

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.01.009

基于 ISFLA 优化深度置信网络的 滚动轴承故障诊断方法研究*

齐洪方¹, 黄定洪²

(1. 武汉华夏理工学院 智能制造学院, 湖北 武汉 430223; 2. 武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070)

摘要:传统故障诊断模型训练时易陷入局部最优、模型泛化能力差,且故障识别精度易受人工特征提取质量的影响,针对这一问题对滚动轴承故障诊断方法进行了研究。首先,提出了基于深度置信网络(DBN)的滚动轴承故障诊断模型,研究了 DBN 模型的逐层自适应特征提取能力;然后,提出了一种改进的混合蛙跳算法(ISFLA),对 DBN 各隐含层神经元个数和反向微调算法学习率进行了优化;最后,在不进行任何特征提取的情况下,利用美国凯斯西储大学的轴承数据集进行了实验研究,提取了原始时域振动信号,进行了故障特征分析,并与 BP、DBN 和 PSO-DBN 算法进行了对比。研究结果表明:与其他方法相比,ISFLA-DBN 的故障识别精度最高,算法收敛速度最快,模型泛化能力最好。

关键词:滚动轴承;故障诊断;深度置信网络;改进混合蛙跳算法

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)01-0062-07

Rolling bearing fault diagnosis method based on DBN optimized by ISFLA

QI Hong-fang¹, HUANG Ding-hong²

(1. School of Intelligent Manufacturing, Wuhan Huaxia University of Technology, Wuhan 430223, China;

2. School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming at the problems that the traditional fault diagnosis model was easy to fall into local optimality, the model generalization ability was poor, and the fault recognition accuracy was easily affected by the quality of artificial feature extraction, the fault diagnosis method of rolling bearing was studied. Firstly, a fault diagnosis model of rolling bearing based on deep belief network (DBN) was proposed and the hierarchical adaptive feature extraction capability of DBN model was studied. Then, an improved shuffled frog algorithm (ISFLA) was designed to optimize the number of neurons in each hidden layer and the learning rate of reverse fine-tuning algorithm. Finally, the bearing data set of Case Western Reserve University was used for experimental research without any feature extraction of the data. In the experiment, the original time-domain vibration signal was extracted, and the fault features were analyzed and compared with the BP, DBN and PSO-DBN algorithms. The results show that ISFLA-DBN has the highest fault recognition accuracy, the fastest algorithm convergence rate, and the best model generalization ability.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; deep belief network (DBN); improved shuffled frog leaping algorithm (ISFLA)

0 引言

滚动轴承作为旋转机械设备的關鍵零部件,其健

康状态直接影响设备整体运行的安全性和可靠性。有数据统计显示,由于轴承发生故障导致机械设备不能正常运行的比例约为 30%^[1]。因此,研究一种高效、

收稿日期:2020-04-18

基金项目:湖北省自然科学基金资助项目(2019CFC911);湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队计划资助项目(T201837);武汉华夏理工学院校级科研基金资助项目(18016)

作者简介:齐洪方(1977-),男,湖北武汉人,硕士,副教授,主要从事先进制造技术方面的研究。E-mail:qh1212@hxut.edu.cn

稳定、可靠的轴承故障诊断方法尤为重要。传统的故障诊断方法大多采用傅里叶变换^[2]、小波变换^[3]、经验模态分解^[4]等信号处理技术^[5,6],对故障振动信号进行人为特征提取和特征选择,然后输入到分类器中进行故障分类,依赖于一定的信号处理技术和专家经验。

深度置信网络 (DBN) 作为经典的深度学习算法之一,具有强大的自适应特征提取能力和非线性数据处理能力,可直接对原始时域振动信号进行数据处理^[7],因而被广泛应用于飞机发动机^[8]、滚动轴承^[9]、齿轮^[10]等的故障诊断中。

由于结构参数选择是否合理对 DBN 特征提取起着至关重要的作用,在当前的研究中,对于 DBN 模型各隐含层神经元个数以及反向微调学习率的选择,大多是根据经验人为进行的选择。混合蛙跳算法 (SF-

