

基于类小波辅助分类生成对抗网络的轴承故障数据生成方法

焦华超 孙文磊* 王宏伟

新疆大学智能制造现代产业学院,乌鲁木齐,830017

摘要:利用数据生成方法生成时域特征和频域特征与轴承故障真实信号一致的高质量数据,构建平衡数据集,对数据不平衡情况下建立高效的轴承故障诊断模型具有重要意义。针对现有数据生成方法仅关注时域或频域单一特征的局限,提出了类小波辅助分类生成对抗网络。基于小波变换原理,使用多层神经网络构建类小波变换(WLT)网络,模拟小波变换及逆变换,建立时域与频域信号的映射关系;将WLT网络嵌入辅助分类生成对抗网络(ACGAN)模型中,作为模型生成器的主体;构建两个不同功能的判别器,使得改进的ACGAN在一次训练中能同时学到真实轴承振动信号的时域和频域特征信息。试验结果表明,WLT-ACGAN模型生成的轴承振动信号具有与真实轴承振动信号一致的时域特征和频域特征,数据不平衡时,利用生成信号扩增的平衡数据集构建的故障诊断模型具有较高的准确率。

关键词:辅助分类生成对抗网络;类小波变换;轴承故障诊断;数据生成

中图分类号:TP181;TH133.3

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.03.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Bearing Fault Data Generation Method Based on WLT-ACGAN

JIAO Huachao SUN Wenlei* WANG Hongwei

Intelligent Manufacturing Modern Industrial College, Xinjiang University, Urumqi, 830017

Abstract: Using data generation method to generate high-quality data which made time-domain and frequency-domain features consistent with the real signals of bearing faults, and constructing balanced dataset, were of great significance for the establishment of an efficient diagnostic model of bearing faults in the case of data imbalance. In order to address the limitations of the existing data generation methods, which focused on a single feature in time or frequency domains, WLT-ACGAN was proposed herein. Firstly, a WLT network was constructed with a multi-layer neural network based on the principle of wavelet transform. The wavelet transform and inverse transform were simulated, and the mapping relationship between time-domain signal and frequency-domain signal was established. Secondly, the WLT network was embedded into ACGAN model as the primary component of model generator. Finally, two discriminators were constructed with different functions, enabling the improved ACGAN to learn time-domain and frequency-domain feature information of authentic bearing vibration signals concurrently. Experimental results show that the bearing vibration signals generated by WLT-ACGAN model exhibit consistent time-domain and frequency-domain features with those of the actual bearing vibration signals. Furthermore, the fault diagnostic model constructed with the balanced dataset augmented by the generated signals exhibits a high degree of accuracy when the data are imbalanced.

Key words: auxiliary classifier generative adversarial network(ACGAN); wavelet-like transform(WLT); bearing fault diagnosis; data generation

0 引言

轴承广泛应用于旋转机械中,不仅起到支撑旋转体的作用,还能降低运动过程中的摩擦。作为旋转机械中的重要部件,轴承一旦出现故障,轻则导致机械运转异常,重则可能引发人员伤亡和财产损失^[1]。及时了解轴承的健康状况并制定相

应的维护和保养措施,对提高旋转机械的运行安全和有效工作时长、减少维护费用等具有重要意义,因此,构建有效的故障诊断模型检测轴承运行时的健康状态是非常必要的。

轴承的故障诊断,基础条件是轴承状态的感知。考虑获取方式的便捷性,多使用加速度传感器获得轴承附近的振动信号。基于振动信号构建轴承故障诊断模型的方法主要有传统信号处理方

法、信号特征工程结合浅层机器学习方法和深度学习学习方法。深度学习方法是將信号时域信息或者频域信息直接输入到构建的深度神经网络中,由神经网络自动提取特征并判断故障,实现端到端的故障诊断。

随着现代计算机硬件水平的快速提高,基于深度学习的轴承故障智能诊断模型的应用也越来越普及。秦国浩等^[2]在一维深度残差网络框架基础上,引入宽残差核结构构建双通道并行网络结构,提取轴承故障特征,在处理高信噪比信号时取得了较高精度。徐硕等^[3]在深度残差神经网络块中引入选择性内核结构,并在全局网络中辅以上下文结构,深入提取轴承特征实现故障诊断。刘洋等^[4]将注意力模块与一维卷积神经网络相结合进行特征的提取及特征信息整合,进而构建出高效的轴承故障诊断模型。

使用深度学习方法时,一定数量的、带有标签的、分布均衡的数据集是高效轴承故障诊断模型的必要条件。在研究领域,实验室可以针对特定的缺陷搭建试验台获取数据。但是工业实践中,轴承大部分时间处于正常状态,并且考虑到经济和时间因素,缺陷轴承数据并不充分,导致数据不平衡,进而影响故障诊断模型的构建^[5]。解决不平衡数据问题可以从数据层面改变数据的分布,也可以从算法层面构建专用的针对不平衡数据的诊断模型。改变数据分布因其操作方便、效果优异而被广泛应用,其中对抗生成网络(generative adversarial network, GAN)是代表性方法^[6]。但GAN模型只能生成与训练数据集相似且不具有明确标签的样本,而故障诊断模型的构建需要生成网络生成带有特定标签的数据样本,故辅助分类生成对抗网络(auxiliary classifier generative adversarial network, ACGAN)被引入故障诊断中。杨光友等^[7]通过度量判别器与生成器的相对性能自适应地调节生成器损失值,改进的ACGAN在轴承故障诊断准确率和信息处理时间上均有提升。DIXIT等^[8]将模型无关元学习(model agnostic meta learning, MAML)引入ACGAN,使得只需要10个少数类即可完成生成模型的训练。TONG等^[9]提出了一种具有频谱归一化的ACGAN,结合双向长短期记忆网络能显著提高诊断模型的性能。

上述方法证实了ACGAN在处理轴承故障数据不平衡问题上的可行性和有效性,但以上方法在对ACGAN进行优化时,对信号的预处理局限于时域或频域单一属性,由于ACGAN模型架

构的限制,生成器均只能片面地学习到信号的时域或者频域信息。虽然信号单一的时域或频域中包含丰富的特征信息,但若轴承受周围部件的影响,出现调制、突变等情况,信噪比降低,使用单一时域或频域信息生成的轴承故障数据构建的轴承故障诊断模型的精度不如真实数据。原因是真实的轴承故障信号包含时域和频域双重信息,深度神经网络可提取更多有效特征用于故障分类。因此时域和频域特征均学习的轴承故障信号生成模型是提高故障诊断模型精度的重要基础^[10]。

此外,在兼顾时频特征生成信号时,常使用小波变换,但单独使用小波变换对信号进行预处理并不能完整使生成器学习到真实信号时频特征。一方面,由于信号在时间上是具有相关性的,对其进行小波变换,一定程度上破坏了信号时序上的关联性,可能丢失部分特征。原因是进行小波变换时会对信号进行局部化处理,将信号分解为不同尺度或频率,信号中一些细节信息在变换过程中被丢失或模糊化,导致时序上的关联性被破坏。另外,在进行小波变换时会对信号进行平滑处理,可能引入一些伪特征,导致原始信号时域的细微特征在变换后不再明显^[11]。另一方面,小波在处理非平稳信号时,通过调整平移因子和尺度因子反映信号时域和频域的局部特征,主要用途是展示频率随时间变化的规律。

针对上述情况,本文提出了类小波辅助分类生成对抗网络(WLT-ACGAN)模型。该模型利用类小波变换(wavelet-like transform, WLT)神经网络建立信号时域和频域间的映射关系,并将其嵌入到生成器中;通过构建两个不同功能的判别器,使生成器在一次训练中能同时学习时域和频域的特征,以确保WLT-ACGAN模型生成的轴承振动信号具备与真实数据一致的时域和频域属性,提高生成数据的质量。

1 理论基础

1.1 小波变换

小波变换是一种有效的时频工具,确定小波母函数后,当尺度因子固定的时候,通过变化平移因子可以反映信号在时间轴上局部的时域范围内的幅值变化情况;当平移因子固定的时候,通过变化尺度因子可以反映的信号在不同中心频率的局部带宽内频率变化情况。信号通过小波变换可以得到小波系数矩阵 $W_{m,n}$,表示随尺度因子和平移因子变换的小波与信号内积的值,可以有效反映出信号在不同时间的频率分布情况。已知小波系

