

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.04.010

基于综合信息融合神经网络的轴承故障诊断^{*}

裴红蕾

(无锡工艺职业技术学院 机电与信息工程学院,江苏 宜兴 214200)

摘要:因轴承的工作环境恶劣,导致其故障多发,在对轴承故障进行快速诊断和定位时存在困难,为此,提出了一种基于综合信息融合神经网络的轴承故障智能诊断方法。首先,介绍了前置神经网络的工作原理,推导了前置神经网络的链接权值系数训练方法,制定了前置神经网络的算法流程;并基于 D-S 证据论和 Dempster 组合规则,设计了后置神经网络的故障诊断方法;然后,提出了基于综合信息融合神经网络的轴承故障诊断方法,完成了两种神经网络的优势融合;最后,为了对基于综合信息融合神经网络的轴承故障诊断方法的有效性进行验证,采用了美国凯斯西储大学的轴承实验数据进行了试验。研究结果表明:无后置融合模块的故障识别率均值为 90.45%,无前置融合模块的故障识别率均值为 89.93%,综合信息融合神经网络的故障识别率均值为 99.33%;该结果证明,基于综合信息融合神经网络的诊断方法具有较高的故障识别准确率和较强的鲁棒性,将综合信息融合神经网络应用于轴承故障诊断是有效的。

关键词:轴承故障;智能诊断;前置神经网络算法;综合信息融合;故障识别率;鲁棒性

中图分类号:TH17;TH133.3

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)04-0495-06

Bearing fault diagnosis based on integrated information fusion neural network

PEI Hong-lei

(School of Electromechanical and Information Engineering, Wuxi Vocational
Institute of Arts & Technology, Yixing 214200, China)

Abstract: Due to the poor working environment of the bearing, its faults frequently occur, and it was difficult to quickly diagnose and locate the bearing fault. For this reason, an intelligent diagnosis method for bearing faults based on comprehensive information fusion neural network was proposed. Firstly, the working principle of pre-neural network was introduced, the link weight coefficient training method of pre-neural network was deduced, and the algorithm flow of pre-neural network was formulated. Based on D-S evidence theory and Dempster combination rule, a fault diagnosis method of post neural network was designed. Then, a bearing fault diagnosis method based on comprehensive information fusion neural network was proposed, so that the advantages of the two neural networks were fused. Finally, the experimental verification was carried out based on the bearing experimental data of Case Western Reserve University. The research results show that the average fault recognition rate without post fusion module is 90.45%, the average fault recognition rate without pre-fusion module is 89.93%, and the average fault recognition rate of comprehensive information fusion neural network is 99.33%. The above data show that the integrated information fusion neural network has the highest fault recognition accuracy and strong robustness, which verifies the effectiveness and accuracy of comprehensive information fusion neural network in bearing fault diagnosis.

Key words: bearing fault; intelligent diagnosis; pre-neural network algorithm; integrated information fusion; fault recognition rate; robustness

0 引言

滚动轴承是旋转机械重要的组成部分,与其他的机械设备相比,轴承寿命的离散性非常大。滚动轴承

发生故障时,会影响产品质量、造成设备停产,严重时可能会造成巨大经济损失和人员伤亡的严重后果^[1]。为了确保机械设备的安全稳定运行,对于滚动轴承的故障诊断方法进行研究具有重要的意义。

收稿日期:2021-11-10

基金项目:江苏省宜兴市科技计划资助项目(2019SF08);江苏省教育科学“十四五”规划项目(D/2021/03/44)

作者简介:裴红蕾(1982-),女,江苏宜兴人,硕士,副教授,主要从事机械故障诊断、机械设计、数控技术等方面的研究。E-mail:3513684596@qq.com

