

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.10.008

基于 BPSO-M1DCNN 的行星齿轮箱故障诊断方法研究*

郭永伦, 吴国新*, 刘秀丽, 徐小力

(北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室, 北京 100192)

摘要:采用卷积神经网络对旋转部件进行故障诊断时,其对多尺度的故障特征利用有限,且网络层结构和超参数调试费时费力,针对上述问题,提出了一种基于离散二进制粒子群优化多尺度一维卷积神经网络的 BPSO-M1DCNN 算法。首先,对 M1DCNN 网络进行了初始化设计,采用了 BPSO 算法自适应调整超参数和网络结构构建 BPSO-M1DCNN 网络;然后,将原始振动数据输入 BPSO-M1DCNN 网络,进行了特征学习和提取,将学习到的故障特征进行了分类输出;最后,将该算法应用于行星齿轮箱的故障诊断试验,并将其结果与用 BPSO-BP 神经网络、一维卷积神经网络、M1DCNN 网络的结果进行了对比分析,利用变化曲线表示 M1DCNN 网络、BPSO-M1DCNN 网络的正确率和损失率,采用混淆矩阵显示各类故障诊断精度,并利用 T-SNE 算法对其特征学习过程进行了可视化。研究结果表明:相比 BPSO-BP 神经网络、1DCNN 网络、M1DCNN 网络,基于 BPSO-M1DCNN 网络的行星齿轮箱测试集的平均准确率均有一定提升,应用于行星齿轮箱故障的诊断效果较好。

关键词:行星齿轮箱;故障诊断;多尺度一维卷积神经网络;二进制粒子群优化

中图分类号:TH132.41;TH17 **文献标识码:**A

文章编号:1001-4551(2021)10-1277-07

Fault diagnosis method of planetary gearbox based on BPSO-M1DCNN

GUO Yong-lun, WU Guo-xin, LIU Xiu-li, XU Xiao-li

(The Ministry of Education Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology,
Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: When convolution neural network (CNN) was used in fault diagnosis of rotating parts, the utilization of multi-scale fault features was limited, and debugging of network layer structure and hyperparameter were time-consuming and laborious. Aiming at the above problems, a BPSO-M1DCNN algorithm was proposed, which was based on discrete binary particle swarm optimization (BPSO) to optimize multi-scale one dimensional convolution neural network (M1DCNN). Firstly, M1DCNN network was initialized to design, BPSO algorithm was used to adaptively adjust the hyperparameters and network structure to build the BPSO-M1DCNN network. The original vibration data were input to the BPSO-M1DCNN network for feature learning and extraction. Finally, the learned fault features were classified and output. The algorithm was applied to the fault diagnosis of planetary gearbox, and it was compared with network models such as BPSO-BP neural network, one-dimensional convolutional neural network (1DCNN), and M1DCNN network. The change curve was used to express the accuracy and loss rate of M1DCNN network and BPSO-M1DCNN network. Confusion matrix was used to show the accuracy of all kinds of fault diagnosis. T-SNE algorithm was used to visualize the feature learning process. The results indicate that, the average accuracy of planetary gearbox test set based on BPSO-M1DCNN network is higher than that of BPSO-BP neural network, 1DCNN network and M1DCNN network, and a better fault diagnosis effect is achieved.

Key words: planetary gearbox; fault diagnosis; multi-scale one dimensional convolution neural network (M1DCNN); binary particle swarm optimization (BPSO)

收稿日期:2021-03-04

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2020YFB1713203);北京学者计划资助项目(2015-025);北京市教委科研计划资助项目(KM202011232001)

作者简介:郭永伦(1995-),男,北京人,硕士研究生,主要从事机电系统故障诊断特征提取技术方面的研究。E-mail:1679585182@qq.com

通信联系人:吴国新,男,博士,研究员,硕士生导师。E-mail:wgx1977@bistu.edu.cn

0 引 言

目前,轴承、行星齿轮被广泛应用于风电机组、航空设备等各种机电设备中,但由于其所处的环境恶劣,容易出现磨损、裂纹、断齿等故障。传统的故障诊断方法经常难以满足现代机电设备中轴承和行星齿轮故障识别的要求。因此,对其进行故障诊断方法的深入研究,对于提高机电设备运行可靠性具有重要的作用。

