



中国机械工程
China Mechanical Engineering(中国机械工程)
ISSN 1004-132X,CN 42-1294/TH

《中国机械工程》网络首发论文

题目： 负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断研究
作者： 何强, 唐向红, 李传江, 陆见光, 陈家兑
网络首发日期： 2020-10-13
引用格式： 何强, 唐向红, 李传江, 陆见光, 陈家兑. 负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断研究. 中国机械工程.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20201012.1926.003.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

负载不平衡下小样本数据的轴承故障诊断研究

何 强¹ 唐向红^{1,2,3*} 李传江² 陆见光^{1,2,3} 陈家兑¹

(1. 贵州大学现代制造技术教育重点实验室, 贵州 贵阳 550025; 2. 贵州大学机械工程学院, 贵州 贵阳 550025; 3. 贵州大学公共大数据国家重点实验室, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 针对轴承振动信号易受负载不平衡干扰以及轴承故障样本量少的问题, 提出了一种基于梯度惩罚 Wasserstein 距离生成对抗网络 (Gradient penalty Wasserstein generative adversarial network, WGAN-GP) 和自注意力卷积神经网络 (Convolutional neural network with self-attention mechanism, SeCNN) 的轴承故障诊断方法。首先对轴承振动信号进行短时傅里叶变换, 得到易于 WGAN-GP 处理的时频谱样本, 分为训练集、验证集、测试集; 然后将训练集输入到 WGAN-GP 中进行对抗训练, 生成与训练样本分布相似的新样本, 并添加到训练集中以扩充训练集; 最后, 将扩充后的训练集输入到 SeCNN 中进行学习, 并将训练好的模型应用于测试集, 输出故障识别结果。对 CUT-2 平台负载不平衡轴承数据集进行分析, 实验结果表明, 所提方法能够准确有效的对轴承故障进行分类。

关键词: 轴承故障诊断; 负载不平衡; 小样本; 短时傅里叶变换; WGAN-GP; SeCNN

Research on bearing Fault diagnosis method based on small sample data under unbalanced load

HE Qiang¹ TANG Xianghong^{1,2,3*} LI Chuanjiang² LU Jianguang^{1,2,3} CHEN Jiadui¹

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China; 2. School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China; 3. State Key Laboratory of Public Big Data, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Aiming at the problem that the bearing vibration signal was easily disturbed by load imbalance and the small number of bearing fault samples, a bearing fault diagnosis method based on gradient penalty Wasserstein generative adversarial network (WGAN-GP) and Convolutional neural network with self-attention mechanism (SeCNN) was proposed. Firstly, the bearing vibration signal was processed by short-time Fourier transform to get the time-spectrum samples that were easy to be processed by WGAN-GP, which were divided into training set, validation set and test set. Then inputted the training set into WGAN-GP for adversarial training, generated new samples with similar distribution to the training samples, and added to the training set to expand the training set. Finally, the expanded training set was input into SeCNN for learning, and the trained model was applied to the test set and outputted the fault recognition results of test set. The analysis of the CUT-2 platform load unbalanced bearing data, the experimental results show that the proposed method can accurately and effectively classify the bearing faults.

Key words: bearing fault diagnosis; load imbalance; small sample; short-time Fourier transform; WGAN-GP; SeCNN

0 前言

在工业生产中, 机械传动设备的安全运行是工业生产过程中的核心要求, 设备故障可能会导致严重的经济损失乃至灾难性事故。轴承作为机械传动装置必不可少的零件, 因此有必要对其进行监测与诊断。

轴承恶劣的工作环境, 例如负载不平衡、变负载、变转速, 对轴承可靠性诊断提出了挑战。负载不平衡在轴承旋转时会产生一个与转速同频

的不平衡激励力, 从而引起轴承的不平衡振动, 因此从负载不平衡轴承上测得的振动信号具有非平稳性特点^[1], 很难从中提取到有效特征用于故障诊断。短时傅里叶变换 (Short-time Fourier transform, STFT) 作为时频分析方法的一种, 其能够有效处理非平稳信号。目前短时傅里叶变换在机械故障诊断中已得到了广泛的应用。例如, 文献[2]中利用 LAMSTAR 神经网络对经过短时傅里叶变换预处理的传感器信号进行分类, 实现了

各种工况下轴承故障精确诊断；王丽华等^[3]提出了一种基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的故障诊断方法，成功应用于异步电动机的故障诊断。由于轴承工作环境以及数据采集设备等原因，实际上采集到的轴承工作数据是有限的。同时，由于轴承大多数时候都处于正常运行状态，导致了其故障样本更为稀少。上述方法虽然实现了机械设备故障的精确诊断，但是训练数据对基于深度学习的故障诊断方法有着较大影响，在小样本、数据不平衡等情况下，其性能将会出现严重下降^{[4][5]}。

