

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.05.010

基于 GADF 与卷积神经网络的滚动 轴承故障诊断研究^{*}

刘红军, 魏旭阳

(沈阳航空航天大学 机电工程学院, 辽宁 沈阳 110000)

摘要:为充分发挥深度学习识别二维图像在滚动轴承故障检测方面的优势,提出了一种格拉姆角差场(GADF)结合改进卷积神经网络(CNN)的智能故障诊断模型。首先,将一维时序振动信号通过格拉姆角差场转化为二维图像,提取了图像特征,并输入了改进后的 CNN 模型;其次,改进的 CNN 模型采用全局池化层替代了传统的全连接层,有效地解决了传统 CNN 模型参数爆炸的问题;最后,进行了试验研究,通过 Adam 小批量优化法进行了迭代训练,达到了理想的检测精度。试验与研究结果表明:该诊断方法在特征提取方面更快速、准确,充分展现了 CNN 模型的非线性表达能力,检测精度优于其他智能诊断算法。

关键词:格拉姆角差场;故障诊断;卷积神经网络;深度学习

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)05-0587-06

Rolling bearing fault diagnosis based on GADF and convolutional neural network

LIU Hong-jun, WEI Xu-yang

(College of Electromechanic Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110000, China)

Abstract: In order to give full play to the advantages of deep learning recognition in two-dimensional image in rolling bearing fault detection, an intelligent fault diagnosis model based on Gram angle difference field (GADF) and improved convolutional neural network (CNN) was proposed. Firstly, the one-dimensional time series vibration signal was transformed into a two-dimensional image through the gram angle difference field, and the target image features were extracted and input into the improved CNN model. Secondly, the global pooling layer instead of the traditional full connection layer was used by the improved CNN model, which effectively solved the problem of parameter explosion of the traditional CNN model. Finally the ideal detection through iterative training with Adam small batch optimization method accuracy was achieved. The test and comparison results show that the diagnosis method is more rapid and accurate in feature extraction, fully demonstrates the nonlinear expression ability of CNN model, and the detection accuracy is better than the other intelligent diagnosis algorithms.

Key words: Gram angle difference; field fault diagnosis; convolution neural network; deep learning

0 引 言

在现今机械设备中,旋转机械是机械设备中最常见和最重要的组成部件之一。滚动轴承作为旋转设备最基本的结构之一,对机械设备的寿命与稳定性有着决定性的影响。

因此,国内外许多学者对滚动轴承的故障检测进行了深入的研究^[1],并提出了许多有价值的方法。大部分检测方法多采用对滚动轴承的故障信号进行分析,提取有效特征作为输入,导入各种分类器中进行识别。如杨宇等^[2]通过 EMD 和神经网络结合的故障诊断方法;刘韬等^[3]通过 KPCA 和耦合隐马尔科夫模型

收稿日期:2020-09-09

基金项目:辽宁省自然科学基金资助项目(2019-BS-186)

作者简介:刘红军(1971-),男,辽宁沈阳人,副教授,硕士生导师,主要从事数字化制造技术方面的研究。E-mail:13386878635@163.com

的轴承故障诊断。

但此类方法存在过程复杂、缺少灵活性、对专家的经验与知识具有依赖性,以及分类器缺少非线性拟合能力等问题。

近些年来,深度学习的非线性拟合能力在轴承故障检测方面得到了充分的展示,并获得了理论上的高精度诊断水平。其中,卷积神经网络(CNN)因其自身具有共享权值与偏重、局部感受野和子采样测量等特点,与深度信念网络(DBN)^[4]和限制玻尔兹曼机(RBM)^[5]等其他深度学习方法相比,在语音以及图像分类任务方面具有较大的优势。同时,其在故障诊断领域的应用也日益增多。

CNN 在执行数据分类任务时,作为输入的数据集可分为一维数据和二维数据两类。如孙曙光等^[6]提出的一维 CNN 的低压万能式断路器附件故障诊断;肖雄等^[7]的一种二维 CNN 优化轴承故障诊断方法。WU Y 等^[8]对两种类型数据进行了比较,认为在已有的大多数 CNN 模型中,二维图像数据更适用于神经网络的模型的训练。而如何将一维振动信号清晰地转化为二维图像数据,成为智能故障检测的重要难点。

