

基于扩散卷积神经网络的三相感应电动机轴承故障诊断研究

刘超 刘勤明 叶春明 汪宇杰

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要:【目的】针对工业领域中三相感应电动机轴承故障诊断中数据稀缺的问题,提出了一种新型扩散卷积神经网络(Diffusion-Convolutional Neural Network, DCNN)模型。DCNN模型融合了去噪扩散概率模型(Denoising Diffusion Probabilistic Model, DDPM)与卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的优势,突破了传统深度学习方法在处理小样本数据时的局限性。【方法】首先,DCNN模型利用格拉姆角差场(Gramian Angular Difference Field, GADF)将原始振动信号转换为信息丰富的二维时频图像,以此增强数据特征的表达。其次,通过DDPM生成器网络模拟了实际故障数据的分布,生成了具有物理意义的高质量虚拟样本,从而扩充了训练数据集。再次,DCNN模型引入了改进的U-Net结构作为核心去噪模块,通过时间编码与条件嵌入技术,加强了模型对复杂故障特征的识别能力。最后,采用Wasserstein距离减少了生成数据与实际数据间的偏差,优化了模型训练,并通过谱归一化增强了模型的稳定性。随后,通过系统训练的CNN分类器,用于最终的故障诊断。【结果】结果表明,所提DCNN模型性能优于传统模型,诊断准确率达到99.95%,较传统方法提升显著,验证了所提模型在处理小样本故障诊断问题时的有效性和优异性。

关键词: 故障诊断; 扩散卷积神经网络; 去噪扩散概率模型; 虚拟样本生成; 三相感应电动机轴承

中图分类号: TH17; TP18 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.05.015

0 引言

工业4.0的发展背景下,机械设备故障诊断成为当前工业领域的热门研究^[1]。旋转机械作为工业生产中的核心装备,主要由转子、轴承和齿轮等关键部件构成,是目前应用最为广泛的机械设备,其数量约占机械设备总量的80%。然而,由于长期运行于复杂多变的工作环境,这些旋转机械的关键部件极易发生故障,从而造成严重的生命安全和财产损失问题^[2]。例如,作为机械加工系统的核心精密组件,滚动轴承常因设计缺陷或恶劣工况造成设备故障或停机。根据预测与健康管理局2022年度报告统计,由轴承故障引发的工业设备非计划停机每年造成超过470亿美元的经济损失,其中62%的故障因样本不足未能实现及时预警。上述统计揭示了小样本故障诊断面临的双重挑战,即故障样本的稀缺性以及故障特征的复杂性。传统诊断方法依赖人工识别特征与提前设定固定的报警阈值,难以应对实际工程中动态变化的故障模式。因此,提升旋转机械故障诊断的准确性与实时性,尤其是实现

状态实时评估和早期故障检测,不仅能够显著提高生产效率,还能有效预防风险、降低维护成本^[3-4],成为学术界与产业界共同聚焦的重要课题。

数据驱动的故障诊断模型的训练通常依赖于大量的数据样本,但在实际工作中,旋转机械设备长期处于正常运行状态,从而造成故障数据缺乏。在小样本数据下,故障模型难以提取到完全的故障特征,直接训练易造成模型泛化能力不足,导致诊断结果不佳。因此,小样本数据下的智能故障诊断问题成为当今故障诊断领域热门的研究问题之一。学者针对该问题进行了大量的研究,并基于不同的研究方法提出了多种解决方案。例如,PING等^[5]基于去噪扩散概率模型(Denoising Diffusion Probabilistic Model, DDPM)实现了小样本下飞机发动机滚动轴承的故障诊断,利用DDPM生成样本,通过基于残差连接的U-Net神经网络优化样本生产质量,最后利用深度残差收缩网络(Deep Residual Shrinkage Network, DRSN)进行故障诊断,达到了极高的故障诊断准确率,显著提升了故障诊断性能,但仍然需要减少传输过程中的信

收稿日期: 2025-07-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(71632008, 71840003); 上海市2021年度“科技创新行动计划”宝山转型发展科技专项(21SQBS01404); 上海理工大学科技发展项目(2020KJFZ038)

作者简介: 刘超,男,2003年生,江西赣州人,在读硕士研究生; 主要研究方向为故障诊断; E-mail: 13479918019@163.com。

刘勤明(通信作者),男,1984年生,山东日照人,博士,教授,博士研究生导师; 主要研究方向为维护调度、人工智能等; E-mail: lqm0531@163.com。

引用格式: 刘超,刘勤明,叶春明,等. 基于扩散卷积神经网络的三相感应电动机轴承故障诊断研究[J]. 机械强度, 2026, 48(5): 126-139.

LIU Chao, LIU Qinming, YE Chunming, et al. Research on fault diagnosis of three-phase induction motor bearings based on diffusion-convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(5): 126-139.



免费获取

息损失。YANG等^[6]同样使用DDPM模型生成高质量和多样化的虚拟数据样本,并基于最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)提出了一种数据生成模型的综合评价框架,以保证生成样本的质量,取得了优异的成果。马波等^[7]采用基于生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的智能故障诊断方法,通过多种数据证明了GAN生成的虚拟样本能够满足故障诊断模型的训练需要,无需大量的真实数据样本也能够实现很高的诊断准确率。杨星宇等^[8]提出了一种基于峭度指标的多传感器数据融合与GAN相结合的齿轮箱故障诊断方法,利用信号峭度对不同传感器进行加权融合,再通过小波变换提取能量系数作为特征;随后通过GAN扩展故障样本,并利用BP神经网络完成分类。试验结果证明,该方法在数据集不平衡条件下仍能达到98%的故障识别准确率,验证了在不依赖大量真实故障样本的情况下即可实现高精度诊断的可行性。梁浩鹏等^[9]针对旋转机械小样本故障诊断难题,提出基于格拉姆角差场(Gramian Angular Difference Field, GADF)和PAM-ResNet的方法。该方法先利用GADF变换,将一维信号样本转化为二维图像,并裁剪子图以增强数据,然后利用位置注意力模块(Position Attention Module, PAM)使ResNet关注位置信息,提升特征提取能力。试验表明,该方法能有效诊断小样本环境下的故障类型,具有较高的故障诊断准确率。强睿儒等^[10]利用GADF将一维振动信号转化为二维图像,达到数据增强的目的,再通过GAN输出高质量样本,通过测试集验证生成样本的准确率,取得了良好的效果。吕哲等^[11]同样采用GAN作为生成模型,结合机制驱动特征生成模型(Mechanism-driven Characteristic Generative Model, MCGM)进行旋转机械故障诊断,利用源域数据生成目标域虚拟样本,从而达到数据扩容的目的,显著提高了故障诊断平均准确率。文利燕等^[12]提出了一种基于联合对抗域自适应网络(Joint Adversarial Domain Adaptation Network, JADAN)的跨工况故障诊断方法,利用对抗域自适应训练提取深层域不变特征,通过伪标签策略、类对齐模块和源域样本权重分配机制,解决了目标域标签难获取和负迁移问题,试验显示该方法诊断准确率高,泛化能力强,为跨工况故障诊断提供了新思路。李天昊等^[13]则不依赖生成模型输出虚拟数据,而是采取基于改进神经混沌学习(NL-AdaBoost)的故障诊断方法将一维特征样本形成混沌特征,并结合k折交叉验证的训练方法,使NL-AdaBoost模型即便在小样本训练条件下,仍然具有良好的诊断准确率和泛化能力。郝伟等^[14]同样针对数