2014 年，Goodfellow 等^[6]提出了生成对抗网络（Generative adversarial network, GAN），其在图像生成方面具有显著的能力。针对机械设备故障故障样本量少、数据不平衡等问题，生成对抗网络被引入到故障诊断领域。例如，文献[4]提出了一种结合 GAN 和堆叠自动编码器（Stacked denoising auto encoder, SDAE）相结合的齿轮箱故障诊断方法，其在小样本情况下依然具有较好的诊断效果；文献[7]提出一种基于 GAN 的往复机械故障诊断方法，其在数据极端失衡情况下依然有效；文献[8]提出了一种小样本条件下基于 GAN 的旋转机械故障诊断方法。以上方法虽然在故障样本生成方面具有一定的贡献，但依然缺乏以下两点考虑：其一，大多数基于 GAN 的故障诊断方法单单针对时域信号或者频域信号，不能良好的利用振动信号的频域信息与时域信息；其二，GAN 及其变种都是建立在图像处理领域上的，基于一维信号的 GAN 故障诊断方法不能充分发挥出其图像生成能力。

针对以上问题，本文将 STFT 与梯度惩罚 Wasserstein 距离生成对抗网络（WGAN-GP）相结合，通过 STFT 构建轴承振动信号的时频谱图，在充分利用振动信号时域信息与频域信息的同时更好的发挥 WGAN-GP 的图像生成能力。此外，构建自注意力卷积神经网络（SeCNN）能够进一步提升模型对不平衡负载的抗干扰能力。通过对 CUT-2 实验平台两种负载不平衡轴承数据集进行分析，实验结果表明该方法具有良好的鲁棒性和泛化能力，且在小样本条件下具有较好的故障诊断性能。

1. 短时傅里叶变换、生成对抗网络以及自注意力模块

1.1 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换（STFT）是一种针对突变、非平稳信号的时频分析方法。通过 STFT 能够将一维的振动信号转变为具有包含时域、频域信息的二维矩阵。其基本思想是将时域信号加具有固

定长度的滑动窗，并对窗内的信号做傅里叶变换，得到窗长度这一时间段内的局部频谱。随着窗口在信号上的平移，最终可以得到每一时间段上频谱的集合。STFT 的一般数学表达式为：

$$STFT_f(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t - \tau)e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

式中： $g(t - \tau)$ 为 τ 时刻的滑动窗， $f(t)$ 为时域信号。

1.2 生成对抗网络

生成对抗网络（GAN）主要有两个模块组成，即生成器 G 与鉴别器 D 。生成器主要职能是接收已知分布的随机噪声 z ，并尽力输出与真实样本分布一致的假样本 $G(z)$ ；鉴别器主要职能是接受混合有真实样本与假样本的数据集，并尽力从中辨别出真实样本与假样本。生成器与鉴别器通过不断的博弈学习提高各自拟合真实样本的能力与鉴别真假样本的能力。生成器与鉴别器在交替训练中达到纳什均衡，其一般数学表达式为：

$$\min_G \max_D L(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log(D(x))] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (2)$$

由于 JS 散度导致了 GAN 训练不稳定、模式崩塌等问题，Wasserstein 距离生成对抗网络（Wasserstein generative adversarial net, WGAN）^[9]为解决以上问题引入了一种新的分布度量距离：Wasserstein Distance，也叫做 EM 距离。其定义为：

$$W(p, q) = \inf_{r \sim \prod(p, q)} E_{(x, y) \sim r} [\|x - y\|] \quad (3)$$

式中： $\prod(p, q)$ 为分布 p, q 联合分布， (x, y) 采样自联合分布 r ， $E_{(x, y) \sim r} [\|x - y\|]$ 为距离 $\|x - y\|$ 的期望， $\inf\{\cdot\}$ 为集合的下确界， $W(p, q)$ 为分布 p, q 的 Wasserstein 距离。

WGAN 从理论层面上分析了 GAN 训练不稳定的原因，并有效的解决了其问题。但是 WGAN 权重裁剪的实现方式仍然存在两个问题：其一，网络的权重大部分都集中在两端，这使得神经网络的学习变成了简单的函数映射；其二，对网络权重的强制裁剪容易造成梯度消失或者是梯度爆炸。为解决以上问题，WGAN-GP^[10]被提了出来，其采用增加梯度惩罚项的方式来迫使判别器满足 1-Lipschitz 函数的连续性约束条件。同时，将梯度值约束在 1 周围时网络的效果会更好，梯度惩罚项的定义为：

$$GP = E_{\hat{x} \sim P_{\hat{x}}} \left[\left(\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2 - 1 \right)^2 \right] \quad (4)$$

式中： GP 为梯度惩罚项， $P_{\hat{x}}$ 为 \hat{x} 的分布， $\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})$ 为判别器梯度。WGAN-GP 相对于 WGAN 来说，其收敛速度更快，生成样本质量更好。

1.3 自注意力模块

最近几年, 自注意力机制在人工智能领域逐渐变得流行, 并已成功应用于多个领域, 包括语音识别^[11], 图像处理^{[12][13]}等。将自注意力机制引入到轴承故障诊断领域有助于进一步提高故障诊断效率。自注意力机制的实现参考文献[14]中的 SE (Squeeze-and-Excitation) 模块。由于本文自注意力模块是在网络的全连接层后实现的, 因此不需要额外的全局平均池化操作 (Squeeze)。此外, 在 Excitation 操作中多加入一层全连接层以进一步加强自注意力机制对故障特征的非线性拟合能力。自注意力模块实现如图 1 所示。