滚动轴承故障诊断得到了国内外学者的广泛关注。国内外学者对滚动轴承故障诊断的研究较多,其热点主要集中在故障诊断模型构建和算法优化上^[2,3]。

王建军等人^[4]采用自适应神经网络的方法,对矿井提升机的故障进行了诊断,诊断结果显示其辨识效果良好;但是这种自适应神经网络存在对故障特征参数提取不充分、训练样本要求较大的问题。曹惠玲等人^[5]将基于多核学习构建的组合核函数作为支持向量机的新映射函数,使用支持向量机法,对发动机故障进行了诊断;该诊断模型的优点是其寻优的准确度较高,缺点是其对大量并联数据的处理能力偏弱。李艳红等人^[6]使用改进的 DS 证据理论,对不确定条件下多故障证据的数据融合问题进行了研究,并将其应用于矿用带式输送机故障诊断之中,诊断结果显示其效果良好;但是该方法的智能化水平还不够高。朱永利等人^[7]在神经网络故障诊断基础上,使用数据融合方法对神经网络诊断结果进行了智能判别,解决了复杂电力系统智能化故障诊断的问题;但是由于其故障特征提取和模式识别精度不够,使得数据融合方法的诊断精度还有待于提高。

已有的文献报道类似故障诊断模型还很多,但是在针对并联机械系统的大数据输入和多故障诊断输出的研究上,上述研究普遍还不够深入。

为了提高轴承故障诊断中大量多源信号的处理效率,同时增强故障诊断预判的自动化和智能化程度,笔者将前置神经网络和后置神经网络进行融合(其中,前置网络可以降低复杂度、减少计算量,后置网络可以提高故障识别可信度),笔者通过整合多源信息融合的信息处理优势和神经网络的人工智能优势,建立轴承故障诊断模型,以实现轴承故障较高精度的故障诊断。

1 综合启发信息神经网络

根据数据融合类型和与神经网络的结合位置不同,可以将神经网络分为前置信息融合神经网络和后置信息融合神经网络两类。其中,前置信息融合神经网络可以降低神经网络复杂度,减少其计算量;后置信息融合神经网络可以提高故障的识别可信度,提升诊断的精度。

为了融合两种网络的优势,笔者提出一种综合启发信息神经网络结构。

1.1 前置融合的神经网络故障诊断模型

基于前置融合神经网络的故障诊断模型的结构示

意图,如图 1 所示。

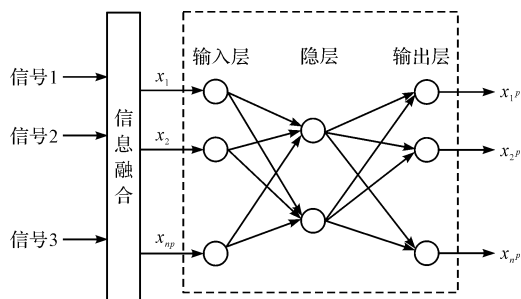


图 1 前置信息融合的神经网络故障诊断结构图

图 1 中,基于前置融合神经网络的故障诊断模型是在神经网络的前端设置信息融合,先将信号进行融合前处理,再输入神经网络进行故障诊断。

该方法显著的优势是能够去除和合并冗余项,有利于在计算初期提取故障的特征信息。

图 1 中,在输入信号在融合后,以特征向量 \$\mathbf{X}_i (i = 1, 2, \dots, n_p)\$ 的形式输入神经网络;图中第 \$P\$ 层的神经元个数记为 \$n_p\$ 个,输入层神经元根据特征参数数量确定,输出层神经元数量根据故障种类确定。

输入到第 \$P\$ 层的第 \$i\$ 个神经元的权系数记为 \$w_{ij}\$,则该网络的变换关系可表示如下^[8,9]:

$$x_i^p = f(U_i^p) \quad (1)$$

$$U_i^p = \sum w_{ij}^p x_j^{p-1} \quad (2)$$

式中: \$f\$—非线性映射函数,无量纲。

其中: \$p = 1, 2, \dots, P; i = 1, 2, \dots, n_p; j = 1, 2, \dots, n_{p-1}\$。

在学习算法中,神经网络的链接权系数 \$w_{ij}\$ 需要不断进行调整,为了保证较好的自学习计算精度,笔者采用最小二乘法或梯度搜索算法,以网络的实际计算输出值与期望的输出值之间误差值的均方最小作为寻优依据,通过迭代计算,使计算值无限逼近期望值,以此确定式(2)中的链接权系数。