据特征解决小样本下的故障诊断问题,利用多尺度卷积关系网络深度提取特征并进行特征融合,从而实现小样本训练下的高诊断准确率。在故障诊断领域,虽然学者提出了各类方法解决小样本问题,但仍面临一些挑战。如在样本生成和传输过程中,信息损失仍然是一个重要问题,这可能导致生成样本的特征与实际数据不同。此外,特征提取的有效性和效率是另一个需要解决的问题,虽然一些研究利用复杂的网络架构进行深层特征提取,但其计算成本和模型复杂度往往会显著增加,从而影响模型的训练效率和泛化能力。

基于深度学习的故障诊断通过端到端特征学习机制,利用最本质的特征实现故障诊断,显著降低了诊断效率对于训练者经验与信号处理知识的依赖性,已成为故障诊断领域的主流研究方向之一。然而,该方法在实际工程应用中的性能受到训练数据规模与质量的严格制约。具体表现为:工业设备正常运行状态与故障状态的样本量极度不平衡,且实验室模拟故障难以准确复现复杂工况下的自然劣化过程。为突破数据稀缺瓶颈,生成式数据增强技术逐渐成为研究焦点^[15]。当前主流的生成模型在故障数据合成方面呈现显著差异性:变分自编码器(Variational Auto-Encoder, VAE)基于潜在空间重构的生成机制虽能保证训练稳定性,但其高频故障特征衰减现象将导致时频图像边缘模糊^[16]。GAN模型通过对抗训练策略优化数据分布拟合结果,却易因模式崩溃问题产生包含伪影畸变的无效样本^[17]。相较之下,DDPM采用物理约束引导的渐进式去噪过程,在保留故障特征的同时,有效规避了对抗训练的不稳定性风险。并且,生成样本具有高质量和多样化的特点^[18],能够有效提高故障诊断的准确性,从而更好地实现样本生成^{[19]1-10}。

近年来,基于深度学习的故障诊断方法已经较为成熟,尤其是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已经成为故障诊断中的一种突出的方法,CNN作为一种强大的深度学习工具,在处理图像、声音及时间序列数据方面展现了卓越的能力。在旋转机械设备的故障诊断中,CNN能够自动从原始传感器数据中捕捉局部特征,并有效地识别出与故障相关的细微模式。相较于传统诊断方法,CNN往往能够展现更高的诊断效率和准确率。此外,CNN的强大非线性映射能力和端到端的学习框架使其特别适合模拟复杂的故障机制,并能够在大规模数据集上高效工作,从而实现更准确、更快速的故障检测和分类。但是,面对小样本数据时,CNN由于没有足够的数据进行训练,往往难以学习到全面的故障特征,造成故障诊断结果准确率难以达到要求。此外,当训练样本较

少时,模型也容易出现过拟合问题,并且训练过程不够稳定。

传统的卷积神经网络模型依赖于大量数据的训练^[20],在小样本数据下表现不够理想。具体而言,现有研究实践存在如下问题:①深度学习模型对数据的需求通常在 $10^4\sim 10^6$ 样本量,而实际故障样本采集能力往往不足 10^2 。由于样本数量不足,模型难以学习到全面的故障特征,可能导致模型忽略关键的故障特征或对不重要的特征过于关注,从而影响故障诊断的准确率。②故障诊断模型需具备跨域泛化能力,但实验室模拟数据与现场实际数据间的分布差异显著削弱了模型的适用性。而生成式模型能够利用现场实际数据,生成与实际数据有相似特征分布的新样本,从而有效扩充了训练集。③传统生成模型如VAE和GAN在生成虚拟数据时面临生成样本质量不高或训练难度高的问题,且难以满足机械故障信号的物理约束特性。因此,现有方法在小样本情况下具有一定的局限性,亟须一种训练方便并且能够生成高质量样本的生成式模型,以解决上述问题,并提升故障诊断的鲁棒性。

三相感应电动机因其低成本和简单的结构,广泛应用于工业中。然而,电力系统故障可能导致电动机产生数倍于正常值的短路电流,这会引发强大的电磁力和较多的热量,损坏电动机并危及操作人员安全。因此,提高电动机轴承的故障诊断能力至关重要。传统的故障诊断方法,如频域分析、时频分析、支持向量机和神经网络,常依赖于专家经验,自动化程度较低且在处理复杂故障模式时效率较低,难以应对动态变化^{[19]1-10}。随着深度学习的发展,基于深度学习的智能故障诊断方法开始受到重视。这些方法能够实现自主学习和实时诊断,提高故障诊断的准确性。然而,由于故障发生频率低,实际工程中往往难以获得足够的故障样本,导致模型面临小样本挑战,且故障特征可能不明显。

为此,针对三相感应电动机故障诊断中的数据稀缺性与特征复杂性两大难题,本文提出了一种基于DDPM与CNN的协同诊断框架。通过引入物理约束引导的渐进式去噪生成机制,DDPM在保证生成图像高质量和丰富性的同时,避免了传统生成模型的模式崩溃风险。同时,进一步构建生成-诊断双阶段优化架构,实现虚拟数据与真实数据的特征空间对齐,生成的虚拟样本保留了真实故障的关键特征,提升了模型的鲁棒性和泛化能力。将生成的虚拟样本与原始数据相结合,可显著改善小样本下智能故障诊断的性能,有效提升小样本条件下的诊断可靠性。试验结果

表明,该方法在典型故障分类任务中具有显著优势,消融试验证实了扩散增强模块对智能故障诊断性能提升的关键作用。

1 扩散卷积神经网络

1.1 改进的去噪扩散概率模型

在故障诊断领域,故障数据稀缺导致数据不平衡,给诊断模型训练带来了挑战。为解决这一问题,本文采用改进的扩散模型生成高质量的虚拟故障样本,以扩充训练集,突破数据瓶颈。改进的扩散模型采用改进的 β 调度策略和数值稳定性处理,通过优化扩散过程,确保扩散过程的稳定性和生成质量,从而为故障诊断提供更均衡的数据集,提升诊断模型的准确性和鲁棒性。在噪声添加与采样过程中,改进的DDPM模型采取了优化的数值稳定性策略,避免了传统方法可能出现的数值不稳定问题,且能够逐步逆转扩散过程,生成高质量图像,提升故障诊断的准确性和鲁棒性。