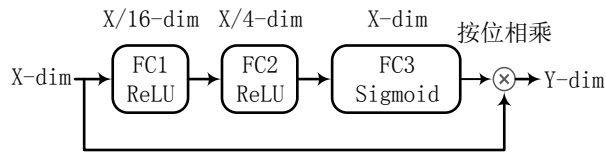


图 1 自注意力模块示意图

Fig.1 Schematic diagram of self-attention module

自注意力模块一共有 FC1、FC2、FC3 三个全连接层, 两个 ReLU 激活函数和一个 Sigmoid 激活函数。第一个全连接层首先将特征维度降到输入特征维度 (X-dim) 的 1/16, 第二个全连接层将特征维度增加到 X/4, 然后分别使用 ReLU 激活函数; 第三个全连接层将特征维度恢复到 X, 也就是输入特征维度。通过这样的设计可以增加自注意力模块对振动信号中复杂故障特征的非线性拟合能力。此外通过全连接层以及 ReLU 激活函数这样的结构其参数量、计算量都是极小的。然后使用 Sigmoid 激活函数对第三个全连接层的输出进行激活, 这样就得到了区间在 [0,1] 上的权重值。最后将权重值与输入特征的元素按位相乘就实现了自注意力模块。

2 基于 WGAN-GP 和 SeCNN 的轴承故障诊断方法

针对轴承振动信号易受负载不平衡干扰, 故障样本数量少等问题, 提出基于 WGAN-GP 和 SeCNN 的故障诊断方法, 诊断过程如下: 首先对轴承振动信号进行短时傅里叶变换, 得到信号的时频谱图, 分为训练集、验证集、测试集; 然后将训练集输入到 WGAN-GP 中进行对抗训练, 直至网络收敛, 从生成器中生成与训练样本分布相似的新样本, 将新样本添加到训练集中以扩充训练集; 最后, 将扩充后的训练集输入到 SeCNN 中进行训练, 并将训练好的模型应用于测试集, 输出故障识别结果。诊断流程如图 2 所示。

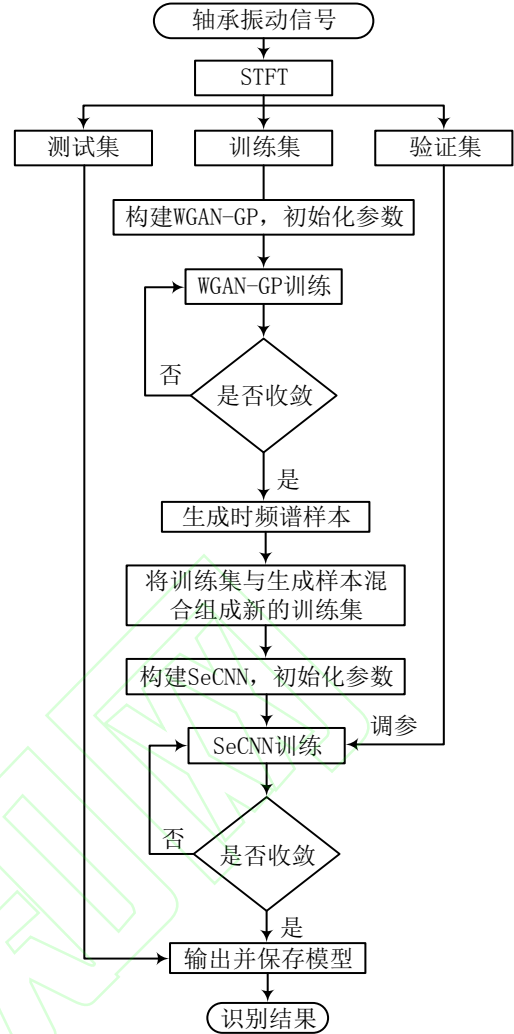


图 2 基于 WGAN-GP 和 SeCNN 的轴承故障诊断流程图
Fig.2 Flow chart of bearing fault diagnosis based on WGAN-GP and SeCNN

2.1 使用 WGAN-GP 生成时频谱样本

针对实际工业中收集足够的轴承故障数据是比较困难的问题, 将少数样本的时频谱作为 WGAN-GP 的真实样本, 训练 WGAN-GP 并生成与真实样本分布相似的时频谱样本。基于 WGAN-GP 模型生成的高质量时频谱样本能够进一步的丰富原始数据集、提高诊断模型的鲁棒性, 从而有助于实现轴承故障的精确诊断。WGAN-GP 模型结构示意图如图 3 所示。

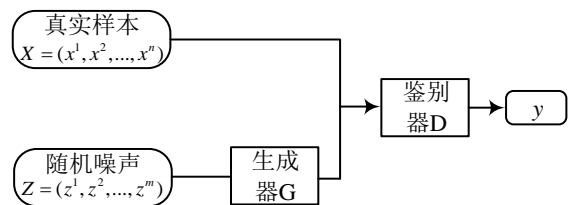


图 3 WGAN-GP 示意图

Fig.3 Schematic diagram of WGAN-GP

生成器的输入为随机噪声 z , 其采样自区间为 $[-1,1]$ 上的均匀分布; 生成器的输出为合成样本 $G(z)$, 其分布与真实样本 X 分布相似。鉴别器的输入为真实样本 X 或者合成样本 $G(z)$, 输出为线

