

基于扩散模型和 DenseNet 的少样本 齿轮箱故障诊断方法

曹 洁^{1,2}, 陈志峰¹, 王进花^{1,3}, 陈 莉²

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 兰州城市学院 信息工程学院, 兰州 730070; 3. 甘肃省制造信息工程研究中心, 兰州 730050)

摘 要: 针对旋转机械故障诊断中的少样本问题, 提出了一种基于扩散模型的行星齿轮箱故障诊断方法, 通过将故障样本的时频图作为故障特征表示来进行故障分类。该方法首先使用连续小波变换将齿轮箱一维振动信号转换为时频图作为训练样本; 其次, 对扩散模型进行了优化改进, 使其充分学习训练样本故障特征, 以生成高质量故障样本; 最后, 构建了一种基于密集卷积网络的分类器, 结合注意力机制增强分类性能, 使用包含多种故障类型的测试集对分类器进行性能测试。结果表明: 本文方法诊断准确率与充足样本条件下接近, 准确率达到 99% 以上, 并与现有方法进行了实验对比。另外, 对小波变换方法及分类器的优化设置消融实验验证了其有效性。

关键词: 扩散模型; 故障诊断; 齿轮箱; 少样本; 注意力机制

中图分类号: TH132.425 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2026)07-1787-11

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241268

Fault diagnosis method for gearbox with few samples based on diffusion model and DenseNet

CAO Jie^{1,2}, CHEN Zhi-feng¹, WANG Jin-hua^{1,3}, CHEN Li²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;
2. School of Information Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Engineering Technology Research Center for Manufacturing Informatization, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the problem of few samples in the fault diagnosis of rotating machinery, a fault diagnosis method for planetary gearboxes based on a diffusion model is proposed. The time-frequency diagrams of fault samples are used as the representation of fault features for fault classification. Firstly, the continuous wavelet transform is used to convert the one-dimensional vibration signals of the gearbox into time-frequency diagrams as training samples. Secondly, the diffusion model is optimized and improved to

收稿日期: 2024-11-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62063020, 61763028); 国家重点研发计划项目(2020YFB1713600); 甘肃省自然科学基金项目(20JR5RA463); 甘肃省重点研发计划项目(22YF7GA130).

作者简介: 曹洁(1966-), 女, 教授, 博士. 研究方向: 智能信息处理, 机器视觉信息获取与处理.

E-mail: caoj@lut.edu.cn

通信作者: 王进花(1976-), 女, 副教授, 博士. 研究方向: 智能故障诊断. E-mail: wjh0615@lut.edu.cn

enable it to fully learn the fault features of the training samples and generate high-quality fault samples. Finally, a classifier based on a dense convolutional network is constructed, which combines the attention mechanism to enhance the performance of the classifier. The performance of the classifier is tested using a test set containing multiple fault types. The results show that the diagnostic accuracy of the proposed method is close to that under the condition of sufficient samples, reaching over 99%, and experimental comparisons with existing methods have been carried out. In addition, ablation experiments on the optimization settings of the wavelet transform method and the classifier are conducted to verify their effectiveness.

Key words: diffusion model; fault diagnosis; gears; small sample; attention mechanism

0 引言

旋转机械由于其工作条件复杂,工作环境的不稳定性和时变特性容易导致传动系统损坏^[1]。齿轮箱是旋转机械传动系统中的关键部件之一,在实际运行过程中承受较大的动载荷^[2],在复杂的运行条件下很容易导致齿轮箱等关键部件发生故障。为了降低旋转机械的运行和维护成本,防止因故障导致长期停机,有必要对齿轮箱等构成部件的故障类型进行智能诊断方法研究。

深度学习是目前齿轮箱故障诊断领域中一种有效的故障诊断方法^[3],目前常用方法包括支持向量机(Support vector machine, SVM)、长短时记忆网络(Long short-term memory, LSTM)、卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNNs)等^[4]。然而在实际工程运行场景中,齿轮箱通常运行在正常状态,很少出现故障,因此难以获取足够的标记故障数据,传统的故障诊断方法面临训练数据不足及样本标签缺失等典型的少样本问题。

少样本下齿轮箱故障诊断方法主要包括基于模型的方法和基于数据的方法。基于模型的方法主要包括利用元学习、迁移学习等构建的模型,其虽然具有较强适应性,可以根据新数据进行调整和优化,然而,系统的复杂性使得建立准确的模型可能非常困难^[5]。基于数据的方法主要是对数据进行扩充或者提高数据样本质量。相较于基于模型的方法构建准确模型的困难性,基于数据的方法可以从源头解决少样本问题。然而,样本进一步减少时,基于数据方法存在梯度消失、模式崩溃等问题,使该方法生成样本质量下降。

目前,基于数据的方法为少样本条件下的齿轮箱故障诊断提供了解决方案,使用少量故障数

据通过生成、过采样等操作来扩充故障样本,即可有效训练智能诊断模型^[6]。如文献[7,8]利用生成对抗性网络^[9](Generative adversarial nets, GANs),在轴承和齿轮箱故障诊断领域作为一种辅助性的网络模型使用,利用 GANs 学习真实样本数据分布,生成与真实样本数据分布相似的新样本,解决故障数据不足问题,然而这些方法使用上百个训练样本,当样本量进一步减少,模型生成性能会有所降低。去噪扩散概率模型(Denoising diffusion probabilistic models, DDPM)^[10]为一种生成式模型,其可以生成高质量且具有多样性的样本,目前已有研究对扩散模型做了优化和改进,并应用于故障诊断领域,解决少样本问题。如 Song 等^[11]对 DDPM 进行了改进,提出了去噪扩散隐式模型(Denoising diffusion implicit models, DDIM),其可以跳过去噪过程中的步骤,而不需要在当前状态之前访问所有过去的状态,能够更快地生成高质量的样本,有效解决采样速度慢的问题;Chen 等^[12]针对实际场景中的小样本问题,提出了一种基于去噪扩散概率模型的混合样本驱动方法,利用扩散模型的参数化,生成一定数量的高质量样本,然后将生成样本与有限数量的真实样本相结合,输入到诊断模型中,用于复合材料的结构损伤识别;Huang 等^[13]提出了一种基于兰姆波和扩散模型的方法,通过将时域信号转换为二维图像数据,扩散模型用作数据增强的生成模型,实现碳纤维增强聚合物结构的不同缺陷的识别和分类;Yang 等^[14]提出了一种基于去噪扩散概率模型的数据增强方法,通过对原始振动信号使用小波变换获得时频图样本,并将这些样本转换为灰度图像作为训练样本,将伪样本逐渐混合到不平衡类的原始样本中,在不同的不平衡部分下训练 CNNs 来对故障状态进行分类,解决故障诊断中

