

基于 SDP 和改进 SAM-MobileNetv2 的滚动轴承故障诊断方法研究*

FAULT DIAGNOSIS OF ROLLING BEARINGS BASED ON SDP AND IMPROVED SAM-MobileNetv2

张天缘** 孙虎儿*** 朱继扬 赵 扬

(中北大学 机械工程学院, 太原 030051)

ZHANG TianYuan SUN HuEr ZHU JiYang ZHAO Yang

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

摘要 针对传统的滚动轴承故障诊断方法难以准确高效的实现故障分类,提出了一种融合对称点模式(Symmetrized Dot Pattern,SDP)和改进 SAM-MobileNetv2 的滚动轴承故障分类方法。首先,将轴承振动信号通过 SDP 算法转化为含有丰富特征信息的二维图像。然后,将二维图像输入到改进 SAM-MobileNetv2 网络模型中,对故障特征信息进行提取和分类。在改进 SAM-MobileNetv2 网络中,使用自适应激活函数 ACON(Activate or not)对 SAM-MobileNetv2 中的 ReLU6 激活函数进行替换,提高模型分类性能。最后,将本模型与多种网络模型做对比。试验结果表明,本模型可以准确高效地实现对滚动轴承故障的分类,使用凯斯西储大学轴承故障数据的准确率为 99.5%,使用渥太华大学轴承故障数据的准确率为 97.2%。

关键词 滚动轴承 对称点模式 SAM-MobileNetv2 模型 故障诊断

中图分类号 TH165+.3 TH17

Abstract Traditional fault diagnosis methods for rolling bearings are difficult to accurately and efficiently achieve fault classification. A method of rolling bearing fault classification based on symmetrized dot pattern (SDP) and improved SAM-MobileNetv2 was proposed. Firstly, the bearing vibration signal was transformed into two-dimensional images with rich characteristic information by SDP algorithm. Secondly, the two-dimensional images were fed into the SAM-MobileNetv2 network model, which extracted and classified fault feature information. Improved SAM-MobileNetv2 networks used the adaptive activation function ACON to replace the ReLU6 activation function in SAM-MobileNetv2 to improve model classification performance. Finally, this model was compared with various models. The experimental results show that this model can accurately and efficiently realize the classification of rolling bearing faults, using Case Western Reserve University bearing fault data with an accuracy rate of 99.5%, using the University of Ottawa bearing failure data with an accuracy rate of 97.2%.

Key words Rolling bearing; Symmetrized dot pattern; SAM-MobileNetv2 model; Fault diagnosis

Corresponding author: SUN HuEr, E-mail: sunhuer@163.com, Fax: +86-351-3922102

The project supported by the Natural Science Foundation of Shanxi (No. 201801D121186).

Manuscript received 20220927, in revised form 20221230.

0 引言

随着科学技术和制造工艺的不断发展进步,现代工业机械设备也在向高速、精密、复杂、智能化方向发展,同时对设备稳定运行及可靠性也有了更高的要求。滚动轴承作为旋转机械设备中不可缺少的零部件,其磨损、腐蚀、裂纹等各种形式的缺陷,会对设备的运行

造成影响,甚至会造成巨大损失。因此,能够实现滚动轴承的故障监测和识别就显得尤为重要^[1]。

虽然近些年来,有部分学者^[2-5]采用各种方法将振动信号转化为二维图像,进而以图像处理的方式,提取故障特征并对其进行识别分类,但通过图像处理的方式来实现轴承故障诊断有待更加深入的研究,因此,采用不同的方法研究轴承故障特征提取,对于增加轴

* 20220927 收到初稿, 20221230 收到修改稿。山西省自然科学基金项目(201801D121186)资助。

** 张天缘,男,1995年生,安徽淮北人,汉族,中北大学硕士研究生,主要研究方向为故障诊断与状态检测、机电一体化。

*** 孙虎儿(通信作者),男,1972年生,山西太原人,汉族,中北大学副教授,博士,主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断、摩擦科学与工程。

承故障诊断方法的多样性具有重要的意义。对称点模式^[6-9] (Symmetrized Dot Pattern, SDP) 是一种信号变换方法, 它可以通过简单的变换将轴承振动信号变换成二维雪花图, 不同信号可通过雪花花瓣形状的不同加以区分, 进而可提取轴承故障特征信息。与此同时, 随着深度学习不断应用于各个领域, 基于深度学习的轴承故障诊断也成为了新的研究热点。例如, JIN Y R 等^[10] 提出了一种新的深度域对抗性残差神经网络, 用于在未标记的数据集上诊断轴承故障。JIA X 等^[11] 提出了一种基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和光梯度增强机 (Light Gradient Boosting Machine, LightGBM) 的新型故障诊断分类方法。YANG Z^[12] 提出了一种基于 CNN 与极限梯度提升算法相结合的风电机组轴承故障识别方法。

基于以上分析, 本文提出一种采用 SDP 图像融合改进 SAM-MobileNetv2 的滚动轴承故障诊断方法。首先将采集到的一维振动信号经 SDP 算法转化为包含特征信息的二维图像, 然后将图片输入到改进 SAM-MobileNetv2 模型中进行特征提取, 从而实现轴承故障的识别与分类。