性函数值 y 。因为卷积运算已被证明其在特征提取上的能力,所以本文模型 WGAN-GP 的鉴别器和生成器主要由卷积与转置卷积构成。生成器与鉴别器网络详细结构图如图 4 所示。

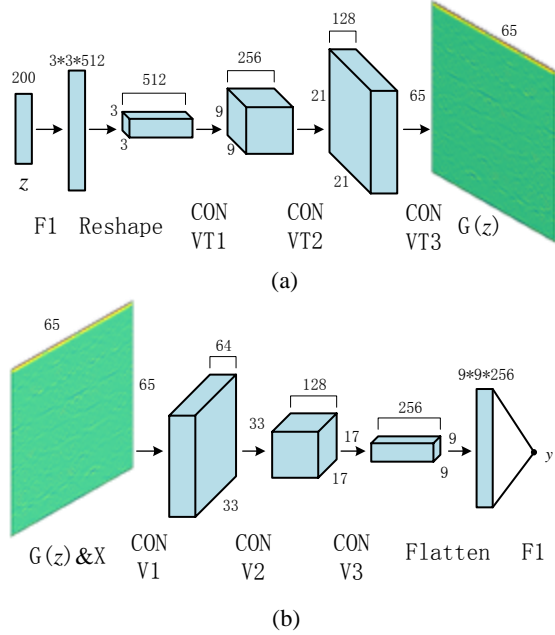


图 4 生成器(a)与鉴别器(b)详细结构图

Fig.4 Detailed structure diagram of generator (a) and discriminator (b)

在生成器 G 中其输入为符合均匀分布的随机噪声 z , 噪声维度为 200, 其先经过全连接层 F1 扩维, 然后将数据重组为三维张量并使用 LeakyReLU^[15] 激活函数, 最后通过三层转置卷积操作生成大小为 (65,65,1) 的张量, 也就是生成的时频谱样本, 其中前两层转置卷积均采用批量归一化。第一层转置卷积卷积核个数为 256 个, 大小为 3, 步长为 3, LeakyReLU 作为激活函数; 第二层转置卷积卷积核个数为 128 个, 大小为 5, 步长为 2, LeakyReLU 作为激活函数; 第三层转置卷积卷积核个数为 1, 大小为 5, 步长为 3, 使用 Tanh 激活函数。

在鉴别器 D 中, 一共 3 个卷积层, 卷积核大小均为 4, 步长均为 2, 卷积核个数分别为 64, 128, 256, 均将 LeakyReLU 作为激活函数; 最后一层为全连接层, 节点个数为 1, 不使用激活函数。

在训练 WGAN-GP 时可以用鉴别器的 loss 来指示模型训练进度, 鉴别器的 loss 越趋向于收敛就代表模型训练的越好, 生成的样本的质量越高。鉴别器的 loss 定义如下:

$$\max_{\theta} L(G, D) = E_{x_r \sim p_r} [D(x_r)] - E_{x_f \sim p_g} [D(x_f)] - \lambda E_{x \sim p_x} [\|\nabla_x D(x)\|_2 - 1]^2 \quad (5)$$

式中: $L(G, D)$ 为鉴别器 loss;

$E_{x_r \sim p_r} [D(x_r)] - E_{x_f \sim p_g} [D(x_f)]$ 为 EM 距离;

$\lambda E_{x \sim p_x} [\|\nabla_x D(x)\|_2 - 1]^2$ 为 GP 惩罚项。在 WGAN-GP 训练中, 基于上述损失函数, 迭代更新模型参数。采用 Adam^[16] 优化器, 鉴别器学习率为 0.0001, 生成器学习率为 0.0002, 两者交替训练直至鉴别器 loss 收敛。

2.2 基于自注意力机制的卷积神经网络

本文所提出的基于自注意力机制的卷积神经网络 (SeCNN) 旨在降低不平衡负载对数据的影响、提高模型的轴承故障特征提取能力, 进而实现轴承故障抗干扰诊断。SeCNN 的输入为混合了真实时频谱样本和生成时频谱样本训练集, 通过验证集识别准确率指示 SeCNN 模型的训练进度, 最后将训练好的 SeCNN 模型用于测试集识别, 并输出识别结果。本文所提出的 SeCNN 模型主要由最大池化层、卷积层以及自注意力模块组成, SeCNN 结构图如图 5 所示。

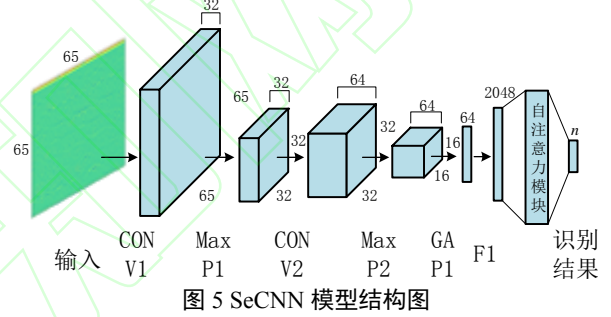


Fig.5 SeCNN model structure diagram

在 SeCNN 卷积层 CONV1 和 CONV2 的卷积核大小均为 3, 步长均为 1, 卷积核个数分别为 32, 64, 使用 ReLU 激活函数; 池化层 MaxP1 和 MaxP2 的窗口大小均为 2, 步长均为 2; GAP1 为全局平均池化层; F1 为全连接层, 节点数为 2048; 输出层节点数为输入样本的类别数 n , 采用 Softmax 激活函数。