传统故障诊断方法一般包括两个步骤,首先对信号进行预处理和特征提取操作,其次将人工提取的特征输入到采用传统浅层机器学习算法的分类器中,以完成对故障种类的识别,诸如支持向量机(support vector machines, SVM)^[1-3]、BP 神经网络^[4,5]等。上述的研究方法虽然诊断精度较高,但特征提取需要人工操作,因而其泛化性比较差;且上述方法又将故障特征提取和识别割裂为了两部分。

与传统算法相区别,深度学习依靠复合结构以及不同权重比例连接,能够识别并提取故障的本质特征,学习能力更是强大。作为常见的深度学习算法,卷积神经网络(CNN)^[6,7]依靠其权值共享、稀疏链接等特点使其特征学习能力强,泛化能力高,因而越来越多的专家学者将其应用到了故障检测和识别领域。文献[8-10]将滚动轴承的振动信号转换为二维特征图谱,输入到 CNN 中进行故障分类识别,实现了良好的故障分类效果。

以上研究证明了 CNN 在解决故障诊断问题方面是有实际效果的,但当面临不同的问题时,仍需要重新进行反复实验来设计 CNN 网络,和设置相关的参数;并且由于振动信号不同,故障特征所处位置和所占比重不一样,再加上外加噪声等外界因素的影响,因此,单一尺度的卷积层很难被提取,并识别其有效特征。

与人工手动调试模型相比,基于 BPSO-M1DCNN 网络能自主选取最优参数,有着更好的鲁棒性和更高的故障识别准确率。文献[11]基于 PSO 算法对 1DCNN 的卷积核个数和学习率进行了优化,输入发射车滚动轴承故障数据进行了验证。文献[12]利用 PSO 算法对深度置信网络(deep belief network, DBN)每层神经元数目,学习率进行了优化,实验表明该方法能够减少模型调参时间,故障识别准确率得到了有效提升。

但是上述方法仅优化单一尺度的神经网络模型的少量参数,如学习率、神经元个数和大小,不能涵盖大部分参数和多尺度的神经网络,这会导致 PSO 算法的泛化程度不高,同时也会在一定程度上限制 PSO 算法和深度学习模型的结合。

本文针对 CNN 不能对故障特征实现多尺度提取和

需要手动调试结构参数的缺陷,提出基于 BPSO-M1DCNN 网络的优化方法,并将其应用到自行采集的行星齿轮箱振动数据集,以提高基于 BPSO-M1DCNN 方法的自适应性、故障特征多尺度识别能力以及分类正确率,进一步减少人工调试的时间和对人工经验的依赖。

1 BPSO-M1DCNN 基础理论

1.1 卷积神经网络

CNN 模仿生物的视知觉机制构建,其一般结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层。

卷积神经网络架构如图 1 所示。

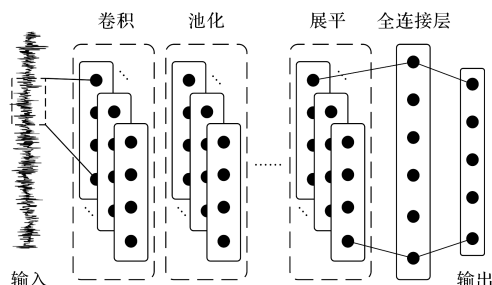


图 1 卷积神经网络架构

卷积层主要用于提取特征信息,其凭借稀疏链接和权值共享的优势,通过卷积核与输入数据进行卷积操作,其数学模型为:

$$z_j^{l+1} = \sigma \left(\sum_i x_i^l * w_{ij}^l + b_j^{l+1} \right) \quad (1)$$

式中: x_i^l —在第 i 个通道里第 l 层代表的特征输出; w_{ij}^l , b_j^{l+1} —对应层里第 j 个卷积核与偏置; z_j^{l+1} —第 j 个通道中第 $l+1$ 层的特征输出; $\sigma(\cdot)$ —激活函数。

池化层主要用于提取局部特征,使得收敛速度加快,数学公式见下式:

$$a_j^l = \max_{n \in R} (z_j^l(n)) \quad (2)$$

式中: R —池化范围; n —位置坐标; a_j^l —池化输出张量。

1.2 离散二进制粒子群优化算法

PSO 的产生源自对鸟群觅食行为的观察和分析,现已经被应用到神经网络训练、路径优化等诸多领域。但是该算法只能在连续解空间中搜索,对于离散的搜索空间,如优化神经网络的结构以及超参数,则不能很好地适用。

因此,笔者提出将标准 PSO 算法的改进版本 BPSO^[13]应用于 M1DCNN 的优化过程。

具体优化过程如下:

(1) 初始化粒子群的规模大小 i , 位置向量 x_i , 速度向量 v_i , 待优化参数的取值范围。其中,除了粒子群个数,其他参数均需要二进制编码;

(2) 解码每个粒子的位置向量 x_i , 计算其对应的

适应度值,即测试集平均分类正确率;

(3)对比每个粒子的适应度值,自身最优适应度和全局最佳适应度值;如果较好,则通过更新获得个体最佳位置 $pbest_i$,全局最佳位置 $gbest_i$;

(4)每一次迭代回合结束后,根据公式(3~5)调整粒子群的速度向量和位置向量;

(5)未达到结束条件,则继续步骤 2,直到达到终止迭代条件,即最大迭代次数或最小适应度值。

其中的 $v_i, s(v_i), x_i$ 分别为:

$$v_i = \omega v_i + c_1 * r_1 * (pbest_i - x_i) + c_2 * r_2 * (gbest_i - x_i) \quad (3)$$
$$s(v_i) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \quad (4)$$
$$x_i = \begin{cases} 1 & rand() \leq s(v_i) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

式中: i —粒子群中粒子的个数; v_i —第 i 个粒子的速度向量; x_i —各个粒子二进制编码的位置向量,其中速度向量和位置向量里各个元素与该网络待优化的参数对应; w —惯性因子; c_1, c_2 —学习因子; r_1, r_2 — $[0, 1]$ 范围内均匀分布的随机数; $s(v_i)$ —将速度向量中速度的分量映射到 $[0, 1]$ 区间的 *sigmoid* 函数; $rand()$ — $[0, 1]$ 范围内的随机数,当取值小于 $s(v_i)$ 时,粒子位置向量中相应的位置分量变成 1,否则变成 0。

2 BPSO-M1DCNN 故障诊断方法

2.1 数据集建立

输入的信号为一维振动数据,因故障样本有限,需

要增加数据集。扩充数据集的方法是滑窗采样法,滑窗采样法的截取方式如图 2 所示。

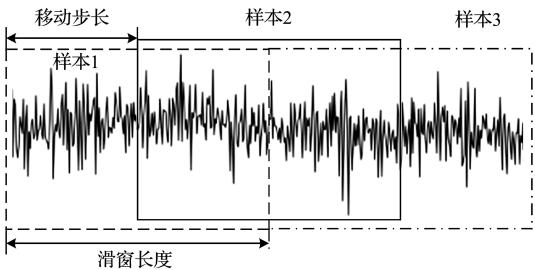


图 2 滑窗采样法

之后是将其分为训练集和测试集。采用该方法的目的既可以保留元素之间的相关性,不遗失特征,又可以增加样本数量,使模型提取有效的特征。

2.2 M1DCNN 网络构建及初始化

文献[14]提出采用 PSO 优化算法优化单一通道的 CNN,虽然实验表明该优化方法取得了较好的优化效果,但是不同故障特征在振动信号中所占比重不一样,外加噪声等外界因素影响,单一尺度的卷积层很难被提取,并识别其有效特征。

受文献[15]的启发,笔者构建 M1DCNN 网络,该结构包含 2 个通道,每个通道含有 4 个网络层;1 个通道是卷积层 C1_1,平均池化层 A1_2,卷积层 C1_3,平均池化层 A1_4;另 1 个是卷积层 C2_1,最大池化层 M2_2,卷积层 C2_3,最大池化层 M2_4,二者合并接两层全连接层 F5, F6 实现故障识别。

M1DCNN 网络如图 3 所示。

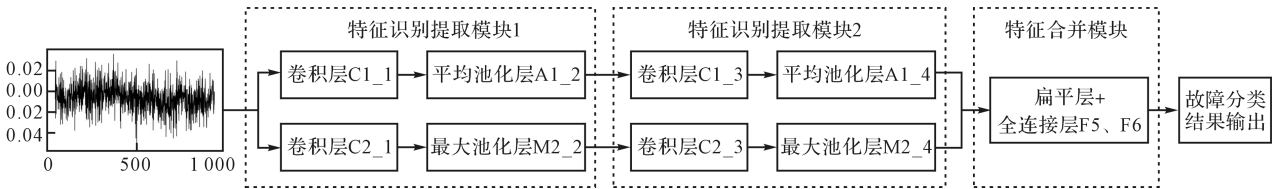


图 3 M1DCNN 网络

由图 3 可知:第 1 通道的平均池化层作用是去除多余信息,减少参数个数;第 2 通道的最大池化层作用是减少输入信号尺寸,让特征更加明显,最后进行合并,使得网络特征学习的能力更加高效。

