

卷积深度森林滚动轴承故障诊断方法*

ROLLING BEARING FAULT DIAGNOSIS METHOD BASED ON CONVOLUTIONAL DEEP FOREST

顾 辉^{**1,2} 邵 星^{***1} 王翠香^{****1} 皋 军¹

(1. 盐城工学院 信息工程学院, 盐城 224051)

(2. 盐城工学院 机械工程学院, 盐城 224051)

GU Hui^{1,2} SHAO Xing¹ WANG CuiXiang¹ GAO Jun¹

(1. School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

(2. School of Mechanical Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

摘要 针对滚动轴承振动信号非线性、样本量少、传统机器学习诊断算法需要专家经验等问题,提出了一种卷积深度森林(Convolutional Deep Forest, CDF)的故障诊断方法。首先对一维振动信号进行归一化和转图片预处理,接着利用卷积神经网络对图片训练,完成端到端的特征提取,然后使用级联森林对特征进行分析并分类,最后在轴承数据集上验证了CDF的有效性。试验结果表明,CDF针对4种负载下的大小样本数据均能取得较高的准确率,基于二维信号转图片的卷积神经网络和CDF的准确率均高于一维,证明了基于信号转图片数据预处理操作的有效性。

关键词 故障诊断 滚动轴承 深度森林 卷积神经网络

中图分类号 TH133.33 TP212 TH212.3

Abstract Aiming at the vibration signal of rolling bearing with problems of nonlinear, small sample size and traditional machine learning based diagnosis algorithm required expert experience, a convolutional deep forest (CDF) based rolling bearing fault diagnosis algorithm was proposed. Firstly, the one-dimensional vibration signal was preprocessed through normalization and transformation into image. Then the convolution neural network was exploited to train the image to complete the end-to-end feature extraction, and the cascade forest was used to analyze and classify the features. Finally, the effectiveness of CDF was verified on the bearing data set. The experimental results show that CDF can achieve high accuracy for small or big sample data under four loads. In addition, the accuracy of convolution neural network and CDF based on two-dimensional image are higher than one-dimensional, which proves the effectiveness of data preprocessing operation based on signal to image.

Key words Fault diagnosis; Rolling bearing; Deep forest; Convolutional neural network

Corresponding author: SHAO Xing, E-mail: shaoxing269@sina.com, Tel: +86-515-88298822, Fax: +86-515-88298822

The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61502411, 62076215), the New Generation Information Technology Innovation Project of the Ministry of Education (No. 2020ITA02057), and the Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No. SJCX22_XZ035, SJCX22_XY061).

Manuscript received 20230213, in revised form 20230406.

0 引言

旋转机械作为机械系统中的传动装置,被广泛应用于航空航天、电力、农业和现代机床。随着制造业的发展,旋转机械的复杂性越来越高。旋转机械通常在高压、高速、重载的环境下运行,发生故障的可能性较大。滚动轴承作为旋转机械中最重要的零件之一,

对于机械系统平稳有效运转至关重要。据统计,约30%的旋转机械故障都与轴承的损伤有关。《中国制造2025》战略任务和重点中指出,推进信息化与工业化深度融合必须关注机械故障诊断^[1]。

LE C Y等^[2]在2006年首次提出深度学习(Deep Learning, DL),在各个领域引起了研究浪潮。深度学习技术被广泛应用于面部表情识别^[3]、目标检测^[4-5]、

*20230213收到初稿,20230406收到修改稿。国家自然科学基金项目(61502411,62076215),教育部新一代信息技术创新项目(2020ITA02057),江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJ CX22_XZ035, SJ CX22_XY061)资助。

**顾 辉,男,1997年生,江苏盐城人,汉族,盐城工学院信息工程学院硕士研究生,主要研究方向为深度学习、机械故障诊断。

***邵 星(通信作者),男,1985年生,江苏宿迁人,汉族,盐城工学院信息工程学院副教授,博士,主要研究方向为深度学习、机械故障诊断。

****王翠香,女,1982年生,山东新泰人,汉族,盐城工学院信息工程学院讲师,硕士,主要研究方向为深度学习、机械故障诊断。

医疗诊断^[6-7]等各类领域。随着轴承故障诊断成为研究热门方向,加上浅层学习在故障诊断上的优秀表现,深度学习在图像识别等各个领域的成功,国内外学者迅速将深度学习应用在故障诊断中。

JANSSENS O 等^[8]首次利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行故障诊断。首先使用离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)对振动信号进行变换,将时域信号转换成频域信号,然后利用一个卷积层和一个全连接层组成的CNN来训练,相较于常规算法正确率提高了6%。WEN L 等^[9]提出了一种具有双层全连接层的CNN。在电机轴承、离心泵和轴向液压泵数据集上,证明了双层全连接层能够增加故障诊断的正确性。JIA F 等^[10]提出了一个4层的深度神经网络模型。使用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)对2 400个数据进行预处理,然后使用自编码器进行无监督的预训练,最后使用模型进行监督训练,在凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)数据集上达到了99.68%的正确率。