基于以上分析,笔者提出一种新的故障诊断方式,由格拉姆角差场(GADF)时间序列编码方式^[9]将一维时序数据转换为二维图像数据,并结合改进的 CNN 模型进行预测,以达到高精度诊断的效果。

1 格拉姆角差场图像编码转换

GADF 图像编码的本质是通过格拉姆角场(GAF),将获取到的一维时序数据转化为二维图像数据的方法;将时间序列 X 缩放入区间 $[-1, 1]$,再将其极坐标化得到 x 。

其过程如下:

$$x_{-1}^i = \frac{(x_i - \max(X)) + (x_i - \min(X))}{\max(X) - \min(X)} \quad (1)$$

$$\theta = \arccos(x_i), -1 \leq x_i \leq 1, x_i \in X \quad (2)$$

$$r = t_i/N, t_i \in N$$

经过上述变换过程,即可将一维时间序列数据转换为对称的带有颜色、点、线的对称特征图像。

当 GAF 基于正弦函数时生成格拉姆角差场(GADF),如下式所示:

$$GADF = \begin{bmatrix} \sin(\theta_1 + \theta_1) & \cdots & \sin(\theta_1 + \theta_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\theta_n + \theta_1) & \cdots & \sin(\theta_n + \theta_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

通过编码转化为二维图像,GADF 编码的示意图

如图 1 所示。

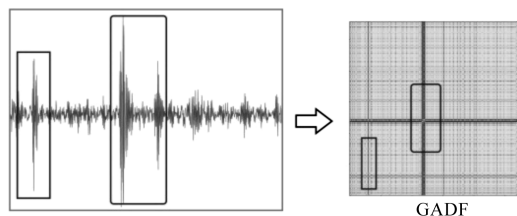


图 1 GADF 编码示意图

在图 1 中,当第一个波峰出现时,在两种特征图中出现颜色较浅的对称交叉线;而当峰值波动较大时,特征图中与其对应的对应交叉线其颜色更为明显;

与此同时,其余较小的震动在 GADF 特征图中也完整地表现出来。

由此可见,GADF 可以将滚动轴承的震动信号完整地映射为二维特征图像,并作为 CNN 模型的输出。

2 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种前馈式神经网络,其卷积层与池化层具有强大的数据特征提取能力,适用于处理图像与声音等网状结构数据,神经网络模型中滤波器通过对输入数据的迭代和分析来获得更多的有效特征和隐藏信息;同时结合稀疏式全连接和权重偏置的共享机制,在时间与空间上进行采样,降低了数据的复杂程度,相比其他神经网络结构类型减少了训练量,有效避免了算法过拟合。

CNN 模型结构简图如图 2 所示。

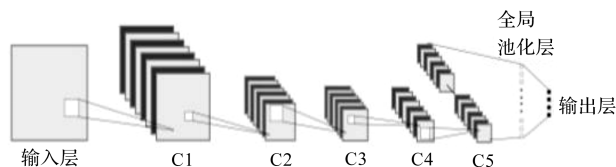


图 2 CNN 模型结构简图

2.1 卷积层

卷积层是整个神经网络模型的核心所在,它通过对输入图像数据的卷积运算提取图像中的特征信息。

卷积层的具体运算如下:

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l) \quad (4)$$

式中: f —激活函数; l —网络模型中的第 l 层; x_j^l —第 l 层中的第 j 个特征图像; k_{ij}^l —卷积核的权值; b_j^l —运算所需的偏置; M_j —输入模型的二维图像数据集。

2.2 池化层

池化层的主要目的是降低卷积层处理后的数据维度。因为卷积后的数据虽然具有了之前数据的特征信

息,但是其特征维度也急剧增长。为了汇总特征平面的输出,通常采用两种池化方式,即平均池化与最大池化方式。

其中,池化层的具体运算如下:

$$x_j^l=f(\beta_j^l\downarrow(x_j^{l-1}+b_j^l)) \tag{5}$$

2.3 全局池化层

与传统的全连接层相比,全局池化层降低了运算的参数量,提高了模型的泛化能力,减少了过拟合情况的发生。与 Dropout^[10]相比,全局池化层提高了正则化效果。

在现代卷积架构中,全局池化已经逐渐取代了 Dropout 的位置。全局池化^[11]的核心思想是,将每张图片的所有特征值融合为一个特征值,实现张量的降维转换,使特征值的维数等于最后一层卷积层的数目。

