

基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法

费 蓉¹ 李向馨¹ 上官安琪¹ 黑新宏¹ 宋霄罡¹ 刘雅君¹

摘 要 深度学习模型为缓解数据不均衡问题提供了有效途径,然而,现有方法难以兼顾生成质量与计算效率,例如生成对抗网络存在训练不稳定问题、扩散模型的计算复杂度较高。为提高工业信号的可用性,提出基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法,在保持扩散模型生成优势的同时显著提高训练效率,并降低模型推理计算量。该方法主要分为自编码器信号降维与扩散模型样本生成两个阶段。阶段一基于自编码器建立原始信号的隐变量分布结果,构建轻量化的低维空间,以提高整体模型的计算效率;阶段二通过条件扩散模型的马尔科夫链噪声推理过程,对阶段一的输出结果进行重建,以获取高质量的工业信号。针对轻量化空间取值有限导致的类别混叠问题,以聚合同类并区分异类为目标,设计对比学习损失来提高空间中的类别区分度。考虑到故障幅值分布特征表现为周期性衰减冲击,提出分解损失函数来挖掘信号隐藏特征并提升生成样本质量。在两种数据集上的实验结果表明,该方法能够为工业系统提供可靠的数据支持。

关键词 生成模型;神经网络;扩散模型;自编码器;对比学习

引用格式 费蓉,李向馨,上官安琪,黑新宏,宋霄罡,刘雅君. 基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法. 自动化学报, 2026, 52(9): 2096–2117

DOI 10.16383/j.aas.c260078

CSTR 32138.14.j.aas.c260078

An Industrial Signal Generation Method Based on Lightweight Conditional Diffusion Model

FEI Rong¹ LI Xiang-Xin¹ SHANGGUAN An-Qi¹ HEI Xin-Hong¹ SONG Xiao-Gang¹ LIU Ya-Jun¹

Abstract Deep learning models provide an effective approach to alleviating the problem of data imbalance. However, generation quality and computational efficiency are difficult to balance in existing methods. For example, generative adversarial networks suffer from unstable training, while diffusion models require high computational complexity. To improve the usability of industrial signals, an industrial signal generation method based on a lightweight conditional diffusion model is proposed. The generation advantages of diffusion models are retained. Meanwhile, training efficiency is significantly improved, and the computational cost of model inference is reduced. The proposed method mainly consists of two stages: Signal dimensionality reduction using an autoencoder and sample generation using a diffusion model. In the first stage, the latent variable distribution results of the original signal are learned by an autoencoder. A lightweight low-dimensional space is then constructed to improve the computational efficiency of the overall model. In the second stage, the output result of the first stage is reconstructed through the Markov-chain-based noise inference process of a conditional diffusion model. High-quality industrial signals are thereby generated. The limited range of values in the lightweight space may cause class confusion. To address this problem, a contrastive learning loss is designed to aggregate samples from the same class and separate samples from different classes. Consequently, class discriminability in the lightweight space is improved. Fault amplitude distributions are characterized by periodic decaying impulses. Therefore, a decomposition loss function is proposed to capture hidden signal characteristics and improve the quality of generated samples. Experimental results on two datasets demonstrate that the proposed method can provide reliable data support for industrial systems.

Keywords generative model; neural network; diffusion model; autoencoder; contrastive learning

Citation Fei Rong, Li Xiang-Xin, Shangguan An-Qi, Hei Xin-Hong, Song Xiao-Gang, Liu Ya-Jun. An industrial signal generation method based on lightweight conditional diffusion model. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(9): 2096–2117

收稿日期 2026-01-29 录用日期 2026-07-11

Manuscript received January 29, 2026; accepted July 11, 2026

国家自然科学基金(62403376, U2034209, 62120106011, 62302353), 西安理工大学科研启动基金(451124001), 陕西省教育厅自然专项项目(23JK0729)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62403376, U2034209, 62120106011, 62302353), Research Startup Foundation of Xi'an University of Technology (451124001), and Natural Science Special Project of the Shaanxi Provincial Department of Education (23JK0729)

在工业系统中,通常使用传感器(如加速度、电压传感器等)监测工业设备,得到多维度信号集合,进而通过故障诊断^[1]、系统可靠性评估^[2]等提高工

本文责任编辑 赫然

Recommended by Associate Editor HE Ran

1. 西安理工大学计算机科学与工程学院 西安 710048

1. School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048

业系统的稳定性与安全性。因此, 高质量的工业信号是设备可靠运行的重要基础。然而, 由于设备故障发生频率低、工业环境复杂且样本标注成本高昂, 导致采集到的故障样本十分有限^[3]且在整体分布中占比偏低, 形成显著的类别不均衡分布问题, 严重影响工业系统的安全运行。因此, 亟须采取有效的信号生成方法, 以提升监测信号的可用性。

一般而言, 现有的信号生成方法主要分为两类, 包括传统数据扩充策略与深度学习生成模型。

传统数据扩充策略主要包括基于时域扰动或过采样的信号生成策略。例如, 文献[4]在帕金森病监测任务中, 提出系统化的可穿戴传感器数据扩充方案, 包括加噪、缩放、裁剪等多种时域扰动方法, 并系统验证这些方法在帕金森病状态识别任务中的有效性。SMOTE^[5]通过线性插值合成新样本, 是过采样技术的代表性方法。然而, 时域扰动方法虽实现简单, 但加噪、裁剪等操作容易破坏信号的关键结构特征, 难以生成具有代表性且多样性的样本。过采样方法主要适用于特征空间静态的表格数据, 对具有时间依赖性的工业信号适应性有限。由此可见, 传统生成方法在保持信号物理结构与提升生成样本多样性方面存在明显局限, 难以满足日益复杂的工业系统对高质量信号生成的需求。

随着人工智能的快速发展, 深度学习生成模型凭借优异分布重建与特征提取能力, 在学习复杂数据分布与合成多样性样本方面展现出显著优势, 其中, 基于高斯概率分布的扩散模型^[6]凭借高质量的分布拟合能力, 广泛应用于图像生成、语音合成和自然语言处理等多个领域, 并在生成质量、多样性和稳定性方面展现优势。例如, 文献[7]提出基于多变量条件扩散模型的卫星时间序列补全方法, 旨在提高卫星遥测数据缺失值插补的准确性。文献[8]提出一种人体交互动作扩散模型, 通过噪声预测机制改善了人体交互动作的生成质量。然而, 随着工业 4.0 的持续推进, 工业领域对高效数据分析和实时决策的要求日益严格。扩散模型极度依赖逐步迭代的噪声推理机制, 在处理长序列的工业信号时计算复杂度较高、时间消耗较大, 难以满足日益复杂的工业场景, 进而引发潜在的安全风险。因此, 采取有效措施降低扩散模型的计算复杂度, 对于提升工业系统的稳定性和安全性至关重要。

将高维数据的学习过程迁移至低维轻量化空间, 为实现高效扩散模型提供了有效途径。VQ-VAE^[9]通过特征编码将复杂数据分布压缩为离散向量, 优化变分自编码器的潜在空间特征学习, 是实现轻量化扩散模型的理论基础。基于这一理念, 文献[10]提出基于低维表示的潜在扩散模型 LDM, 将扩散

模型的学习过程迁移至变分自编码器的低维空间, 显著提高了生成图像质量, 并有效减少了模型的计算复杂度。在 LDM 基础上, 一系列轻量化变体模型相继涌现, 例如文献[11]提出一种不依赖变分自编码器的新型潜在扩散模型, 利用自监督表示进行视觉生成。文献[12]利用非线性映射将变分自编码器潜在向量与视觉模型特征对齐, 从而有效优化潜在空间的学习过程。然而, 上述轻量化扩散模型主要聚焦于计算机视觉任务, 当迁移到工业领域时, VQ-VAE 面临故障信号关键脉冲特征被噪声掩盖的问题, 其潜在空间的稳定性有限; LDM 的高质量生成能力依赖于大规模训练网络, 在学习非平稳的工业故障信号时, 计算复杂度较高。因此, 在工业信号生成领域, 亟须提出一种有效的工业轻量化扩散模型。

为生成高质量的信号样本, 提高工业信号集合的可用性, 本文创新性地提出一种基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法 (lightweight conditional diffusion autoencoder, LC-DiffAE)。与现有轻量化扩散模型相比, LC-DiffAE 充分考虑潜在空间的稳定性与工业故障物理特征, 提出对比学习损失函数来优化潜在空间的类别分布, 并构建融合故障局部峰值和周期趋势特征的信号分解损失函数, 兼顾样本生成质量、计算高效性及模型可解释性。在两种真实工业数据集的实验结果中, 所提方法的杰森-香农散度 (Jensen-Shannon divergence, JSD)、瓦瑟斯坦距离 (Wasserstein distance, WD) 和最大均值差异 (maximum mean discrepancy, MMD) 指标较 6 种对比方法的平均值分别降低 52.1%、62.3% 和 88.8%, 实现了 97.5% 的平均故障诊断准确率。

所提工业信号生成方法的主要创新点如下:

1) 提出一种基于条件扩散模型的信号生成方法, 通过条件自编码器降低原始信号维度, 利用条件扩散模型生成多样性的少类低频数据, 构建轻量化空间来降低计算复杂度。

2) 构建数据分布转换机制以优化生成模型的搜索空间复杂度, 通过 Gumbel 噪声及温度调节参数将连续数据分布映射为近似离散向量, 结合符号函数将近似结果转换为离散整数型潜在向量, 从而降低后期扩散模型迭代去噪复杂度。

3) 设计基于对比学习损失函数的决策边界, 通过约束正负样本对之间的距离, 以聚合同类并离散异类样本; 构建分解损失函数, 间接提取故障信号的周期性冲击分量, 从而提升生成模型的可解释性。

4) 给出生成质量评估与复杂度分析实验, 并在振动、温度、电流等多类型工业信号上开展泛化性实验。结果表明, 所提方法在保证生成样本高质量的同时, 显著降低了推理复杂度及训练时间。

本文的结构安排如下:第1节介绍工业信号生成及扩散模型的相关工作;第2节详细描述方法的细节信息,包括类别信息融合、自编码器信号降维、扩散模型样本生成与优化模型的损失函数;第3节基于真实工业数据集,从相似性、多样性与实用性维度验证所提方法;第4节对全文工作进行总结,并对未来研究方向进行展望。

1 相关工作

1.1 工业信号生成

为缓解类别分布不均衡导致的监测信号可用性受限、工业系统稳定性下降等问题,研究者们围绕工业信号生成方法开展了大量研究。早期方法主要分为两类:1)基于时域扰动的数据生成方法。该方法通过在时域空间对原始信号进行区间缩放、添加噪声等操作生成新样本,具有实现简单、计算成本低廉等优点。然而,加噪容易掩盖原始信号幅值分布,区间缩放会破坏工业信号的周期性衰减冲击。因此,基于时域扰动的数据生成方法未能根本解决信号分布不均衡问题。2)基于过采样策略的样本生成方法。此类方法通过特征空间插值生成样本。代表性方法为SMOTE插值法^[13],例如,文献^[14]将SMOTE技术应用于工业设备与绝缘故障诊断任务,有效提升了分类模型精度。然而,过采样方法最初面向离散型静态数据,难以适配动态变化剧烈的工业信号,适应性存在明显局限。由此可知,早期生成方法在保持信号物理特征与细节信息重建等方面存在缺陷,难以适配日益复杂的工业场景。

随着人工智能的快速发展,深度学习生成方法为生成多样性、高质量的工业信号提供了新的技术方案,代表性方法包括生成对抗网络、变分自编码器等。生成对抗网络^[15]的核心思想基于对抗训练机制,例如,文献^[16]基于轴承动力学构建循环生成对抗网络,以生成故障样本,提高分类模型准确率。FEF-WGAN-GP^[17]结合Wasserstein梯度惩罚与特征欧氏距离滤波,以约束数据特征分布,提高生成样本质量。文献^[18]针对碳耗数据缺失导致预测模型精度低的问题,提出基于改进生成对抗填补网络的碳耗预测方法,有效降低滚齿碳耗数据缺失带来的预测误差。然而,生成对抗网络属于黑箱模型,训练过程敏感,难以保证生成结果的稳定性,限制了其在工业场景中的可靠应用。

变分自编码器的核心思想基于高斯先验约束,通过编解码机制学习数据分布,具备良好的训练稳定性。例如,文献^[19]在故障诊断框架中引入变分自编码器,有效提升了诊断精度。IGFSO-AE^[20]通

过快速傅里叶变换获取信号频域特征,生成包含丰富频谱特征的故障样本。然而,变分自编码器受限于高斯先验假设,在处理包含周期性衰减冲击、环境白噪声扰动等干扰分量的工业信号时,难以有效重建信号的细粒度结构特征与全局动态特性等。

综上所述表明,随着设备运行工况的日益复杂,现有信号生成方法在结构还原、时间细节重建与分布多样性方面存在不足,亟须提出有效的高质量信号生成方法。

1.2 扩散模型

扩散模型作为基于马尔科夫链的深度学习生成方法,通过逐步迭代的噪声预测机制来渐进式逼近真实数据分布。自提出以来,扩散模型凭借优异分布拟合能力与生成稳定性,已在多个领域取得突破性进展,尤其在计算机视觉任务中表现突出。Stable Diffusion的提出拓展了扩散模型在图像领域的研究版图,随后一系列扩散图像变体模型相继涌现。在图像修复方面,文献^[21]提出DMID模型,通过自适应嵌入与集成策略有效缓解去噪过程中的失真问题。针对水下环境,文献^[22]提出扩散图像生成网络,通过引入不确定性感知学习与颜色校准机制来改善图像质量。此外,Diffusion-Stego^[23]将秘密信息嵌入潜在噪声中,并利用迭代去噪生成高质量的隐写图像。除上述典型应用外,文献^[24]提出基于尺度不变损失的图像生成方法,实现从低分辨率图像向高分辨率图像的高效转换。

近年来,在文本与时序生成领域,扩散模型同样展现出良好发展趋势。在文本生成方面,文献^[25]将扩散模型迁移到自然语言处理领域,提出基于去噪重构机制的非自回归语言模型。文献^[26]融合噪声机制与BERT掩码,使语言模型同时具备语义理解与文本生成能力,推动了扩散模型在文本领域的进一步应用。在时序生成方面,文献^[27]提出基于自回归机制的多变量时序预测模型,是最早将扩散模型应用于时序预测的工作之一。DiffWave模型^[28]的提出验证了扩散模型在时序生成任务中的可行性。此外,DIFFUSION-TS模型^[29]将Transformer去噪网络与时序分解重构相结合,有效提升了扩散模型的可解释性与结构表达能力。

上述研究表明,扩散模型在多个领域具备高质量生成能力。然而,工业信号具有强非平稳性与多变量耦合干扰等特点,扩散模型在工业信号重建任务中,需要在高维、长序列上执行多次噪声推理,从而造成高昂的计算开销。此外,在周期性冲击、突发脉冲与背景白噪声等复杂成分的干扰下,扩散模型

面临细节缺少与时序特征丢失等问题. 因此, 在工业场景中, 现有扩散模型在计算效率与细节还原度方面存在不足, 亟须提出适配工业信号的扩散生成模型.

2 基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法

为生成高质量的信号样本, 提高工业信号的可用性, 提出基于轻量化条件扩散模型的工业信号生成方法 LC-DiffAE, 其整体框架如图 1 所示. 由图 1 可知, LC-DiffAE 主要由自编码器信号降维与扩散模型样本生成两阶段组成. 其中, 自编码器信号降维阶段通过卷积层的特征提取机制构建真实信号的隐变量分布表示, 同时设计基于符号函数的轻量化空间, 将连续特征映射为离散向量; 在扩散模型样本生成阶段, 通过前向加噪向输入数据中添加噪声, 利用 UNet 噪声估计网络进行逆向去噪, 并结合解码器对采样生成结果进行重构, 从而生成高质量的信号样本. 此外, 通过类别信息融合模块将类别特征深度嵌入信号分布, 以实现类别可控的样本生成.