神经网络正确率高,不需要专家经验,其缺点是拥有大量的超参数,需要人工花费大量时间去调整最佳参数解。针对神经网络大量超参数的问题,ZHOU Z H 等^[11]提出了集成随机森林(Random Forest, RF)^[12]的模型:深度森林(Deep Forest, DF)。DF由多粒度扫描(Multi-Grained Scanning, MGS)和级联森林(Cascade Forest, CF)组成。通过MGS能够充分地提取数据中的特征,适用于小样本学习且可解释性强,但同时MGS也会产生大量的子样本,容易产生数据特征的冗余,加大内存的容量,暂时不可应用于大维度的数据上。CF将不同的基学习器逐层连接,由于基学习器的不同,保证了模型的多样性。鉴于CNN强大的表征学习能力,提出了一种基于CNN和CF的卷积深度森林(Convolutional Deep Forest, CDF)模型,本文主要的结构如下:

1)采用归一化数据增强转二维灰度图的预处理方法,消除专家经验对系统的影响。利用数据增强,增加训练样本提高模型的泛化能力。

2)介绍CNN和DF相关理论。

3)为了验证本文所提算法的可行性,使用CWRU数据集进行验证。试验一验证了样本容量对模型的影响,证明了数据增强的有效性。试验二验证了本模型能够较好地提取特征,相较于CNN和DF能够获得更高的准确率。试验三证明了CDF能够在噪声环境下获得较高的准确率。

1 数据预处理

1.1 数据增强

增强模型泛化能力最好的方式是使用更多的训练样本,在原有的数据集上获得更多有效的子样本。在图像识别领域,常用的数据增强算法为图片翻转(flips)、移位(translations)、旋转(rotation)、缩放比例(scale)、条件对抗神经网络。然而在轴承故障诊断领域,并没有关于数据增强的技术。机械正常运转时的振动信号,具有平稳性和周期性。出现故障的振动信号,具有一定的周期性和突发性。根据这一特点,本文引入了一种将数据重叠采样与随机采样相结合的数据增强算法。

数据重叠采样的数据增强算法如图1所示。设数据总长度为 N ,截断长度为 J ,训练样本长度为 K ,可得到的样本数量为 S 。原始处理 S 的计算式为

$$S = f_{\text{Floor}}\left(\frac{N}{K}\right) \quad (1)$$

式中, $f_{\text{Floor}}(\cdot)$ 函数为向下取整函数。数据重叠采样 S 的计算式为

$$S = \frac{N - K}{J} + 1 \quad (2)$$

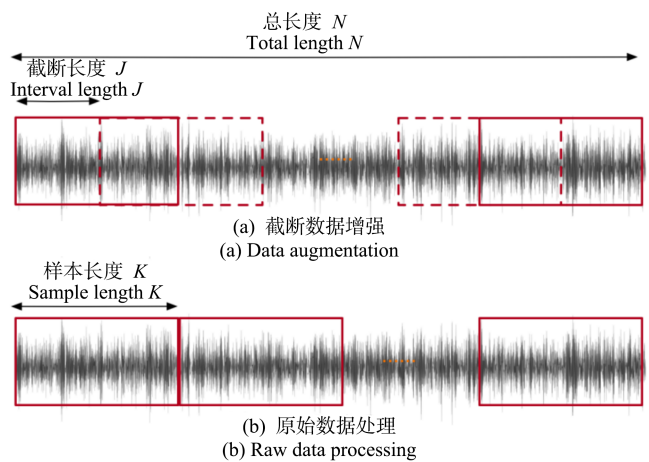


图1 数据增强对比

Fig. 1 Data augmentation contrast

随机采样,即在总长度为 N 的振动序列中,随机截取样本容量为 R ,训练样本长度为 K 的连续数据。重叠采样存在两个问题,当 J 远大于 K 的值时,训练样本之间的间隔会变大,会存在部分数据无法收集到的问题。当 J 的值很小时,会存在只截取前端数据的问题,而随机采样可以弥补重叠采样的缺点,故提出了一种将重叠采样与随机采样相结合的数据增强算法,总样本容量为重叠采样与随机采样样本容量之和。

1.2 信号维度转换

信号转图片的步骤如图2所示,根据已得到的训练样本,将原始信号归一化。数值范围在图片像素的边界值内,图片的像素值范围为0~255。取得一个

$M \times M$ 大小的图片,需要在原始振动信号上取一个长度为 M^2 的序列,使用 $L(i), i \in [1, M^2]$ 代表序列上的振动信号值,单一像素值归一化计算式为

$$N(i) = \frac{L(i) - \min(L)}{\max(L) - \min(L)} \times 255 \quad (3)$$

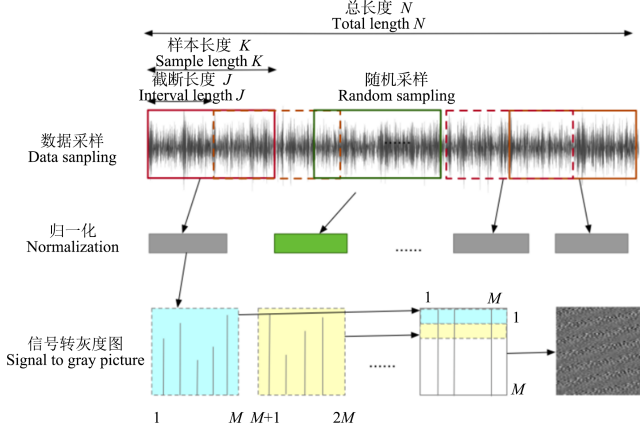


图2 信号转图片

Fig. 2 Signal to image

使用 $P(j, k), j, k \in [1, M]$ 代表图片上的像素值,像素值的计算式为

$$P(j, k) = N(j \times M + k) \quad (4)$$

2 卷积级联森林模型

2.1 卷积神经网络

CNN 对故障诊断最早的灵感来自图像分类。CNN 是多级网络,主要包含卷积层、池化层和全连接层。卷积层是 CNN 中最重要的特征提取步骤,主要有两种特点:稀疏连接和权值共享。卷积过程表达式为

$$X_j^l = f\left(\sum X_i^{l-1} \omega_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (5)$$

