

自动化与智能化技术

MDCNet 轴承智能故障诊断方法研究

方群玲, 马智宇, 张锐, 陈创, 张晏晴

(中北大学 机械工程学院, 太原 030051)

摘要: **目的** 为解决轴承故障特征时频图像难以识别的问题, 在进行时频图像训练和学习故障特征的基础上, 提出新的故障诊断方法。**方法** 本文提出一种 MDCNet 网络, 该网络由多尺寸卷积核模块 (Multi-Size Convolution Kernel Module)、双通道池化层 (Dual-Channel Pooling Layer) 和跨阶段部分网络 (Cross Stage Partial Network) 组成。首先, 将采集的振动信号经过同步压缩变换, 得到信号的瞬时频率图像, 然后输入神经网络获得故障诊断结果。**结果** 将提出的方法在西储大学轴承数据集进行预测, 准确率达到 99.9%。与 AlexNet、VGG-16、Resnet 等传统方法进行对比试验, 结果表明 MDCNet 方法分类精度可达 99.9%, 高于传统方法的分类精度 (95.70%、98.51%、97.64%)。**结论** 结果表明, 本文所提出方法的预测准确率高于其他方法的, 验证了该方法在包装机械故障诊断中是可行的。

关键词: 故障诊断; 神经网络; 机器学习; 瞬时频率; MDCNet

中图分类号: TH165⁺.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2023)09-0218-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.09.027

Intelligent Fault Diagnosis Method of Bearing Based on MDCNet

FANG Qun-ling, MA Zhi-yu, ZHANG Rui, CHEN Chuang, ZHANG Yan-qing

(School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a new fault diagnosis method based on time-frequency image training and fault feature learning, in order to solve the problem that the time-frequency image of bearing fault feature is difficult to recognize. MDCNet network was proposed, which was composed of Multi-Size Convolution Kernel Module, Dual-Channel Pooling Layer and Cross Stage Partial Network. Firstly, the acquired vibration signal was compressed and transformed synchronously to obtain the instantaneous frequency image of the signal. Finally, the fault diagnosis result was obtained by inputting the neural network. The prediction accuracy of the proposed method was 99.9% after applied to the bearing data set of Case Western Reserve University. Compared with AlexNet, VGG -- 16, Resnet and other traditional methods, MDCNet method realized a classification accuracy of 99.9%, which was higher than the classification accuracy of 95.70%, 98.51% and 97.64% of traditional methods. The results show that the prediction accuracy of the proposed method is higher than that of other methods, which verifies the feasibility of the proposed method in fault diagnosis of packaging machinery.

KEY WORDS: fault diagnosis; neural network; machine learning; instantaneous frequency; MDCNet

轴承是包装机械中的重要部件, 轴承在低速和大负荷的条件下经常发生故障, 并且它们的封闭运行环

境和环境噪声使得及时发现故障变得困难。振动信号分析是常用的故障诊断方法。近年来, 随着工业智能

收稿日期: 2022-06-20

基金项目: 国家自然科学基金 (51305409)

作者简介: 方群玲 (1976—), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为故障诊断技术。

化的发展, 数据驱动的轴承故障诊断振动信号分析技术引起了学术界的广泛关注。轴承故障识别作为故障诊断的一个重要组成部分, 很多学者为此进行了大量研究^[1-4]。该项技术在不破坏设备的情况下判断是否需要更换轴承具有很强的必要性。同时, 轴承故障识别能够为设备可靠性提供良好的参考信息, 这对机械设备的维护具有重要意义。

随着大数据时代的快速发展, 深度学习已被广泛应用于故障诊断。在轴承故障诊断中, 卷积神经网络 (CNN) 是一种流行的诊断方法。采用神经网络从原始振动信号提取故障特征, 从而预测轴承是否产生故障, 实现智能故障诊断。为了从原始振动信号中提取微弱故障特征, 研究人员们采用了许多有效的方法。Sun 等^[5]使用 MSST 获取时频图像; 然后通过带稀疏约束的非负矩阵分解选择特征; 最后, 利用训练后的线性支持向量机对测试样本进行故障分类诊断。Xin 等^[6]通过短时傅里叶变换 (STFT) 计算时频特征, 并将伪彩色映射作为新的识别对象, 提出了一种基于稀疏自编码和线性解码的特征学习方法来提取这些时频特征。Liu 等^[7]设计了一种 LeNet-5 网络, 通过同步压缩小波变换 (CWT) 实现对轴承的 10 种分类。Wen 等^[8]将原始振动信号转换成二维灰度图像, 然后使用基于 LeNet-5 的 CNN 实现了滚动轴承的 4 种故障分类。Sun 等^[9]将原始信号通过二阶时间重分配多同步压缩变换 (STMSST), 获得分辨率比较高的时频图像, 然后通过均匀小批量训练法与卷积神经网络 CNN 相结合实现轴承的分类。