2.3 BPSO 参数设置

笔者选取粒子群数目 N 为 6,迭代回合 M 为 8;每个粒子为一个二进制编码的多维向量,包括 2 个通道各层卷积核的个数、尺寸、池化层的尺寸,及全连接层神经元的数量、学习率、迭代次数、批次大小。

BPSO 参数设置如表 1 所示。

表 1 BPSO 参数设置

类别	数量
粒子群大小 N	6
粒子维度 D	57
迭代回合 M	8
学习因子 C_1, C_2	2
惯性因子 w	0.8

2.4 BPSO-M1DCNN 故障诊断步骤

BPSO-M1DCNN 网络的故障分类流程图如图 4 所示。

其主要步骤如下:

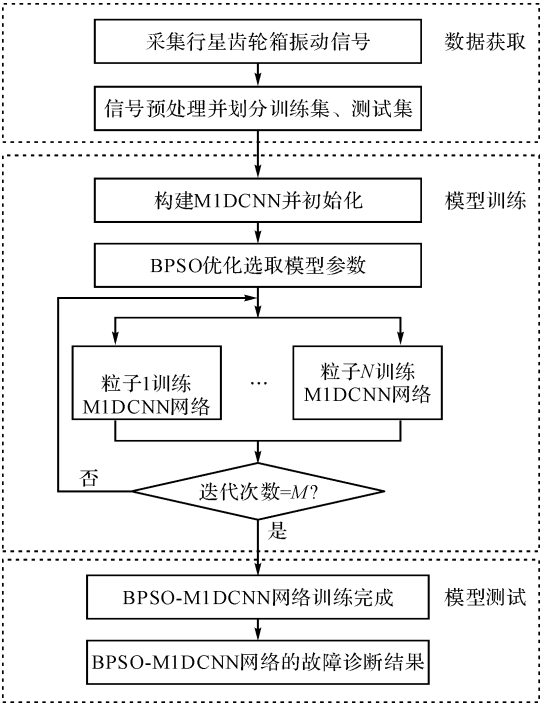


图 4 BPSO-M1DCNN 网络的故障分类流程图

- (1)采集不同故障类型的振动信号数据,预处理数据并划分训练集和测试集;
- (2)构建 M1DCNN 网络并初始化;
- (3)采用 BPSO 算法优化选取的 13 个参数,构建最优的 M1DCNN 网络;
- (4)采用测试集检验 BPSO-M1DCNN 网络的性能,输出测试结果。

3 行星齿轮箱故障诊断试验

3.1 故障数据采集

基于行星齿轮箱开展故障诊断研究的相关试验平台包括:电机、扭矩仪、行星齿轮箱、磁粉制动器;其中,扭矩仪对行星齿轮箱的输入轴与输出轴施加径向载荷,磁粉制动器施加轴向载荷。

行星齿轮箱试验台如图 5 所示。

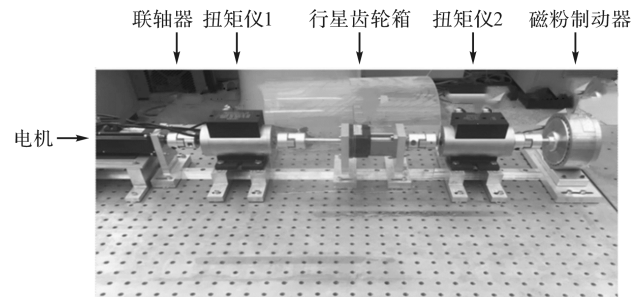


图 5 行星齿轮箱试验台

行星齿轮箱的基本参数如表 2 所示。

表 2 行星齿轮箱的基本参数

参数名称	数值
太阳轮齿数	24
行星轮齿数	24
内齿圈齿数	72
行星轮系模数/mm	0.6
压力角/(°)	20
轴承滚子数	8

笔者通过在行星齿轮箱放置一个三向加速度传感器来采集设备的信号数据,依次替换事先加工好的缺陷零件模仿行星齿轮箱故障的不同种类(分别为滚动体缺失、齿面磨损的单一故障,以及行星轮断齿与齿面磨损,行星轮断齿与滚动体缺失的复合故障);采样频率为 20.48 kHz,电机转速为 1 980 r/min,每组采集 327 675 个振动数据点。