3 实验与结果分析

为了验证本文所提方法的有效性, 针对轴承实测的振动信号, 分析该方法在轴承负载不平衡和小样本情况下的鲁棒性和泛化能力。

3.1 数据集描述

轴承实验数据来源于 CUT-2 轴承实验平台, 平台如图 6 所示。实验轴承型号为 6900ZZ, 使用电火花加工技术在轴承外圈, 滚珠, 内圈加工直径为 0.2mm 和 0.3mm 的故障, 单点故障以及复合故障如图 7 所示。使用加速度传感器采集轴承振动信号, 采样频率 10k, 轴承转速 3000r/min。轴承不平衡负载的构建分为两种: 第一种为加装负载在负载盘上单点连续分布, 第二种为加装负载在负载盘上半盘均匀分布。每种轴承负载不平衡条件下采集了 12 类故障, 其中包含单点故障以及复合故障。每类故障采集 200 个样本, 样本长

度为 1024，按照 2:1:1 把数据集分为训练集、验证集和测试集，具体的数据集信息如表 1 所示。同时设定短时傅里叶变换的窗函数长度为 128，窗函数重叠点数为 112，每个样本对应生成的时频谱图尺寸为 65×65 。

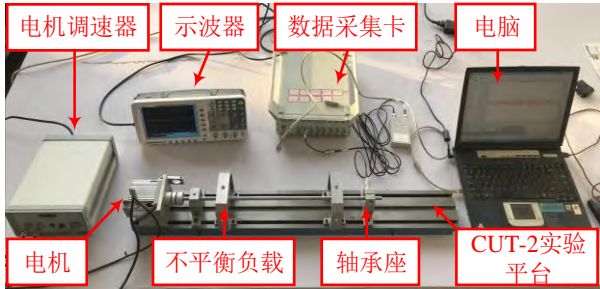


图 6 CUT-2 轴承实验平台

Fig.6 CUT-2 bearing test platform



图 7 轴承故障的位置：外圈故障(a)；内圈故障(b)；球体故障(c)；复合故障(d)

Fig.7 The location of the bearing faults: outer race fault (a), inner race fault (b), ball fault (c), combination of parts (d)

表 1 CUT-2 平台轴承数据集

Table 1. The bearing data of CUT-2 platform

复合故障位置及直径			训	测	验	类别 标签
外圈	内圈	球体	练	试	证	
故障	故障	故障	集	集	集	
直径	直径	直径	大	大	大	
/mm	/mm	/mm	小	小	小	
无	0.2	无	100	50	50	0
无	0.3	无	100	50	50	1
0.2	无	无	100	50	50	2
0.3	无	无	100	50	50	3
无	无	0.2	100	50	50	4
无	无	0.3	100	50	50	5
0.2	0.2	无	100	50	50	6
0.3	0.2	无	100	50	50	7
无	0.2	0.2	100	50	50	8
无	0.3	0.2	100	50	50	9
0.2	无	0.2	100	50	50	10
0.2	无	0.3	100	50	50	11

3.2 WGAN-GP 模型训练及数据生成

使用第一种负载不平衡轴承数据训练集对本文所提出的 WGAN-GP 模型进行训练。训练轮数设为 2000，模型批处理样本数目为 10，每类故障生成的时频谱样本数量预设定 100 个，训练集做区间为[-1,1]的归一化处理。基于深度学习框架 Tensorflow 进行模型的搭建与训练，记录鉴别器

loss 并获得合成样本，实验结果如图 8 所示。

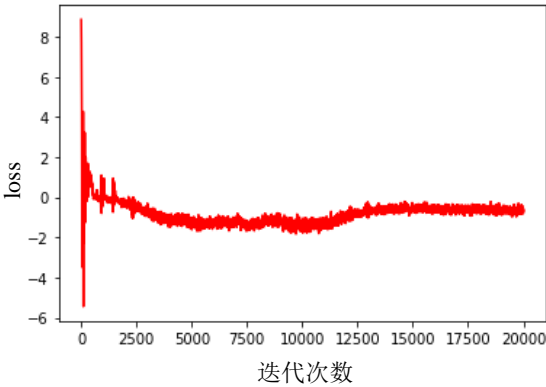


图 8 鉴别器 loss 变化曲线

Fig.8 Loss variation curve of discriminator

由图 8 可以看出，最初鉴别器 loss 由大幅震荡迅速趋向于收敛但随后又出现小幅震荡，说明此时模型正处于学习阶段，并没有找到最优解方向。经过 15000 次迭代后，鉴别器 loss 小幅波动并趋向于平稳，说明此时 WGAN-GP 已经得到了很好的训练，生成器合成的时频谱样本分布已经很接近故障样本分布。待模型训练完毕后，从生成器获得合成的时频谱样本。图 9 展示了传感器获取的部分故障的真实样本及其时频谱图 and 对应生成器合成的时频谱样本。从图 9 可以看出合成的时频谱图与真实时频谱图之间很相似但又不完全相同，这说明模型在有效学习到故障特征的同时，又保证了合成样本的高质量、多样性。

