

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.03.009

基于粒子群算法优化 BP 神经网络的轴承故障诊断

樊怀聪^{a,b}, 田禾^{a,b}, 冯明文^{a,b}, 曹冉冉^{a,b}

(天津理工大学 a. 机电工程国家级实验教学示范中心;

b. 天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室, 天津 300384)

摘要:通过 PSO 优化 BP 神经网络的权值和阈值, 采用此算法对滚动轴承进行故障诊断, 以驱动端加速度数据和风扇端加速度数据作为输入, 通过训练网络输出轴承 3 种不同状态, 实现对轴承的故障诊断。仿真结果表明: 此网络模型能够准确识别出轴承运行状态和故障类型, 正常样本测试准确率达到 98%, 并且相对于 BP 神经网络来说测试精度和准确性都有较大提升, 泛化能力更强, 可行性高。

关键词:轴承; 故障诊断; BP 神经网络; 粒子群算法

中图分类号:TH133.3; TP206⁺.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2024)03-0045-05

Bearing Fault Diagnosis Based on PSO-BP Neural Network

FAN Huaicong^{a,b}, TIAN He^{a,b}, FENG Mingwen^{a,b}, CAO Ranran^{a,b}

(a. National Demonstration Center for Experimental Mechanical and Electrical Engineering Education; b. Tianjin Key Laboratory for Advanced Mechatronic System Design and Intelligent Control, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: PSO algorithm is applied to optimize the weight and threshold of BP neural network and conduct the fault diagnosis of rolling. The acceleration data of driving end and the acceleration data of fan end are taken as input to output three different states of bearing by training network, so as to realize the fault diagnosis of bearing. The simulation results show that the network model can accurately identify the running state and fault type of bearings, and the test accuracy of normal samples reaches 98%. Compared with BP neural network, the test accuracy is greatly improve with stronger generalization ability and higher feasibility.

Keywords: bearing; fault diagnosis; BP neural network; PSO

0 引言

滚动轴承是支撑轴转动的零件, 用以保证轴的正常运行, 是机械设备中应用最广泛的零件之一。根据相关统计数据显示, 约有 30%~40% 的设备故障是由滚动轴承发生故障造成的。随着设备工作时间的增加, 滚动轴承工作过程中会受到一些难以避免的外界因素影响, 导致其发生故障, 而滚动轴承又直接影响着设备的运行状态, 对安全 and 生产造成直接影响, 尤其在大型设备或大型企业中, 一旦发生故障, 带来的经济损失和安全隐患很大。因此, 及时、准确地诊断出轴承的故障状态和类型, 具有十分重要的意义。

近年来, 滚动轴承的故障诊断技术成为研究热点。曹智军^[1]提出利用 BP 神经网络的轴承故障诊断方法, 但该方法训练速度慢, 容易陷入局部最小值, 影响故障诊断速度。乔维德^[2]提出利用粒子群-蛙跳算法优化神经网络进行故障诊断并采用了

小波分析法, 但此算法参数多, 寻优和网络训练时间都过长。王宇等^[3]提出利用蛙跳算法优化神经网络的轴承故障诊断策略, 但蛙跳算法前期寻优收敛速度慢, 一定程度上影响轴承故障诊断效率。梅向福等^[4]提出利用遗传算法优化神经网络来对水泥生产设备轴承进行故障诊断, 但遗传算法存在算法复杂、收敛速度慢、局部搜索能力差的问题。王海林等^[5]提出利用小波分析和 RBF 神经网络来对轴承进行故障诊断, 但 RBF 神经网络结构过于庞大, 从而运算量增加, 影响诊断效率。皮骏等^[6]采用 MGA-BP 神经网络对航空轴承故障进行诊断, 通过引入个体选择、三角函数和高斯变异对遗传算法进行改进后用以优化 BP 神经网络, 但此方法参数过多, 训练速度慢。余传粮等^[7]基于对齿轮振动信号进行短时傅里叶变换得到时频图后, 输入 CNN 来对齿轮箱进行故障诊断。

针对上述存在的问题, 本文选择采用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 来优化 BP

基金项目:国网天津市电力公司科技项目 (KJ21-1-21)

