

融合时频域特征的轴承故障深度置信分类方法

牛国君¹, 唐振浩², 王孟姣²

(1. 吉林电力股份有限公司, 长春 130000; 2. 东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 轴承工作在复杂的环境中, 使得轴承振动信号具有一定的非线性。为了解决轴承故障诊断中的这一难题, 提出一种基于时频域特征提取的轴承故障深度建模方法。首先提取振动信号时域中的描述性统计参数, 然后用快速傅里叶变换 (fast fourier transform, FFT) 将时域信号转换到频域, 提取频域特征以及频域中的描述性统计参数, 使用卡方检验选择时频域组合特征集中的重要特征。最后使用深度置信神经网络 (deep belief network, DBN) 对轴承故障进行分类。在两个数据集上通过对比单域特征提取以及不同分类算法的故障诊断结果, 验证了所提方法能够有效的提高故障识别准确率。

关键词: 振动信号; 描述性统计参数; 快速傅里叶变换; 卡方检验; 深度置信神经网络

DOI: 10.15938/j.jhust.2023.04.011

中图分类号: TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2023)04-0095-08

A Deep Modelling Method for Bearing Faults Incorporating Multi-domain Features

NIU Guojun, TANG Zhenhao, WANG Mengjiao

(1. Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130000, China;

2. School of Automation Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: Bearing works in complex environment, which makes the bearing vibration signal have a certain nonlinearity. In order to solve this problem in bearing fault diagnosis, this study proposes a bearing fault depth modeling method based on time-frequency domain feature extraction. Firstly, the descriptive statistical parameters in the time domain of the vibration signal are extracted, and then the fast Fourier transform (FFT) is used to convert the time domain signal to the frequency domain. The frequency domain features and descriptive statistical parameters in the frequency domain are extracted. Use the chi-square test to select important features in the time-frequency domain combined feature set. Finally, a deep belief network (DBN) is used to classify bearing faults. By comparing the single-domain feature extraction and the fault diagnosis results of different classification algorithms on the two datasets, it is verified that the proposed method can effectively improve the fault identification accuracy.

Keywords: vibration signals; descriptive statistical parameters; fast Fourier transform; chi-square test; deep belief network

收稿日期: 2022-04-03

基金项目: 国家自然科学基金(2018YFB1500803).

作者简介: 唐振浩(1985—), 男, 博士, 副教授;

王孟姣(1996—), 女, 硕士研究生.

通信作者: 牛国君(1970—), 男, 硕士, 高级工程师, E-mail: wmj18733059133@163.com.

0 引 言

轴承作为旋转机械中必不可少的部件,其健康状况决定着旋转机械的性能和可靠性^[1-2]。将近一半的工业电机因轴承故障而失效^[3]。因此,对轴承发生的故障进行识别不但有利于旋转机械的高效运行,同时还可以提高人员安全性^[4-6]。为了扩展可靠性、可维护性和安全性要求,构建有效的故障诊断和预测模型是必不可少的。

其工作环境的复杂多样,轴承是发生故障最多的部件^[7-8]。轴承一旦发生故障,轻则影响机械的正常运转或造成停机,重则发生严重的安全事故,造成经济损失^[9]。针对轴承故障问题,利用振动信号进行故障诊断是最常见的方法。随着机器学习的发展,以数据驱动为主的智能诊断方法已广泛应用于轴承故障诊断。

特征提取是智能诊断的关键步骤之一,大多数研究是基于单域的特征提取。张胜利等^[10]在角频域中对信号进行同步平均处理,然后提取频域特征进行故障分类。单域特征可能无法全面的代表原始振动信号的全部信息。Yogendra 等^[11]将面部肌电信号的时域特征和频域特征组合用于分类模型的输入,成功实现面部识别分类。来自不同域的特征可以提供互补的信息,进而可以提高识别的效率。