DDPM是一种受非平衡热力学思想启发而提出的生成式模型,该模型由前向扩散(D过程)和后向生成(R过程)两个过程构成。D过程主要对输入的真实图片逐渐添加高斯噪声,使清晰的原始图片模糊化。在D过程中,传统DDPM模型使用固定的 β 值序列,而所提模型采用了一种新的 β 值调度方法,生成了一系列 β 值,这些 β 值在模型的初始化过程中被计算并存储,并用于控制扩散过程中每一步的噪声水平。该方法本身不直接对应1个目标函数,但它影响模型在训练过程中逐步添加噪声的方式,从而提高模型的最终性能,以更好地控制扩散过程中的噪声水平,提高生成样本的质量和稳定性。 β 值序列目标函数满足的条件^[21]为

$$q(x_t | x_{t-1}) = N(x_t; \sqrt{1 - \beta_t} x_{t-1}, \beta_t I) \quad (1)$$

$$q(x_t | x_0) = N[x_t; \sqrt{\alpha_t} x_0, (1 - \alpha_t) I] \quad (2)$$

式中, $q(\cdot)$ 为条件概率分布函数; $N(\cdot)$ 为多元高斯分布函数; x_t 为正向过程中第 t 步添加噪声后得到的图像; β_t 为预先设定的噪声方差调度, $\beta_1 < \beta_2 < \dots < \beta_T$; I 为单位协方差矩阵,维度与图像 x 相同; x_0 为原始清晰图像; α_t 为参数, $\alpha_t = 1 - \beta_t$ 。

R过程则通过逐步去噪,将加噪图像还原为原始清晰图像,模型需要预测并去除D过程中添加的噪声,利用这一特性生成与原始图像相近的虚拟图像。本文通过增强型U-Net架构、多样性损失和逐步去噪优化,提高了生成质量和多样性。R过程目标函数满足的条件^[22]为

$$q(x_t | x_{t-1}) = N(x_t; \sqrt{1 - \beta_t} x_{t-1}, \beta_t I) \quad (3)$$

$$p_\theta(x_{t-1} | x_t) = N[x_{t-1}; \mu_\theta(x_t, t), \Sigma_\theta(x_t, t)] \quad (4)$$

$$\mu_{\theta}(x_i, t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha_i}} \left[x_i - \frac{1 - \alpha_i}{\sqrt{1 - \alpha_i}} \varepsilon_{\theta}(x_i, t) \right] \quad (5)$$

式中, $p_{\theta}(\cdot)$ 为包含参数 θ 的条件概率密度函数, 其中, 参数 θ 影响分布的均值、方差等; $\mu_{\theta}(\cdot)$ 为高斯函数; $\Sigma_{\theta}(x_i, t)$ 为扩散模型中给定当前状态 x_i 和时间步 t , 参数 θ 所预测的协方差矩阵; $\varepsilon_{\theta}(x_i, t)$ 为由 U-Net 预测的第 t 步噪声。

在 DDPM 中, 基于 U-Net 的噪声预测网络是关键的训练组件。其损失函数定义为预测噪声与真实噪声的均方误差, 表达式为

$$L_{\text{loss}} = \|\varepsilon - \varepsilon_{\theta}(x_i, t)\|^2 = \|\varepsilon - \varepsilon_{\theta}(\sqrt{\alpha_i} x_{i-1} + \sqrt{1 - \alpha_i} \varepsilon, t)\|^2 \quad (6)$$

式中, ε 为在扩散过程中实际添加到数据中的真实噪声。

从扩散模型损失函数的构成来看, DDPM 的本质是通过模型预测每一步中混合的噪声。通过减少期望噪声和实际添加噪声之间的误差, DDPM 具备了从噪声中重建原始图像的能力。

在实际应用中, 采集到的数据主要为正常运行状态下的健康数据, 而真正的故障数据往往较为稀缺。这一现象导致了数据不平衡, 给故障诊断带来了较大挑战。为解决这个问题, 需生成与真实故障数据相符合的高质量虚拟数据, 其能够提供一个更为均衡的数据集, 以便训练出能有效识别各种故障状态的高效诊断模型。因此, 本文利用改进的 DDPM 生成高质量的虚拟故障样本, 突破了真实故障数据稀缺的瓶颈。改进的 DDPM 采用改进的 β 调度策略, 确保扩散过程的稳定性和数据生成质量。在噪声添加与采样过程中, 改进的 DDPM 采取了优化的数值稳定性策略, 避免了传统方法可能出现的数值不稳定问题。通过精心设计的去噪网络, 改进的 DDPM 能够逐步逆转扩散过

程, 生成高质量图像, 提升故障诊断的准确性和鲁棒性。改进框架如图 1 所示。

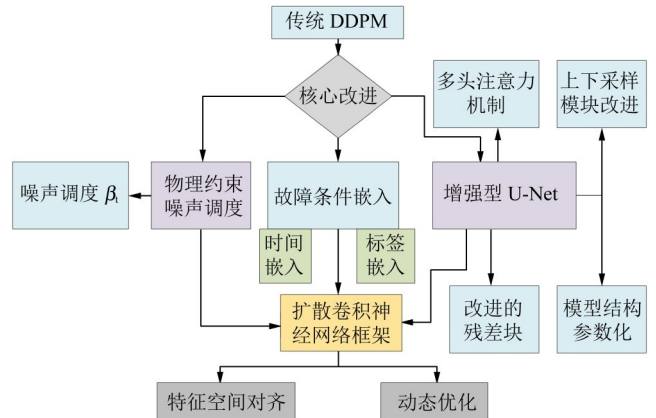


图 1 改进的 DDPM 框架

Fig. 1 Improved DDPM framework

1.2 增强型 U-Net

为增强对复杂图像特征的捕获能力, 本文采用增强型 U-Net 作为条件扩散模型的去噪核心, U-Net 架构如图 2 所示。U-Net 独特的编码器-解码器对称结构结合跳跃连接, 能够高效地提取和恢复图像特征, 实现精准的像素级分割。在模型的下采样和上采样阶段, 通过融合时空信息, 确保了生成过程的鲁棒性和可控性。此外, 对网络结构的优化减少了参数的冗余, 同时有效地保留了图像的高频细节, 从而提高了模型的运算效率和输出图像的质量。模型还引入了自适应注意力机制, 包括自注意力和交叉注意力模块, 能够深入捕获图像特征的全局依赖性, 并实现不同层次特征间的有效交互, 避免了传统卷积神经网络模型中常见的信息丢失问题。