本节围绕 LC-DiffAE 的关键模块, 在第 2.1 ~ 2.3 节分别介绍类别信息融合、自编码器信号降维及扩散模型样本生成, 并在第 2.4 节定义优化模型的损失函数.

2.1 类别信息融合

假设工业信号集合 $D = \{(F_p, L_p)\}_{p=1}^N$. 其中, $F_p \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为集合 D 中的第 p 类信号, N 为 D 中的类别总数, m 与 n 分别表示信号 F_p 的维度与长度, L_p 为 F_p 对应的类别标签. 给定 F_p 的矩阵表示为:

$$F_p = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_j \\ \vdots \\ X_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{11} & \cdots & f_{1j} & \cdots & f_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ f_{i1} & \cdots & f_{ij} & \cdots & f_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ f_{m1} & \cdots & f_{mj} & \cdots & f_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, X_j 表示 F_p 中的第 j 维信号; f_{ij} 为 X_j 中的第 i 个数据点. 在工业设备运行过程中, 不同类型故障信号受损伤结构、受力方式等因素影响, 其时域波形、频谱分布及统计特性存在明显差异. 因此, 模型能否有效区分不同的故障类别特征, 是实现高质量工业信号生成的关键. 特征逐元素线性调制 (feature-wise linear modulation, FiLM) 通过条件信息对数据特征分布进行动态调节, 以引导模型关注特定特征. 基于此, 在 FiLM 思想的基础上, 并通过类别嵌入层与全连接层等结构, 将类别信息映射为调制参数, 从而实现类别信息与信号特征的深度融合.

对于工业信号 F_p , 其对应的类别特征 L_p 为离散整数型, 二者在数据类型与表达空间上存在显著

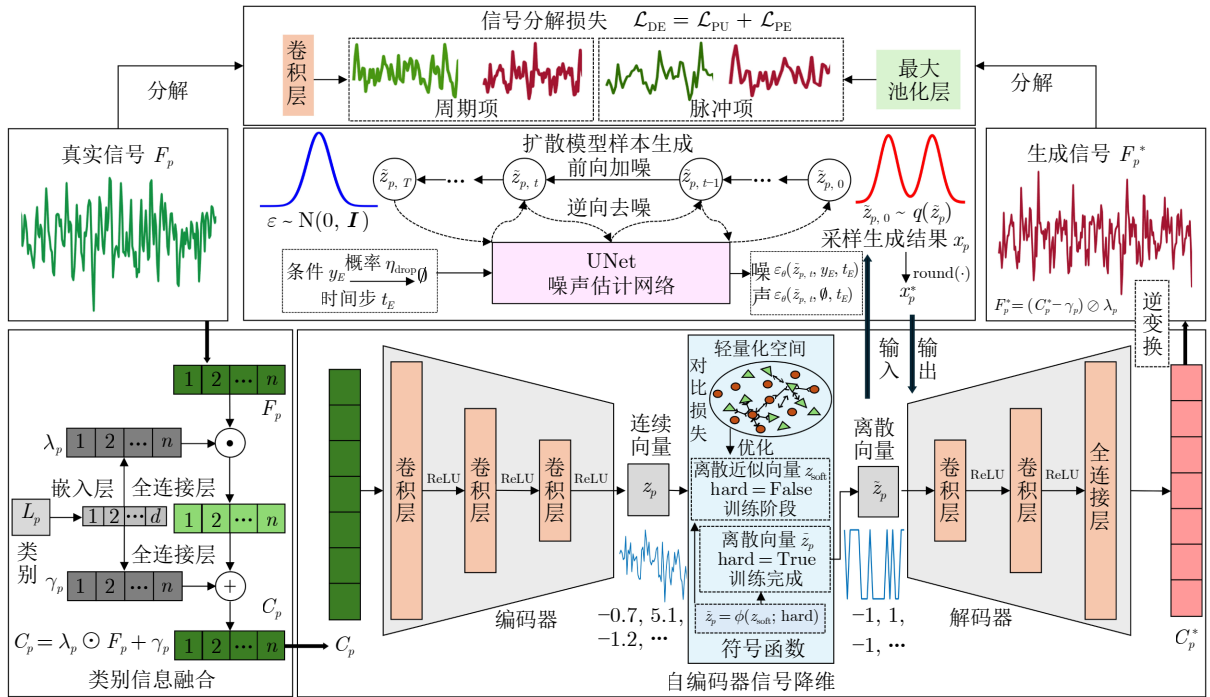


图 1 LC-DiffAE 的整体框架

Fig.1 Overall framework of LC-DiffAE

差异, 导致类别信息难以直接融入信号特征的建模过程. 为此, 构建类别嵌入层 Embed, 通过嵌入映射 $E_p = \text{Embed}(L_p) \in \mathbf{R}^{B \times d}$ 将离散类别标签 L_p 转换为连续向量 E_p . 其中, B 为批次大小, d 为类别嵌入维度. 向量 E_p 在训练过程中能够自适应学习类别差异, 增强了模型对不同故障特征的刻画能力.

在得到类别特征的连续表示 E_p 后, 通过全连接层的标准线性映射公式将 E_p 映射为与振动信号 F_p 维度一致的调制参数 $\gamma_p, \lambda_p \in \mathbf{R}^{m \times n}$, γ_p, λ_p 通过网络梯度反向传播进行自适应优化. 随后, 通过 FiLM 线性调制公式 $C_p = \lambda_p \odot F_p + \gamma_p$ 深度融合类别特征与振动信号, $\odot$ 表示逐元素乘法. 从而得到包含丰富类别语义的特征表示 C_p , 实现类别可控的样本生成.

2.2 自编码器信号降维

为提高模型训练与样本生成的计算效率, 构建基于自编码器轻量化空间的信号降维方法, 通过设计符号函数以降维压缩高维连续向量, 从而得到特征集中结构规整的潜在离散向量. 图 2 为具体的信号降维流程, 主要包括离散向量获取与对比学习优化两阶段.

2.2.1 离散向量获取

由第 2.1 节得到包含丰富类别语义的连续向量 C_p , 基于卷积与反卷积核构建自编码器, 主要包含编码器与解码器结构, 其中编码器用以降维压缩 C_p , 提取工业信号的隐变量分布 $z_p = \text{Encoder}(C_p)$, 长度为 s . 解码器用以将生成器关于 z_p 的采样输出重构为信号幅值分布, 实现工业信号的有效扩充. 然而, 由于经过多次特征提取与激活函数映射, z_p 的数据分布较为无序, 增加了生成器的学习难度.

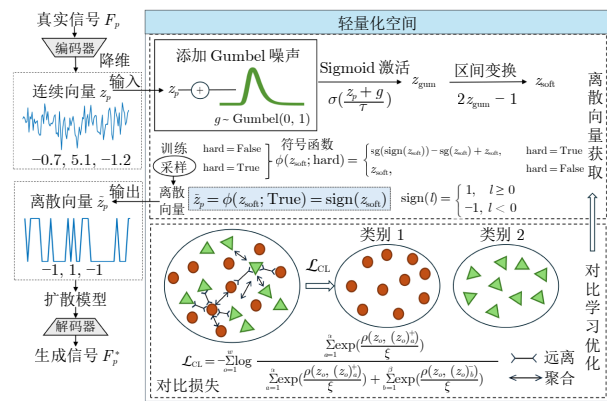


图 2 基于自编码器的轻量化空间信号降维

Fig. 2 Autoencoder-based signal dimensionality reduction in the lightweight space

VQ-VAE 的理论与实验证明, 降维压缩与离散编码能够简化数据分布, 有利于生成模型特征提取. 然而, 若直接将连续分布 z_p 离散化, 会破坏模型的正常收敛过程. 为此引入基于 Gumbel-Sigmoid 的二值连续松弛机制, 在不破坏模型损失正常收敛的前提下, 转换连续向量为特征分布更加集中的近似二值离散向量, 从而将 z_p 从无穷空间 $\mathbf{R}^{m \times s}$ 压缩至有限状态集合 $2^{m \times s}$. 对于向量 z_p , 向其中加入 Gumbel 噪声, 通过温度系数 τ 控制输出的离散化强度.

$$z_{\text{gumb}} = \sigma\left(\frac{z_p + g}{\tau}\right), g \sim \text{Gumbel}(0, 1) \quad (2)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 表示 Sigmoid 函数; τ 用以约束输出分布的离散化强度. 较大的 τ 有助于保持分布平滑性; 较小的 τ 可以增强离散程度. 为增强模型的训练稳定性, 采用温度退火策略 $\tau = \max(\tau_0 \gamma^{\text{epoch}}, 0.1)$ 逐渐减小 τ , 其中, $\tau_0 = 0.99$, $\gamma = 0.99$, epoch 表示训练轮次.

由式 (2) 得到的 z_{gumb} 位于区间 $[0, 1]$. 考虑到条件扩散模型的训练过程受高斯分布指导, 因此将 z_{gumb} 线性映射到区间 $[-1, 1]$, 以匹配扩散模型输入.

$$z_{\text{soft}} = 2z_{\text{gumb}} - 1 \in [-1, 1] \quad (3)$$

由式 (3) 得到近似离散向量. 为进一步获取离散二值向量, 定义基于直通估计器 (straight-through estimator, STE) 的符号函数 $\phi(\cdot)$:

$$\phi(z_{\text{soft}}; \text{hard}) = \begin{cases} \text{sg}(\text{sign}(z_{\text{soft}})) - \text{sg}(z_{\text{soft}}) + z_{\text{soft}}, & \text{hard} = \text{True} \\ z_{\text{soft}}, & \text{hard} = \text{False} \end{cases}$$

$$\text{sign}(l) = \begin{cases} 1, & l \geq 0 \\ -1, & l < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\text{sign}(\cdot)$ 为离散化函数; $\text{sg}(\cdot)$ 表示 stop-gradient 停止梯度运算. 当网络前向传播时, $\text{sg}(\cdot)$ 值为输入变量, $\phi(z_{\text{soft}}; \text{True}) = \text{sign}(z_{\text{soft}})$; 当网络反向传播时, $\text{sg}(\cdot)$ 值为 0, $\phi(z_{\text{soft}}; \text{True}) = z_{\text{soft}}$. 通过停止梯度运算可正常实现训练过程的梯度反向传递. 模型训练阶段, 通过 Gumbel-Sigmoid 对离散变量进行可微近似, 以反向传递网络参数, 因此训练阶段取 $\text{hard} = \text{False}$, 并通过温度递减机制优化训练过程. 当 $\text{hard} = \text{True}$ 时, 得到离散的二值向量 $\tilde{z}_p = \phi(z_{\text{soft}}; \text{True}) = \text{sign}(z_{\text{soft}})$, 作为扩散模型的训练数据, 从而有效减小了扩散模型的计算复杂度.

2.2.2 对比学习优化

受离散向量取值有限的影响, 轻量化空间的类别区分度被削弱, 影响自编码器模型的优化过程. 对比学习通过构造相似样本与差异样本之间的对比关系, 并在损失函数中聚类同类样本、离散异类样本, 从而强化特征空间的类别边界. 为此, 在模型训练阶段, 设计对比学习损失函数以约束轻量化空间, 从而提升空间中的类别分布.

由式 (3) 得到近似离散向量 z_{soft} , 从集合 $Dis_{\text{data}} = \{(z_{\text{soft}}, L_{\text{soft}})\}_{\text{soft}=1}^B$ 中随机选取 w 个 z_{soft} 样本, 构建对比学习的基准集 $CL_{\text{data}} = \{(z_o, L_o)\}_{o=1}^w$. 其中 L_{soft} 、 L_o 分别表示向量 z_{soft} 和 z_o 对应的类别标签. 对于 CL_{data} 中的每个样本 z_o , 从 Dis_{data} 中选取 α 个类别标签相同的样本作为 z_o 的正样本 (即 $L_{\text{soft}} = L_o$), 得到 $\alpha \times o$ 个正样本对, 记为 $(z_o, (z_o)_a^+)$, 其中 $o = 1, 2, \dots, w$, $a = 1, 2, \dots, \alpha$; 负样本对的构建与正样本对类似, 从 Dis_{data} 中选取 β 个类别标签不同的样本作为 z_o 的负样本 (即 $L_{\text{soft}} \neq L_o$), 得到 $\beta \times o$ 个负样本对, 记为 $(z_o, (z_o)_b^-)$, 其中 $b = 1, 2, \dots, \beta$. 使用式 (5) 的对比损失 $\mathcal{L}_{\text{CL}}$ 优化轻量化空间类别分布, 使正样本对 $(z_o, (z_o)_a^+)$ 聚合、负样本对 $(z_o, (z_o)_b^-)$ 远离.

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{\text{CL}} = -\sum_{o=1}^w \log \frac{\Theta^+}{\Theta^+ + \Theta^-} \\ \Theta^+ = \sum_{a=1}^{\alpha} \exp\left(\frac{\rho(z_o, (z_o)_a^+)}{\xi}\right) \\ \Theta^- = \sum_{b=1}^{\beta} \exp\left(\frac{\rho(z_o, (z_o)_b^-)}{\xi}\right) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\rho(\cdot)$ 为余弦相似性度量函数; ξ 为对比学习温度系数. 若 ξ 取值过大, 会导致相似度分布过于平滑, 使模型难以有效区分正负样本; 若 ξ 取值过小, 会使模型过分关注极小的相似性差异, 影响训练的稳定性.

2.3 扩散模型样本生成

编码器将原始工业信号 F_p 压缩为低维向量 z_p , 并通过式 (4) 中的符号函数将 z_p 从无穷空间 $\mathbf{R}^{m \times s}$ 降维至有限状态集合 $2^{m \times s}$. 通过条件扩散模型学习离散向量 $\tilde{z}_p$ 的数据分布, 以生成高质量的工业信号. 扩散模型包括前向加噪与逆向去噪两部分. 前向加噪通过预设的时间步 T 和噪声序列 $\{\beta_t\}_{t=1}^T \in (0, 1)$, 逐步向 $\tilde{z}_{p,0} \sim q(\tilde{z}_p)$ 中注入噪声, 以逐步逼近标准高斯噪声, 其中 $q(\tilde{z}_p)$ 表示向量 $\tilde{z}_p$ 的数据分布. 在此过程中, 产生中间变量序列 $\tilde{z}_{p,1}, \tilde{z}_{p,2}, \dots, \tilde{z}_{p,T}$. 第 $t-1$ 步到第 t 步的条件分布为:

$$q(\tilde{z}_{p,t} | \tilde{z}_{p,t-1}) = N(\tilde{z}_{p,t}; \sqrt{1 - \beta_t} \tilde{z}_{p,t-1}, \beta_t \mathbf{I}) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{I}$ 表示与 $\tilde{z}_{p,0}$ 维度相同的单位矩阵. 令 $\alpha_t = 1 - \beta_t$, $\bar{\alpha}_t = \prod_{u=1}^t \alpha_u$. $\tilde{z}_{p,t}$ 在给定初始分布 $\tilde{z}_{p,0}$ 的情况下, 服从式 (7) 中的高斯分布.

$$q(\tilde{z}_{p,t} | \tilde{z}_{p,0}) = N(\tilde{z}_{p,t}; \sqrt{\bar{\alpha}_t} \tilde{z}_{p,0}, (1 - \bar{\alpha}_t) \mathbf{I}) \quad (7)$$

$$\tilde{z}_{p,t} = \sqrt{\bar{\alpha}_t} \tilde{z}_{p,0} + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \varepsilon \quad (8)$$

式 (7) 与式 (8) 等价, $\varepsilon \sim N(0, \mathbf{I})$ 为标准白噪声. 当 t 趋于无穷时, $\bar{\alpha}_t$ 接近于 0, $\tilde{z}_{p,t}$ 为标准高斯噪声.

