

文章编号:1001-5078(2024)03-0416-07

· 红外技术及应用 ·

结合 WGAN-GP 与 CNN-SVM 的滚动轴承 故障红外诊断

周建民^{1,2}, 沈熙闻^{1,2}, 刘露露^{1,2}

(1. 华东交通大学 江西省载运工具与装备重点实验室, 江西 南昌 330000;

2. 华东交通大学 机电与车辆工程学院, 江西 南昌 330000;

摘要: 针对实际工程应用中由于滚动轴承故障状态出现的时间很短而导致数据集不平衡难以采用深度学习算法进行故障诊断的问题, 提出了一种基于 Wasserstein 距离的梯度惩罚生成对抗网络(WGAN-GP)和基于支持向量机分类的卷积神经网络(CNN-SVM)相结合的滚动轴承故障红外诊断方法。从红外热像图中构建不平衡数据集, 通过采用 WGAN-GP 对不平衡数据扩充以达到数据集均衡, 之后将 CNN-SVM 模型应用于数据集, 提取样本深度特征完成故障分类。实验表明, WGAN-GP 与 CNN-SVM 相结合的模型在不平衡数据集下表现良好, 相较于其他模型有更好的故障诊断能力, 并且在故障分类阶段的用时可减少 16.89% 以上。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 不平衡数据集; 生成对抗网络

中图分类号: TN219; TP73 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.03.013

Infrared diagnosis of rolling bearing faults based on WGAN-GP and CNN-SVM

ZHOU Jian-min^{1,2}, SHEN Xi-wen^{1,2}, LIU Lu-lu^{1,2}

(1. Key Laboratory of Transportation Equipment and Logistics of Jiangxi Province,

East China Jiaotong University, Nanchang 330000, China;

2. School of Mechanicals and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330000, China)

Abstract: In practical engineering applications, the short duration of rolling bearing fault states leads to imbalanced datasets, making it difficult to use deep learning algorithms for fault diagnosis. In this paper, an infrared diagnosis method for rolling bearing faults based on the combination of the Wasserstein distance-based gradient penalty generative adversarial network (WGAN-GP) and a support vector machine-based convolutional neural network (CNN-SVM) is proposed. The imbalanced dataset is constructed from infrared thermal images, and WGAN-GP is used to augment the imbalanced data to achieve dataset balance, after which the CNN-SVM model is then applied to the dataset to extract deep features and complete fault classification. The experimental results show that the model combining WGAN-GP with CNN-SVM performs well under imbalanced datasets, with better fault diagnosis capability compared to other models, and reduces the time spent in the fault classification stage by more than 16.89%.

Keywords: rolling bearings; fault diagnosis; imbalanced dataset; generative adversarial network

作者简介: 周建民, 男, 博士, 教授, 主要研究方向为无损检测技术, 故障诊断技术, 光机一体化技术及装备研究。E-mail: htozjm@163.com

收稿日期: 2023-05-08; **修订日期:** 2023-06-13

1 引言

滚动轴承是机械设备常用的重要部件,但由于承受负载和振动,滚动轴承经常发生故障,导致生产效率下降,甚至可能引发严重事故^[1],因此,滚动轴承故障诊断至关重要^[2]。虽然振动信号是常用的诊断手段,但其存在一些问题,如需要接触测量、只提供局部信息、噪声干扰和高计算成本等,相比之下,温度信号对滚动轴承状态监测具有丰富的诊断信息,且故障红外诊断技术具有操作简单的优点,对于运行中的滚动轴承更加有效便捷^[3]。