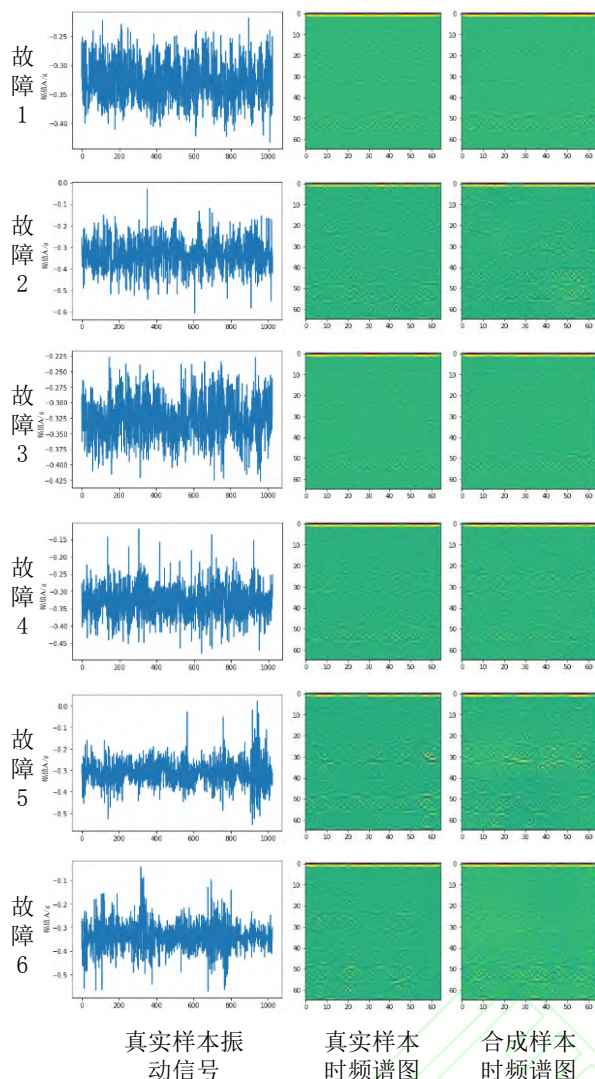


图9 真实样本及其时频谱图与合成样本时频谱图

Fig.9 Real sample and its time-frequency spectrum and composite sample time-frequency spectrum

3.3 SeCNN 模型训练及合成样本质量评估

所提出基于自注意力机制的卷积神经网络 (SeCNN) 采用 Adam 优化器更新模型参数, 学习率设置为 0.001, 训练轮数设置为 100, 批处理样本数目为 10。虽然训练轮数设置为 100, 但是本文在 SeCNN 的训练过程中引入了 Early-Stopping 机制, 在一定训练轮数内, 如果模型的验证集的准确率没有提升, 则停止训练并保存模型参数。训练集准确率及验证集准确率变化曲线如图 10 所示。由图 10 可以看出, 模型在第 59 轮时就达到了停止条件, 训练集准确率与验证集准确率趋向于重合, 这说明模型被训练良好, 且没有出现拟合现象。

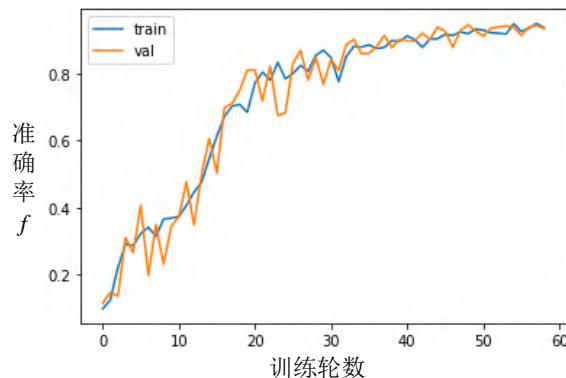


图 10 训练集及验证集准确率变化曲线

Fig.10 Accuracy change curve of training set and verification set

为了进一步评估合成样本的质量以及合成样本数量对 SeCNN 模型学习的影响, 每类故障分别生成样本数量 100、200、500、1000, 将生成的样本与初始训练集混合组成新的训练集输入到 SeCNN 中, 并将训练好的 SeCNN 模型应用于测试集。为了避免实验结果的受到随机因素的影响, 每次测试均进行 10 次重复性实验, 计算出模型的平均准确率及其标准差, 实验结果如表 2 所示。在表 2 中, 实验方法 SeCNN 表示没有向训练集中添加合成样本, SeCNN_100、SeCNN_200、SeCNN_500、SeCNN_1000 表示向训练集每类故障分别添加 100、200、500、1000 个合成样本。

表 2 生成不同样本的数量对模型 SeCNN 的影响

Tab.2 The influence of the number of different samples

generated on the model SeCNN		
实验方法	平均准确率	准确率标准差
	/%	/ 10^{-4}
SeCNN	91.22	12.96
SeCNN_100	92.20	4.071
SeCNN_200	93.75	2.529
SeCNN_500	94.23	2.334
SeCNN_1000	94.42	0.4403

