

基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断方法

姜家国¹, 郭曼利², 杨思国¹

(1. 滁州职业技术学院 电气工程学院, 安徽 滁州 239000;

2. 国网安徽省电力有限公司 蚌埠供电公司, 安徽 蚌埠 233000)



扫码移动阅读

摘要:基于模型和基于信号的滚动轴承故障诊断方法存在建模困难、信号分析较繁琐等问题;基于数据驱动的滚动轴承故障诊断方法多采用卷积神经网络,但网络训练时随着网络层数增多会出现梯度消失问题,且将滚动轴承振动信号直接作为网络输入会造成特征提取不全。针对上述问题,提出了一种基于格拉姆角场(GAF)与密集连接卷积网络(DenseNet)的滚动轴承故障诊断方法。将滚动轴承振动信号一维时间序列通过 GAF 转换为二维图像,保留了时间序列数据之间的相关信息;将二维图像作为 DenseNet 的输入,通过 DenseNet 对二维图像进行特征提取,提升了特征信息利用率,进而实现故障分类。采用凯斯西储大学轴承数据集上的数据进行实验,结果表明,该方法能有效识别滚动轴承故障类型,故障诊断准确率达 99.75%。为进一步证明该方法的优越性,选取灰度图+DenseNet、GAF+残差网络(ResNet)、灰度图+ResNet 故障诊断方法进行对比,结果表明:GAF+DenseNet 方法准确率最高,灰度图+ResNet 方法准确率最低;经过 GAF 转换的二维图像与灰度图相比,保留了原始时间序列数据之间的相关信息;与 ResNet 相比,DenseNet 由于采取更加密集的连接方式,能够更充分地提取故障特征。

关键词:矿用机械;滚动轴承;故障诊断;格拉姆角场;密集连接卷积网络

中图分类号:TD67 文献标志码:A

Fault diagnosis of rolling bearings based on GAF and DenseNet

JIANG Jiaguo¹, GUO Manli², YANG Siguo¹

(1. College of Electrical Engineering, Chuzhou Polytechnic, Chuzhou 239000, China;

2. Bengbu Power Supply Company, State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Bengbu 233000, China)

Abstract: The model-based and signal-based rolling bearing fault diagnosis methods have problems such as difficult modeling and cumbersome signal analysis. The data-driven rolling bearing fault diagnosis methods mostly use convolutional neural networks, but as the number of network layers increases during network training, gradient disappearance occurs. Moreover, taking the vibration signal of the rolling bearing directly as the network input will cause incomplete feature extraction. In order to solve the above problems, a rolling bearing fault diagnosis method based on Gramian angular field(GAF) and densely connected convolutional network(DenseNet) is proposed. The one-dimensional time series of rolling bearing vibration signals are converted into two-dimensional images by GAF, which preserves the correlation information between the time series data. The two-dimensional images are used as the input of the densely connected convolutional network, and the feature extraction of the two-dimensional images is carried out by the DenseNet, which improves the feature information utilization and realizes the fault classification. Experiments are carried out by using the data from the Case Western Reserve University bearing dataset. The results show that the method can identify rolling bearing fault types effectively with a

收稿日期:2021-04-26;修回日期:2021-08-12;责任编辑:盛男。

基金项目:安徽省教育厅高校自然科学基金重点项目(KJ2019A1130);滁州职业技术学院 2019 年校级科研一般项目(YJY-2019-12)。

作者简介:姜家国(1988-),男,安徽巢湖人,硕士,研究方向为基于深度学习的故障诊断,E-mail:jiangjigiangjig@163.com。

引用格式:姜家国,郭曼利,杨思国.基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断方法[J].工矿自动化,2021,47(8):84-89.

JIANG Jiaguo, GUO Manli, YANG Siguo. Fault diagnosis of rolling bearings based on GAF and DenseNet[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(8): 84-89.

fault diagnosis accuracy rate of 99.75%. In order to further prove the superiority of this method, the fault diagnosis methods of gray-scale image+DenseNet, GAF+residual network(ResNet), gray-scale image + ResNet are selected for comparison. The results show that the GAF+DenseNet method has the highest accuracy rate, and the gray-scale image+ResNet method has the lowest accuracy rate. Compared with the gray-scale image, the GAF converted two-dimensional image retains the relevant information between the original time series data. Compared with ResNet, DenseNet is able to extract the fault features more adequately due to denser connection method.