数矩阵和小波函数也可以进行小波逆变换重构信号,其理论基础如下。

信号 $X(i)$ 长度为 N , 对其进行小波变换得到小波变换系数 W :

$$\left. \begin{aligned} W &= \sum_{i=0}^{N-1} X(i) \psi_{a,b}(i) \\ \psi(i) &= \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{i-b}{a}\right) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\psi(\cdot)$ 为小波基函数; a 为尺度因子, $a \in Z, 0 < a < M, M$ 根据实际需求确定; b 为平移因子, $b \in Z, 0 \leq b < N; i = 0, 1, \dots, N-1$ 。

如果已知 W , 可以对 $X(i)$ 进行逆重构:

$$\left. \begin{aligned} X(i) &= \frac{1}{C_\psi} \sum_{a=0}^{M-1} \sum_{b=0}^{N-1} W \psi(i) \\ C_\psi &= \sum_{b=0}^{N-1} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $\hat{\psi}(\omega)$ 为 $\psi(i)$ 的傅里叶变换。

1.2 辅助分类生成对抗网络

GAN 网络^[12] 中包含一个生成器和一个判别器, 生成器将自先验分布(例如高斯分布)的随机数据通过多层感知机映射成类似真实数据分布的新数据; 判别器对真实数据和生成数据提取特征后, 辨别属于真实数据还是生成数据。训练过程中, 对于生成器, 训练的目标是使生成数据尽可能被判断为真实数据; 对于判别器, 训练的目标是高效区分输入的数据是来自真实数据还是生成数据。生成器和判别器的目标相反, 类似一个博弈过程, 故整个 GAN 网络的训练被转化判别器识别概率的极大极小问题。

为了提高 GAN 网络生成数据的多样性和区分性, 并且使生成数据与真实数据具有较好的一致性, ODENA 等^[13] 提出了 ACGAN, 通过在生成器和判别器中引入类别标签改善 GAN 的效果, 其结构如图 1 所示。相较于 GAN 网络, ACGAN 的目标函数由两部分组成, 分别是 L_s 和 L_c :

$$L_s = E(\log P(S = \text{real} | X_{\text{real}})) + E(\log P(S = \text{fake} | X_{\text{fake}})) \quad (3)$$

$$L_c = E(\log P(C = c | X_{\text{real}})) + E(\log P(C = c | X_{\text{fake}})) \quad (4)$$

式中: L_s 为判断输入数据为正确类别的概率分布; L_c 为判断输入数据为类别 c 的概率分布; $P(\cdot)$ 为概率; $E(\cdot)$ 为期望; $P(S = \text{real} | X_{\text{real}})$ 为给定真样本 X_{real} 时判断为真的概率; $P(S = \text{fake} | X_{\text{fake}})$ 为给定假样本 X_{fake} 时判断为假的概率; $P(C = c | X_{\text{real}})$ 为给定真样本 X_{real} 时判断为类别 c 的概率; $P(C = c | X_{\text{fake}})$ 为给定假样本 X_{fake} 时判断为类别 c 的概率。

训练时, 判别器的目标是获取 $L_s + L_c$ 的最大

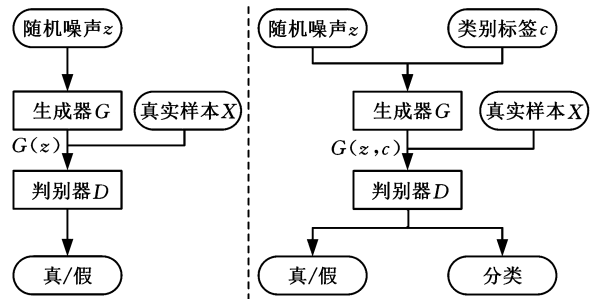


图 1 GAN 和 ACGAN 结构示意图
Fig.1 Schematic diagrams of GAN and ACGAN architecture

值, 即能辨别出输入数据是真实数据还是生成数据并且给出正确的分类; 生成器的目标是获取 $L_c - L_s$ 的最大值, 即能给出正确分类, 但是无法辨别输入数据是真实数据还是生成数据。

2 类小波辅助分类生成对抗网络

2.1 类小波变换神经网络

通过小波变换和逆变换可以将信号的时域和频域建立联系并相互转换。受自动编码器(autoencoder, AE) 的启发, 小波变换和逆变换可以看作是两个映射, 通过迭代学习可以将映射使用多层神经网络代替。一维信号经过小波变换可以得到二维小波系数矩阵; 二维小波系数矩阵通过小波逆变换可以重构出一维信号。通过类小波编码器, 将具有时域信息的一维信号编码为可以展示频域信息的二维小波系数矩阵; 通过类小波解码器, 将具有频域信息的二维小波系数矩阵解码为包含时域信息的一维信号。网络结构如图 2 所示, 编码器的输入为固定长度的轴承振动信号, 使用 3 个一维卷积模块进行下采样, 使模型能更大范围学习信号时域特征信息。之后使用 3 个反卷积模块进行上采样, 提高生成小波系数矩阵的精细度。输出的小波系数矩阵使用均方误差计算与真实值的差异并反向传播更新编码器的参数。解码器的输入为小波系数矩阵, 使用 5 个二维卷积模块进行下采样, 经过全连接层完成对信号的还原, 同样使用均方误差计算与真实值的损失并反向传播更新解码器的参数。

2.2 类小波辅助分类生成对抗网络

2.2.1 WLT-ACGAN 结构

原 ACGAN 网络结构一般包含一个生成器和一个判别器, 只能学习时域或者频域的单一信息。WLT-ACGAN 结构示意图见图 3, 包含 2 个判别器和 1 个生成器。将小波变换和逆小波变换转换为通过学习可以确定参数和权重的编码和解码类小波变换神经网络, 用神经网络代替变换的

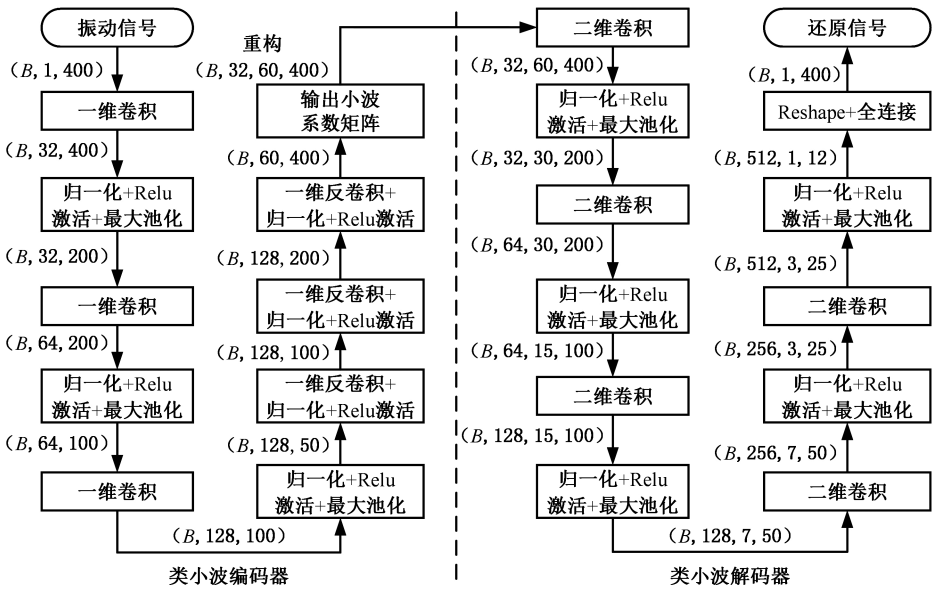


图 2 类小波变换神经网络结构

Fig.2 WLT neural network architecture

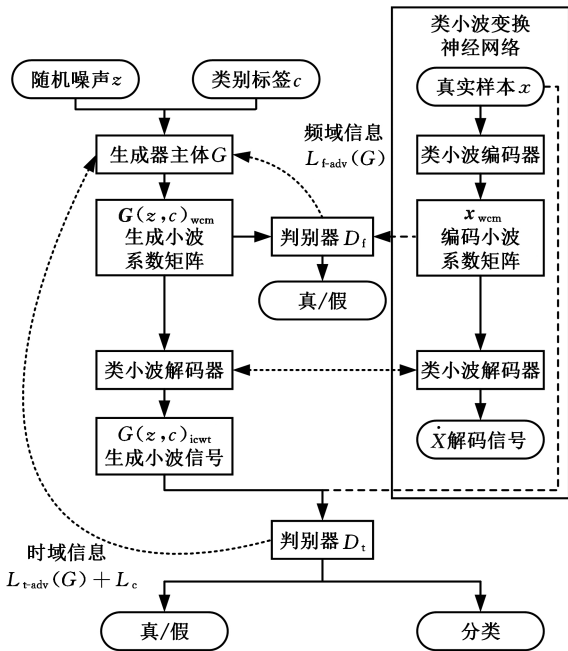


图 3 WLT-ACGAN 结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of WLT-ACGAN architecture

