11月生,博士、教授。主要研究方向为机械故障诊断与健康维护。曾发表《复小波共振解调频带优化方法和新指标》(《机械工程学报》2015年第51卷第3期)等论文。

E-mail: longzh@126.com