振动信号时域图如图 6 所示。

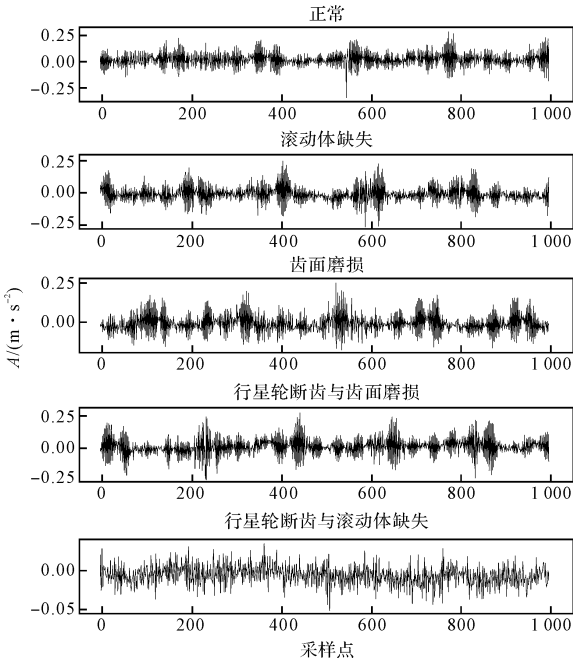


图 6 振动信号时域图

此处采用重叠采样法增强原始振动数据集。为了不丢失数据特征,且能有效增加样本数量,笔者设置滑动分割窗尺寸为 512 个数据点,移动步长为 256 个数据点,共得到 6 390 个样本;其中,训练集为 4 473 个样本,测试集为 1 917 个样本。

行星齿轮箱振动数据参数如表 3 所示。

表 3 行星齿轮箱振动数据参数

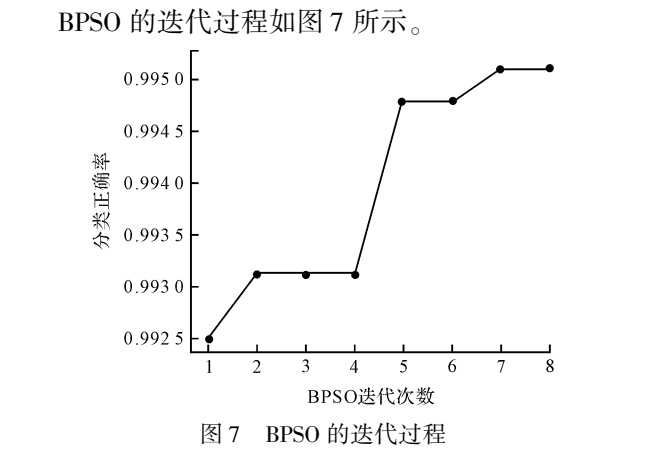
行星齿轮箱状态	训练集数量	测试集数量	标签
正常	897	381	1
滚动体缺失	894	384	2
齿面磨损	894	384	3
行星轮断齿与齿面磨损	894	384	4
行星轮断齿与滚动体缺失	894	384	5

3.2 对比分析

此处计算机的配置参数为 64 位 Intel i7-9750H、2.60 GHz 的主频、16 GB 的内存。

M1DCNN 网络优化参数如表 4 所示。

表 4 M1DCNN 网络优化参数	
类别	参数值
C1_1 层卷积核数目及大小	34/4
A1_2 层大小	3
C1_3 层卷积核数目及大小	17/4
A1_4 层大小	3
C2_1 层卷积核数目及大小	33/4
M2_2 层大小	3
C2_3 层卷积核数目及大小	31/5
M2_4 层大小	3
全连接层神经元数量	190
学习率	0.003 5
批次大小	89
迭代次数	40



为了进行对比说明,笔者分别将 BPSO-BP 神经网络、文献[16]中 1DCNN 网络、文献[17]中 M1DCNN 网络,分别应用于相同的振动数据进行分析诊断,相关参数如下:

(1)BPSO-BP 神经网络:含有 4 个神经网络层,每层神经元个数分别为 411、222、48、6,学习率为 0.01,迭代次数为 90;

(2)1DCNN 网络:C1 层有 32 个卷积核,最大池化层 M2 尺寸为 5,C3 层均含有 64 个卷积核,M4 层尺寸为 2,之后接分别含有 128 和 64 的全连接层 F5、F6,学习率为 0.009,迭代次数为 75 次;

