

基于GAF-MTF-CNN的滚动轴承故障诊断

宋乾坤^a,周孟然^b

(安徽理工大学 a.人工智能学院;b.电气与信息工程学院,安徽淮南 232001)

摘要:针对传统图像编码方式与神经网络轴承故障诊断方法测试准确率不高、模型泛化能力差等问题,提出一种基于格拉姆角场(GAF)和马尔可夫变迁场(MTF)与卷积神经网络(CNN)的滚动轴承故障诊断方法。对采样的每段轴承振动数据分别进行GAF和MTF变换生成二维图像,对其采用水平方向拼接的方法构建数据集,再将其导入搭建的加入批量归一化及随机失活操作的多层CNN中进行诊断测试。结果表明:相比于仅用GAF和MTF的数据处理方法,采用本文数据处理方法构建的数据集在搭建的CNN中训练出的模型测试准确率高,可达99.87%,搭建的CNN有较好的泛化能力与较高的网络模型准确率,证明了本文数据集构建方法在轴承故障诊断中的可行性。

关键词:格拉姆角场(GAF);马尔可夫变迁场(MTF);卷积神经网络(CNN);滚动轴承;故障诊断

中图分类号:TP 181 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1671-7872.2022.04.013

Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on GAF-MTF-CNN

SONG Qiankun^a, ZHOU Mengran^b

(a. School of Artificial Intelligence; b. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Aiming at the problems of low test accuracy and poor model generalization ability of traditional image coding method and neural network method for bearing fault diagnosis, a rolling bearing fault diagnosis method based on Gramian angular field (GAF), Markov transition field (MTF) and convolutional neural network (CNN) was proposed. GAF and MTF transformation were performed on the sampled vibration data of each section of bearing to generate two-dimensional images, and the data set was constructed by horizontal stitching method, and then it was imported into the multi-layer CNN with batch normalization and random inactivation operation for diagnostic testing. The results show that, compared with the data processing method using only GAF and MTF, the data set constructed by the data processing method in this paper has a high accuracy of model test trained in the built CNN, up to 99.87%. The built CNN has good generalization ability and high accuracy of network model, which proves the feasibility of the data set construction method in bearing fault diagnosis.

Key words: Gramian angular field(GAF); Markov transition field(MTF); convolutional neural network(CNN); rolling bearing; fault diagnosis

随着智能制造的快速发展,机械设备已成为生产领域中的关键设备,作为多数机械设备中必不可少的部件轴承,其状态好坏显著影响机械设备的正常运转。因此,准确检测识别滚动轴承状态对机械设备的正常运转至关重要。20世纪以来,针对轴承故障诊断的研究从未间断过,赵志宏等^[1]采用小波包变换分解不同频带滚动轴承的振动信号,再通过支持向量机(support vector machine, SVM)进行故障诊断;徐卫晓等^[2]通

收稿日期:2022-02-28

作者简介:宋乾坤(1999—),男,安徽阜阳人,硕士生,主要研究方向为故障诊断。

通信作者:周孟然(1965—),男,安徽淮南人,博士,教授,主要研究方向为矿山机电系统监测、光电信息处理等。

引文格式:宋乾坤,周孟然.基于GAF-MTF-CNN的滚动轴承故障诊断[J].安徽工业大学学报(自然科学版),2022,39(4):435-440,448.

过经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)提取轴承的振动特征,再由BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)进行故障诊断;Qu等^[3]利用双树复小波包变换和多分类器进行轴承数据信息的提取与故障分类;詹君等^[4]利用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)处理轴承振动信号,通过与多重马氏距离相结合完成轴承的故障诊断。除此之外,BP网络、人工神经网络(artificial neural network, ANN)等机器学习算法也被广泛用于轴承故障诊断,这些方法能够对特定的轴承故障进行较好的分类,但过度依赖人工且对不同振动信号的适应性较低、泛化能力差。

