

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209568

# 基于 CNN 的轴承变工况故障识别系统

于波 李建成 陈先瑞 张强

(东北石油大学物理与电子工程学院 大庆 163318)

**摘要:** 为了保证工业机械设备运行安全,避免轴承损伤引起的设备严重损害,实现对机械设备上滚动轴承的变工况故障诊断,设计了基于卷积神经网络的变工况滚动轴承故障诊断系统。该系统使用格拉姆矩阵方法将一维时序数据转换为二维特征图,卷积神经网络训练最大化的学习数据中的特征信息,将训练好的模型部署于 LabVIEW 编写的上位机中实现实时故障诊断,将所提方法在美国凯斯西储大学轴承数据中心数据集进行实验,实验验证:在美国凯斯西储大学轴承数据集上,所使用的方法变工况下无故障运行数据识别准确率达到 99.85%,变工况下综合识别准确率达到 91.67%,实验结果表明该方法取得了较为准确的识别效果且具有不错的泛化能力,为变工况下滚动轴承的故障诊断积累了应用经验。

**关键词:** 卷积神经网络;故障诊断;格拉姆矩阵;滚动轴承;LabVIEW

**中图分类号:** TP20;TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

## Bearing fault Identification system based on CNN

Yu Bo Li Jiancheng Chen Xianrui Zhang Qiang

(School of Physics and Electronic Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

**Abstract:** In order to ensure the safe operation of industrial machinery and equipment, avoid serious equipment damage caused by bearing damage, and realize the fault diagnosis system of rolling bearings under different working conditions on mechanical equipment, a fault diagnosis system of rolling bearings under different working conditions was designed based on convolutional neural network. The system gram matrix method is used to convert one dimensional time series data for the characteristics of two-dimensional figure, convolution neural network training to maximize learning characteristic information in the data, the trained model deployed in PC written in LabVIEW real-time fault diagnosis, the method of case western reserve university in the United States bearing experiment data center data sets, experimental verification: On the bearing data set of Case Western Reserve University in the United States, the identification accuracy of the method is 99.85% and the comprehensive identification accuracy is 91.67% under different operating conditions. Experimental results show that the method achieves relatively accurate identification effect and has good generalization ability. It has accumulated application experience for fault diagnosis of rolling bearing under variable working conditions.

**Keywords:** convolution neural network; fault diagnosis; gram matrix; rolling bearing; LabVIEW

## 0 引言

随着工业化的发展,各种大型机械设备在工业现场得到了应用,其中滚动轴承是大型机械设备正常运转的关键部件<sup>[1]</sup>,滚动轴承在运行中形成的物理损伤轻则会造成多余的能量消耗,重则会引起机械设备不良振动,影响设备上各种仪器性能及设备的使用寿命。滚动轴承的损伤给机械设备所带来的危害是极大的,所以一直以来研究人员对

于轴承故障诊断的研究不断深入,轴承的状态监测可

以采用温度、声学、振动等多种方式,对轴承温度的监测具有滞后性,声学监测易受环境噪声干扰<sup>[2]</sup>,所以,研究人员常常通过监测轴承的振动信号,根据振动信号的变化来判断轴承的运行状态。过去,传统故障诊断技术需依赖于技术人员对采集的振动数据进行小波变换、小波包变换、希尔伯特变换来实现人工特征提取<sup>[3]</sup>,当面对大量现场部件时数据量大、处理缓慢。近年来,随着人工智能技术的发展,利用机器学习中支持向量机<sup>[4]</sup>、BP神经网络<sup>[5]</sup>、K均值聚类法<sup>[6]</sup>和卷积神经网络<sup>[7]</sup>等方法进行滚动轴承故障诊断,

这些方法具有一定的非线性拟合能力,在故障诊断领域取得不错的效果,其中,文献[8]中采用了一种轴承故障诊断的多任务深度学习方法,将故障诊断任务分为故障分类和损伤程度识别,具有较强的特征提取能力,故障诊断准确率高于传统方法;文献[9]中使用了二维卷积并改进了卷积神经网络,但是对一维时序数据只是进行了截取叠加,没有进行深层次的重构。本文对滚动轴承一维时序数据进行了格拉姆矩阵变换生成的二维特征图经过卷积神经网络迭代学习并在 LabVIEW 平台部署,实现了 LabVIEW 上位机系统对故障轴承信号的准确识别,综合识别率达到 91.67%。

