

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.01.012

基于 EMD-SDP 特征融合的 CNN 轴承保持架故障诊断研究*

郑一珍¹, 牛蔺楷^{1,2}, 熊晓燕^{1,2*}, 祁宏伟¹, 谢宏浩¹

(1. 太原理工大学 机械与运载工程学院, 山西 太原 030024;

2. 太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原 030024)

摘要:针对滚动轴承保持架故障振动信号存在的不稳定性、无冲击特性和故障特征难以获取等问题,提出了一种基于 EMD-SDP 特征融合的 CNN 轴承保持架故障诊断方法。采用了 SDP 信息融合方法对保持架故障振动信号的 EMD 固有模态分量进行了特征信息融合,展示了不同保持架故障振动信号的时频特性;分析了滚动轴承保持架不同故障状态下的 SDP 特征图像差异;之后,结合 CNN 模型进行了 SDP 图像识别,设计出了一种基于 EMD 与 SDP 特征融合的 CNN 轴承保持架故障诊断方法模型;最后,通过旋转机械故障试验台,对轴承保持架故障进行了模拟实验。研究表明,该方法能够实现 99% 以上的故障识别率,进一步验证了通过深度学习算法自适应提取 SDP 信息融合图像特征的方法,可有效应用于轴承保持架故障诊断中。

关键词:保持架故障诊断;经验模态分解;对称点模式;卷积神经网络;特征融合

中图分类号:TH133;TP391

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)01-0081-07

Fault diagnosis of CNN bearing cage based on EMD-SDP feature fusion

ZHENG Yi-zhen¹, NIU Lin-kai^{1,2}, XIONG Xiao-yan^{1,2}, QI Hong-wei¹, XIE Hong-hao¹

(1. School of Mechanical and Transportation Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

2. Key Laboratory of New Sensors and Intelligent Control of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Aiming at the problems of instability, non-impact characteristics and failure characteristics of rolling bearing cage fault vibration signals a CNN fault diagnosis method based on EMD and SDP feature information fusion was proposed. The characteristic information of the EMD inherent modal component of the fault vibration signal was fused by SDP method, and the time-frequency characteristics of the different cage fault vibration signals were demonstrated. The SDP image difference characteristics of the rolling bearing cage under different fault conditions was studied, and the CNN model was used for SDP image recognition to realize the fault diagnosis of the bearing cage, a CNN of fault diagnosis method based on the fusion of EMD and SDP feature information was designed. Finally, the simulated fault experiment was conducted through the fault test bed. The results indicate that the method can achieve a fault recognition rate of more than 99%, and further verifies that the method of adaptively extracting SDP information fusion image features through deep learning algorithms can be effectively applied to the fault diagnosis task of bearing cages.

Key words: cage fault diagnosis; empirical modal decomposition (EMD); symmetry dot pattern (SDP); convolutional neural network (CNN); feature fusion

收稿日期:2020-06-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51705351);山西省研究生创新资助项目(2020sy546)

作者简介:郑一珍(1995-),男,山西朔州人,硕士研究生,主要从事故障诊断和机器学习方面的研究。E-mail:m18235183908_1@163.com

通信联系人:熊晓燕,女,教授,博士生导师。E-mail:xiongxy7070@163.com

0 引 言

轴承作为机械基础件,广泛应用于高端装备、智能设备和其他关键领域^[1]。随着制造设备向着规模化、高速化、集成化和智能化方向发展^[2],滚动轴承的工作环境越来越具有挑战性。保持架作为滚动轴承重要的组成部分,一旦出现故障,其他部件也会发生故障。在轴承工作过程中,伴随保持架早期故障的逐渐发展,会导致轴承整体出现故障而失效,从而影响到装备整体运行。为了保持设备的安全稳定运行,必须实时监测轴承保持架的运行状况。

轴承保持架的早期故障难以直接观察,保持架故障振动信号存在无冲击特性、非平稳性、冲击脉冲的间隔,具有随机性且周期较长、冲击脉冲能量不均匀,及故障特征难以提取的问题。因此,针对当前研究中常用的振动信号分析方法,通过分析故障振动特性,提取保持架信号时频特征的方法,难以判别保持架故障形式及其损伤程度。有学者研究了智能故障诊断算法在保持架故障诊断中的应用。汤芳等^[3]通过小波包分解保持架故障信号得到了小波包系数,并求解了小波包系数熵,然后将熵值作为提取特征指标输入支持向量机(SVM),以识别故障损伤程度。但是,传统故障诊断技术的科学性、实用性和通用性还不够;特征提取主要依赖于经验和专家知识,对操作者有较高的技术要求,并且难以实施。