随着深度学习的快速发展,一些新的理论方法被不断提出并取得广泛应用。Shao等^[5]利用粒子群算法设计深度置信网络(deep belief network, DBN)优化滚动轴承的故障诊断;李恒等^[6]利用短时傅里叶变换生成轴承振动信号的时频图,再将其导入卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)中进行轴承的故障诊断;Lu等^[7]通过双谱将轴承振动信号转换为图像,再通过概率神经网络实现轴承的故障分类;孙岩等^[8]用多尺度卷积核 Inception 结构和空间注意力机制替代传统胶囊网络单一卷积层提取滚动轴承振动特征,再结合反向传播损失值计算实现轴承的故障诊断。上述基于深度学习的方法在应对数据量较大引起的特征提取泛化能力差、过度依赖于人工以及不同振动信号适应性低等方面有较大改善。CNN作为一种能有效进行图像分类的方法,已成为当下故障诊断的研究热点。鉴于传统图像编码方式与神经网络的轴承故障诊断方法泛化能力差及测试准确率仍有提升空间,提出一种基于格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)和马尔可夫变迁场(Markov transition field, MTF)以及卷积神经网络(CNN)的滚动轴承故障诊断方法,以期实现对滚动轴承故障的分类检测。

1 数据处理

1.1 一维数据处理

滚动轴承发生不同故障转动时产生的振动频率是不同的,据此可判别其故障类型。因此,对滚动轴承振动数据的处理是其故障诊断的必要任务。格拉姆角场和马尔可夫变迁场是2种能够对一维数据向二维图像映射的方法,已被用于轴承故障诊断并取得较好效果^[9-10]。

1.1.1 格拉姆角场

格拉姆角场法可较好地在一维数据中的波动在GAF变换图中展现出来,能有效刻录振动数据信息。将一维数据序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中的数值 $x_i = (i = 1, \dots, n)$ 缩放至 $[-1, 1]$ 或 $[0, 1]$ 之间,分别为 \tilde{x}_{-1}^i 和 \tilde{x}_0^i :

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

$$\tilde{x}_0^i = \frac{x_i - \min X}{\max X - \min X} \quad (2)$$

将缩放后数据序列中的数值作为夹角余弦值 Φ , 将其缩放至 $[-1, 1]$ 时, 夹角范围为 $[0, \pi]$; 缩放至 $[0, 1]$ 时, 夹角范围为 $[0, \pi/2]$ 。设置时间戳 t_i 为半径 r , 把一维数据转换到极坐标系中:

$$\Phi = \arccos \tilde{x}_i, -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in \tilde{X} \quad (3)$$

$$r = \frac{t_i}{m}, t_i \in \mathbf{N} \quad (4)$$

式中 m 为正则化极坐标系生成空间的常数因子。最后采用对应做角度和即格拉姆角和场(Gramian angular summation field, GASF), 或对应做角度差即格拉姆角差场(Gramian angular difference field, GADF)的方法实现对不同时间点的相关性识别。

$$G_{\text{GASF}} = \cos(\Phi_i + \Phi_j) \quad (5)$$

$$G_{\text{GASF}} = \tilde{X}^T \cdot \tilde{X} - \sqrt{I - \tilde{X}^2}^T \sqrt{I - \tilde{X}^2}$$

$$G_{\text{GADF}} = \sin(\Phi_i - \Phi_j) \quad (6)$$

$$G_{\text{GADF}} = \sqrt{I - \tilde{X}^2}^T \tilde{X} - \tilde{X}^T \sqrt{I - \tilde{X}^2}$$

式中: I 为单位行向量; \tilde{X} 为 X 的行向量; \tilde{X}^T 为 \tilde{X} 的转置向量; $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。对于长度为256的一维振动信

号序列,经格拉姆角场变换生成[256, 256]的矩阵,获得256×256尺寸的图像。经过测试,本文选用GADF的方式用于数据处理。

1.1.2 马尔可夫变迁场

马尔可夫变迁场是表示时间序列的转移概率场,主要是基于一阶马尔可夫链,针对马尔可夫转移矩阵对序列的时间依赖性低,通过加入时间 t 位置关系而提出的一种方法^[1]。对于一维数据序列 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$,依据数值范围划分为 Q 个分位数单位,由分位数 $q_j (j \in \{1, 2, \dots, Q\})$ 量化一维数据序列中的各值,通过识别分位数,序列中数值 $z_i (i \in \{1, 2, \dots, n\})$ 对应唯一的 q_i ;由 w_{ij} 构建马尔可夫转移矩阵 W_{QQ} ,尺寸为 $Q \times Q$ 。其中 w_{ij} 由 q_i 中的数据被 q_j 跟随的概率 P 决定:

$$w_{ij} = P(z_t \in q_j | z_{t-1} \in q_i) \tag{7}$$

对各概率通过时间顺序排列,构建一个尺寸为 $n \times n$ 的马尔可夫变迁场 M 矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} w_{ij} | z_1 \in q_i, z_1 \in q_j & \cdots & w_{ij} | z_1 \in q_i, z_n \in q_j \\ w_{ij} | z_2 \in q_i, z_1 \in q_j & \cdots & w_{ij} | z_2 \in q_i, z_n \in q_j \\ \vdots & & \vdots \\ w_{ij} | z_n \in q_i, z_1 \in q_j & \cdots & w_{ij} | z_n \in q_i, z_n \in q_j \end{bmatrix} \tag{8}$$

对于长度为256的一维振动信号序列,经过马尔可夫变迁场变换得到[256, 256]的矩阵,生成尺寸为256×256马尔可夫变迁场变换后的图像。

1.2 数据集构建

获取轴承振动原始一维数据集后,需对其进行增强处理,构建为可导入CNN中进行训练的图像数据集。

1.2.1 数据来源

采用美国凯斯西储大学公开的轴承数据集,选用0负载下1 797 r/min的转速电机、采样频率为12 kHz的驱动端收集振动数据。轴承故障主要在内圈、外圈和滚动体位置,故障直径为0.177 8, 0.355 6, 0.533 4 mm,这样就组成了9种故障类型及1种正常类型,共10种类型。其中9种故障类型数据分别为12万个至13万个数据点,正常类型有24万多个数据点。

1.2.2 数据增强

从轴承原始一维振动数据集中按序每次提取(采样)256个数据点分别进行GADF和MTF变换,生成相应的2张256×256的二维图像,将生成的2张图像采用水平方向拼接的方法拼接成1张512×256的图像。通过这种处理方式,采样的每段振动信号同时拥有2种图像编码方法刻录的信息,在卷积过程中可获得更多的特征信息。调整拼接后的图像尺寸为256×256,为适应搭建CNN中的图像尺寸,最后对图像进行归一化处理。经过以上操作,共获得4 000张256×256尺寸的拼接图像,每个类别400张,按4:1的比例将其随机划分为训练集3 200张和测试集800张。数据集构建过程如图1。

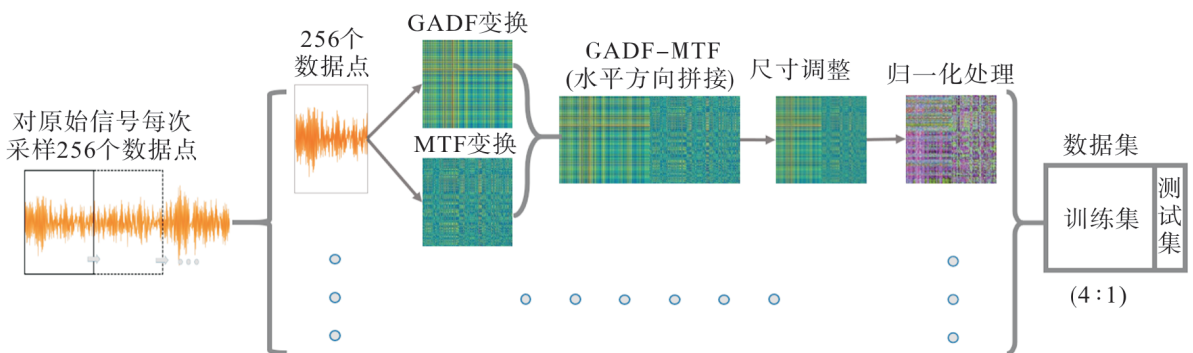


图1 数据集构建过程

Fig. 1 Building process of data set

数据集构造的主要步骤如下:

- 1) 每次提取 256 个一维振动数据点分别经 GADF 和 MTF 变换生成二维图像;
- 2) 对每段数据的 GADF 图和 MTF 图进行水平方向上的拼接;
- 3) 将拼接的图像尺寸由 512×256 调整为 256×256;
- 4) 对调整后的图像进行归一化处理(这一步可与第三步或第五步颠倒);
- 5) 构建训练测试数据集,将其按 4:1 随机划分为训练集和测试集。