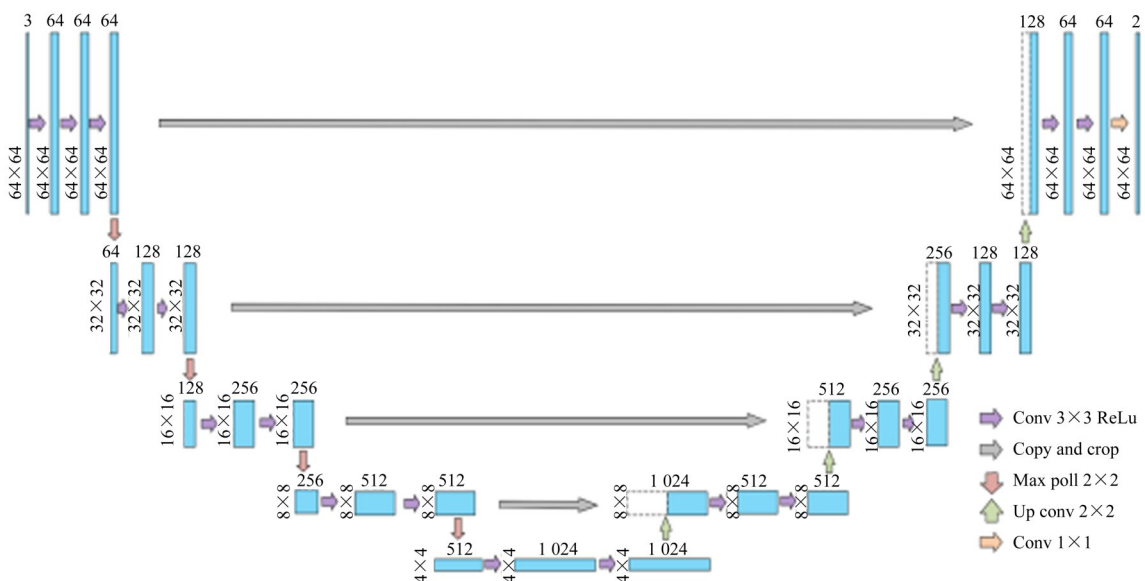


图 2 U-Net 架构

Fig. 2 U-Net architecture

在扩散卷积神经网络 (Diffusion-Convolutional Neural Network, DCNN) 中, 增强型 U-Net 作为条件扩散模型的去噪核心, 采用对称的编码器-解码器结构, 结合时间编码与条件嵌入, 显著增强了对复杂图像特征的捕获能力, 其输出为

$$\hat{x}_\theta(x_t, t, c) = f_{U-Net_\theta}(x_t, t, c) \quad (7)$$

式中, $\hat{x}_\theta(\cdot)$ 为增强型 U-Net 的输出; $f_{U-Net_\theta}(\cdot)$ 为包含参数 θ 的 U 型网络函数; c 为条件嵌入。

在模型的下采样和上采样阶段, 通过融合时空信息, 确保了生成过程的鲁棒性和可控性。下采样和上采样操作的目标函数为

$$h_t = f_{\text{Downsample}}(x_t, t) \quad (8)$$

$$x_t = f_{\text{Upsample}}(h_t, t) \quad (9)$$

式中, h_t 为下采样后的特征表示; x_t 为上采样后的特征表示, 即正向过程中第 t 步添加噪声后得到的图像; $f_{\text{Downsample}}(\cdot)$ 、 $f_{\text{Upsample}}(\cdot)$ 分别表示下采样和上采样操作。

此外, 对网络结构的优化减少了参数的冗余, 同时有效地保留了图像的高频细节, 从而提高了模型的运算效率和输出图像的质量。

模型的另外一大创新在于引入了自适应注意力机制, 包括自注意力和交叉注意力模块。自注意力和交叉注意力模块的目标函数为

$$f_{\text{SelfAttention}}(Q, K, V) = f_{\text{softmax}}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (10)$$

$$f_{\text{CrossAttention}}(Q, K, V) = f_{\text{softmax}}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (11)$$

式中, $f_{\text{SelfAttention}}(\cdot)$ 为自注意力机制函数; $f_{\text{CrossAttention}}(\cdot)$ 为交叉注意力机制函数; $f_{\text{softmax}}(\cdot)$ 为 softmax 函数, 其可将 1 个数值向量归一化为 1 个概率分布向量; Q, K, V 分别为查询、键、值矩阵; d_k 为键向量的维度。

这种机制能够深入捕获图像特征的全局依赖性, 并实现不同层次特征间的有效交互, 不仅增强了模型对细节的捕捉能力, 还提升了生成图像的真实性和多样性, 有效地避免了传统卷积神经网络模型中常见的信息丢失问题。

此外, 模型采用基于正弦函数的时间编码策略, 为扩散过程提供了稳定而连贯的时间信息。正弦函数的时间编码策略的目标函数为

$$f_{\text{ConditionEmbed}}(c) = f_{\text{Embedding}}(c) \quad (12)$$

式中, $f_{\text{ConditionEmbed}}(c)$ 为对条件 c 进行嵌入操作后得到的结果; $f_{\text{Embedding}}(\cdot)$ 为嵌入函数, 表示将条件 c 映射到嵌入空间。

通过与条件嵌入机制的结合, 模型可以对多种生成条件进行精确的调控。这种双重嵌入机制使得模型能够根据特定条件生成符合预期的高质量图像, 以

满足更加复杂的图像生成需求。

以上创新点不仅提高了模型的功能性和适应性, 也确保了模型在复杂环境下的高效性和可靠性, 展示了该技术在图像生成领域的前沿应用潜力。

1.3 改进卷积神经网络

在小样本故障数据场景下, 传统卷积网络易过拟合, 特征提取不够深入, 诊断准确率有限。为解决这些问题, 本文提出了一种改进的卷积神经网络。改进的 CNN 通过多卷积块堆叠和优化全连接层, 增强特征提取与表达能力, 能更精准地捕捉故障特征; 采用 Dropout 和 L2 正则化结合、早停机制及学习率调度等正则化和训练优化策略, 有效防止过拟合, 提升训练效率和模型稳定性; 自定义数据集类和特征增强模块的加入, 提高了数据处理效率与特征表达能力。此外, 本文还引入了 Wasserstein 距离和谱归一化技术, 对模型训练过程进行优化, 显著提升了模型的稳定性与生成数据的质量。试验结果表明, 改进卷积网络的诊断准确率达 99.95%, 远超传统模型, 证明了所提模型的优越性。

在改进的 CNN 中, 卷积层通过输入特征图与卷积核进行卷积运算, 得到输出特征图。该过程可以表示为

$$X_j^l = f_{\text{act}}\left(\sum_{i=1}^{M_j} X_i^{l-1} W_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (13)$$

式中, X_j^l 为第 l 层的第 j 个特征图; $f_{\text{act}}(\cdot)$ 为激活函数, 通常选择 ReLU 激活函数; M_j 为与第 j 个特征图连接的上一层特征图的集合; W_{ij}^l, b_j^l 分别为卷积核权重、偏置。

池化层通过下采样操作减小特征图的尺寸, 增加感受野, 提取更加抽象的特征。最大池化操作可表示为

$$X_j^l = \max_{i \in R_j} X_i^{l-1} \quad (14)$$

式中, R_j 为池化窗口内的元素集合。

全连接层将卷积和池化层提取的特征展平, 并通过全连接进行特征变换和分类预测, 其表达式为

$$y = f_{\text{act}}(W^T x + b) \quad (15)$$

式中, x 为输入特征向量; W, b 分别为权重矩阵、偏置向量。

在 DCNN 的故障诊断模块中, 本文提出了一种优化的 CNN 模型, 由 3 层卷积层、3 层全连接层和 Dropout 层组成, 其中 Dropout 层表示为

$$x_{\text{dropout}}^{(l)} = f_{\text{Dropout}}(x^{(l)}, p) \quad (16)$$

式中, $x_{\text{dropout}}^{(l)}$ 为第 l 层的输入; $f_{\text{Dropout}}(\cdot)$ 为正则化函数, 可防止神经网络过拟合; $x^{(l)}$ 为神经网络第 l 层的输入; p 为丢弃概率, 是 Dropout 操作的关键参数。

与传统的故障识别模型不同, 该模型能够针对数

据集中的 3 种故障模式和 1 种正常状态模式,实现灵活自适应的故障模式四分类。Softmax 层可表示为

$$P(c'|x) = f_{\text{softmax}}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}) \quad (17)$$