多域特征通常是高维的,可能存在信息冗余,直接输入分类器中会降低分类器的性能。为了提高轴承故障诊断的性能,需要对多域特征组成的高维特征集进行降维,去除高维特征集中不敏感的特征。A. Joshuva 等^[12]用 C4.5 对时域高维特征集进行降维,选择主要特征用于风机叶片故障诊断。王仁明等^[13]基于 Gini 指数从原始特征集中删除指数为零的特征,选出最优特征用于电能质量扰动识别。文孝强等^[14]将 ReliefF 和主成分分析(principal component analysis, PCA)联合用于轴承原始高维特征集的降维,选出对分类重要性高的特征用于轴承故障诊断。陈湛等^[15]利用卡方检验选择最优的特征子集,解决了不平衡数据集故障识别率较低的问题。卡方检验是用于分类问题的降维算法,具有计算简单、效率高的优点,通过卡方降维去除了与分类不相关或相关性较低的特征,提高模型计算效率的同时增加了识别准确率。

由于浅层神经网络局限性在于有限样本和计算单元对复杂函数的表示能力有限,针对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约。深度学习算法能够解决浅层神经网络的局限性,在故障诊断领域得到广泛应用^[16]。PAN 等^[17]将深度置信神经网络(deep belief network, DBN)用于风力发电机齿轮箱的故障预测,利用风机齿轮箱高速试验台获取的振动信号验证了 DBN 的有效性。深度学习算法通过构建具有多隐藏层的机器学习模型,训练海量的数据来学习更有用的特征,最终提升分类或预测的准确性。

本文提出一种基于时域和频域特征提取的故障诊断方法,时域特征是原始振动信号描述性统计参数,频域特征是原始信号的最大幅值、最大幅值对应的频率以及频域中的描述性统计参数。然后利用卡方检验对原始数据集进行降维,选出低维敏感的特征。最后使用 DBN 对卡方特征选择后数据进行故障分类。利用凯斯西储大学轴承数据对其进行验证,通过对比单独提取时域特征或频域特征以及不同建模算法的故障诊断结果,验证了本研究所提方法的分类效果更好。

1 故障特征提取

轴承振动信号具有一定的随机性,不但受故障频率和转动频率的影响,测点附近其他组件的振动状态对其也有一定的影响。这将导致轴承振动信号具有一定的复杂性,从复杂的振动信号中提取能够反映轴承故障的特征进行故障诊断是必要的。

1.1 时域和频域的特征提取

统计分析使研究人员从客观的角度进行故障诊断的研究。它倾向于将复杂的问题简单化,统计方法选用不同的参数对故障类型进行分类。在特征提取过程中对原始信号及其模态分量进行时域特征提取,描述性统计特征分别是:样本方差、标准差、偏度、峰度、极值、和、均值、最大值、最小值、中值。这些特征可以作为轴承故障诊断分类器的输入。

快速傅里叶变换可以将一个时域振动信号转到频域^[18]。将 FFT 分别用于滚动轴承的 4 种不同工作状态,得到如图 1 所示的时频图。有些振动信号的故障特征在时域上是很难看出的,变换到频域后就可以看出其故障特征。本研究对原始振动信号及其分量进行快速傅里叶变换,然后提取在频域中的