逆向去噪以高斯噪声为起点, 通过图 3 中的 UNet 噪声估计网络生成逼近原始数据分布 $\tilde{z}_{p,0}$ 的去噪样本, 其中 L 表示特征长度, C 表示特征通道数. 从 t 到 $t-1$ 步的后验分布为:

$$\begin{aligned} q(\tilde{z}_{p,t-1} | \tilde{z}_{p,t}, \tilde{z}_{p,0}) &= N(\tilde{z}_{p,t-1}; \tilde{\mu}_t(\tilde{z}_{p,t}, \tilde{z}_{p,0}), \tilde{\beta}_t \mathbf{I}) \\ \tilde{\mu}_t(\tilde{z}_{p,t}, \tilde{z}_{p,0}) &= \frac{\sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}} \beta_t}{1 - \bar{\alpha}_t} \tilde{z}_{p,0} + \frac{\sqrt{\bar{\alpha}_t} (1 - \bar{\alpha}_{t-1})}{1 - \bar{\alpha}_t} \tilde{z}_{p,t} \\ \tilde{\beta}_t &= \frac{1 - \bar{\alpha}_{t-1}}{1 - \bar{\alpha}_t} \beta_t \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\tilde{\mu}_t$ 和 $\tilde{\beta}_t$ 分别为 $\tilde{z}_{p,t-1}$ 的均值和方差.

给定初始样本 $\tilde{z}_{p,0}$ 的近似数据分布:

$$p_{\theta}(\tilde{z}_{p,0:T}) = p(\tilde{z}_{p,T}) \prod_{t=1}^T p_{\theta}(\tilde{z}_{p,t-1} | \tilde{z}_{p,t}) \quad (10)$$

其中, $p(\tilde{z}_{p,T})$ 表示 $\tilde{z}_{p,T}$ 的数据分布; $p_{\theta}(\tilde{z}_{p,t-1} | \tilde{z}_{p,t})$ 为 t 到 $t-1$ 步的概率分布.

为实现可控的样本生成并有效利用时间步 t , 构建时间步-条件嵌入层. 其中, 条件 $y_1, y_2, \dots, y_r$ 通过函数 $\text{Ec}(\cdot)$ 编码为条件嵌入 $y_E = \text{Concat}(\text{Ec}(y_1), \text{Ec}(y_2), \dots, \text{Ec}(y_r))$. 时间步 t 通过全连接层映射为时间步嵌入 $t_E = \text{FC}_2(\zeta(\text{FC}_1(\text{PE}(t))))$. FC_1 与 FC_2 为全连接层, $\text{PE}(\cdot)$ 表示时间步的正弦-余弦位置运算, $\zeta(\cdot)$ 表示激活函数.

使用基于无分类器引导 (classifier-free guidance, CFG) 的条件扩散模型, 旨在避免额外分类器训练带来的计算开销并降低模型复杂度. 通过线性组合来控制生成样本类别, 使噪声预测网络同时学习有条件与无条件的噪声预测, 以概率 $\eta_{\text{drop}} \in (0, 1)$ 将条件嵌入 y_E 置为空值 $\emptyset$, 记为 $\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, y_E, t_E)$ 与 $\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, \emptyset, t_E)$. 定义扩散模型训练的损失函数:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{CD}} &= \mathbb{E}_{t_E, y_E, \tilde{z}_{p,t}, \varepsilon} [\|\varepsilon - \varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, y_E, t_E)\|_2^2] + \\ &\quad \mathbb{E}_{t_E, \tilde{z}_{p,t}, \varepsilon} [\|\varepsilon - \varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, \emptyset, t_E)\|_2^2] \end{aligned} \quad (11)$$

逆向去噪时, 同时预测有条件与无条件的噪声 $\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, y_E, t_E)$ 与 $\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_{p,t}, \emptyset, t_E)$, 并对两种噪声进

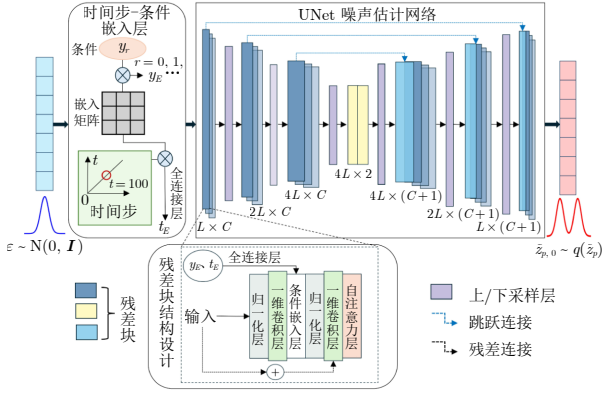


图3 UNet 噪声估计网络

Fig.3 UNet noise estimation network

行线性混合.

$$\bar{\varepsilon}_{\theta}(\tilde{z}_p, t | y_E) = (1 + c)\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_p, t, y_E, t_E) - c\varepsilon_{\theta}(\tilde{z}_p, t, \emptyset, t_E) \quad (12)$$

其中, $c \in \mathbf{R}$ 为引导系数, 用于控制条件生成强度. 当 $c = 0$ 时, 模型为标准的有条件生成; 当 $c > 0$ 时, 模型会更强调条件信息, 生成结果更符合条件, 但 c 过大可能导致样本质量下降或出现失真.

推理阶段从高斯噪声随机采样 $x_T \sim N(0, \mathbf{I})$, 得到的生成样本 x_p 为极度接近离散值 -1 和 1 的连续数据. 为获取高质量的工业信号, 使用取整函数 $\text{round}(\cdot)$ 映射 x_p 为离散分布 x_p^* , x_p^* 的取值空间为 $\{-1, 1\}$, 与轻量化空间保持一致. 将 x_p^* 输入解码器, 重构数据分布为 C_p^* , 并通过逆变换公式 $F_p^* = (C_p^* - \gamma_p) \oslash \lambda_p$ 消除类别偏移, 得到多样性的信号样本 F_p^* , $\oslash$ 表示逐元素除法.

2.4 损失函数

LC-DiffAE 的优化过程分为自编码器训练和扩散模型训练. 具体的优化过程见图 4. 其中, $\bar{C}_p$ 表示解码器输出的重构数据, $\bar{F}_p$ 表示自编码器重构信号. 在自编码器训练阶段, 模型通过重构损失优化自编码器的特征提取及信号重建能力, 并设计对比损失优化轻量化空间中的类别分布, 进一步通过分解损失提升信号重建质量; 在扩散模型训练阶段, 模型通过最小化预测噪声与真实噪声之间的均方误差, 学习数据的潜在分布. 通过两阶段的协调优化, LC-DiffAE 能够生成多样性、高质量的工业信号样本.

1) 自编码器重构损失. 为提升编码器的特征提取与解码器的数据重构能力, 定义基于均方误差的重构损失函数 $\mathcal{L}_{\text{RE}}$, 以最小化样本间距离:

$$\mathcal{L}_{\text{RE}} = \frac{1}{B} \sum_{p=1}^B \text{MSE}(F_p, \bar{F}_p) \quad (13)$$

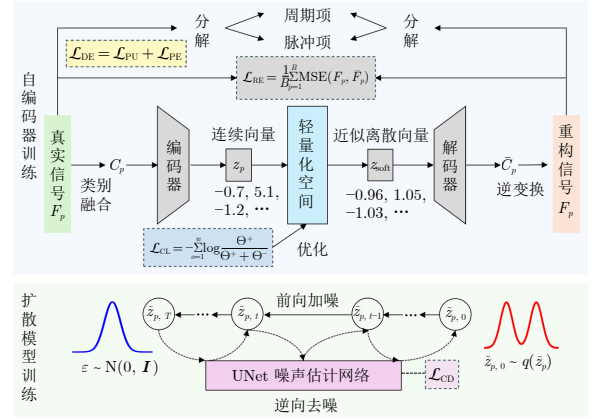


图4 LC-DiffAE 的损失函数优化过程

Fig.4 Loss function optimization process of LC-DiffAE

其中, MSE 为均方误差.

2) 轻量化空间对比损失. LC-DiffAE 构建轻量化空间将高维工业信号压缩为离散向量, 以提高扩散模型的学习效率. 为增强输入扩散模型向量之间的类别区分度, 提出对比损失函数以聚合同类、分离异类, 进一步提升生成质量. 具体的对比学习损失函数见式 (5).

3) 信号分解损失. 设备发生故障时, 缺陷部位随设备旋转周期性地进入接触区, 产生高幅瞬时衰减冲击, 表现为周期性脉冲特征, 可将第 i 次冲击建模为指数衰减包络调制的正弦分量:

$$S_i(t) = e^{-\delta(t-i/f_m-\tau_i)} \sin[2\pi f_r(t-i/f_m-\tau_i)] \quad (14)$$

其中, δ 为系统阻尼; f_r 和 f_m 分别表示共振频率与故障特征频率; τ_i 用于描述由转速、工况变化等引起的随机波动. 衰减冲击与故障特征频率密切相关, 用于刻画缺陷部位引起的冲击重复规律. 因此, 深入分析衰减冲击, 对提升样本生成质量具有重要意义. 然而, 现有的生成模型通常对输入特征赋予相同的权重, 且缺少对工业故障关键物理分量的深入研究, 降低了生成样本的可信度.

为提高生成模型的可解释性, 提出一种信号分解损失函数, 以挖掘工业故障的隐藏特征, 进而提升生成模型的可解释性. 其中, 衰减冲击的脉冲性特征为幅值突变的瞬时分量, 在时域上通常表现为局部极值. 最大池化操作能够高效提取信号中的高频分量, 对幅值突变位置敏感, 因此, 通过最大池化层提取信号局部峰值分量, 从而间接突出衰减冲击的脉冲性特征. 此外, 衰减冲击的周期性特征在时域上表现为全局重复趋势, 滑动平均卷积通过平滑操作, 能够抑制局部高频扰动, 同时保留主要趋势分量. 因此通过卷积操作挖掘信号周期趋势分量, 从而间接提取工业信号的周期趋势分量. 通过上述

操作, 将工业信号分解为局部峰值和周期趋势分量, 进一步通过式 (15) 最小化样本间差异, 从而提高生成信号质量, 并提升模型的可解释性.

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{DE} = \mathcal{L}_{PU} + \mathcal{L}_{PE} \\ \mathcal{L}_{PU} = \frac{1}{B} \sum_{p=1}^B \text{MSE}(\text{MP}(F_p), \text{MP}(\bar{F}_p)) \\ \mathcal{L}_{PE} = \frac{1}{B} \sum_{p=1}^B \text{MSE}(\text{Conv1d}(F_p), \text{Conv1d}(\bar{F}_p)) \end{cases} \quad (15)$$

其中, MP 表示最大池化层; Conv1d 为滑动卷积层.

4) 扩散模型噪声预测损失. 扩散模型通过逐步迭代的噪声估计和去噪过程, 最终还原出真实数据分布. 因此, 噪声估计的准确性对生成样本的质量具有决定性影响. 采用无分类器引导的条件扩散模型, 以避免额外分类器训练带来的冗余开销, 并在式 (11) 中定义模型优化的损失函数, 以最小化预测噪声与真实噪声之间的差异, 从而实现对真实数据分布的准确预测.

综上, 可将 LC-DiffAE 的训练损失划分为两部分: 自编码器损失 $\mathcal{L}_{AE} = \mathcal{L}_{RE} + \omega_1 \mathcal{L}_{DE} + \omega_2 \mathcal{L}_{CL}$ 、扩散模型损失 $\mathcal{L}_{CD}$. 其中, ω_1 和 ω_2 为权重参数, 用于调节分解损失和对比损失在自编码器优化目标中的影响. 当权重参数设置过小时, 损失函数对模型性能的提升微弱; 设置过大时, 可能会干扰重构损失的正常收敛. 因此, 选择合适的权重参数对生成高质量的信号样本至关重要. 通过敏感度分析实验, 分别设置 $\omega_1 = 1.00$ 和 $\omega_2 = 0.01$. 算法 1 为模型训练和推理过程的伪代码.

算法 1. LC-DiffAE 算法伪代码

输入. 监测信号 $F_p \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 类别标签 L_p , 扩散时间步 T , 自编码器训练轮数 E_{AE} , 扩散模型训练轮数 E_{DM} .

输出. 生成信号 F_p^* .

1) 阶段一: 自编码器训练

2) for epoch = 1, 2, $\dots$, E_{AE} do

3) 类别信息融合: $C_p = \lambda_p \odot F_p + \gamma_p$;

4) 编码器压缩: $z_p = \text{Encoder}(C_p) \in \mathbf{R}^{m \times s}$;

5) 计算近似离散向量: $z_{\text{soft}} = 2z_{\text{gum}} - 1 \in \mathbf{R}^{m \times s}$;

6) 解码器信号重构;

7) 计算损失: $\mathcal{L}_{AE} = \mathcal{L}_{RE} + \omega_1 \mathcal{L}_{DE} + \omega_2 \mathcal{L}_{CL}$;

8) end for

9) 阶段二: 扩散模型训练

10) 获取扩散模型的训练样本: $\tilde{z}_p = \phi(\cdot) \in \{-1, 1\}$;

11) for epoch = 1, 2, $\dots$, E_{DM} do

12) 前向加噪: $q(\tilde{z}_p, t | \tilde{z}_p, 0)$;

13) 逆向去噪: $q(\tilde{z}_p, t-1 | \tilde{z}_p, t, \tilde{z}_p, 0)$;

14) 计算扩散模型损失: $\mathcal{L}_{CD}$;

15) end for

16) 阶段三: 推理采样

17) 从标准高斯分布中随机采样: $x_T \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I})$;

18) for $t = T, T-1, \dots, 1$ do

19) UNet 网络噪声估计: $\tilde{\epsilon}_\theta(\tilde{z}_p, t | y_E)$;

20) end for

21) 扩散模型生成向量: $x_p \in \mathbf{R}^{m \times s}$;

22) 利用 $\text{round}(\cdot)$ 将 x_p 映射为 $x_p^* \in \{-1, 1\}$;

23) 解码器重构: $C_p^* = \text{Decoder}(x_p^*)$;

24) 生成信号: $F_p^* = (C_p^* - \gamma_p) \odot \lambda_p$.

3 实验结果与分析

3.1 实验数据集描述

1) 西安交通大学滚动轴承加速寿命试验数据集 XJTU-SY^[30]

XJTU-SY 数据集的实验平台如图 5 所示, 由交流电动机、液压加载系统及加速度传感器等部件组成. 轴承型号为 LDK UER204, 包括两种可调节参数 (转速与径向载荷), 通过水平与垂直加速度传感器采集信号, 采样频率 25.6 kHz. 本文实验在转速 2 250 r/min、径向载荷 11 kN 的单一工况条件下开展, 针对健康状态 (HC)、内圈磨损 (IRW)、外圈磨损 (ORW) 与保持架断裂 (CF) 进行分析, 其时频域波形见图 6.