其主要算法如下:

$$w_{ij}^p(k+1) = w_{ij}^p(k) + \alpha D_{ij}^p(k) \quad (3)$$

$$D_{ij}^p(k) = \sum_{m=1}^M \delta_{mi}^p X_{mj}^{p-1} \quad (4)$$

$$\delta_{mi}^p = \left(\sum \delta_{mk}^{p+1} w_{ki}^{p+1} \right) \mu X_{mi}^p (1 - X_{mi}^p) \quad (5)$$

$$\delta_{mi}^p = (d_{mi} - X_{mi}^p) \mu X_{mi}^p (1 - X_{mi}^p) \quad (6)$$

其中: \$q = Q, Q-1, \dots, 1\$。

由式(3~6)可知,如果网络有足够多的神经元 \$n_p\$,以及有足够多的隐层层数,网络可以无限地逼近于任意非线性函数 \$f\$,产生式(1)中的函数映射关系。

但是在实际的运用过程中,一方面由于计算资源有限,不可能无限地扩大神经网络的规模;另一方面过

多的神经元和隐层会影响计算的收敛性,造成畸变。因此,也需要设定一个可信度的域值,该模型在计算中均假设可接受误差范围 $\leq 4\%$ 。

权系数计算方法确定后,需要对误差的计算方法进行推导。下面笔者从误差的角度推导权系数的变化量。

在神经网络中,假设第 k 隐层的第 i 个神经元来自第 $k-1$ 层的输入误差为 E ,则权值系数的变化量为^[10,11]:

$$\Delta w_{ij}^{k,k-1} = -\zeta \frac{\partial E_i^{(k)}}{\partial w_{ij}^{k,k-1}} \tag{7}$$

式中: ζ —学习系数,无量纲,一般为正值。

进一步定义第 k 层第 i 个神经元的输出值为 M_i^k ,假设本层和本神经元期望的输出值为 r_i ,那么第 k 层第 i 个神经元的计算误差可表示为:

$$E_i^{(k)} = \frac{1}{2} (M_i^k - r_i)^2 \tag{8}$$

$$\frac{\partial E_i^{(k)}}{\partial M_i^k} = M_i^k - r_i \tag{9}$$

将式(9)代入式(7)中可得:

$$\Delta w_{ij}^{k,k-1} = -\zeta (M_i^k - r_i) \cdot M_j^{k-1} \cdot (1 - M_{ji}^{k-1}) \tag{10}$$

前置信息融合神经网络的具体计算流程图如图2所示。

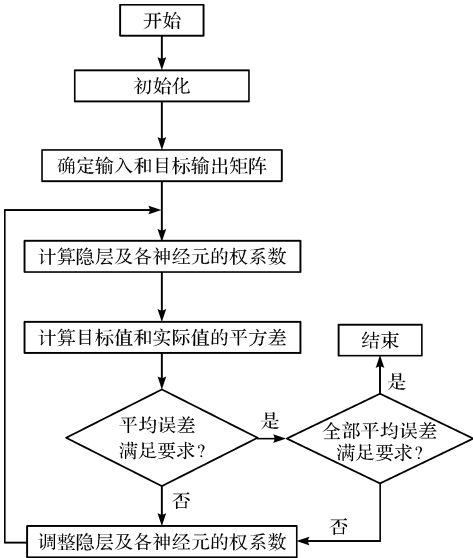


图2 计算流程图

图2中,模型采用上述算法的全局逼近方法求最优值,这种方法对于提高结果的预测准确性和提高网络函数的自适应和自学习能力效果较好;采用式(10)可以计算输出层以及隐层的权值变化量,利用权值系数的变化量可以不断调整权值,直到满足误差要求为止^[12,13]。

为了对上述模型进行验证,笔者以美国凯斯西储大学的轴承试验数据为样本,建立该轴承的前置融合

神经网络故障诊断模型。

该故障库包含4类工作状态,即正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障,分别将其命名为故障A~D,1代表有故障(例如有A类故障,故障A=1),0代表无故障(例如无A类故障,故障A=0)。