式中, X_i^l 为第 l 层的第 i 个元素; ω_{ij}^l 为对应卷积核的权重; $f(\cdot)$ 为激活函数; b_j^l 为偏置项。在故障诊断领域通常可分为一维卷积和二维卷积,如图 3 所示。

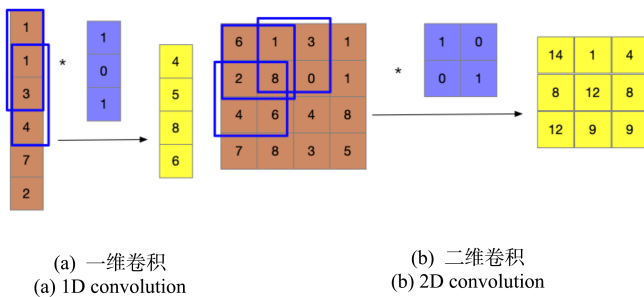


图3 卷积

Fig. 3 Convolution

池化层通常在卷积层之后,主要是为了降采样,避免冗余,常用的池化操作为:最大值池化和平均值池化。池化表达式如式(6),操作如图 4 所示。A 为池化区域。

$$X_j^l = \begin{cases} \text{avg}\{X_i^{l-1} \times A\} \\ \text{max}\{X_i^{l-1} \times A\} \end{cases} \quad (6)$$

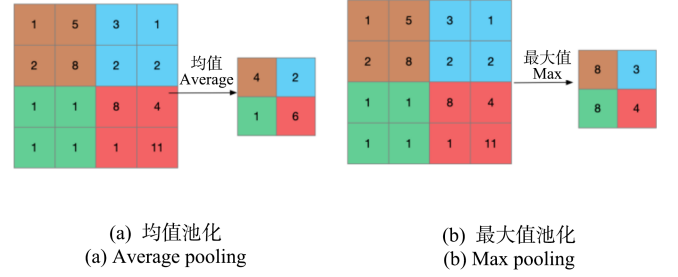


图4 池化

Fig. 4 Pooling

本文中的 CNN 结构结合 ZHANG W 等^[13]的思想,第 1 层卷积层使用二维宽卷积核,是二维卷积神经网络模型。图 5 所示为本文 CNN 模型的结构和参数。由卷积层 1,池化层 1,卷积层 2,池化层 2,全连接层和 Softmax 输出层组成。训练周期为 20 次,优化器为 Adam,分类器为 Softmax,为防止过拟合,dropout 为 0.5。

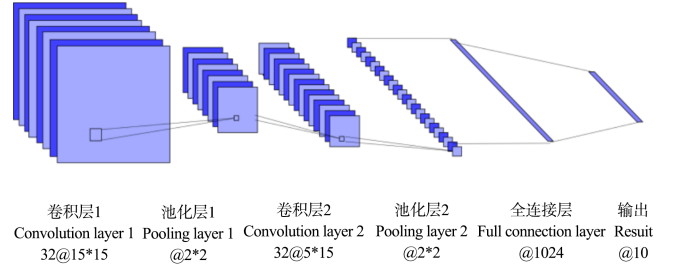


图5 卷积神经网络结构

Fig. 5 Convolutional neural network structure

2.2 级联森林

本文构建的级联森林模型如图 6 所示。每层由 2 个随机森林和 2 个完全随机森林组成,每个森林中都有 300 棵决策树。除了第 1 层外,其余层都是采用输入特征与上级预测特征相结合的方式。完全随机森林随机选择一个属性在节点上进行分割,直到每个节点只包含相同的类。随机森林随机选取 $\sqrt{d}$ 个属性作为候选(d 为输入属性数),通过计算基尼指数(Gini index, Gini),将最小值属性作为最优划分。其计算式为

$$I_{\text{Gini}}(D) = 1 - \sum_{k=1}^Y P_k^2 \quad (7)$$

$$I_{\text{Gini}}(D, a) = \sum_{x=1}^X \frac{|D^x|}{|D|} I_{\text{Gini}}(D^x)$$

式中, D 为输入特征数据集; Y 为 D 中样本的属性数; P_k 为第 k 类样本在 D 中所占的比例。假设属性 a 将样本集划分为 X 个不同子集,为 $D^1, D^2, D^3, \dots, D^X$ 。直观来说, $I_{\text{Gini}}(D)$ 越小,数据集的纯度越高。