数据不平衡的问题。然而,这些方法在扩散模型训练过程中需要大量的训练样本,存在一定的局限性,当样本量进一步减少时,扩散模型的训练及生成将受到影响。

基于以上分析,GANs和扩散模型都面临训练样本下降导致的性能降低问题,但是,相较于GANs,目前扩散模型的训练过程稳定,能够生成具有更高多样性的样本^[15],并且可以有效避免GANs可能出现的模式崩溃问题,因此,扩散模型作为生成式模型在样本增强方面具有优势。

将一维振动信号转换为二维图像解决旋转机械故障诊断,目前在旋转机械故障诊断领域已有应用,如文献[16,17]利用二维图像表征故障特征,与一维信号相比,二维图像在表征齿轮箱故障特征信息方面更为丰富、更直观,此外二维图像有利于特征提取和学习卷积核。因此,利用扩散模型在二维图像生成方面的优势,以及二维图像对故障特征的表征优势,以二维图像作为扩散模型输入解决齿轮箱少样本故障诊断将具有可行性。

针对旋转机械中齿轮箱故障样本有限时,基于数据驱动方法诊断性能不足的问题,本文基于扩散模型具有的样本生成性能,提出一种基于改进扩散模型与密集卷积网络(Dense convolutional network, DenseNet)的故障诊断方法,用于解决故障样本有限条件下的齿轮箱故障诊断。

1 基于扩散模型和DenseNet的故障诊断方法

基于改进扩散模型与DenseNet的诊断方法整体框架如图1所示:分为小波变换数据预处理、多个样本训练的单图扩散模型(Learning a diffusion model from a single natural image, Sindiffusion)及样本生成、分类器模型构建和故障诊断与分类4部分。

1.1 去噪扩散模型

去噪扩散模型(DDPM)包括正向过程和反向过程。正向扩散过程 $q(x_t|x_{t-1})$ 被表征为马尔可夫链,在每个时间步长 t 从干净图像 $x_0 \sim q(x_0)$ 开始逐步引入高斯噪声,正向过程定义如式(1)所示:

$$\begin{cases} q(x_T|x_0) := \prod_{t=1}^T q(x_t|x_{t-1}) \\ q(x_t|x_{t-1}) := N(x_t; \sqrt{1-\beta_t} x_{t-1}, \beta_t I) \end{cases} \quad (1)$$

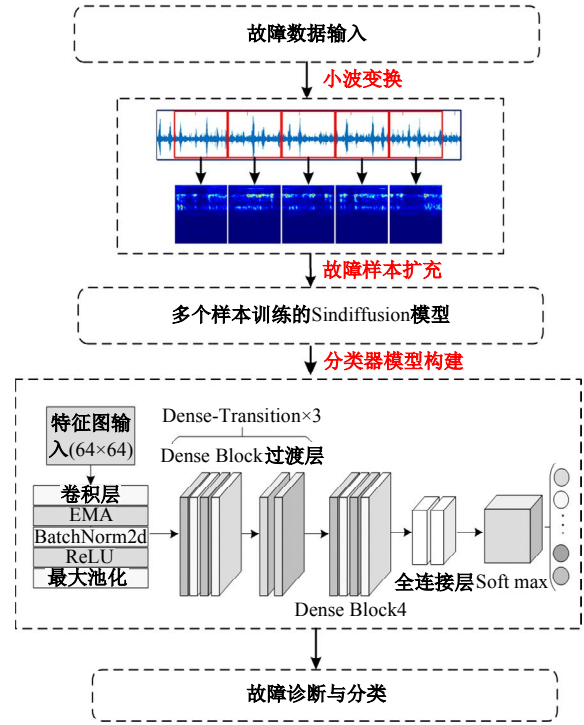


图1 诊断方法整体框架

Fig. 1 Overall framework of diagnostic method

式中: $\{\beta_t\}_{t=0}^T$ 为方差调度, I 为单位矩阵;定义 $\alpha_t := 1 - \beta_t$ 和 $\bar{\alpha}_t := \prod_{s=1}^t \alpha_s$,在单个步骤中生成时间步长 t 的正向扩散样本 x_t 表示如式(2)所示:

$$x_t = \sqrt{\bar{\alpha}_t} x_0 + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \epsilon \quad (2)$$

式中: $\epsilon \sim N(0, I)$,由于反向分布 $q(x_{t-1}|x_t)$ 不可计算获得,因此从随机噪声 $x_T \sim N(x_T; 0, I)$ 开始,将反向过程近似为具有可学习平均值和固定方差的马尔可夫链,如式(3)所示:

$$\begin{cases} p_\theta(x_{0:T}) := p_\theta(x_T) \prod_{t=1}^T p_\theta(x_{t-1}|x_t) \\ p_\theta(x_{t-1}|x_t) := N(x_{t-1}; \mu_\theta(x_t, t), \sigma_t^2 I) \\ \mu_\theta(x_t, t) := \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}} \left(x_t - \frac{1 - \alpha_t}{\sqrt{1 - \bar{\alpha}_t}} \epsilon_\theta(x_t, t) \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中:方差 $\sigma_t^2 I$ 为与时间相关的常数; $\mu_\theta(x_t, t)$ 为具有输入为 x_t 的神经网络;条件变量 t 是以位置嵌入形式引入,来实现时间步长之间的参数共享。

在DDPM训练过程中,U-net架构被作为核心训练模型,添加时间嵌入 t ,训练网络 $\mu_\theta(x_t, t)$ 生成噪声 ϵ ,通过采样噪声 ϵ 预测其概率分布,最后通过该概率分布采样获得生成样本 x_{t-1} 。U-net适合于处理需要快速、高效计算的应用场景。尽管U-net具备上述优势,但在实际应用中,