以上的研究已实现了利用大数据进行轴承的故障诊断分析, 但仍存在轴承故障特征时频图像难以识别的问题。为解决上述问题, 本文提出一种 MDC-Net 的网络进行轴承故障分析, 利用轴承振动信号进行故障诊断。

1 MDCNet 网络

为了提高神经网络对微弱故障的识别提取能力, 本文提出了一种 MDC-Net 的网络, 该网络包括多尺寸卷积核模块 (Multi-size Convolution Kernel Module)、双通道池化层 (Dual-Channel Pooling Layer) 和跨阶段部分网络 (Cross Stage Partial Network) 等 3 个部分组成。图 1 是 MDC-ResNet 网络的基本结构, 由图 1 可知, 当需要诊断的数据集输入后, 分别进入训练集与测试集中, 在训练集中的数据经过多尺寸卷积核模块、双通道池化层、CPS 跨阶段网络块后, 保存模型与测试集中的数据共同输出为诊断结果。输出层神经元的数量由具体诊断轴承的故障类型数量决定。在训练过程中使用多尺寸卷积核模块, 不仅缩减网络空间的整体大小, 还同时降低过度拟合现象。该神经网络结构扩大了网络的整体宽度, 同时提升了网络对不同尺度的适应

能力, 而且把 2 种池化方式结合形成了双通道池化层。最后采用 CPS 跨阶段网络块。使用图 1 结构可以很大程度上减少计算量的同时降低内存成本, 增强 CNN 的学习能力。

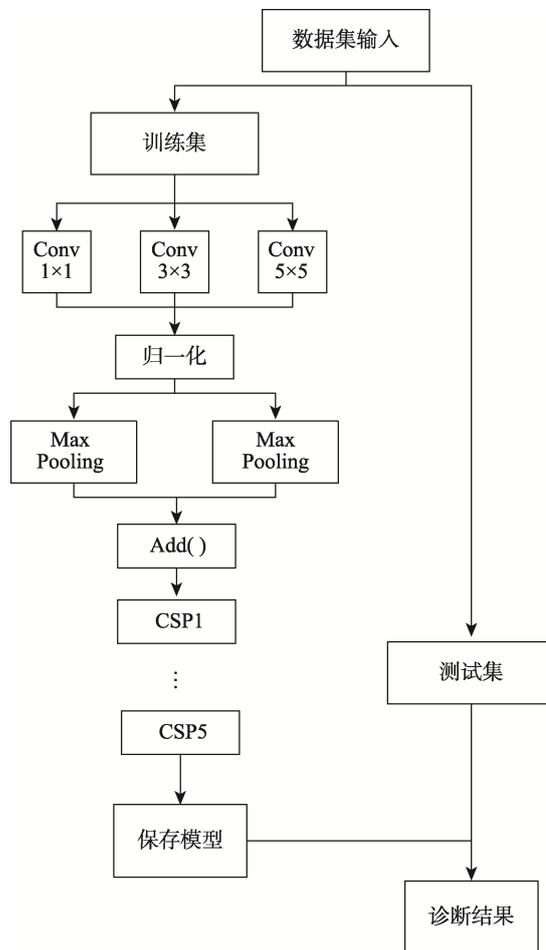


图 1 MDCNet 网络结构
Fig.1 MDCNet network structure

1.1 多尺寸卷积核模块

多尺寸卷积核模块因其减少神经网络空间的整体大小和降低过渡拟合问题的优异表现而备受关注。Szegedy 等^[10]提出了一种 Inception v1 的神经网络结构, 该网络结构将常用的卷积核 (1×1, 3×3, 5×5) 与池化操作 (3×3) 相互堆叠分析, 最终采用 concat 函数将 4 条路径的运算结果进行合并通道, 从而得到特征信息。不同尺寸的卷积核得到的特征信息不同。一个大的卷积核可以提取图像细节信息, 而一个小的卷积核可以得到的特征是颜色、纹理等。卷积核越大, 感受野越大, 获得的图像特征信息也越多。然而, 较大的卷积核将导致计算量的剧增, 这会限制模型深度和计算性能。