LA) 是一种基于群体协同搜索启发式算法,其结合了模因算法和粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 的优点^[11],具有全局搜索能力强、收敛速度快、易跳出局部极值点等优点。

基于以上原因,本文提出一种基于改进的 SFLA 优化 DBN 故障诊断模型,并将其应用于滚动轴承的故障诊断中。

1 深度置信网络

在结构上, DBN 是由多个受限玻尔兹曼机 (restricted boltzmann machine, RBM) 堆叠而成的多隐含层神经网络模型。

DBN 模型结构如图 1 所示。

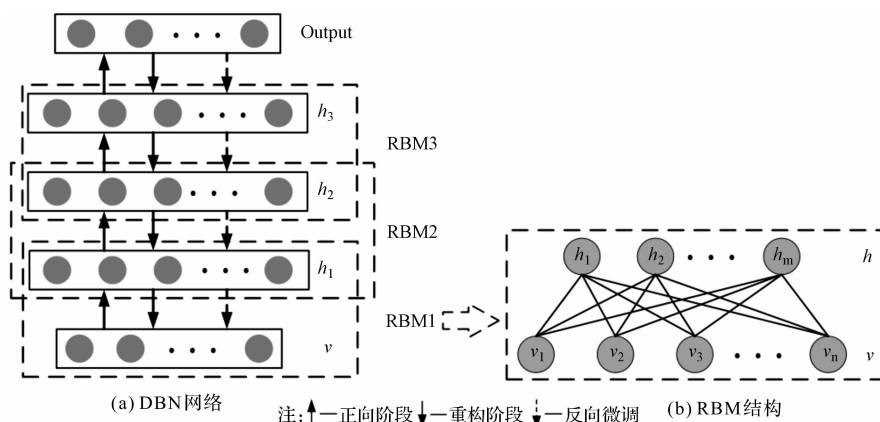


图 1 DBN 模型结构

v —输入层; h_1 —第一隐含层; h_2 —第二隐含层; h_3 —第三隐含层; output—输出层即 Soft-max 分类器; v —可视层神经元; h —隐含层神经元

DBN 的结构参数主要包括:输入层神经元个数、输出层神经元个数、反向微调算法学习率、算法迭代次数,以及 RBM1、RBM2 和 RBM3 隐含层神经元个数。

DBN 训练的过程分为两个阶段:(1)由低层到高层的 RBM 无监督逐层预训练过程;(2)由高层到低层的反向微调学习过程。

2 基于 ISFLA 优化 DBN 的轴承故障诊断模型

2.1 ISFLA 算法及参数选择

针对 SFLA 算法在实际应用中存在早熟收敛的现象,ZHANG 等人^[12]将 PSO 算法中“个体认知”能力应用到 SFLA 中,从而达到改善 SFLA 认知行为的目的。

改进后的混合蛙跳算法 (ISFLA) 更新规则如下式所示:

$$s = r_1(U_b - U_w) + r_2(U_g - U_w) \quad (1)$$

式中: r_1, r_2 — $[0, 1]$ 之间的随机数; U_w —局部最差蛙; U_b —局部最优蛙; U_g —全局最优蛙。

跳跃步长的计算如下式所示:

$$S = \begin{cases} \min(s, S_{\max}) & s \geq 0 \\ \max(s, -S_{\max}) & s < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: S —跳跃步长。

更新后的青蛙可表达为:

$$U'_w = U_w + S \quad (3)$$

式中: U'_w —更新后的青蛙。

ISFLA 是一种基于种群的启发式算法,因此,初始种群的好坏对算法的搜索性能极其重要。当初始种群在可行域中分布不均匀时,将导致算法的搜索范围受到一定的限制,从而降低算法的全局搜索能力。因此,本文采用正交设计来初始化青蛙种群^[13]。

根据文献^[14]中给出的参考范围,ISFLA 参数选

取如表 1 所示。

表 1 ISFLA 参数列表

参数名称	参数符号	参数值
青蛙种群数	F_p	100
青蛙族群数	m	10
子族群青蛙个数	q	7
局部搜索迭代次数	L_{iter}	15
全局搜索迭代次数	G_{iter}	40
最大跳跃步长系数	P_s	0.5