第一作者简介:樊怀聪 (1999—), 男, 河北石家庄人, 硕士研究生, 研究方向为机械及机器学习算法, 1007138680@qq.com。

神经网络的权值和阈值,使BP神经网络准确性更高,诊断速度更快,从而对轴承的故障分类更准确。

1 粒子群算法优化BP神经网络

1.1 BP神经网络

BP(back propagation)神经网络由输入层、隐含层和输出层3层结构组成,如图1所示。每一层神经网络中有多个神经元,层与层之间相互连接,同层内的神经元无连接^[8]。在BP神经网络中,数据经过输入层后向隐含层和输出层传播,而训练网络参数时,为了减小误差,从输出层向前修正网络的参数。随着网络的不断学习,误差最终也会越来越小^[9]。其中,输入层神经元节点数目由输入特征多少来决定,输出层节点数目为模型分类的数目,而隐含层神经元节点数目根据经验公式来确定:

$$n_1 = \sqrt{m+n+a}, n_1 \geq \log_2 n_1 \quad (1)$$

式中: n_1 为隐含层神经元个数; m 为输出层神经元节点数; n 为输入层神经元节点数; a 为1~10之间的任意常数。

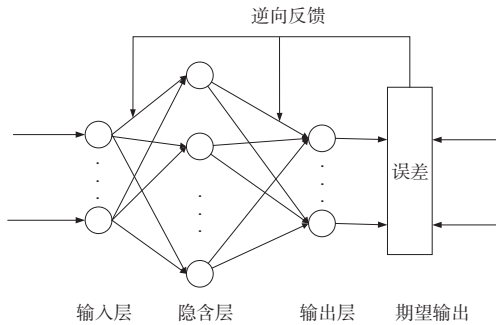


图1 BP神经网络结构

采用滚动轴承驱动端和风扇端加速度数据作为输入变量,则输入层节点数为2;模型输出分类为正常样本、驱动端故障样本和风扇端故障样本3类,故输出层节点数为3。根据经验公式确定,隐含层神经元节点数可选取在3~12之间,通过均方值误差(MSE)作为损失函数验证得知,当隐含层节点数取12时,得到的均方值误差最小。因此,采用的BP神经网络结构为2-12-3型结构。

1.2 粒子群算法

粒子群算法是一类智能随机优化算法,该算法操作简单,收敛速度快,没有过多的参数需要调整。

该算法原理为在 D 维向量空间中,每个粒子

i 有速度 $\mathbf{v}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]^T$ 和位置 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]^T$,则速度和位置更新公式为:

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = \omega \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1 (p_{bestid}^k - \mathbf{x}_{id}^k) + c_2 r_2 (g_{bestid}^k - \mathbf{x}_{id}^k) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad (3)$$

式中: $d \in [1, D]$ 为维数; ω 为惯性权重; k 为当前迭代次数; c_1, c_2 为学习因子,通常取为2; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数。

惯性权重 ω 对算法性能起重要作用,惯性权重 ω 的选择直接影响着全局搜索能力和局部搜索能力,故采用线性调整策略来控制惯性权重 ω ,该策略能使算法全程具有良好的全局和局部搜索能力,符合实际要求。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot i_{\text{ter}} / i_{\text{termax}} \quad (4)$$

式中: $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为最大和最小惯性权重值; $i_{\text{ter}}, i_{\text{termax}}$ 分别为当前和最大迭代次数。一般将 $\omega_{\max}$ 取值为0.9, $\omega_{\min}$ 取值为0.4。

1.3 基于粒子群算法优化BP神经网络的轴承诊断模型

由于BP神经网络在应用过程中初始权值和阈值随机选取,容易出现局部收敛极小点,从而降低拟合效果。为了解决这个问题,采用粒子群算法(PSO)优化BP神经网络的初始权值和阈值,通过优化神经网络的初始权值和阈值克服了种群易陷入局部极小的缺点,加快了收敛速度,解决局部极小点问题,提高BP神经网络算法的预测精度。

PSO优化BP神经网络流程如图2所示,以网络预测结果与目标期望值误差的均方差(mean square error, MSE)作为目标函数确定粒子适应度函数,适应度值越低,误差越小,诊断模型越准确。适应度函数为

$$F_{\text{fitness}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{x=1}^Y (W_{nx}^d - W_{nx})^2 \quad (5)$$

式中: N 为样本数量; Y 为网络输出层神经元个数; W_{nx}^d 为第 n 个样本的第 x 个网络输出层节点的理想值; W_{nx} 为第 n 个样本的第 x 个网络输出层节点的实际值。