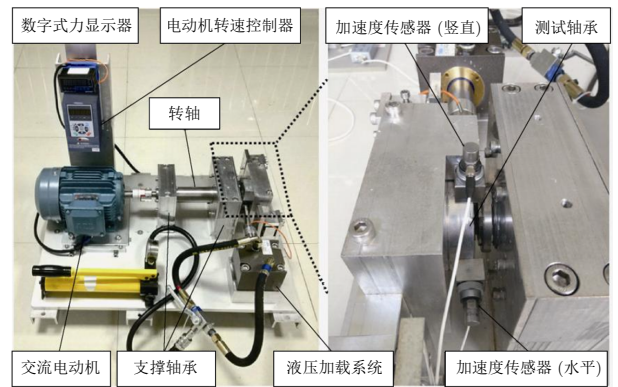


图 5 XJTU-SY 数据集实验平台

Fig. 5 Experimental platform for the XJTU-SY dataset

2) 不同负载工况下感应电动机三轴承振动数据集^[31]

三轴承振动数据集采集自图 7 所示的电动机轴承系统, 在 100 W、200 W 和 300 W 三种负载条件下开展实验, 以 10 kHz 的采样频率沿 x 轴、 y 轴、 z 轴方向采集信号, 覆盖健康与故障样本. 故障样本

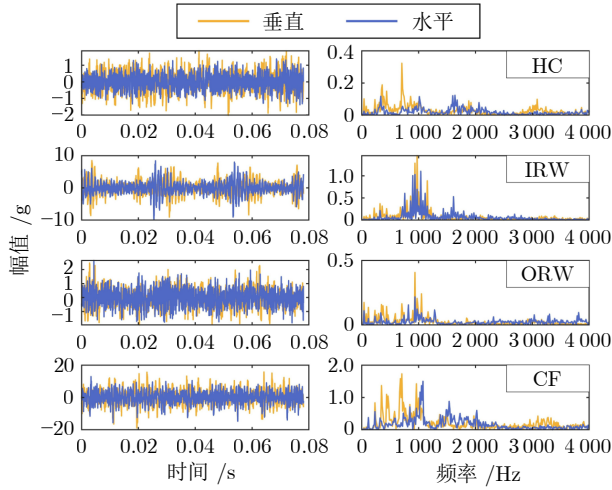


图 6 XJTU-SY 数据集时频域波形

Fig.6 Time- and frequency-domain waveforms of the XJTU-SY dataset

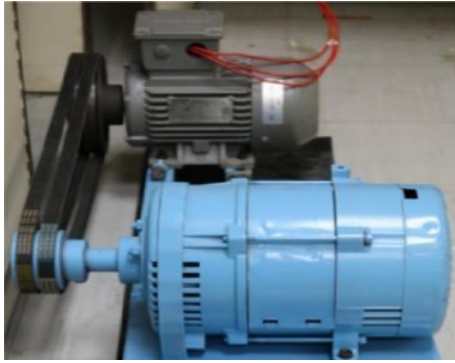


图 7 三轴轴承振动数据集实验平台

Fig.7 Experimental platform for the triaxial bearing vibration dataset

包括 6 种不同损伤直径 (0.7 mm、0.9 mm、1.1 mm、1.3 mm、1.5 mm 和 1.7 mm) 的内圈与外圈磨损. 本文实验在 100 W 负载下的健康状态 (HC) 和内圈磨损 (IRW0.7、IRW0.9、IRW1.1、IRW1.3、IRW1.5 和 IRW1.7) 中开展, 其时频域波形见图 8.

3.2 实验设置

设置故障样本与健康样本分别为少数类与多数类. 根据采样频率与数据集规模, 将 XJTU-SY 与三轴轴承振动数据集分别按 512 及 256 分段, 各分段之间不重叠, 各数据集的训练样本数量分别设置为 600 和 300. 为贴近真实工业场景, 采用随机抽样方法, 涵盖数据集各阶段故障信号. 此外, 通过 min-max 规范化方法进行预处理, 以提高模型训练的稳定性.

自编码器由一维卷积层与 ReLU 激活函数等

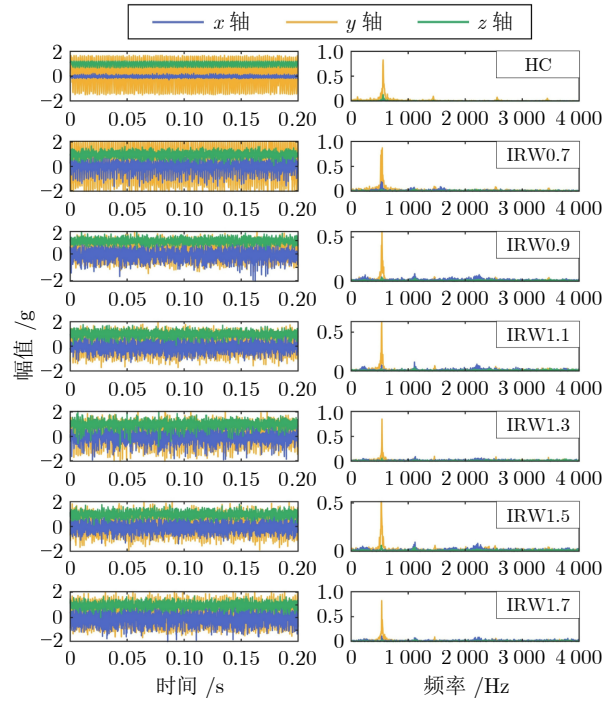


图 8 三轴轴承振动数据集时频域波形

Fig.8 Time- and frequency-domain waveforms of the triaxial bearing vibration dataset

模块组成, 编码器降维压缩的离散向量长度为训练样本的 $1/8$. 批次大小 128, 正负样本对的数量均为 16, 对比学习温度系数 0.5, 初始学习率 2×10^{-4} , 使用 Adam 优化器进行参数更新. 此外, 信号分解模块中, 通过一维卷积层和最大池化层分别提取信号的周期趋势分量及高频局部分量, 综合考虑采样频率、样本长度和局部冲击特征, 设置核大小和步长分别为 64 和 10. 扩散模型的 UNet 噪声估计网络由残差块和上下采样层等构成, 批次大小 64, 学习率 3×10^{-4} , 优化器使用 AdamW. 此外, 所有实验均在 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU 与 Windows11 环境中开展. 开发工具包括 PyCharm 与 MATLAB, 编程语言为 Python 3.8, 深度学习编程框架为 PyTorch 2.0.1 + cu117. 其中, PyCharm 用于模型开发与调试, MATLAB 用于绘制部分图像.

3.3 对比方法

选取 6 种具有代表性的生成模型作为对比方法, 包括 CVAE^[32]、DDPM、TTS-GAN^[33]、DIFFUSION-TS、JiT^[34] 和 TimeVQVAE^[35]. 其中, DDPM 为扩散模型的代表方法; CVAE 在变分自编码器中引入条件约束, 具备条件生成能力; TTS-GAN 面向时间序列生成任务, 能够建模信号的时序依赖关

系; DIFFUSION-TS 为时序数据扩散生成模型; JiT 基于扩散机制, 能够直接预测真实数据分布; Time-VQVAE 是轻量化生成模型代表方法, 由 Time-VQVAE 训练与码本生成, 码本学习与数据生成两个模块构成. 表 1 给出了各模型的实验设置, 包括训练批次、学习率等.

使用 5 种常用的相似性度量指标: JSD、WD、MMD、相关分数 (correlational score, CS) 和判别分数 (discriminative score, DS), 以分析生成样本与原始数据之间的相似程度. 此外, 使用 3 种多样性评估指标: 类内生成多样性 (intra-class diversity, ICD)、有界贪心选择策略 (bounded greedy selection strategy, BGS) 和改进格拉姆-施密特正交化方法 (modified Gram-Schmidt, MGS), 从而定

量分析生成样本的多样性. 表 2 给出了各指标的定义、表达式及值域. 其中, γ 为联合传输分布, $\Gamma(P, Q)$ 表示联合分布集合, $p \geq 1$ 为距离阶数, $d\gamma(x, y)$ 为 γ 的积分, $k(\cdot, \cdot)$ 为正定核函数, D_s 为样本特征维数, $R_P(i, j)$ 、 $R_Q(i, j)$ 分别为 $P(x)$ 、 $Q(x)$ 的交叉相关矩阵中的第 (i, j) 个元素, accuracy 为分类器准确率, N_s 表示样本数量, $d(x_i, x_j)$ 为样本间距离, S 为已选样本集合数, z_i 、 q_j 分别为特征向量和正交基向量, $\inf$ 表示下确界.

3.4 实验结果

为评估方法在缓解工业信号不均衡问题中的有效性, 本节分别从相似性、多样性与实用性维度开展系统实验.

3.4.1 相似性检验

相似性检验旨在评估信号在统计特征与时域结构上的一致性, 以验证生成样本能否有效还原真实工业信号的关键特征. 首先从时域与频域两个角度对信号分布特性进行分析, 通过可视化方式直观展示信号之间的分布差异, 结果如图 9 ~ 图 10 所示. 由图 9 可知, 生成信号的整体形态及瞬态脉冲与真实信号高度重叠, 且信号间的频谱能量分布表现出较高的一致性. 尤其是在 XJTU-SY 的保持架断裂故障与三轴轴承振动的 y 轴信号中, 生成信号高度逼真, 表明所提方法能够有效还原工业信号关键特征.

为评估信号之间的相似性, 对每类生成方法进行 3 次独立采样, 并通过 JSD、WD、MMD、CS 和 DS 相似性指标量化原始时域空间中的数据分布差异, 其平均结果如表 3 所示. 在 XJTU-SY 数据集上, LC-DiffAE 的 JSD、WD 和 MMD 分别为 0.123、

表 1 实验设置和参数对比

Table 1 Comparison of experimental settings and parameters

模型	组成模块	训练批次	训练轮次 ($\times 10^3$)	学习率 ($\times 10^{-4}$)	优化器
CVAE	—	128	50	5	Adam
DDPM	—	64	5	20	AdamW
TTS-GAN	—	128	10	50	AdamW
DIFFUSION-TS	—	32	20	2	Adam
JiT	—	64	1	1	AdamW
TimeVQVAE	A1	32	5	50	AdamW
	A2	32	5	50	AdamW
LC-DiffAE	B1	128	20	2	Adam
	B2	128	10	3	AdamW

注: A1 表示 TimeVQVAE 训练与码本生成, A2 表示码本学习与数据生成; B1 表示自编码器样本降维, B2 表示扩散模型样本生成.

表 2 相似性、多样性指标的表达式及值域

Table 2 Expressions and value ranges of similarity and diversity metrics

指标	类型	定义	表达式	值域
JSD ↓	相似性指标	计算 $P(x)$ 、 $Q(x)$ 和 $M(x)$ 的 KL 散度平均值, 以评估分布差异	$JSD(P\ Q) = \frac{KL(P\ M) + KL(Q\ M)}{2}$	$[0, 1]$
WD ↓	相似性指标	衡量将概率分布 $P(x)$ 转化为另一个分布 $Q(x)$ 所需的最小传输代价	$WD(P, Q) = \left(\inf_{\gamma \in \Gamma(P, Q)} \int \ x - y\ ^p d\gamma(x, y) \right)^{1/p}$	$[0, +\infty)$
MMD ↓	相似性指标	一种基于核的非参数量度, 用于估计分布在再生核希尔伯特空间中的均值嵌入差异	$MMD^2(P, Q) = E_{x, x' \sim P} [k(x, x')] + E_{y, y' \sim Q} [k(y, y')] - 2E_{x \sim P, y \sim Q} [k(x, y)]$	$[0, +\infty)$
CS ↓	相似性指标	通过计算分布之间的交叉相关矩阵绝对误差, 衡量分布的一致性程度	$CS(P, Q) = \frac{1}{D_s^2} \sum_{i=1}^{D_s} \sum_{j=1}^{D_s} R_P(i, j) - R_Q(i, j) $	$[0, 2]$
DS ↓	相似性指标	用于区分不同类型的数据分布, 以反映分布之间的相似性	$DS(P, Q) = \text{accuracy} - 0.5 $	$[0, 0.5]$
ICD ↑	多样性指标	计算同一类别生成样本 x_i 与 x_j 之间的平均距离 d	$ICD = \frac{2}{N_s(N_s - 1)} \sum_{i < j} d(x_i, x_j)$	$[0, 1]$
BGS ↑	多样性指标	在距离上下界约束内, 通过贪心算法选择与已选样本集合 S 差异较大的样本	$BGS = \frac{1}{ S } \sum_{x_i \in S} [1 - d(x_i, x_j)]$	$[0, 1]$
MGS ↑	多样性指标	通过正交基向量 q_j , 计算新样本相对于已有样本特征 z_i 的正交残差	$MGS = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \left\ z_i - \sum_{j=1}^{i-1} (q_j^T z_i) q_j \right\ _2$	$[0, 1]$

注: ↓ 表示指标值越小, 分布间的相似程度越高; ↑ 表示指标值越大, 生成样本的多样性越高.

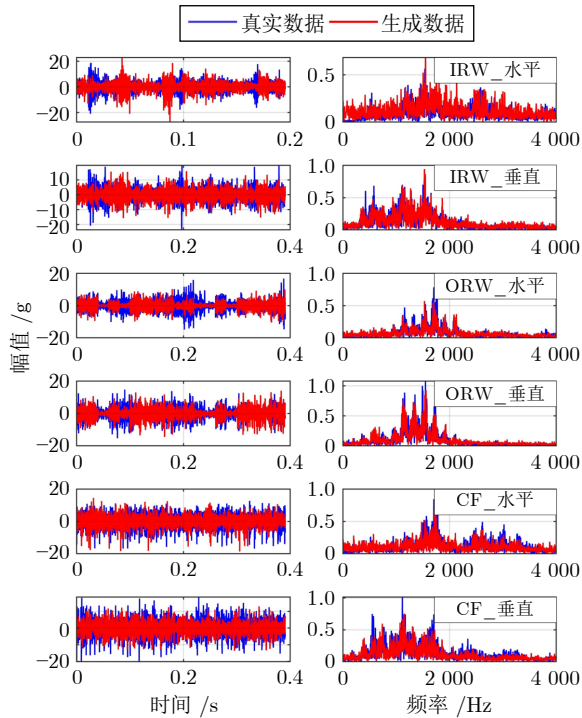


图 9 XJTU-SY 数据集生成信号的时频域分析

Fig.9 Time- and frequency-domain analysis of signals generated on the XJTU-SY dataset

0.990 和 0.017, 均取得最优结果, 相较于对比方法的平均结果, 分别降低 55.4%、59.4% 和 86.5%. 此外, LC-DiffAE 的 CS 和 DS 分别为 0.009 和 0.149, 与最优结果相近, 表明所提方法在统计特征学习方面更具优势. 在三轴轴承振动数据集上, LC-DiffAE 的 JSD、WD 和 MMD 分别为 0.225、1.423 和 0.015, 相较于对比方法的平均值分别降低 48.7%、

65.2% 和 91.0%.

值得注意的是, DIFFUSION-TS 的指标整体表现较差, 其生成样本与真实信号之间仍存在较大偏差, 表明其在学习复杂振动信号分布时, 对局部细节、整体分布及冲击特征的挖掘能力不足. 此外, LC-DiffAE 评估结果的标准差波动较小, 在 XJTU-SY 数据集上, LC-DiffAE 的 JSD、WD 和 MMD 标准差分别为 0.013、0.020 和 0.003, 均处于较低水平. 在三轴轴承振动数据集上, 其 JSD、WD 和 MMD 标准差同样优于多数对比方法. 综上可得, 在两种数据集上, LC-DiffAE 的 JSD、WD 和 MMD 较 6 种对比方法的平均值分别降低 52.1%、62.3% 和 88.8%, 表明所提方法能够生成高质量的信号样本.

功率谱密度 (power spectral density, PSD) 用于刻画信号在频域上的能量分布特征, 核密度估计 (kernel density estimation, KDE) 是一种非参数概率密度估计方法, 可用于描述样本的整体分布形态. 二者分别从频谱结构和概率分布两个角度衡量样本分布的一致性. 因此通过 PSD 和 KDE 对生成样本与真实样本之间的数据分布重叠度进行度量, 以综合评估不同模型的生成信号质量, 结果如表 4 所示.