为了保证青蛙族群的多样性,防止陷入局部最优,笔者在随机选择 q 只青蛙构建子族群 M_{sub} 时,对适应度值较大的青蛙赋予较大的权重,适应度值较小的

青蛙赋予较小的权重。

权重比例分配如下式所示:

$$p_j = \frac{2(n+1-j)}{n(n+1)}, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: n —青蛙族群个数; p_j —第 j 只青蛙的权重比例。

2.2 ISFLA-DBN 轴承故障诊断模型

笔者利用 ISFLA 对 DBN 各隐含层神经元个数和 Adam 优化算法学习率进行参数寻优,以提高模型的故障诊断性能。

基于 ISFLA 优化 DBN 的轴承故障诊断模型如图 2 所示。

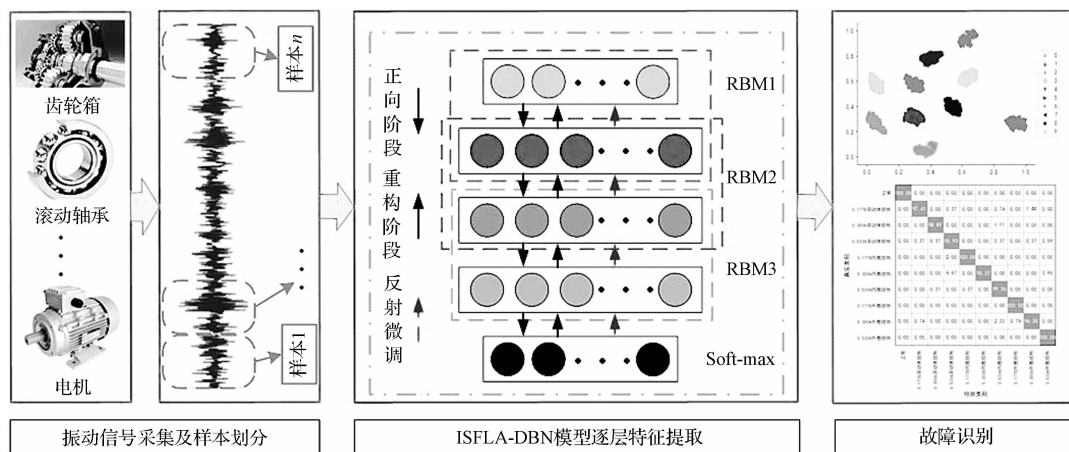


图 2 基于 ISFLA 优化 DBN 的轴承故障诊断模型

该模型主要分为 3 个步骤:振动故障信号采集、故障特征提取和故障识别。

具体过程为:

(1)振动故障信号采集。利用加速度传感器对故障设备进行振动信号采集,并按照一定的采样步长进行样本采样。为消除变量之间的量纲和数量级的影响,对样本进行数据预处理,然后将样本按照一定的比例划分为训练集、验证集和测试集;

(2)故障特征提取。首先,将训练集和验证集数据输入到经 ISFLA 优化的 DBN 模型中进行训练,使得各隐含层间的连接权重和偏置达到最优状态,提高 DBN 从原始时域信号中的自适应特征提取能力,从而达到降低训练损失误差和提高训练精度的目的;然后,将测试集数据输入到模型中进行故障特征提取;

(3)故障识别。将 DBN 最后一个隐含层提取到的特征向量输入到 Soft-max 分类器中进行故障分类,并将分类结果与期望输出(标签数据)进行比较,得到故障识别精度,并将结果进行可视化处理。