### 1 数据集解读

针对滚动轴承的故障诊断本文采用的是美国凯斯西储大学轴承数据中心数据集,实验平台如图 1 所示,是由一个 1.5 kW 的电动机(图左侧)、一个扭矩传感器(图中间连接处)、一个功率测试计(图右侧)组成,待检测的轴承支承电动机转轴,分为驱动端轴承和风扇端轴承,本文采用的是驱动端轴承作为数据集进行故障诊断,电动机驱动端的轴承座上方放置一个 16 位采样频率为 12 kHz 的加速度传感器用来采集故障轴承的振动加速度信号,轴承的故障是使用电火花加工在内圈、外圈、滚动体各表面分别形成的单点直径为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 三种级别的损伤,将加工过的故障轴承装入测试电机中,分别在 0、1、2 和 3 马力(转速分别近似对应 1 797 r/min、1 772 r/min、1 750 r/min、1 730 r/min)的电机负载工况工作条件下记录振动加速度信号数据<sup>[10]</sup>。

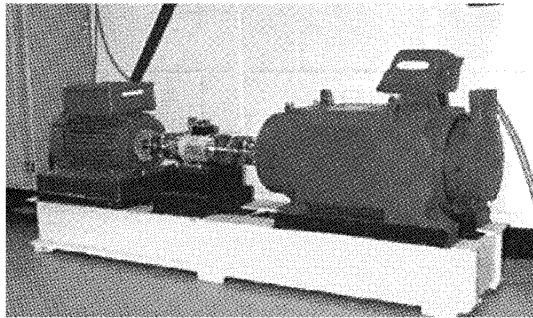


图 1 美国凯斯西储大学轴承试验台

根据美国凯斯西储大学公开数据集按需求选出正常样本 4 组、内圈损伤故障样本 12 组、滚动体损伤故障样本 12 组、外圈损伤故障 28 组用于模型训练和测试准确率验证,根据数据样本不同的损伤位置和损伤大小划分为 10 种状态标签,如图 2 所示,如此划分数据样本在一个类别下兼容 4 个不同转速可以实现变工况运行状态下轴承故障识别。

### 2 格拉姆矩阵(Gram matrix)

美国凯斯西储大学轴承数据中心所提供的数据集为一维时间序列,虽然现在深度学习在计算机视觉上发展得很好,但是碰到时间序列时,由于待识别信号的范围差距很大

故障类型	转速	1797	1772	1750	1730	标签
内圈故障	0.1778	97.mat	98.mat	99.mat	100.mat	N
	0.3556	105.mat	106.mat	107.mat	108.mat	IR0
	0.5334	169.mat	170.mat	171.mat	172.mat	IR1
滚动体故障	0.1778	209.mat	210.mat	211.mat	212.mat	IR2
	0.3556	118.mat	119.mat	120.mat	121.mat	BR0
	0.5334	185.mat	186.mat	187.mat	188.mat	BR1
外圈故障	0.1778	222.mat	223.mat	224.mat	225.mat	BR2
	0.1778	130.mat	131.mat	132.mat	133.mat	OR0
	0.1778	144.mat	145.mat	146.mat	147.mat	OR0
	0.1778	156.mat	158.mat	159.mat	160.mat	OR0
	0.3556	197.mat	198.mat	199.mat	200.mat	OR1
	0.5334	234.mat	235.mat	236.mat	237.mat	OR1
	0.5334	246.mat	247.mat	248.mat	249.mat	OR2
	0.5334	258.mat	259.mat	260.mat	261.mat	OR2

图 2 实验数据集

一维信号预处理复杂,会造成构建预测模型、神经网络训练困难,一些研究比较难以应用,所以本文采用格拉姆矩阵将一维时间序列转换为二维图片充分利用目前机器视觉上的优势。在线性代数和几何中,格拉姆矩阵是一个非常有用的工具,它经常用于计算一组向量的线性相关关系,一组  $n$  个向量之间两两的内积所组成的矩阵,从数学上称为这  $n$  个向量的格拉姆矩阵(Gram matrix)<sup>[11]</sup>:

$$\Delta(a_1, a_2, \dots, a_n) = \begin{pmatrix} (a_1, a_1) & (a_1, a_2) & \dots & (a_1, a_n) \\ (a_2, a_1) & (a_2, a_2) & \dots & (a_2, a_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (a_n, a_1) & (a_n, a_2) & \dots & (a_n, a_n) \end{pmatrix} \quad (1)$$