以该系统采集的50组数据为学习样本,笔者先进行数据融合,再使用神经网络进行故障诊断自学习计算,然后建立前置融合的神经网络故障诊断模型。

前置诊断模型的一组输出如表1所示。

表1 前置诊断模型计算结果

故障类型	输出节点			
	节点1	节点2	节点3	节点4
故障A	0.993 5	0.001 7	0.002 4	0.000 9
故障B	0.001 9	0.995 1	0.000 9	0.001 1
故障C	0.002 7	0.001 3	0.993 6	0.001 9
故障D	0.000 5	0.000 8	0.000 4	0.998 1

表1中:节点1输出为1、其余为0表示诊断结果为故障A;节点2输出为1、其余为0表述诊断结果为故障B,以此类推。

从表1中可见,在该次输出中,基于前置融合神经网络的故障诊断模型准确地识别出了轴承的故障类型。

为了体现前置融合神经网络的优势,在相同全局误差下,笔者将前置融合神经网络和不融合网络进行了比较。

两种网络的迭代次数与隐层节点数量的变化如图3所示。

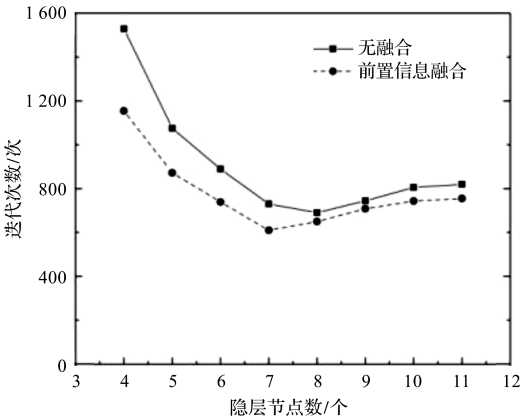


图3 前置数据融合对比图

由图3可以看出:在相同网络结构的前提下,前置融合神经网络能够在一定程度上减少神经网络的迭代计算次数,减少其计算量,提高了网络的计算效率,节约了其计算时间。

1.2 后置融合的神经网络故障诊断模型

后置融合是在神经网络末端设置信息融合,其优

点是可以对故障诊断的结果进行智能地识别和判断,对可能出现的诊断误差和错误进行纠正,可以提高诊断的准确性。

后置融合使用文献[14]中 D-S 证据论和 Dempster 组合规则进行融合计算,其模型结构如图 4 所示。

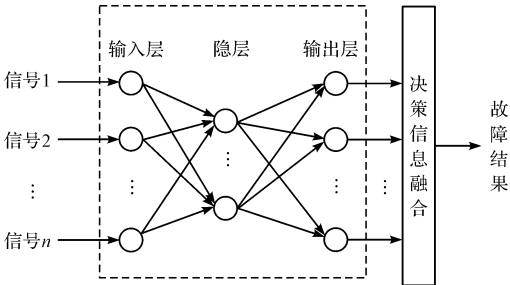


图 4 后置信息融合的神经网络故障诊断结构图

仍然以上述轴承系统的测试数据为样本,笔者共取两组具有故障特征和非故障特征的样本数据。其中第一组样本容量为 40,第二组样本容量为 50;使用这两组样本来训练网络,并建立该轴承的后置融合神经网络故障诊断模型。

故障诊断准确度仿真分析结果如图 5 所示。

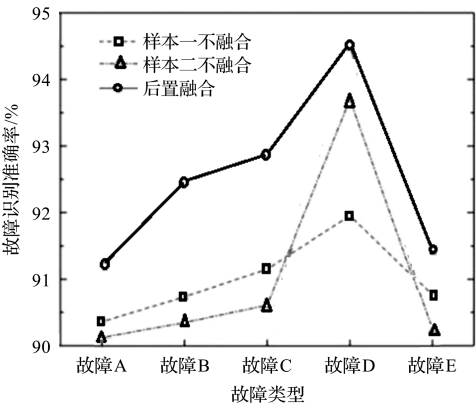


图 5 故障诊断准确度仿真分析结果

图 5 中,分别给出了第一组样本不使用后置融合、第二组样本不使用后置融合、两组样本使用后置融合的故障诊断准确率。

由图 5 可以看出:加入后置融合模块的神经网络故障识别准确率明显高于不融合神经网络的识别准确率。这是因为后置融合模块可以用于对故障诊断的结果进行智能识别和判断,对可能出现的诊断误差和错误进行纠正,故大大提高了其故障诊断的准确性。