3 实验验证

3.1 数据来源及样本划分

为验证模型的有效性,本文采用美国凯斯西储大学轴承数据集^[15]进行实验验证。

实验台如图 3 所示。

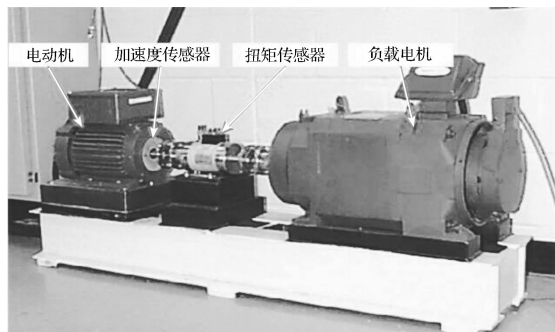


图 3 轴承实验台

图 3 中,主要包括一个驱动电机、一个负载电机、加速度传感器和扭矩传感器。其中,加速度传感器固定在驱动电机轴承上方的电机外壳上,采样频率为 12 kHz。

笔者选取转速为 1 797 r/min、负荷为 1 hp 和转速为 1 772 r/min、负荷为 2 ph 两种工况,对包括轴承内

圈轻微故障、轴承内圈中度故障、轴承内圈严重故障、轴承外圈轻微故障、轴承外圈中度故障、轴承外圈严重故障、滚动体轻微故障、滚动体中度故障、滚动体严重故障,以及正常轴承状态共 10 种故障类型的数据分别进行实验研究;

取 400 个采样点为一个样本长度,每种工况取 150 个样本,则每种故障类型共有 300 个样本,10 种故障共 3 000 个样本,按照 3:1:1 的比例划分为训练集 S、验证集 V 和测试集 T。

3.2 实验对比模型构建

该实验主要分为 3 个层次:(1)选取未优化的 DBN 模型与 ISFLA-DBN 模型进行对比;(2)选取以 BP 为代表的浅层网络与 ISFLA-DBN 模型进行对比;(3)选 PSO-DBN 与 ISFLA-DBN 模型进行对比。

具体如下:

(1) ISFLA-BP 模型

利用 ISFLA 对三层 BP 神经网络进行参数优化,由输入样本数据的维数以及滚动轴承故障类别可知:BP 神经网络输入层和输出层神经元个数分别为 400 和 10;利用 ISFLA 对 BP 神经网络中隐含层神经元个数 n 和学习率 η 进行参数优化,得到的 BP 神经网络结构为:400-164-10,学习率为 0.038 425 5。

(2) DBN 模型

采用逐级递减的方式^[16]来确定 DBN 的结构参数,即后一层神经元个数小于前一层神经元个数;由输入样本数据的维数、滚动轴承故障类别,以及逐级递减方式,可以确定 DBN 模型结构为:400-300-200-100-10,Adam 算法学习率为 0.001。

(3) PSO-DBN 模型

利用 PSO 算法^[17]对 DBN 模型中各隐含层神经元个数,以及 Adam 算法学习率进行参数寻优,得到 DBN 的模型结构为:400-812-558-422-10,Adam 优化算法学习率为 3.698×10^{-4} 。

(4) ISFLA-DBN 模型

利用 ISFLA 对 DBN 模型各隐含层神经元个数,以及 Adam 优化算法学习率进行参数寻优,得到 DBN 的模型结构为:400-956-628-384-10,Adam 算法学习率为 8.634×10^{-4} 。