EMD 作为一种自适应信号分解方法,可以准确地把握原始数据特征信息。其他的一些振动信号可视化方法,例如轴心轨迹^[4]和 SDP 分析,由于其独特的显示特性而被广泛用于非线性和非平稳信号的特征提取。例如,XU X 等^[5]提出了一种基于 SDP 和图像匹配的实时离心风机失速检测方法。

在故障诊断领域中,卷积神经网络作为深度学习领域的一个主要构成部分^[6],也出现了一些关于 CNN 的研究。CHEN Z Q 等^[7]提出了将齿轮箱故障振动信号的时频特征输入二维 CNN 网络,得到了基于卷积神经网络的齿轮故障诊断算法模型,实现了齿轮箱的故障类型识别。CNN 模型可以自适应提取输入图像之间的差异特征,进一步提高故障的诊断精度。

因此,为解决传统特征提取和信号处理方法中存在的问题,本研究提出基于 EMD 与 SDP 特征信息融合的 CNN 故障诊断方法。

1 EMD-SDP 特征融合的 CNN 故障诊断模型

故障振动信号特性差异可以通过振动信号的时频图像来表示,基于 SDP 方法的信息融合特性,对 EMD 分解模态分量进行特征融合,可以充分展示信号的整体特性。

本文基于 EMD-SDP 特征融合的 CNN 故障诊断模型流程如图 1 所示。

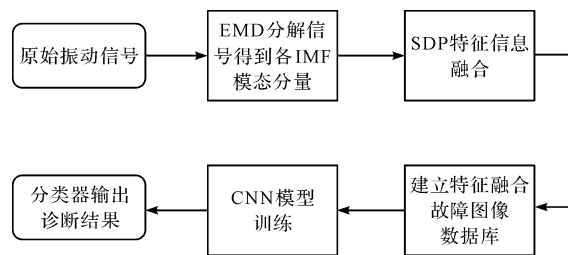


图 1 基于 EMD-SDP 特征融合的 CNN 故障诊断模型流程图

研究过程主要按照以下步骤进行:

(1)通过 EMD 分解对端点数据延长的原始振动信号进行平稳化处理,从而自适应提取得到不同时间尺度的局部特征信号;

(2)利用 SDP 分析方法进行模态分量的特征信息融合,以获得振动信号下的 SDP 特征图像;

(3)将 SDP 图像作为卷积神经网络模型的输入以实现数据驱动下的特征学习,最终实现振动信号自适应特征提取与故障类型的分类识别。

1.1 EMD 分解

通常,利用 EMD 分解振动信号得到模态分量函数,必须满足以下两个条件^[8]:

(1)在数据信号分解 IMF 的过程中,要求具有相同的极点数和零点数或者相差最多一个;

(2)数据信号极值确定的两条包络线均值为零,即曲线关于时间轴局部对称。

此处,EMD 模态分量分解步骤为:

(1)标定信号的所有局部极值点,并用 3 次样条曲线连接形成信号数据的包络线;

(2)计算包络线的均值,并求出其与原始信号的差值信号,即:

$$y_1(t) = x(t) - \mu_1 \quad (1)$$

式中: $x(t)$ —原始信号; μ_1 —包络线的均值; $y_1(t)$ —差值信号。

(3)判别 $y_1(t)$ 能否满足模态分量条件,若其不是 1

个模态分量函数,则将 $y_1(t)$ 作为待处理数据,继续以上步骤(1)、(2),直到 $y_1(t)$ 满足模态分量函数条件;然后,记 $y_1(t) = c_1(t)$,得到信号 $x(t)$ 的第一个模态分量 $c_1(t)$,它包括信号 $x(t)$ 中最高频率的波动成分;