输入特征后,森林会采用自助采样法来训练决策

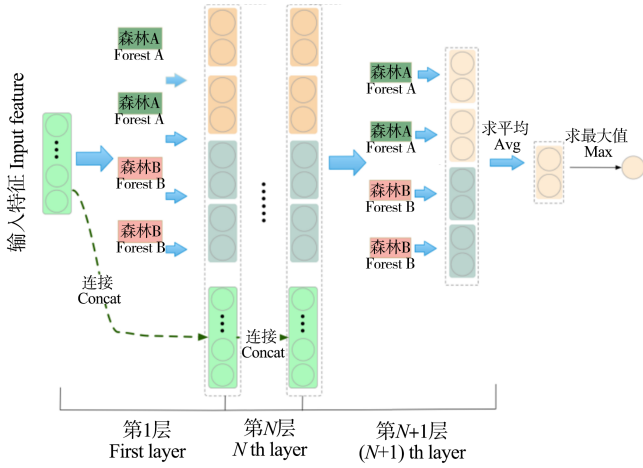


图6 级联森林结构

Fig. 6 Structure of the cascade forest

树,每棵决策树都会产生类估计值,最后取平均值作为下一层的输入。为了防止过拟合,每个森林产生的

类估计值都会使用 K 折交叉验证(K -Fold Cross Validation),在验证集上测试,当性能没有显著的提升时,模型将停止生成下一层。因此,模型的层数是自动的。

2.3 卷积级联森林

大部分基于CNN的故障诊断模型都采用Softmax层来做分类。Softmax计算式为

$$S_i = e^{z_i} / \sum_{c=1}^C e^{z_c} \quad (8)$$

式中, z_i 为第 i 个节点的输出值; C 为分类类别数。通过Softmax函数可以将多分类的输出值限定在 $[0, 1]$ 的范围内,且概率和为1。CNN中通常使用反向传播求梯度进行参数更新,指数函数在求导时较为方便,但指数函数也存在缺陷,当 z_i 非常大时,数值会溢出。深度森林具有强大的预测分类和回归能力,但其MGS相较于CNN,时间复杂度更高,故将CNN中Softmax去除,使用级联森林做分类。模型的总架构如图7所示。

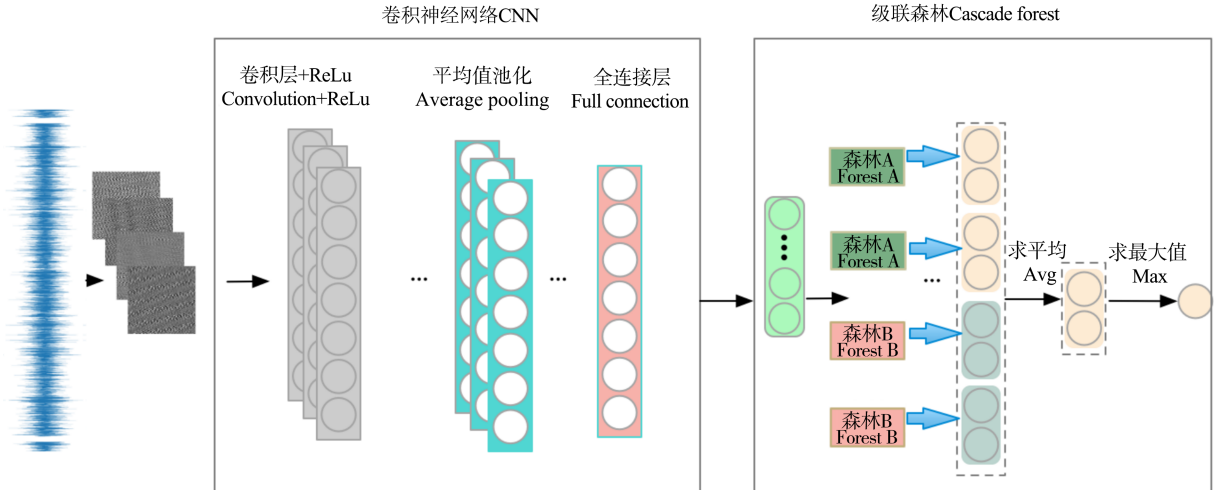


图7 卷积级联森林

Fig. 7 Convolutional cascade forest

3 试验

3.1 试验描述

试验描述主要分为3部分:首先介绍滚动轴承数据集,其次介绍试验数据的处理,最后介绍本次试验软、硬件平台的细节。

3.1.1 滚动轴承数据描述

本文试验数据集来自CWRU的滚动轴承数据中心。轴承故障由电火花人工造成,采样频率为12 kHz和48 kHz。故障分为:外圈故障(Outer Race Fault, OF),内圈故障(Inner Race Fault, IF)和滚动体故障(Ball Fault, BF)。轴承损伤大小为0.007、0.014和0.021 in (1 in=25.4 mm)。故共计有9种损伤状态和1种正常状态(Normal, NO)。电动机功率为以下4种:0、1、2、3 hp (1 hp≈0.746 kW)。电动机转速范围为1 720~1 797 r/min。