Key words: mine machinery; rolling bearing; fault diagnosis; Gramian angular field; densely connected convolutional network

0 引言

滚动轴承作为一种精密且重要的机械元件,在采煤机、提升机和通风机等矿用机械设备中应用广泛^[1-2]。矿用机械设备工作环境恶劣,滚动轴承容易发生故障,造成严重的经济损失,甚至危及煤矿生产安全。因此,对矿用机械设备滚动轴承工作状态进行诊断具有重要意义。

传统的滚动轴承故障诊断方法有基于模型和基于信号 2 种^[3-4]。基于模型的方法需要建立实际系统的数学模型,如于宁等^[5]将状态空间模型与隐马尔可夫模型相结合并应用于滚动轴承故障诊断中。基于信号的方法主要是通过对故障信号进行分析来提取故障特征,如汪朝海等^[6]基于经验模态分解和主成分分析对滚动轴承振动信号进行分析,完成故障识别。然而,矿用机械设备运行工况复杂,建立准确的系统数学模型较困难,且滚动轴承的振动信号多为非平稳、非线性信号^[7],信号分析较繁琐。

随着计算机技术的发展和状态监测系统可采集到的数据越来越丰富,基于数据驱动的方法开始广泛应用于故障诊断。该方法主要是使用历史数据训练模型,再将模型应用于故障诊断。其中,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在基于数据驱动的方法中应用广泛。李恒等^[8]采用短时傅里叶变换提取滚动轴承振动信号特征信息,然后使用 CNN 对特征信息进行自适应提取,实现端到端的轴承故障诊断。陈仁祥等^[9]对轴承信号进行离散小波变换获得时频矩阵,再将时频矩阵输入 CNN 中进行特征分层自动提取,从而实现滚动轴承故障诊断。曲建岭等^[10]将各类滚动轴承故障状态的原始振动信号以“时间步”进行划分后输入到一维 CNN,利用深度网络结构实现对原始振动信号特征的自适应层级化提取,然后通过 Softmax 分类器对提取的特征进行分类,输出故障诊断结果。上述方

法能够实现滚动轴承故障精确诊断,但随着网络深度加深,梯度消失问题愈加明显,造成模型难以训练。

密集连接卷积网络(Densely Connected Convolutional Networks, DenseNet)中每一层两两连接,且每一层的输出都作为后面所有层的输入,从而使网络中所有层之间的特征信息得到最大化利用。由于 DenseNet 中存在大量密集的连接,可减轻网络在训练过程中梯度消失的问题。然而,由于滚动轴承振动信号是一维时间序列信号,直接将其作为网络输入往往会丢失时间序列数据之间的相关信息,造成特征提取不全。鉴于此,本文将格拉姆角场(Gramian Angular Field, GAF)和 DenseNet 相结合进行滚动轴承故障诊断。通过 GAF 将一维时间序列转换成二维图像,再将二维图像作为 DenseNet 的输入,通过网络提取滚动轴承信息特征,实现故障诊断。

1 GAF

GAF 方法描述:将笛卡尔坐标系下的一维时间序列转换为极坐标系表示,再使用三角函数生成 GAF 矩阵,进而转换成二维图像^[11-13]。

假设时间序列为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, x_i 为第 i ($i=1, 2, \dots, n$, n 为采样点数)个采样信号,通过归一化将时间序列数据缩放到 $[-1, 1]$ 。

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

式中 \tilde{x}^i 为 x_i 归一化值。

将时间序列在极坐标系中表示出来,其中, \tilde{x}^i 映射为角度 φ_i , 时间戳 t_i 映射为半径 r_i 。

$$\begin{cases} \varphi_i = \arccos \tilde{x}^i \\ r_i = \frac{t_i}{N} \end{cases} \quad (2)$$

式中 N 为调节极坐标径向跨度的常数因子。

再使用三角函数生成 GAF 矩阵:

$$G = \begin{bmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \sin(\varphi_1 - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \sin(\varphi_2 - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \sin(\varphi_n - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