2 卷积神经网络搭建

将轴承振动数据通过 GADF 处理构建数据集,将其导入划分好的以 LeNet-5 为基础的 CNN 数据集中,设 Batch size 为 16。通过 CNN 的训练测试结果,参考 VGG(visual geometry group)网络调整模型框架及相应的超参数,直至测试准确率达较高水平(99% 以上),即完成 CNN 的构造,整体流程见图 2。

经过多次测试修改,采用 5 次卷积 3 次全连接构建本文的 CNN 网络,每层均采用 Relu 激活函数。搭建的 CNN 第一层和第二层卷积采用 32 个 5×5 的卷积核,剩下 3 次卷积分别采用 64, 64, 128 个 3×3 的卷积核,以便获取更多的图像特征信息。设置每层卷积的步长为 1,通过零填充使每次卷积后的图像尺寸保持为卷积前的尺寸。对于池化层选择 2×2 的最大池化操作,最终将输入的 256×256 图像尺寸转变为 8×8,自此完成特征信息的提取。经过 3 次全连接操作,输出 10 个类别对应值,实现最终的分类。其余参数设置与搭建的 CNN 架构见图 3。

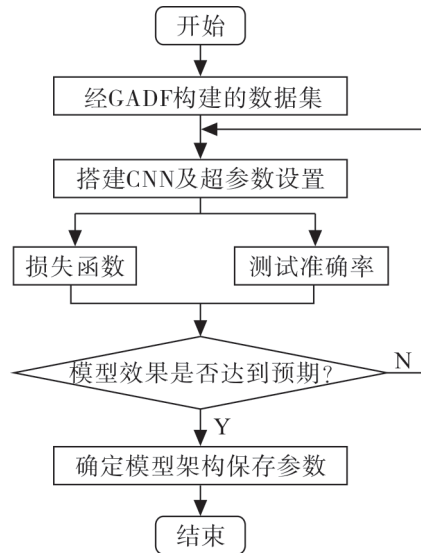


图2 卷积神经网络构造过程

Fig. 2 Construction process of convolutional neural network

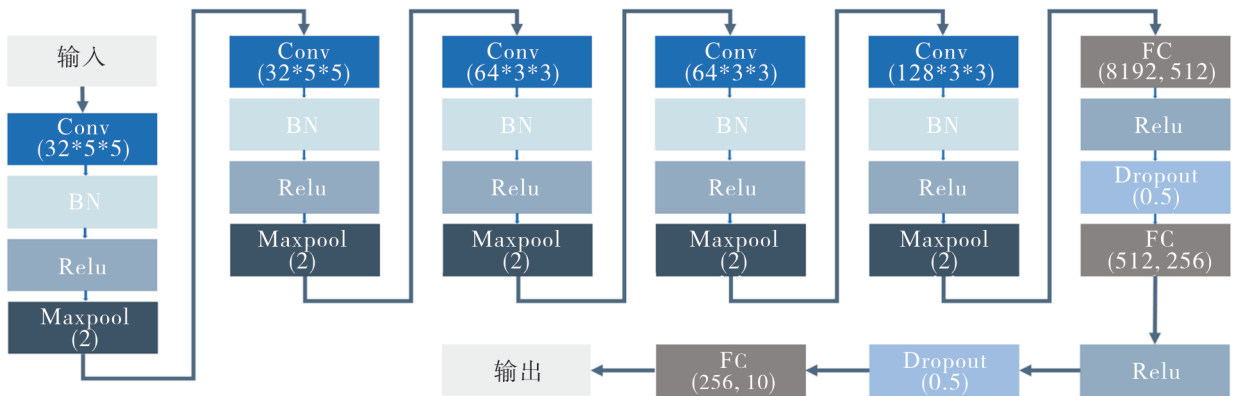


图3 卷积神经网络结构

Fig. 3 Structure of convolutional neural network

搭建的 CNN 中加入批量归一化(batch normalization)^[12]与随机失活(dropout)^[13]操作,以进一步提高网络模型训练的收敛速度及泛化能力。选择交叉熵损失函数为该网络的损失函数,采用自适应矩估计(adaptive moment estimation, adam)^[14]优化算法。