(4) 将模态分量从原始信号中分离出来,即:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (2)$$

式中: $x(t)$ —原始信号; $c_1(t)$ —一阶模态分量; $r_1(t)$ —差值信号。

(5) 将差值信号继续作为原始信号,重复上述步骤,顺次获得其他的 n 个模态分量,即:

$$\left. \begin{array}{l} r_1 - c_2 = r_2 \\ \vdots \\ r_{n-1} - c_n = r_n \end{array} \right\} \quad (3)$$

式中: $c_i(t)$ —各阶模态分量; $r_i(t)$ —各阶差值信号。

当模态分量 $c_n(t)$ 达到一定阈值,或余项 $r_n(t)$ 成为单调函数时,终止循环过程。

将式(2,3)相加可得:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中: $r_n(t)$ —信号平均趋势的余项函数; $c_i(t)$ —信号频带中从高到低的信号分量。

一般地,通过 EMD 分解得到的前几个分量通常包含原始信号中最重要的特征信息^[9]。同时,考虑到在 EMD 分解中,通过对原始信号极值点分别进行样条插值拟合得到包络曲线时存在的端点效应,可能导致信号发散,从而影响到分解精度。因此,笔者采用延长信号采样时间,使端点数据延长的方法^[10],来抑制 EMD 分解时的端点效应。

具体的做法是:在提取故障振动信号数据时,在左右两端各截取一个信号周期长度的数据信号,然后提取剩余数据长度的 IMF 分量,作为最终分解结果;最终通过 EMD 方法将信号有效分解为几个模态分量的总和,并使得端点数据截取后信号分解结果接近理想的分解结果,从而在不同的分辨率下显示出信号特征。

1.2 基于 EMD 的 SDP 特征融合

1.2.1 SDP 分析

作为一种新的信号处理方法,SDP 分析可以通过图像来反映不同故障时序信号幅值和频率的状态变化^[11,12]。该方法通过将归一化后的时域波形映射到极坐标上,以生成对称点图样,即将时域振动信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 转换为极坐标空间中的点 $S[r(i), \theta(i), \varphi(i)]$ 。

SDP 算法分析原理如图 2 所示。

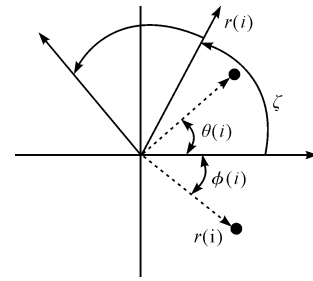


图2 SDP 算法分析原理

$r(i)$ —半径分量; $\theta(i)$ —镜像对称平面的逆时针转角;

$\varphi(i)$ —镜像对称平面的顺时针转角

图2中,在极坐标平面内,时域波形的1个点映射到1个径向分量,相邻点则映射到1个角度分量。

具体计算公式如下:

$$r(i) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

$$\theta(i) = \theta + \frac{x_{i+1} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \xi \quad (6)$$

$$\varphi(i) = \theta - \frac{x_{i+1} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \xi \quad (7)$$

式中: l —时间滞后系数; x_i —数据信号的第 i 个样本点; $x_{\max}$ —信号 $x(t)$ 的最大幅值; $x_{\min}$ —信号 $x(t)$ 的最小幅值; n —镜像对称平面的数量; θ —镜像对称平面的偏转角, $\theta = 360^\circ \frac{m}{n}$ ($m = 1, 2, \dots, n$); ξ —放大系数, $\xi \leq \theta$ 。

笔者通过 SDP 分析方法,将时域波形转换成极坐标图像,呈现故障振动信号特性。在生成的 SDP 图像上,不同类型的故障振动信号特性主要体现为^[13]:

- (1) SDP 镜像图形的曲率;
- (2) SDP 镜像图形的厚度和形状特征;
- (3) SDP 镜像图形的几何中心;
- (4) SDP 镜像图形的集中区域。

考虑到 SDP 图像的每个镜像平面都能够表示一组数据特征,因此,本文将原始振动信号 EMD 分解得到的前 6 个模态分量函数,在同一极坐标下通过 SDP 图像表示出来,最终通过各模态分量信息特征融合,实现更充分的原始振动信号特性表达。

1.2.2 SDP 参数化

在 SDP 分析方法中,需要对角度参数 θ 、时间滞后系数 l 和放大系数 ξ 的参数值进行选择。考虑到本文融合了前 6 个模态分量信号,所以笔者选择的 θ 值为 $360^\circ/6 = 60^\circ$,这样得到的 SDP 图形样式为六重对称的