GAF 矩阵中元素取值范围为 $[-1, 1]$ ，通过式(4)将矩阵中每个元素的值缩放到 $0 \sim 255$ 之间，使其对应图像的像素数据，即可得到二维图像。

$$I(j, k) = \text{int}(127.5(G(j, k) + 1)) \quad (4)$$

式中： $I(j, k)$ 为图像第 j ($j=1, 2, \dots, n$) 行、第 k ($k=1, 2, \dots, n$) 列的像素值； $\text{int}(\cdot)$ 为取整函数； $G(j, k)$ 为 GAF 矩阵第 j 行、第 k 列元素的值。

2 DenseNet

DenseNet 主要由密集连接块和过渡层组成^[14-19]，如图 1 所示。密集连接块是 DenseNet 的关键部分，其内部任意 2 层之间都有直接连接，不但保证了特征信息得到复用，而且一定程度上减少了参数量^[20-21]。

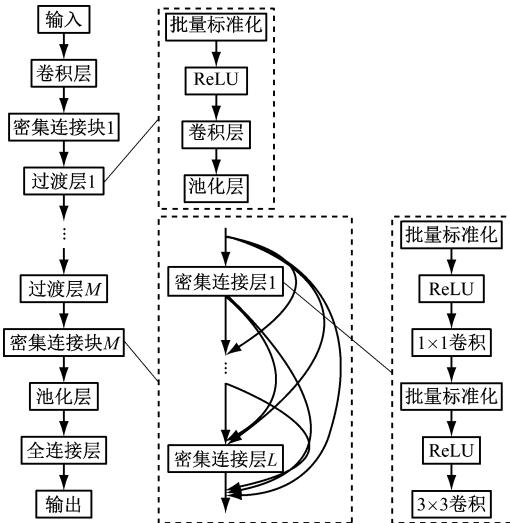


图 1 DenseNet 结构

Fig. 1 Structure of DenseNet

(1) 密集连接块。在密集连接块内部，每一个密集连接层的输入是前面所有密集连接层的输出在通道维度上的叠加。定义第 l ($l=1, 2, \dots, L, L$ 为密集连接层数量) 层密集连接层输出为

$$y_l = H_l([y_1, y_2, \dots, y_{l-1}]) \quad (5)$$

式中： $H_l(\cdot)$ 为非线性变换函数； $[y_1, y_2, \dots, y_{l-1}]$ 表示将第 1 层到第 $l-1$ 层密集连接层输出的特征图进行级联。

(2) 过渡层。过渡层是连接 2 个密集连接块之间的层，一般由批量标准化、ReLU、卷积层和池化层组成。过渡层的作用是减小特征图的维度与尺寸，使特征信息在网络中快速传递，降低网络训练

难度。

3 故障诊断模型

基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断模型结构如图 2 所示，模型参数见表 1。

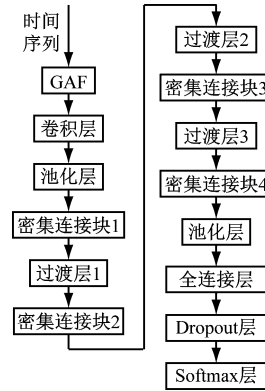


图 2 基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断模型结构

Fig. 2 Rolling bearing fault diagnosis model based on GAF and DenseNet

表 1 基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断模型参数

Table 1 Parameters of rolling bearing fault diagnosis model based on GAF and DenseNet

类型	输出大小	参数
卷积层	$96 \times 96 \times 64$	7×7 卷积, 步长 2
池化层	$48 \times 48 \times 64$	3×3 最大池化, 步长 2
密集连接块 1	$48 \times 48 \times 256$	$(1 \times 1 \text{ 卷积}) \times 6$ $(3 \times 3 \text{ 卷积})$
过渡层 1	$48 \times 48 \times 128$ $24 \times 24 \times 128$	1×1 卷积 2×2 平均池化, 步长 2
密集连接块 2	$24 \times 24 \times 512$	$(1 \times 1 \text{ 卷积}) \times 12$ $(3 \times 3 \text{ 卷积})$
过渡层 2	$24 \times 24 \times 256$ $12 \times 12 \times 256$	1×1 卷积 2×2 平均池化, 步长 2
密集连接块 3	$12 \times 12 \times 1024$	$(1 \times 1 \text{ 卷积}) \times 24$ $(3 \times 3 \text{ 卷积})$
过渡层 3	$12 \times 12 \times 512$ $6 \times 6 \times 512$	1×1 卷积 2×2 平均池化, 步长 2
密集连接块 4	$6 \times 6 \times 1024$	$(1 \times 1 \text{ 卷积}) \times 16$ $(3 \times 3 \text{ 卷积})$
池化层	$1 \times 1 \times 1024$	7×7 全局平均池化
全连接层	$1 \times 1 \times 512$	—
Softmax 层	10	—