假设所有的二维向量都是单位向量,就有:

$$G = \begin{pmatrix} \cos(\varphi_{1,1}) & \cos(\varphi_{1,2}) & \dots & \cos(\varphi_{1,n}) \\ \cos(\varphi_{2,1}) & \cos(\varphi_{2,2}) & \dots & \cos(\varphi_{2,n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\varphi_{n,1}) & \cos(\varphi_{n,2}) & \dots & \cos(\varphi_{n,n}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

本文将数据集采样点数为 512 的一维时序数据通过格拉姆矩阵方法生成成为 [64, 64] 的二维特征图,实例随机截取 512 数据点生成特征图如图 3 所示,对数据集所有一维数据按照 512 个点、步长 96 分别截取数据,经过格拉姆矩阵变换,最终获得 10 类 [64, 64] 的二维输入特征图供模型学习。

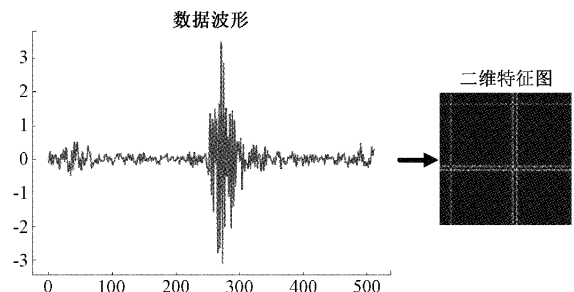


图 3 一维数据转换为二维特征图

根据上述方法生成10种状态标签二维特征图共计83 448张如表1所示,将所生成的特征图按照每类别5 050张随机筛选出70%作为训练集样本,30%作为测试集样本用于输入模型训练和测试。

表1 各状态标签特征图数量

类型	标签	数量
正常无故障	N	17 670
内圈故障 0.177 8 mm	IR0	5 063
内圈故障 0.355 6 mm	IR1	5 051
内圈故障 0.533 4 mm	IR2	5 054
滚动体故障 0.177 8 mm	B0	5 050
滚动体故障 0.355 6 mm	B1	5 060
滚动体故障 0.533 4 mm	B2	5 059
外圈故障 0.177 8 mm	OR0	15 190
外圈故障 0.355 6 mm	OR1	5 057
外圈故障 0.533 4 mm	OR2	15 194
共计		83 448

### 3 卷积神经网络模型

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)由多层感知机(multilayer perceptron, MLP)演变而来,由于其具有局部区域连接、权值共享、降采样的结构特点,使得卷积神经网络在图像处理领域表现出色。一个卷积神经网络模型主要由数据输入层、卷积层、池化层、全连接层四个部分组成<sup>[12]</sup>,CNN典型结构如图4所示。

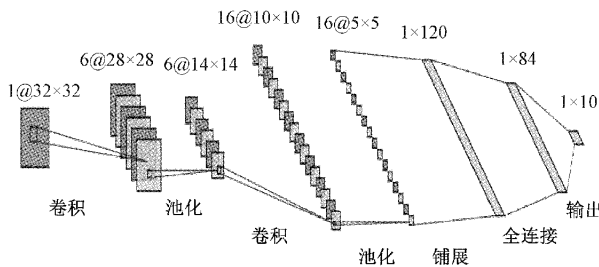


图4 CNN典型结构图

数据输入层要做的是对原始图像进行预处理包括去均值、标准化、PCA降维,图像标准化之后图像的RGB分量被映射成符合正态分布。均值为0,标准差为1的数值分布。

卷积层是卷积神经网络最重要的一个步骤,卷积层有两个关键操作:局部关联和窗口滑动,如图5所示为输入5\*5数据,零填充(zero-padding)大小为1,卷积核为3\*3,窗口滑动步长为1的卷积操作,其中零填充是为了阻止空间维度减小,使经过卷积后的特征图输出和输入总能保持一致的空间维度,所以任意给定卷积层的输出的大小公式是:

$$O = \frac{(I - K + 2P)}{S} + 1 \quad (3)$$

其中, O 输出尺寸, I 是输入尺寸, K 是卷积核尺寸, P 是填充大小, S 是步幅。

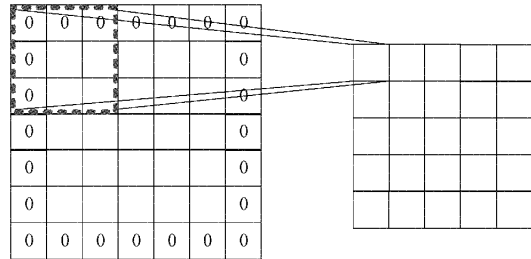


图5 卷积操作

池化层处于连续的卷积层之间,用于压缩数据和参数的量,减小过拟合,在图像卷积中池化层的作用为压缩图像并保持特征图特征不变实现特征降维,进而达到防治过拟合的效果。

全连接层是指两层之间所有的神经元都有权重连接,在卷积神经网络的末端,首先将卷积层的输出铺展把图像降维成一堆序列,再通过几层全连接后经过 softmax 输出实现“分类器”的效果<sup>[13]</sup>,如图6所示。

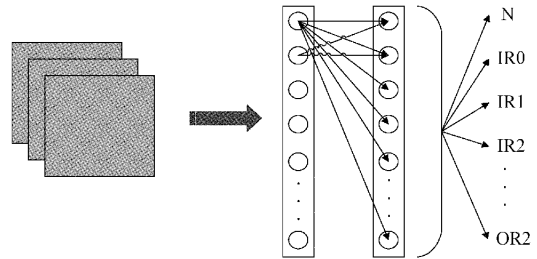


图6 全连接层

#### 3.1 网络模型

本文所使用的CNN神经网络模型的结构图如图7所示,模型输入是经过格拉姆矩阵变换后的[64, 64]二维图片,经过输入层初始化后变为[3, 64, 64]特征量,经过一次卷积层和池化层后变为[32, 32, 32]的特征量后输入Inception模块,Inception结构由大小为1、5、7的卷积层和池化层构成,Inception模块的主要思路是:使用一个密集成分来近似或者代替最优的局部稀疏结构,结构内采用不同大小的卷积核使得拥有不同的感受野,最后的拼接使得不同的尺度特征融合<sup>[14]</sup>,进一步提取数据中的特征信息。Inception模块拼接输出为[88, 32, 32]特征量在经过3个卷积层和池化层用来学习更多的特征信息。

将[256, 4, 4]的特征量铺展转换为一维数据输入全连接层,第一个全连接层为输入4 096输出1 024,第二个全连接层为输入1 024输出10,两次全连接运算后通过交叉熵损失函数输出最终诊断结果。

#### 3.2 模型识别效果

使用Pytorch深度学习框架将上述模型实现,模型使



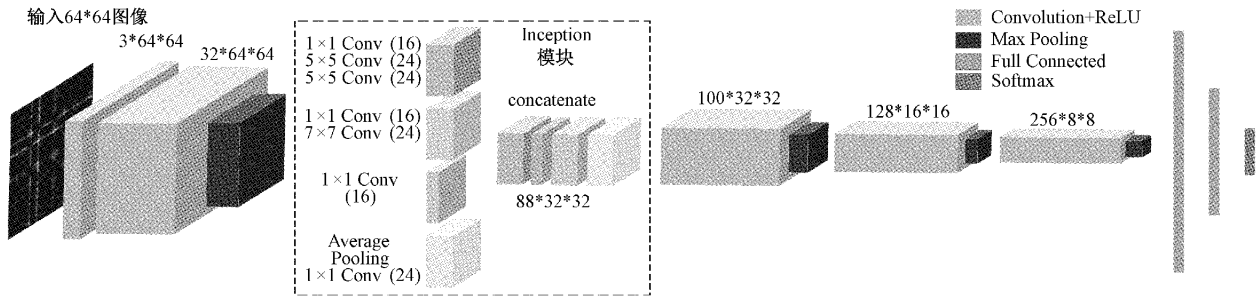


图 7 CNN 模型

用 SGD 随机梯度下降优化器,学习步长为 0.001,完成模型参数设置后将格拉姆矩阵处理后的数据集训练样本输入网络模型,经过 28 次迭代训练,损失函数曲线如图 8 所示,损失函数在 15 次时趋于平稳,迭代 28 次时更加稳定。为验证本模型的识别效果,将训练好的模型导出,用测试集样本对其进行验证,得到各类别验证效果准确率如表 2 所示,其中变工况正常无故障运行数据识别效果达到 99.85%,说明该模型在滚动轴承变工况故障诊断上有非常好的效果,变工况综合识别效果达到 91.67%,在变工况的情况下本文的方法有很好的效果。