深度学习^[4]在滚动轴承故障红外诊断中的应用受到广泛关注。相较于传统方法,深度学习模型能够更好地挖掘红外热像图中的特征信息,并具有强大的深层次特征提取能力。然而滚动轴承故障状态出现的时间很短,因此难以收集足够数量的故障样本,这限制了深度学习模型实现准确故障诊断的能力。为了应对不平衡数据集故障诊断问题,可通过生成对抗网络(GAN)来平衡数据集中的少数类别^[5]。在GAN的基础上,WassersteinGAN(WGAN)^[6]利用 Wasserstein 距离替代GAN的JS距离,以解决GAN训练不稳定的问题,薛振泽等人^[7]利用WGAN来生成滚动轴承故障样本,实现了故障的分类诊断。然而WGAN也会出现梯度消失或梯度爆炸的问题,因此本文利用WGAN-GP^[8]对滚动轴承红外图像数据集进行扩充,相较于WGAN,WGAN-GP增加了梯度惩罚项,可以进一步稳定训练。卷积神经网络(CNN)是深度学习中的重要分支,具有强大的特征提取能力,可以自适应提取滚动轴承温度信号的故障特征。然而传统的CNN分类层由全连接层和Softmax分类器组成^[9],其中全连接层参数量大容易过拟合,而Softmax分类器在多分类问题上性能不如支持向量机(SVM)。因此,本文提出了一种新的方法,将CNN作为特征提取器与SVM分类器相结合,应用于数据集达到平衡后的滚动轴承故障诊断。

本文以滚动轴承为研究对象,利用红外热像仪采集滚动轴承的红外热像图,之后从红外热像图中构建不平衡数据集,通过采用WGAN-GP对不平衡数据扩充以达到数据集平衡,之后将CNN-SVM模型应用于数据集,提取样本深度特征完成故障分类。实验结果表明,在数据不平衡的情况下,WGAN-GP

与CNN-SVM相结合的模型具有比其他模型更好的样本生成和故障诊断能力。

2 WGAN-GP 基本原理

2.1 GAN 基本原理

GAN(生成对抗网络)是一种用于生成数据的深度学习算法,其原理是通过两个神经网络模型的对抗来生成数据。一个模型是生成器(Generator),它用于生成虚假的数据样本,另一个模型是判别器(Discriminator),它用于区分真实的数据样本和生成器生成的虚假数据样本。两个模型相互对抗,不断地优化自己的表现,最终生成器可以生成与真实数据非常相似的数据样本。GAN的目标函数可以表示为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D)(G(z))] \quad (1)$$

其中, G 是生成器模型; D 是判别器模型; $p_{\text{data}}(x)$ 是真实数据分布; $p_z(z)$ 是噪声分布; z 是从噪声分布中采样得到的向量; $G(z)$ 是生成器将噪声向量 z 映射为数据样本的输出。目标函数的意义是最小化生成器输出的数据分布与真实数据分布之间的距离,并最大化判别器在区分真实数据和生成器生成的数据上的准确率。生成器和判别器在对抗的过程中互相学习,最终达到博弈的纳什均衡点。

2.2 WGAN-GP 基本原理

WGAN(Wasserstein GAN)是一种GAN的变种,它在GAN的基础上做了一些改进,解决了GAN训练中梯度消失和模式崩溃等问题。与GAN不同的是,WGAN的目标是最小化生成数据和真实数据之间的 Wasserstein 距离,而不是最小化KL散度或JS散度。Wasserstein距离是一个比KL散度或JS散度更加稳定的距离度量,它能够更好地反映出两个分布之间的差异。WGAN的目标函数可以表示为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [D(x)] - E_{z \sim p_z(z)} [D(G(z))] \quad (2)$$

WGAN通过引入Wasserstein距离和去除传统GAN中的一些限制,改善了GAN的训练稳定性和生成效果,成为了GAN领域的一个重要研究方向之一。WGAN-GP(Wasserstein GAN with Gradient Penalty)是WGAN的改进版本,通过引入梯度惩罚项(Gradient Penalty)来取代WGAN中使用的权重剪裁方法,这使得网络可以更快地收敛。同时,梯度惩

罚项也可以帮助避免梯度消失或梯度爆炸的问题。WGAN-GP 的目标函数可以表示为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [D(x)] - E_{z \sim p_z} [D(G(z))] + \lambda E_{\hat{x} \sim p_{\hat{x}}} [(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1)^2] \quad (3)$$