3.3 结果分析与讨论

3.3.1 DBN 与 ISFLA-DBN 对比分析

在训练集和验证集上,DBN 和 ISFLA-DBN 模型的准确率变化曲线如图 4 所示。

由图 4 可知:在验证集上,ISFLA-DBN 模型的准确率、拟合效果以及算法趋于稳定时所需的迭代次数

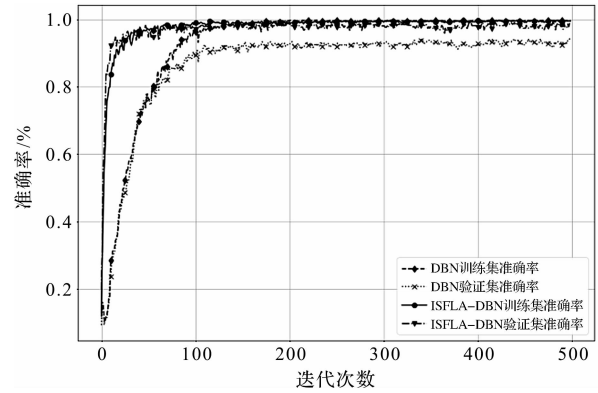


图4 准确率变化曲线图

均优于 DBN 模型。

损失误差变化曲线如图 5 所示。

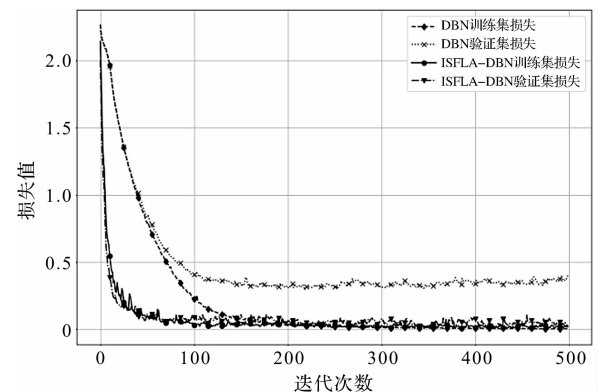


图5 损失误差变化曲线图

由图 5 可知:在验证集上,ISFLA-DBN 模型的损失误差要远低于 DBN 模型,即采用 ISFLA 对 DBN 结构参数进行优化,可有效提高模型的故障诊断性能。

3.3.2 ISFLA-DBN 逐层特征提取能力

由于滚动轴承样本数据集和 ISFLA-DBN 模型中每一隐含层提取到的特征维数较高,不利于可视化观察。为了便于进一步评估 ISFLA-DBN 模型特征提取能力,笔者对样本数据集和 ISFLA-DBN 模型中各隐含层的输出数据,利用 t 分布随机近邻嵌入流形学习算法,进行降维可视化操作。