描述性统计参数、最大幅值及其对应的频率作为轴承故障诊断分类器的输入。

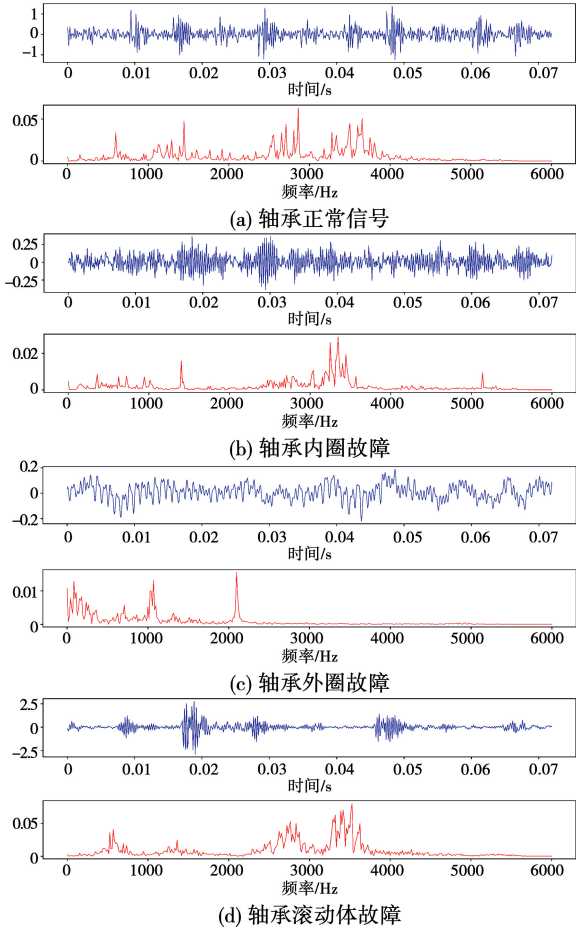


图 1 滚动轴承振动信号的时域和频谱图

Fig. 1 Time domain and frequency spectrum diagram of rolling bearing vibration signal

1.2 卡方特征选择

原始特征子集具有数据量大、维度高等特点。特征子集中存在一些与故障标签相关性较低甚至无关的标签,这些特征不但会增加模型的训练时间,还会减低模型故障分类的准确率。因此需要选出与故障标签相关性较强的特征用作模型的输入,特征选择的目的是降低输入特征的维度,降低模型运行时间,提高模型的分类精度。本文选用卡方检验对原始高维特征子集进行降维。

卡方检验是验证两个分类变量是否独立的统计方法,首先假设两个变量是相互独立的,得到一个理论值,然后计算实际值与理论值的偏差程度,通过偏差程度的大小来决定是否接受原假设,偏差较小则接受原假设。本文用卡方检验判断振动信号特征与故障类别之间是否独立。首先提出假设“振动信号

的特征与故障类别相互独立”,然后计算统计检验量卡方的值,通过卡方值来判断两个特征是否独立。卡方值越大表明“振动信号的特征与故障类别独立”的可能性越小。对于相关程度没有具体的阈值,因此将计算出的卡方值按顺序排列,选出最相关的特征。卡方值的计算如式(1)所示:

$$\chi^2 = \sum \frac{(A - E)^2}{E} = \sum_{i=1}^k \frac{(A_i - E_i)^2}{E_i} \quad (1)$$

式中: A 为实际值; E 为理论值; K 为实际值的个数。

2 建立深度置信神经网络的故障识别模型

将卡方特征选择后的特征作为输入,通过 DBN 对轴承故障进行分类。DBN 的结构如图 2(a) 所示,DBN 的基本结果有多个 RBM 和分类器组成,其核心是利用逐层学习算法优化 DBN 各隐藏层之间的权重,从中挖掘原始振动信号的故障^[19]。每个 RBM 由双向连接的可见层和隐藏层构成,RBM 层间的神经元相互独立没有连接,层与层之间的神经元全连接,如图 2(b) 所示。图中 v 为可见层神经元; h 为隐藏层神经元; a 为可见层的偏置向量; b 为隐藏层的偏置向量; w_{nm} 为可见层与隐藏层的连接权重。训练后的 RBM1 的隐藏层作为 RBM2 的可见层,然后对 RBM2 继续训练,依次进行训练,直到 RBM 最后一层的隐藏层连接到输出层。DBN 的最后一层作为分类器直接输出的分类结果。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

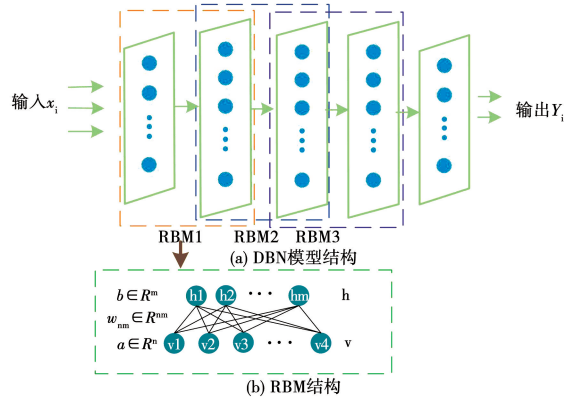


图 2 DBN 模型与 RBM 模型结构

Fig. 2 DBN model structure and RBM model structure

使用 DBN 对轴承故障进行诊断时,先对相关参数进行设置,建立好网络后,将故障特征输入到

RBM 的可见层。DBN 训练过程主要分为两个阶段:①使用无监督学习方法逐层从原始输入特征数据中提取深层次特征信息;②由于 RBM 的逐层训练保证每一层自身权重值对本层的特征提取能力达到最佳,但是因为训练误差会逐层传递,进而造成误差积累^[20]。所以需要结合已标记的故障数据对 DBN 每一层的连接权重和偏置进行适当的调整,从而将误差降到最小。最后测试集输入训练好的模型进行不同故障的识别。