3 滚动轴承故障诊断

测试平台为 1 台搭载 Intel-i5-11400CPU 和 NVIDIA-3060 显卡的笔记本电脑,数据处理以及测试均在基于 Windows10 系统环境下由 python 和 pytorch 软件完成。

3.1 CNN测试

为验证搭建CNN的性能,采用连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)、格拉姆角场(GADF和GASF)、递归图(recurrence plot, RP)及马尔可夫变迁场(MTF)等5种图像编码方法处理轴承振动数据,每次提取256个振动数据点,再经归一化处理将构建的数据集导入搭建的CNN中进行测试,结果如图4。由图4可看出:采用GADF, CWT, GASF, RP, MTF图像编码方法处理数据的CNN测试准确率分别为99.37%, 99.12%, 95.75%, 93.62%, 76.25%;将4种编码方法构建的数据集导入搭建的CNN中进行训练,最高测试准确率均达到93%以上,最高99.37%,表明搭建的CNN模型具有较强的泛化能力。这是因为在搭建的CNN中加入2次的神经元50%随机失活操作,可减少对各神经元的依赖性。

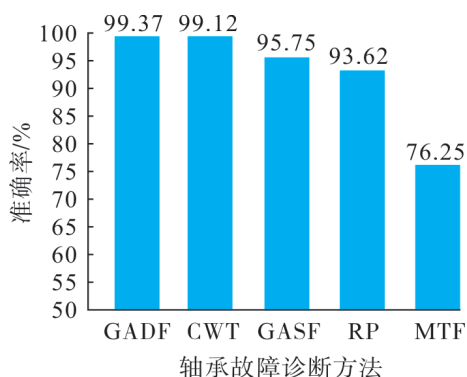


图4 不同图像编码方法在CNN中的测试准确率

Fig. 4 Test accuracy of different image coding methods in CNN

3.2 GADF-MTF-CNN测试

将经GADF-MTF, GADF, MTF处理后的数据集分别导入CNN中,设学习率为0.0003,进行200轮的迭代训练测试,测试准确率与测试集的整体损失值见图5。由图5可看出:GADF-MTF方式构建的数据集在搭建的CNN中训练的最高准确率为99.87%,经GADF处理数据集的最高准确率为99.37%,而MTF-CNN的最高准确率仅76.25%;GADF-MTF-CNN的测试集总体损失值相比于GADF-CNN更低且波动较小,由于MTF的损失平均值为100.89,为不影响绘图阅读效果,故未加入该方法的损失值。

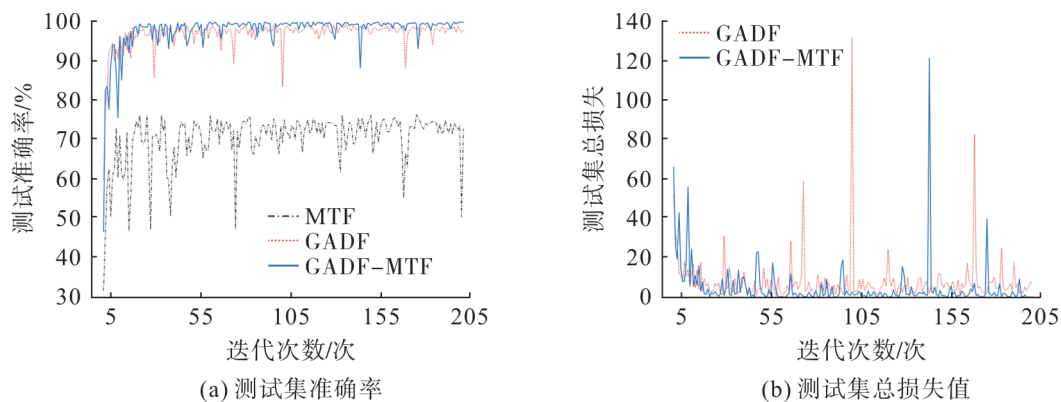


图5 GADF-MTF-CNN的测试结果

Fig. 5 Test results of GADF-MTF-CNN

以上测试结果表明,经GADF-MTF构建的数据集在搭建的CNN训练中可获得性能更好的测试模型,相比于单一GADF数据处理方法构建的数据集在CNN的测试准确率上提升了0.5%,文中所提数据集构建方法结合搭建的CNN在轴承故障诊断中的测试准确率较高。