当可用的训练样本数量有限时,会影响到扩散模型训练的效果,进而导致生成的样本质量降低。因此,在少样本条件下,扩散模型也需要采取额外措施确保训练效果和生成样本的质量。在本文的齿轮箱故障诊断任务中,具有以下条件假设,即每一故障类型都至少包含 20~40 个样本。然而,在该条件下训练 DDPM 容易出现过拟合现象,因此难以通过 DDPM 生成样本来解决少样本问题。

1.2 改进的扩散模型

单图扩散模型^[18](Sindiffusion)基于 DDPM 在每个单一尺度上进行扩散生成,可以通过单张图像完成扩散模型的训练。Sindiffusion 通过减少 U-net 网络的下采样和上采样操作,从而减少去噪扩散网络的深度,来大大扩展模型的感受野,并且 DDPM 深层的注意力层被自然去除;另外,通过减少每个分辨率中的时间嵌入残差连接模块进一步限制 Sindiffusion 模型的感受野;因此,该模型的感受野可以任意扩展与限制,通过控制感受野的大小即可以对生成样本的多样性进行控制。

在本文齿轮箱故障诊断任务中,考虑通过基于 Sindiffusion 模型来学习整个样本集的故障特征,即通过多张图像完成扩散模型的训练。因此,对 Sindiffusion 模型进行了优化改进,通过适当地增大训练样本数量,使其既具有 Sindiffusion 模型在少样本条件下的可训练性,又可以从更广泛的样本中提取故障特征,使其能够生成更加准确地反映全局特征分布的样本,具体模型结构如图 2 所示。这种策略不仅增强模型对故障特征的捕捉能力,而且提高了故障诊断的准确性和可靠性。

具体地,改进模型将索引单一样本扩展到整个样本数据集,以整个样本列表进行索引。对输

入图像进行多次缩小操作,直到图像的宽度和高度中的最小值小于两倍的分辨率,然后根据计算得到的缩放比例对图像进行缩放、裁剪等操作,以此来节省内存消耗和加快图像样本的加载速度,同时减少了模型训练阶段的训练时间,因此更适合于后续的模式输入和分析。

模型训练阶段,依然使用 DDPM 去噪损失,给定训练图像 x 和时间步长 $t \in \{0, 1, \dots, T\}$,通过公式(2)噪声版本产生图像 $\tilde{x}$,以时间步长 t 涉及的实际噪声 ϵ 来训练预测以重建训练图像 x ,如公式(4)所示:

$$L = E_{\epsilon, \tilde{x}} \left[\left\| \epsilon - \epsilon_{\theta}(\tilde{x}, t) \right\|^2 \right] \quad (4)$$

式中: L 为原始 DDPM 去噪损失,即损失函数被公式化为实际噪声和预测噪声之间的均方误差; ϵ_{θ} 为时间步长 t 对应的预测噪声。

基于 L 损失完成对改进扩散模型的训练。训练完成之后,反向去噪过程采样生成图像,由式(3)获得式(5),并通过迭代生成最终图像样本。

$$x_{t-1} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}} \left(x_t - \frac{1 - \alpha_t}{\sqrt{1 - \beta_t}} \epsilon_{\theta}(x_t) + Z_t \right) \quad (5)$$

式中: α_t 和 β_t 为扩散模型方差调度因子; Z_t 为时间步长 t 处涉及的高斯噪声。

1.3 分类器构建

注意力机制结构特征灵活,可加强对更具鉴别性的特征的学习,可以容易地插入到神经网络的主干架构中^[19]。EMA(Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning)^[20]注意力机制是一种跨空间学习方法。EMA 通过将部分通道维度重塑为批维度,避免通用卷积进行某种形式的降维;多尺度并行子网络,建立起短期和长期的依赖关系,提高特征提取效率,同时保持小深度和低延迟;在通道不降维的情况下每个并行子网络中局部跨通道交互,融合两个并行子网络的输出特征图实现跨空间学习。因此,EMA 模型可以堆叠到其他神经网络结构中,并且可以增强其特征表示能力。基于上述分析中 DenseNet 存在的问题,将 EMA 注意力机制引入 DenseNet 进行优化,有望改善 DenseNet 的特征学习能力,提高其分类稳定性和准确性。

针对小样本下 DenseNet 存在分类性能下降的问题,在 DenseNet 结构中融合 EMA 注意力机制,利用 EMA 的增强特征学习能力,对 DenseNet 结构进行优化,来提高其故障分类准确率。具体

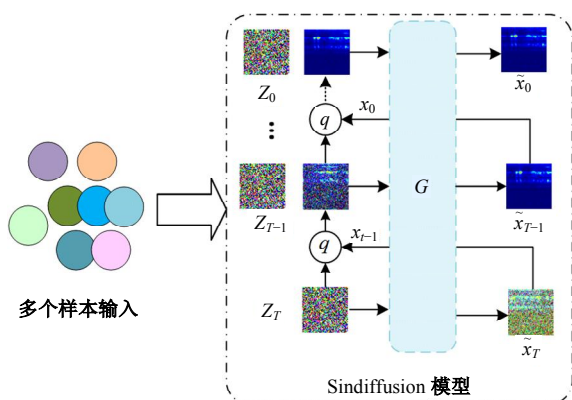


图 2 多个样本训练 Sindiffusion 模型

Fig. 2 Training Sindiffusion model with multiple samples

优化后模型结构如图 3 所示,在 DenseNet 初始输入层的首个卷积层之后连接 EMA 注意力机制。由于 DenseNet 的全连接特性,EMA 提取的多尺度特征在所有后续的密集块中被共享。这一设计也使得 DenseNet 能够获得更丰富的样本特征,基于此来提高模型的故障诊断性能。另外,由于 EMA 模块连接在初始输入层中,并没有与网络的其他层进行连接。这种设计策略也可减少模型的复杂度,实现模型的轻量化,从而提高模型运行效率。