深度置信盛景网络作为分类性能较好的深度建模算法,可以更好的学习输入特征的故障信息,然后,用于识别轴承的不同工作状态。这里我们选用 sigmoid 作为激活函数,选用 70% 的数据作为训练样本,剩余 30% 的样本作为测试样本,利用测试样本来验证所建模型的分类性能。

3 实验验证

3.1 数据集描述及实验设置

凯斯西储大学轴承数据集包括正常状态下的轴承振动信号和不同故障情况下的振动信号,通过在电机轴承的不同位置测量加速度数据。电机故障是利用放电加工(EDM)产生的,在内滚道、外滚道和滚动体分别出现 0.007 英寸到 0.040 英寸的故障。电机速度设为1 750 r/min,电机负载为 2 马力,以 12 kHz 频率采样,故障深度分别为0.177 8 mm、0.355 6 mm、0.533 4 mm,每组故障轴承有 3 个标签,正常轴承为一组,因此共定义了 10 个标签,如表 1 所示。

表 1 轴承故障类型对应标签

Tab. 1 Bearing failure type corresponding label

故障类型	故障大小	类别标签
正常	0	1
内圈 1	0.177 8	2
滚动体 1	0.177 8	3
外圈 1	0.177 8	4
内圈 2	0.355 6	5
滚动体 2	0.355 6	6
外圈 2	0.355 6	7
内圈 3	0.533 4	8
滚动体 3	0.533 4	9
外圈 3	0.533 4	10

3.2 评价指标

对模型的泛化能力进行评估,不仅需要有效可行的实验估计方法,还需要有衡量模型泛化能力的评价指标。评价指标是针对将相同的数据,输入不同的算法模型或者输入不同参数的同一种算法模型,而给出这个算法或者参数好坏的定量指标。本研究所选评价指标除了准确率(Accuracy)外,还包括精准度(Precision)、召回率(Recall)、 F_{1_score} 和混淆矩阵作为一种判断分类性能的综合指标。数学上其定义是:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(2)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

(3)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(4)

$$F_{1_score} = 2 \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

(5)

式中:TP 为模型预测为正的样本;FP 为模型预测为正的负样本;FN 为模型预测为负的正样本;TN 为模型预测为负的负样本。

3.3 测试结果及分析

3.3.1 简单轴承样本的故障诊断

首先介绍了基于时频域特征提取的深度建模方法识别 4 种不同状态的轴承样本时的结果。然后对比了与单域特征提取和不同分类算法的分类结果。

在简单样本故障诊断实验中,选用了凯斯西储大学轴承数据中故障深度为0.177 8 mm 的 3 种故障样本数据和正常样本数据。这部分从轴承原始振动信号的时频域特征提取、卡方对高维特征集进行选择 and 基于深度置信神经网络的轴承故障分类三方面进行描述。

计算轴承原始振动信号时域中的 10 个描述性统计参数。然后对原始信号进行快速傅里叶变换得到频域信号,计算频域中最大幅值、最大幅值对应的频率以及上述描述性统计参数。从振动信号中提取的时频域特征对故障分类的贡献不相同,用卡方检验对上述高维特征集进行特征选择,通过计算各特征的卡方检验值,选出卡方值较大的特征。如图 3 所示,其中时域特征有 6 个,频域特征有 11 个,共选出 17 个原始振动信号的特征。