1 基于 SDP 和改进 SAM-MobileNetv2 的故障诊断模型

本故障诊断模型首先使用 SDP 算法^[13], 将一维的轴承故障振动信号转化为二维图像, 然后将图像导入改进 SAM-MobileNetv2 网络模型中, 提取输入信号的高维度特征, 最终实现对滚动轴承故障的分类。

1.1 SDP 算法介绍

1.1.1 算法基本原理

SDP 图像分析方法是一种将信号转化为图像的方法。将振动信号转化为 SDP 图像, 虽然会失去振动信号的相位特征, 但不会影响故障识别的精度。本文所使用的振动信号转化为图像的方法是将传感器采集到的离散的采样点通过归一化方法表述在极坐标系中以产生 SDP 图像, 简单直接地描述了时域信号的振幅和频率的关系, 这种映射关系为

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

$$\theta(i) = \theta_l + \frac{x_{i+a} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \zeta \quad (2)$$

$$\phi(i) = \theta_l - \frac{x_{i+a} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \zeta \quad (3)$$

式中, $r(i)$ 为点在极坐标中的半径; $\theta(i)$ 为沿着初始线逆时针的旋转角度; $\phi(i)$ 为沿着初始线顺时针的旋转角度; i 表示时域信号中第 i 个离散采样点; x_i 为在时间 i 时刻的幅值; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为时域信号 x_i 中的

最大值和最小值; θ_l 为指定镜像对称平面的第 l 个旋转角度; ζ 为结合放大角度 ($\zeta \leq \theta_l$); a 为时间滞后系数, a 为正整数, a 的最佳取值范围为 1~10。

极坐标系中可映射时域信号中的任意一点。SDP 算法的原理如图 1 所示。

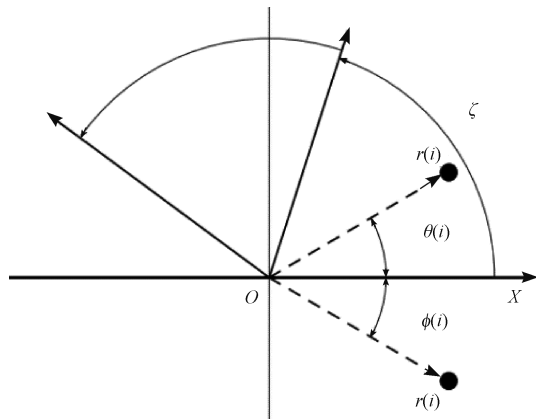


图 1 SDP 算法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of SDP algorithm

1.1.2 SDP 参数选择

上述公式中, 参数 θ_l 、 ζ 和 a 的选取直接影响图像转化的效果。 θ_l 是镜像对称面之间的夹角, 通常取 $\theta_l = 60^\circ$, 此时得到的 SDP 图像为 6 瓣, 每瓣的对称轴分别为 0° 、 60° 、 120° 、 180° 、 240° 、 300° 。同时, 合理地选取 ζ 和 a 两个参数可使不同故障之间的差异更为明显, 进而提高轴承故障识别的准确率。不同信号的 SDP 图像主要有以下几个方面的差异: ①SDP 图像臂的曲率; ②SDP 图像臂的厚度和形状特征; ③SDP 图像臂的几何中心; ④SDP 图像臂的指向集中区域。

以往 SDP 中参数 ζ 和 a 的分析方法是通过信息融合将多组数据表达在同一 SDP 图像中, 通过人眼观察图像差异进行取值。本文选用学习感知图像块相似度 (Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS)^[14] 来衡量两张图片的差异性。LPIPS 与传统方法 (如 L2/PSNR、SSIM、FSIM) 相比更符合人类的感知情况。LPIPS 的值越低表示两张图像越相似, 反之, 则说明两张图片的差异越大。 ζ 和 a 的取值依据因分析对象的不同而存在差异。以 4 种不同状态下滚动轴承振动信号为例, 分别取 ζ 为 5° 、 10° 、 15° 、 20° 、 25° 、 30° 、 35° 、 40° 、 45° 、 50° 、 55° 和 60° , 又因为当 $\zeta > 30^\circ$ 时 SDP 图像的两臂之间会发生重叠现象 (图 2), 会导致故障特征被淹没在其中, 所以 ζ 的取值范围为 $5^\circ \sim 30^\circ$ 。 a 取值范围为 1~10。

为确定参数 ζ 和 a 的值, 做如下试验: 首先, 取 ζ 的值为 5° , a 的值为 1, 将四种状态下的轴承信号 (健康、内圈故障、外圈故障、滚动体故障) 经 SDP 算法转化成图像; 然后, 对得到的 SDP 图像使用 LPIPS 算法