设最后层卷积层特征图大小为 mn ,其中第 n 张特征图的值用 $x_{ij}^{(l)}$ 表示,则经过不同类型的全局池化操作后,该特征值 $y^{(l)}$ 可以表示为:

$$y^{(l)}=\max[x_{ij}^{(l)}] \tag{6}$$

$$y^{(l)}=\frac{1}{m*n}[\sum_{i=0}^m\sum_{j=0}^n x_{ij}^{(l)}] \tag{7}$$

其中,式(6)代表的是最大全局池化,式(7)为全局平均池化。

3 试验研究

3.1 数据采集及编码

为评估 GADF-CNN 算法对滚动轴承故障智能诊断的有效性和准确性,此次采用的试验数据集为美国凯西储大学(case western reserve university,CWRU)公开的深沟球轴承故障数据集。

电机负载状态为 1 797 r/min、1 772 r/min、1 750 r/min、1 797 r/min 4 种,故障分为外圈、内圈与流体体;

采集频率为 12 kHz,采用传感器置于电机的驱动端的 12 个位置进行采集,采集时长为 10 s;

因传感器采集信号时,转轴每圈所采集到的采样点约为 400 个;

为确保数据集的稳定性,每种故障分类样本长度设置为 500 个采样点,各 200 个样本。

本文选取 1 797 r/min 负载下,包括正常状态与 11 种故障状态的共 12 种情况作为数据集,分别由 0~11 数字表示,取前 80% 为训练集,输入已建立好的 CNN 模型;其余为测试集对训练好的神经网络模型进行检验。

二维故障图分类图如图 3 所示。

3.2 卷积神经网络模型超参数优选

超参数的选择决定了整个卷积神经网络模型在故

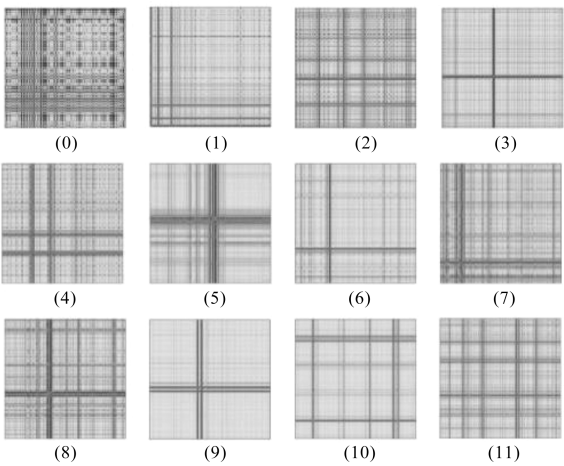


图 3 二维故障图分类图

障诊断的精准度,通常 CNN 中主要的超参数有卷积核、池化核、优化器、激活函数、学习率等。

本次实验为了掌握不同超参数对 CNN 模型图像处理性能的不同影响经过多次调参,确立了一种由 3 卷积层与双池化层穿插连接,采用全局池化层替代传统卷积层的神经网络模型。该模型搭建平台为 tensorflow2.0.0GPU 版,编译语言为 Python3.7.3,计算机 CPU 为 i7、Windows10。

改进 CNN 模型结构表如表 1 所示。

表 1 改进 CNN 模型结构表

模型参数	卷积层 C1	池化层 S2	卷积层 C3	池化层 S4	全局池化层	输出层
数目	64	64	64	64	64	1
大小	3*3	2*2	3*3	2*2	1	12

3.2.1 激活函数的选择

激活函数决定了 CNN 模型非线性表达能力,而该激活函数通常根据经验来设置。但是这种方式随机性较大^[12]。为此本文选择了常用的 3 种常用的激活函数进行对比试验。

3 种常用的激活函数对比如表 2 所示。

表 2 激活函数对比表

实验	激活函数	准确率	训练时长
1	Relu	0.963	0.355
2	Sigmoid	0.563	0.261
3	Tanh	0.945	0.32

由表 2 可以看出:

实验 1 准确率最高,虽然在训练用时方面用时最长,但为保证模型的准确度,在改进神经网络模型中,本文选用 Relu 激活函数。

3.2.2 优化器的选择

在优化器选择实验中继续采用表 1 中的基准模型参数设置,该实验的卷积层采用 Relu 激活函数。该实

验对目前最常用的 SGD, RMSProp 和 Adam 共 3 种优化器进行测试。

当学习速率为 0.000 1 和 0.001 时, Adam 与 RMSProp 的准确率远高于 SGD; 而当学习速率升高时, RMSProp 准确率急剧下降, Adam 优化器准确率依然稳定在 97% 左右。