具体地,本文使用的DenseNet架构融合EMA

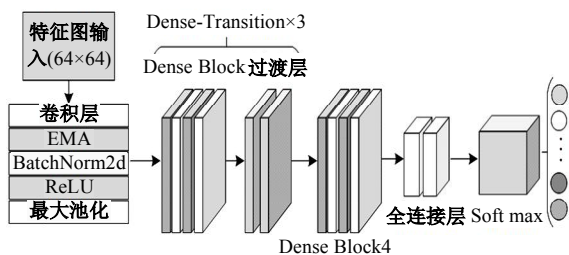


图3 分类器模型

Fig. 3 Classifier model

表1 网络模型参数

Table 1 Network model parameters

模型	输出 尺寸	网络结构
卷积层	64×64	7×7 conv, 步长2
池化层	32×32	3×3 最大池化, 步长2
EMA 分支 1	32×1	沿高度 H 维度平均池化, 保留宽度为1
	1×32	沿宽度 W 维度平均池化, 保留高度为1
	32×32	1×1 conv, 通道数64, 分组16, 每组4通道
	32×32	组归一化, 每组4通道
EMA 分支 2	32×32	3×3 conv, 通道数保持64
融合分支 1,2	32×32	—
密集层 1	32×32	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 6$
过渡层 1	32×32	1×1 conv
	16×16	2×2 平均池化, 步长2
密集层 2	16×16	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 12$
过渡层 2	16×16	1×1 conv
	8×8	2×2 平均池化, 步长2
密集层 3	8×8	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 48$
过渡层 3	8×8	1×1 conv
	4×4	2×2 平均池化, 步长2
密集层 4	4×4	$\begin{pmatrix} 1 \times 1 \\ 3 \times 3 \end{pmatrix} \times 32$
分类层	1×1	7×7 全局平均池化
	5	Softmax

各组成部分结构如表1所示。其中,密集卷积网络^[21](DenseNet)通过将前面层和当前层之间建立连接,所有输入直接连接到输出层,以此改善不同层之间的信息流。DenseNet利用特征连接机制实现特征重用,这有助于减轻少样本下的过拟合问题。然而,当训练样本数量进一步减少时,DenseNet可能会出现稳定性问题。在齿轮箱故障诊断中,使用DenseNet作为分类器时,诊断不稳定的现象尤为明显。

2 故障诊断流程

基于改进扩散模型的少样本齿轮箱故障诊断流程如图4所示。

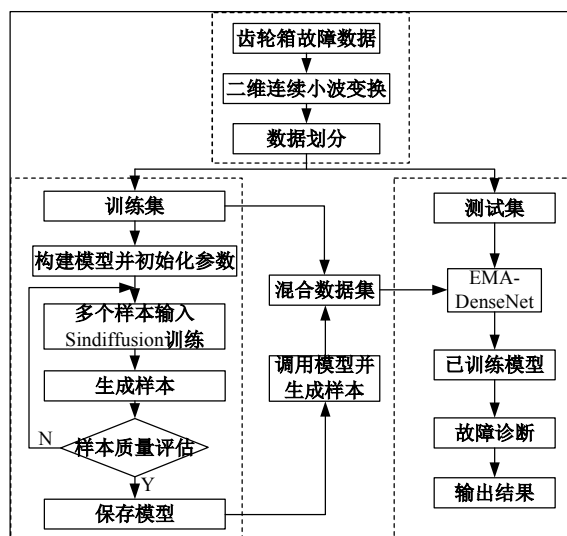


图4 故障诊断流程

Fig. 4 Fault diagnosis process

诊断步骤主要分为齿轮箱振动信号预处理、扩散模型训练与样本生成、分类器训练和故障诊断,具体步骤如下:

步骤1 数据预处理。由于采集到的齿轮箱振动信号产生的冲击特性与Morlet小波相似,而复Morlet小波与Morlet小波相比其具有更优的自适应性^[22],是其复数形式,因此采用复Morlet小波,数学表达如式(6)所示:

$$\psi(t) = (\pi F_b)^{0.5} e^{2i\pi F_c t} e^{-t^2/F_b} \quad (6)$$

式中: F_b 和 F_c 分别为带宽因子和中心频率因子。

通过调整复 Morlet 小波基的中心频率和带宽参数,来获得适于分析齿轮箱振动信号的复 Morlet 小波基。本文选用 cmor3-3 函数作为小波基函数,以 2 048 个数据点作为一个样本长度,对故障数据进行 2D 连续小波变换,将一维时域振动

信号转换为 64×64 的 RGB 三通道图像样本。

步骤 2 将小波变换得到的时频图样本划分为训练集与测试集,以备后续模型的训练与测试。

步骤 3 扩散模型训练与样本生成。按照改进的扩散模型,设置相关参数并输入训练集样本进行训练,最后使用式(5)经过迭代获得生成样本。其中具体参数设置如下:小样本条件下选取 40 个时频图样本作为扩散模型的训练集,扩散步数 T 设置为 1 000,学习率设置为 0.000 5,迭代次数设置为 20 万次。由于余弦加噪速度较慢,因此使用原始 DDPM 所采用的线性噪声方案。另外,使用 DDIM 加速采样技巧,设置抽样步骤数为 50,减少样本生成时间。

步骤 4 使用 FID、LPIPS 和 MMD 等评价指标评估生成样本质量,并根据评价指标值对扩散模型参数进行调整优化。另外,与当下几种生成模型生成样本质量进行对比。其中,FID 作为一种更准确的评估指标,通过比较生成图像与真实图像在特征空间中的分布差异来评估图像质量,结合了生成图像的质量和多样性,FID 分数越低代表两组图像在特征分布上越为接近^[23]。LPIPS 用于度量两张图像之间的差别,LPIPS 值越低表示两张图像越相似^[24]。MMD 指标则通过计算生成图像与真实图像样本集合的均值嵌入之间的距离来评估样本的多样性,较低的 MMD 值表示生成图像与真实图像在统计特性上更为相似,从而反映了较好的样本多样性。

步骤 5 分类器训练和故障诊断。将混合样本作为训练集输入分类器进行训练,混合不同比例的生成样本作为测试集,使用测试集样本对分类器性能进行测试,以验证所提方法的故障诊断性能。最后,将密集卷积网络、嵌入收缩注意力机制的密集卷积网络(Squeeze and excitation dense convolutional network, SE-DenseNet)、分组卷积残差网络(Residual nextwork, ResNext)、残差网络等模型与本文方法进行准确率对比测试。