由表 4 可得, 在 XJTU-SY 数据集上, LC-DiffAE 的 KDE 重叠度达到 0.936, 为所有模型中最优, 较对比方法平均提高 34.1 个百分点. PSD 重叠度为 0.815, 仅低于 JiT 的 0.914, 但较 CVAE、DDPM、TTS-GAN、DIFFUSION-TS 和 TimeVQVAE 分别提高 26.6、42.4、50.4、75.2 和 63.1 个百分点. 在三轴轴承振动数据集上, LC-DiffAE 的 PSD 和 KDE 重叠度分别达到 0.734 和 0.841, 均为最优结果, 其中 PSD 较 JiT 提高 2.6 个

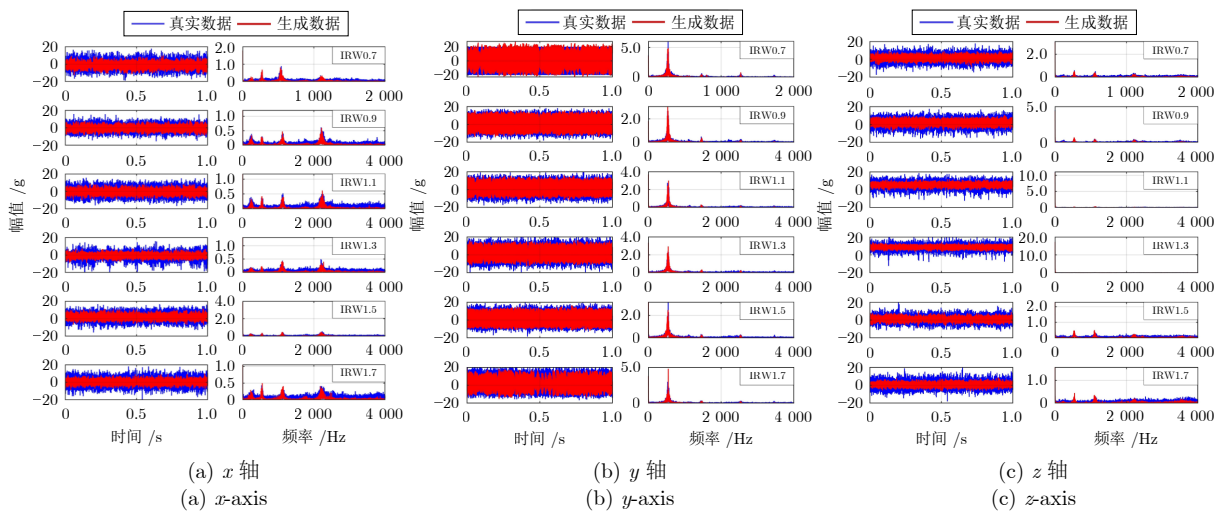


图 10 三轴轴承振动数据集生成信号的时频域分析

Fig.10 Time- and frequency-domain analysis of signals generated on the triaxial bearing vibration dataset

表 3 相似性指标度量结果
Table 3 Similarity metric evaluation results

数据集	指标	CVAE	DDPM	TTS-GAN	DIFFUSION-TS	JiT	TimeVQVAE	LC-DiffAE
XJTU-SY	JSD	0.145 ± 0.021	0.241 ± 0.017	0.162 ± 0.013	0.602 ± 0.011	0.156 ± 0.008	0.350 ± 0.042	0.123 ± 0.013
	WD	1.423 ± 0.010	5.600 ± 0.108	1.013 ± 0.017	2.784 ± 0.044	1.472 ± 0.020	2.355 ± 0.032	0.990 ± 0.020
	MMD	0.073 ± 0.011	0.075 ± 0.007	0.280 ± 0.051	0.161 ± 0.012	0.042 ± 0.007	0.126 ± 0.012	0.017 ± 0.003
	CS	0.011 ± 0.003	0.019 ± 0.003	0.039 ± 0.011	0.008 ± 0.002	0.004 ± 0.002	0.007 ± 0.002	0.009 ± 0.002
	DS	0.287 ± 0.018	0.270 ± 0.019	0.438 ± 0.014	0.431 ± 0.022	0.096 ± 0.012	0.450 ± 0.026	0.149 ± 0.012
三轴轴承振动	JSD	0.452 ± 0.016	0.420 ± 0.013	0.421 ± 0.045	0.620 ± 0.019	0.227 ± 0.024	0.491 ± 0.043	0.225 ± 0.013
	WD	3.715 ± 0.096	3.704 ± 0.071	3.670 ± 0.067	5.472 ± 0.084	2.971 ± 0.089	5.001 ± 0.076	1.423 ± 0.025
	MMD	0.147 ± 0.005	0.077 ± 0.005	0.244 ± 0.005	0.226 ± 0.036	0.073 ± 0.014	0.229 ± 0.035	0.015 ± 0.003
	CS	0.041 ± 0.012	0.026 ± 0.002	0.127 ± 0.013	0.009 ± 0.002	0.049 ± 0.013	0.036 ± 0.004	0.025 ± 0.007
	DS	0.478 ± 0.012	0.312 ± 0.016	0.470 ± 0.011	0.480 ± 0.006	0.469 ± 0.013	0.490 ± 0.002	0.476 ± 0.005

表 4 不同模型生成样本与真实样本之间的
分布重叠度比较
Table 4 Comparison of distribution overlap between
generated and real samples from different models

模型	XJTU-SY		三轴轴承振动	
	PSD	KDE	PSD	KDE
CVAE	0.549	0.818	0.506	0.693
DDPM	0.391	0.618	0.430	0.580
TTS-GAN	0.311	0.823	0.333	0.508
DIFFUSION-TS	0.063	0.103	0.125	0.084
JiT	0.914	0.927	0.708	0.698
TimeVQVAE	0.184	0.282	0.025	0.272
LC-DiffAE	0.815	0.936	0.734	0.841

百分点, KDE 较 JiT 和 CVAE 分别提高 14.3 和 14.8 个百分点, 验证了所提方法在频域结构保持和整体分布拟合方面的有效性. 值得注意的是, DIFFUSION-TS 的 PSD 和 KDE 指标明显偏低, 表明其在学习数据分布时, 未能充分挖掘工业信号的时频域特征, 生成样本与真实样本之间的特征空间分布存在较大偏差.

此外, 图 11 给出了所提方案在 XJTU-SY 数据集上的 PSD 重叠度可视化结果. 由图 11 可知, 在不同故障类型下, 生成信号与真实信号在主频位置、谱峰分布及整体变化趋势上均表现出较高一致性, 其中内圈磨损、外圈磨损和保持架断裂三类故障的 PSD 重叠度分别为 0.812、0.887 和 0.747. 这表明所提方法能够较好地学习真实信号的频域分布特征, 并生成与真实样本频谱结构较为一致的高质量信号.

实验结果表明, 所提方法在时频域可视化、相似性指标度量及 PSD 与 KDE 重叠度上均优于对比方法, 表明其生成样本高度逼近真实数据分布.

3.4.2 多样性检验

多样性检验旨在评估生成信号的分布覆盖能力与类别丰富度, 以验证模型对真实信号多样特征的刻画能力. t 分布随机邻域嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 为非线性流形学习方法, 主成分分析 (principal component analysis, PCA) 基于特征协方差分解. 二者分别从局部细节与全局结构提供互补视角, 因此使用 t-SNE 与 PCA 对生成信号进行降维可视化, 以全面验证生成样本的多样性, 结果如图 12 ~ 图 13 所示. 其中, t-SNE1 和 t-SNE2 表示信号在二维空间中的嵌入坐标维度, 第一主成分和第二主成分表示特征空间中方差最大的两个正交投影方向.

由图 12 可知, t-SNE 可视化结果中, CVAE、DDPM、TTS-GAN 和 DIFFUSION-TS 均存在不同程度的分布偏移, 其中 TTS-GAN 和 DIFFUSION-TS 的偏移更为明显, 与真实样本分布差异较大, CVAE 和 DDPM 的生成样本主要集中于局部区域. TimeVQVAE 的生成分布整体较为发散, 与真实样本在局部结构上仍存在一定偏差. JiT 与真实样本表现出较好的重叠性, 但部分区域仍存在覆盖不均现象. 相比之下, LC-DiffAE 的生成样本能够较为全面地覆盖真实数据分布.

进一步地, 在三轴轴承振动数据集的 PCA 结果中, CVAE 整体分布较为离散, DDPM 主要集中于中心区域, TTS-GAN、DIFFUSION-TS 和 TimeVQVAE 出现明显分布塌缩, JiT 的生成样本与真实信号偏差较大, 而 LC-DiffAE 在整体轮廓和局部分布上均与真实样本保持较高一致性. 使用 ICD、BGS 和 MGS 指标, 进一步定量分析生成样本的多样性, 结果如表 5 所示.

由表 5 可得, 在 XJTU-SY 数据集上, LC-DiffAE 的 BGS 和 MGS 为最优, 较对比方法的平

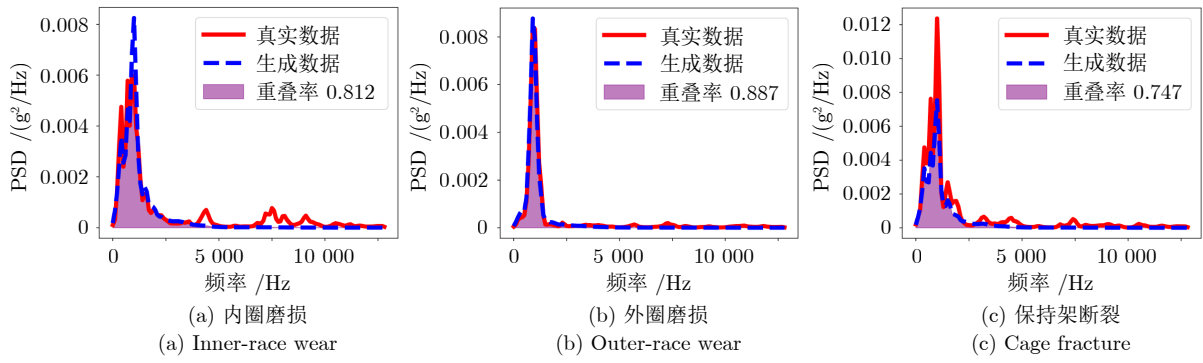


图 11 XJTU-SY 数据集上生成信号与真实样本之间的 PSD 重叠度

Fig. 11 PSD overlap between signals generated and real samples on the XJTU-SY dataset

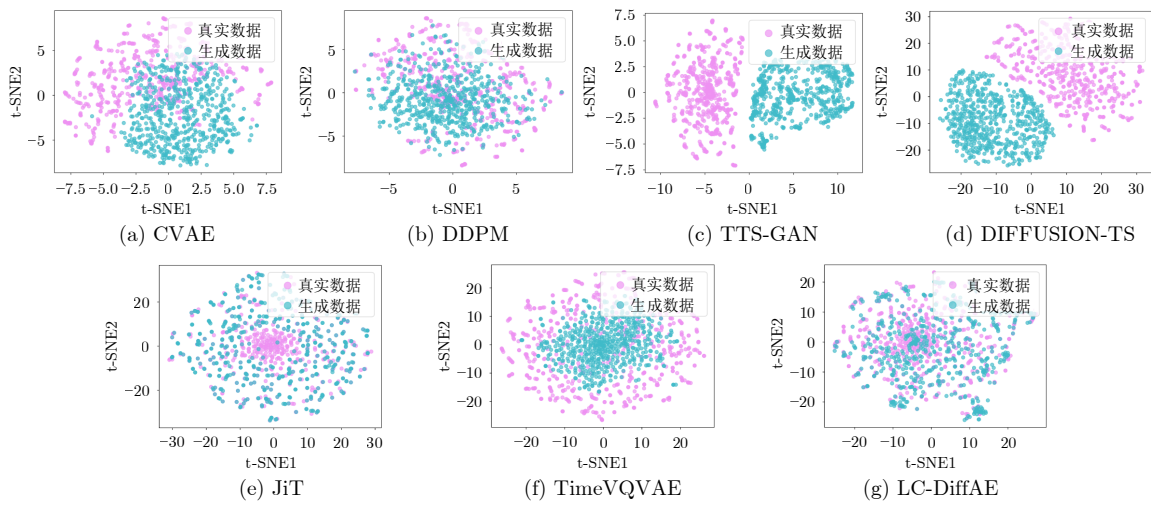


图 12 XJTU-SY 数据集外圈磨损的 t-SNE 降维可视化

Fig. 12 t-SNE dimensionality reduction visualization of outer-race wear on the XJTU-SY dataset

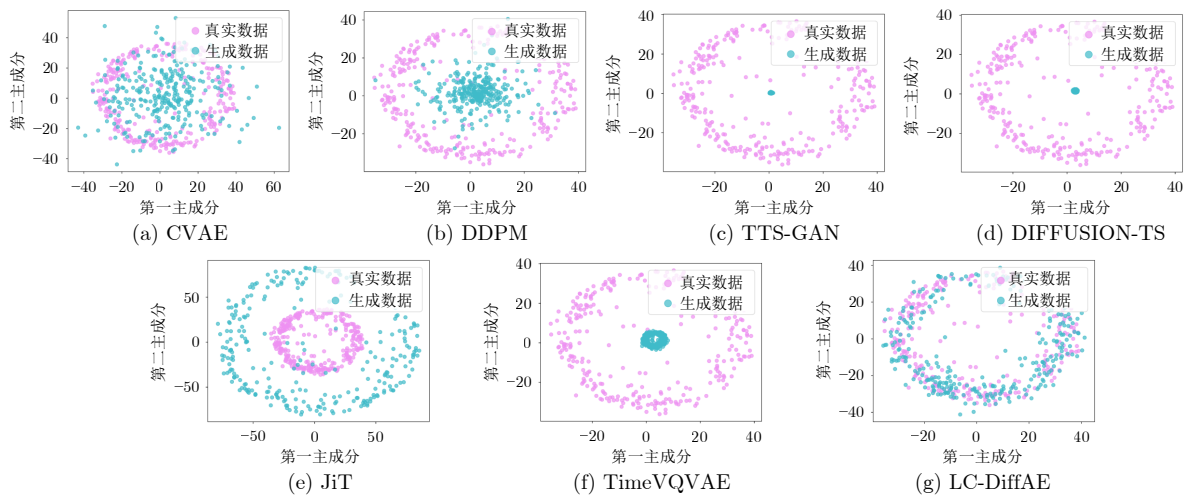


图 13 三轴轴承振动数据集内圈磨损的 PCA 降维可视化 (损伤直径为 1.1 mm)

Fig. 13 PCA dimensionality reduction visualization of inner-race wear on the triaxial bearing vibration dataset (damage diameter: 1.1 mm)

表 5 多样性指标定量评估结果
Table 5 Quantitative evaluation results of diversity metrics

模型	XJTU-SY			三轴轴承振动		
	ICD	BGS	MGS	ICD	BGS	MGS
CVAE	0.803	0.739	0.749	0.646	0.457	0.499
DDPM	0.921	0.776	0.732	0.744	0.674	0.757
TTS-GAN	0.122	0.094	0.203	0.009	0.001	0.093
DIFFUSION-TS	0.015	0.040	0.109	0.084	0.056	0.211
JiT	0.974	0.777	0.763	0.834	0.371	0.542
TimeVQVAE	0.881	0.778	0.786	0.809	0.474	0.652
LC-DiffAE	0.969	0.882	0.887	0.899	0.701	0.723

均结果分别提升 65.2% 和 59.2%, ICD 与最优结果接近. 在三轴轴承振动数据集上, LC-DiffAE 的 ICD 和 BGS 均为最优, MGS 为次优结果, 其中 ICD 相比 CVAE、DDPM、JiT、TimeVQVAE 分别相对提升 39.2%、20.8%、7.8% 和 11.1%, BGS 较 DDPM 提升 4.0%. 值得注意的是, TTS-GAN 和 DIFFUSION-TS 在两种数据集上的多样性指标均偏低, 尤其在三轴轴承振动数据集上 ICD 和 BGS 极低, 表明其生成数据存在较明显的模式坍塌现象, 导致样本多样性极低.