式中, $P(c'|x)$ 表示在给定输入 x 的条件下,属于类别 c' 的概率分布,其中, c' 为模式类别(3 种故障模式和 1 种正常状态模式)。

在传统的深度学习模型训练过程中,生成数据与实际数据之间的分布差异往往会导致模型的性能受到限制。为有效解决这一问题,本文创新性地引入了 Wasserstein 距离和谱归一化技术,对模型训练过程进行优化,显著提升了模型的稳定性与生成数据的质量。

在扩散卷积神经网络模型中,生成器的目标是生成与真实数据分布尽可能接近的虚拟样本,而判别器则负责区分真实样本与生成样本。为了更精准地量化生成数据 s 与实际数据 r 之间的差异,本文采用 Wasserstein 距离 $W(P_r, P_s)$ 作为优化指标,能够有效地量化两数据概率分布之间的差异,其表达式为

$$W(P_r, P_s) = \inf_{\gamma \in \Pi(P_r, P_s)} E_{(r,s) \sim \gamma}[\|r - s\|] \quad (18)$$

式中, P_r, P_s 分别为实际数据分布、生成数据分布; γ 为 (r, s) 的联合分布; $\Pi(P_r, P_s)$ 为所有以 P_r, P_s 为边缘分布的联合分布的集合; $E_{(r,s) \sim \gamma}[\|r - s\|]$ 为在联合分布 γ 下,随机变量 r, s 之间欧氏距离 $\|r - s\|$ 的期望值。

通过最小化 Wasserstein 距离,可以有效缩小生成数据与实际数据之间的分布差异,从而提高生成样本的质量和模型的稳定性。

在 DCNN 模型中,Wasserstein 距离被巧妙地融入到损失函数中。具体而言,在训练过程中,同时优化生成器和判别器的参数,使得生成器能够生成更逼真的样本,判别器能够更准确地判断样本的真实性。这一优化过程不仅提升了生成样本的质量,还增强了模型对复杂故障特征的识别能力。例如,在对三相感应电动机轴承故障的诊断试验中,Wasserstein 距离优化

后的模型能够更准确地识别出不同故障类型的细微差异,从而将诊断准确率提升至 99.95%。

谱归一化是一种用于提升模型训练稳定性的技术,通过对模型的权重矩阵进行归一化处理,限制了模型的谱范数,从而防止模型在训练过程中出现梯度爆炸或梯度消失的问题。在 DCNN 模型中,谱归一化被应用于判别器网络,其具体实现方式为:计算判别器中的每一层权重矩阵 \mathbf{W} 的谱范数 $\sigma(\mathbf{W})$,即矩阵 \mathbf{W} 的最大奇异值,然后将权重矩阵 \mathbf{W} 归一化为

$$\tilde{\mathbf{W}} = \frac{\mathbf{W}}{\sigma(\mathbf{W})} \quad (19)$$

谱归一化可以有效地限制判别器参数,使得判别器的输出更加稳定,在模型训练中发挥了重要作用。在卷积神经网络生成器和判别器的对抗训练过程中,判别器需要准确评估生成样本的真实性。如果判别器的训练不稳定,可能会导致生成器接收到的梯度信息不准确,进而影响整个模型的训练效果。引入谱归一化后,判别器的训练过程更加平稳,生成器能够接收到更可靠的梯度信号,从而生成更高质量的虚拟样本。在实际的故障诊断试验中,进行谱归一化后的模型在训练过程中的损失曲线波动明显减小,模型收敛速度加快,最终的诊断准确率也得到了显著提升。

通过引入 Wasserstein 距离和谱归一化技术,DCNN 模型在生成数据质量、模型稳定性和故障诊断准确性等方面均取得了显著的提升。试验结果充分证明了这些优化策略的有效性,为实际工程中的小样本故障诊断提供了一种创新且高效的解决方案。

DCNN 利用优化后的 CNN 模型,实现了高效、准确的故障诊断,展现了其在工业应用中的广阔前景。CNN 模型的具体结构如图 3 所示,其设计充分考虑了故障诊断任务的特点,通过合理的网络结构和参数设置,有效提升了诊断性能。

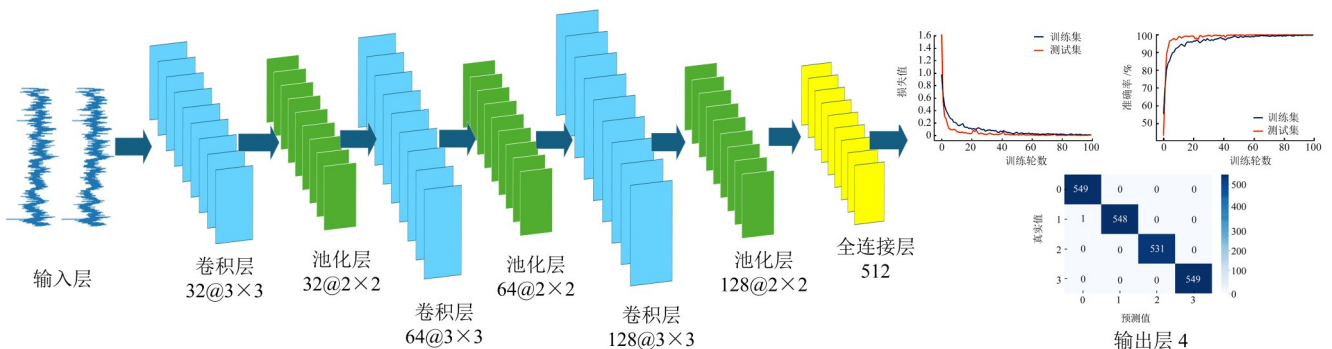


图 3 卷积神经网络结构

Fig. 3 Convolutional neural network architecture

1.4 故障诊断流程

故障诊断的 DCNN 整体框架主要包括以下 4 个部

分:数据获取与处理、数据增强、样本增强和故障诊断。DCNN 流程图如图 4 所示,具体诊断流程如下:

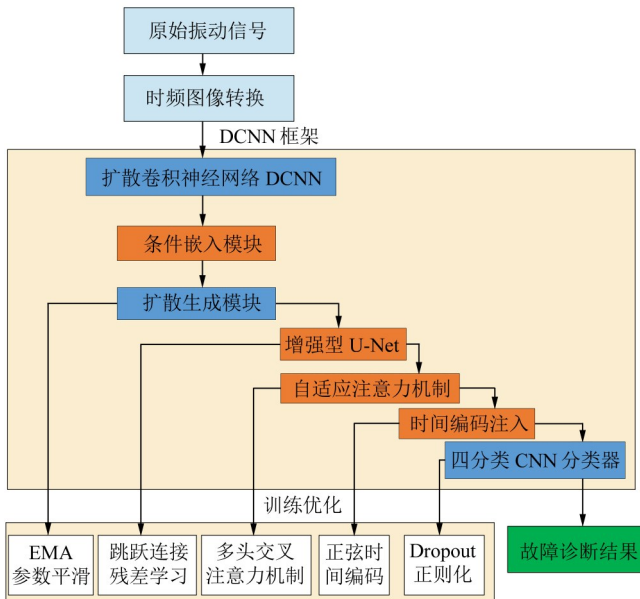


图4 DCNN流程图

Fig. 4 Flow chart of DCNN

步骤1:输入原始振动信号,通过滑动窗口获取原始振动信号的样本,每种数据被分成 n 段,一共 $4 \times n$ 段(称为部分A),并将其转换为时频图像。

步骤2:对每个样本进行GADF以获得时频图像作为训练样本。

步骤3:将时频图像输入到DCNN中进行特征提取。

步骤4:通过条件嵌入模块将条件信息嵌入到DCNN的输出中,增强特征表达。

步骤5:利用扩散生成模型进一步增强特征,生成更高质量的特征表示。再将生成特征输入到增强型U-Net中,提取更丰富的特征。

步骤6:通过自适应注意力机制动态调整特征权重,突出重要特征。同时,将时间编码信息注入到特征中,增强时间维度的特征表达。

步骤7:完成特征提取和特征增强后,通过改进的扩散模型的去噪过程生成样本。

步骤8:将生成样本和一半的实际样本混合后(称为B部分),使用四分类CNN分类器对特征进行分类,输出故障诊断结果。

上述整个过程采用了多种训练优化策略,包括指数移动平均数(Exponential Moving Average, EMA)参数平滑、跳跃连接残差学习、多头交叉注意力机制、正弦时间编码、Dropout正则化,以提高模型的性能和泛化能力。

2 算例分析

以滚动轴承的故障诊断为例,采用来自江南大学轴承数据集的振动数据对本文方法进行应用与分析,

并与多种生成式方法进行对比。江南大学轴承数据集含有丰富的故障数据,可用于故障样本的生成,本节将重点对其进行分析。

2.1 试验数据

采用离心风扇系统中使用的感应电动机(三菱SB-JR)进行故障诊断测试。该机器的铭牌为3.7 kW三相感应电动机,最大电压为220 V,转子数量为4极对,额定转速为1 800 r/min。额定滑差为6.5%,频率为60 Hz。转子由2个轴承支撑,其中1个轴承有缺陷。图5为滚动轴承故障诊断试验装置的示意图。数据集的故障类型主要包含内圈故障、外圈故障以及滚动体故障3类,如图6所示。此外,数据集收集了不同转速下的故障数据,数据采集频率为50 kHz。具体轴承信息如表1所示。

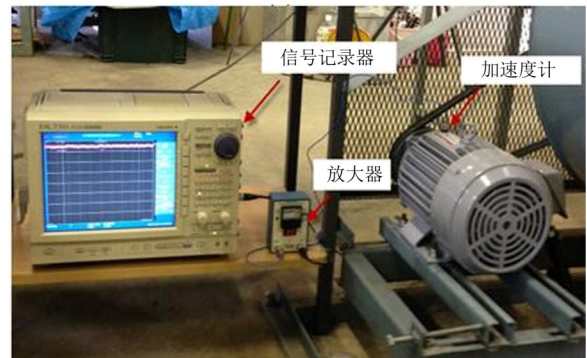


图5 滚动轴承故障诊断试验装置

Fig. 5 Rolling bearing fault diagnosis test device



(a) 内圈故障 (b) 外圈故障 (c) 滚动体故障

图6 故障类型

Fig. 6 Fault category

2.2 结果分析

在完成训练后,模型可以根据实际需求生成 $n \times m$ 个新图像,本文根据数据集生成了 4×100 个新图像。试验采用5折交叉验证,训练集与测试集比例为4:1,每类故障样本增强后数量为500张,共计2 000张。生成图像放入训练集中,经过多次试验,改进后的DDPM生成的图像效果显著优于其他生成模型(如DDPM、VAE、VQ-VAE、GAN),其准确率达到了99.95%。并且,不同于其他模型的单一故障检测,所提神经网络能够实现对故障模式的多分类,可以检测出轴承内圈、外圈、滚动体3类故障位置的故障状态,即将在轴承3类故障位置处采集的数据导入模型中,模型会自

动输出该轴承的状态:正常、内圈故障、外圈故障或滚动体故障。这一故障诊断模式更符合实际,模型不仅诊断准确率高,而且具有良好的泛化能力。DCNN 的混淆矩阵图如图 7 所示。

表 1 轴承参数
Tab. 1 Bearing parameter

参数	N205	NU205
外径/mm	52	52
内径/mm	25	25
宽度/mm	15	15
滚动体直径/mm	7	7
滚动体数量	10	11
接触角/rad	0	0
外圈缺陷(宽×深)/ (mm×mm)	0.30×0.25(初期)	—
滚动体缺陷(宽×深)/ (mm×mm)	0.50×0.15(初期)	—
内圈缺陷(宽×深)/ (mm×mm)	—	0.30×0.25(初期)

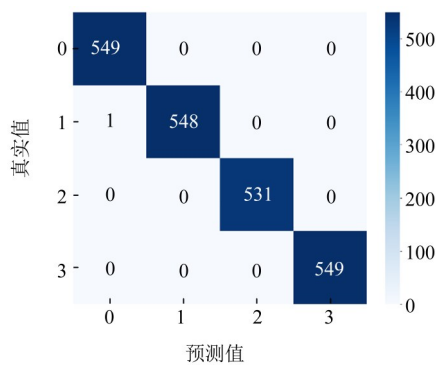


图 7 DCNN 混淆矩阵

Fig. 7 DCNN confusion matrix

在对不同模型生成的图像质量的评估中,本文采用了多种评价指标,包括峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、结构相似性指数(Structural Similarity Index Measure, SSIM)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、最大均值差异(MMD)。PSNR 用于衡量图像噪声干扰程度,其值越大表示图像质量越好;SSIM 用于反映图像结构信息相似度,其值越接近 1,表示结构相似性越高;RMSE 用于反映图像与真实图像之间误差大小,其值越小越好;MMD 用于衡量生成数据分布与真实数据分布的差异,其值越小意味着生成样本的分布越接近真实数据。各模型图像质量评估结果如图 8 所示。

由图 8 可知,改进的 DDPM 在图像质量方面具有显著优势。其 PSNR 最高,表明生成图像的噪声干扰最小;SSIM 最接近 1,说明生成图像与真实图像的结构信息最为相似;RMSE 最小,意味着生成图像与真实图像之间的误差最小;MMD 也最小,表明生成数据分

布最接近真实数据。与其他模型相比,改进的 DDPM 能够生成更高质量、更真实且与真实数据分布更接近的图像,从而在小样本故障诊断场景下展现出更高的诊断准确率和更好的泛化能力。这充分证明了改进的 DDPM 在完成图像生成任务中的优越性,为工业领域中的数据稀缺问题提供了一种有效的解决方案。