为了对 4 种不同状态的轴承样本进行分类,共选用了4 000条样本数据,其中 70% 的样本用来做训

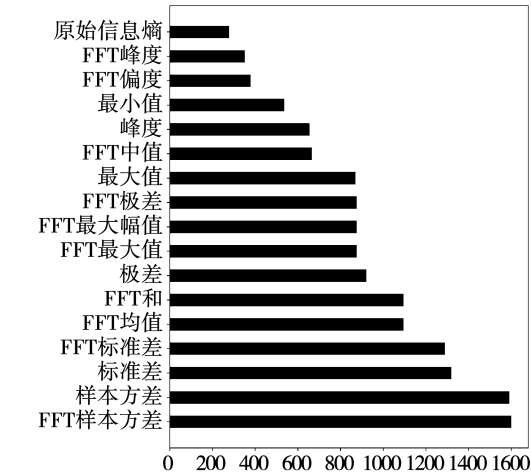


图 3 特征重要性排序

Fig. 3 Feature importance ranking

练集训练模型,剩余 30% 的样本用来做测试集验证模型准确率。利用上述特征选择选出的特征作为 DBN 分类算法的输入,对上述 4 种轴承状态进行分类。结果显示 DBN 对 4 种轴承状态分类的准确率、精准率和召回率都达到了 100%,上述结果表明在轴承状态简单的情况下,基于时频域特征提取的深度建模方法具有良好的故障诊断精度。

为了验证 DBN 算法在轴承故障分类中的优越性,与 ELM、SVM、DNN 进行对比。为了保证实验的公平性,选取与 DBN 相同的故障特征作为模型输入,首先比较了上述分类算法在 4 种轴承状态下分类结果的混淆矩阵,混淆矩阵如图 4 所示。由图 4(a) 中的混淆矩阵可知 ELM 正确识别了轴承正常状态样本,分别对一个 0.177 8 mm 的内圈故障样本和 0.177 8 mm 外圈故障样本进行了误判,对 0.177 8 mm 的滚动体故障样本识别准确率为 99.3%。图 4(b) SVM 对轴承正常状态、内圈故障、滚动体故障和外圈故障的识别准确率分别为 100%、97.97%、99.67% 和 100%。图 4(c) DNN 对轴承外圈故障的识别准确率分别为 98.99%。由图 4(d) DBN 对测试集样本都正确的分类。由此可以看出 DBN 在轴承故障分类中的优势。

为了验证时频域组合特征提取的优越性,分别将滚动轴承的时域特征和频域特征输入 DBN 算法中进行故障诊断。为了保证对比试验的可靠性 DBN 的参数设置保持不变。故障诊断结果如图 5 所示。以看出基于时频域组合的特征提取方法,准确率、精准率、召回率和 F_{1_score} 都达到了 100%,而基

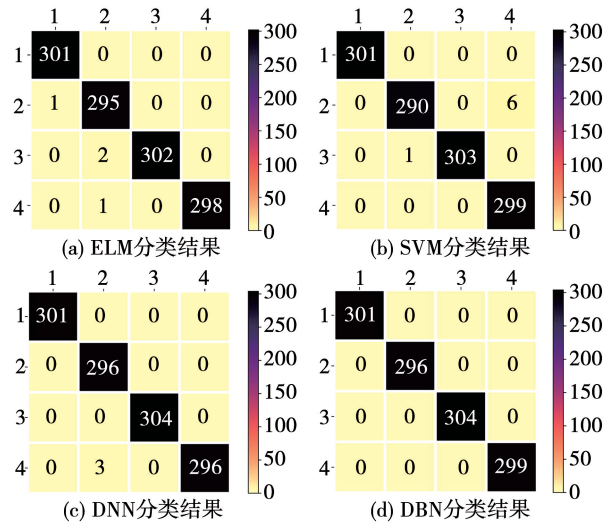


图 4 简单情况下分类混淆矩阵

Fig. 4 Classification confusion matrix in simple case

于时域和频域的特征提取方法分别取得了 99.6% 和 99.8% 的准确率。基于频域的特征提取方法对轴承测试集样本的误判个数为 2,将 2 个外圈故障误判为正常和内圈故障。基于时域的特征提取方法对 4 轴承测试集样本进行了误判,将 4 个滚动体故障误判为内圈故障。而基于时频域的特征提取方法对所有测试集样本都进行了正确的判断。对比实验结果表明:与基于单域的特征提取相比,基于时频域组合的特征提取方法取得了更高的分类准确率。