因此, 综合 t-SNE 与 PCA 可视化分析与定量指标评估结果可知, LC-DiffAE 在不同数据集上均表现出良好的分布拟合能力, 能够生成符合真实数据分布特征的多样性信号, 验证了所提方法在生成样本多样性上的优越性.

3.4.3 实用性检验

实用性检验旨在评估生成信号在故障诊断任务中的价值及模型在实际工程中的应用效率. 采用卷积神经网络作为故障诊断分类器, 由 3 层卷积块、全局平均池化层及全连接层组成. 每个卷积块包含卷积层、批量归一化层及 ReLU 激活函数. 卷积核大小固定为 3, 卷积块的通道数依次为 16、32 和 64, 全连接层的结构为 $64 \rightarrow 128 \rightarrow 4$. 使用 Adam 算法优化分类器, 学习率为 5×10^{-3} , 训练轮次为 20, 批次大小为 32. 卷积网络能够根据不同信号长度自适应地特征提取.

为模拟真实的工业不平衡场景, 设置三种不平衡率 (故障样本: 健康样本 = 1:2/1:5/1:10). 其中, 故障样本集合与生成模型的训练集互斥, 且每类数量为 100, 健康样本分别为 200、500 与 1 000, 按照 7:3 比例划分故障诊断的训练集和测试集, 各样本之间不重叠. 为提高诊断模型对少类样本的判别能力, 通过生成模型扩充训练集中的故障数据. 为保证数据划分的独立性, 测试集的故障样本与生

成模型、故障诊断的训练集样本互斥, 且测试集之间相互独立, 以确保诊断结果的可靠性. 综合考虑真实工业数据集规模、采样频率等, 设置 XJTU-SY 与三轴轴承振动数据集的样本长度分别为 512 及 64, 对每组实验独立重复 3 次, 并计算平均值和标准差, 得到表 6 的分类结果, 包括准确率、精确率、召回率与 F1 分数.

由表 6 可得, 随着不平衡率增加, 仅使用真实信号训练的分类器对少数类的识别能力逐渐降低. 当不平衡率由 1:2 增加至 1:10 时, XJTU-SY 数据集的分类器性能出现波动; 三轴轴承数据集分类指标下降的更为显著, 在真实信号分类结果中, 精确率、召回率和 F1 分数分别下降 1.3、1.9 和 2.0 个百分点, 表明类别不平衡会削弱分类器对少数类的识别能力.

引入生成样本进行数据均衡后, 多数方法在召回率和 F1 分数上有所改善. 在 XJTU-SY 数据集上, LC-DiffAE 整体表现较优. 在 1:2 不平衡率下, LC-DiffAE 的精确率、召回率和 F1 分数均为最优结果, 较对比生成模型分别平均提高 6.1、7.0 和 7.2 个百分点. 不平衡率为 1:5 时, LC-DiffAE 的精确率、召回率和 F1 分数分别为 0.961、0.961 和 0.960, 较次优方法 JiT 分别提高 1.2、1.8 和 1.7 个百分点. 值得注意的是, 不平衡率为 1:10 时, JiT 取得了最高的分类结果, 表明大规模生成模型在复杂故障诊断任务中具有一定优势. 然而, JiT 通常具有较高的模型复杂度、推理计算量和训练成本. 相比之下, LC-DiffAE 的分类结果略低于 JiT, 但仍优于 CVAE、DDPM 和 TimeVQVAE 等多数对比方法, 表明所提方法在降低计算开销的同时, 仍能取得较好的分类性能.

对于三轴轴承振动数据集, 所提方法在所有不平衡率下均取得最优的诊断结果. 在 1:2 不平衡率下, LC-DiffAE 的准确率、精确率、召回率和 F1 分数均达到 0.987, 较对比生成模型的平均结果分别提高 3.3、2.6、3.3 和 3.4 个百分点. 在 1:5 不平衡率下, LC-DiffAE 的分类结果较仅使用真实数据训练的模型平均提高 2.6 个百分点. 不平衡率为 1:10 时, LC-DiffAE 的各项指标较 CVAE、DIFFUSION-TS 平均提高 12.8 个百分点. 综上可知, 所提方法在不同数据集和不平衡率条件下均表现出较高的故障诊断性能, 平均准确率达到 97.5%, 且分类指标的标准差较小, 表明 LC-DiffAE 生成的信号样本能够有效提升诊断模型的分类精度, 并能保持良好的诊断鲁棒性.

不同生成模型的故障诊断混淆矩阵如图 14 ~

表 6 不同不平衡率下的分类结果
Table 6 Classification results under different imbalance ratios

不均 衡率	数据集	指标	真实信号	CVAE	DDPM	TTS-GAN	DIFFUSION-TS	JiT	TimeVQVAE	LC-DiffAE
1 : 2	XJTU- SY	准确率	0.871 ± 0.030	0.914 ± 0.015	0.847 ± 0.038	0.921 ± 0.017	0.896 ± 0.040	0.936 ± 0.016	0.910 ± 0.010	0.974 ± 0.010
		精确率	0.873 ± 0.021	0.922 ± 0.018	0.850 ± 0.043	0.928 ± 0.013	0.920 ± 0.017	0.944 ± 0.014	0.917 ± 0.011	0.974 ± 0.009
		召回率	0.839 ± 0.038	0.914 ± 0.015	0.847 ± 0.038	0.921 ± 0.017	0.896 ± 0.040	0.936 ± 0.016	0.910 ± 0.010	0.974 ± 0.010
		F1 分数	0.838 ± 0.044	0.914 ± 0.015	0.843 ± 0.039	0.920 ± 0.007	0.892 ± 0.045	0.936 ± 0.017	0.909 ± 0.011	0.974 ± 0.010
	三轴轴承 振动	准确率	0.977 ± 0.014	0.931 ± 0.019	0.952 ± 0.015	0.963 ± 0.016	0.929 ± 0.020	0.977 ± 0.026	0.971 ± 0.008	0.987 ± 0.012
		精确率	0.974 ± 0.016	0.951 ± 0.007	0.963 ± 0.011	0.967 ± 0.012	0.932 ± 0.018	0.978 ± 0.016	0.974 ± 0.005	0.987 ± 0.009
		召回率	0.974 ± 0.016	0.931 ± 0.019	0.952 ± 0.015	0.963 ± 0.016	0.929 ± 0.020	0.977 ± 0.013	0.971 ± 0.008	0.987 ± 0.012
		F1 分数	0.974 ± 0.016	0.929 ± 0.020	0.952 ± 0.016	0.963 ± 0.017	0.929 ± 0.020	0.977 ± 0.026	0.971 ± 0.008	0.987 ± 0.014
	XJTU- SY	准确率	0.932 ± 0.005	0.908 ± 0.056	0.843 ± 0.032	0.921 ± 0.013	0.853 ± 0.074	0.943 ± 0.017	0.902 ± 0.010	0.961 ± 0.010
		精确率	0.892 ± 0.002	0.929 ± 0.026	0.848 ± 0.032	0.924 ± 0.012	0.893 ± 0.043	0.949 ± 0.020	0.914 ± 0.002	0.961 ± 0.010
		召回率	0.864 ± 0.010	0.908 ± 0.056	0.843 ± 0.032	0.921 ± 0.013	0.853 ± 0.074	0.943 ± 0.017	0.902 ± 0.010	0.961 ± 0.010
		F1 分数	0.867 ± 0.015	0.902 ± 0.064	0.841 ± 0.032	0.920 ± 0.012	0.833 ± 0.091	0.943 ± 0.009	0.900 ± 0.011	0.960 ± 0.010
1 : 5	三轴轴承 振动	准确率	0.973 ± 0.018	0.924 ± 0.010	0.954 ± 0.022	0.956 ± 0.018	0.893 ± 0.024	0.970 ± 0.009	0.966 ± 0.013	0.988 ± 0.006
		精确率	0.961 ± 0.026	0.946 ± 0.003	0.960 ± 0.014	0.959 ± 0.015	0.897 ± 0.021	0.970 ± 0.008	0.971 ± 0.012	0.989 ± 0.009
		召回率	0.958 ± 0.028	0.924 ± 0.010	0.954 ± 0.022	0.956 ± 0.018	0.893 ± 0.024	0.970 ± 0.009	0.966 ± 0.013	0.988 ± 0.006
		F1 分数	0.958 ± 0.029	0.918 ± 0.013	0.953 ± 0.012	0.955 ± 0.020	0.893 ± 0.023	0.970 ± 0.009	0.965 ± 0.021	0.988 ± 0.012
	XJTU- SY	准确率	0.950 ± 0.030	0.908 ± 0.005	0.869 ± 0.035	0.886 ± 0.044	0.861 ± 0.054	0.961 ± 0.011	0.916 ± 0.008	0.952 ± 0.015
		精确率	0.871 ± 0.053	0.919 ± 0.011	0.871 ± 0.035	0.896 ± 0.040	0.893 ± 0.032	0.966 ± 0.008	0.924 ± 0.005	0.952 ± 0.008
		召回率	0.836 ± 0.096	0.908 ± 0.005	0.869 ± 0.035	0.886 ± 0.044	0.861 ± 0.054	0.961 ± 0.011	0.916 ± 0.008	0.952 ± 0.015
		F1 分数	0.818 ± 0.126	0.907 ± 0.005	0.867 ± 0.037	0.884 ± 0.043	0.845 ± 0.068	0.960 ± 0.012	0.915 ± 0.008	0.952 ± 0.011
	三轴轴承 振动	准确率	0.980 ± 0.006	0.882 ± 0.018	0.940 ± 0.014	0.975 ± 0.012	0.830 ± 0.049	0.958 ± 0.024	0.960 ± 0.016	0.986 ± 0.006
		精确率	0.961 ± 0.010	0.917 ± 0.012	0.949 ± 0.010	0.978 ± 0.009	0.835 ± 0.051	0.962 ± 0.017	0.966 ± 0.014	0.987 ± 0.008
		召回率	0.955 ± 0.014	0.882 ± 0.018	0.940 ± 0.014	0.975 ± 0.012	0.830 ± 0.049	0.958 ± 0.024	0.960 ± 0.016	0.986 ± 0.006
		F1 分数	0.954 ± 0.015	0.863 ± 0.034	0.939 ± 0.014	0.974 ± 0.012	0.829 ± 0.049	0.958 ± 0.024	0.960 ± 0.016	0.986 ± 0.009

图 15 所示. 图 14 中, L1 表示健康状态, L2 表示内圈磨损, L3 表示外圈磨损, L4 表示保持架断裂. 在真实不平衡数据集 (real signal, RS) 中, 分类器对健康状态样本表现出较高的分类精度, 但对故障样本的判别能力较差, 存在明显的误分现象, 反映出样本不平衡对分类器的抑制作用. 引入生成模型扩充样本后, 部分模型 (如 DDPM、DIFFUSION-TS 等) 未出现明显提升, 而使用所提方法扩充故障数据集后, 诊断结果得到显著提高. 图 15 中, K1 表示健康状态, K2 ~ K7 表示损伤直径由 0.7 mm 至 1.7 mm 的内圈磨损样本. 在三轴轴承振动数据集上, 引入 CVAE 生成模型后, 分类器性能显著下降, 表明其对原始数据分布的逼近能力有限, 难以有效保留真实信号中的关键判别特征, 所提方法在所有类别上均取得较高的分类精度, 展现出良好的故障识别能力.

为验证所提方法在不同分类器上的泛化能力, 本文采用支持向量机 (support vector machine, SVM)、随机森林 (random forest, RF) 和极端梯度

提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 三种异构分类器, 在三轴轴承振动数据集上, 1 : 5 不平衡率条件下对不同生成模型的故障诊断性能进行比较, 结果如图 16 所示.

由图 16 可知, 部分对比方法在不同分类器上的表现波动明显, 例如 DIFFUSION-TS 在 SVM、RF 和 XGBoost 上各指标均偏低, 说明其生成样本难以还原真实时域特征. TTS-GAN 虽在 SVM 上的分类结果较好, 但其在 RF 和 XGBoost 分类器上的准确率下降, 表明 TTS-GAN 的泛化能力有限. 此外, TimeVQVAE 和 DDPM 的整体诊断性能较好, 但仍低于所提方法. 所提方法在三种分类器上均表现出良好的分类性能, 准确率、精确率、召回率及 F1 分数整体优于对比模型, 表明其生成样本能够有效保留故障类别相关判别特征, 且具备良好的跨分类器泛化能力.

进一步验证所提方法的有效性, 在 XJTU-SY 数据集上, 1 : 5 不平衡率条件下, 从计算开销、生成性能方面, 对 LC-DiffAE 及各对比模型进行系统

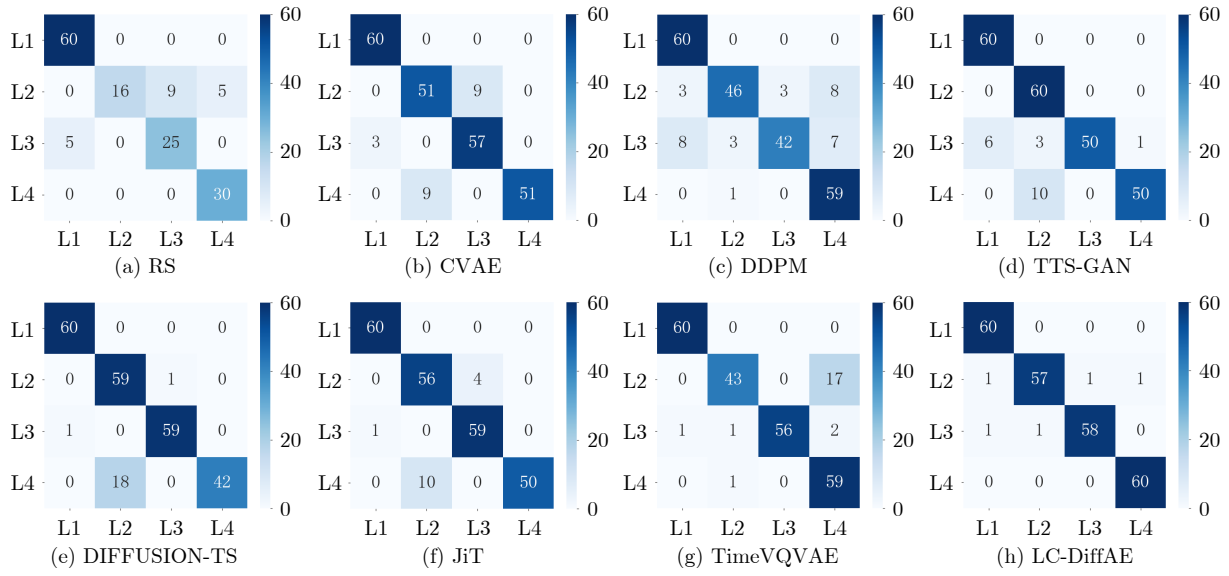


图 14 XJTU-SY 数据集在 1 : 2 不均衡率下的混淆矩阵 (横轴: 预测类别, 纵轴: 真实类别)

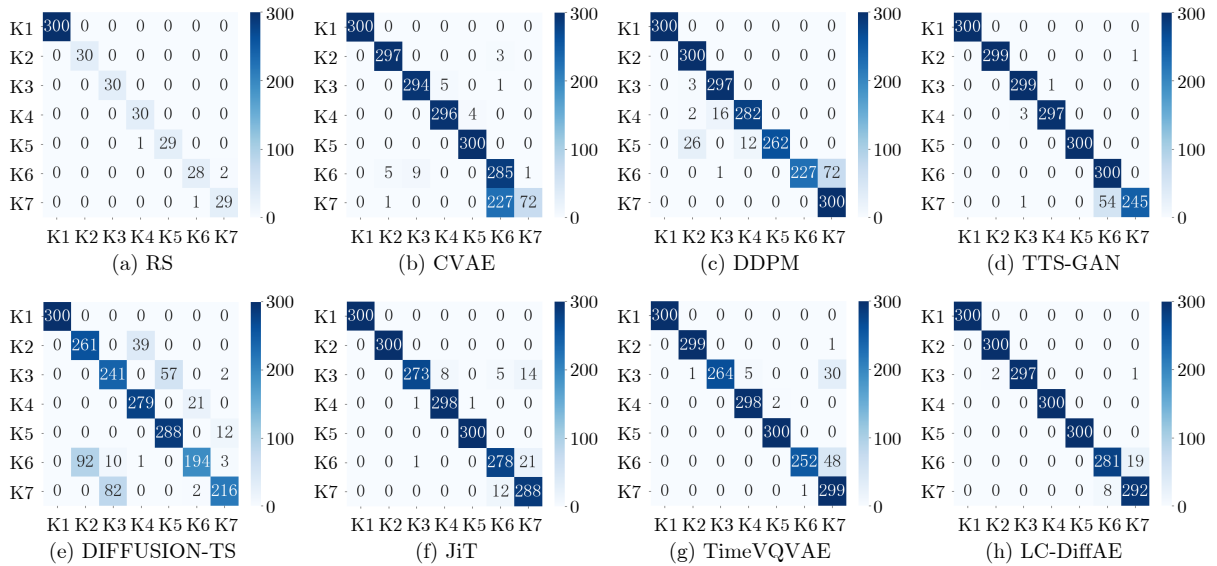
Fig.14 Confusion matrix for the XJTU-SY dataset at an imbalance ratio of 1 : 2
(horizontal axis: Predicted class, vertical axis: True class)

图 15 三轴承振动数据集在 1 : 10 不均衡率下的混淆矩阵 (横轴: 预测类别, 纵轴: 真实类别)

Fig.15 Confusion matrix for the triaxial bearing vibration dataset at an imbalance ratio of 1 : 10
(horizontal axis: Predicted class, vertical axis: True class)

分析. 其中, 通过统计训练 10 轮的平均耗时 (3 次独立实验取均值), 来统一度量各模型训练时间开销, 而非模型收敛的总训练代价. 各模型计算开销与生成性能对比结果如表 7 所示.