映射。再将类小波变换神经网络嵌入到 ACGAN 网络的生成器中,使得 ACGAN 网络生成信号的过程中经历信号时域和频域的转换。

WLT-ACGAN 的判别器由两部分组成,分别是小波系数矩阵判别器 D_f 和信号判别器 D_t 。 D_f 的目标是区分富含频域信息的小波系数矩阵是真实信号变换的矩阵还是生成器生成的矩阵; D_t 的目标是区分一维时序信号是真实信号还是生成器生成的信号,同时还对信号进行分类。在模型训练中,通过两个判别器不断反馈生成信号与真实信号在时域和频域上的信息并更新生成器参数,使得生成器生成的信号在时域和频域特征上更接

近真实信号。

2.2.2 生成器结构及损失函数

WLT-ACGAN 的生成器由两部分组成,一部分是生成器主体,另一部分是类小波解码器嵌入层。整体网络结构与类小波变换神经网络相似,不同之处在于输入为随机信号和标签组成的向量。生成器损失函数 $L(G)$ 由 3 部分组成:判断生成的小波系数矩阵的损失 $L_{f-adv}(G)$,主要反馈频域特征信息;判断生成的信号损失 $L_{t-adv}(G)$,反馈时域特征信息;判断生成的信号类别损失 L_c ,反馈类别信息。由于小波变换本身具有局部时域属性,为了平衡生成器生成信号中时域和频域特征,损失函数中引入 α 和 β 权重参数,用于模型训练时调节两个判别器对生成器的影响,确保时域和频域特征的均衡学习,具体公式如下:

$$L(G) = \alpha L_{f-adv}(G) + \beta L_{t-adv}(G) + L_c \quad (5)$$

$$L_{f-adv}(G) = -E_{z \sim p_z, c \sim p_c} (D_f(G(z, c)_{wcm})) \quad (6)$$

$$L_{t-adv}(G) = -E_{z \sim p_z, c \sim p_c} (D_t(G(z, c)_{icwt})) \quad (7)$$

$$L_c = E_{x \sim p_d} (L_{D_c}(x | c_x)) + E_{z \sim p_z, c \sim p_c} (L_{D_c}(G(z, c) | c)) \quad (8)$$

式中: p_z 为随机输入 z 的先验分布; p_c 为类别标签 c 的分布; p_d 为真实信号 x 的分布; D_f 为频域判别器; D_t 为时域判别器; $G(z, c)_{wcm}$ 为生成的小波系数矩阵; $G(z, c)_{icwt}$ 为生成的信号; L_{D_c} 为交叉熵类别损失函数; c_x 为 x 类别; L_{D_c} 为时域判别损失; $G(z, c)$ 为生成的类别为 c 的样本。

2.2.3 判别器结构及损失函数

本文架构的网络中包含两个不同功能的判别器,为了提高模型的训练效率并减少训练中梯度消失和模式坍塌的发生概率,引入了 Wasserstein

距离来度量真实样本与生成样本分布的差异。同时,为了保证使用 Wasserstein 距离的损失函数满足 Lipschitz 连续性,我们在损失函数中增加了梯度惩罚项:

$$\gamma_{GP_f} = E_{\hat{x}_f \sim p(\hat{x}_f)} [(\|\nabla_{\hat{x}_f} D(\hat{x}_f)\|_2 - 1)^2] \quad (9)$$

$$\gamma_{GP_t} = E_{\hat{x}_t \sim p(\hat{x}_t)} [(\|\nabla_{\hat{x}_t} D(\hat{x}_t)\|_2 - 1)^2] \quad (10)$$

式中: γ_{GP_f} 为频域的梯度惩罚项; \hat{x}_f 为频域生成样本和真实样本的均匀采样; $p_{\hat{x}_f}$ 为样本 x_f 的分布; $\nabla_{\hat{x}_f} D(\hat{x}_f)$ 为频域判别器对 \hat{x} 输出结果的梯度; $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范数; γ_{GP_t} 为时域的梯度惩罚项; \hat{x}_t 为时域生成样本和真实样本的均匀采样; $p_{\hat{x}_t}$ 为样本 x_t 的分布。

两个判别器网络结构如图 4 所示。

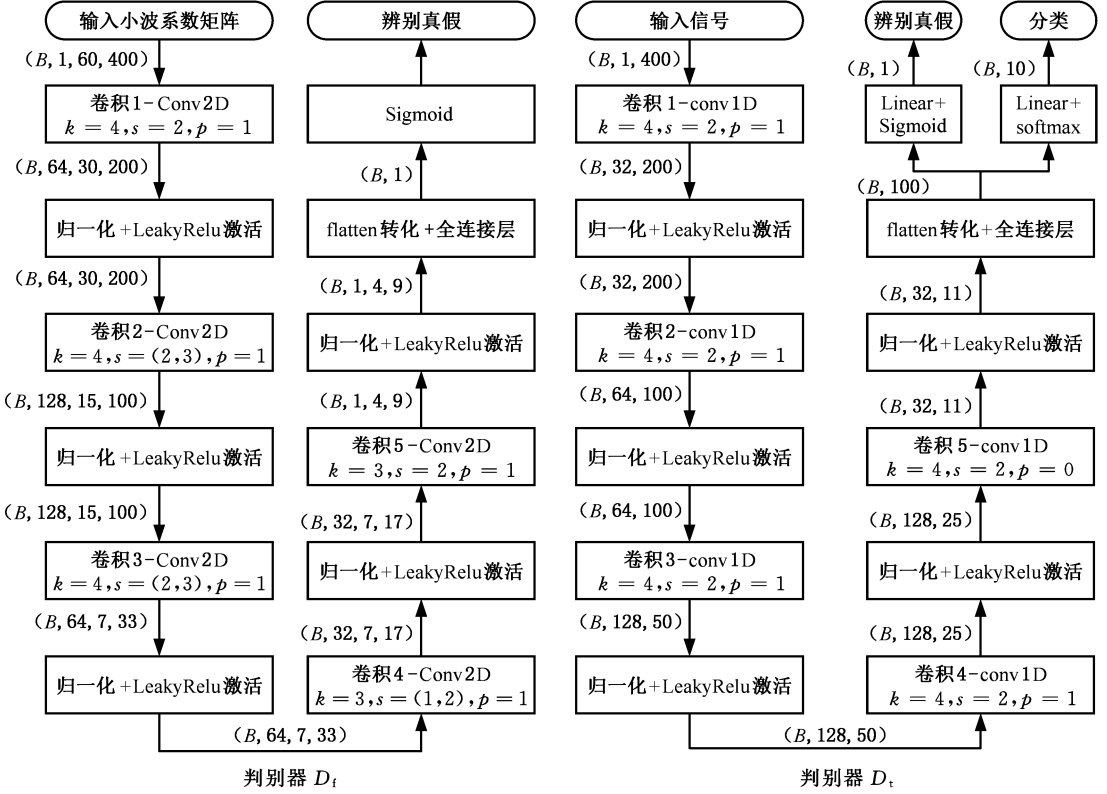


图 4 判别器网络结构

Fig.4 Network structure of discriminator

频域判别器 D_f 输入为小波系数矩阵,经 5 个二维卷积模块和全连接层后,通过 sigmoid 激活函数输出包含频域特征信息的小波系数矩阵数据的真实性概率,模块中激活函数选用 LeakyRelu,池化为最大池化层,并且池化窗口根据输出适当调整,损失函数 $L_f(D)$ 如下所示:

$$L_f(D) = -E_{x_{wcm} \sim p_{d-wcm}}(D_f(x_{wcm})) + E_{z \sim p_z, c \sim p_c}(D_f(G(z, c)_{wcm})) + \gamma_{GP_f} \quad (11)$$