相较于 WGAN 的目标函数, WGAN-GP 增加了第三项梯度惩罚项, 其中 λ 是一个超参数; \hat{x} 是真实数据和生成数据之间的线性插值点; $P_{\hat{x}}$ 是其概率分布。总之, WGAN-GP 相对于 WGAN 来说, 能够更稳定、更快速地训练, 同时也可以生成更高质量的图像。

3 CNN-SVM 基本原理

CNN (卷积神经网络) 是一种深度前馈神经网络, 具有权重共享和局部连接等特点。它由卷积层、激活层、池化层和分类层等组成, 其中卷积层的主要作用是通过卷积核与输入特征图的卷积计算来提取特征。卷积过程可以定义为:

$$X_j^l = f(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} \cdot \omega_{ij}^l + b_j^l) \quad (4)$$

式中, M_i 表示第 $l-1$ 层中第 j 个卷积范围; X_i^l 表示第 l 层中第 j 个值; X_i^{l-1} 表示其中的元素; ω_{ij}^l 表示卷积核的权值; b_j^l 表示偏置; $f(\cdot)$ 表示激活函数。

激活层由激活函数构成。激活函数的目的是将原本线性不可分的多维特征变换到另一个空间, 增强这些特征的线性可分性。本文采用的激活函数是 Relu 函数:

$$f(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases} \quad (5)$$

池化层旨在减少神经网络的参数数量, 并通过下采样压缩特征图。最常见的池化方法是最大池化和平均池化, 它们分别计算感知域中的最大值和平均值, 并将其作为输出。最大池化通常更能提供有用的信息, 因为观察不同特征的最大值可以揭示更多有用的特征。最大池化公式如下:

$$P_{ij} = \max_{k \in U_{ij}} a_k \quad (6)$$

式中, P_{ij} 表示最大池化的输出; U_{ij} 表示池化窗口; a_k 表示池化窗口内的元素。

传统的 CNN 分类层由全连接层 (又称线性层) 和 Softmax 分类器组成, 其中全连接层参数量大容易过拟合, 而 Softmax 分类器在多分类问题上性能不如支持向量机 (SVM)。SVM 是一种基于统计学理论的分类型模型, 通过寻找一个超平面将样本点分为两个类别, 由于其良好的分类性能和理论保证,

SVM 可用来替代 CNN 分类层进行特征分类。

4 故障诊断模型

WGAN-GP 与 CNN-SVM 相结合的故障诊断模型的流程图如图 1 所示。

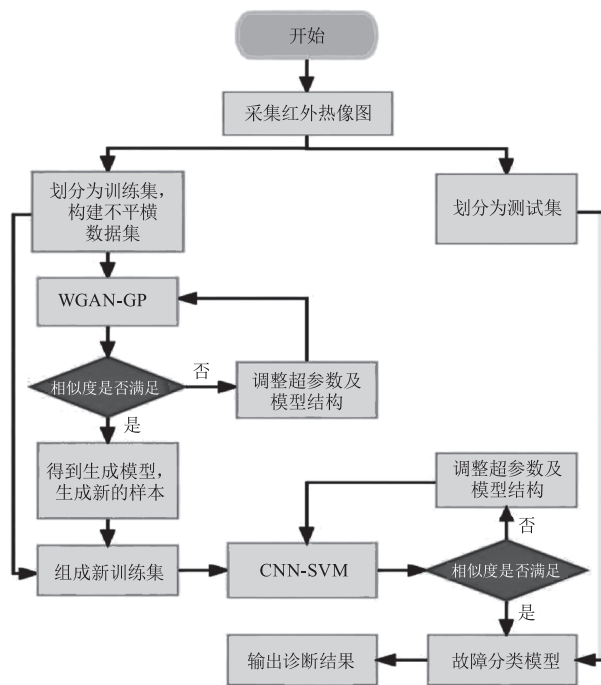


图 1 故障诊断流程

Fig. 1 Fault diagnosis process

首先利用红外热像仪采集滚动轴承的红外热像图, 之后从红外热像图中构建不平衡数据集, 通过采用 WGAN-GP 对不平衡数据扩充以达到数据集平衡, 之后将 CNN-SVM 模型应用于达到平衡后的数据集, 提取样本深度特征完成故障分类。