3.1.2 试验数据描述

子样本数据长度为1 024,采用第1节中的方法对信号进行数据预处理。本文选取的采样频率为12 kHz,图8为在负载0 hp下,前1 024个信号数据的可视化灰度图。设置了4类数据集 $A_i, B_i, C_i, D_i, i \in [1, 4]$ 分别工作在负载0、1、2、3 hp下。每类数据集都取4种不同的样本容量:在每个故障下取120、300、900和1 500个样本。 A_1 表示在0 hp负载下,9类故障分别取120个子样本和1类正常样本的数据集,样本容量为1 200; B_2 表示在1 hp负载下,9类故障分别取300个子样本和1类正常样本的数据集,训练样本和测试样本比例为3:1。

在接下来的试验中,将分别考虑数据样本数量和网络维度对模型的影响。为了保证模型的鲁棒性和避免试验的偶然性,试验均运行10次并取平均值作为最终结果。

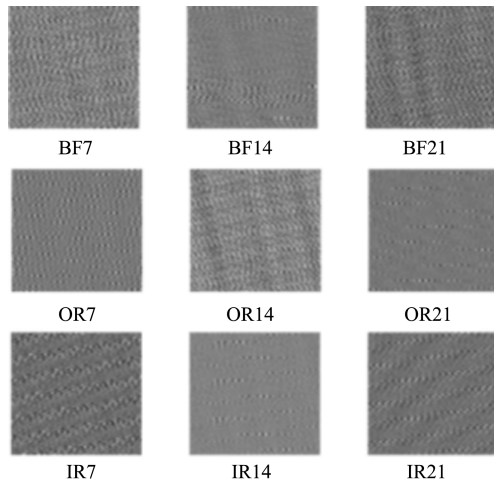


图 8 信号灰度图

Fig. 8 Signal grayscale

3.1.3 试验平台

计算机硬件配置: 2 GHz 频率, 四核 Intel Core i5 处理器, 16 GB 内存。计算机软件配置: Mac OS 操作系统, Python 版本 3.8, Tensor Flow 版本为 2.7.0。

3.2 样本数量对模型的影响

深度模型能够在大数据的加持下, 获得较高的正确率。但在现实环境下, 大量的振动信号难以获得, 所以基于小样本数据下的模型正确率同样至关重要。

本试验将会探索样本容量对模型的影响, 由于本模型是混合模型, 所以也会比较相同参数的 CNN 和 DF 模型。比较模型为 DF、Lenet5、Lenet5DF 和本文所提 CNN, 试验中所有模型的维度均为二维, 试验数据集描述参照第 3.1 节, 试验数据的预处理参照第 1 节。

通过分析图 9 中各个工况下模型的正确率可以得出的结论为: ①随着样本容量的增加, 各个模型的正确率都在提升, 充分说明了样本容量对模型泛化能力的影响是巨大的, 也体现了本文中所提到的数据增强的意义。②本文所提出的 CDF 在样本容量为 1 200 时正确率达到了 99% 以上, 样本容量达到 9 000 及以上时, 样本容量达到 9 000 及以上时, 样本容量达到 9 000 及以上时, 样本容量达到 9 000 及以上时在各个负载下均达到了 100% 的正确率, CDF 模型均能够取得比 CNN 和 DF 更高的准确率, 证明了该模型的有效性。

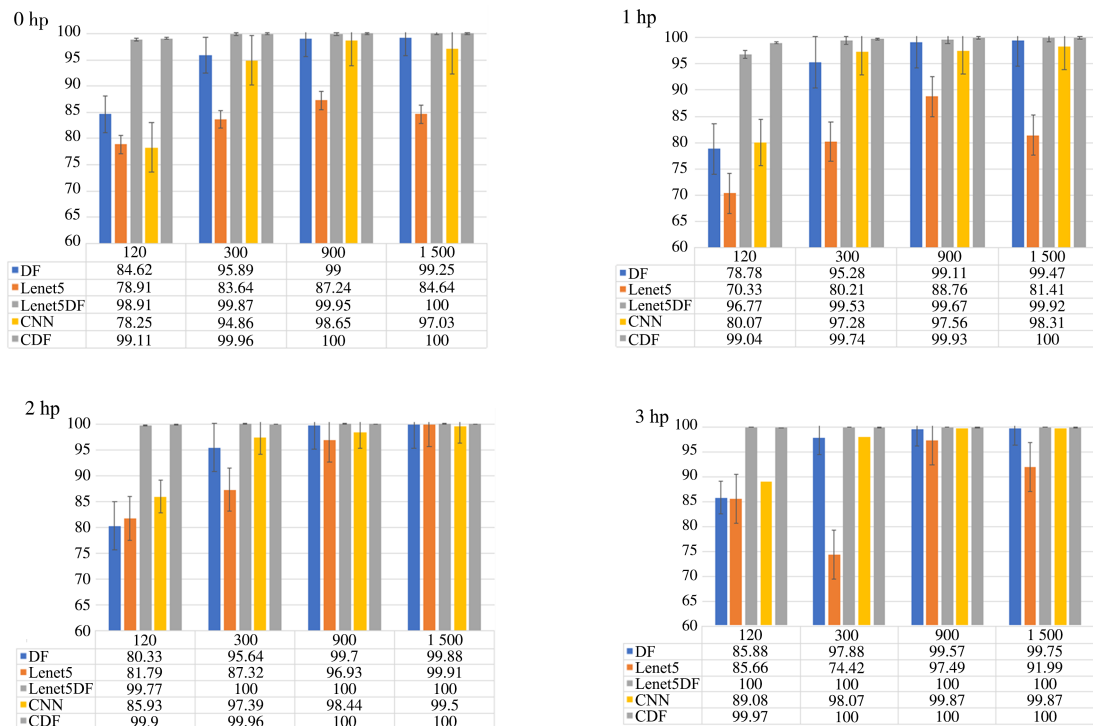


图 9 多工况下各模型在不同样本容量上的正确率

Fig. 9 Accuracy of each model on different sample sizes under multiple working conditions