1.3 综合信息融合神经网络故障诊断模型

结合前置和后置融合神经网络故障诊断模型的优点,在上述两种模型基础上,笔者建立了综合信息融合神经网络模型。

综合信息融合神经网络模型的结构如图 6 所示。综合信息融合神经网络故障诊断模型有以下特点:

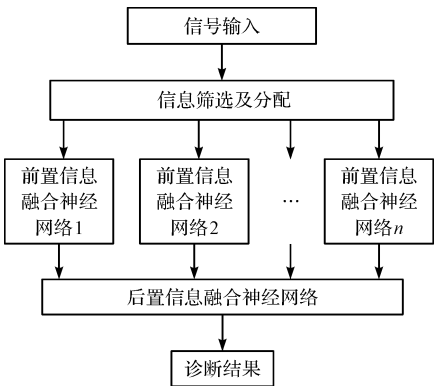


图 6 综合信息融合神经网络故障诊断结构图

(1)在前置信息融合神经网络前加入了信息筛选和分配模块,对信息进行了筛查、分类、打包等预处理,提高了融合和网络计算精度和效率;

(2)采用多个并联结构的前置融合神经网络对多信息系统进行了故障诊断;

(3)模型末端的后置决策信息融合神经网络可以提高后置融合效率和故障诊断精度。

该综合诊断模型是一个串并联相结合的混联结构,这种结构可以避免串联和并联的固有缺陷,提高系统整体的稳定性、可移植性和鲁棒性。

2 实验与结果分析

2.1 数据获取

此处,笔者以美国凯斯西储大学电气工程实验室的轴承实验数据为研究对象。

该实验台由测试轴承、驱动端电机、扭矩传感器、加载电机等设备组成,如图 7 所示。

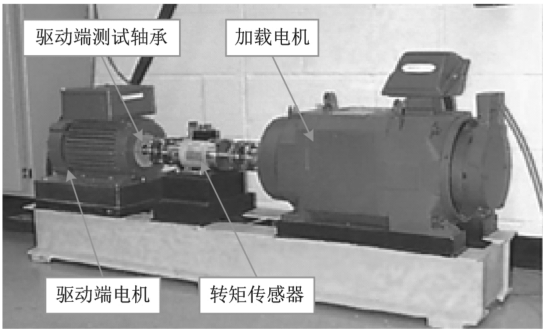


图 7 轴承实验台

实验测试中所用的轴承为 6205—2RS JEM SKF 型深沟球轴承。

SKF6205 轴承参数如表 2 所示。

表 2 SKF6205 轴承参数(单位:mm)				
内径	外径	厚度	滚动体直径	节径
25	52	15	7.94	39.04

在采样频率为 12 kHz、转速为 1 750 r/min 的情况下,

笔者通过轴承座上的振动加速度传感器采集振动信号。

实验测试中,轴承的损伤是采用电火花加工的单点损伤,其损伤直径为 0.177 8 mm,损伤深度为 0.279 4 mm,损伤位置分别在轴承内圈、滚动体以及轴承外圈。

实验中共使用滚动轴承 4 种状态的数据,分别为内圈故障、滚动体故障、外圈故障(6 点位置损伤)以及正常状态下的轴承振动信号。

从 4 种状态振动信号中,笔者每组提取 100 组数据,每组有 2 048 个样本点;在每种状态下,随机选取 80 组数据用于融合神经网络训练,其余 20 组用于诊断精度测试。