根据神经网络结构原理,采用的BP网络为2-12-3型结构,设置网络学习率 $\eta = 0.1$ 。其中,网络隐含层激活函数选用tan-sigmoid函数,输出层传递函数选用purelin函数,训练函数选用trainlm函数,损失函数选用MSE函数,

根据粒子群算法原理,粒子的初始位置和速度在允许的范围内随机产生,设置种群规模为

20,最大迭代次数 $T_{\max}=100$,粒子位置 $p_{\text{op},\max}=10$, $p_{\text{op},\min}=-10$,粒子速度 $V_{\max}=5$, $V_{\min}=-5$,惯性权重 $\omega_{\max}=0.9$, $\omega_{\min}=0.4$,学习因子 $c_1=1.5$, $c_2=1.5$ 。

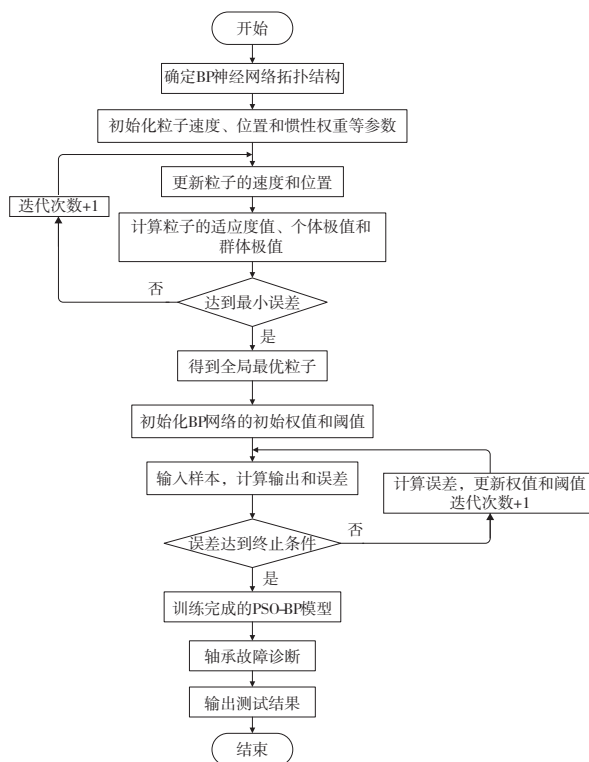


图2 粒子群算法优化BP神经网络流程图

基于粒子群算法优化BP神经网络的轴承故障诊断模型训练方式如下:

1) 选用美国凯斯西储大学轴承实验平台,通过加速度传感器采集振动信号,收集得出滚动轴承驱动端加速度数据和风扇端加速度数据作为模型输入,正常样本、驱动端故障样本和风扇端故障样本3种轴承运行状态类别作为模型的分类输出;

2) 数据预处理,将收集到实验数据按一定比例分为训练样本集、验证样本集和测试样本集;

3) 初始化 PSO 参数,更新粒子速度和位置,得出 PSO 最优参数值,利用最优参数值优化 BP 神经网络的权值和阈值,构建 PSO-BP 网络模型;

4) 使用训练集对 PSO-BP 网络模型进行训练,训练完成后用验证集和输出分类结果对模型进行评估并进行下一轮训练,重复此过程直至达到终止条件;

5) PSO-BP 网络模型训练完成,使用测试集和输出分类结果评估此模型的故障诊断分类效果。

2 实验验证

2.1 样本数据选取

本实验采用美国凯斯西储大学(CWRU)的轴承实验平台,如图3所示。实验平台由1个746 W 的电机、1个转矩传感器、1个功率计和1个电子控制设备组成。此平台模拟现实中的点蚀等故障,待检测的轴承支撑着电动机的转轴,驱动端轴承为SKF6205,采样频率为12 kHz,风扇端轴承为SKF6203,采样频率为12 kHz,实验中使用加速度采集振动信号。

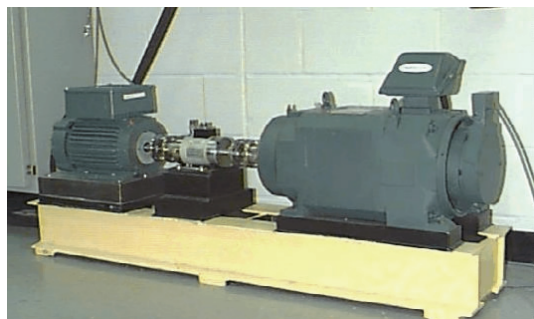


图3 轴承实验平台

本实验选取轴承驱动端加速度数据和风扇端加速度数据作为模型输入,正常样本、驱动端故障样本和风扇端故障样本3种轴承诊断状况类别作为模型分类输出,驱动端和风扇端加速度数据分别选取3000组包含3种不同状况的数据。其中,取2700组数据作为训练样本,模型通过训练对数据识别和分类,确定网络各参数,将剩余300组数据作为测试样本输入给已经训练好的网络模型,得出误差值和测试分类图,从而判断网络模型的准确率和误差。