为此, 本文选用 Adam 小批量迭代优化器。

优化器准确率对比图如图 4 所示。

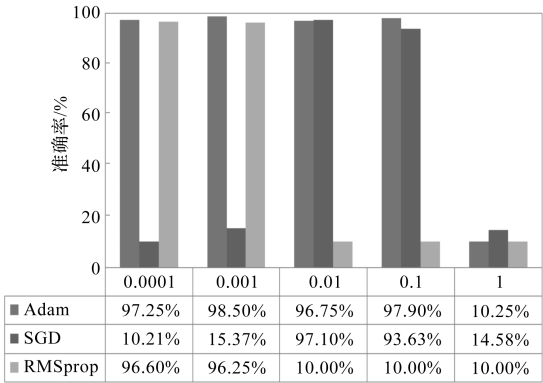


图 4 优化器准确率对比图

4 结果分析

4.1 改进的 CNN 模型评估

为对 GADF 图像编码下改进的 CNN 算法的准确性进行有效的评估, 本文引用精确率与召回率作为评测指标。其中, 精确率是指预测结果中符合该类故障的样本占结果总体的占有率; 召回率是指该类型故障真实样本中被成功预测的样本占类型总体的占有率。

其具体数学表达式如下:

$$\begin{cases} P = TP / (TP + FP) \\ R = TP / (TP + FN) \\ F1 = 2TP / (2TP + FP + FN) \end{cases} \quad (8)$$

式中: P —精确率; R —召回率; TP —预测类型与其真实类型相符; FP —预测类型为真, 但实际类型为假; FN —实际类型为真, 但预测结果为假; $F1$ —精确率与召回率的调和均值。

根据改进的 CNN 的实验结果, 并按公式计算得到的精确率和召回率, 如表 3 所示。

表 3 改进 CNN 模型诊断结果表

故障序号	精准率	召回率	F1 调和均值	样本
0	1.000 0	1.000 0	1.000 0	40
1	0.975 0	0.975 0	0.975 0	40
2	1.000 0	1.000 0	1.000 0	40
3	0.974 4	0.950 0	0.962 0	40

(续表)

故障序号	精准率	召回率	F1 调和均值	样本
4	1.000 0	1.000 0	1.000 0	40
5	0.975 6	1.000 0	0.987 7	40
6	1.000 0	0.975 0	0.987 3	40
7	1.000 0	0.975 6	0.987 7	40
8	0.975 0	1.000 0	0.987 3	40
9	0.951 2	0.975 0	0.963 0	40
10	0.975 0	0.975 0	0.975 0	40
11	1.000 0	1.000 0	1.000 0	40
平均值/总数	0.985 5	0.985 4	0.966 7	480

为了更深一层地了解改进 CNN 模型的故障判别情况, 笔者引入了多分类混淆矩阵对故障结果进行全面分析; 其根据故障的不同等级, 样本的真实值与预测值。

故障被误判为何种类型故障等信息如图 5 所示。

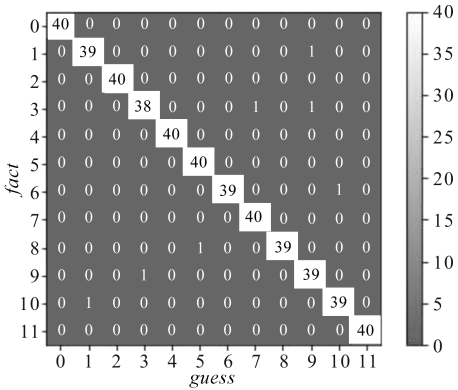


图 5 混淆矩阵量化图

由图 5 可知: 在 480 份测试集样本中, 含有 7 个误判样本, 分别为:

将标号 1 类微小故障判断为标号 9 类轻型故障; 将标号 3 类轻微故障判断为标号 9 类轻型故障和 7 类显著故障; 将标号 6 类轻型故障判断为标号 10 类轻型故障; 将标号 8 类中度故障判断为标号 5 类显著故障; 将标号 9 类轻型故障判定为标号 3 类轻微故障; 将标号 10 类轻型故障判定为标号 1 类微小故障。