3 实验验证

为了验证所提旋转机械齿轮箱故障诊断方法的可行性,使用了从北京交通大学传动系统试验台行星齿轮箱中收集的数据集^[25](WT-Planetary gearbox dataset),其传动系统试验台如图 5 所示。实验环境为基于 python3.9.17 的 Pytorch 框架,操

作系统为 Linux 系统。硬件环境为 4 张 NVIDIA GeForce RTX3090 显卡,显存大小 24 GB,CUDA 版本为 12.0。

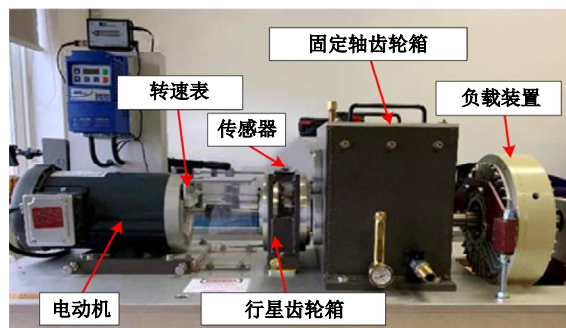


图 5 传动系统试验台

Fig. 5 Transmission system test stand

3.1 数据集描述与数据预处理

采集行星齿轮箱数据集的试验台由电机、行星减速机、固定轴减速机和负载装置组成。有 4 个行星齿轮围绕太阳轮旋转,振动数据由 Sinocera CA-YD-1181 加速度计采集,并采用编码器捕捉速度脉冲。所有通道的采样率设置为 48 kHz。数据集总共包含太阳齿轮的健康状态、齿轮断齿、齿轮磨损、齿根裂纹、缺齿 5 种健康状况,分别如图 6 中(b)(c)(d)(e)(f)所示,其中缺齿表示某一个齿的完全缺失,断齿表示齿轮中某个齿的部分缺损。

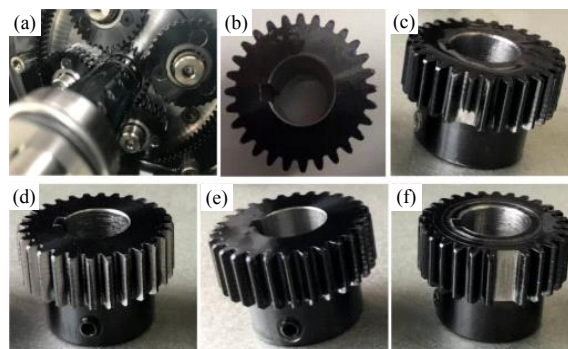


图 6 齿轮故障状态示意图

Fig. 6 Schematic diagram of gear fault status

表 2 列出了行星齿轮箱的详细参数以及两个关键的故障相关频率与输入轴频率之间的关系。其中, f_r 代表太阳齿轮的旋转频率。

该数据集中每种健康状况的数据收集时间超过了 5 min,如果将样本的长度设置为 2 000,则对于每一种健康状况,在不进行重叠运算的情况下,可以得到 7 000 多个样本。该数据集收集了 x 和 y 方向的两个振动信号和行星齿轮箱输入轴的编码

表 2 行星齿轮箱参数
Table 2 Planetary gearbox parameters

参 数	数 值
太阳轮	28
环形齿轮	100
行星齿轮齿数(数量)	36(4)
啮合频率	$(175/8)f_r$
太阳轮故障频率	$(25/8)f_r$

器数据。在这个数据集中包含了每个健康状况 8 种速度条件,即 1 200、1 500、1 800、2 100、2 400、2 700、3 000 和 3 300 r/min。如表 3 所示,本文选用该数据集 1 200 r/min 工况下 x 方向的齿轮箱振动数据(C1)。

表 3 标签与故障种类
Table 3 Labels and types of faults

标签	损伤种类	标签	损伤种类
1	齿轮断齿	4	齿根裂纹
2	健康状态	5	齿轮磨损
3	缺齿		

图 7 展示了 C1 工况下 5 种不同故障类型齿轮箱振动信号时域波形,可以看出,当齿轮发生故障时,时域波形中会出现明显的周期性冲击峰值。

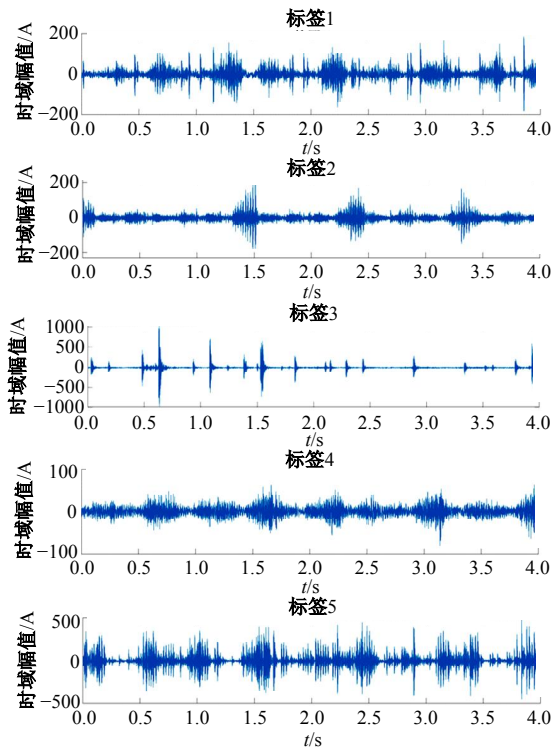


图 7 故障数据时域图
Fig. 7 Time domain diagram of fault data

图 8 为 C1 工况下 5 种不同故障类型标签下的小波变换后时频域图像样本,可以看出,对于不同的故障类型,其故障样本对应时频图特征存在明显区别,因此,可以使用时频图表示故障样本特征。