雪花状。由式(5~7)可知,在 SDP 图形中,信号的频率成分由图形点阵的曲率表示,信号变化往往会导致点阵模糊,从而增加 SDP 占用空间。因此,通过合理选择 l 和 ξ 的参数值可以提高 SDP 图形的分辨能力,进一步放大不同故障信号间的差异。

KATSUHIKO S 等^[14]的研究结果表明,合适的 l 和 ξ 参数值选择主要取决于研究对象;同时,实验对比时间滞后系数 l 和放大系数 ξ 不同参数值时故障振动信号的 SDP 图像结果也表明,在参数设置为 $l = 10$ 和 $\xi = 20^\circ$ 时,图形可以最有效地区分裂纹和断裂故障振动信号。

因此,此处笔者按照 $l = 10$ 和 $\xi = 20^\circ$ 进行参数设定。

1.3 基于 CNN 的故障诊断模型

CNN 网络模型中,通过设置多级特征滤波器对输入图像执行反复卷积与池化运算处理,最终达到数据特征自动提取和降维的目的,同时得到具有旋转和平移不变性的数据特征^[15];并且 CNN 具有的表征学习能力,随网络层数加深不断增强,使网络训练可以得到更好的鲁棒特征。

CNN 模型结构如图 3 所示。

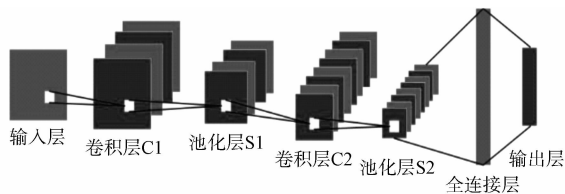


图 3 CNN 模型结构图

1.3.1 卷积层

卷积层通过卷积核权重共享来提取局部区域的数据特征,不仅可以降低网络模型的复杂度,而且可以显著提高网络的学习效率。

卷积运算过程如下所示:

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l) \quad (8)$$

式中: M_j —输入数据集; l —网络第 l 层; x_i^{l-1} —第 $l-1$ 层中第 i 个特征向量的激活函数值; k_{ij}^l —第 l 层中第 j 个特征向量和第 $l-1$ 层中第 i 个特征向量的卷积核向量;“ $*$ ”—卷积运算符; b_j^l —第 l 层中第 j 个特征向量的偏差; $f(\cdot)$ —卷积层的激活函数,通常使用 S 型函数或 ReLU 函数。

1.3.2 池化层

同时在 CNN 网络结构中,还需要添加池化层以减

小特征空间大小,减少网络参数数量。实际中最常见的池化方式是最大池化,通过对特征矩阵执行提取局部极值操作,可以在减少参数的同时获得具有位移不变性的特征。

池化运算过程如下所示:

$$x_j^l = f(\beta_j^l \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \quad (9)$$

式中: $\text{down}(\cdot)$ —下采样函数; β_j^l —连接权重; b_j^l —表示该层的偏差; $f(\cdot)$ —池化层的激活函数。

1.3.3 全连接层

为了进行故障类型识别输出,模型添加了与故障类别数量相同的神经元作为全连接输出层;输出层以前各层的级联特征图像作为输入。

输出公式如下:

$$O = f(b_o + \omega_o f_v) \quad (10)$$

式中: b_o —偏差向量; ω_o —权值矩阵; f_v —特征向量。

1.3.4 模型训练

在模型训练过程中,CNN 利用反向传播算法,通过训练样本的输出标记来调整网络参数。CNN 的主要超参数包括卷积核大小 k ,权重系数 β, ω 以及各层的偏差 b 。

因此,笔者通过计算实际输出和理想输出之间的差值进行模型参数调整,使得实际输出更加接近理想输出;最终得到适用于故障分类任务的模型。

损失函数计算公式如下:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (Y_{pj} - O_{pj})^2 \quad (11)$$

式中: O_{pj} —实际故障类型输出; Y_{pj} —理想故障类型输出; E_p —损失函数差值。

2 实验研究

2.1 实验数据说明

为充分训练 CNN 模型,笔者准备了大量的训练样本以验证算法的有效性。考虑到常见的轴承保持架故障形式有裂纹、断裂、塑性变形和磨损,且一般以载荷不大的高频瞬时碰撞产生的裂纹和断裂故障为主,故本研究以圆柱滚子轴承保持架裂纹和断裂故障为例。