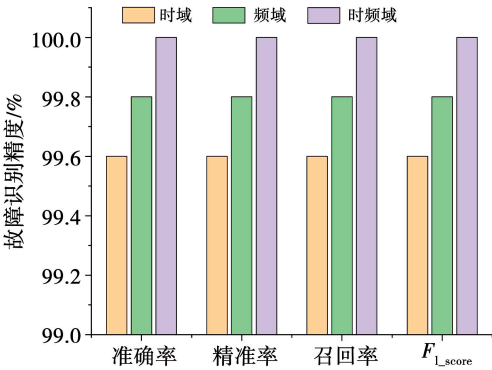


图 5 不同特征提取的故障识别率

Fig. 5 Fault recognition rate of different feature extraction

3.3.2 复杂轴承样本的故障诊断

下面将基于时频域特征提取的深度建模方法用于 10 种不同状态的轴承数据进行故障诊断,然后与对比了单域特征提取方法和不同分类算法的诊断精度。在复杂样本的轴承故障诊断实验中,选用了凯斯西储大学在 12 kHz 下采集的 3 种不同故障深度

的轴承内圈故障数据、轴承外圈故障数据、轴承滚动体故障数据和正常轴承的数据。

首先,提取轴承原始振动时域的描述性统计特征,由于时域信号不能充分描述原始振动信号的特征,对原始振动信号进行快速傅里叶变换,提取频域中的描述性统计参数、最大幅值及其对应的频率构成原始特征集。用卡方检验对上述高维特征集进行特征选择,通过计算各特征的卡方检验值,选出卡方值较大的特征如图 6 所示。其中时域特征有 8 个,频域特征有 9 个,共选出 17 个原始振动信号的时频域特征。

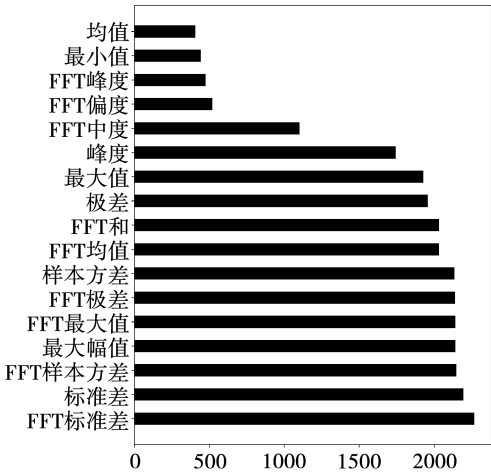


图 6 特征重要性排序

Fig. 6 Feature importance ranking

为了对轴承故障类型进行故障分类,在10 000组数据中选取7 000组数据作为训练集,剩余3 000组数据作为测试集,用 DBN 对轴承 10 种不同状态进行模式识别,所得分类结果混淆矩阵如图 7 所示。由图 7 可以看出,经过时频域特征提取,卡方检验降维后的数据集输入 DBN 中进行分类,实验结果显示所提出的轴承故障诊断方法取得了较好的分类效。在3 000个样本信号中,有2 923个被正确分类,只有 77 个被错误分类。可以看出所提模型具有较高的泛化性能,可以较准确的对故障进行分类。

为了验证时频域特征提取在轴承故障诊断方面的有效性,将其与时域特征提取和频域特征提取进行对比,只提取时域描述性统计特征,用卡方检验进行降维,然后输入 DBN 中进行分类,所得混淆矩阵如图 8(a)所示,只提取频域中的描述性统计特征,用卡方检验进行降维,然后输入 DBN 中进行分类,所得混淆矩阵如图 8(b)所示。