式中: x_{wcm} 为样本小波系数矩阵; p_{d-wcm} 为 x_{wcm} 的分布。

时域判别器 D_t 输入为振动信号,经 5 个一维卷积模块和全连接层后,通过 sigmoid 激活函数输出包含时域特征信息的振动信号的真实概率,通过 softmax 激活函数输出信号故障类别,模块中激活函数选用 LeakyRelu,池化为最大池化层,损失函数 $L_t(D)$ 如下所示:

$$L_t(D) = L_{t-adv}(D) + L_c + \gamma_{GP_t} \quad (12)$$

$$L_{t-adv}(D) = -E_{x \sim p_d}(D_t(x)) + E_{z \sim p_z, c \sim p_c}(D_t(G(z, c)_{t-wcm})) \quad (13)$$

2.3 模型训练

WLT-ACGAN 训练流程见图 5。首先进行

类小波变换神经网络训练,真实数据作为输入,训练类小波变换神经网络的编码器和解码器,确定网络参数。然后进行 WLT-GAN 网络训练,训练时,固定嵌入的类小波变换解码器参数,只更新生成器主干网络参数。为了避免生成器出现过拟合而影响生成数据质量,在一个训练周期内,判别器与生成器以 2 : 1 的比例进行迭代训练。网络采用 Adam 优化器;经过多次试验调整,生成器权重参数 $\alpha = 0.572, \beta = 0.428$;生成器学习率设置为 0.0005,时域判别器学习率设置为 0.0005,频域判别器学习率设置为 0.000 05;训练迭代次数为 2500 次。

3 试验与分析

3.1 试验 1(凯斯西储大学数据集)

3.1.1 试验台简介

试验 1 数据来自凯斯西储大学(CWRU)数据集,试验共采集轴承故障类型 3 种,分别为轴承内圈故障、轴承外圈故障、滚动体故障。选取数据电机负载为 2.2371 kW(3 HP),转速为 1730 r/min,

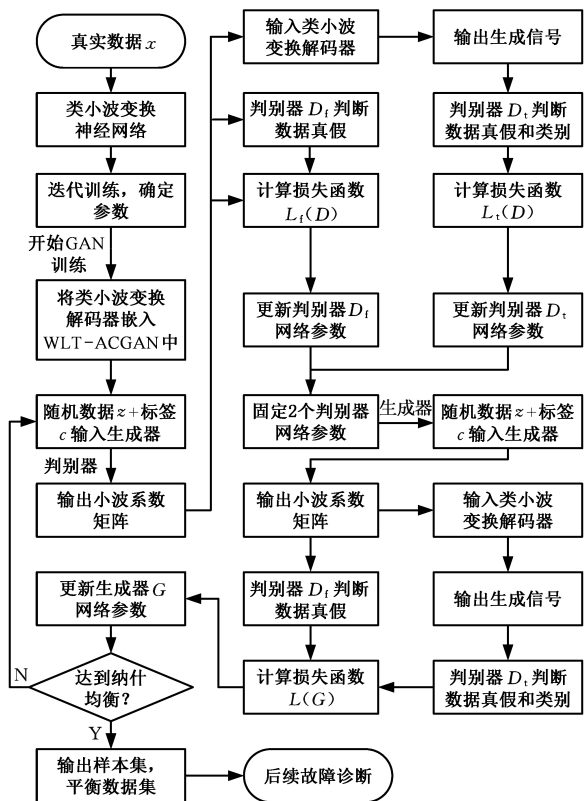


图5 WLT-ACGAN 训练流程

Fig.5 Training workflow of WLT-ACGAN

每种故障损伤程度约为 0.18 mm、0.36 mm、0.54 mm。振动信号采样频率为 12 kHz。根据理论计算,转速相同时,轴承内圈故障频率最大,约为 156.2 Hz,在 12 kHz 采样频率下,相邻两个故障尖峰采样间隔长度约为 76。综合考虑信号特性、诊断模型大小、硬件资源等因素,对收集的信号归一化处理使用滑动窗格分割组成数据集(表 1),滑动窗口长度为 400,滑动步长为 100。

表 1 CWRU 试验数据集

Tab.1 CWRU experimental dataset

标签	故障位置	损伤程/mm	数据长度	数据总数
0			400	500
1	外圈	0.18	400	500
2	外圈	0.36	400	500
3	外圈	0.54	400	500
4	内圈	0.18	400	500
5	内圈	0.36	400	500
6	内圈	0.54	400	500
7	滚动体	0.18	400	500
8	滚动体	0.36	400	500
9	滚动体	0.54	400	500

3.1.2 对比模型

为了展示 WLT-ACGAN 模型的优异,参考文献[14]方法构建单一时域属性的 T-ACGAN。T-ACGAN 模型中,生成器生成一维时域信号,判别器评价一维时域信号属性并更新相应参数。参考文献[15]方法构建频域属性为主的 F-ACGAN

模型,在 F-ACGAN 模型中,生成器生成二维小波系数矩阵,判别器评价二维频域信息属性并更新相应参数。Morlet 是单频复正弦调制高斯波,在处理时频局部化要求较高的信号时能较好地提取信号中的幅值和相位信息,常用于处理振动信号,故选择 Morlet 作为小波变换的小波基。

3.1.3 基于时频图的生成样本质量评估

经过训练,WLT-ACGAN 生成器和判别器损失收敛且稳定后,选取损伤程度为 0.18 mm 的故障,通过时域图、频谱图、小波时频图三种方式对比展示真实信号和生成信号的差异,结果如图 6~图 8 所示。

整体看,对于 CWRU 信号,三种 ACGAN 模型均可生成类似的信号,但是随着信号中冲击成分的降低,ACGAN 模型生成信号的噪声占比也在增加。通过图 6 轴承外圈时频图可以看出,CWRU 测试的原始真实信号噪声小,冲击明显可见,从频谱图和小波时频图中也可以清晰看到调制后的故障频率。

对比轴承外圈三种基于 ACGAN 的信号生成模型,T-ACGAN 生成的信号在时域上有较为明显的冲击特征,频域图虽可反应信号特征,但不如真实信号明显。F-ACGAN 生成的信号在整个频带上冲击成分明显,特征突出,较时域 GAN 稍好,同时在时域方面也可见清晰的波动特征。WLT-ACGAN 在时域和频域上均有较好的生成效果,特征均较为明显。

由图 7 轴承内圈信号和图 8 滚动体信号可以看出,时域波形图中,信号中的冲击成分在降低,周围部件的噪声对信号特征掩盖在增强。与外圈信号类似,T-ACGAN、F-ACGAN 在生成各自单一属性上性能较好,但转化后的时域或频域特征与真实信号有差异。WLT-ACGAN 虽在时域和频域上均有较好表现,但可以看出,随着信号中冲击成分的降低,噪声不可避免地被加入,但效果较单一属性要好。

3.1.4 基于包络谱的生成样本质量评估

包络谱可以展示被调制的故障特征频率,是常用的轴承故障分析方法,对生成的信号做包络解调处理可以更深入地对比生成信号的效果。三种故障的包络谱如图 9 所示,从图中可以看出,轴承外圈的生成效果最佳,故障的 3 倍频清晰可见。轴承内圈的 2 倍频也清晰可见,但是相比于单一属性的 ACGAN,WLT-ACGAN 特征幅值较为突出,更有利于后续特征提取。对于滚动体,WLT-ACGAN 的 1 倍频也是可以观察到的,但