3.3 网络维度对模型的影响

在本次试验中, 将会讨论网络维度对模型的影响。一维网络模型采用的输入是原始振动信号, 二维网络模型采用的输入是振动信号转化的二维灰度图。试验数据集选用 A_2 , B_2 , C_2 和 D_2 , 即样本容量均为 3 000, 负载为 0、1、2、3 hp。共做 6 组对照试验, 分别为 Lenet5、Lenet5DF、Wdcnn、WdcnnDF、CNN 和 CDF

的一、二维模型。对比模型除了维度不同外, 其余各参数均相同。

如表 1 所示, 所有二维网络模型均比一维网络模型正确率高。这表明了第 1.2 节中信号转图片方法的有效性。CDF 在各个工况下的正确率均超过其余模型。如图 10 所示, 为了更好地理解 CDF, 引入了 t -SNE 算法和混淆矩阵, 对故障做可视化分析。将

模型的输出结果经过 t -SNE 降至二维,输出到坐标轴中,通过查看各个故障分类的重叠,可以清楚地看出模型的预测性能。但是并不能明显得到预测出错的细节,因此引入了混淆矩阵,通过混淆矩阵可以清楚地分析模型出错的细节,混淆矩阵的纵轴代表故障分类的真实标签,横轴代表模型预测的标签,对角线

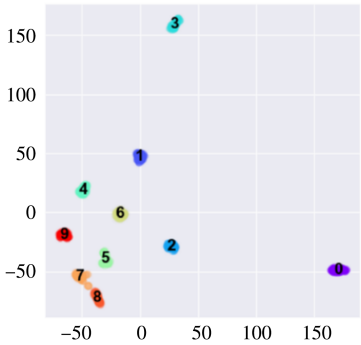
上的值为故障分类的正确率,横行上的其他值则代表分类出错的概率,例如本模型负载为 0、3 hp 时均达到 100% 的正确率,在负载为 1、2 hp 时,将真实故障为 BF21 预测成 BF7。

对于时间而言,一、二维模型消耗时间相差不多,本模型 CDF 消耗的时间较多,获得了最高的正确率。

表 1 基于不同工况下模型的准确率和运行时间

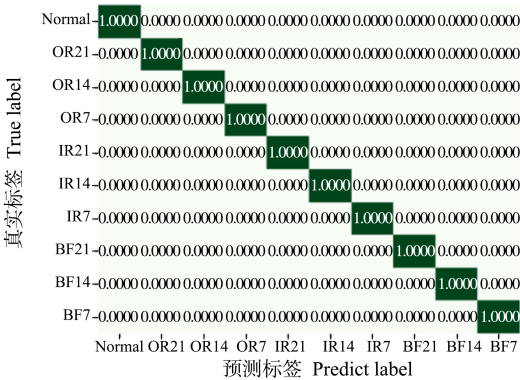
Tab. 1 Accuracy and running time of the model based on different working conditions

方法 Method	维度 Dimension	数据集 A ₂ Datasets A ₂ /%	数据集 B ₂ Datasets B ₂ /%	数据集 C ₂ Datasets C ₂ /%	数据集 D ₂ Datasets D ₂ /%	平均值 Average/%	时间 Time/s
Lenet5_1d	1	13.65	9.80	13.34	18.72	13.88	58.55
Lenet5_2d	2	83.64	80.21	87.32	74.42	81.40	44.39
Lenet5DF_1d	1	99.80	98.84	99.98	100.00	99.65	152.66
Lenet5DF_2d	2	99.87	99.53	100.00	100.00	99.85	83.86
Wdenn_1d	1	70.40	51.25	56.77	52.64	57.77	36.40
Wdenn_2d	2	86.18	84.91	90.66	94.82	89.14	163.57
WdennDF_1d	1	99.58	99.08	99.85	99.91	99.60	39.76
WdennDF_2d	2	99.59	99.91	100.00	100.00	99.87	230.20
CNN_1d	1	81.56	73.41	80.02	70.31	76.33	119.28
CNN_2d	2	94.86	97.26	97.39	98.07	96.89	181.43
CDF_1d	1	99.96	99.93	99.73	100.00	99.91	242.82
CDF_2d	2	100.00	99.74	99.96	100.00	99.92	217.04