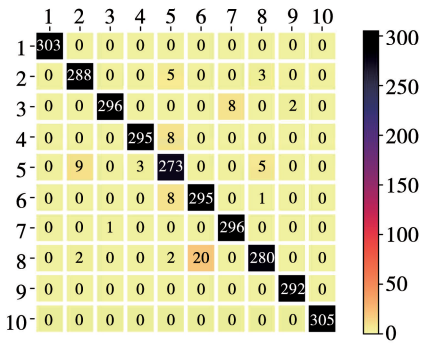
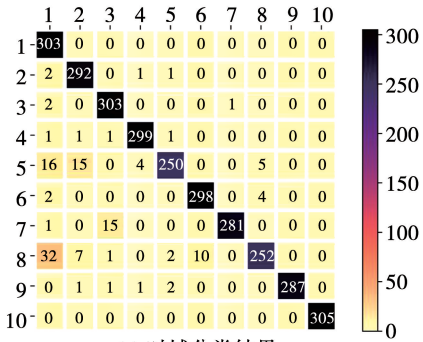
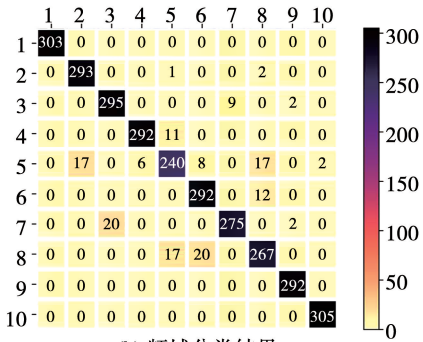


图 7 DBN 分类混淆矩阵热力图

Fig. 7 DBN classification confusion matrix heat map



(a) 时域分类结果



(b) 频域分类结果

图 8 单域特征建模混淆矩阵

Fig. 8 Single-domain feature modeling confusion matrix

由图 8 可见,虽然基于单域特征的轴承故障分类准确率都超过了 97% 的准确率,但仍没有所提方法准确率高。基于时域特征的分类中对内圈的误判率最高,将 96 个内圈故障进行了误判。基于频域特征的分类中对内圈故障误判样本个数为 90 个,外圈样本误判个数为 33 个,滚动体故障样本误判个数为 23 个。

为了验证 DBN 在轴承故障诊断诊断方面的有效性,通过与其他模型比较进一步显示出本文所提模型的优越性。本文将 DBN 分类与 ELM、SVM 和 DNN 的分类方法进行了比较。实验结果如表 2 所

示。可以看出本文所用模型的准确率为 97.6%,精确率为 97.6%,召回率为 97.6%, F_1 -score 为 97.6%。虽然其召回率略低于卡方 - DNN,但其他指标均高于卡方 - DNN,与其他方法相比 4 种评价指标均是最好的,由此可见,卡方 - DBN 具有更好的分类性能。

表 2 轴承故障类型对应标签

方法	准确率	精确率	召回率	F_1 -score
卡方 - DNN	0.912	0.916	0.985	0.949
卡方 - ELM	0.946	0.969	0.954	0.961
卡方 - SVM	0.951	0.951	0.905	0.906
卡方 - DBN	0.976	0.976	0.976	0.976

4 结 论

由于传统故障诊断依赖于一定的专家经验,很难全面、准确的反映轴承的运行状态。本研究提出了一种融合时频域特征的轴承故障深度建模方法对轴承故障进行识别。利用美国凯斯西储大学的公开轴承数据集进行实验,分别验证了该方法在简单轴承故障和复杂轴承故障下的诊断效果。实验表明,简单样本故障诊断精度实验中所提方法的分类准确率为 100%,复杂样本实验中所提方法识别精度高达 97.6%。本研究提出的方法具有更高的故障识别性能,能够更加准确的反映轴承的运行状态信息。

参 考 文 献:

[1] ZENG M, CHEN Z. SOSO Boosting of the K-SVD Denoising Algorithm for Enhancing Fault-induced Impulse Responses of Rolling Element Bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(2): 1282.

[2] GUPTA P, PRADHAN M K. Fault Detection Analysis in Rolling Element Bearing: A Review[J]. Materials Today: Proceedings, 2017, 4(2): 2085.

[3] 王妮妮, 马萍, 张宏立, 等. 基于多尺度深度卷积网络特征融合的滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 351.

WANG Nini, MA Ping, ZHANG Hongli, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on Feature Fusion of Multi-scale Deep Convolutional Networks[J]. Journal of Solar Energy, 2022, 43(4): 351.

[4] 甄冬, 田少宁, 郭俊超, 等. 改进型 EEMD 和 MSB 解调方法及其在轴承故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报:1.

ZHEN Dong, TIAN Shaoning, GUO Junchao, et al. Improved EEMD and MSB Demodulation Method and Its Application in Bearing Fault Feature Extraction[J]. Journal of Vibration Engineering: 1.