原始数据可视化特征图如图 6 所示。

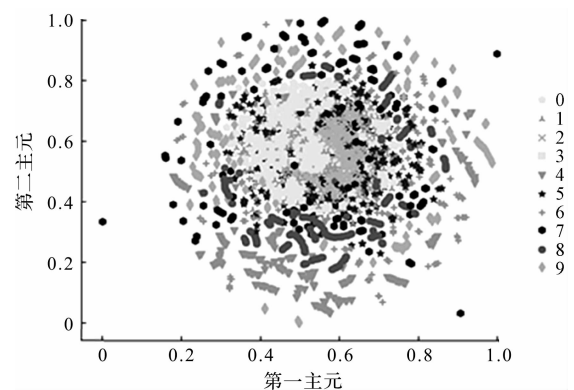


图6 原始数据可视化特征图

由图 6 可知:10 种故障信号的特征相互交错,无法进行故障分类。

第一隐含层可视化特征图如图 7 所示。

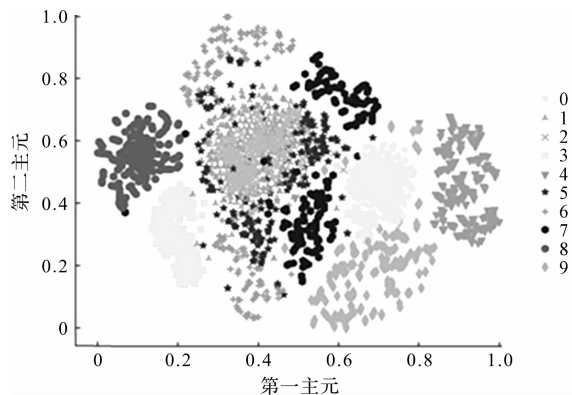


图 7 第一隐含层可视化特征图

由图 7 可明显看出:经第一隐含层 RBM1 特征提取之后,10 种故障信号由最初混乱无序的状态开始有效地聚集到一起。

第二隐含层可视化特征图如图 8 所示。

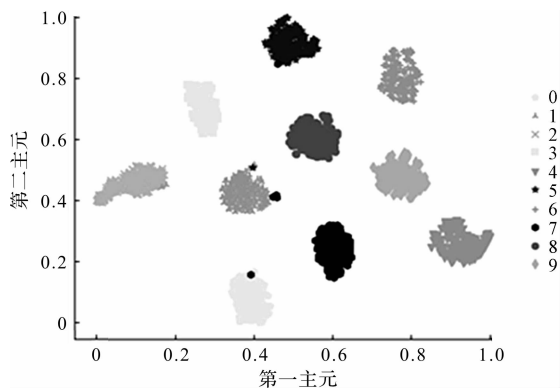


图 8 第二隐含层可视化特征图

由图 8 可知:经过第二隐含层 RBM2 特征提取之后,10 种故障信号基本上全部剥离开来。

第三隐含层可视化特征图如图 9 所示。

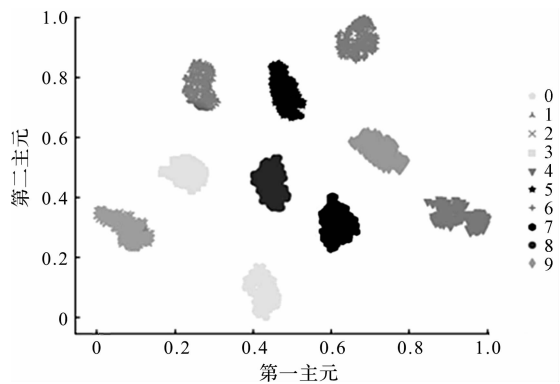


图 9 第三隐含层可视化特征图

由图 9 可知:经过第三隐含层 RBM3 特征提取之

后,除了极少部分的数据出现重叠现象之外,在整体上已经达到了很好的特征提取效果。

综上可知,ISFLA-DBN 模型能够有效地对原始时域振动信号集进行故障特征提取,避免了传统故障诊断方法人为特征提取的弊端,使得诊断过程更加智能化。

3.3.3 ISFLA-BP、DBN、PSO-DBN 和 ISFLA-DBN 对比分析

4 种模型在训练集上的故障分类准确率变化曲线的对比如图 10 所示。

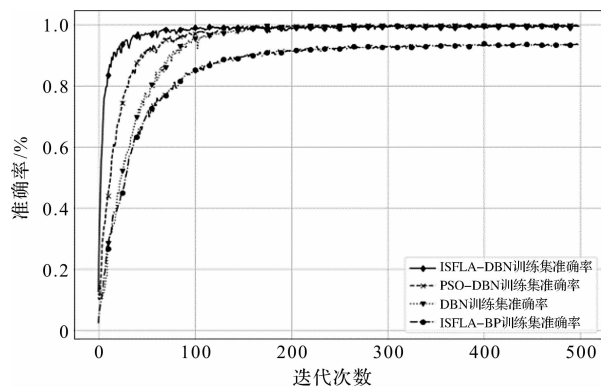


图 10 准确率变化曲线图

由图 10 可知:ISFLA-DBN、PSO-DBN 和 DBN3 种模型在训练集上的故障分类准确率都能达到 99% 以上;其中,ISFLA-DBN 的收敛速度最快,算法趋于稳定时所需的迭代次数最少;ISFLA-BP 模型在训练集上的故障分类准确率最高只有 92% 左右,且算法趋于稳定时需要迭代 250 次左右。

损失误差变化曲线如图 11 所示。

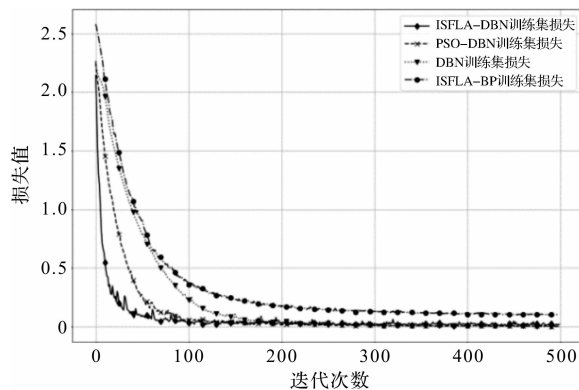


图 11 损失误差变化曲线图

由图 11 可知:ISFLA-DBN 在训练集上的损失误差最小,PSO-DBN 的损失误差次之,ISFLA-BP 的损失误差最大。

在验证集上,4 种模型故障分类准确率和训练时间的 10 次运行结果平均值如表 2 所示。

表 2 10 次运行结果

算法名称	准确率平均值/%	平均训练时间/s
ISFLA-BP	82.93	78
DBN	93.19	186
PSO-DBN	97.32	472
ISFLA-DBN	98.57	528

由表 2 可知:

(1) ISFLA-DBN 在验证集上的故障分类准确率平均值最高(98.57%),略高于 PSO-DBN(97.32%),高于 DBN(93.19%)和 ISFLA-BP(82.93%);

(2) 由于 ISFLA-DBN 网络结构最为复杂,其训练时间要远大于 DBN 和 ISFLA-BP,略高于 PSO-DBN。

3.3.4 ISFLA-DBN 模型泛化性能分析

为进一步评估 ISFLA-DBN 模型的泛化性能,即检验模型在未知数据集上的故障分类准确率,笔者将测试集数据 T 输入到经训练集和验证集数据训练好的 ISFLA-DBN 模型中,分别进行故障分类,并将测试集诊断结果以混淆矩阵表示,如图 12 所示。

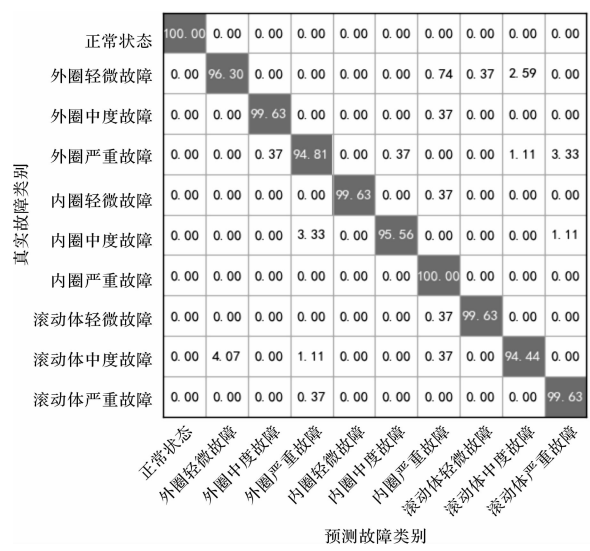


图 12 测试集故障分类混淆矩阵图

由图 12 可知:ISFLA-DBN 模型在测试集上的平均准确率为 97.96%。

其中,正常轴承和内圈严重故障识别准确率达到 100%,外圈中度故障、内圈轻微故障、滚动体轻微故障以及滚动体严重故障识别准确率达到 99% 以上,外圈轻微故障和内圈中度故障识别率分别为 96.30% 和 95.56%,外圈严重故障和滚动体中度故障识别率较低,分别为 94.81% 和 94.44%。

由此可见,ISFLA-DBN 模型在未知数据集上的泛化性能较好,具有一定的工程应用价值。

4 结束语

本文针对传统故障诊断方法依赖于一定的专家经验和信号处理技术,以及 DBN 参数选择困难等问题,提出了一种基于 ISFLA 优化 DBN 的故障诊断方法,笔者采用该方法,并利用 ISFLA 全局搜索能力强、收敛速度快、易跳出局部极值等优点,对 DBN 结构参数进行了寻优。

实验及研究结果表明:

(1) 相对于浅层 BP 神经网络故障识别精度的平均值,ISFLA-DBN 模型故障识别精度的平均值高出 15.64%,相对于未优化 DBN 模型故障识别精度的平均值高出 5.38%,相对于 PSO-DBN 模型故障识别精度的平均值高出 1.25%;

(2) ISFLA-DBN 模型的收敛速度最快、拟合效果最好,在未知数据集上具有很好的泛化性能。

参考文献 (References):

[1] 马 伦,康建设,孟 妍,等. 基于 Morlet 小波变换的滚动轴承早期故障特征提取研究[J]. 仪器仪表学报,2013,34(4):920-926.

[2] 李心一,谢志江,罗久飞. 加窗插值快速傅里叶变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2018,29(10):1166-1172.

[3] 辛 玉,李舜酩,王金瑞,等. 基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(11):79-86.

[4] 胡芑庆,陈徽鹏,程 哲,等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械工程学报,2019,55(7):9-18.

[5] 潘洋洋,何 伟,朱丹宸. 基于 CEEMD 与 IMCKD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机电工程技术,2019,48(10):11-15.

[6] 许 凯,许黎明,周大朝,等. 基于 Stockwell 变换的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械制造,2019(4):92-96.