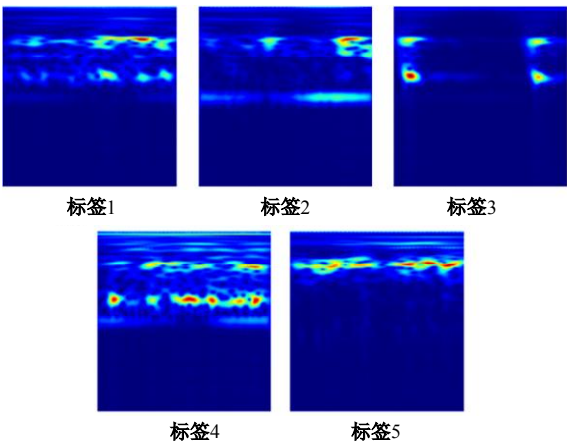


图 8 故障样本时频图

Fig. 8 Time frequency diagram of fault samples

3.2 生成样本质量评估

表 4 列出了真实样本与生成样本的相似度评价指标值,可以看出生成样本与真实样本之间的 FID 平均分数为 49.9, LPIPS 平均值为 0.25, MMD 平均得分为 0.15。指标得分越小,表示生成样本的分布越接近原始样本的分布,因此,由表 3 可以表明生成样本具有较高的质量,可以作为扩充样本数据集来解决小样本问题。

表 4 真实样本图像与生成样本图像相似度

Table 4 Similarity between real sample images and generated sample images

标签	FID	LPIPS	MMD
1	54.775 2	0.264 6	0.200 7
2	47.824 5	0.144 2	0.138 9
3	46.171 4	0.149 7	0.125 9
4	45.745 4	0.124 9	0.113 2
5	54.957 2	0.247 2	0.145 4
平均值	49.894 7	0.186 1	0.144 8

为了定量评估生成图像的相关性和多样性,使用 FID 和 MMD 等评价指标评估不同方法生成的样本质量。计算 FID 和 MMD 平均值,表 5 列出了评估结果。可以看出,本文方法生成样本相较于 GANs 模型, FID 和 MMD 获得了较小的得分, FID 平均得分 49.89, MMD 平均得分 0.145, 说明改进扩散模型与其他方法相比,具有更好地学习样本分布的能力,生成样本质量更高。

表 5 不同方法生成样本质量

Table 5 Sample quality generated by different methods

方法	FID	MMD
WGAN-GP	150.21	0.214
AVAEGAN ^[26]	113.41	0.181
UDWGAN ^[27]	70.21	0.148
本文方法	49.89	0.145

3.3 少样本条件下实验结果与性能比较

3.3.1 不同样本数量下故障诊断试验

每一类故障选取 40 个真实样本,分别添加 20、40、60、80 个生成样本,构建 4 种训练集来训练分类器,训练损失曲线如图 9 所示。训练迭代次数为 150,此外,测试集数量均设置为 1 000,以充分验证分类器在少样本条件下的诊断效果。

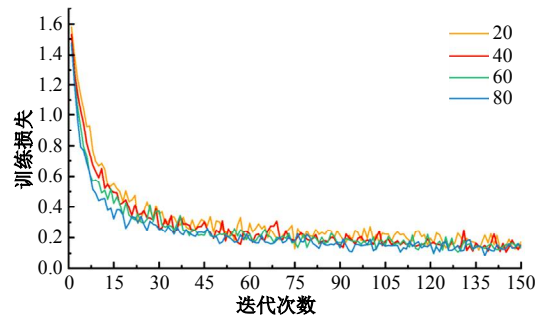


图 9 不同混合比例下的训练损失曲线

Fig. 9 Training loss curves under different mixing ratios

为了验证本文方法在不同样本数量下的诊断性能,在 10、20、30、40 个真实样本中均添加 0、20、40、60、80 个生成样本,构建 20 种不同样本数量的训练集,输入分类器训练并通过测试集验证其分类准确率。为确保实验结果可靠性,每组实验测试 10 次并计算平均值。实验结果详细记录在表 6 中,可以看出在真实样本中混入生成样本,随着生成样本数量的增加,模型诊断准确率逐渐升高,由此得出结论,在训练集中添加生成样本,能够有效提高模型诊断准确率,尤其是在真实样本较少的情况下,生成样本的加入对模型性能的提升尤为显著。

为了进一步探究生成样本对模型诊断性能的影响,记录了 40 个真实样本中添加 20、40、60、80 个生成样本训练集下的诊断混淆矩阵,如图 10 (a)~(d)所示,可以看出,在初始阶段(混合 20 个生成样本时),模型的分类性能较低,随着生成样本数量增加至 40 个,模型性能显著提升,错误分类的样本数量显著减少,然而,当生成样本的数量

表 6 不同数量样本诊断结果

Table 6 Diagnosis results of different sample sizes

实验序号	真实样本数量	生成样本数量	测试样本数量	准确率/%
1	40	0	1 000	98.074
2	40	20	1 000	98.872
3	40	40	1 000	99.240
4	40	60	1 000	99.120
5	40	80	1 000	99.370
6	30	0	1 000	96.748
7	30	20	1 000	97.300
8	30	40	1 000	98.466
9	30	60	1 000	98.108
10	30	80	1 000	99.098
11	20	0	1 000	96.072
12	20	20	1 000	98.216
13	20	40	1 000	96.962
14	20	60	1 000	96.902
15	20	80	1 000	98.228
16	10	0	1 000	89.666
17	10	20	1 000	94.192
18	10	40	1 000	96.404
19	10	60	1 000	96.066
20	10	80	1 000	97.354

继续增加至 60 和 80 个时,模型性能提升趋于平稳,错误分类样本数量略有波动,但总体保持稳

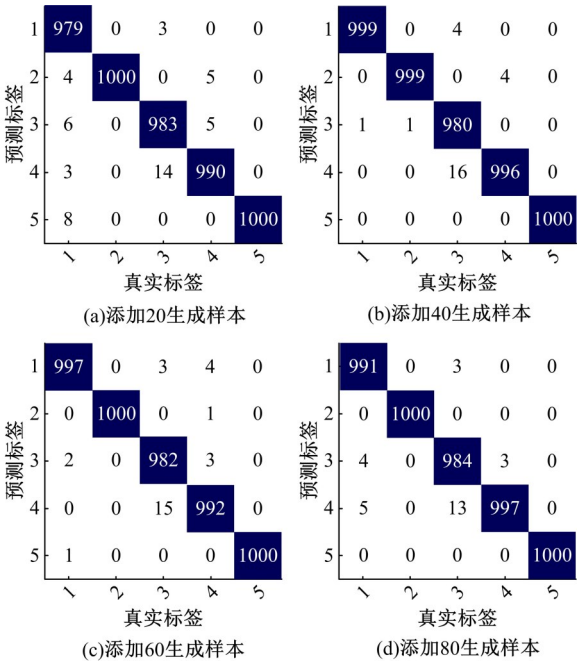


图 10 不同比例样本诊断结果混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of diagnostic results for samples with different proportions