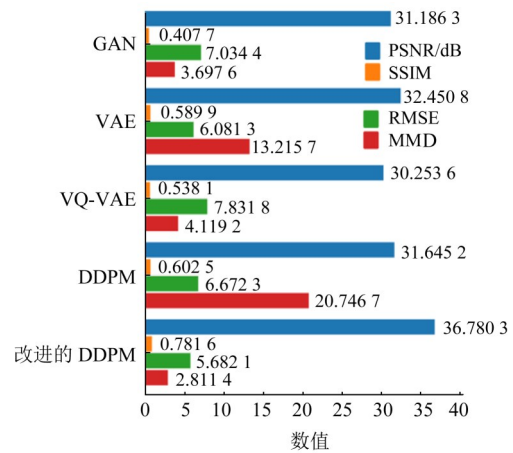


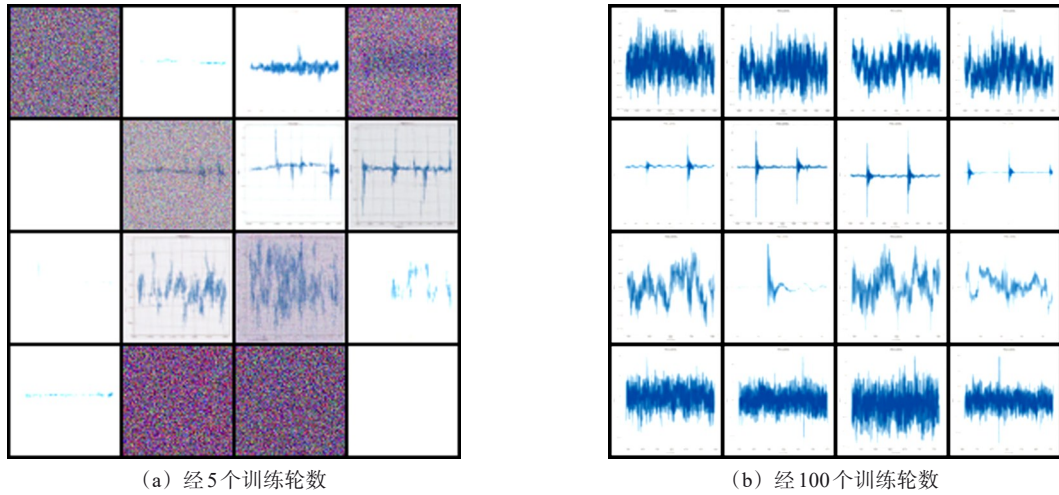
图 8 图像质量评估结果

Fig. 8 Image quality assessment results

2.3 对比试验

基于江南大学三相感应电动机轴承故障数据集,结合 DCNN 模型进行试验。使用部分 A 中每种故障类型的图像样本训练去噪扩散概率模型,该模型能够生成具有相同标签的新样本。为了验证改进的 DDPM 模型的实际性能,引入了以下 4 种生成算法进行比较:GAN、VAE、VQ-VAE、DDPM。所有这些生成式模型均在与 DDPM 相同的训练集上进行训练,训练周期数设置为 1 000,并且结合同一种 CNN 模型进行故障诊断任务。而由于改进的 DDPM 在增添众多模块后,只需要 100 训练轮数就可以达到很好的效果,所以将改进的 DDPM 的训练轮数设置为 100。在卷积神经网络中,各类试验的训练轮数完全一致。完成训练后,改进的 DDPM 和其他生成模型生成 4×100 个新图像,称为部分 D。改进的 DDPM 部分生成图像如图 9 所示。

在对比试验中,所提模型与其他生成式模型生成的图像(部分 D)用于模型训练,而一半的原始数据则用于验证。DCNN 中的生成模型与其他生成模型共用同一种 CNN,并且每一种模型的生成样本的数量以及真实样本的数量都保持一致。在进行对比试验之前,只使用原始样本进行故障诊断,从而证明 CNN 的有效性,防止对对比试验造成干扰。只使用原始样本进行故障诊断时,使用的总样本数量为 4 000 张图片,含有 4 种故障模式的故障数据各 1 000 个,训练集和验证集的比例为 1:1,故障诊断准确率结果如图 10 所示。由图 10 可知,故障诊断准确率能够达到 100%,证明了所提 CNN 在故障识别功能上表现优异。



(a) 经 5 个训练轮数 (b) 经 100 个训练轮数
图 9 改进的 DDPM 经不同训练轮数后的生成图像

Fig. 9 Images generated after different training rounds by the improved DDPM

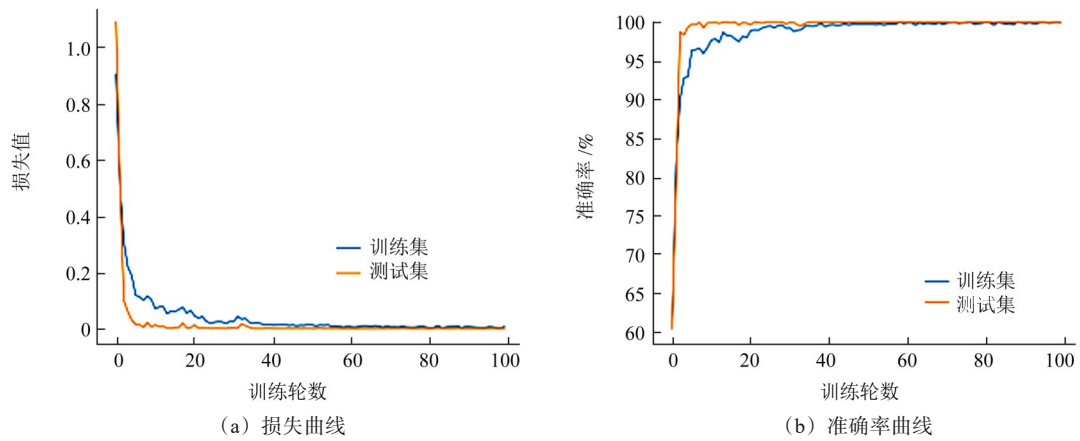


图 10 CNN 的有效性验证

Fig. 10 Validation of the effectiveness of CNN

然后,将各类生成模型的生成样本混合到训练集中,再次进行多次模型训练与验证。各模型的准确率如图 11 所示,损失曲线、准确率曲线如图 12 所示。由图 11 可知,改进的 DDPM 的故障识别准确率为 99.95%,相较于 DDPM 准确率提高了 32.53%,相较于其他主流的生成式模型提升更大。因此,所提模型能够生成更高质量的图像,达到更高的故障识别准确率。

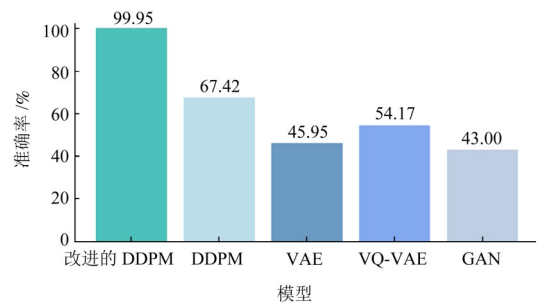
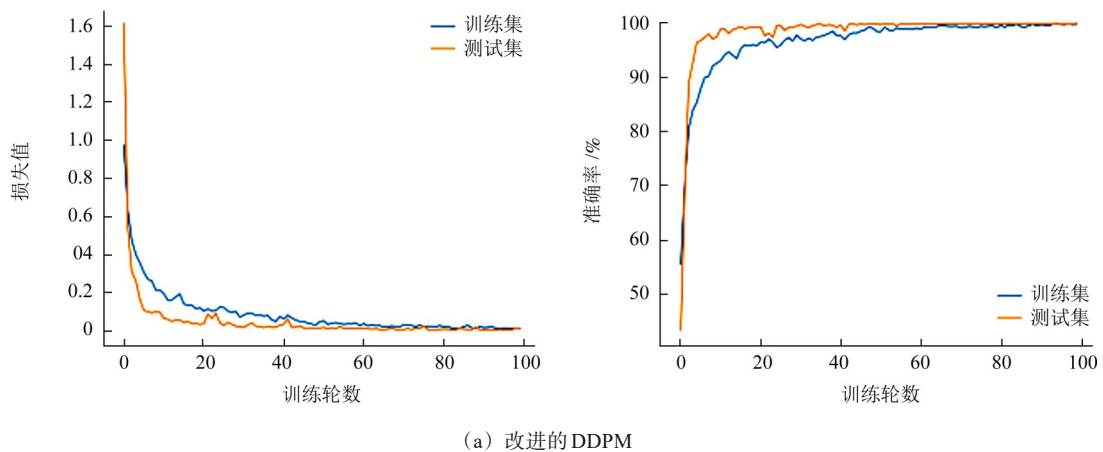