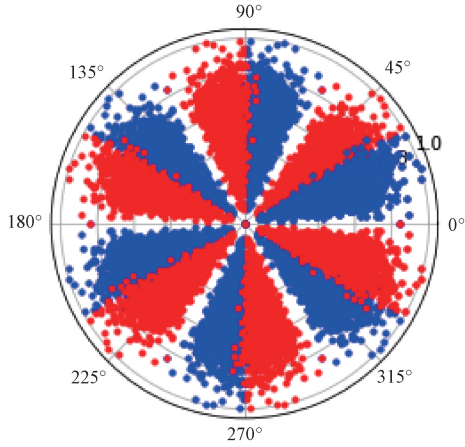


图 2 SDP 图

Fig. 2 SDP figure

进行两两对比,共得到 6 组数据,计算其平均值。重复上述操作,计算结果如图 3 所示。

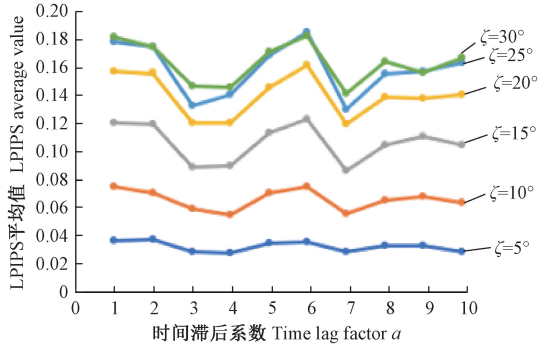


图 3 计算结果

Fig. 3 Calculation result

通过以上分析,当 ζ 取为 25° , a 取为 6 时,各信号的 SDP 图像臂的形状及分布面积差异最大,有利于提高模型的准确率,因此,参数做如上取值。此外,SDP 算法是将时域信号表达在 SDP 图像中,不需要对信号进行滤波、降噪处理,相比于其他的时域信号转化为图像的方法,SDP 图像具有很好的抗噪声效果。

1.2 SimAM 注意力模块介绍

SimAM 注意力模块是 MA N N 等^[15]提出的一种无参注意力模块。其以神经科学理论为出发点,构建了用于挖掘神经元重要性的一种能量函数,表达式为

$$e_t(\omega_t, b_t, y_t, x_i) = (y_t - \hat{t})^2 + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (y_0 - \hat{x}_i)^2 \quad (4)$$

式中, $\hat{t} = \omega_t + b_t$; $\hat{x}_i = \omega_t x_i + b_t$ 。

寻找重要神经元的简单方法是度量神经元之间的线性可分性。最小化式(4)等价于训练同一通道内神经元 t 与其他神经元的线性可分性。为简化处理,采用二值标签,同时添加正则项,最终能量函数的定义为

$$e_t(\omega_t, b_t, y_t, x_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} [-1 - (\omega_t x_i + b_t)]^2 + [1 - (\omega_t t + b_t)]^2 + \lambda \omega_t^2 \quad (5)$$

理论上,每个通道有 $M = H \times W$ 个能量函数。式(5)有如下解析解:

$$\omega_t = -\frac{2(t - u_t)}{(t - u_t)^2 + 2\sigma_t^2 + 2\lambda}$$

$$b_t = -\frac{1}{2}(t + u_t)\omega_t$$

式中, λ 为超参数; $u_t = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} x_i$; $\sigma_t^2 = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (x_i - u_t)^2$ 。

由此可知,最小能量可通过式(6)得到:

$$e_t^* = 4(\hat{\sigma}^2 + \lambda) / [(t - \hat{u})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda] \quad (6)$$

由式(6)可知,能量越低,神经元 t 与周围的神经元的区别越大,其重要性越高。

按照注意力机制得到定义,还需对特征进行增强处理,即

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X \quad (7)$$

1.3 自适应激活函数 ACON 简介

ReLU 和 Swish 是目前最常见的激活函数,虽然两者在形式上看似不一样,但 Swish 可以解释为 ReLU 的一种平滑近似。进一步分析 ReLU 的一般形式 Maxout 系列激活函数,从而得到 Swish 的一般形式 ACON (Activate or not) 激活函数^[16]。ACON 激活函数可以自适应地学习激活与否。

对于一个最大函数 $\max(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 可以通过一个通用的近似公式获取它的平滑近似,为

$$S_\beta(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n x_i e^{\beta x_i} / \sum_{i=1}^n e^{\beta x_i} \quad (8)$$

其中, β 控制着 S_β 的平滑程度。对于式(8),仅考虑 $n=2$ 的情况,可以推导出下面用 sigmoid 来表示的形式,其中用 $\eta_a(x)$, $\eta_b(x)$ 分别代表这两项。

$$S_\beta[\eta_a(x), \eta_b(x)] =$$

$$\eta_a(x) \frac{e^{\beta \eta_a(x)}}{e^{\beta \eta_a(x)} + e^{\beta \eta_b(x)}} + \eta_b(x) \frac{e^{\beta \eta_b(x)}}{e^{\beta \eta_a(x)} + e^{\beta \eta_b(x)}} = \eta_a(x) \sigma\{\beta[\eta_a(x) - \eta_b(x)]\} + \eta_b(x) \sigma\{\beta[\eta_b(x) - \eta_a(x)]\} \quad (9)$$