(3)M1DCNN 网络:第 1 个通路 C1_1 层含 20 个卷积核,M1_2 尺寸为 2,C1_3 层,C1_5 层含 5 个卷积核,M1_4 尺寸为 2,平均池化层 A1_6 尺寸为 2;第 2 条通路的 C2_1 层有 20 个卷积核,M2_2 层尺寸为 2,C2_

3,C2_5 层含有 3 个卷积核,M2_4 尺寸为 2,A2_6 尺寸为 2;第 3 条通路的 C3_1 层同样含有 20 个卷积核,M3_2 尺寸为 2,C3_3 和 C3_5 层含有 1 个卷积核,M3_4 尺寸为 2,A3_6 层尺度为 2,学习率为 0.003,迭代次数为 80。

笔者采集了上述 4 种算法最后 5 次迭代的训练数据和测试数据正确率的平均值。

行星齿轮箱数据集的诊断结果对比结果如表 5 所示。

表 5 行星齿轮箱数据集诊断结果对比		
算法	训练正确率/%	验证正确率/%
BPSO-BP	91.44	87.80
1DCNN	94.23	91.94
M1DCNN	95.10	93.34
BPSO-M1DCNN	100	99.50

由表 5 中可见:BPSO-M1DCNN 网络的训练正确率和测试正确率远高于其他算法,并且没有过拟合或欠拟合现象,说明该网络能自适应调整网络参数,且构建最优结构、泛化性好、鲁棒性高;

BPSO-BP 神经网络与另外两种未经优化的 CNN 相比,故障诊断准确率明显不如后者,说明深度学习算法借助其自身的深层次网络结构,能有效识别并提取故障的深层次特征,避免了对人工提取特征的依赖和其他因素的干扰,从而可以实现较高精度的故障识别。