由表 2 可以看出当向训练集每类故障添加合成样本的数量达到 500 个时, SeCNN 平均准确率达到了 94.23%, 相较于没有添加合成样本的 SeCNN 来说其平均准确率提高了 3.01%, 准确率标准差更是缩小了近 6 倍, 充分说明了通过 WGAN-GP 合成样本的高质量、多样性以及对故障诊断模型性能的提升。值得一提的是, SeCNN_1000 相较于 SeCNN_500 其平均准确率虽然只提升了 0.19%, 但是其准确率标准差却缩小了近 5 倍, 这说明了大数据对基于深度学习的故障诊断模型的泛化能力以及稳定性具有显著提升作用。

3.4 与其他深度学习方法对比实验

为了进一步验证本文所提出基于短时傅里叶变换的 WGAN-GP+SeCNN 轴承故障诊断方法的有效性, 将其与 CNN, 文献[3], 文献[17], 文献[18]这四种基于深度学习的主流故障诊断算法进行对比。其中 CNN 是不带自注意力模块的 SeCNN, 输入为时频谱图, 其他参数与 SeCNN 保持一致。每种算法进行 10 次重复性实验, 实验结果如表 3 所示。

表 3 第一种轴承负载不平衡下不同算法实验结果

Tab.3 Experimental results of different algorithms under the first bearing imbalance

算法	平均准确率 /%	准确率标准差 /10 ⁻⁴
文献[17]	10.27	0.2011
文献[18]	37.52	0.7692
CNN+STFT	90.40	13.57
文献[3]	90.28	8.189
SeCNN_1000	94.42	0.4403

从表 3 可以看出文献[17]与文献[18]所提出基于一维振动信号的故障诊断算法对于负载不平衡下的轴承数据集诊断精度较低, 不能有效识别出各种故障。其中文献[17]的诊断精度只有 10.27%, 这可能由于其卷积核设置过大, 不能有效学习到故障局部特征所导致的; 通过查看其训练过程发现训练集准确率已经达到 100%, 但是验证集却只有 10%左右, 说明该模型已经出现了严重的过拟合现象。文献[18]虽然诊断精度相对于文献[17]有所提升, 但是该算法是基于 一维时域信号的故障诊断方法, 丢失了信号的频域信息; 其次, 批处理大小设置为 64, 在样本量较小时不能发挥出算法的性能, 所以文献[18]的诊断精度依然较低。文献[3]与算法 CNN+STFT 都是基于短时傅里叶变换的故障诊断方法, 其诊断精度相较于基于一维振动信号的故障诊断方法有了很大提高, 这说明短时傅里叶变换能很好的应对非平稳信号, 且兼具时频域信息的样本在提高数据量的同时对模型性能也具有较大提升。此外, 从表 2 算法 SeCNN 的实验结果可以看出, 相对于没有自注意力机制的 CNN+STFT 以及文献[3]来说, 其诊断精度有了一定提升, 这说明自注意力模块在抑制噪声权重、提高故障特征权重方面具有比较明显的作用。最后由本文所提出的方法相较于其他主流故障诊断方法具有较大优势, 相较于基于短时傅里叶变换的故障诊断方法其准确率提升了 4%以上, 准确率标准差减少了数十倍验证了本文方法在轴承负载不平衡下基于小样本数据的故障诊断具有可行

性。

为了说明本文所提方法在处理轴承负载不平衡问题时具有优越性, 我们将负载平衡轴承数据输入到不同故障诊断算法中进行训练与测试, 实验结果如表 4 所示。

表 4 轴承负载平衡下不同算法实验结果

Tab.4 Experimental results of different algorithms for bearing load balancing

算法	平均准确率 /%	准确率标准差 /10 ⁻⁴
文献[17]	10.05%	0.5169
文献[18]	34.20%	2.465
CNN+STFT	91.40%	1.934
文献[3]	92.12%	1.083
SeCNN_1000	94.89	0.3824

由表 4 可以看出文献[17]的平均识别率几乎没有变化, 说明该算法没有学习到故障特征, 造成了模型的随机分类, 这与前文的分析一致。文献[18]的平均准确率在移除负载不平衡的影响后反而下降了, 说明影响该算法的主要因素是数据量, 较小的样本量也造成了模型的不稳定。算法 CNN+STFT 与文献[3]在负载平衡下不仅平均准确得到了提高并且准确率标准差也下降了 7 倍左右, 这说明在移除负载不平衡的影响后普通算法的诊断性能与稳定性都得到了提高。对照表 3 与表 4 实验结果可以看出, 本文所提算法在负载平衡下与负载不平衡下的诊断性能相近, 这说明该算法对负载不平衡具有较好的鲁棒性。

3.5 鲁棒性与泛化性能实验

为了进一步验证轴承负载不平衡下本文所提方法的鲁棒性与泛化能力, 对第二种负载不平衡轴承数据集进行实验与分析。使用轴承训练集对 WGAN-GP 进行训练, 通过实验发现, 当训练轮数达到 5000 时, 模型鉴别器 loss 处于收敛状态, 因此确定训练轮数为 5000。将本文所提方法与其他四种故障诊断方法进行对比, 所有配置与前文保持一致, 其中 SeCNN_1000 表示向训练集中增加了 1000 个合成样本。每种模型进行 10 次重复性实验, 实验结果如表 5 所示。