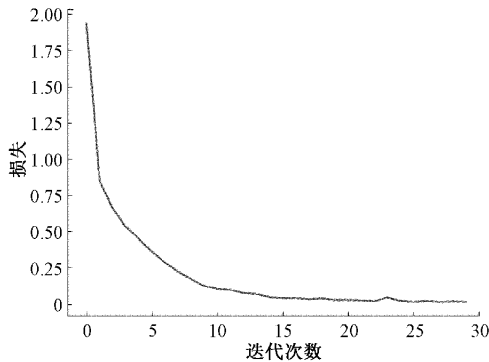


图 8 损失函数

表 2 各类型识别准确率

类型	标签	准确率/%
正常无故障	N	99.85
内圈故障 0.177 8 mm	IR0	99.74
内圈故障 0.355 6 mm	IR1	80.1
内圈故障 0.533 4 mm	IR2	98.94
滚动体故障 0.177 8 mm	B0	81.4
滚动体故障 0.355 6 mm	B1	94.88
滚动体故障 0.533 4 mm	B2	82.47
外圈故障 0.177 8 mm	OR0	91.86
外圈故障 0.355 6 mm	OR1	91.96
外圈故障 0.533 4 mm	OR2	97
变工况综合识别率		91.67

#### 4 LabVIEW 部署实验

LabVIEW 是美国国家仪器(NI)公司研制开发的一个

图形化的编程语言的开发环境,具有多种信号处理、控制与仿真、互联接口模块<sup>[15]</sup>,可以实现与 C++、MATLAB、Python 混合编程或者调用其开发的函数节点,可以实现把 C++、MATLAB、Python 的高效编程与 LabVIEW 的丰富界面结合起来,实现混合编程到达多种工况环境应用<sup>[16]</sup>。训练并验证好卷积神经网络模型后,用 LabVIEW 调用 Python 推断函数,由于 LabVIEW 可以快速的完成应用程序用户界面和程序框架的开发,卷积神经网络模型在 LabVIEW 上部署可以非常方便且快速的实现滚动轴承故障诊断上位机应用程序,模型部署流程如图 9 所示。卷积神经网络模型部署后将滚动轴承数据集原始一维数据输入 LabVIEW 系统,由系统实时对一维数据进行格拉姆矩阵算换,再调用推断函数对生成的二维特征图进行识别,识别结果显示于系统面板。

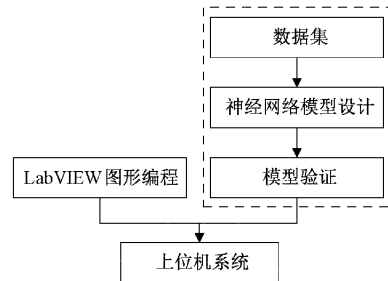


图 9 模型部署流程

将卷积神经网络模型和待识别的原始数据的路径以及其他参数设置完毕后运行程序,LabVIEW 前面板如图 10 所示,前面板分别显示输入原始一维数据波形、输入数据经过格拉姆矩阵转换后的二维特征图以及卷积神经网络识别后的诊断结果。由此,完成了 LabVIEW 内卷积神经网络模型的部署,实验将数据集 56 组数据分别输入系统,系统可以达到各类型理论准确率验证该系统可以正确的对滚动轴承故障进行诊断识别和结果显示。对美国凯斯西储大学轴承数据集原始 10 种类型的一维时序数据裁剪拼接,对每类数据随机选取 1 024 长度的数据点拼接成长度为 10 240 长度的测试数据,此测试数据包含要识别的 9 种故障类型以及正常状态,将数据导入上位机系统,上位机可以准确识别 10 种状态并且可以达到理论变工况识别准确率,证明了本系统完成了预期功能。