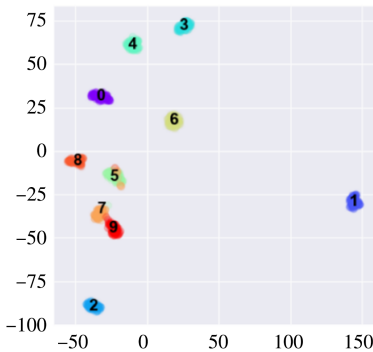
(a) A₂(负载 0 hp) t -SNE

(a) A₂(loading 0 hp) t -SNE



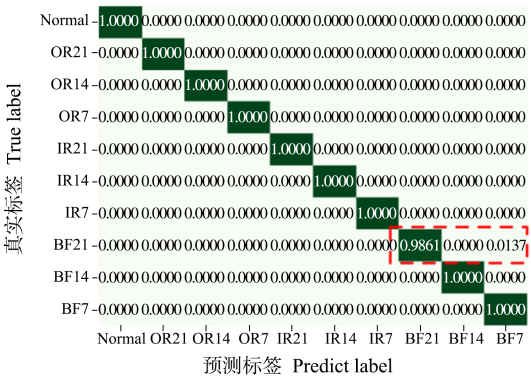
(b) A₂(负载 0 hp) 混淆矩阵

(b) A₂(loading 0 hp) confusion matrix



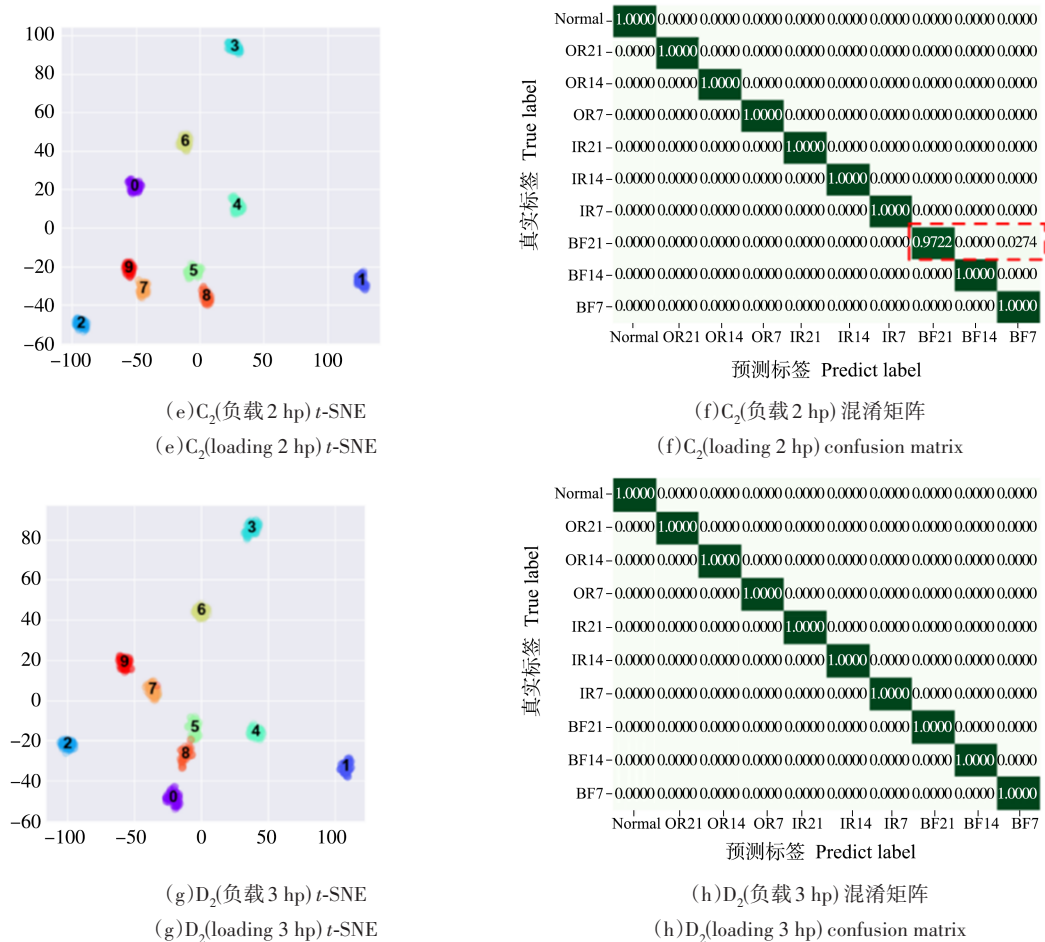
(c) B₂(负载 1 hp) t -SNE

(c) B₂(loading 1 hp) t -SNE



(d) B₂(负载 1 hp) 混淆矩阵

(d) B₂(loading 1 hp) confusion matrix

图 10 t -SNE 和混淆矩阵Fig. 10 t -SNE and confusion matrix

3.4 噪声环境对模型的影响

在实际的工况中,机械运作环境极为复杂,传感器无法避免不收集到噪声,如何从含有大量噪声的振动信号中做出精准的轴承故障诊断变得极为重要。

本试验将会分析 CDF 算法的抗噪能力。首先会对样本数据添加噪声,模拟实际工况下的信号,本次添加的噪声为高斯白噪声。试验数据集选用 B_1 , B_2 , B_3 和 B_4 ,即负载为 1 hp,样本总容量均为 1 200、3 000、9 000 和 15 000。信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)为信号功率与噪声功率的比值,用 dB 表示,如式(9)所示,其中 P_{signal} 为信号, P_{noise} 为噪声能量区域。