滚动轴承 4 种状态的振动信号的时域波形图如图 8 所示。

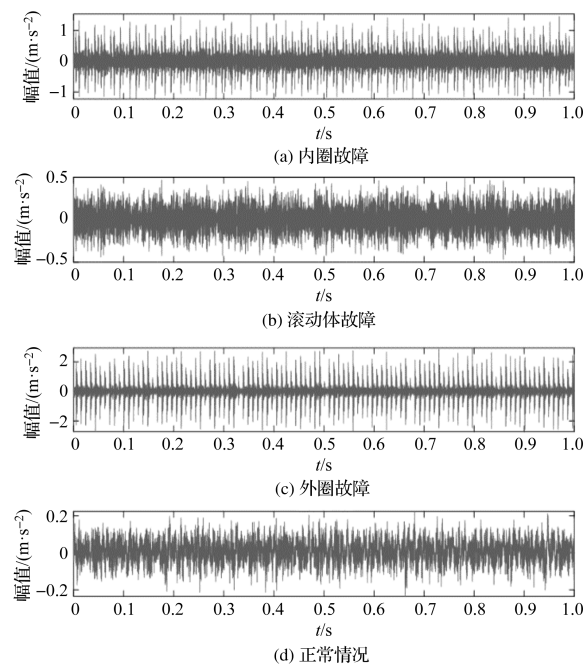


图8 振动信号的时域波形图

从图 8 中可以看出:在滚动轴承发生故障时,其信号波形出现规律性的幅值突然升高的现象(而在轴承正常状态下,其信号波形的幅值变化缓慢,且随机性强)。

因此,可以使用融合神经网络从振动信号中提取出故障特征。

2.2 融合神经网络与融合前对比

按照前文所述,笔者首先使用每种状态下 80 组数据进行训练,其余 20 组作为测试样本。

基于 1.3 节中的综合信息融合神经网络故障诊断模型,笔者将采集到的样本进行自学习训练,并构建了多个神经网络,以预测和诊断该多缸柴油机系统的故障。

为了进行对比,笔者设置了 3 种诊断网络,分别去

除该模型结构(图 6)中的前置信息融合模块、后置信息融合模块,并重新构造了网络。

3 种网络模型的故障诊断准确率如表 3 所示。

表 3 3 种网络模型诊断准确率(%)			
	无后置融合	无前置融合	综合融合
正常状态	89.4	90.3	99.3
内圈故障	91.5	89.2	98.9
外圈故障	92.3	91.8	99.8
滚动体故障	88.6	88.4	99.3
均值	90.45	89.93	99.33

由以上数据可以看出:

无后置融合的故障诊断准确率均值为 90.45%,无前置融合的故障诊断准确率为 89.93%,综合融合网络的故障诊断准确率均值为 99.33%,远远高于另外两种网络结构。

这是因为综合融合神经网络结构兼具前置融合和后置融合的优势,能够有效提取信号中的故障特征并进行准确识别;且后置融合模块可以对故障诊断的结果进行智能识别和判断,对可能出现的诊断误差和错误进行纠正。

2.3 融合神经网络与其他方法对比

为了进一步验证综合信息融合神经网络在轴承故障诊断中的优越性,笔者将其与 VMD + 改进 DBN^[15]的诊断方法进行比较分析。

对测试样本采用两种方法进行诊断所得到的结果如图 9 所示。

由图 9 可以看出:

VMD + 改进 DBN 故障诊断准确率为 93.75%,综合信息融合神经网络的诊断准确率为 98.75%,比 VMD + 改进 DBN 诊断精度高了 5 个百分点,说明综合融合神经网络的鲁棒性和适应性较好。

这是因为后置信息融合模块可以对前置信息融合神经网络的诊断结果进行核对和校正,使诊断系统的鲁棒性和适应性较好。

由以上分析可以看出,综合融合神经网络结构在轴承故障诊断中具有较高的诊断精度、较强的鲁棒性和适应性。

3 结束语

为了提高轴承故障诊断中的处理效率,增强故障诊断的智能化程度,在建立了前置和后置融合神经网络故障诊断模型的基础上,笔者将前置神经网络和后置神经网络进行融合,建立了集信息筛选、管理、整合的综合神经网络故障诊断模型,并将该模型应用于轴

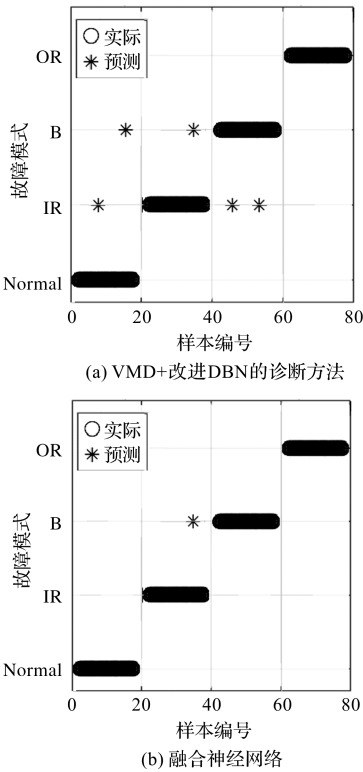


图 9 两种方法诊断结果对比

承的故障诊断之中,以实现对轴承故障的高精度诊断;最后进行了仿真实验。结果表明,其对故障的诊断效果良好。

研究结论如下:

(1)前置信息融合神经网络故障诊断模型,能够减少计算量,提高计算效率;后置信息融合神经网络故障诊断模型,能够提高故障诊断的诊断可信度,提升诊断的精度;

(2)综合信息融合神经网络的轴承故障诊断模型,提高了故障诊断时的识别准确率,且系统具有较强的鲁棒性和适应性。

后续笔者的研究方向为:

(1)研究神经网络参数更加高效、合理的计算方法,使得网络提取的特征更加敏感,对故障的识别更加准确;(2)对融合神经网络在故障迁移、多故障混合时的适用性需进行更深一步的研究。

参考文献 (References):

[1] 魏东海,王磊,赵志超,等. 随机森林算法在柴油机故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造,2020(7):63-66.

[2] GUO Y, NA J, LI B, et al. Envelope extraction based dimension reduction component analysis in fault diagnosis of rolling element bearing[J]. **Journal of Sound and Vibration**,2014,333(13):2983-2994.

[3] CHAO K H, CHEN C T, WANG M H, et al. A Novel Fault Diagnosis Method Based-on Modified Neural Networks for Photovoltaic Systems[C]//Advances in Swarm Intelligence, First International Conference, Icsi, Beijing, China, June. DBLP,2010.

[4] 王建军,武秋俊,王晋涛. 基于自适应神经网络的矿井提升机故障诊断[J]. 煤矿机械,2020,41(4):162-164.

[5] 曹惠玲,薛成,薛鹏. 多核学习 SVM 在发动机故障诊断上的应用[J]. 机械设计与制造,2019(5):1-4,9.

[6] 李艳红,郭海霞. 基于改进 DS 证据理论的矿用带式输送机故障诊断[J]. 煤矿机械,2020,41(8):174-176.

[7] ZHU Y L,HUO L M,LU J L. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**,2006,21(2):634-639.

[8] 赵应丁,岳星宇,杨文姬,等. 基于多特征融合卷积神经网络的显著性检测[J]. 计算机工程与科学,2021,43(4):729-737.

[9] 陈聪,候磊,李乐乐,等. 于 GRU 改进 RNN 神经网络的飞机燃油流量预测[J]. 科学技术与工程,2021,21(27):11663-11673.

[10] RIZVI Z H, AKHTAR S J, H HAIDER, et al. Estimation of seismic wave velocities of metamorphic rocks using artificial neural network[J]. **Materials Today: Proceedings**, 2020,27(1):232-242.

[11] 刘祎,刘萍,李守军. 光雷达和神经网络相融合的机器人避障轨迹规划研究[J]. 激光杂志,2021,42(9):175-178.

[12] 李筱艺,王传美. 基于新陈代谢 GM(1,1)-Copula-BP 神经网络的 STI 预测[J]. 统计与决策,2021,37(18):158-161.

[13] ACHOURI H, AOUITI C, HAMED B B. Bogdanov-takens bifurcation in a neutral delayed hopfield neural network with bidirectional connection[J]. **International Journal of Biomathematics**,2020,13(6):2050049.

[14] FAN X F, ZUO M. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory (Part 1): D-S evidence theory and its improvement [J]. **Pattern Recognition Letter**, 2006, 27(5):366-376.

[15] 盛肖炜,于林鑫,毕鹏飞,等. 基于参数优化 VMD 和改进 DBN 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2021,38(9):1107-1116.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

裴红蕾. 基于综合信息融合神经网络的轴承故障诊断[J]. 机电工程,2022,39(4):495-500.

PEI Hong-lei. Bearing fault diagnosis based on integrated information fusion neural network[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2022,39(4):495-500.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>