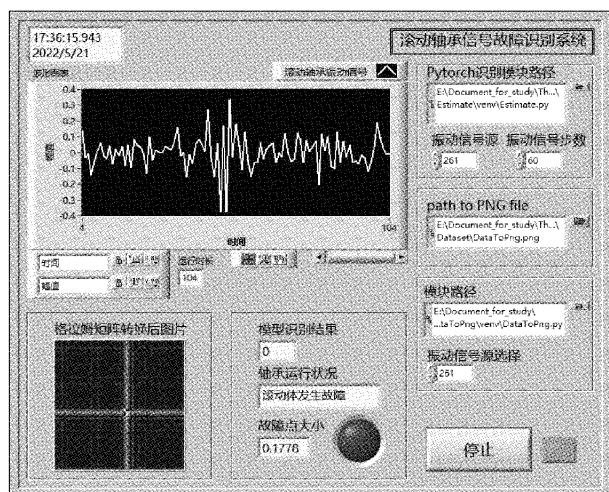


图10 LabVIEW运行画面

## 5 结 论

本文设计了一款基于卷积神经网络的变工况滚动轴承故障识别系统。通过对原始一维时序数据格拉姆矩阵变换、卷积神经网络模型设计、LabVIEW图形化编程等环节的设计及在上位机LabVIEW中部署卷积神经网络,实现了变工况滚动轴承故障的准确识别。实验测试表明,该系统采用格拉姆矩阵变换处理一维时序数据保留了一维时序数据中的信息还利用了卷积神经网络在处理图像问题上的优势,实现了变工况情况下91.67%的综合识别率。通过上位机LabVIEW中部署Python推断函数实现了神经网络模型对于变工况滚动轴承故障识别的应用,为一些条件恶劣环境下的变工况滚动轴承诊断提供了很大帮助,为变工况下滚动轴承的故障诊断积累了应用经验。

## 参考文献

- [1] 张妮,车立志,吴小进. 基于数据驱动的故障诊断技术研究现状及展望[J]. 计算机科学, 2017, 44(S1): 37-42.
- [2] RANDALL R B, JÉRME A. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2):485-520.
- [3] 赵志宏. 基于振动信号的机械故障特征提取与诊断研究[D]. 北京:北京交通大学, 2012.
- [4] JEGADEESHWARAN R, SUGUMARAN V. Fault diagnosis of automobile hydraulic brake system using statistical features and support vector machines[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 52-53:

436-446.

- [5] GU Y K, ZHOU X Q, YU D P, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing using principal component analysis and support vector machine[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(11): 5079-5088.
- [6] 田赛,陈彬强,曹新城. 基于迭代K均值聚类的改进谱峭度方法及在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1):135-139, DOI: 10.19652/j.cnki.femt.2103211.
- [7] 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, DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1803286.
- [8] 赵志宏,李乐豪,李晴. 一种轴承故障诊断的多任务深度学习学习方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 108-115, DOI: 10.13382/j.jemi.B2104102.
- [9] 赵小强,张亚洲. 改进CNN的滚动轴承变工况故障诊断[J/OL]. 西安交通大学学报, 2021(12):1-11.
- [10] 庞俊,刘鑫,段敏霞,等. 基于改进卷积神经网络轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(3):66-69, DOI: 10.13462/j.cnki.mmtamt.2021.03.015.
- [11] 路晓东,李海涛,牛奔. 格拉姆矩阵判据的推广及应用[J]. 山东师范大学学报(自然科学版), 2021, 36(3): 316-319.
- [12] 吴正文. 卷积神经网络在图像分类中的应用研究[D]. 成都:电子科技大学, 2015.
- [13] 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.
- [14] 赵志勇,叶林,桑红石,等. 深度学习在布匹缺陷检测中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(8):110-116, DOI: 10.19652/j.cnki.femt.1901468.
- [15] 郭磊,李兴林,吴参,等. 基于虚拟仪器的轴承加速疲劳试验测试系统[J]. 电子测量技术, 2012, 35(8):136-138, DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2012.08.033.
- [16] 关哲. 基于机器视觉和深度学习的汽车仪表瑕疵检测技术研究[D]. 长春:吉林大学, 2021, DOI: 10.27162/d.cnki.gjlin.2021.004174.

## 作者简介

于波,工学博士,教授,主要研究方向为信号处理,振动故障诊断技术研究等。

E-mail:347153464@qq.com

李建成,工学硕士,主要研究方向为嵌入式软硬件开发,模式识别,信号处理等。

E-mail:lijiancheng\_022@163.com