本文采用的多尺寸卷积核模块采用一个 5×5 大小的卷积核, 对大部分的接受层输入进行覆盖, 在卷积后直接进行池化操作, 简化操作流程, 从而达到减

少网络空间的大小,降低过度拟合的功能。该网络结构通过合并通道的方式扩大了网络的宽度,并且提高了网络对尺度变化的适应能力。

在此基础上,本文创新性提出了一种与 Inception v1 原理类似的多尺寸卷积核模块,多尺寸卷积核模块与 Inception v1 相比提高了分析的精度:在函数算法上,多尺寸卷积核模块采用 add 函数代替 concat 函数连接分支与合并通道。concat 函数进行通道数的合并,其本质是增加了描述图像的本身维度即增加通道数,但各维度内的特征信息量并未增加,因此采用该函数存在图像分析精度难以提高的问题;采用 add 函数进行通道数的合并,本质是在不增加描述图像本身特征维度的情况下,增加每一维度下的特征信息量,从而提高图像分析的精度。

1.2 双通道池化层

残差网络是由一系列残差块组成的,它的池化层只存在于残差块前层与后层,因存在位置与功能不同分别叫作最大值池化层和平均池化层。其中,最大池化层的功能是将感受野区域中激活的最大值作为最终的池化输出,以此平衡卷积参数误差所引起的估计均值的误差偏移^[11],并用于提取图像的纹理信息。

平均池化层的功能是将感受野区域中激活的平均值作为最终的池化输出,以此减少由于邻域大小的限制导致估计方差增大引起的估计均值的误差偏移,并用于提取图像的背景信息。双通道池化层根据上一步输出图像信息的不同特征,将分析路径分为2条,使信息特征同时经过最大值池化层和平均池化层,进一步提高图像信息的分析精度,随后再次使用 add 函数将2条分析路径的输出结果合并起来,输送到下一步运算中。

1.3 跨阶段部分网络

基于以上原因本文不再单纯的使用 ResNet18 网络中的 Residual block 用于特征提取,采用 CPS 模块结构对原始网络中的各个残差块进行改进,改进之后的 CPSNet 基本结构模块如图2所示。

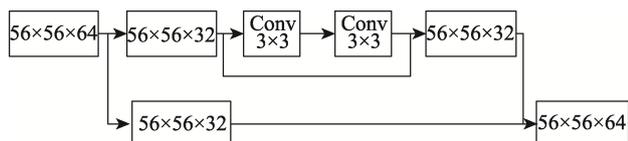


图2 CPS 模块结构
Fig.2 CPS module structure

数据进入 CPS 模块结构被拆解为2个部分:第1部分进行卷积操作,用于提取特征图;第2部分用于与第1部分的卷积操作结果拼接。采用该结构操作,可大量减少计算量,同时减少计算机的内存消耗,增

强 CNN 的学习能力,达到计算轻量化的同时保持计算的准确性^[12]。

在神经网络中 k 层的输出可表示为式(1)。

$$y = F(x_0) = x_k = H_k(x_{k-1}, H_{k-1}x_{k-2}, H_{k-2}x_{k-3}, \dots, H_1x_0, x_0) \quad (1)$$

式中: H 为卷积操作和非线性激活操作等的组合。ResNet 可以表示为式(2)。

$$x_k = R_k x_{k-1} + x_{k-1} = R_k x_{k-1} + R_{k-1} x_{k-2} + \dots + R_1 x_0 + x_0 \quad (2)$$

式中: R 为残差层,包含卷积操作和非线性激活操作等的组合^[13]。残差层可最小化梯度流经的路径长度,使其进行更加有效地反向传播。然而,这种连接同时也会增加大量的冗余信息,如第 k 层的信息需要传递给第 $k-1, k-2, \dots, 1$ 层。

CPS 块的具体操作如下,通过通道 $x_0=[x'_0, x''_0]$ 将上一个阶段中的基础特征层分成两部分,即 x'_0 和 x''_0 。 x'_0 部分经过 CPS block 进行卷积等操作,与连接生成输出。CPS 块的梯度是分开整合的,未穿过 CPS block 的特征图, x''_0 是跟 x'_0 独立的。对于更新权重的梯度信息来说,两边不会有相同的部分。