当 $\eta_a(x) = x$, $\eta_b(x) = 0$ 时,由式(8)可知, S_β 为 max 函数,即为 ReLU 的表达式;由式(9)可以得到 $S_\beta = x * \sigma[\beta(x)]$, 即为 Swish 的表达式。

综上所述,ReLU 是 Maxout 的一种特殊形式,Swish 是 ACON 的一种特殊形式。Maxout 系列激活函数和 ACON 系列激活函数如表 1 所示。

表 1 Maxout 系列激活函数和 ACON 系列激活函数
Tab. 1 Activation functions of Maxout series and ACON series

		Maxout 系列 Maxout series	ACON 系列 ACON series
$\eta_a(x)$	$\eta_b(x)$	$\max[\eta_a(x), \eta_b(x)]$	$[\eta_a(x) - \eta_b(x)] \cdot \sigma$ $\{\beta[\eta_a(x) - \eta_b(x)]\} + \eta_b(x)$
x	0	$\max(x, 0)$	ACON-A: $x\sigma(\beta x)$
x	px	$\max(x, px)$	ACON-B: $(1-p)x \cdot \sigma[\beta(1-p)x] + px$
p_1x	p_2x	$\max(p_1x, p_2x)$	ACON-C: $(p_1 - p_2)x\sigma[\beta(p_1 - p_2)x] + px$

本文选用 ACON-C 激活函数对 SAM-MobileNetv2 中的 ReLU6 激活函数进行替代。

1.4 改进 SAM-MobileNetv2 网络介绍

改进 SAM-MobileNetv2 网络模型, 主要在 MobileNetv2 网络模型的倒残差结构中加入无参注意力机制模块 SimAM, 其是基于权值统一的注意力模块。

在此基础上又引入自适应激活函数 ACON 对倒残差结构中的 ReLU6 激活函数进行替代。SAM-MobileNetv2 网络结构如表 2 所示。

表 2 SAM-MobileNetv2 网络结构
Tab. 2 Network structure of the SAM-MobileNetv2

输入 Input	结构 Structure	z	c	n	s	k
$224^2 \times 3$	二维卷积 Conv 2D	—	32			3×3
$112^2 \times 32$	SAM-bk	1	16	1	2	3×3
$112^2 \times 16$	SAM-bk	6	24	1	1	3×3
$56^2 \times 24$	SAM-bk	6	32	2	2	3×3
$28^2 \times 32$	SAM-bk	6	64	3	2	3×3
$14^2 \times 64$	SAM-bk	6	96	4	2	3×3
$14^2 \times 96$	SAM-bk	6	160	3	1	3×3
$7^2 \times 160$	SAM-bk	6	320	3	2	3×3
$7^2 \times 320$	二维卷积 Conv 2D	—	1 280	1	1	1×1
$7^2 \times 1280$	平均池化 Avg pool	—	—	1	—	7×7
$1 \times 1 \times 1280$	二维卷积 Conv 2D	—	k	—		1×1

表 2 中, z 为扩展因子; c 为输出特征矩阵深度通道数; n 为倒残差网络重复次数; s 为步距; k 为卷积核的大小。

SAM-bk 网络结构如图 4 所示。图 4 中, 当 $S=1$ 且输入特征矩阵和输出特征矩阵相同时才会有捷径分支链接。改进倒残差网络首先使用 1×1 的卷积核进行升维, 激活函数为 ACON-C 激活函数, 然后采用卷积核大小为 $3 \times 3Dw$ 卷积, 激活函数为 ACON-C 激活函数, 接着使用 1×1 的卷积核进行降维, 最后链接 SAM 注意力机制模块。