本文采用 WGAN-GP 模型用于样本生成。生成器将一个 100 维的噪声向量作为输入, 生成一张 $256 \times 256 \times 3$ 的 RGB 图像。判别器接受一张 $256 \times 256 \times 3$ 的 RGB 图像, 并输出一个实数值, 表示输入图像的得分值。生成器和判别器的网络结构如图 2 所示。

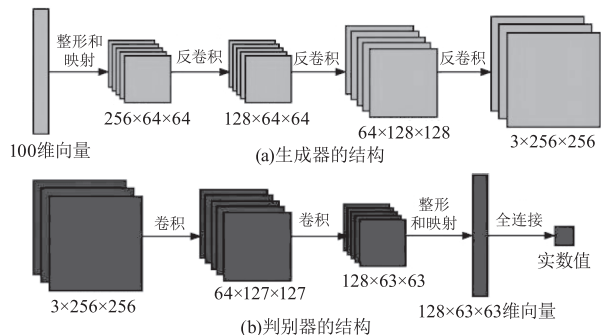


图 2 生成器和判别器的网络结构

Fig. 2 Network structure of Generators and Discriminators

生成器将 100 维的噪声向量输入,输出 $256 \times 64 \times 64$ 维的向量。随后通过 BatchNorm1d 进行批归一化,将其重新整形为 256 通道、 64×64 的张量。接着,经过三个反卷积层,分别将通道数从 256 减半至 128,再减半至 64,最后将通道数减少到 3,生成一张 $256 \times 256 \times 3$ 的 RGB 图像。判别器包含两个卷积层,每个卷积层后都加了 LeakyReLU 激活函数和 Dropout 正则化层,第一层将输入的 RGB 图像从 3 通道变为 64 通道,第二层再将通道数增加到 128,最后经过批归一化层,将输出展开为一维,然后再通过一个全连接层,将其映射为一个实数值作为输入图像的得分。

通过 WGAN-GP 模型令不平衡数据集达到平衡后,将 CNN-SVM 模型用于故障分类。首先使用 CNN 模型提取训练集和测试集的特征向量,并使用训练集的特征向量来训练 SVM 分类器,然后使用 SVM 分类器对测试集的特征向量进行分类,输出故障诊断结果,完成滚动轴承故障红外诊断。

5 实验与结果分析

5.1 实验设置

实验所获取的温度信号来自图 3 所示的自制滚动轴承故障实验台。实验台包括伺服电机及其控制器、联轴器、支撑轴承、圆盘与轴、故障轴承以及红外热像图采集系统,其中红外热像图采集系统包括计算机和红外热像仪。本实验所采用的滚动轴承的基本信息如表 1 所示;红外热像仪的相应参数如表 2 所示。

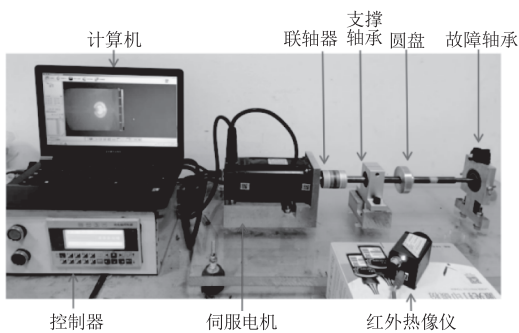


图 3 滚动轴承故障实验台
Fig. 3 Rolling bearing fault test bench

在本实验中共有九种滚动轴承故障状况,包括:轴承内圈有 0.5 mm 宽缺陷 (IN0.5),轴承内圈有 1.0 mm 宽缺陷 (IN1.0),轴承内圈有 1.5 mm 宽缺陷 (IN1.5),轴承外圈有 0.5 mm 宽缺陷 (OU0.5),