CPS 块具有以下优点:通过通道划分合并的策略,可以使梯度路径翻倍,同时跨阶段策略能够缓解重复特征图带来的梯度重复计算^[14]; Convolutional Input Output (C_{IO}) 是一个用来评价 DRAM 的 IO 状态的度量准则,假设 Residual block 中的特征图大小为 $m \times n \times q$,增长率为 k ,共有 p 层,则 Residual block 的 C_{IO} 和 C_{PS} 见式(3) — (4)。

$$C_{IO} = q \times p + \frac{(p^2 + p) \times k}{2} \quad (3)$$

$$C_{PS} = \frac{(q \times p) + (p^2 + p) \times k}{2} \quad (4)$$

通常 k 和 p 远小于 q ,则 CPS 块能节省约一半的内存。

MDCNet 可以减少专家系统的人工干预,在轻量化的同时保持准确性。

2 实验与结果

实验数据集是凯斯西储大学(CWRU)轴承数据集。图3为该实验平台实验装置图片,该实验平台主要由一台转速为 1 796 r/min 的电机、一个扭矩传感器和一个加速度计组成。该系统包含 2 个测试轴承,分别位于电机驱动端和电机风扇端。本实验主要研究型号为 6105-2RS JEM SKF 的轴承。该轴承用于电动机与风扇相连的驱动端以及电动机与联轴器相连的驱动端。在工作时,该轴承转速与电机转速相同,可达 1 796 r/min。

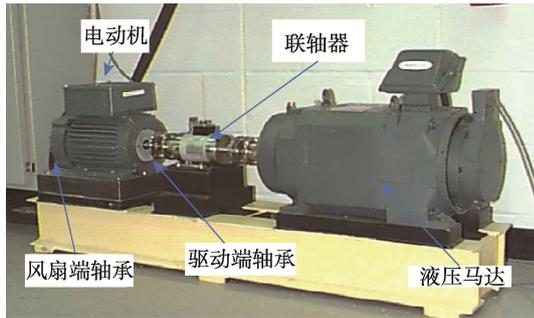


图 3 CWRU 实验装置
Fig.3 CWRU experimental device

本文选取了轴承的 10 种状态: 正常状态和 9 种故障状态, 故障状态分别是滚动体、内圈和外圈在 0.017 78、0.035 56、0.053 34 cm 等 3 种不同故障直径的样本^[15], 每个样本速度都是 1 797 r/min, 采样频率为 12 kHz。利用 SST 方法将信号转化为 IF 图, 每一个样本的图像数为 2 000, 共 20 000 张图片, 表 1 列出了关于 CWRU 数据集的更多细节。表中 N 代表正常状态, BF_1—BF_3 表示轴承滚动体在 0.017 78、0.035 56、0.053 34 cm 等 3 种故障直径下的样本。IRF_1—IRF_3 表示轴承内圈在 0.017 78、0.035 56、0.053 34 cm 等 3 种故障直径下的样本。ORF_1—ORF_3 表示轴承外圈在 0.017 78、0.035 56、0.053 34 cm 等 3 种故障直径下的样本。

表 1 CWRU 数据集细节
Tab.1 Details of CWRU data set

故障定位	故障直径/cm	标签
Normal		N
Ball fault	0.017 78	BF_1
	0.035 56	BF_2
	0.053 34	BF_3
Inner race fault	0.017 78	IRF_1
	0.035 56	IRF_2
	0.053 34	IRF_3
Outer race fault	0.017 78	ORF_1
	0.035 56	ORF_2
	0.053 34	ORF_3

图 4 为将原始信号转化成的 IF 图像, 图 4 中分别为正常状态、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障转化的 IF 图像。

为提高分类精度, 本文提出 MDCNet 网络, 获得高分辨率时频图像尺寸为 512×1 024。为了满足所提出的 MDCNet 模型的输入大小, 将图像随机裁剪成 MDCNet 模型训练的大小。然后, 将训练图像输入 MDCNet 进行训练。最后将测试图像全部输入到训练好的 MDCNet 模型中进行故障诊断, 获得诊断准确率。