由表 7 可得, CVAE 的推理计算量和模型参数量分别为 0.002 GFLOPs 和 1.221 M, 均处于较低水平; TTS-GAN 完成 10 轮训练仅需 9.018 s, 表现出较高的训练效率. 然而, 在生成性能方面, CVAE 的 PSD 重叠度仅为 0.549, TTS-GAN 的 MMD 高

达 0.280, 表明其生成样本质量较差. 此外, JiT 和 DIFFUSION-TS 作为扩散模型, 采样时间较长, 分别为 3 953.101 s 和 2 001.260 s, 且 DIFFUSION-TS 的分类准确率较低, 综合性能未表现出明显优势.

JiT 在 PSD 重叠度和分类准确率上表现较优, 但模型参数量与推理计算量高. 相比之下, LC-DiffAE 在 3.317 M 的模型参数量和 0.007 GFLOPs 推理计算量下, 实现了最优的 MMD 和 KDE 重叠度, 分别为 0.017 和 0.936. 与 LC-DiffAE 相比, JiT 的

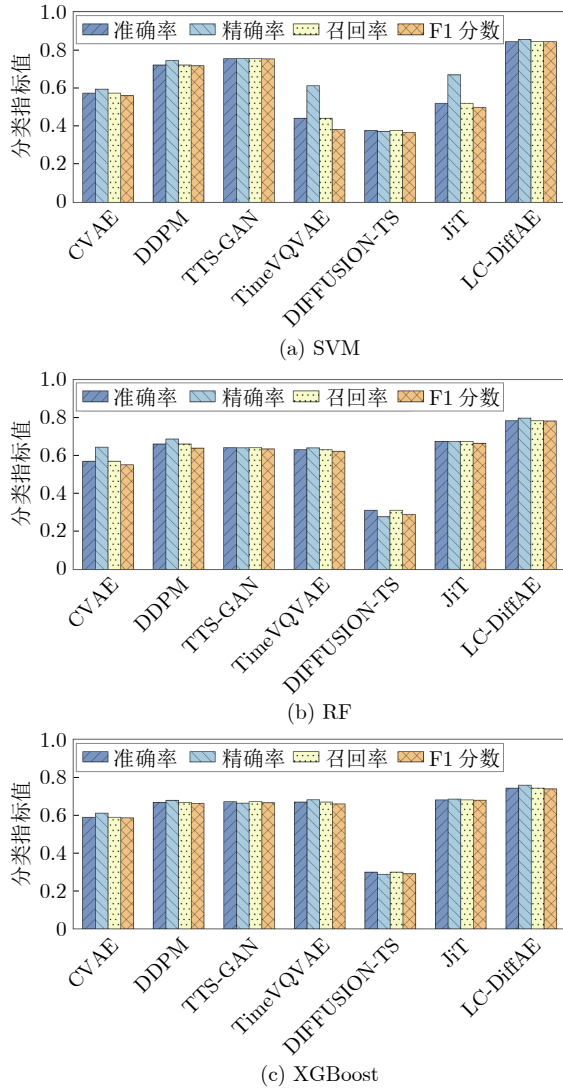


图 16 生成模型在不同分类器上的故障诊断结果
Fig.16 Fault diagnosis results of generative models using different classifiers

分类准确率仅下降 1.8 个百分点, 但模型参数量和推理计算量显著增加, 表明 JiT 在极大的计算开销条件下, 实现了诊断模型性能的微弱提升, 进一步验证了所提方法在高质量信号生成的前提下, 相较于同类扩散模型实现推理计算量轻量化。

3.5 消融实验

为系统验证各关键模块对生成样本质量的影响, 在 XJTU-SY 数据集上开展消融实验, 并结合相似性度量指标 (JSD、WD、MMD), PSD 重叠度和多种不平衡率下的分类准确率, 对模型性能进行多维度定量评估, 结果如表 8 所示。其中, A 表示完整模型; B 表示移除自编码器中的轻量化空间; B' 和 B'' 分别表示移除轻量化空间中的离散化函数和

Gumbel-Sigmoid 机制, 以验证轻量化空间中不同模块设计的必要性; C 表示移除自编码器的对比损失函数; D 表示移除完整模型中的信号分解损失函数; E 表示移除自编码器的类别信息融合模块; F 表示移除扩散模型中的无分类器引导模块。

由表 8 可得, 移除完整的轻量化空间后 (B), 各指标变化最为显著, 呈现不同程度的负向增长。其中, JSD、WD 和 MMD 分别增加 0.431、1.966 和 0.221, PSD 重叠度下降 78.1 个百分点, 且分类准确率平均下降 4.0 个百分点。进一步地, 仅移除轻量化空间中的离散化函数后 (B'), 模型性能出现一定程度下降。与完整模型相比, JSD、WD 和 MMD 分别增加至 0.130、1.002 和 0.021, PSD 重叠度降低 5.5 个百分点, 分类准确率平均降低 1.5 个百分点, 表明离散化函数能够在一定程度上提升生成样本的稳定性。此外, 移除 Gumbel-Sigmoid 机制后 (B''), 模型性能下降更加明显, MMD 增加至 0.049, PSD 重叠度降低 19.3 个百分点, 分类准确率平均降低 3.9 个百分点, 表明 Gumbel-Sigmoid 机制能够有效解决梯度不可导问题, 并提高轻量化空间的稳定性。综合 B、B' 和 B'' 的结果可知, 轻量化空间在完整模型中发挥着关键支撑作用, 其中离散化函数和 Gumbel-Sigmoid 机制分别从数据分布和可微优化方面提升生成样本质量, 验证了轻量化空间各关键设计的必要性。

移除对比损失后 (C), 相似性指标和 PSD 重叠度变化相对平稳, 但分类准确率的变化较为明显, 在各不平衡率下分别下降 2.1、2.0 和 3.6 个百分点, 表明对比损失有助于分类器的识别精度及泛化能力。移除分解损失后 (D), MMD 较完整模型减小 0.009, 但 PSD 重叠度下降 4.4 个百分点, 分类准确率平均降低 8.6 个百分点。这是因为分解损失通过最大池化和滑动平均卷积提取故障信号中的局部冲击和周期趋势特征, 移除分解损失后, 生成样本的故障判别性结构被削弱, 导致数据分布重叠度和分类性能显著下降, 而 MMD 的数值受核函数类型和带宽参数影响, 主要反映样本之间的全局分布差异, 难以衡量信号中的局部冲击和频域结构, 因此 MMD 未得到明显退化。

此外, 移除类别融合模块后 (E), PSD 重叠度较完整模型下降 16.6 个百分点, 分类准确率分别下降 3.2、6.8 和 8.4 个百分点, 表明类别融合模块在整体模型中起重要作用。移除无分类器引导模块后 (F), JSD 和 WD 相较完整模型略有改善, 这是由于弱化条件引导可在一定程度上更贴合整体数据分布, 但由于缺乏类别信息的先验引导, 导致大部分

表 7 各模型计算开销与生成性能对比
Table 7 Comparison of computational costs and generation performance among different models

模型	扩散模型	组成模块	训练时间 (10 轮) (s)	采样时间 (s)	推理计算量 (GFLOPs)	参数量 (M)	MMD	PSD	KDE	分类准确率
CVAE	否	—	0.068	1.680	0.002	1.221	0.073	0.549	0.818	0.908
DDPM	是	—	35.170	546.282	0.053	1.985	0.075	0.391	0.618	0.843
TTS-GAN	否	—	9.018	2.441	0.008	13.008	0.280	0.311	0.823	0.921
DIFFUSION-TS	是	—	3.140	2001.260	2.282	3.488	0.161	0.063	0.103	0.853
JiT	是	—	91.140	3953.101	9.273	129.722	0.042	0.914	0.927	0.943
TimeVQVAE	否	A1	59.956	1.980	0.015	0.353	0.126	0.184	0.282	0.902
		A2	30.016	3.134	0.026	1.803				
		完整模型	89.972	5.114	0.041	2.156				
LC-DiffAE	是	B1	0.682	1.958	0.003	1.333	0.017	0.816	0.936	0.961
		B2	7.411	142.132	0.004	1.984				
		完整模型	8.093	144.090	0.007	3.317				

表 8 消融实验结果
Table 8 Ablation study results

模型	JSD	WD	MMD	PSD	分类准确率		
					1 : 2	1 : 5	1 : 10
A	0.123	0.990	0.017	0.816	0.974	0.961	0.952
B	0.554	2.956	0.238	0.035	0.923	0.919	0.925
B'	0.130	1.002	0.021	0.761	0.957	0.943	0.941
B''	0.132	1.091	0.049	0.623	0.948	0.920	0.901
C	0.130	0.931	0.011	0.805	0.953	0.941	0.916
D	0.151	1.094	0.008	0.772	0.888	0.897	0.844
E	0.122	1.151	0.024	0.650	0.942	0.893	0.868
F	0.105	0.959	0.022	0.786	0.844	0.918	0.900

指标仍表现退化, 其中 MMD 由 0.017 增加至 0.022, PSD 重叠度及分类准确率均低于完整模型.

综上可知, 各关键模块均对模型性能提升具有积极作用, 验证了所提模型的有效性与合理性.

3.6 超参数敏感度分析

为系统评估模型超参数的敏感度, 本文在统一实验设置下开展实验. 选取 XJTU-SY 数据集的内圈故障样本作为评估对象, 样本数量为 600, 并固定随机种子以减少随机划分和模型初始化对结果的影响. 在此基础上, 分别调整扩散模型无分类器引导系数 c 、条件置空概率 η_{drop} 、对比学习温度系数 ξ 和对比损失与分解损失的权重参数 ω_1 、 ω_2 的取值, 并通过相似性指标 JSD、WD 和 MMD 对模型性能进行定量评估, 以分析不同超参数设置对生成信号质量的影响.

其中 c 、 η_{drop} 和 ξ 的敏感度分析结果见表 9. 由表 9 可得, 扩散模型引导系数 c 取值变化时, JSD、WD 和 MMD 整体波动较小, 其中 $c = 0.05$ 时,

WD 取得最小值 0.923, 表明 c 值变化对模型性能的影响较小. 此外, 条件置空概率 η_{drop} 变化时, MMD 指标整体波动较小, JSD 总体呈现先减小后增大的变化趋势, WD 波动较明显, 表明过低或过高的条件置空概率会影响生成样本质量. 对比学习温度系数 ξ 的分析结果中, MMD 变化较为平稳, JSD 与 WD 总体呈现先减小后增大的变化趋势. 值得注意的是, 当 $\xi = 0.01$ 时模型训练异常, 表明温度系数过小时, 模型不能正常收敛. 综合各项评价指标及模型训练稳定性, 最终设置 c 、 ξ 和 η_{drop} 分别为 0.05、0.50 和 0.10.

表 10 给出了分解损失与对比损失权重参数 ω_1 和 ω_2 的敏感度分析结果. 由表 10 可得, 随着分解损失权重 ω_1 增大, JSD 与 WD 整体呈明显下降趋势, 且 MMD 波动较小, 表明分解损失对生成质量的提升起正向作用, 可有效减小生成样本与真实样本之间的分布差异. 此外, 在对比损失权重 ω_2 的敏感度分析实验中, JSD 的整体变化较为平稳, WD 与 MMD 对 ω_2 更为敏感, 其中 $\omega_2 = 0.01$ 时 WD

表 9 c 、 η_{drop} 和 ξ 的敏感度分析结果
Table 9 Sensitivity analysis results for c , η_{drop} and ξ

参数	指标	0.01	0.05	0.10	0.30	0.50	1.00	3.00
c	JSD	0.083	0.082	0.082	0.082	0.082	0.082	0.083
	WD	0.935	0.923	0.924	0.928	0.950	0.932	0.944
	MMD	0.008	0.009	0.009	0.009	0.009	0.009	0.008
η_{drop}	JSD	0.084	0.083	0.082	0.083	0.085	—	—
	WD	0.978	0.963	0.954	0.968	0.968	—	—
	MMD	0.006	0.005	0.006	0.005	0.006	—	—
ξ	JSD	×	0.082	0.082	0.083	0.081	0.082	0.082
	WD	×	0.930	0.940	0.950	0.913	0.941	0.923
	MMD	×	0.004	0.005	0.004	0.006	0.005	0.005

注: × 表示模型训练异常; — 表示无对应结果.

表 10 分解损失与对比损失权重参数的敏感度分析结果
Table 10 Sensitivity analysis results for the weight parameters of the decomposition and contrastive losses

参数	指标	0.01	0.10	0.20	0.50	1.00
ω_1	JSD	0.084	0.084	0.083	0.082	0.081
	WD	0.975	0.977	0.950	0.932	0.923
	MMD	0.006	0.005	0.005	0.006	0.005
ω_2	JSD	0.082	0.083	0.084	0.082	0.083
	WD	0.925	0.950	0.969	0.939	0.945
	MMD	0.004	0.005	0.005	0.005	0.007

与 MMD 分别为 0.025 和 0.004, 而当 ω_2 增大到 1.00 时, MMD 明显增大至 0.007, 表明 ω_2 取值过大会降低样本之间的分布一致性. 因此, 综合 3 项指标结果, 采用 $\omega_1 = 1.00$ 、 $\omega_2 = 0.01$ 作为默认设置.

3.7 模型泛化性能验证

工业信号种类繁多 (例如振动、声音、电流等), 不同类型信号的波形形态与物理特性差异显著. 为验证所提模型泛化能力, 进一步在多种类型工业信号上开展实验. 实验数据来源于韩国科学技术院轴承数据集^[36], 包括振动、声音、温度和电流 4 类工业信号, 故障类型为损伤直径 0.3 mm 的同一内圈磨损样本. 通过相似性度量指标 JSD、WD 和 MMD, 多样性检验指标 ICD, 分布重叠度估计方法 PSD 和 KDE, 对模型生成样本质量进行定量评估, 结果如表 11 所示.