轴承外圈有 1.0 mm 宽缺陷 (OU1.0),轴承外圈有 1.5 mm 宽缺陷 (OU1.5),轴承保持架损坏 (CD),轴承滚动体缺陷 (BD) 以及健康轴承 (HE)。滚动轴承故障的详细情况如图 4 所示。

表 1 轴承基本信息

Tab. 1 Basic information of bearing

基本信息	值
型号	S6205-2RSR
系列	D 深沟球轴承
内径/mm	25
外径/mm	52
厚度/mm	15

表 2 红外热像仪的基本参数

Tab. 2 Configuration parameters of the thermal camera

基本参数	值
型号	AX5
分辨率	320×256
帧频/($f \cdot s^{-1}$)	60
温度测量范围/ $^{\circ}C$	$-40 \sim 160$
环境温度/ $^{\circ}C$	24.5
调色板	High contrast iron red
辐射率	1.000
透射率	1.000

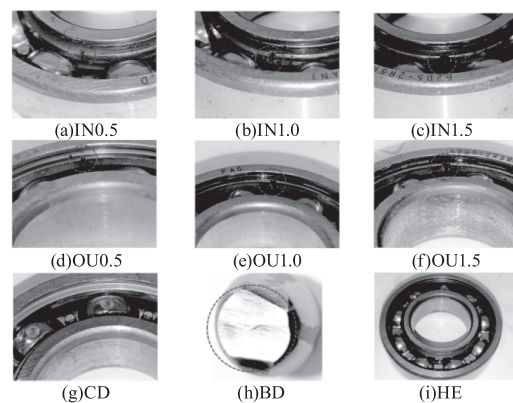


图 4 轴承故障状况

Fig. 4 Bearing failure condition

实验步骤如下:首先将室内温度初始化为环境温度,之后从九种故障状况的轴承中选择一种进行实验,启动电机令其以 420 mm/s 的恒定转速运行,通过红外热像仪观察滚动轴承周围的最高温度,当最高温度相对稳定时开始红外热像图采集,一分钟后结束采集。之后将实验台冷却至环境温度,再对

另一种故障状况的轴承重复上述步骤,直到实验结束。最后用采集到的红外热像图按照表3所示构建数据集。

表3 九类数据集信息

Tab. 3 Nine types of dataset information

类别	故障位置	训练样本数量	测试样本数量
0	CD	100	25
1	BD	100	25
2	HE	100	25
3	IN0.5	100	25
4	IN1.0	100	25
5	IN1.5	100 </td <td>25</td>	25
6	OU0.5	100	25
7	OU1.0	100	25
8	OU1.5	100	25

5.2 WGAN-GP 数据生成结果分析

本文将除健康轴承外的八类数据集训练样本的数量缩减到原始规模的十分之一,得到不平衡数据集,将其命名为 Origin,并在此不平衡数据集的基础上使用生成模型来生成图像。图5给出了真实样本图像和利用 WGAN-GP 模型生成的图像,可以看出生成样本不是对原始样本的简单复制,生成样本中的特征与真实样本的特征具有相似分布,表明生成对抗网络学习到了真实数据的分布,这可以提高故障诊断模型的鲁棒性,增强分类模型的泛化能力。