通过分析以上故障类型可以发现, 故障误诊类型多为轻型故障, 误诊为中大型故障或同级故障类别发生错判, 具有一定的预警作用, 改进后的 CNN 模型在正常 0、故障 2、4 和 11 的情况下诊断准确率为 100%, 说明这类故障特征较为明显, 对旋转设备的危害最大。

经过试验验证可知, 该算法综合故障识别率达 98.55%, 对滚动轴承中的 GADF 编码图像具有精准的识别能力和优越的诊断能力。

4.2 对比分析

为验证笔者提出的诊断方法的先进性与优越性,

此处将 GADF-CNN 算法与其余 3 种主流的智能故障诊断算法进行比较。

3 种主流智能故障诊断算法分别为 BPNN、SAE 和 SVM^[13-15] 智能算法。

笔者将二维图像数据测试集按 0 ~ 11 故障诊断序号共 12 种情况,输入进其余智能算法模型进行训练。

智能算法的对比图如图 6 所示。

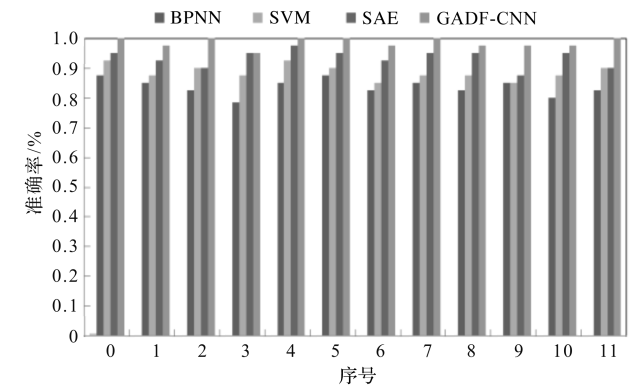


图 6 智能算法对比图

由图 6 可以看出:

BP 神经网络模型 (BPNN) 与支持向量机 (SVM) 的准确率一直维持在 90% 以下,准确率较低;而堆栈自动编码器 (SAE) 的准确率略低于 GADF-CNN。

由此可见,改进的 CNN 模型更适用与对 GADF 编码图像数据的处理。

详细的准确率如表 4 所示。

表 4 详细的准确率

故障序号	BPNN	SVM	SAE	GADF-CNN
0	87.5%	92.5%	95%	100%
1	85%	87.5%	92.5%	97.55%
2	82.5%	90%	90%	100%
3	78.5%	87.5%	95%	95%
4	85%	92.5%	97.5%	100%
5	87.5%	90%	95%	100%
6	82.5%	85%	92.5%	97.5%
7	85%	87.5%	95%	100%
8	82.5%	87.5%	95%	97.5%
9	85%	85%	87.5%	97.5%
10	80%	87.5%	95%	97.5%
11	82.5%	90%	90%	100%
平均值/总数	83.63%	88.54%	93.33%	98.55%

本文引用格式:

刘红军,魏旭阳. 基于 GADF 与卷积神经网络的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(5):587-591,622.

LIU Hong-jun, WEI Xu-yang. Rollingbearing fault diagnosis based on GADF and convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(5):587-591,622.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

5 结束语

为充分发挥深度学习识别二维图像在滚动轴承故障检测方面的优势,笔者提出了一种新的故障诊断方式,即格拉姆角差场 (GADF) 结合改进卷积神经网络 (CNN) 的智能故障诊断模型,并结合改进的 CNN 模型对滚动轴承故障进行了预测,达到了高精度诊断的效果。

与其他智能诊断算法相比,GADF-CNN 具有以下优势:

(1) 在对诊断信号的特征提取方面,相比其他算法的一维时序输入或模态分解等方法,采用领先的格拉姆角差场法将诊断信号转化为具有有效特征的二维图像,对诊断信号的特征提取更为全面,同样也更适合 CNN (卷积神经网络) 的训练与测试;

(2) 在卷积神经网络模型的搭建方面,与其他智能算法的诊断相比,由于输入数据转化为真正的二维图像,使得卷积神经网络强大的线性表达能力可以全面地发挥出来,为此改进 CNN 模型添加了全局池化层、Adam 优化器、交叉熵损失函数等先进的超参数,GADF-CNN 算法鲁棒性和泛化能力。

本文的算法已经可以在不同电机负载状态下,对来自于电机驱动端的振动信号做出有效诊断。但由于数据库的有限性,本文没有获取数据库以外的滚动轴承数据进行诊断,该算法仍然存在一定的局限性。

获取数据库以外的数据将成为笔者进行下一步实验研究的重点。

参考文献 (References):

[1] 许 凯,许黎明,周大朝,等. 基于 Stockwell 变换的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械制造,2019,57(4):98-102.