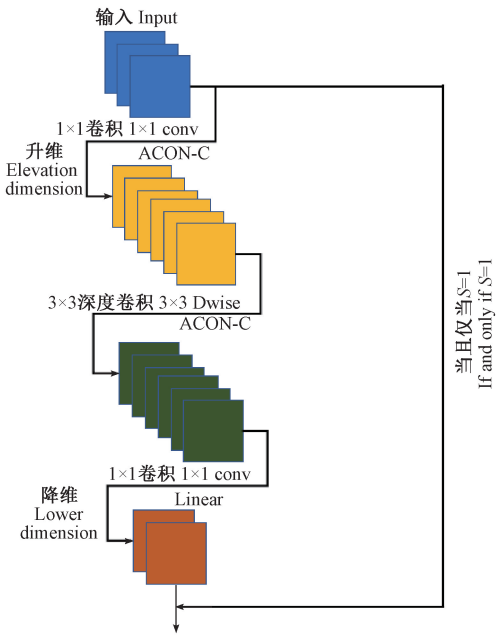


图 4 SAM-bk 网络结构

Fig. 4 Network structure of the SAM-bk

2 基于 SDP 和改进 SAM-MobileNetv2 的滚动轴承故障分类

2.1 试验数据

轴承试验数据来源于美国凯斯西储大学轴承数据中心^[17], 试验台如图 5 所示。

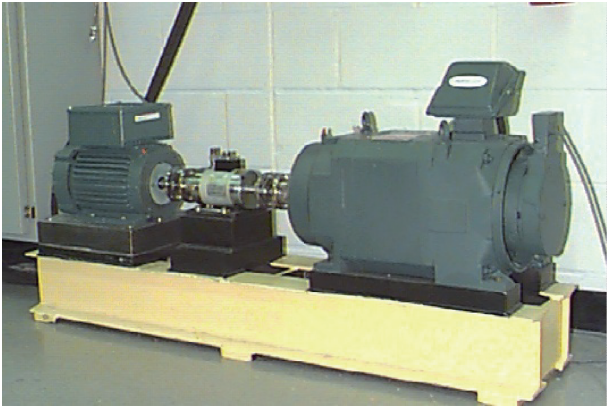


图 5 试验台

Fig. 5 Test bench

试验台由电动机(左)、转矩传感器(中)、测功机(右)和控制电子设备(未显示)组成。电动机轴承使用电火花对轴承进行单点损伤处理, 轴承损伤直径分别为 0.18、0.36、0.53 mm, 损伤深度为 0.28 mm。轴承为 JEM SKF 6025-2RS 型深沟球轴承, 其参数如表 3 所示。

表 3 轴承参数
Tab. 3 Bearing parameter

内圈直径 Inner ring diameter/mm	外圈直径 Outer ring diameter/mm	滚动体直径 Roller diameter/ mm	滚动体数量 Number of rollers
25	52	39.04	9

本文选用驱动端轴承正常数据以及轴承损伤直径为 0.36 mm 的内圈故障数据、外圈故障数据和滚动体故障数据。试验电动机转速为 1 750 r/min, 采样频率为 12 kHz。4 种轴承振动信号经过 SDP 算法转化后的图像如图 6 所示。

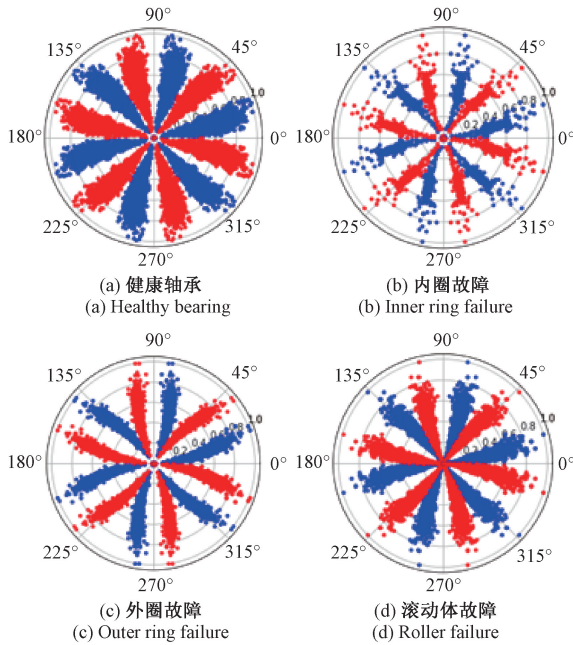


图 6 四种轴承故障 SDP 图像

Fig. 6 SDP image of four kinds of bearing failures

2.2 改进 SAM-MobileNetv2 模型参数选择

改进 SAM-MobileNetv2 模型的参数对分类的准确率有着重要影响。经过多次试验, 选取 MobileNetv2 模型中学习率为 0.01, 优化器选择 Adam 优化器, 模型训练的迭代次数设为 50, 输入模型中的 SDP 图像像素大小设为 224×224 。共选取 1 000 张图像数据进行分析, 以 6 : 2 : 2 的分割比例将这些数据分为训练集、验

证集和测试集, 输入改进 SAM-MobileNetv2 网络中, 对其进行故障分类, 数据样本参数如表 4 所示。

表 4 数据样本参数

Tab. 4 Data sample parameters

故障类型 Fault type	样本总量 Total sample size	训练 样本数 Number of training samples	验证 样本数 Number of verify samples	测试 样本数 Number of test samples	标签 类型 Label type
健康轴承 Healthy bearing	250	150	50	50	0
内圈故障 Inner ring failure	250	150	50	50	1
外圈故障 Outer ring failure	250	150	50	50	2
滚动体故障 Roller failure	250	150	50	50	3

2.3 试验步骤

1) 将 4 种轴承试验数据经 SDP 算法转化成图像, 制作成数据集。

2) 将数据集输入到模型当中, 对模型进行训练, 调整模型参数。

3) 对测试集进行测试, 得出分类准确率。

本文所提方法的整体流程如图 7 所示。

2.4 结果分析

基于以上参数, 将 4 类轴承故障的 SDP 图像输入到模型中作为模型的训练数据。模型的训练精度与损失函数曲线如图 8 所示。由图 8 可知, 迭代 35 次之后模型训练精度和损失函数曲线趋于稳定。