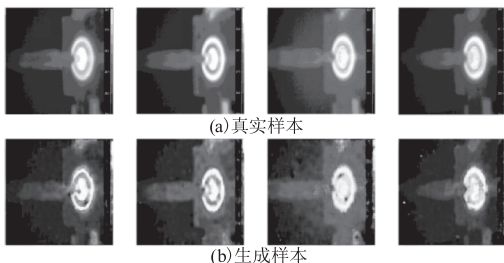


图5 真实样本与生成样本对比

Fig. 5 Comparison between real samples and generated samples

由于生成图像的质量很大程度上影响后续故障识别的准确性,因此需要一些评价指标来衡量生成模型的图像生成效果。其中,一种广泛应用的评价指标是 FID (Fréchet Inception Distance) 指标。FID 指标是由 Martin Heusel 等人^[10]在 2017 年提出的,它通过计算两个数据集之间的 Fréchet 距离来衡量生成图像与真实图像之间的差距。

FID 指标首先使用一个预训练的分类器模型(通常是 Inception V3 模型)来提取真实图像集和生成图像集的特征向量,然后计算这些特征向量之间

的 Fréchet 距离。Fréchet 距离考虑了两个数据集之间的概率分布差异,因此它可以衡量生成图像与真实图像之间的相似度,FID 指标的值越小,说明生成的图像越接近真实图像,因此 FID 指标被广泛用于评估 GAN 的生成效果。以保持架损坏的滚动轴承故障数据为例,用 WGAN-GP 生成的图像与用原始 GAN、WGAN 生成的图像进行 FID 值对比,图6显示了随着迭代次数的增加,三者 FID 值的变化情况。

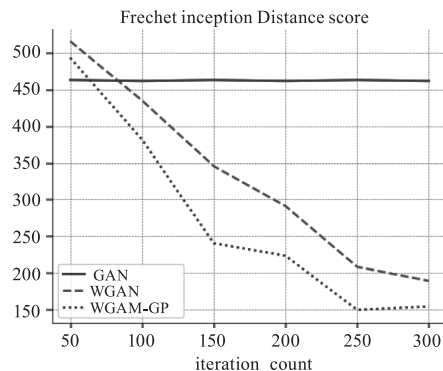


图6 FID 值变化情况

Fig. 6 Changes in FID values

图6 横坐标代表迭代次数,纵坐标代表 FID 值。可以看出,因为没有使用 Wasserstein 距离替代 JS 距离,原始 GAN 可能出现了梯度消失的问题,无法模拟真实图像数据的分布。另外也可发现相较于 WGAN, WGAN-GP 网络的收敛速度更快,生成效率更高,生成图像与真实图像的相似度也更高。图7给出了在迭代 300 次的情况下,用 WGAN 与 WGAN-GP 在八类滚动轴承数据集上生成样本所得到的 FID 值。

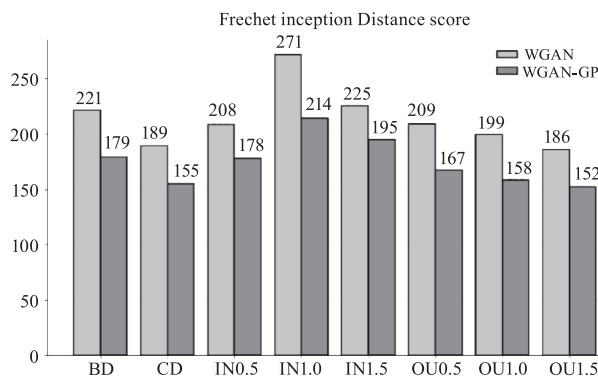


图7 八类数据集上的 FID 值

Fig. 7 FID values on eight types of datasets

上图横坐标代表各类数据集,纵坐标代表 FID 值。图7也展示出 WGAN-GP 模型生成的样本与真实样本有更好的相似性,其分布更接近真实样本的分布。

5.3 CNN-SVM 故障分类结果分析

使用 WGAN-GP 模型扩充不平衡数据集 Origin, 得到平衡数据集 WGAN-GP_data, 之后用 CNN-SVM 模型在此数据集上进行故障识别。CNN 模型经过一次训练后, SVM 对其所提特征进行分类, 分类精确度高达 92%, 其混淆矩阵如图 8 所示, 可以看到除 BD 故障、OU0.5 故障和 OU1.0 故障以外, 其他故障类型的诊断结果均是 100%。CNN 模型经过两次训练后, SVM 分类精确度达到 100%。