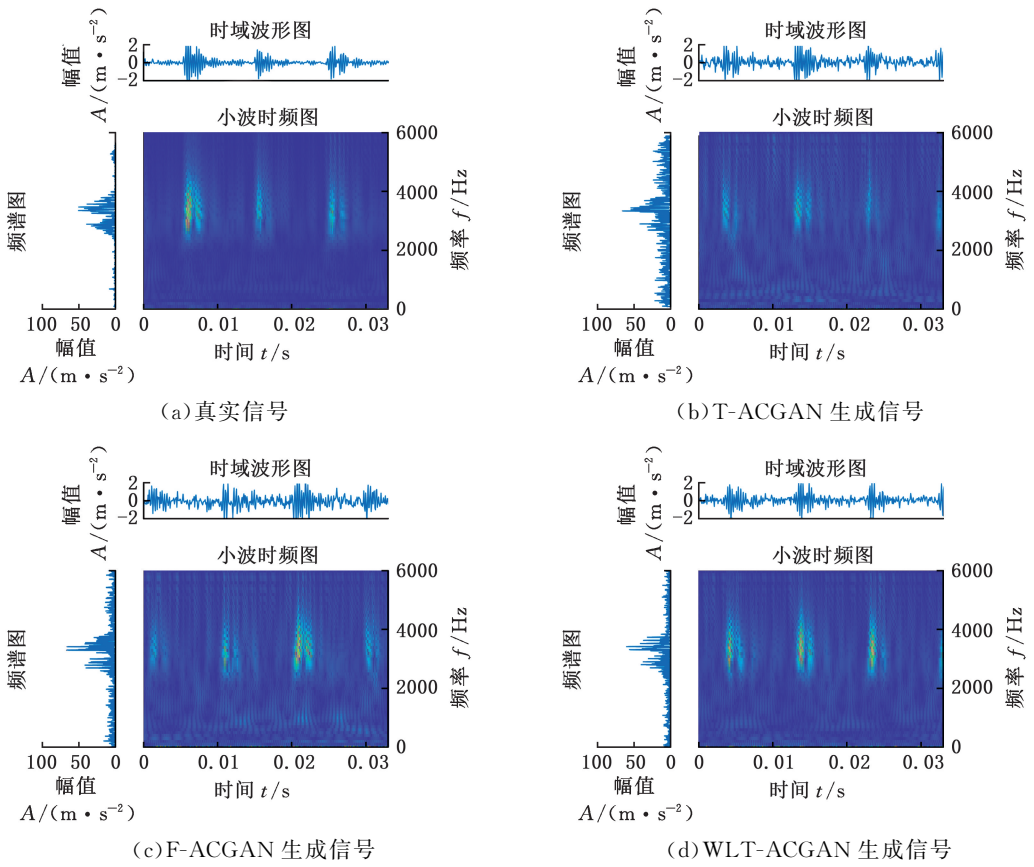


图 6 轴承外圈真实信号与生成信号时域和频谱图

Fig.6 Time and frequency domain spectrum of the real and generated signals of the outer ring

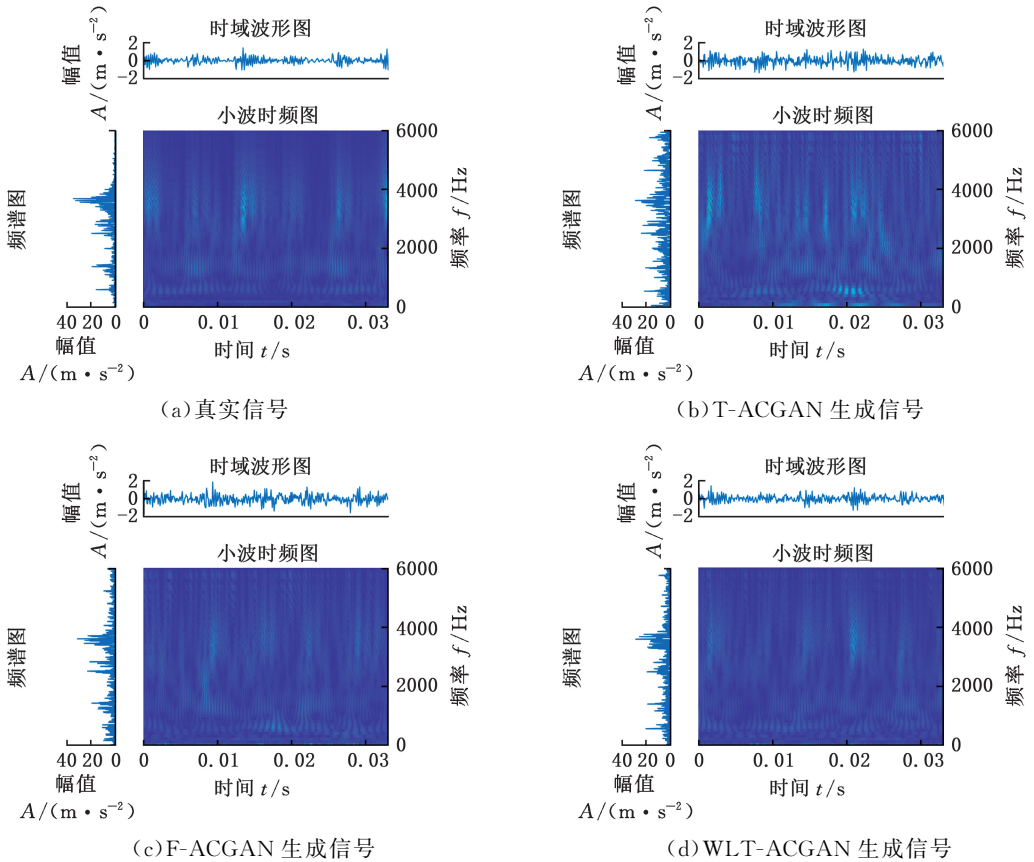


图 7 轴承内圈真实信号与生成信号时域和频谱图

Fig.7 Time and frequency domain spectrum of the real and generated signals of the inner ring

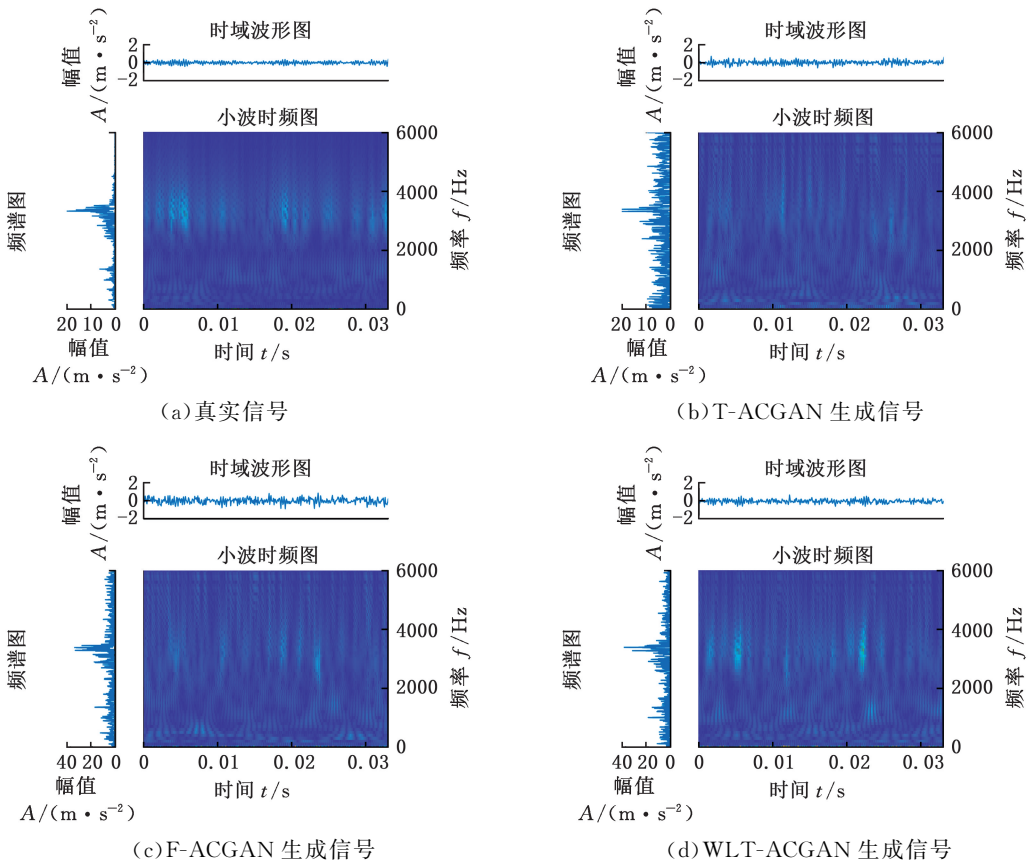


图 8 滚动体真实信号与生成信号时域和频谱图

Fig.8 Time and frequency domain spectrum of the real and generated signals of the ball