通过试验得到的轴承故障分类准确率混淆矩阵如

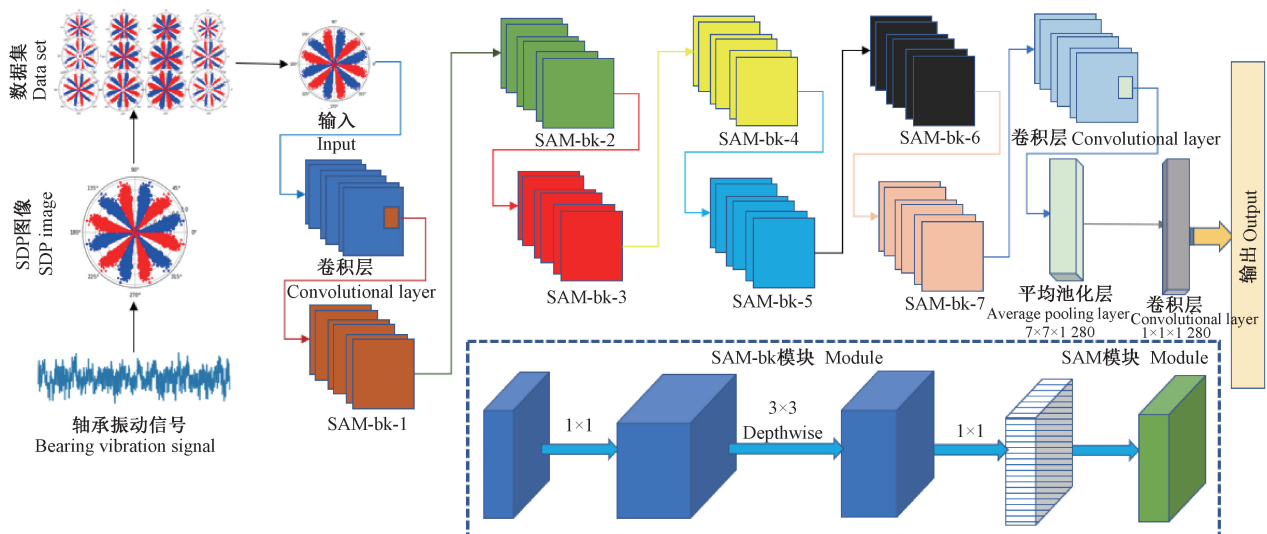


图 7 轴承故障分类整体流程图

Fig. 7 Whole flow chart of bearing fault classification

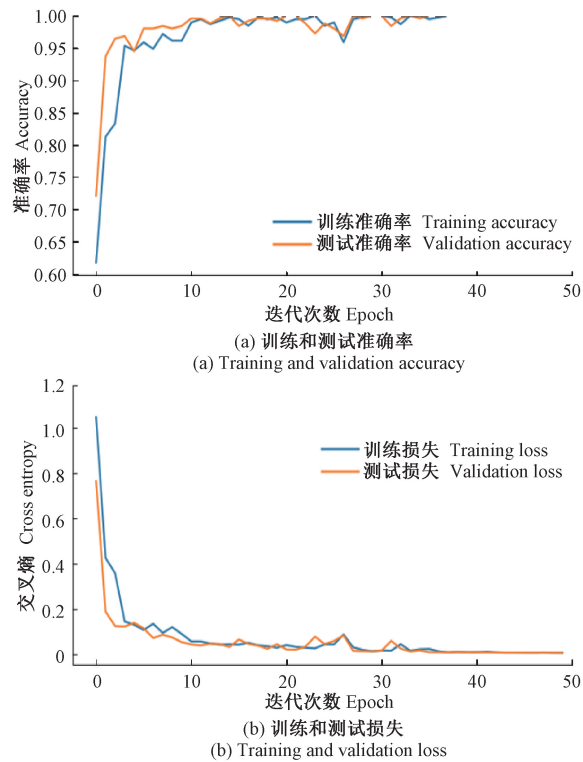


图 8 模型训练精度和损失函数曲线

Fig. 8 Model training accuracy and loss function curve

图 9 所示。由图 9 可知,本文所提的方法故障识别率较高。能够以较高的准确率识别出轴承的各类故障形式。

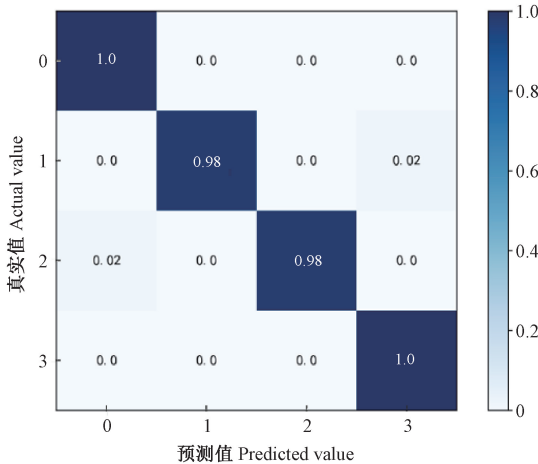


Fig. 9 Classification accuracy of bearing faults

混淆矩阵中,0 为健康轴承,1 为轴承内圈故障,2 为轴承外圈故障,3 为轴承滚动体故障。

将本文所提方法与多种网络模型进行对比试验,轴承故障诊断精度如表 5 所示。

由表 5 可以看出,本文所提模型的故障识别准确率达到 99.5%,表明该方法能够准确识别出轴承各类故障。由表 5 可以发现,基于 SDP 与改进 SAM-MobileNetv2 网络的轴承故障诊断模型在准确率上高