定。可以得出结论,适当增加生成样本的比例可以有效提升模型的诊断准确率,但超过一定比例后,进一步增加生成样本对提高模型性能的贡献有限。

表 7 列出了准确率最高时(40 个真实样本添加 40 个生成样本作为训练集时)不同故障类别的精准率、召回率和 Specificity 指标。

表 7 不同评价指标的值
Table 7 Values of different evaluation indicators

标签	精准率	召回率	Specificity
1	0.996	0.999	0.999
2	0.996	0.999	0.999
3	0.998	0.98	1.0
4	0.984	0.996	0.996
5	1.0	1.0	1.0

3.3.2 不同故障诊断方法性能分析

基于北京交通大学公开数据集,将本文方法与 DenseNet、SE-DenseNet、ResNeXt、ResNet 等先进的深度学习算法进行实验对比。各方法超参数设置如表 8 所示,可以看出本文方法参数量相比 ResNet 减少 70% 以上,并且 EMA 模块仅增加 0.12 Mb 参数量。考虑到模型训练的效率,批量大小设置为 32,学习率设置为 0.000 1。训练集每类故障的真实样本与生成样本构成比例为 40/0、40/20、40/40、40/60、40/80,训练批次设置为 150,测试集样本为 1 000。

表 8 不同模型超参数设置

Table 8 Hyperparameter settings for different models

模 型	学习率	批量大小	参数量/Mb
Res Net	0.000 1	32	25.6
ResNeXt	0.000 1	32	25
Dense Net	0.000 1	32	7.98
SE-Dense Net	0.000 1	32	8.2
本文方法	0.000 1	32	8.1

图 11 展示了不同方法的分类准确率,在不同样本比例下,EMA-DenseNet 分类准确率均高于其他 4 种模型,且 40 个生成样本条件下,EMA-DenseNet 分类平均准确率分别提高了 4.26%、2.888%、2.196% 和 0.46%,证明该方法在齿轮箱故障诊断方面有更好的性能。另外,生成样本数量的增加,对不同方法准确率均有提升,由此也可验证扩散模型进行样本增强的有效性。

为了更好地展示本文模型的故障诊断性能,使用 t -SNE 算法将本文方法最后一层的输出结果

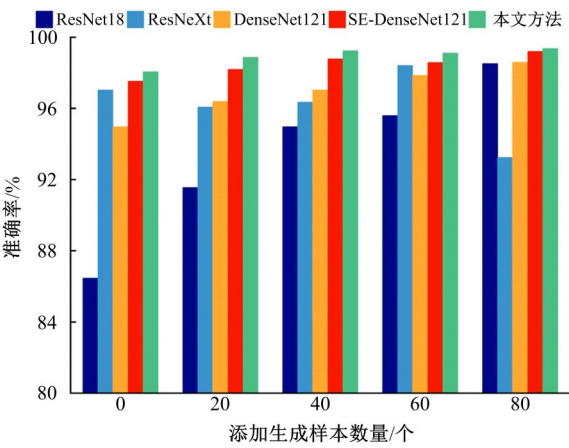


图 11 不同方法分类准确率

Fig. 11 Classification accuracy of different methods

可视化。将模型在训练集真实样本与生成样本构成比例为 40/20 的输出使用 t -SNE 算法降维,并将结果显示在二维空间中,如图 12 所示。

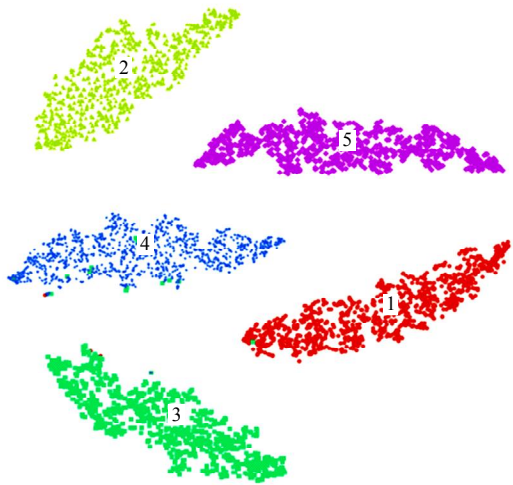


图 12 模型最后一层输出 t -SNE 可视化

Fig. 12 Visualization of t -SNE output from the last layer of model

3.4 消融实验

为了验证本文方法有效性,对模型进行分解,消除部分网络或结构,并进行消融实验。测试使用训练集每类故障真实样本与生成样本构成比例为 40/20,测试集样本为 1 000。

3.4.1 数据预处理方法的影响

为了评估模型在不同数据预处理方法下的性能,使用 CWT、STFT 和 SWT 等方法对数据进行预处理,其准确率分别为 98.87%、98.12% 和 97.34%。CWT 相比其他方法具有更高准确率,达到了 99.87%,表明其具有良好的时频清晰度和高分辨率。

3.4.2 数据预处理方法的影响

为了评估 EMA 对 DenseNet 分类性能的影响,测试 EMA 加入前后分类器的准确率,图 13 为测试 10 次的结果,可以看出,训练样本 40/20 条件下, DenseNet 会遇到测试结果不稳定的问题,加入 EMA 使得 DenseNet 准确率保持稳定,并且准确率也有一定的提升。

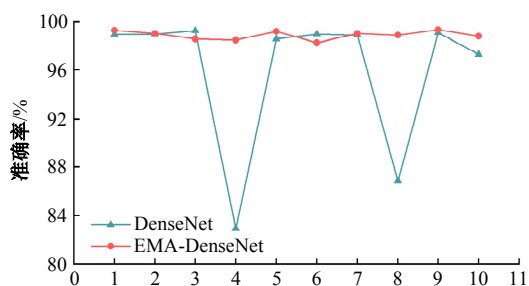


图 13 注意力机制的影响

Fig. 13 Influence of attention mechanism

4 结 论

(1)该方法对原始振动信号使用连续小波变换获得时频图,作为生成式模型的训练样本,通过对 Sindiffusion 模型输入多个样本训练来生成样本,由此获得有效的故障样本扩充。