滚动轴承振动信号经过 GAF 处理转换成 192×192 的二维图像；将二维图像输入 DenseNet，先经过 1 个 7×7 卷积层和 1 个 3×3 最大池化层，

再分别经过4个密集连接块和3个过渡层,实现对二维图像特征信息的提取;特征信息分别经过 7×7 全局平均池化层、全连接层和Dropout层后,最终通过Softmax层与故障类型建立对应关系,从而实现故障分类。其中,Dropout层是为了防止训练出来的模型过拟合,在训练过程中随机将部分神经元暂时从网络中丢弃,从而使模型泛化能力更强。

4 实验与结果分析

实验使用的数据来自凯斯西储大学电动机轴承数据库,选取电动机转速为1 750 r/min、采样频率为48 kHz下滚动轴承驱动端10种状态(包括1种非故障状态和9种故障状态)的振动信号数据。轴承故障分为滚动体故障、内圈故障、外圈故障3类,每一类故障的损伤直径有0.18,0.36,0.54 mm 3种尺寸。振动信号数据是一维时间序列,选取连续的1 920个数据点作为1个样本,通过GAF转换成1张 192×192 的图像。通过该方式每种状态生成1 000张图像,10种状态共生成10 000张图像,并按照比例8:2划分为训练集和测试集,具体实验数据集见表2。

表2 实验数据集

Table 2 Experimental data set

状态	故障标签	训练样本数	测试样本数
非故障	1	800	200
0.18 mm 滚动体故障	2	800	200
0.18 mm 内圈故障	3	800	200
0.18 mm 外圈故障	4	800	200
0.36 mm 滚动体故障	5	800	200
0.36 mm 内圈故障	6	800	200
0.36 mm 外圈故障	7	800	200
0.54 mm 滚动体故障	8	800	200
0.54 mm 内圈故障	9	800	200
0.54 mm 外圈故障	10	800	200

故障诊断模型在训练集和测试集上的准确率如图3所示。可看出训练初期由于模型还未收敛,准确率不高,且出现了一些波动;随着迭代次数增加,模型逐渐收敛,准确率趋于平稳;经过10次迭代训练后,在训练集上的准确率达100%,在测试集上的准确率达99.75%;在测试集和训练集上的准确率变化趋势基本一致,且最终值均较高,表明模型表现良好,没有出现欠拟合和过拟合现象。

将测试集输入训练好的模型进行故障分类,结果如图4所示。可看出标签为2,3,4,5,7,10的

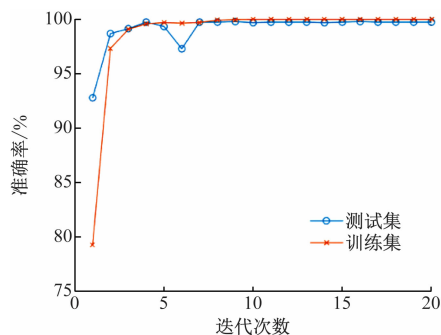


图3 故障诊断模型准确率变化曲线

Fig. 3 Variation curves of fault diagnosis model accuracy 6类故障分类准确率为100%,标签为1,6,8,9的4类故障分别有1,1,2,1个样本被错误分为其他类型故障;总体来看,2 000个测试样本中有1 995个测试样本分类正确,准确率达99.75%。

真实标签	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	199	0	0	0	0	0	0	1	0	0
2	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	200	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	200	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	200	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	199	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	200	0	0	0
8	2	0	0	0	0	0	0	198	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	199	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	200