M1DCNN、BPSO-M1DCNN 的正确率和损失率的关系曲线如图 8 所示。

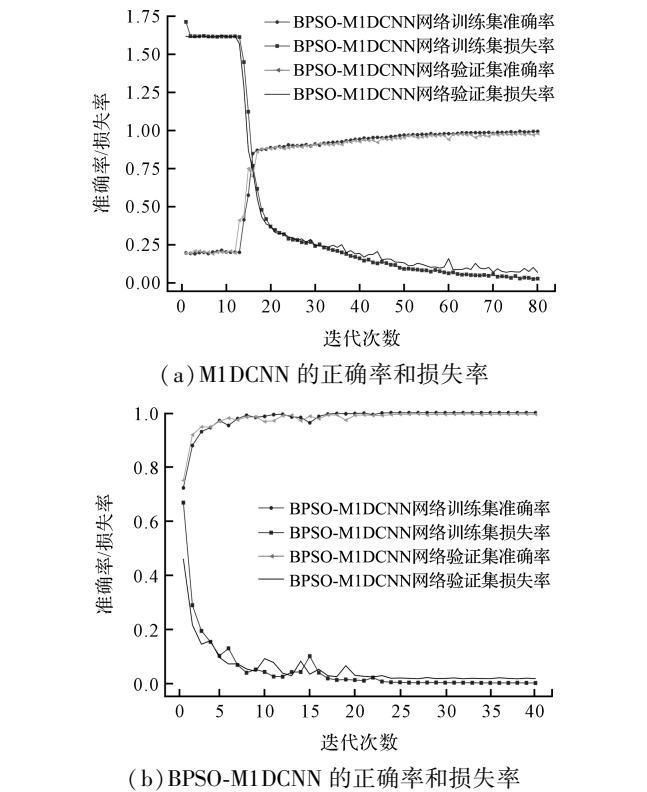


图 8 M1DCNN、BPSO-M1DCNN 的正确率和损失率

由图 8 可得:BPSO-M1DCNN 网络相较于单一 M1DCNN 网络迭代次数更少,故障诊断准确率更高,鲁棒性更好。

混淆矩阵能够可视化各类故障的诊断效果,其纵坐标表示故障的实际类别,横坐标表示预测故障的类别,每行表示预测正确该类故障以及错误预测的百分比。

测试集混淆矩阵如图 9 所示。

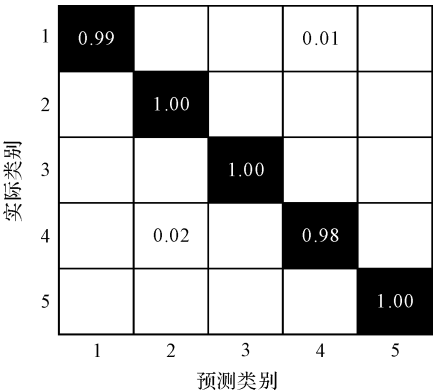


图 9 测试集混淆矩阵

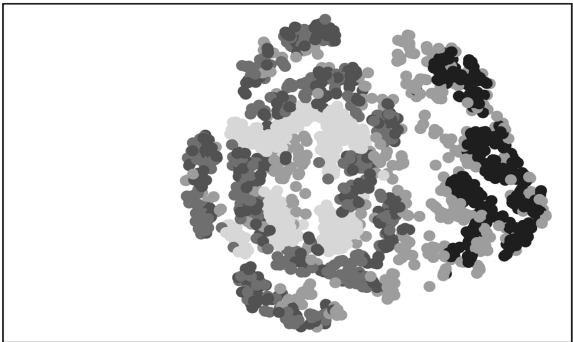
由图 9 可以得出:BPSO-M1DCNN 网络的各类故障识别准确率达到 98% 以上,说明其能准确识别各个故障类型。

综上所述,深度学习算法的故障分类效果比传统 BP 神经网络更好;BPSO-M1DCNN 网络在准确率、拟合效果、鲁棒性上优于其他深度学习算法。

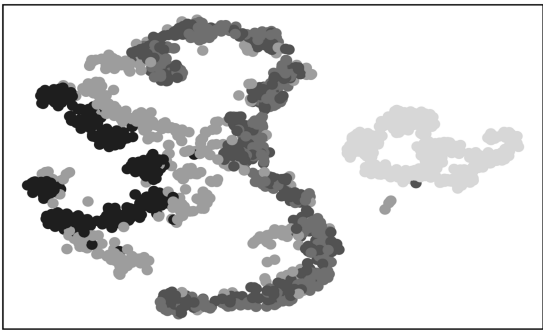
3.3 特征学习可视化

本文基于 T-SNE 方法进行特征可视化。T-SNE 方法是近几年来比较流行的数据降维与可视化算法,其凭借可视化效果好、低维数据的分布与原始数据特征空间分布重合度高的特点,目前被广泛应用于各个场景。

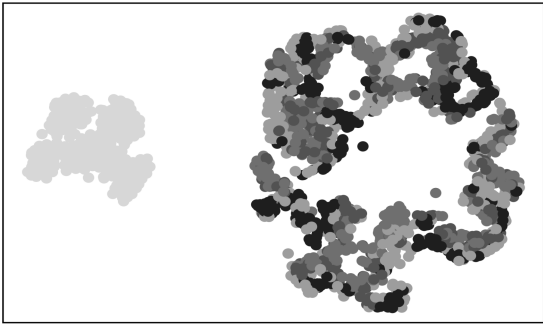
实现行星齿轮箱故障特征学习的可视化流程如图 10 所示。



(a) 原始数据图像

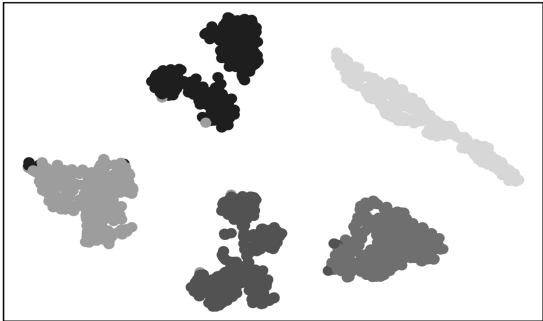


I



II

(b) 池化层 A1_4(I) 和 M1_4(II)



(c) 全连接层 F5

图 10 行星齿轮箱故障特征学习可视化流程

由图 10(a)可以看出:原始数据各个故障类型混合在一块,无法区分;

由图 10(b)可以看出:将原始振动数据输入到 BPSO-M1DCNN 网络,经过双通道的卷积池化层的特征识别和学习,输出的一部分故障已经分离出来,具有显著的边界;其余混合重叠的故障正渐渐分开,形成各自的边界,二者合并后连接一个全连接层 F5;

由图 10(c)可以看出:全连接层 F5 输出的各个故障类型数据的特征边界非常明显,无不同的故障数据重叠或者混合现象;

可视化结果表明:基于 BPSO-M1DCNN 网络通过自适应调整网络结构和超参数,自动学习输入数据的原始特征,逐层挖掘其内在本质特征,大大提升了模型的适用性和鲁棒性。