[2] 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):85-88.

[3] 刘 韬,陈 进,董广明. KPCA 和耦合隐马尔科夫模型在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2014,33(21):85-89.

[4] 张 鑫,郭顺生,李益兵,等. 基于拉普拉斯特征映射和深度置信网络的半监督故障识别[J]. 机械工程学报,2020,56(1):69-81.

(下转第 622 页)

- (5-8);3139-3146.
- [6] BEHZAD F, WAYNE S F, GLADIUS L, et al. A review on melt-pool characteristics in laser welding of metals[J]. **Advances in Materials Science and Engineering**,2018(32): 1-18.
- [7] WLODARCZYK K L, CARTER R M, JAHANBAKHS A, et al. Rapid laser manufacturing of microfluidic devices from glass substrates[J]. **Micromachines**,2018,9(8):409.
- [8] WANG H, KAWAHITO Y, YOSHIDA R, et al. A model to calculate the laser absorption property of actual surface[J]. **International Journal of Heat and Mass Transfer**,2018(118):562-569.
- [9] HASSANIMATIN M, TAVASSOLI, S H, NOSRATI Y, et al. A combination of electrical spark and laser-induced breakdown spectroscopy on a heated sample[J]. **Physics of Plasmas**,2019,26(3):033303.
- [10] ENGLER O, JÜRGEN H. Texture control by thermomechanical processing of AA6xxx Al-Mg-Si sheet alloys for automotive applications—a review[J]. **Materials Science & Engineering A**,2002,336(1-2):249-262.
- [11] LUO F, ONG W, GUAN Y, et al. Study of micro/nano-structures formed by a nanosecond laser in gaseous environments for stainless steel surface coloring[J]. **Applied Surface Science**,2018(100):57-74.
- [12] YANG K C, WANG W J, XIAO T Y, et al. Laser polishing of additive manufactured CoCr components for controlling their wettability characteristics [J]. **Surface and Coating Technology**,2018(351):89-98.

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

姜长城,袁建东,成海东,等.热辅助纳秒脉冲激光抛光试验研究[J].机电工程,2021,38(5):617-622.

JIANG Chang-cheng, YUAN Jian-dong, CHEN Hai-dong, et al. Experiment on thermally assisted nanosecond pulsed laser polishing[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2021,38(5):617-622.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 591 页)

- [5] 徐华建.基于神经网络与混合结构声学特征的语音识别研究[D].武汉:华中科技大学电子信息与通信学院,2017.
- [6] 孙曙光,李 勤,杜太行,等.基于一维卷积神经网络的低压万能式断路器附件故障诊断[J].电工技术学报,2020,35(12):2562-2573.
- [7] 肖 雄,王健翔,张勇军,等.一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4558-4568.
- [8] WU Y, YANG F, LIU Y, et al. A comparison of 1-D and 2-D deep convolutional neural networks in ECG classification [C]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Hawaii, USA: IEEE,2018.
- [9] ZHANG G, SI Y, WANG D, et al. Automated detection of myocardial infarction using a gramian angular field and principal component analysis network[J]. **IEEE Access**,2019,7(99):171570-171583.
- [10] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors[J]. **Computer Science**,2012,3(4):212-223.
- [11] LIN M, CHEN Q, YAN S. Network in network[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (ICLR)*. Banff: [s. n.],2014.
- [12] SHAO H, JIANG H, LIN Y, et al. A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensembledeep auto-encoders[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2018(102):278-297.
- [13] 卫洁洁,杨喜旺,黄晋英,等.基于深度神经网络的滚动轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2017(11):88-91.
- [14] 陈晓平,和卫星,马东玲,等.基于符号熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].中国机械工程,2010,21(17):2079-2082.
- [15] 侯荣涛,周子贤,赵晓平,等.基于堆叠稀疏自编码的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2018(3):49-54,60.

[编辑:李 辉]