图4 滚动轴承故障分类结果

Fig. 4 Classification results of rolling bearing faults

为进一步证明本文方法的优越性,选取以下故障诊断方法与本文方法进行对比。① 灰度图+DenseNet:先按照文献[22]方法将一维时间序列处理成二维灰度图,再将灰度图作为DenseNet的输入。② GAF+ResNet(Residual Network,残差网络):先通过GAF将一维时间序列转换成二维图像,再将二维图像作为ResNet的输入。③ 灰度图+ResNet:先按照文献[22]方法将一维时间序列处理成二维灰度图,再将灰度图作为ResNet的输入。

不同方法的故障诊断结果如图5所示。可看出在迭代10次之后,不同方法的故障诊断准确率趋于平稳,其中本文方法(GAF+DenseNet)准确率最高,达99.75%,灰度图+ResNet方法准确率最低,为97.85%,灰度图+DenseNet和GAF+ResNet 2种方法的准确率分别为98.65%和98.85%;使用GAF处理时间序列信号的方法准确率更高,这是因为经过GAF转换的二维图像与灰度图相比,保留了原始时间序列数据之间的相关信息;与ResNet相比,DenseNet由于采取更加密集的连接方式,能够更充分地提取故障特征,使得分类结果更加准确。

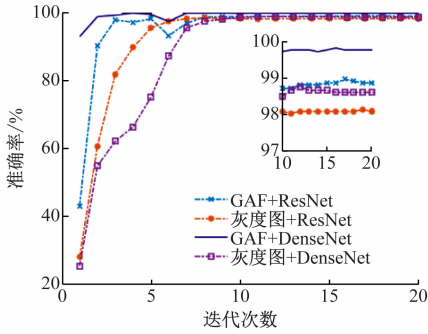


图 5 不同方法故障诊断结果对比

Fig. 5 Comparison of fault diagnosis results of different methods

5 结语

提出了一种基于 GAF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断方法。采用 GAF 将滚动轴承振动信号一维时间序列转换成二维图像,保留了时间序列数据之间的相关信息;通过 DenseNet 对二维图像进行故障分类识别,提升了特征信息利用率。实验结果表明,该方法在凯斯西储大学轴承数据集上的故障诊断准确率达 99.75%。

参考文献 (References):

[1] 徐青青,赵海芳,李守军.一种煤矿机械轴承故障诊断方法[J].工矿自动化,2019,45(10):80-85.
XU Qingqing, ZHAO Haifang, LI Shoujun. A fault diagnosis method for coal mine machinery bearing[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(10): 80-85.

[2] 张猛,苗长云,孟德军.轴承早期故障特征提取方法研究[J].工矿自动化,2020,46(4):85-90.
ZHANG Meng, MIAO Changyun, MENG Dejun. Research on a bearing early fault features extraction method[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 85-90.

[3] 曹思灿.基于生成对抗网络的轴承故障诊断方法研究[D].武汉:华中科技大学,2019.
CAO Sicun. Generative adversarial network based methods for rolling bearing fault diagnosis [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.

[4] 樊红卫,张旭辉,曹现刚,等.智慧矿山背景下我国煤矿机械故障诊断研究现状与展望[J].振动与冲击,2020,39(24):194-204.
FAN Hongwei, ZHANG Xuhui, CAO Xiangang, et al. Research status and prospect of fault diagnosis of China's coal mine machines under background of intelligent mine[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(24): 194-204.

[5] 于宁,王艳红,蔡明,等.基于 HSMM 的机械故障演化预测诊断研究[J].组合机床与自动化加工技术,2018(1):56-59.
YU Ning, WANG Yanhong, CAI Ming, et al. Study on prediction and diagnosis of mechanical fault evolution based on HSMM model [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(1): 56-59.

[6] 汪朝海,蔡晋辉,曾九孙.基于经验模态分解和主成分分析的滚动轴承故障诊断研究[J].计量学报,2019,40(6):1077-1082.
WANG Chaohai, CAI Jinhui, ZENG Jiusun. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and principal component analysis [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(6): 1077-1082.

[7] 鞠晨,张超,樊红卫,等.基于小波包分解和 PSO-BPNN 的滚动轴承故障诊断[J].工矿自动化,2020,46(8):70-74.
JU Chen, ZHANG Chao, FAN Hongwei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet decomposition and PSO-BPNN[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(8): 70-74.