2.2 仿真结果与分析

使用 MATLAB 对 BP 神经网络进行仿真,首先将训练样本数据预处理后输入给网络进行模型训练,然后将测试样本经过和训练样本一样的数据预处理后,输入给已经训练好的 BP 神经网络中进行测试。通过在网络隐含层神经元节点个数3~12范围内分别选取,计算得出不同神经元个数下模型产生的误差,如表1所示。由表对比可知,当隐含层神经元个数取12时,BP神经网络训练模型得出的误差最小,故选取BP神经网络结构为2-12-3结构。

表 1 不同隐含层节点数的 BP 网络训练误差

隐含层神经元个数	均方误差(正常样本)	均方误差(总)
3	0.245 0	0.798 3
4	0.160 0	0.821 7
5	0.060 0	0.825 0
6	0.075 0	0.790 0
7	0.070 0	0.780 0
8	0.105 0	0.743 3
9	0.065 0	0.751 7
10	0.055 0	0.771 7
11	0.120 0	0.793 3
12	0.040 0	0.723 3

正常样本、驱动端故障样本和风扇端故障样本分别选用 100 组数据进行测试,PSO-BP 网络模型仿真结果如图 4 所示。图中 3 种样本状态对应 3 个类别,可以看出测试样本预测分类结果大部分都落在了实际类别上,正常样本分类准确率达到 98%。由于采用的是小样本数据作为训练测试,故驱动端故障样本和风扇端故障样本的诊断分类准确率相对正常样本来说较低,分别为 49%和 49.5%。由图 5 可得 PSO-BP 网络测试样本分类误差,整体误差值较小,大多分布在零值附近,其中正常样本测试中基本无误差,由此可得出该 PSO-BP 网络模型的精度较高。

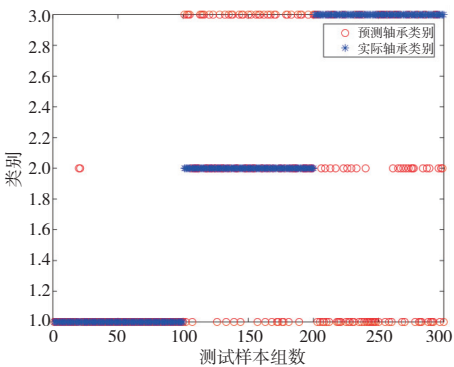


图 4 PSO-BP 网络测试样本分类图

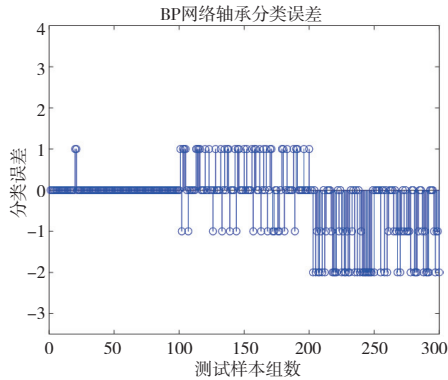


图 5 PSO-BP 网络测试样本分类误差图

为了验证采用的 PSO-BP 网络模型在故障诊断精度上的优势,利用相同数据集使用 BP 神经网络也进行了仿真测试,故障诊断准确率和误差如表 2 所示。

表 2 PSO-BP 和 BP 网络模型实验结果对比

网络模型	测试集分类准确率正常/ 驱动端故障/风扇端故障	均方误差(正常样本)	均方误差(总)
BP	0.925 0/0.385 0/0.285 0	0.195 0	0.793 3
PSO-BP	0.980 0/0.490 0/0.495 0	0.045 0	0.756 7