(2)本文将 EMA 与 DenseNet 融合构建分类器,应用于齿轮箱故障状态识别领域。与传统方法相比,EMA-DenseNet 在不同数量的样本条件下,训练更加稳定且分类准确率更高,在公开数据集中,本文方法相较于未进行数据扩充前,故障诊断准确率平均提升了 3.37%,本文方法的有效性得到了验证。在旋转机械实际运行场景中会面临多种工作条件和工况变化,因此,如何提高所提方法的泛化性能及模型的可解释性是未来研究的重点工作。

参考文献:

- [1] Peng H, Zhang H, Fan Y S, et al. A review of research on wind turbine bearings' failure analysis and fault diagnosis[J]. Lubricants, 2023, 11(1): No. 14.
- [2] Su Y, Meng L, Kong X, et al. Small sample fault diagnosis method for wind turbine gearbox based on optimized generative adversarial networks[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 140: No. 106573.
- [3] Shen C, Wang J, Chen J, et al. Gearbox fault diagnosis for wind turbines based on data augmentation using improved generative adversarial networks[J]. Pro-

ceedings of the International Conference on Electrical Materials and Power Equipment(ICEMPE), Chongqing, China, 2021.

- [4] 张玺君, 尚继洋, 余光杰, 等. 基于注意力的多尺度卷积神经网络轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报:工学版, 2024, 54(10): 3009-3017.
Zhang Xi-jun, Shang Ji-yang, Yu Guang-jie, et al. Bearing fault diagnosis based on attention for multi-scale convolutional neural network[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2024, 54(10): 3009-3017.
- [5] Misbah I, Lee C K M, Keung K L. Fault diagnosis in rotating machines based on transfer learning: literature review[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 283: No. 111158.
- [6] 邵海东, 李伟, 刘翊, 等. 时变转速下基于双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(12): 215-224.
Shao Hai-dong, Li Wei, Liu Yi, et al. Fault diagnosis of rotor-bearing system under time-varying speeds by using dual-threshold attention-embedded GAN and small samples[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(12): 215-224.
- [7] Xie S, Cheng W, Nie Z, et al. Intelligent fault diagnosis of bearings under variable working conditions and small samples with generative adversarial network[C]//Prognostics and Health Management Conference, London, United Kingdom, 2022: 162-168.
- [8] Liang P, Deng C, Yuan X, et al. A deep capsule neural network with data augmentation generative adversarial networks for single and simultaneous fault diagnosis of wind turbine gearbox[J]. ISA Transactions, 2023, 135: 462-475.
- [9] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Montreal, Canada, 2014.
- [10] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Online, 2020: 6840-6851.
- [11] Song J, Meng C, Ermon S. Denoising diffusion implicit models[J/OL]. [2020-12-20]. <https://arxiv.org/abs/2010.02502>.
- [12] Chen P, Xu C, Ma Z, et al. A mixed samples-driven methodology based on denoising diffusion probabilistic model for identifying damage in carbon fiber composite structures[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.

- [13] Huang T, Gao Y, Li Z, et al. A hybrid deep learning framework based on diffusion model and deep residual neural network for defect detection in composite plates[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(10): No. 5843.
- [14] Yang X, Ye T, Yuan X, et al. A novel data augmentation method based on denoising diffusion probabilistic model for fault diagnosis under imbalanced data[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(5): 7820-7831.
- [15] Croitoru F A, Hondru V, Ionescu R T, et al. Diffusion models in vision: a survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(9): 10850-10869.
- [16] 刘子昌, 白永生, 李思雨, 等. 基于小波时频图与Swin Transformer的柴油机故障诊断方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2023, 45(9): 2986-2998.
Liu Zi-chang, Bai Yong-sheng, Li Si-yu, et al. Diesel engine fault diagnosis method based on wavelet time-frequency diagram and Swin Transformer[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(9): 2986-2998.
- [17] Ye C, Wang J, Peng C, et al. Novel cross-domain fault diagnosis method based on model-agnostic meta-learning embedded in adaptive threshold network[J]. *Measurement*, 2023, 222: No. 113677.
- [18] Wang W, Bao J, Zhou W, et al. SinDiffusion: learning a diffusion model from a single natural image[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(5): 3412-3423.
- [19] Lv H, Chen J, Pan T, et al. Attention mechanism in intelligent fault diagnosis of machinery: a review of technique and application[J]. *Measurement*, 2022, 199: No. 111594.
- [20] Ouyang D, He S, Zhang G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]// *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Rhodes Island, Greece, 2023: 1-5.
- [21] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Hawaii State, America, 2017: 4700-4708.
- [22] 徐浩, 沙刚刚, 李腾腾, 等. 基于二维连续小波变换与数据融合技术的逆有限元法-伪激励法结构损伤识别方法[J]. *复合材料学报*, 2021, 38(10): 3554-3562.
Xu Hao, Sha Gang-gang, Li Teng-teng, et al. Structure damage identification method of inverse finite element method-pseudo-excitation method based on 2D continuous wavelet transform and data fusion technology[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2021, 38(10): 3554-3562.
- [23] 陈佛计, 朱枫, 吴清潇, 等. 生成对抗网络及其在图像生成中的应用研究综述[J]. *计算机学报*, 2021, 44(2): 347-369.
Chen Fu-ji, Zhu Feng, Wu Qing-xiao, et al. A survey about image generation with generative adversarial nets[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(2): 347-369.
- [24] Ibrahim H, Salem A, Kang H S. Exploration of semantic label decomposition and dataset size in semantic indoor scenes synthesis via optimized residual generative adversarial networks[J]. *Sensors*, 2022, 22(21): No. 8306.
- [25] Liu D, Cui L, Cheng W. A review on deep learning in planetary gearbox health state recognition: Methods, applications, and dataset publication[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 35(1): No. 012002.
- [26] Wang X, Jiang H, Wu Z, et al. Adaptive variational autoencoding generative adversarial networks for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 56: No. 102027.
- [27] Meng Z, He H, Cao W, et al. A novel generation network using feature fusion and guided adversarial learning for fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 234: No. 121058.