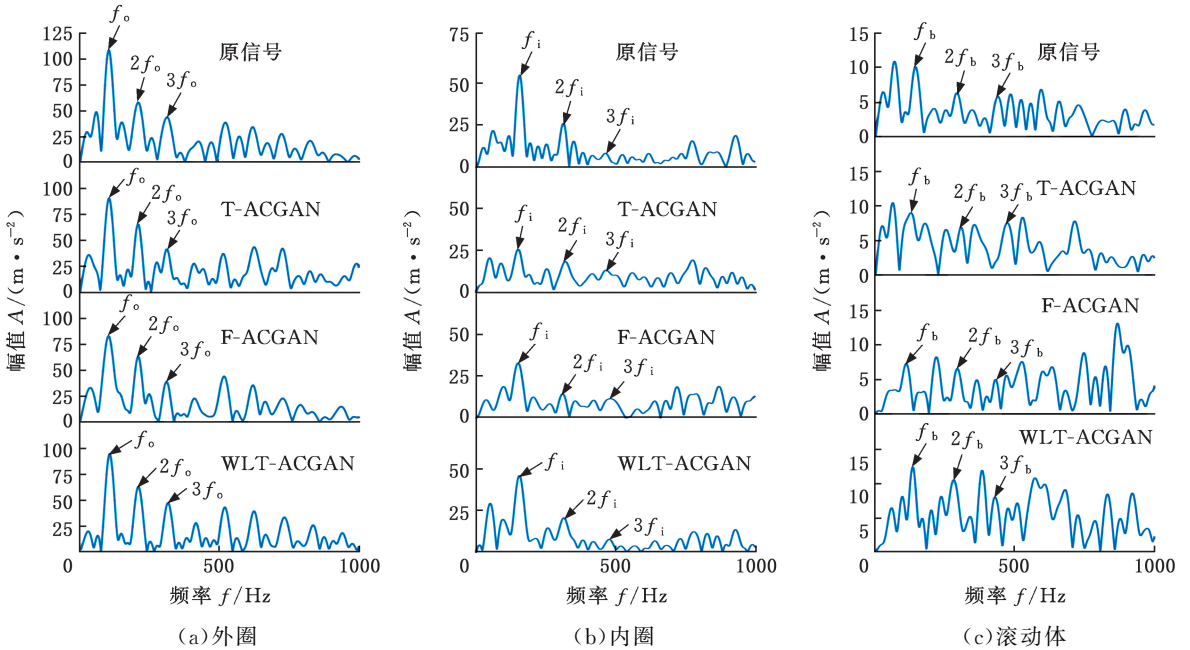


图 9 生成故障信号包络谱

Fig.9 Generated fault signal envelope spectrum

是由于真实信号被周围部件影响,信噪比较轴承外圈小,故生成故障特征并不突出。

3.1.5 基于统计指标的生成样本质量评估

上述方法仅定性展示了 WLT-ACGAN 生成数据的质量,为了更有效地评估 WLT-ACGAN

的性能,定量地从样本分布角度评估真实样本和生成样本的相似性。表 2 展示了使用 Wasserstein 距离(Wasserstein distance, WD)^[16]和最大均值差异距离(maximum mean discrepancy, MMD)^[17]评估样本差异的结果(值越小越好)。

可以看出,综合学习了时域和频域特性信息的 WLT-ACGAN 模型,生成样本的分布与真实信号的分布差异较小,数据生成质量较高。

表 2 生成样本统计指标对比(试验 1)

Tab.2 Comparison of statistical indicators of the generated samples(test 1)

模型类型	统计指标	
	MMD	WD
T-ACGAN	0.017	0.014
F-ACGAN	0.014	0.010
WLT-ACGAN	0.010	0.007

3.1.6 基于 TRTS 的生成样本质量评估

为了更有效地评估生成信号的质量,根据真实数据训练生成数据测试(train real teat synthetic, TRTS)的思想^[18],验证生成数据对构建诊断模型的影响。由于对比的时域和频域两个因素,故训练两个分类器对比三种 ACGAN 生成信号的效果。时域信号以 1DCNN 网络为基础构建故障诊断模型,网络结构如时域判别器,直接输入一维信号提取特征后进行故障分类。频域信号以 2DCNN 网络为基础构建故障诊断模型,网络结构如频域判别器,输入为二维时频矩阵。基于 TRTS 的生成样本质量评估结果如表 3 所示。

表 3 TRTS 方法分类准确率(试验 1)

Tab.3 TRTS method classification accuracy(test 1)

标签	1DCNN 分类器			2DCNN 分类器		
	真实数据	T-ACGAN	WLT-ACGAN	真实数据	F-ACGAN	WLT-ACGAN
0	98.1	97.3	97.9	98.6	97.1	98.2
1	99.3	98.2	98.5	99.5	98.4	98.9
2	91.9	85.2	88.3	89.9	86.3	88.4
3	99.5	99.2	99.1	98.0	95.3	96.1
4	98.7	97.8	98.1	98.4	97.5	97.9
5	98.3	97.2	97.5	97.8	94.8	96.3
6	99.1	98.3	98.4	98.3	95.6	98.2
7	90.7	85.2	88.4	91.4	87.1	89.6
8	91.3	85.5	87.8	90.9	86.3	88.7
9	91.1	86.3	87.9	90.4	86.9	88.3

由分类结果可知,处理 CWRU 数据时,当数据集本身特征明显(如标签 0、1、3、4、5、6)时,基于 WLT-ACGAN 和单一属性的 T-ACGAN、F-ACGAN 构建的故障诊断模型分类准确率与基于真实数据构建的诊断模型基本一致。原因是真实数据的时频域特征明显时,基于 ACGAN 的生成模型可以充分学习数据的时频域特征信息,有较好的分类效果。这从侧面证实了基于 ACGAN 生成数据方法的有效性。

当信号受周围部件影响且本身特征不明显(如标签 2、7、8、9)时,真实信号信噪比较低,基于

ACGAN 模型生成数据构造的故障诊断模型分类准确率均有所下降。原因是真实信号中可被利用的特征信息减少,生成模型需借助网络提取更深层次的特征并学习,学习到的特征较少,生成信号质量下降。但是也可以看出,信噪比较低时,基于 WLT-ACGAN 生成数据构建的故障诊断模型准确率下降幅度较单一属性的 T-ACGAN 和 F-ACGAN 要小,原因是 WLT-ACGAN 可以从时域和频域两方面共同学习真实信号的特征,学习到的特征较单一属性多,故生成数据真实性较好,进而故障诊断模型分类准确率相对较高。

3.1.7 不平衡数据故障诊断效果评价

以上试验展示了 WLT-ACGAN 可以有效改善生成数据的质量,但上述试验中,对 ACGAN 数据生成模型的构建是在有一定数量的真实数据基础上完成的。在工业实践中,由于数据收集硬件设备安装环境限制、故障产生偶发随机等原因,收集到的故障数据较少,正常数据和故障数据数量差异大,导致用于构建诊断模型的训练数据不平衡,影响了故障诊断模型的准确性。