于其他三种网络模型。

表 5 诊断方法及其精度

Tab. 5 Diagnostic method and its accuracy

诊断方法 Diagnostic method	特征 Feature	故障识别精度 Fault identification accuracy/%
SAM-MobileNetv2	SDP 图像 SDP image	99.5
MobileNetv2	SDP 图像 SDP image	97.5
ResNet50	SDP 图像 SDP image	96
CNN	SDP 图像 SDP image	94

3 泛化研究

为验证本文所提方法的广泛适用性,使用渥太华大学轴承数据^{[18]1745-1749}验证该方法的适用性。

3.1 试验数据

试验在光谱探测机械故障模拟试验台 (MFS-PK5M 型) 上进行^{[18]1745-1749}。试验装置如图 10 所示。电动机驱动轴转动,通过交流驱动器控制转速。轴的两侧安装了 2 个 ER16K 型滚动轴承,ER16K 型滚动轴承的节圆直径为 38.52 mm,滚动体直径为 7.94 mm,滚动体个数为 9。试验装置左边安装的是健康轴承,右边安装的是故障轴承,通过更换不同健康状况的轴承来得到各类试验数据。加速度传感器为 ICP 系列传感器,型号为 623C01,放置在故障轴承外壳的上方收集振动数据。此外,还安装了一个增量编码器来测量轴转速。采样频率为 20 000 Hz,采样持续 10 s 时间。

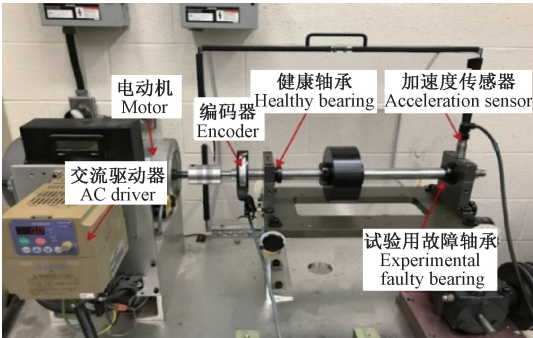


图 10 试验装置

Fig. 10 Experimental device

输入模型中的 SDP 图像像素大小为 224×224 。共选取 1 250 张图像数据进行分析,以 6 : 2 : 2 的分割比例将这些数据分为训练集、验证集和测试集,输入改进 SAM-MobileNetv2 网络中,数据样本参数如表 6 所示。

3.2 试验结果

通过采用第 2.3 节的试验步骤,本次试验所得的

混淆矩阵如图 11 所示。

表 6 渥太华大学数据样本参数

Tab. 6 Data sample parameters of University of Ottawa

故障类型 Fault type	样本总量 Total sample size	训练 样本数 Number of training samples	验证 样本数 Number of verify samples	测试 样本数 Number of test samples	标签 类型 Label type
健康轴承 Healthy bearing	250	150	50	50	0
内圈故障 Inner ring failure	250	150	50	50	1
外圈故障 Outer ring failure	250	150	50	50	2
滚动体故障 Roller failure	250	150	50	50	3
混合故障 Mixed failure	250	150	50	50	4

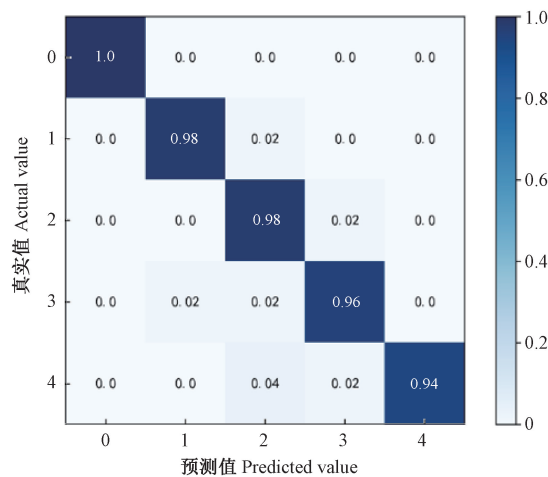


图 11 渥太华大学轴承故障分类准确率

Fig. 11 Classification accuracy of bearing faults of University of Ottawa

混淆矩阵中,0 为健康轴承,1 为内圈故障轴承,2 为外圈故障轴承,3 为滚动体故障轴承,4 为混合故障轴承。

将本文所提方法与多种模型进行对比试验,试验结果如表 7 所示。

表 7 渥太华大学轴承数据诊断精度

Tab. 7 Bearing data diagnostic accuracy of University of Ottawa

诊断方法 Diagnostic method	特征 Feature	故障识别精度 Fault identification accuracy/%
SAM-MobileNetv2	SDP 图像 SDP image	97.2
MobileNetv2	SDP 图像 SDP image	95
ResNet50	SDP 图像 SDP image	92.5
CNN	SDP 图像 SDP image	87.6