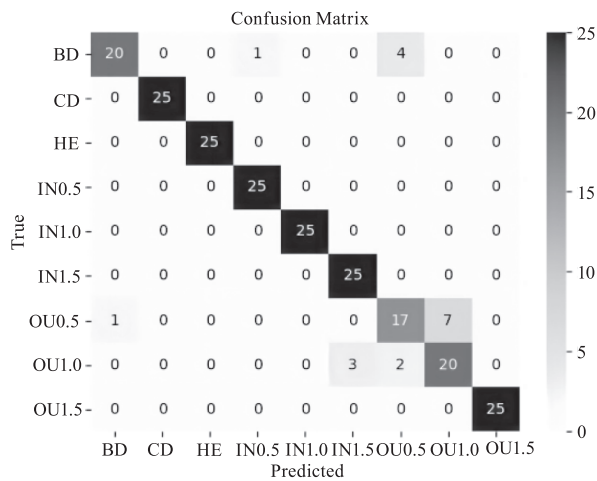


图 8 混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix

为了进行对照试验, 使用 WGAN 模型扩充不平衡数据集 Origin, 得到平衡数据集 WGAN_data, 并使用支持向量机 (SVM)、偏最小二乘判别分析法 (PLS-DA)、极限学习机 (ELM) 和卷积神经网络 (CNN) 分别对数据集 WGAN-GP_data、WGAN_data 和 Origin 进行故障分类, 分类结果如图 9 所示, 其中横坐标代表分类精确度, 纵坐标代表各类数据集。

由图 9 可知, 在 WGAN-GP_data 数据集下所有的故障分类器都具有最高的分类准确率, 且相较于不平衡数据集 Origin, 无论使用何种生成模型扩充数据集, 故障分类精确度都明显地提高了, 其中 CNN-SVM 与 SVM 的分类精确度最高, 均为 100%, 高于其他故障分类模型。为了进一步证明 CNN-SVM 模型的优越性, 分别统计了生成样本耗时与各模型的故障分类耗时。实验电脑系统为 WINDOWS10, CPU 为 11th Gen Intel (R) Core (TM) i5 - 11260H @ 2.60GHZ 2.61 GHz, RAM 为 16GB, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3050 Laptop GPU, 编程软件为 python3.7 版本, 深度学习框架为 pytorch。故障

诊断耗时如表 4 所示, 单位为 s。

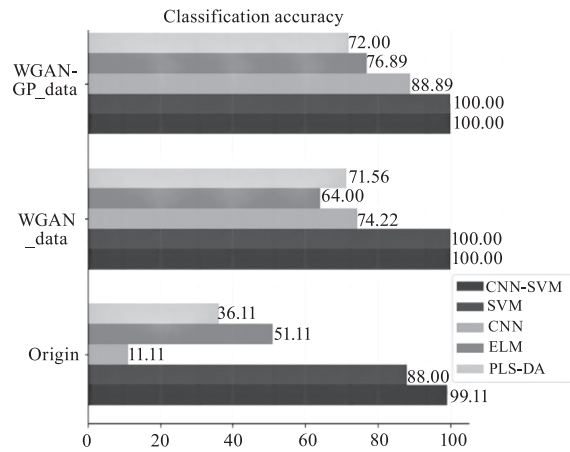


图 9 不同故障分类模型的分类精确度

Fig. 9 Classification accuracy

表 4 不同故障诊断模型的耗时

Tab. 4 Time consumption of fault diagnosis models

故障诊断模型	生成样本耗时/s	故障分类耗时/s	故障诊断总耗时/s
WGAN-GP + CNN-SVM	1098.74	92.88	1191.62
WGAN-GP + CNN	1098.74	383	1481.74
WGAN-GP + SVM	1098.74	111.76	1210.5
WGAN-GP + PLS-DA	1098.74	1619.59	2718.33
WGAN-GP + ELM	1098.74	3.96	1102.7