测试 SNR 值从 -4~10 dB,信噪比越强(越低越强),噪声的干扰也就越强。

$$S_{\text{SNR}} = 10 \lg \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right) \quad (9)$$

如表 2 所示,颜色越深表示正确率越高,比较模型的维度均为二维,其中支持向量机(Support Vector Machine, SVM)模型使用径向基核函数。随着噪声的增大,各个模型的正确率都在降低。SNR 值等于 -4 dB 时,即使样本容量大于 15 000,各个模型的正确率均低于 50%。当 SNR 值大于 4 dB 时,除了 SVM 外,各个模型的正确率均超过 80%。随着样本容量的扩充,各个模型的正确率均在上升, CDF 正确率均为最高。随着噪声的减小,各个模型的正确率都在上升,当 SNR 值为 10 dB 时,对模型的影响较小。

表 2 噪声下的性能

Tab. 2 Performance in noise

数据集 Data set	模型 Model	正确率 Accuracy/%								
		-4 dB	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB	无噪声 None
B_1	SVM	18.38	29.75	33.45	37.42	45.89	47.86	48.32	50.51	52.14
	Wdcnn	35.93	55.68	66.54	75.52	78.32	79.65	80.11	81.33	81.45
	WdcnnDF	30.69	49.01	68.88	83.42	90.61	93.09	93.84	94.03	94.28
	CNN	28.79	41.95	59.18	71.93	76.05	78.11	79.32	79.63	80.07
	CDF	41.38	59.32	75.84	89.42	95.17	97.32	98.54	98.86	99.04

续表

数据集 Data set	模型 Model	正确率 Accuracy/%								
		-4 dB	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB	无噪声 None
B ₂	SVM	22.51	32.51	36.22	39.85	43.12	48.32	52.31	54.32	55.21
	Wdcnn	38.42	58.39	76.29	81.35	82.78	83.15	83.90	84.42	84.91
	WdcnnDF	41.39	69.42	93.10	97.92	99.61	99.72	99.76	99.80	99.90
	CNN	39.78	67.10	82.16	92.03	95.86	96.31	96.87	97.18	97.28
	CDF	43.92	73.26	86.49	95.39	98.36	99.20	99.62	99.78	99.74
B ₃	SVM	25.87	36.22	40.49	48.27	53.65	58.63	60.85	61.75	62.17
	Wdcnn	39.47	65.12	80.00	87.67	89.59	89.73	90.00	90.02	90.17
	WdcnnDF	40.86	70.62	94.87	96.98	99.37	99.76	99.81	99.89	99.92
	CNN	36.19	68.07	83.12	90.73	96.89	97.14	97.42	97.51	97.56
	CDF	44.17	76.54	86.91	97.85	99.08	99.65	99.86	99.91	99.93
B ₄	SVM	31.28	40.57	53.58	62.17	65.87	67.21	69.65	70.65	70.87
	Wdcnn	42.65	66.12	85.87	96.62	98.37	98.66	98.75	98.86	98.85
	WdcnnDF	41.23	72.14	88.14	96.87	99.21	99.38	99.37	99.47	99.63
	CNN	37.18	70.32	82.14	91.26	96.92	97.18	97.63	98.05	98.31
	CDF	45.24	76.83	87.52	95.30	99.46	99.82	99.93	99.95	100.00

4 结论

本文针对滚动轴承振动信号具有非线性,在工程实际中难以获得和常见模型需要大量专家经验等特点,提出了一种卷积深度森林模型,进行了多组对比试验,得出以下主要结论:

1)该模型针对负载为0、1、2、3 hp的小样本也能得到较高的准确性,高于同样参数的深度森林和卷积神经网络。

2)针对数据预处理和卷积网络维度对模型的影响,将经典的算法迁移到故障诊断中做对比,在本文所提模型中,基于振动信号转二维灰度图的二维网络模型的正确率均高于一维网络模型。

3)CDF模型虽然能获得较高的正确率,但是运行的时间相对较长。

4)即使信号中充斥着噪声,CDF模型也能取得较好的正确率。

参考文献(References)

[1] 国务院. 国务院关于印发《中国制造 2025》的通知[EB/OL]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm.
The State Council. Notice of the State Council on printing and distributing *Made in China 2025* [EB/OL]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm(In Chinese).

[2] LE C Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.

[3] REVINA I M, EMMANUEL W R S. A survey on human face expression recognition techniques [J]. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2021, 33(6): 619-628.

[4] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in

deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1904-1916.

[5] GIRSHICK R. Fast r-CNN [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 1440-1448.

[6] SUN L, MO Z H, YAN F H, et al. Adaptive feature selection guided deep forest for COVID-19 classification with chest CT [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2020, 24(10): 2798-2805.

[7] ZEBIN T, REZVY S. COVID-19 detection and disease progression visualization: deep learning on chest X-rays for classification and coarse localization [J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(2): 1010-1021.

[8] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 377: 331-345.

[9] WEN L, LI X Y, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5990-5998.

[10] JIA F, LEI Y G, LIN J, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 72: 303-315.

[11] ZHOU Z H, FENG J. Deep forest: towards an alternative to deep neural networks [C]//*Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2017: 3553-3559.

[12] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.

[13] ZHANG W, PENG G L, LI C H, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 425.