由表 7 可见,本文所提方法在训练时间及识别精度方面均优于其他三种网络模型,从而证明本文所提方法的有效性。

4 结论

经过试验研究分析,得出如下结论:

1) 通过试验比较不同参数下的 SDP 图像,当 $\theta_i = 60^\circ$ 、 $\zeta = 25^\circ$ 、 $a = 6$ 时,各故障样本之间的 SDP 图像差异最明显,有利于提高轴承故障诊断的准确率。

2) 合理设计 SAM-MobileNetv2 网络模型,通过试验确定模型参数,完成故障诊断模型的搭建。

3) 通过试验证明,本文所提故障诊断模型可准确高效地识别各类故障。使用凯斯西储大学轴承故障数据,本文所提方法的准确率为 99.5%;使用渥太华大学轴承数据集,本文所提方法的准确率为 97.2%。

由于在实际工业环境中可能会出现样本不足的情况,所以在后续的研究试验中,将通过改进 SDP 和改进 SAM-MobileNetv2 故障诊断模型,实现小样本下变速器故障的识别与分类。或者使用生成对抗网络对样本数量进行扩充,然后使用扩充后的数据集进行模型的验证。

参考文献 (References)

- [1] 金国强. 基于深度学习的复杂工况下端到端的滚动轴承故障诊断算法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2020:1-18.
JING GuoQiang. Research on end-to-end bearing fault diagnosis based on deep learning under complex conditions [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020: 1-18 (In Chinese).
- [2] 岳应娟,孙 钢,蔡艳平,等. 基于 RP 与 NMF 的内燃机气阀故障诊断方法[J]. 科学技术与工程,2016,16(28):85-89.
YUE YingJuan, SUN Gang, CAI YanPing, et al. IC engine valve fault diagnosis method based on RP and NMF [J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(28): 85-89 (In Chinese).
- [3] 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]. Journal of Mine Automation, 2021, 47(8): 84-89 (In Chinese).
- [4] 黄 磊,马 圣,曹永华. 基于 GAF 与 GoogleNet 的轴承故障诊断研究[J]. 机床与液压,2022,50(1):193-198.
HUANG Lei, MA Sheng, CAO YongHua. Research on bearing fault diagnosis based on GAF and GoogleNet [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(1): 193-198 (In Chinese).
- [5] 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.
CAO Jie, MA JiaLin, HUANG DaiLin, et al. A fault diagnosis method based on multi Markov transition field [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 491-496.

- 491-496(In Chinese).
- [6] WANG H, XU J W, YAN R Q, et al. A new intelligent bearing fault diagnosis method using SDP representation and SE-CNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(5): 2377-2389.
- [7] 张能文,崔 飞,江 冰,等.融合 SDP 和 CNN 的旋转机械齿轮箱故障诊断方法[J].工业控制计算机,2021,34(9):89-91.
ZHANG NengWen, CUI Fei, JIANG Bing, et al. Fault diagnosis method of rotating machinery gearbox based on SDP and CNN[J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(9):89-91(In Chinese).
- [8] 韩春雷,武 兵,熊晓燕,等.基于 SDP 和 DG-ResNet 的齿轮箱轴承故障诊断研究[J].机电工程,2021,38(11):1395-1401.
HAN ChunLei, WU Bing, XIONG XiaoYan, et al. Fault diagnosis of gearbox bearings based on SDP and DG-ResNet[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(11):1395-1401(In Chinese).
- [9] SUN Y J, LI S H, WANG X H. Bearing fault diagnosis based on EMD and improved Chebyshev distance in SDP image[J]. Measurement, 2021, 176(17):109100.
- [10] JIN Y R, FENG Q, ZHANG X P, et al. Deep domain adversarial residual neural network for sustainable wind turbine cyber-physical system fault diagnosis[J]. Software: Practice and Experience, 2021, 51(11):2128-2142.
- [11] JIA X, XIAO B P, ZHAO Z J, et al. Bearing fault diagnosis method based on CNN-LightGBM[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1043(2):022066.
- [12] YANG Z. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on CNN-XGBoost[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2033(1):012200.
- [13] PICKOVER C A. On the use of symmetrized dot patterns for the visual characterization of speech waveforms and other sampled data[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1986, 80(3):955-960.
- [14] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A, et al. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018:586-595.
- [15] MA N N, ZHANG X Y, LIU M, et al. Activate or not: learning customized activation[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2021: 8028-8038.
- [16] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. 2021:11853-11864.
- [17] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Seeded fault test date[DB/OL]. 2020-04-18. <http://csegroups.case.edu/bearing?datacenter/home>.
- [18] HUANG H, BADDOUR N. Bearing vibration data collected under time-varying rotational speed conditions[J]. Data in Brief, 2018, 21(1):1745-1749.