处理不平衡数据的方法有很多,数据增强是较为常用的方法。针对数据不平衡,设置对比试验验证 WLT-ACGAN 的性能。试验数据集设置如表 4 所示,试验验证对比数据生成模型为时域模型 ADASYS^[19]、SCAE-ACGAN^[14],时域模型生成数据为一维振动信号,故障诊断时特征提取器为 1DCNN;频域对比模型为 STFT-SACGAN^[20]、TRA-ACGAN^[15],STFT-SACGAN 模型使用 STFT 对信号进行预处理,TRA-ACGAN 使用 CWT 对信号进行预处理,生成数据为二维频域相关信息,故障诊断时特征提取器为 2DCNN,特征提取模型架构与 WLT-ACGAN 模型特征提取架构相同。WLT-ACGAN 生成的信号使用 1DCNN 提取特征后接入分类器进行分类。试验结果如表 5 所示。

表 4 不平衡数据试验数据集

Tab.4 Imbalanced data test dataset

不平衡比例	正常真实数据	故障真实数据	生成数据	测试集真实数据
5 : 1	400	80	320	100
10 : 1	400	40	360	100
20 : 1	400	20	380	100
40 : 1	400	10	390	100

从试验结果看,随着数据不平衡比例的增大,诊断模型精度都有所下降,最明显的是 ADASYS 下降了 31.1%,这是由于使用基于 SMOTE 方法

表 5 不平衡数据故障分类准确率(试验 1)

Tab.5 Imbalanced data fault diagnosis classification accuracy(test 1) %

		不平衡比例			
		5 : 1	10 : 1	20 : 1	40 : 1
时域	不平衡	61.3	43.2	36.3	33.1
	ADASYS	83.4	72.5	63.6	52.3
	SCAE-ACGAN	91.4	87.8	81.1	76.2
频域	STFT-SACGAN	91.2	85.9	83.3	78.9
	TRA-ACGAN	92.1	88.3	85.1	80.7
	WLT-ACGAN	93.4	92.2	89.8	86.3

生成的数据对特征信息挖掘不如深度模型。同为时域模型的 SCAE-ACGAN 性能下降 24.8%，在数据不平衡比例为 40 : 1、仅有 10 个真实故障数据时，正确率仍有 76.2%，体现了基于 ACGAN 神经网络架构的数据生成方法优越的特征学习能力。频域方法 STFT-SACGAN 使用短时傅里叶变换处理信号，TRA-ACGAN 使用小波变换处理信号。基于 2DCNN 在空间优异的特征提取能力，随着不平衡比例增大，模型可学习样本减少，性能也出现下降，降幅最大为 12.3%。由于学习了真实信号时域和频域属性，在使用 1DCNN 作为特征提取的情况下，WLT-ACGAN 性能下降了 7.1%，最终分类正确率仍能达到 86.3%，这证明了 WLT-ACGAN 模型生成可靠数据的能力。同时也可以看出，当真实故障数据数量为 20 以上时，WLT-ACGAN 性能稳定性要优于其他数据生成方法。

3.2 试验 2(轴承故障诊断试验台)

3.2.1 试验台简介

CWRU 轴承故障数据集测试时轴承周围联动部件较少，内外圈故障轴承的振动信号信噪比高，特征明显。但在实际工业环境中，轴承常与多个旋转部件共同运行，受周围部件调制影响，采集到的振动信号信噪比较低。为了验证 WLT-ACGAN 在低信噪比环境下的性能，使用轴承故障诊断试验台验证 WLT-ACGAN 的效果。

试验台如图 10 所示，驱动电机经二级减速器后连接行星齿轮，试验轴承安装在二级减速器第二轴端。轴承数据如表 6 所示。故障类型为 3 种，分为内圈故障、外圈故障、滚动体故障。电机转速为 1500、2000、2100 r/min。采样频率为 20 480 Hz。

截取 0.2 s 轴承信号如图 11 所示。从图中可以看出，信号中突出的是与轴承连接的轴的转频，故障信号的特征被淹没于噪声中。

3.2.2 基于统计指标的生成样本质量评估

针对轴承故障试验台，使用数据生成方法生成样本，利用 MMD 和 WD 评估生成样本与真实

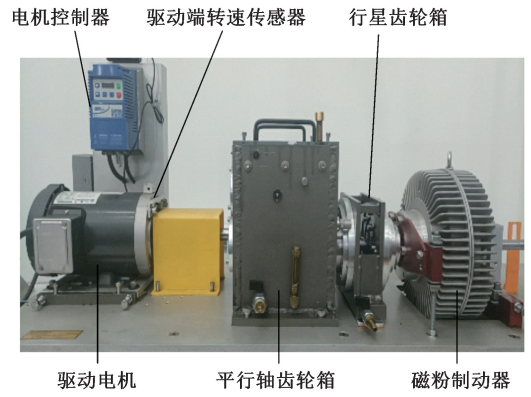


图 10 轴承故障诊断试验台

Fig.10 Bearing fault diagnosis test bench

表 6 模拟故障轴承参数

Tab.6 Simulated faulty bearing parameters

参数	值
轴承型号	ER-16K
轴承孔径/mm	25.4
滚动体数量	9
滚动体直径/mm	7.94
节圆直径/mm	38.51

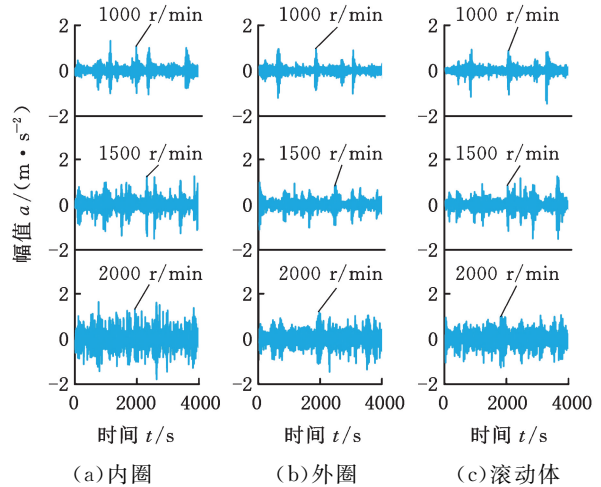


图 11 试验数据时域波形图

Fig.11 Experimental data time-domain waveform graph

样本的分布差异，结果见表 7。从表中可以看出，WLT-ACGAN 相比于单独的时域或频域方法，与真实方法间差异更小，生成样本质量更优。

表 7 生成样本统计指标对比(试验 2)

Tab.7 Comparison of statistical indicators of the generated samples(test 2)

模型类型	统计指标	
	MMD	WD
T-ACGAN	0.017	0.015
F-ACGAN	0.014	0.013
WLT-ACGAN	0.013	0.009

3.2.3 基于 TRTS 的生成样本质量评估

由表 8 结果可以看出，相较于 T-ACGAN 和 F-ACGAN，WLT-ACGAN 生成的数据与真实数

据的一致性更好,分类准确率结果更接近真实数据,特别是在故障特征不明显的滚动体故障中,由于时频双属性,分类准确率更高,有助于高效故障诊断模型的构建。

表 8 TRTS 方法分类准确率(试验 2)

Tab.8 TRTS method classification accuracy(test 2)

标签	1DCNN 分类器			2DCNN 分类器		
	真实数据	T-ACGAN	WLT-ACGAN	真实数据	F-ACGAN	WLT-ACGAN
0	93.7	90.8	92.9	94.5	90.8	93.3
1	92.4	89.1	91.8	93.4	90.2	93.0
2	92.8	90.0	92.6	94.0	90.6	93.5
3	94.5	91.9	94.7	95.6	93.2	95.1
4	92.2	88.5	90.6	93.6	91.3	93.3
5	90.8	87.3	90.3	92.2	88.7	91.5
6	91.1	87.7	90.5	92.8	90.1	92.5
7	88.5	84.1	87.0	90.3	85.8	88.4
8	82.8	78.3	81.9	84.1	80.6	83.4
9	85.2	81.2	83.7	86.4	83.4	85.8
10	78.9	73.0	77.8	79.7	75.9	78.4
11	78.1	72.5	75.3	79.9	74.6	76.7