由表 4 可以看出, 虽然 ELM 模型的分类速度更快, 但其分类效果较差, 综合来看其故障分类效果远弱于 CNN-SVM。SVM 虽也可达到 100% 的分类效果, 但其耗时多于 CNN-SVM, 因为相较于 SVM, CNN-SVM 将 CNN 高效提取特征的能力与 SVM 快速进行特征分类的能力相结合, 可以更快地得到故障分类结果, 用时减少了 16.89%。

以上结果证明, 在 WGAN-GP 模型扩充不平衡数据集的情况下, 用 CNN-SVM 模型对数据集进行故障分类的效果极佳, 不仅准确率可达百分之百, 且用时极短, 展现了 WGAN-GP 与 CNN-SVM 相结合的模型强大的故障诊断能力。

6 结论

本文提出一种不平衡数据集下结合 WGAN-GP 与 CNN-SVM 的滚动轴承故障红外诊断方法。通过采用 WGAN-GP 对红外图像不平衡数据扩充以达到数据集均衡, 之后将 CNN-SVM 模型应用于数据集, 提取样本深度特征完成故障分类。实验结果表明:

1) 基于 WGAN-GP 的图像生成模型在扩充红外图像不平衡数据方面有着较好的效果,相较于 GAN 和 WGAN, WGAN-GP 可以生成与原始图像更相似的样本,且生成效率更高。

2) 基于 CNN-SVM 的故障分类模型相较于 CNN、SVM、ELM 等传统分类模型,能够兼顾分类精确度与速度,综合效果更强。

3) 本文所采用的 WGAN-GP 与 CNN-SVM 相结合的模型在不平衡数据集下有着良好的故障诊断能力,有助于解决实际工程应用中因数据集不平衡而难以进行故障诊断的问题。

虽然本文所建立的模型在数据集不平衡的滚动轴承故障诊断问题上取得了不错的效果,但是由于本文所提出的方法仅能用于滚动轴承达到稳定状态后发生故障的情况,因此该模型的泛化能力还有待提高,未来还需进一步加强模型的泛化能力。

参考文献:

- [1] Chen Heng. Current status and prospects of infrared diagnostic technology in China [J]. *Laser & Infrared*, 1998, 28(5): 292 - 296. (in Chinese)
陈衡. 我国红外诊断技术的现状与展望 [J]. *激光与红外*, 1998, 28(5): 292 - 296.
- [2] Chen Peng. Overview of fault diagnosis method for rolling bearings based on vibration signals [J]. *Bearings*, 2022, 511(6): 1 - 6. (in Chinese)
陈鹏. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法综述 [J]. *轴承*, 2022, 511(6): 1 - 6.
- [3] Lü Shigui, Liu Xueye. Development and research status of infrared thermal imaging detection technology [J]. *Infrared Technology*, 2018, 40(3): 214 - 219. (in Chinese)
吕事桂, 刘学业. 红外热像检测技术的发展和研究现状 [J]. *红外技术*, 2018, 40(3): 214 - 219.
- [4] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep Learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436 - 444.
- [5] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks [J]. *Communications of the ACM*, 2020, 63(11).
- [6] Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein GAN [J]. *Stat*, 2017, 1050(26).
- [7] Xue Zhenze, Man Junfeng, Peng Cheng. Research on bearing fault diagnosis based on WGAN and GAPCNN under data imbalance [J]. *Computer Application Research*, 2020, 37(12): 3681 - 3685. (in Chinese)
薛振泽, 满君丰, 彭成. 数据失衡下基于 WGAN 和 GAPCNN 的轴承故障诊断研究 [J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(12): 3681 - 3685.
- [8] Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of wasserstein gans [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30.
- [9] 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. (in Chinese)
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.
- [10] Heusel M, Ramsauer H, Unterthiner T, et al. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30.