[7] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. **Neural computation**, 2006,18(7):1527-1554.

[8] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2013(115):124-135.

[9] SHAO H, JIANG H, ZHANG X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network[J]. **Measurement Science and Technology**, 2015, 26(11):115002.

- [10] 陈保家,刘浩涛,徐超,等. 深度置信网络在齿轮故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2019, 30(2): 205-211.
- [11] 王磊,李双喜,朱乔峰,等. 基于 PSO-BP 的调控型气体密型状态参数智能计算方法研究[J]. 流体机械, 2017, 45(11): 10-16, 4.
- [12] ZHANG X, HU X, CUI G, et al. An improved shuffled frog leaping algorithm with cognitive behavior[C]. 2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. IEEE, 2008.
- [13] 马平莉. 混合蛙跳算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学计算机应用技术学院, 2013.
- [14] EUSUFF M, LANSEY K, PASHA F. Shuffled frog-leaping algorithm: a memetic meta-heuristic for discrete optimization[J]. **Engineering Optimization**, 2006, 38(2): 129-154.
- [15] 张西宁,向宙,唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(7): 1-8.
- [16] 赵光权,葛强强,刘小勇,等. 基于 DBN 的故障特征提取及诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 1946-1953.
- [17] IOAN CRISTIAN TRELEA. The Particle Swarm Optimization Algorithm: Convergence Analysis and Parameter Selection[J]. **Information Processing Letters**, 2003, 85(6): 317-325.

[编辑:冯黎雅]

本文引用格式:

齐洪方,黄定洪. 基于 ISFLA 优化深度置信网络的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程, 2021, 38(1): 62-68.

QI Hong-fang, HUANG Ding-hong. Rolling bearing fault diagnosis method based on DBN optimized by ISFLA[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021, 38(1): 62-68.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 54 页)

- [2] 王勇. 高速伸缩臂叉车传动系统设计计算[J]. 机电工程技术, 2019, 48(3): 93-95, 154.
- [3] 杨骁,钱程,钱雪薇. 任意阶梯型截面 Timoshenko 梁的弯曲[J]. 上海大学学报: 自然科学版, 2019, 25(5): 786-795.
- [4] 王志彪. 高空作业车臂架系统多柔体动力学仿真分析[D]. 秦皇岛: 燕山大学机械工程学院, 2014.
- [5] 蒙树立,熊静琪,吕志刚. 折叠式高空作业车臂架系统的动力学建模[J]. 噪声与振动控制, 2012, 32(4): 63-67.
- [6] 都亮. 重型移动式高空作业车柔性臂架系统动力学分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学机电工程学院, 2010.
- [7] 李涛. 伸缩臂高空作业车臂架振动主动控制方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学机械科学与工程学院, 2018.
- [8] 高凌翀,滕儒民,王欣. 直臂高空作业车臂架系统振动特性研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(10): 225-230.
- [9] 王吉照. 伸缩臂高空作业车臂架变幅振动抑制研究[D]. 辽宁: 大连理工大学机械工程学院, 2016.
- [10] 李圣,滕儒民,王欣,等. 折臂式举高消防车臂架系统振动特性研究[J]. 大连理工大学学报, 2016, 56(5): 457-465.
- [11] PERTSCH A, SAWODNY O. Modelling and control of coupled bending and torsional vibrations of an articulated aerial ladder[J]. **Mechatronics**, 2016, 33(8): 34-48.
- [12] ZHANG L, ZHU Z, SHEN G. A finite element for spatial static analyses of curved thin-walled rectangular beams considering eight cross-sectional deformation modes[J]. **Arabian Journal for Science and Engineering**, 2015, 40(12): 3731-3743.
- [13] ZHANG L, ZHU Z, SHEN G. Free vibration analysis of thin-walled rectangular box beams based on generalized coordinates[J]. **Journal of Vibroengineering**, 2014, 16(8): 3900-3911.
- [14] JANG G W, KIM K J, KIM Y Y. Higher-order beam analysis of box beams connected at angled joints subject to out-of-plane bending and torsion[J]. **International Journal for Numerical Methods in Engineering**, 2008, 75(11): 1361-1384.

[编辑:冯黎雅]