实验用轴承为 NSK 公司生产型号为 NF204EM 的圆柱滚子轴承,采用规格 0.18 mm 的钼丝,使用线切割加工技术在保持架上加工出裂纹和断裂缺陷。其中,裂纹故障深度尺寸分别为 0.5 mm、1.0 mm、1.5 mm、2.0 mm、2.5 mm,断裂故障尺寸为 3.25 mm。

因此,再加上保持架正常状况的轴承,实验共含有 7 种不同保持架故障状况的轴承。

采集实验原始数据的轴承保持架故障试验台如图 4 所示。

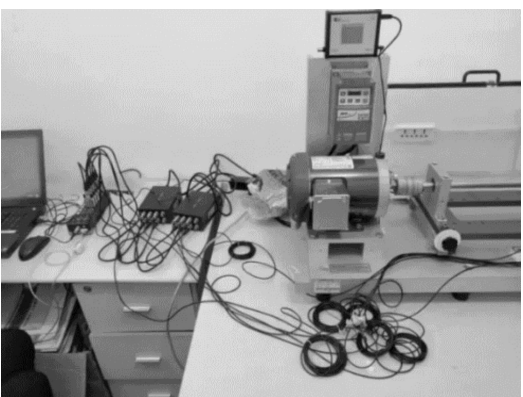


图 4 轴承保持架故障试验台

实验时,在远离电机一侧的试验台轴承座上安装不同故障程度的保持架裂纹和断裂故障轴承,然后在 1 800 r/min 转速下,使用加速度传感器以 5 kHz 的采样频率采集轴承座处的故障信号。

实验中,每种类型的保持架故障都包含 500 个数据样本,每个样本包含 2 500 个数据点,并对每类保持架故障随机选择 90% 的样本数据用于训练,10% 的样本数据用于测试。

最终实验数据集包含有 3 150 个训练样本和 350 个测试样本。

2.2 EMD-SDP 特征信息融合

笔者首先通过对故障振动信号样本数据进行 EMD 分解,得到了前 6 个模态分量;然后进行特征融合转换,生成了相应的故障 SDP 图像,得到了不同保持架故障状态下的 SDP 图像,如图 5 所示。

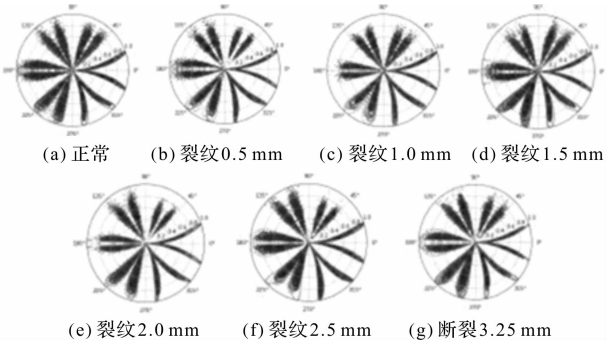


图 5 不同保持架故障状态下的 SDP 图像

由图 5 可知:SDP 分析可以充分地展示不同故障状态下的轴承保持架振动信号特性;不同保持架故障

状态 SDP 图像之间主要差异在于围绕 SDP 镜像平面点的集中程度、图像曲率、厚度和形状特征,尤其是厚度和集中程度最为明显;当保持架由正常状态到不同故障程度状态时,SDP 图像镜像平面各点集中度增加,厚度变小。

总之,不同故障信号模态分量特征融合获得的 SDP 图像可以清晰地表达出不同信号的原始特性,为下一步模型提取图像特征,实现故障分类奠定基础。

2.3 CNN 故障诊断模型参数设定

故障数据样本特征融合生成 SDP 图像后,笔者将其作为 CNN 模型的输入。在构建二维卷积神经网络模型过程中,笔者通过选择合适的参数以确保较高识别率,同时减少模型训练时间。网络中,优化算法类型、滤波器层中卷积核数目和大小以及池化方式和大小等参数,都会影响模型训练速度和故障识别率。