[5] NIU G, WANG X, GOLDA M, et al. An Optimized Adaptive PReLU-DBN for Rolling Element Bearing Fault Diagnosis[J]. Neurocomputing, 2021, 445: 26.

[6] 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 109.

JIN Jiangtao, XU Zifei, LI Chun, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Fusion of Deep Learning and Chaotic Features [J]. Control Theory and Application, 2022, 39(1): 109.

[7] 邵岩, 卢迪, 杨广学. 分数阶傅里叶变换在轴承故障诊断中的应用[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(3): 68.

SHAO Yan, LU Di, YANG Guangxue. Application of Fractional Fourier Transform in Fault Diagnostics of Rolling Bearing[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(3): 68.

[8] 尹召杰, 许同乐, 郑店坤. LMD 支持向量机电机轴承故障诊断研究[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(5): 35.

YIN Zhaojie, XU Tongle, ZHENG Diankun. Fault Diagnosis Research on Bearing of Motor Based on LMD And Support Vector Machine[J] Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(5): 35.

[9] 万书亭, 程侃如, 绳晓玲, 等. 基于风速时空分布的双馈风力发电机组叶轮质量不平衡故障特性分析[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9): 236.

WAN Shuting, CHENG Kanru, SHENG Xiaoling, et al. Characteristics Analysis of Blade Mass Imbalance Fault of DFIG Wind Turbines Based on Spatiotemporal Distribution of Wind Speed[J]. Journal of Solar Energy, 2021, 42(9): 236.

[10] ZHANG S, TANG J. Integrating Angle-frequency Domain Synchronous Averaging Technique with Feature Extraction for Gear Fault Diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 711.

[11] NARAYAN Y. Hb vsEMG Signal Classification with Time Domain and Frequency Domain Features Using LDA and ANN Classifier [J]. Materials Today: Proceedings,

- 2021, 37: 3226.
- [12] JOSHUA A, KUMAR RS, SIVAKUMAR S, et al. An Insight on VMD for Diagnosing Wind Turbine Blade Faults Using C4.5 as Feature Selection and Discriminating Through Multilayer Perceptron[J]. Alexandria Engineering Journal, 2020, 59(5): 3863.
- [13] 王仁明, 汪宏阳, 张赞宁, 等. 基于分段改进 S 变换和随机森林的复合电能质量扰动识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 19.
- WANG Renming, WANG Hongyang, ZHANG Yanning, et al. Composite Power Quality Disturbance Recognition Based on Segmented Modified S-transform and Random Forest[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 19.
- [14] WEN X Q, XU Z. Wind Turbine Fault Diagnosis Based on ReliefF-PCA and DNN[J]. Expert Systems With Applications, 2021, 178: 115016.
- [15] 陈湛, 梁雪春. 基于基尼指标和卡方检验的特征选择方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2342.
- CHEN Chen, LIANG Xuechun. Feature Selection Method Based on Gini Index and Chi-square Test[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(8): 2342.
- [16] 丁石川, 厉雪衣, 杭俊, 等. 深度学习理论及其在电机故障诊断中的研究现状与展望[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 172.
- DING Shichuan, LI Xueyi, HANG Jun, et al. Deep Learning Theory and Its Application to Fault Diagnosis of an Electric Machine. Power System Protection and Control, 2020, 48(8): 172.
- [17] PAN Y, HONG R, CHEN J, et al. A Hybrid DBN-SOM-PF-based Prognostic Approach of Remaining Useful Life for Wind Turbine Gearbox [J]. Renewable Energy, 2020, 152: 138.
- [18] CHU E, GEORGE A. FFT Algorithms and Their Adaptation to Parallel Processing [J]. Linear Algebra and Its Applications, 1998, 284(1): 95.
- [19] ZHONG T, Qu J, FANG X, et al. The Intermittent Fault Diagnosis of Analog Circuits Based on EEMD-DBN[J]. Neurocomputing, 2021, 436: 74.
- [20] 李益兵, 黄定洪, 马建波, 等. 基于深度置信网络与信息融合的齿轮故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(8): 62.
- LI Yibing, HUANG Dinghua, MA Jianbo, et al. A Gear Fault Diagnosis Method Based on Deep Belief Network and Information Fusion[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(8): 62.

(编辑:温泽宇)