学者们采用LMD-BP, EMD-ANN等方法对滚动轴承故障进行诊断,本文方法与其他方法滚动轴承故障诊断结果如表1。从表1可看出,相比于其他方法,本文所提轴承故障诊断方法在分类数与准确率上均有所提升。

表1 不同方法的滚动轴承故障诊断结果

Tab.1 Fault diagnosis results of rolling bearings with different methods

方法	准确率/%	分类/个
LMD-BP ^[15]	93.00	3
EMD-ANN ^[16]	96.24	3
VMD-SVM ^[17]	98.54	4
STFT-CNN ^[6]	95.27	10
VMD-DBN ^[18]	95.56	5
EMD-CNN ^[19]	97.61	4
1DCNN ^[20]	99.20	10
Inception-BLSTM ^[21]	99.60	10
本文	99.87	10

3.3 数据集构建方法可行性测试

为测试本文所提数据集构建方法是否具有普遍可行性,将经GADF与MTF,CWT,RP,GASF等4种图像编码方法变换后的图像采用水平拼接的方法构建数据集,导入搭建的CNN进行测试,结果如图6。由图6可看出:相比GADF,MTF,CWT单一图像编码方法,GADF-MTF和GADF-CWT构建的数据集在CNN测试的准确率有所提升,而GADF-RP和GADF-GASF的准确率相对于GADF并没有提升甚至有所降低(对比图4);2种图像编码方式拼接构建数据集的方法在一定范围内可提升训练模型的测试准确率。综上,基于GADF-MTF-CNN的轴承故障诊断方法准确率最高,本文所提数据集构建方法具有一定的可行性。

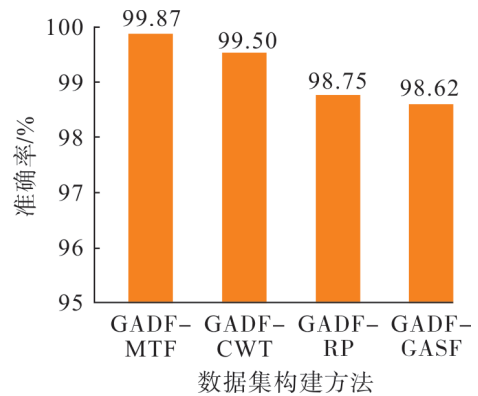


图6 GADF与不同图像编码方法拼接构建数据集的测试准确率
Fig. 6 Test accuracy of GADF and different image coding methods splicing to construct data set

4 结 论

提出一种基于GAF-MTF-CNN的滚动轴承故障诊断方法,采用水平方向拼接的方法对滚动轴承振动数据的GADF和MTF变换图像构建数据集,将其输入搭建的多层CNN网络中实现轴承的故障分类检测。实验结果表明:搭建的CNN具有较好的性能,在应对多种图像编码方法构建的数据集测试中可取得较高的准确率;相比于仅用GAF和MTF数据处理方法,文中提出的数据集构建方法在CNN中训练出的模型测试准确率更高,可达99.87%,证明了数据集构建方法的可行性。基于GAF-MTF-CNN的滚动轴承故障检测可满足轴承故障诊断准确率的要求,可为一维数据处理及滚动轴承的故障检测提供新的方法。

参考文献:

- [1] 赵志宏,杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4):640-644.
- [2] 徐卫晓,谭继文,温国强. 滚动轴承故障信号处理方法与诊断试验研究[J]. 机床与液压, 2014(17):182-186.
- [3] QU J, ZHANG Z, GONG T. A novel intelligent method for mechanical fault diagnosis based on dual-tree complex wavelet packet transform and multiple classifier fusion[J]. Neurocomputing, 2016, 171(c):837-853.
- [4] 詹君,程龙生,彭宅铭. 基于VMD和改进多分类马田系统的滚动轴承故障智能诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(2):32-39.
- [5] SHAO H, JIANG H, ZHANG X, et al. Rolling bearing fault diagnosis using an optimization deep belief network[J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(11):115002.
- [6] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19):124-131.
- [7] LU C, WANG Y, RAGULSKITS M, et al. Fault diagnosis for rotating machinery: a method based on image processing[J]. Plos One, 2016, 11(10):e0164111.
- [8] 孙岩,彭高亮. 改进胶囊网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(1):23-28.
- [9] 仝钰,庞新宇,魏子涵. 基于GADF-CNN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(5):247-253.
- [10] 曹洁,马佳林,黄黛麟,等. 一种基于多通道马尔可夫变迁场的故障诊断方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2):491-496.
- [11] LIU L, WANG Z. Encoding temporal markov dynamics in graph for time series visualization[J/OL]. CoRR, 2016, abs/1610.07273. (2016-01-01) [2022-02-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DBLP AE567356DBC62FBB641F9DD57E12EE85&DbName=GARJ2016>.
- [12] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[J/OL]. CoRR, 2015, abs/1502.03167. (2015-01-01) [2022-02-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DBLP B1DF658B6FEE6BCFD4FCF7D3B0BB4C31&DbName=GARJ2015>.

- [6] 董龙飞,陶卫军. 变电站巡检机器人结构设计与分析[J]. 兵工自动化, 2019, 38(9):78-81, 96.
- [7] 裴文良,张树生,李军伟. 矿用巡检机器人设计及其应用[J]. 制造业自动化, 2017, 39(2):73-74, 94.
- [8] 左敏,曾广平,涂序彦. 无人变电站智能机器人的视觉导航研究[J]. 电子学报, 2011, 39(10):2464-2468.
- [9] WANG B, GUO R, LI B, et al. Smart guard: an autonomous robotic system for inspecting substation equipment[J]. Journal of Field Robotics, 2012, 29(1):123-137.
- [10] 张锐. 港口带式输送机巡检机器人的设计与研究[D]. 曲阜:曲阜师范大学, 2021:11-12.
- [11] LAN C W, CHANG C Y. Development of a low cost and path-free autonomous patrol system based on stereo vision system and checking flags[J]. Applied Sciences, 2020, 10(3):974-991.
- [12] 田旭飞,姚凯学,王凯鹏,等. 基于LoRa和STM32的路灯自动监控系统的研究[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(8):1470-1478.
- [13] 贾海航,赵霞. 基于RS485总线的GSM-R从机故障检测设计及实现[J]. 微型机与应用, 2017, 36(7):1-4, 8.
- [14] 罗永康. RS-232串口通信在汽车检测设备中的应用及故障处理方法[J]. 汽车维护与修理, 2020(11):60-64.
- [15] 苗曙光,李峥,方振国,等. 基于51单片机的CAN总线实验教学平台的设计与实现[J]. 山西师范大学学报(自然科学版), 2021, 35(1):84-88.
- [16] 魏薇. 基于三维点云的工业机器人抓取定位技术研究[D]. 天津:天津大学, 2018:31-32.
- [17] 丁鸽,燕立爽,彭健,等. 基于RANSAC算法的隧道点云横断面提取[J]. 测绘通报, 2021(9):120-123.

责任编辑:何莉

(上接第440页)

- [13] 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.
- [14] KINGMA D, BA J. ADAM: a method for stochastic optimization[J]. CoRR, 2014, abs/1412.6980. (2015-01-01) [2022-02-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DBLPBF860593E28DFDD9E5C947B61AEA9499&DbName=GARJ2014>.
- [15] 程军圣,史美丽,杨宇. 基于LMD与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(8):141-144.
- [16] YU Y, JUN S C. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1/2):269-277.
- [17] ZHANG Q, CHEN S, FAN Z P. Bearing fault diagnosis based on improved particle swarm optimized VMD and SVM models[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2021, 13(6):1-12.
- [18] 任朝晖,于天壮,丁东,等. 基于VMD-DBN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(8):1105-1110.
- [19] 谷玉海,朱腾腾,饶文军,等. 基于EMD二值化图像和CNN的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1):105-113.
- [20] 薛妍,沈宁,窦东阳. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承故障程度诊断[J]. 轴承, 2021(4):48-54.
- [21] 赵凯辉,吴思成,李涛,等. 基于Inception-BLSTM的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(17):290-297.

责任编辑:何莉