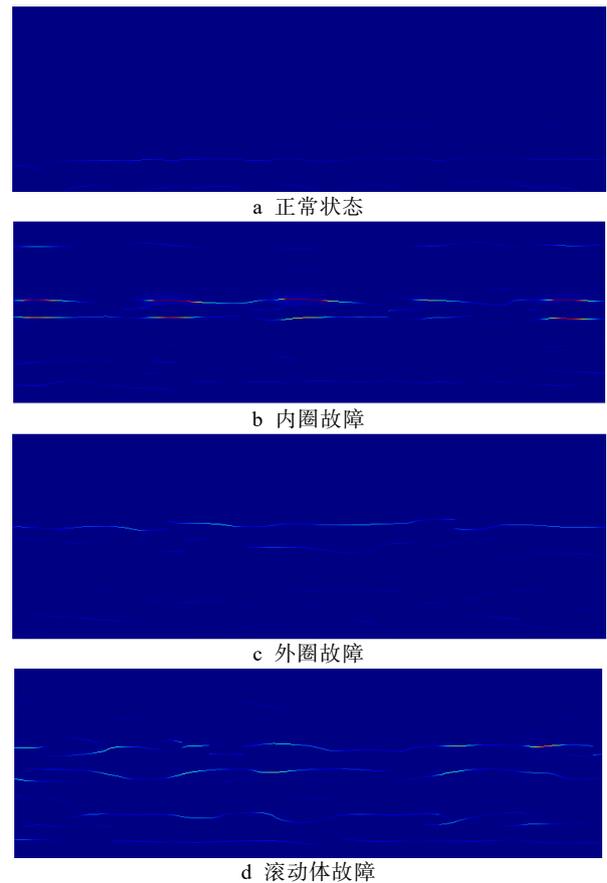


图 4 IF 图像
Fig.4 IF image

图 5 是 MDCNet 网络分类的混淆矩阵, 从图 5 中可以看到分类精度达到了 99.9%。只有在内圈故障这一类中出现错误分类, 没有正确地将不同故障直径分类出来。从结果可以看出, 提出的模型的故障诊断结果与实际结果非常相近。

图 6 显示了 MDCNet 网络输出层的可视化, 从图 6 可以看出, 同类样本聚集在一起, 并且相互距离较远, 没有任何交集, 符合用于轴承故障分类的条件。证明了轴承故障分类的实用性和准确性。

为了评估所提出的 CNN 模型的性能, 选择了其他分类方法来比较这种情况下的预测精度。原始振动信号转换为 IF 图像, 然后使用不同方法进行分类。有基于径向基函数(RBF)的支持向量机(SVM)、K 近邻(KNN)、AlexNet 网络、VGG-16 网络、Resnet 网络。平均预测精度是该比较的最终测量项。比较结果如表 2 所示。从结果可以看出, 本研究的方法效果较好, 准确率达到 99.9%。KNN、AlexNet、VGG-16、RBF-SVM、Resnet 的预测结果分别为 95.70%、98.51%、97.64%、93.46%、98.45%。对比可以得到, 传统的网络没有 MDCNet 网络分类精度高, 这些传统的分类器并没有将一些微弱的故障特征识别出来, 表明了所提出的 CNN 方法故障分类准确率具有明显优势, 验证了该方法的有效性。

Output class	BF-1	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	BF-2	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	BF-3	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IRF-1	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IRF-2	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.6% 1.4%
	IRF-3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	70 9.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	N	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	ORF-1	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	ORF-2	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	0 0.0%	100% 0.0%
	ORF-3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71 10.1%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	98.6% 1.4%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.9% 0.1%
		BF-1	BF-2	BF-3	IRF-1	IRF-2	IRF-3	N	ORF-1	ORF-2	ORF-3	
		Target class										

图5 MDCNet网络得到的混淆矩阵
Fig.5 Confusion matrix obtained from MDCNet network

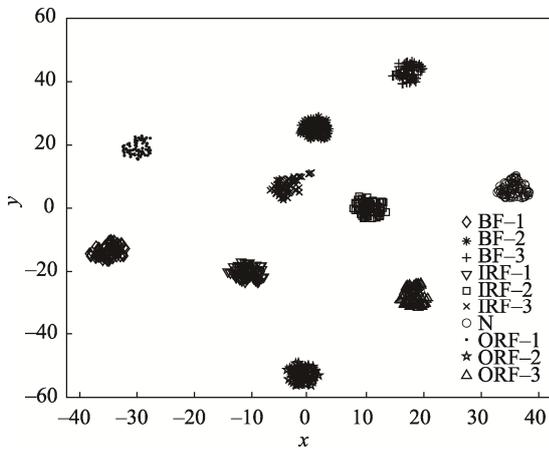


图6 MDCNet网络的可视化输出
Fig.6 Visual output of MDCNet network

表2 不同分类方法比较

Tab.2 Comparison of different classification methods

方法	平均精度/%
MDCNET	99.90
KNN	95.70
AlexNet	98.51
VGG-16	97.64
RBF SVM	93.46
Resnet	98.88