通过两模型对比可知,采用 PSO 优化过后的 BP 神经网络模型精度更高,故障分类准确率分别达到了 98.0%、49.0%和 49.5%,正常样本和总样本的均方误差分别为 0.0450 和 0.7567。而 BP 神经网络的故障分类准确率分别为 92.5%、38.5%和 28.5%,正常样本和总样本的均方误差分别为 0.195 0和 0.793 3。对比得知,PSO 优化过后的 BP 神经网络在故障诊断准确率上相对 BP 神经网络分别提升了 5.5、10.5 和 21 个百分点,正常样本和总样本的误差分别降低了 0.15 和 0.036 6。实验结果证明,所采用的 PSO 优化算法对 BP 神

经网络具有显著的提升效果,所提出的 PSO-BP 网络模型是有意义的。

3 结语

提出一种粒子群算法优化 BP 神经网络的轴承故障诊断模型,在 BP 神经网络的基础上,将粒子群算法引入用以优化 BP 神经网络的权值和阈值,利用该模型对滚动轴承进行故障诊断研究。实验结果表明:粒子群算法优化后的 BP 神经网络模型具有更高的精度和泛化能力,能够较好地将轴承的故障进行准确分类;计算精度比 BP 神

神经网络提高了6%左右,具有较好的诊断效果,模型仿真结果也更加符合实际情况。

参考文献:

- [1] 曹智军. BP神经网络技术在滚动轴承故障诊断中的应用研究[J]. 煤矿机械, 2019, 40(1): 146-148.
- [2] 乔维德. 基于粒子群-蛙跳算法优化BP神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 厦门理工学院学报, 2021, 29(5): 8-13.
- [3] 王宇, 魏秀业. 基于混合蛙跳优化神经网络的轴承故障诊断研究[J]. 机械传动, 2017, 41(5): 127-131.
- [4] 梅向福, 唐红涛, 李冰, 等. 基于混合GA-BP的水泥生产线回转窑轴承故障诊断研究[J]. 山东工业技术, 2022(3): 47-53.
- [5] 王海林, 张春光, 唐超尘, 等. 基于小波分析和RBF神经网络的轴承故障诊断研究[J]. 机床与液压, 2020,

48(24): 182-187.

- [6] 皮骏, 刘鹏, 马圣, 等. 基于MGA-BP网络的航空轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 381-388, 423.
- [7] 余传粮, 梁睿君, 冉文丰, 等. 基于STFT和CNN的齿轮箱故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(3): 152-154, 195.
- [8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [9] 柳秀, 马善涛, 谢怡宁, 等. 面向轴承故障诊断的深度学习[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(4): 118-124.

收稿日期: 2022-11-02

(上接第44页)

表8 正交试验表

试验号	因素		
	A	B	C
1	1	1	1
2	1	2	2
3	2	1	2
4	2	2	1

4.2 试验结果分析

根据微型行星减速器体积计算公式得到试验结果, 如表9所示。

表9 正交试验结果

试验结果	试验号			
	1	2	3	4
体积/mm ³	370.47	504.25	570.53	419.17

由表9可知, 行星轮最佳参数组合为A1B1C1, 即行星轮齿数为13, 齿宽为3.8mm, 模数为0.3mm。优化后的行星轮在齿根弯曲强度满足要求的前提下可以使得整个微型行星减速器体积减小17.08%。

5 结语

本文设计了一种航空用微型行星传动构型, 完成了齿轮的配齿计算、几何尺寸计算和受力分析工作, 运用有限元分析软件ANSYS对其重要零部件进行了强度校核, 提出了减速器行星架在空间条件允许的情况下可以选用双侧板整体式行星架, 并且基于正交试验法对减速器结构进行进一步优化。本文可以为微型行星减速结构在航空发动机起动机等航空产品中的推广与应用提供理论支撑。

参考文献:

- [1] 饶振纲. 微型行星齿轮传动模块式组合设计研究[J]. 传动技术, 2012, 26(2): 10-17.
- [2] SHIBAIKE N, TAKEUCHI H, NAKAMURA K, et al. Approach to higher reliability in 3D micro mechanisms[C]// Proc SPIE 4179, Micromachining Technology for Micro-Optics, [S.I.: s.n.] 2000, 4179: 170-179.
- [3] 徐克. 航天伺服两输入微型减速器的结构设计与动力学分析[D]. 南京: 南京理工大学, 2017: 21-22.
- [4] 饶振纲. 微型行星齿轮传动模块式组合设计研究[J]. 传动技术, 2012, 26(2): 10-17.
- [5] GB/T 2363—1990 小模数渐开线圆柱齿轮精度[S].

收稿日期: 2022-11-17