4 结束语

本文针对 CNN 网络中单一尺度卷积核提取多尺度特征不全面,且需要手动调试结构和参数的问题,提出了基于 BPSO-M1DCNN 网络的优化方法,并将该方法应用到行星齿轮箱振动数据集,通过对比实验,混淆矩阵显示各类故障分类效果,以及 T-SNE 可视化算法验证了该方法的有效性。

研究结果表明:

(1) M1DCNN 网络通过多尺度学习振动数据的故障特征,获得了更全面的故障特征信息,有效减小了诊断误差;

(2) BPSO-M1DCNN 网络的自适应性和鲁棒性较高,能很好地减小网络设计和调试的难度,具有一定的实际工程意义;

(3) 在行星齿轮箱数据集中,其故障识别正确率比上述 3 种算法分别提高了 11.7%, 7.56%, 6.16%, 这验证了该方法的准确性和稳定性。

但是本文 BPSO 算法基本参数的选取还是依靠人工经验确定,且诊断的故障类型集中在单一故障和两类复合故障上。所以,自动确定 BPSO 算法相关参数以及诊断轻微故障和多种复合故障类型的实验是今后的研究方向。

参考文献 (References):

- [1] 梁治华,曹江涛,姬晓飞. 基于 EEMD 和 CS-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2019,36(6):622-627.
- [2] 石志标,葛春雪. 基于 CS-BBO 优化 SVM 的汽轮机转子故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(3):619-626.
- [3] 许迪,葛江华,王亚萍,等. 量子遗传算法优化的 SVM 滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(4):843-851,879.
- [4] 叶永伟,叶连强,钱志勤,等. 基于 PCA-BP 算法的汽车涂装线烘房系统故障诊断研究[J]. 机电工程,2015,32(5):632-636.
- [5] SHI Xian-jiang, ZHANG Jian, ZHU Xiang-dong. Research on Intelligent Diagnosis of Oil Pumping Well Based on Optimized BP Neural Network[C]//37th Chinese Control Conference. New York:IEEE,2018:5670-5674.
- [6] GU Jiu-xiang, WANG Zhen-hua, KUEN J, et al. Recent

advances in convolutional neural networks[J]. **Pattern Recognition**,2018,77:354-377.

- [7] CHENG Jian, WANG Pei-song, LI Gang, et al. Recent advances in efficient computation of deep convolutional neural networks[J]. **Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering**,2018,19(1):64-77.
- [8] JIA Feng, LEI Ya-guo, LU Na, et al. Deep normalized convolutional neural network for imbalanced fault classification of machinery and its understanding via visualization[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2018,110(3):349-367.
- [9] JING Lu-yang, ZHAO Ming, LI Pin, et al. A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox[J]. **Measurement**,2017,111(7):1-10.
- [10] CHEN Zhi-qiang, LI Chuan, SANCHEZ R V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. **Shock & Vibration**,2015(2):1-10.
- [11] 曹继平,王赛,岳小丹,等. 基于自适应深度卷积神经网络的发射车滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2020,39(5):97-104,149.
- [12] 李益兵,王磊,江丽. 基于 PSO 改进深度置信网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2020,39(5):89-96.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R C. Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]//IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Orlando:IEEE,1997:4104-4108.
- [14] WANG Fu-an, JIANG Hong-kai, SHAO Hai-dong, et al. An adaptive deep convolutional neural network for rolling bearing fault diagnosis[J]. **Measurement Science & Technology**,2017,28(9):1-25.
- [15] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yang-qing, et al. Going Deeper with Convolutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE,2015:1-9.
- [16] GUO Fu-yan, ZHANG Yan-chao, WANG Yue, et al. Fault detection of reciprocating compressor valve based on one-dimensional convolutional neural network[J]. **Mathematical Problems in Engineering**,2020(4):1-10.
- [17] PAN Tong-yang, CHEN Jing-long, XIE Jin-song, et al. Intelligent fault identification for industrial automation system via multi-scale convolutional generative adversarial network with partially labeled samples[J]. **ISA Transactions**,2020(1):1-11.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

郭永伦,吴国新,刘秀丽,等. 基于 BPSO-M1DCNN 的行星齿轮箱故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2021,38(10):1277-1283.

GUO Yong-lun, WU Guo-xin, LIU Xiu-li, et al. Fault diagnosis method of planetary gearbox based on BPSO-M1DCNN[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021,38(10):1277-1283.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>