3 结语

本文提出的故障诊断方法包括时频图像生成和故障分类2个步骤。从原始振动信号中提取出IF图像，将图像输入MDCNet网络中，对不同类型故障的轴承进行测试。文中设计了MDCNet，提高了训练模型的性能，降低了计算过程的内存消耗。用不同的数据集验证了该方法的适用性和有效性，测试精度达到99.9%。与现有的其他诊断方法相比，该方法在精度和速度方面都有明显的优势。所提出的故障诊断方法可以用于包装机械的轴承故障诊断。

参考文献:

[1] WANG Z, HE X, YANG B, et al. Subdomain Adaptation Transfer Learning Network for Fault Diagnosis of Roller Bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021(99): 1.

[2] WANG Z, ZHOU J, DU W, et al. Bearing Fault Diagnosis Method Based on Adaptive Maximum Cyclostationarity Blind Deconvolution[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162(5/6/7/8): 108018.

- [3] WANG Z, YANG N, LI N, et al. A New Fault Diagnosis Method Based on Adaptive Spectrum Mode Extraction[J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, 20(6): 3354-3370.
- [4] ZHAO Wen-lei, WANG Zhi-jian, CAI We-nan, et al. Multiscale Inverted Residual Convolutional Neural Network for Intelligent Diagnosis of Bearings Under Variable Load Condition[J]. *Measurement*, 2022, 188: 110511.
- [5] SUN G, GAO Y, LIN K, et al. Fine-Grained Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Combining Multisynchrosqueezing Transform and Sparse Feature Coding Based on Dictionary Learning[J]. *Shock and Vibration*, 2019 (19): 1531079.
- [6] XIN Y, LI S, CHENG C, et al. An Intelligent Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery Based on Deep Neural Networks and Time-Frequency Analysis[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2018, 20(6): 2321-2335.
- [7] LIU Q, HUANG C. A Fault Diagnosis Method Based on Transfer Convolutional Neural Networks[J]. *IEEE Access*, 2019(99): 1.
- [8] WEN Long, LI Xin-yu, GAO Liang, et al. A New Convolutional Neural Network-Based Data-Driven Fault Diagnosis Method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5590-5598.
- [9] SUN G, GAO Y, XU Y, et al. Data-Driven Fault Diagnosis Method Based on Second-Order Time-Reassigned Multisynchrosqueezing Transform and Evenly Mini-Batch Training[J]. *IEEE Access*, 2020(99): 1.
- [10] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going Deeper with Convolutions[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2015.
- [11] CHANG J, ZHANG L, GU N, et al. A Mix-Pooling CNN Architecture with FCRF for Brain Tumor Segmentation[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2019, 58: 316-322.
- [12] WANG C Y, LIAO H Y M, YEH I H, et al. CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of CNN[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2020.
- [13] 况且, 李娟, 白淑华. 基于深度残差网络的 SSO 模态参数辨识[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(11): 57-63.
- KUANG Qie, LI Juan, BAI Shu-hua. Modal Parameter Identification of SSO Based on Deep Residual Network[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(11): 57-63.
- [14] 王一, 董光林, 马钰东, 等. 基于机器视觉的压缩机滑片计数系统设计[J]. *包装工程*, 2022, 43(1): 202-209.
- WANG Yi, DONG Guang-lin, MA Zheng-dong, et al. Design of Compressor Slide Counting System Based on Machine Vision[J]. *Packaging Engineering*, 2022, 43(1): 202-209.
- [15] 马航宇, 周笛, 卫宇杰, 等. 变工况下基于自适应深度置信网络的轴承智能故障诊断[J]. *上海交通大学学报*, 2022, 56(10): 1368-1378.
- MA Hang-yu, ZHOU Di, WEI Yu-jie, et al. Intelligent Bearing Fault Diagnosis Based on Adaptive Deep Belief Network under Variable Working Conditions[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2022, 56(10): 1368-1378.

责任编辑: 曾钰婵