3.2.4 不平衡数据故障诊断效果评价

与 CWRU 数据集试验方法一致,验证不平衡数据比例为 5 : 1、10 : 1、20 : 1、40 : 1,分类结果如表 9 所示。

表 9 不平衡数据故障分类准确率(试验 2)

Tab.9 Imbalanced data fault diagnosis classification accuracy(test 2) %

		不平衡比例			
		5 : 1	10 : 1	20 : 1	40 : 1
不平衡		56.9	39.2	34.7	30.2
时域	ADASYS	77.5	70.4	61.1	48.2
	SCAE-ACGA	82.7	78.4	71.1	62.8
频域	STFT-SACGAN	83.9	78.3	70.8	61.9
	TRA-ACGAN	84.3	79.5	73.2	65.6
WLT-ACGAN		85.7	84.1	78.3	71.2

从结果可以看出,相比于 CWRU 数据集,由于周围调制部件的影响,诊断模型更加依赖深层次的特征提取,模型准确率整体下降。当数据不平衡比例达到 40 : 1 时,不进行数据扩增,训练的分类模型即使有 1DCNN 较强的深度特征提取能力辅助,在处理信噪比较低的轴承故障信号时诊断准确率也仅为 30.2%。同时,与 CWRU 数据集类似,WLT-ACGAN 依靠从时域和频域两方面共同学习真实信号的特征,生成信号更接近真实数据,有效缓解了数据的不平衡。训练的分类器模型在不平衡比例为 40 : 1 时,依然有 71.2% 的准确率,并且整体性能下降也比其他改进的 ACGAN 小,进一步证实了 WLT-ACGAN 可以生成高质量的轴承故障数据,能有效保障轴承故障诊断模型的识别准确率,改善模型的鲁棒性。

4 结论

为了生成与轴承故障真实信号在时域和频域特征一致的高质量数据,提出了 WLT-ACGAN 模型,能从时域和频域两方面同时学习真实轴承故障数据的特征,使得生成的振动信号更加接近真实信号。通过两个试验对本文提出的方法进行验证,并与其他数据生成方法进行对比分析,得出以下结论。

1) 本文提出了一种改进的 ACGAN 数据生成模型 WLT-ACGAN,利用多层神经网络构建的类小波变换网络,实现了对信号时域与频域特征的双域学习,解决了传统 ACGAN 仅关注单一时域或频域特征的问题。

2) WLT-ACGAN 模型采用了两个不同功能的判别器,小波系数矩阵判别器用于区分频域特征,信号判别器用于区分时域特征,实现了对生成信号时频双域的判别,提高了生成信号的质量。

3) 试验证明,相较于仅学习单一时域或频域特征的模型,WLT-ACGAN 模型生成的轴承振动信号具有更接近真实信号的时域特征和频域特征,显著提高了生成信号的质量。

4) WLT-ACGAN 模型生成的信号能够有效缓解数据不平衡问题,提高故障诊断模型的准确率,相较于其他数据生成方法,在处理不平衡数据时具有更佳分类效果。

参考文献:

- [1] CERRADA M, SÁNCHEZ R V, LI Chuan, et al. A Review on Data-driven Fault Severity Assessment in Rolling Bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99:169-196.
- [2] 秦国浩,张楷,丁昆,等.动态宽卷积残差网络的轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2023,34(18):2212-2221.
QIN Guohao, ZHANG Kai, DING Kun, et al. Dynamic Wide Convolutional Residual Network for Bearing Fault Diagnosis Method[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(18):2212-2221.
- [3] 徐硕,邓艾东,杨宏强,等.基于改进残差网络的旋转机械故障诊断[J].太阳能学报,2023,44(7):409-418.
XU Shuo, DENG Aidong, YANG Hongqiang, et al. Rotating Machinery Fault Diagnosis Method Based on Improved Residual Neural Network[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2023, 44(7):409-418.
- [4] 刘洋,程强,史曜炜,等.基于注意力模块及 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断[J].太阳能学报,2022,

- 43(3):462-468.
- LIU Yang, CHENG Qiang, SHI Yaowei, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on Attention Module and 1D-CNN[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(3):462-468.
- [5] REN Zhijun, LIN Tantaoyao, FENG Ke, et al. A Systematic Review on Imbalanced Learning Methods in Intelligent Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:3508535.
- [6] ZHANG Da, MA Ming, XIA Likun. A Comprehensive Review on GANs for Time-series Signals[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(5):3551-3571.
- [7] 杨光友, 刘浪, 刁晨博. 自适应辅助分类器生成式对抗网络样本生成模型及轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2022, 33(13):1613-1621.
- YANG Guangyou, LIU Lang, XI Chenbo. Bearing Fault Diagnosis Based on SA-ACGAN Data Generation Model[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(13):1613-1621.
- [8] DIXIT S, VERMA N K, GHOSH A K. Intelligent Fault Diagnosis of Rotary Machines: Conditional Auxiliary Classifier GAN Coupled with Meta Learning Using Limited Data[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:3517811.
- [9] TONG Qingbin, LU Feiyu, FENG Ziwei, et al. A Novel Method for Fault Diagnosis of Bearings with Small and Imbalanced Data Based on Generative Adversarial Networks[J]. Applied Sciences, 2022, 12(14):7346.
- [10] WANG Haoyu, LI Peng, LANG Xun, et al. FT-GAN: a Novel GAN-based Data Augmentation Method Coupled Time-frequency Domain for Imbalanced Bearing Fault Diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:3502614.
- [11] 李大广. 基于 1D-DCNN 与 CNN-LSTM 的车轴疲劳裂纹声发射信号试验数据分析[D]. 大连:大连交通大学, 2023.
- LI Daguang. Experimental Data Analysis of Acoustic Emission Signals of Axle Fatigue Cracks Based on 1D-DCNN and CNN-LSTM[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2023.
- [12] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11):139-144.
- [13] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional Image Synthesis with Auxiliary Classifier GANs [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, 2017:2642-2651.
- [14] 孙灿飞, 王友仁, 夏裕彬. 基于 SCAE-ACGAN 的直升机行星齿轮裂纹故障诊断[J]. 振动·测试与诊断, 2021, 41(3):495-502.
- SUN Canfei, WANG Youren, XIA Yubin. Fault Diagnosis of Helicopter Planetary Gear Tooth Crack Based on SCAE-ACGAN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3):495-502.
- [15] FU Zhaoyang, LIU Zheng, PING Shuangrui, et al. TRA-ACGAN: a Motor Bearing Fault Diagnosis Model Based on an Auxiliary Classifier Generative Adversarial Network and Transformer Network[J]. ISA Transactions, 2024, 149:381-393.
- [16] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein Generative Adversarial Networks [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, 2017:214-223.
- [17] GRETTON A, BORGWARDT K M, RASCH M J, et al. A Kernel Two-sample Test[J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 13:723-773.
- [18] ESTEBAN C, HYLAND S L, RÄTSCHE G. Real-valued (Medical) Time Series Generation with Recurrent Conditional GANs [J]. ArXiv e-Prints, 2017:arXiv:1706.02633.
- [19] YIN Wenzhe, XIA Hong, HUANG Xueying, et al. A Fault Diagnosis Method for Nuclear Power Plants Rotating Machinery Based on Deep Learning under Imbalanced Samples[J]. Annals of Nuclear Energy, 2024, 199:110340.
- [20] WANG Hongxing, ZHU Hua, LI Huafeng. Multi-mode Data Generation and Fault Diagnosis of Bearings Based on STFT-SACGAN[J]. Electronics, 2023, 12(8):1910.

(编辑 王昱玥)

作者简介:焦华超,男,1985年生,博士研究生。研究方向为农机故障智能诊断。E-mail:jhc_xj@163.com。孙文磊*(通信作者),男,1962年生,教授、博士研究生导师。研究方向为数字化设计与制造、能源装备技术与智能运维等。E-mail:sunwenxj@163.com。

本文引用格式:

焦华超,孙文磊,王宏伟.基于类小波辅助分类生成对抗网络的轴承故障数据生成方法[J].中国机械工程,2025,36(3):546-557.

JIAO Huachao, SUN Wenlei, WANG Hongwei. Bearing Fault Data Generation Method Based on WLT-ACGAN[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(3):546-557.