由表 11 可得, 不同类型工业信号的生成效果存在一定差异, 但整体上均能较好地逼近真实样本分布, 且生成样本的多样性较优. 其中, 电流信号的综合表现最优, 其 JSD 和 WD 指标较其他类型信号分别降低 75.9% 和 89.8%, 且 PSD 重叠度达 0.978. 振动信号和声音信号同样表现出较好的生成质量,

表 11 不同类型工业信号生成样本的质量评估结果
Table 11 Quality evaluation results for generated samples of different types of industrial signals

信号类型	JSD	WD	MMD	PSD	KDE	ICD
振动	0.088	1.119	0.006	0.813	0.935	0.928
声音	0.095	1.754	0.014	0.849	0.985	0.956
温度	0.688	11.744	0.006	0.742	0.935	0.990
电流	0.070	0.495	0.009	0.978	0.980	0.979

其 JSD 均低于 0.100, KDE 重叠度分别达到 0.935 和 0.985. 相比之下, 温度信号的生成质量较差, 其 JSD 和 WD 明显偏高, JSD 为 0.688, WD 高达 11.744, PSD 和 KDE 重叠度分别为 0.742 和 0.935, 整体生成质量低于其他类型信号. 这主要是由于温度信号变化缓慢, 波动幅值较小, 且缺乏周期性的高频脉冲, 导致模型难以有效学习关键物理特征. 此外, 所提方法中的信号分解模块对高频瞬态特征更为敏感, 在处理缓变型信号时, 难以还原真实数据的幅值分布和频谱结构. 表明所提方法更适用于具有周期性冲击、高频瞬态或旋转机械故障特征的信号.

为进一步验证模型的泛化能力和生成样本的多样性, 通过 t-SNE 可视化样本分布, 结果如图 17 所示.

由图 17 可知, 电流信号的样本分布高度重叠, 声音和振动信号虽存在少量局部偏移, 但与真实数据分布较为接近. 相比之下, 温度信号的样本分布相对离散, 但在整体覆盖范围上仍保持良好一致性.

综合实验结果可知, 所提方法在多种类型的工业信号上, 均能够生成质量较高且多样性的信号样本, 有效验证了模型的泛化能力.

4 结束语

为缓解信号不均衡对工业系统稳定性造成的不

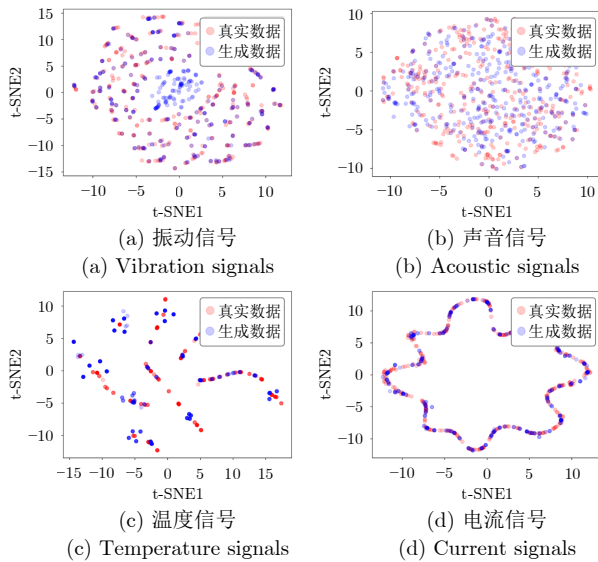


图 17 不同类型工业信号生成样本的 t-SNE 可视化结果

Fig. 17 t-SNE visualization results of different types of industrial signal generated samples

利影响, 本文基于扩散模型的高质量样本重建能力, 同时建立基于离散符号函数及自编码器的轻量化空间, 提出两阶段协调优化的信号生成方法. 构建对比损失函数, 以优化轻量化空间中样本分布并提升生成样本的多样性, 同时提出融合故障局部峰值和周期趋势特征的信号分解损失函数, 以引导模型提取周期性的冲击分量. 此外, 构建类别信息融合模块并采用无分类器指导策略的条件扩散模型, 以实现类别可控的样本生成. 在两种真实工业数据集的实验结果中, 与现有生成模型及轻量化生成方法相比, 所提方案有效降低了模型的计算开销与搜索空间维度, 且兼顾优异的生成样本质量, 表明其能够有效解决工业不均问题.

然而, 尽管所提方法能够为工业系统稳定运行提供可靠数据支持, 但模型内部机理仍依赖数据驱动, 扩散模型的去噪推理过程物理解释性不足, 难以充分满足工业 5.0 对模型透明性与决策可靠性的更高要求. 因此, 未来将深入探究工业故障深层特征, 将物理约束等嵌入扩散模型的噪声推理机制, 以实现更加可靠的工业信号生成. 此外, 基于高斯分布的扩散模型输出为连续向量, 需要进行分布转换, 会产生微小的量化误差. 未来的工作将针对离散型扩散模型开展理论研究, 以进一步提高生成样本质量. 其次, 当前分类实验受有限样本规模限制, 后续将针对大规模数据集开展研究, 并结合配对 bootstrap 和 McNemar 检验等统计方法, 进一步评估生成样本在下游诊断任务中的稳定性. 最后, 未

来的研究将深入挖掘温度等特征微弱、动态变化缓慢的多类型工业信号, 以进一步提高模型在实际工程中的通用性.

参考文献

- Xu Shui-Qing, Chai Hui, Hu You-Qiang, Huang Da-Rong, Zhang Ke, Chai Yi. Simultaneous fault diagnosis of broken rotor bar and speed sensor for traction motor in high-speed train. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(6): 1214-1227 (许水清, 柴晖, 胡友强, 黄大荣, 张可, 柴毅. 高速列车牵引电机转子断条和速度传感器联合诊断方法. *自动化学报*, 2023, **49**(6): 1214-1227)
- Shangguan A Q, Xie G, Mu L X, Fei R, Hei X H. Reliability modeling: Combining self-healing characteristics and dynamic failure thresholds. *Quality Technology & Quantitative Management*, 2024, **21**(3): 363-385
- Zhang T, Lin J Y, Jiao J, Zhang H, Li H. An interpretable latent denoising diffusion probabilistic model for fault diagnosis under limited data. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(8): 10354-10365
- Um T T, Pfister F M J, Pichler D, Endo S, Lang M, Hirche S, et al. Data augmentation of wearable sensor data for Parkinson's disease monitoring using convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction*. Glasgow, UK: ACM, 2017. 216-220
- Shangguan A Q, Xie G, Mu L X, Fei R, Hei X H. Abnormal samples oversampling for anomaly detection based on uniform scale strategy and closed area. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, **35**(12): 11999-12011
- Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models. In: *Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc., 2020. 6840-6851
- Pang Zhao-Chen, Liu Ming, Zhang Li-Xian, Cao Xi-Bin, Duan Guang-Ren. Conditional diffusion model-based imputation method for missing satellite telemetry data. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(10): 2302-2312 (庞昭辰, 刘明, 张立宪, 曹喜滨, 段广仁. 基于条件扩散模型的卫星遥测数据缺失值插补方法. *自动化学报*, 2025, **51**(10): 2302-2312)
- Shi Xu, Sun Yun-Lian, Luo Yan-Lin, Zhang Hong-Wen. Human interaction generation based on temporal-aware latent diffusion model. *Computer Journal*, 2025, **48**(9): 2226-2240 (石旭, 孙运莲, 骆岩林, 张鸿文. 基于时序感知潜在扩散模型的人体交互动作生成. *计算机学报*, 2025, **48**(9): 2226-2240)
- van den Oord A, Vinyals O, Kavukcuoglu K. Neural discrete representation learning. In: *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017. 6309-6318
- Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, Esser P, Ommer B. High-resolution image synthesis with latent diffusion models. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New Orleans, USA: IEEE/CVF, 2022. 10684-10695
- Shi M L, Wang H L, Zheng W Z, Yuan Z Y, Wu X S, Wang X T, et al. Latent diffusion model without variational autoencoder. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Learning Representations*. Rio de Janeiro, Brazil: ICLR, 2026.
- Page J, Niu X S, Wu K, Gai K. Boosting latent diffusion models via semantic-disentangled VAE. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Learning Representations*. Rio de Janeiro, Brazil: ICLR, 2026.
- Chawla N V, Bowyer K W, Hall L O, Kegelmeyer W P. SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002, **16**: 321-357
- Cui Y, Ma H, Saha T K. Improvement of power transformer in-

- sulation diagnosis using oil characteristics data preprocessed by SMOTEBoost technique. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, **21**(5): 2363–2373
- 15 Shangguan A Q, Xie G, Fei R, Mu L X, Hei X H. Train wheel degradation generation and prediction based on the time series generation adversarial network. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, **229**: Article No. 108816
 - 16 Yu Y N, Tang L H, Liu Z P, Xiang J W. A novel bearing fault data generation strategy combining physical modeling and CycleGAN variant for fault diagnosis without real samples. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, **74**: 1–17
 - 17 Li J S, Liu T, Wu X. Research on bearing vibration signal generation method based on filtering WGAN-GP with small samples. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2023, **237**(20): 4911–4929
 - 18 Yi Qian, Liu Chun, Li Cong-Bo, Zhao Xi-Kun, Yi Shu-Ping. Prediction method of hobbing carbon consumption based on improved generative adversarial imputation net with missing data. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, **59**(11): 264–275 (易茜, 柳淳, 李聪波, 赵希坤, 易树平. 数据缺失下基于改进生成对抗网络的碳耗预测方法. *机械工程学报*, 2023, **59**(11): 264–275)
 - 19 Zhao D F, Liu S L, Gu D, Sun X, Wang L, Wei Y, et al. Enhanced data-driven fault diagnosis for machines with small and unbalanced data based on variational auto-encoder. *Measurement Science and Technology*, 2019, **31**(3): Article No. 035004
 - 20 Huang F F, Zhang K, Li Z X, Zheng Q, Ding G F, Zhao M H, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on interactive generative feature space oversampling-based autoencoder under imbalanced data. *Structural Health Monitoring*, 2025, **24**(2): 979–997
 - 21 Li T, Feng H S, Wang L Z, Zhu L, Xiong Z W, Huang H. Stimulating diffusion model for image denoising via adaptive embedding and ensembling. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, **46**(12): 8240–8257
 - 22 Ou Y, Esmailzahi A, Ahmad M O, Swamy M N S. UADiff: A deep underwater image enhancement network using generative diffusion prior and uncertainty-aware learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, **63**: 1–14
 - 23 Kim D, Shin C, Choi J, Jung D, Yoon S. Diffusion-stego: Training-free diffusion generative steganography via message projection. *Information Sciences*, 2025, **702**: Article No. 122358
 - 24 Li Hao, Hao Wen-Ning, Zou Shi-Chen, Xie Xiao-Yu. Progressive image synthesis method based on Diffusion-Mamba and scale-invariant loss. *Acta Electronica Sinica*, 2025, **53**(9): 3384–3396 (李豪, 郝文宁, 邹世辰, 谢晓宇. 基于 Diffusion-Mamba 和尺度不变损失的渐进式图像生成方法. *电子学报*, 2025, **53**(9): 3384–3396)
 - 25 Li X, Thickstun J, Gulrajani I, Liang P S, Hashimoto T B. Diffusion-LM improves controllable text generation. In: Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans, USA: Curran Associates Inc., 2022. 4328–4343
 - 26 He Z F, Sun T X, Tang Q, Wang K N, Huang X J, Qiu X P. DiffusionBERT: Improving generative masked language models with diffusion models. In: Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Toronto, Canada: Association for Computational Linguistics, 2023. 4521–4534
 - 27 Rasul K, Seward C, Schuster I, Vollgraf R. Autoregressive denoising diffusion models for multivariate probabilistic time series forecasting. In: Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. Virtual Event: PMLR, 2021. 8857–8868
 - 28 Kong Z F, Ping W, Huang J J, Zhao K X, Catanzaro B. DiffWave: A versatile diffusion model for audio synthesis. In: Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: ICLR, 2021.
 - 29 Yuan X Y, Qiao Y. Diffusion-TS: Interpretable diffusion for general time series generation. In: Proceedings of the 12th International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: ICLR, 2024.
 - 30 Lei Ya-Guo, Han Tian-Yu, Wang Biao, Li Nai-Peng, Yan Tao, Yang Jun. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: A tutorial. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, **55**(16): 1–6 (雷亚国, 韩天宇, 王彪, 李乃鹏, 闫涛, 杨军. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读. *机械工程学报*, 2019, **55**(16): 1–6)
 - 31 Kumar D, Mehran S, Shaikh M Z, Hussain M, Chowdhry B S, Hussain T. Triaxial bearing vibration dataset of induction motor under varying load conditions. *Data in Brief*, 2022, **42**: Article No. 108315
 - 32 Sohn K, Lee H, Yan X C, Lee H. Learning structured output representation using deep conditional generative models. In: Proceedings of the 29th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: Curran Associates Inc., 2015. 3483–3491
 - 33 Li X M, Metsis V, Wang H Y R, Ngu A H H. TTS-GAN: A Transformer-based time-series generative adversarial network. In: Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Medicine. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2022. 133–143
 - 34 Li T H, He K M. Back to basics: Let denoising generative models denoise. arXiv preprint arXiv: 2511.13720, 2025.
 - 35 Lee D, Malacarne S, Aune E. Vector quantized time series generation with a bidirectional prior model. In: Proceedings of the 26th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Valencia, Spain: PMLR, 2023. 7665–7693
 - 36 Jung W, Kim S H, Yun S H, Bae J, Park Y H. Vibration, acoustic, temperature, and motor current dataset of rotating machine under varying operating conditions for fault diagnosis. *Data in Brief*, 2023, **48**: Article No. 109049



费 蓉 西安理工大学计算机科学与工程学院教授。主要研究方向为深度强化学习和社区检测。

E-mail: annyfei@xaut.edu.cn

(**FEI Rong** Professor at the School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology. Her research interests include deep reinforcement learning and community detection.)



李向馨 西安理工大学计算机科学与工程学院硕士研究生。主要研究方向为故障诊断和数据生成。

E-mail: lxscxj@163.com

(**LI Xiang-Xin** Master student at the School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology. Her research interests include fault diagnosis and data generation.)



上官安琪 西安理工大学计算机科学与工程学院讲师. 主要研究方向为智能信息处理, 复杂系统运行可靠性分析和故障诊断. 本文通信作者.

E-mail: sgaq@xaut.edu.cn

(SHANGGUAN An-Qi Lecturer at the School of Computer Science and

Engineering, Xi'an University of Technology. Her research interests include intelligent information processing, operational reliability analysis of complex systems, and fault diagnosis. Corresponding author of this paper.)



黑新宏 西安理工大学计算机科学与工程学院教授. 主要研究方向为智能系统和安全关键系统.

E-mail: heixinhong@xaut.edu.cn

(HEI Xin-Hong Professor at the School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of

Technology. His research interests include intelligent systems and safety-critical systems.)



宋霄罡 西安理工大学计算机科学与工程学院教授. 主要研究方向为计算机视觉和无人系统自主导航.

E-mail: songxg@xaut.edu.cn

(SONG Xiao-Gang Professor at the School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of

Technology. His research interests include computer vision and autonomous navigation of unmanned systems.)



刘雅君 西安理工大学计算机科学与工程学院副教授. 主要研究方向为生物信息, 模式识别和故障检测.

E-mail: liuyajun@xaut.edu.cn

(LIU Ya-Jun Associate professor at the School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of

Technology. Her research interests include bioinformatics, pattern recognition, and fault detection.)