该模型设计借鉴了 VGG 网络模型的 3×3 卷积核和 2×2 池化参数设置。研究表明,通过使用小卷积核可以对图像进行有效地特征提取,减少卷积层训练参数,并且通过多个小卷积堆叠可以有效提高分类识别精度^[16]。

因此,笔者综合考虑故障识别率和训练时间进行层数设计。

不同卷积池化层数配置的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同卷积池化层数配置的实验结果

卷积池化层数配置	平均识别率/(×100%)	平均训练时间/s
2	92.14	12.44
3	96.24	13.19
4	99.56	13.63
5	99.45	14.38
6	99.30	15.62

由表 1 可知,随层数增加,模型故障识别率和训练时间也随之增加,但层数过多会导致模型训练参数量增大,进而带来梯度消失和模型难以训练等问题。因此,经过综合分析可知,模型选择卷积池化层数为 4 时,可以获得较高的识别率,且训练耗时较少。

模型其他参数通过网格搜索法选择确定,得到 CNN 模型参数如表 2 所示。

表 2 CNN 模型参数

参数名称	参数值
卷积层	$(3 \times 3) \times 4$
池化层	$(2 \times 2) \times 4$
全连接层神经元数目	$(256, 7)$
卷积核数目	$(64, 32) \times 2$
优化器	Adam
优化器学习率	0.01
批处理个数	50
最大迭代次数	2 000

笔者最终提出的 CNN 模型包含有 4 个卷积层、4 个最大池化层、2 个全连接层和 1 个 softmax 输出层；同时，该模型使用非线性修正单元 (ReLU) 作为激励函数。

2.4 实验及结果分析

该模型利用 Google 的 Tensorflow 和 keras 工具箱搭建。笔者考虑到网络权值随机初始化，为保证试验结果的可靠性，模型实施 20 次实验以获取识别率均值。

得到的实验样本识别率曲线如图 6 所示。

由图 6 的曲线可以看出，经过 2 000 次迭代后，样本识别率指标达到了 99.50% 以上。该结果表明，本文所提出的故障诊断方法是有效可靠的。因此，使用基于 EMD 模态分量特征信号融合的 SDP 分析方法，可以更充分显著地表达原始信号特性。

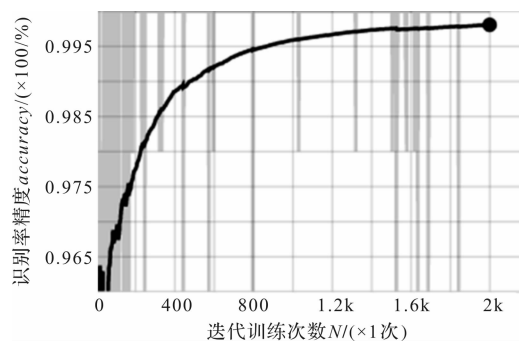


图 6 样本识别率曲线

2.5 算法对比实验

为了比较本研究算法与人工特征提取加分类器组合算法的诊断效果，笔者通过实验对比本研究方法与提取小波包系数熵加支持向量机分类算法的识别性能。

对比算法通过一对多的方法建立多个支持向量机组成多分类器，输入分类器的特征向量通过小波包分解保持架故障信号得到小波包系数，并求解小波包系数熵，然后将熵值作为提取特征指标输入 SVM，以识别故障的损伤程度。

笔者通过实验对比两种算法在不同保持架故障状况下的故障识别率，每组分别进行 20 次实验，并获取故障诊断率均值作为评价标准。

最终得到算法对比实验结果如表 3 所示。

表 3 算法对比实验结果

算法	识别率/(×100%)						
	正常	裂纹 0.5 mm	裂纹 1.0 mm	裂纹 1.5 mm	裂纹 2.0 mm	裂纹 2.5 mm	断裂 3.25 mm
对比算法	94.4 ± 0.8	99.5 ± 0.5	95.6 ± 0.6	81.1 ± 0.9	96.7 ± 0.6	99.2 ± 0.5	99.6 ± 0.4
本文算法	99.1 ± 0.4	99.3 ± 0.2	99.2 ± 0.3	99.5 ± 0.5	99.2 ± 0.3	99.1 ± 0.1	99.3 ± 0.2