[8] 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.
LI Heng, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolution neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 124-131.

[9] 陈仁祥,黄鑫,杨黎霞,等.基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J].振动工程学报,2018,31(5):883-891.
CHEN Renxiang, HUANG Xin, YANG Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolution neural network and discrete wavelet transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(5): 883-891.

[10] 曲建岭,余路,袁涛,等.基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J].仪器仪表学报,2018,39(7):134-143.
QU Jianling, YU Lu, YUAN Tao, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143.

[11] 骆俊锦,王万良,王铮,等.基于时序二维化和卷积特征融合的表面肌电信号分类方法[J].模式识别与人

- 工智能,2020,33(7):588-599.
- LUO Junjin, WANG Wanliang, WANG Zheng, et al. Surface electromyography classification method based on temporal two-dimensionalization and convolution feature fusion[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(7): 588-599.
- [12] 秦尉博,张弓,刘苏,等. 基于TGAF特征和卷积神经网络的雷达一维距离像识别[J]. 电子测量技术, 2020, 43(15): 53-57.
- QIN Weibo, ZHANG Gong, LIU Su, et al. HRRP target recognition based on triple gramian angular field with convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(15): 53-57.
- [13] 庞新宇,全钰,魏子涵. 一种GAF-CNN行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(11): 1161-1167.
- PANG Xinyu, TONG Yu, WEI Zihan. A fault diagnosis method for planetary gearbox based on GAF-CNN[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(11): 1161-1167.
- [14] 全钰,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.
- TONG Yu, PANG Xinyu, WEI Zihan. Fault diagnosis method of rolling bearing based on GADF-CNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(5): 247-253.
- [15] 缪祥华,单小撒. 基于密集连接卷积神经网络的入侵检测技术研究[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(11): 2706-2712.
- MIAO Xianghua, SHAN Xiaochao. Research on intrusion detection technology based on densely connected convolutional neural networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(11): 2706-2712.
- [16] 梁泽毓,吴艳兰,杨辉,等. 基于密集连接全卷积神经网络的遥感影像水体全自动提取方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 68-77.
- LIANG Zeyu, WU Yanlan, YANG Hui, et al. Full-automatic water extraction method for remote sensing imagery based on densely connected fully convolutional neural network[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 68-77.
- [17] 刘会江,曾浩,陈阳. 基于DenseNet自然场景文本检测[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(8): 2201-2206.
- LIU Huijiang, ZENG Hao, CHEN Yang. Natural scene text detection based on DenseNet[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(8): 2201-2206.
- [18] 刘广洲,李金宝,任东东,等. 密集连接扩张卷积神经网络的单幅图像去雾[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(1): 185-194.
- LIU Guangzhou, LI Jinbao, REN Dongdong, et al. Single image dehazing method based on densely connected dilated convolutional neural network[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021, 15(1): 185-194.
- [19] 杨文霞,王萌,张亮. 基于密集连接块U-Net的语义人脸图像修复[J]. 计算机应用, 2020, 40(12): 3651-3657.
- YANG Wenxia, WANG Meng, ZHANG Liang. Semantic face image inpainting based on U-Net with dense blocks[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(12): 3651-3657.
- [20] 赵志宏,赵敬娇,李晴,等. 基于一维密集连接卷积网络的故障诊断研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2020, 42(12): 25-33.
- ZHAO Zhihong, ZHAO Jingjiao, LI Qing, et al. Fault diagnosis based on one-dimensional densely connected CNN[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2020, 42(12): 25-33.
- [21] 熊鹏,汤宝平,邓蕾,等. 基于动态加权密集连接卷积网络的变转速行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 52-57.
- XIONG Peng, TANG Baoping, DENG Lei, et al. Fault diagnosis for planetary gearbox by dynamically weighted densely connected convolutional networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 52-57.
- [22] 肖雄,肖宇雄,张勇军,等. 基于二维灰度图的数据增强方法在电机轴承故障诊断的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 738-749.
- XIAO Xiong, XIAO Yuxiong, ZHANG Yongjun, et al. Research on the application of the data augmentation method based on 2D gray pixel images in the fault diagnosis of motor bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 738-749.