表 5 第二种轴承负载不平衡下不同算法实验结果

Tab.5 Experimental results of different algorithms under the second bearing imbalance

算法	平均准确率 /%	准确率标准差 /10 ⁻⁴
文献[17]	11.77	0.3400
文献[18]	34.95	0.9558
CNN+STFT	92.17	2.128

文献[3]	92.23	10.06
SeCNN_1000	94.58	1.712

从表 5 可以看出, 本文所提算法相较于其他 4 种算法具有明显优势, 故障识别平均准确率达到到了 94.58%, 能够有效分辨出轴承负载不平衡下的复合故障与单点故障, 证明了该方法良好的鲁棒性与泛化性能。

4 结论

本文所提出基于 WGAN-GP 和 SeCNN 的轴承故障诊断方法相较于其他故障诊断方法具有以下优势:

1) 将振动信号通过 STFT 转为时频谱能够充分的利用信号的时域与频域信息, 并且时频谱样本方便生成式对抗网络处理, 更好的发挥其生成图像的优势;

2) 利用 WGAN-GP 生成时频谱样本, 丰富了数据集, 可以有效提升基于深度学习的故障诊断模型的泛化能力和鲁棒性;

3) 基于自注意力机制的卷积神经网络在面对负载不平衡条件下的轴承时, 其故障诊断能力相较于普通卷积神经网络有着较大提升, 说明了将自注意力机制引入到故障诊断领域中具有可行性。

参考文献:

[1] Yang Z , Gao L . Wavelet Analysis and Fault Feature Extraction of Rolling Bearing[M]// Engineering Asset Management 2011. Springer London, 2014.

[2] He M , He D . Deep Learning Based Approach for Bearing Fault Diagnosis[J]. Industry Applications IEEE Transactions on, 2017, 53(3):3057-3065.

[3] 王丽华, 谢阳阳, 周子贤, 等. 基于卷积神经网络的异步电机故障诊断 [J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(6):1208-1215+1283.

WANG Lihua, XIE Yangyang, ZHOU Zixian, et al. Motor Fault Diagnosis Based on Convolutional Neural Networks[J]. Vibration. Test and diagnosis, 2017, 37(6):1208-1215+1283.

[4] Wang Z , Wang J , Wang Y . An intelligent diagnosis scheme based on generative adversarial learning deep neural networks and its application to planetary gearbox fault pattern recognition[J]. Neurocomputing, 2018, 310(OCT.8):213-222.

[5] Shao S , Wang P , Yan R . Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis[J]. Computers in Industry, 2019, 106:85-93.

[6] Goodfellow I J , Pouget-Abadie J , Mirza M , et al. Generative Adversarial Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014.

[7] Cabrera D , Sancho F , Long J , et al. Generative Adversarial Networks selection approach for extremely

imbalanced fault diagnosis of reciprocating machinery[J]. IEEE Access, 2019, PP(99):1-1.

[8] Ding Y , Ma L , Ma J , et al. A Generative Adversarial Network-Based Intelligent Fault Diagnosis Method for Rotating Machinery Under Small Sample Size Conditions[J]. IEEE Access, 2019, PP(99).

[9] Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein gan[J]. arXiv preprint arXiv:1701.07875, 2017.

[10] Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of wasserstein gans[C]//Advances in neural information processing systems. 2017: 5767-5777.

[11] D. Bahdanau, J. Chorowski, D. Serdyuk, P. Brakel, Y. Bengio, "End-to-end attention-based large vocabulary speech recognition", *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. (ICASSP)*, pp. 4945-4949, Mar. 2016.

[12] Wu Y , Ma Y , Liu J , et al. Self-attention convolutional neural network for improved MR image reconstruction[J]. Information Sciences, 2019, 490:317-328.

[13] Li Z , Li Y , Lu H . Improve Image Captioning by Self-attention[J]. 2019.

[14] Hu J , Shen L , Sun G , et al. Squeeze-and-Excitation Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, PP(99).

[15] Xu B , Wang N , Chen T , et al. Empirical Evaluation of Rectified Activations in Convolutional Network[J]. Computer ence, 2015.

[16] Kingma D P , Ba J . Adam: A Method for Stochastic Optimization[J]. Computer ence, 2014.

[17] 吴春志, 江鹏程, 冯辅周, 等. 基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22):56-61.

WU Chunzhi, JIANG Pengcheng, FENG Fuzhou, et al. Faults diagnosis method for gearboxes based on a 1-D convolutional neural network[J]. Vibration and shock, 2018, 37(22):56-61.

[18] 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]. Journal of instrumentation, 2018, 39(7):134-143.

作者简介: 何强, 男, 1996 年生, 硕士研究生。主要研究方向为故障诊断, 机器学习, 数据处理。E-mail: QiangHe0617@163.com。唐向红 (通信作者), 男, 1979 年生, 教授。主要研究方向为智能制造, 故障诊断, 数据挖掘。E-mail: xhtang@gzu.edu.cn。