由表 3 可知：

(1) 本研究算法具有高达 99% 以上的整体故障识别率，其结果优于对比算法；尽管对比算法的诊断性能表现也相当好，但考虑到对比算法需要选择合适的小波基函数求取小波包系数，其特征选择可能因不同的数据集而不同，所以在选择小波包基函数方法时存在一些问题；同时，信号时频转换过程比较耗时，再加上支持向量机分类器本身具有的浅层网络结构，限制了其故障诊断能力的进一步提高；

(2) 本研究所提算法发掘了深度学习强大的非线性特征学习能力，即由“端到端”，通过一个网络模型完成了特征提取、特征降维与模式分类的全套

过程；

(3) 除裂纹 0.5 mm、2.5 mm 和断裂故障下，两种算法识别率相近以外，其余的 4 种不同保持架故障状态下，对比算法识别率都在 95% 左右；在裂纹 1.5 mm 故障下，仅有 82% 的识别率，而本文算法识别率结果均在 99% 以上，识别效果明显优于对比算法；同时，对比算法在数据样本上的标准偏差几乎是本研究算法的两倍，这说明本研究算法比对比算法更稳定。

考虑到本研究算法的故障诊断率波动较小，因此，该结果证明本研究所提算法可以应用于实际轴承设备保持架故障的诊断。

3 结束语

本研究提出了一种基于经验模态分解与对称点模式特征融合的卷积神经网络故障诊断方法;通过对保持架故障振动信号的 EMD 模态分量进行特征信息融合,然后利用 CNN 进行 SDP 图像识别,最终实现了对轴保持架的故障诊断。

实验及研究结果表明:本文所提出的方法能够更全面、直观地表现出其原始振动信号特性,进一步验证了本文方法的有效性;结合 CNN 可以实现 SDP 图像的自适应特征提取和故障分类识别。

与其他信号处理方法相比,本文所提出的研究方法具有更好的学习效果和更高的识别精度。

参考文献(References):

- [1] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发《中国制造2025》的通知[EB/OL]. [2015-05-08]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015/05/19/content_9784.pdf.
- [2] 张伟. 基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学机电工程学院,2017.
- [3] 汤芳,刘义伦,龙慧,等. 基于改进小波包系数熵的保持架损伤程度识别[J]. 计算机仿真,2018,35(2):360-365.
- [4] 刘嘉濛,郑凡帆,梁丽冰,等. 基于领域对抗网络的轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2020,37(3):227-233.
- [5] XU X, LIU H, ZHU H, et al. Fan fault diagnosis based on symmetrized dot pattern analysis and image matching[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2016, 374(2): 297-311.
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, USA: Nevada, 2012.
- [7] CHEN Z Q, LI C, SANCHEZ R. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. **Shock and Vibration**, 2015, 254(2): 1-10.
- [8] 杨宇,于德介,程军圣. 基于 EMD 与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1): 87-90, 138-139.
- [9] 刘祖菁,贾民平,许飞云. 基于 EMD 和 Hilbert 解调的齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程, 2013, 30(11): 1297-1300, 1322.
- [10] 宁静,诸昌铃,高品贤,等. EMD 分解中端点数据的延长方法问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 129-132.
- [11] 周沛. 基于深度学习的旋转机械振动故障诊断方法研究[D]. 保定:华北电力大学能源动力与机械工程学院, 2018.
- [12] 张文凤,周俊. 基于 Dropout-CNN 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 轻工机械, 2019, 37(2): 62-67.
- [13] 刘海啸. 基于 SDP 分析的离心风机失速检测及故障诊断研究[D]. 保定:华北电力大学能源动力与机械工程学院, 2016.
- [14] KATSUHIKO S, ATSUSHI T, TAKUYA S. Fault diagnosis of rotating machinery through visualisation of sound signals[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2000, 129(14): 229-241.
- [15] 许可. 卷积神经网络在图像识别上的应用的研究[D]. 杭州:浙江大学机械工程学院, 2012.
- [16] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.

[编辑:冯黎雅]

本文引用格式:

郑一珍,牛荫楷,熊晓燕,等. 基于 EMD-SDP 特征融合的 CNN 轴保持架故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(1): 81-87.

ZHENG Yi-zhen, NIU Lin-kai, XIONG Xiao-yan, et al. Fault diagnosis of CNN bearing cage based on EMD-SDP feature fusion[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021, 38(1): 81-87.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>