图 11 5 种模型故障诊断准确率的比较

Fig. 11 Comparison of fault diagnosis accuracy among five models



(a) 改进的 DDPM

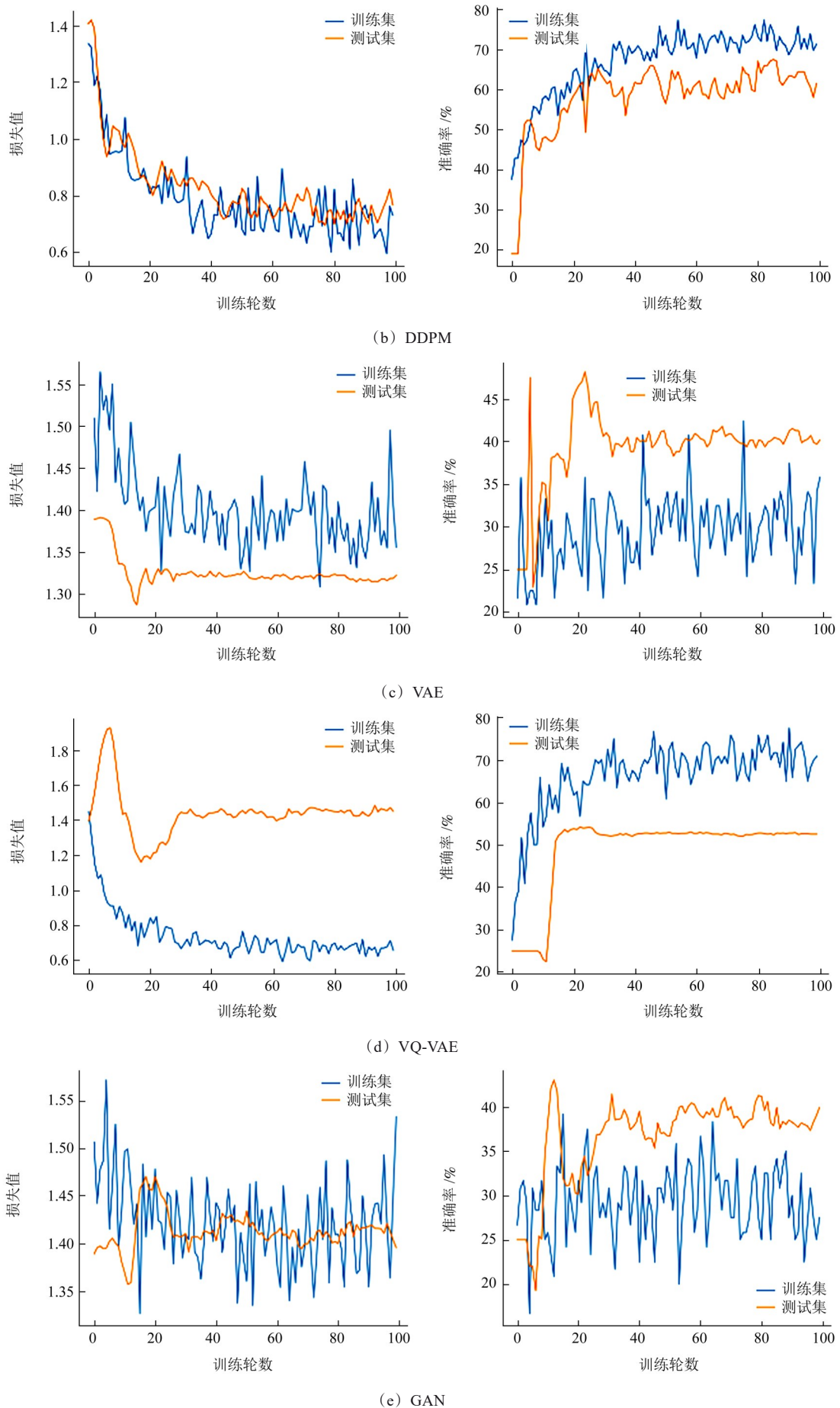


图 12 5 种模型的损失曲线和准确率曲线

Fig. 12 Loss curves and accuracy curves of five models

根据上述结果,利用保存的模型文件,结合 Gradio,制作了一个基于 DCNN 的故障诊断网页。在该网页中,用户能够直接上传振动信号频谱图,网页将会显示 3 种故障模式的发生概率,并输出最终诊断结果。DCNN 模型依托网页建设,其算力要求低,使用方便。用户也可替换故障诊断网页中的模型文件,并将其运用到其他故障诊断项目中。运用该网页能够将本文研究内容落实到实际项目之中。该网页的演示效果如图 13 所示。

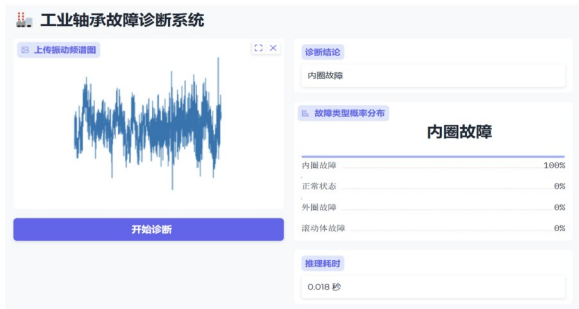


图 13 故障诊断网页

Fig. 13 Fault diagnosis webpage

2.4 消融试验

为进一步验证改进的 DDPM 模型对故障诊断准

确率的提升效果,进行了消融试验,将去除 DDPM、加入 DDPM、加入改进的 DDPM 三者的故障诊断准确率进行比较,结果如图 14 所示。由图 14 可知,只利用原始小样本数据训练 CNN 模型,模型的故障诊断准确率仅有 83.78%;加入 DDPM 后,由于只进行了 1 000 轮的训练,生成样本质量不佳,导致准确率不增反降,只有 67.42%;而改进的 DDPM 只需要 100 轮的训练,便可以生成高质量且多样化的数据样本,将其添加到故障诊断模型的训练过程中,故障诊断准确率达到 99.95%,比不加入生成样本时增加了 16.17%,比加入 DDPM 生成样本时增加了 32.53%,提升效果明显。3 种模型的损失曲线和准确率曲线结果如图 15 所示。

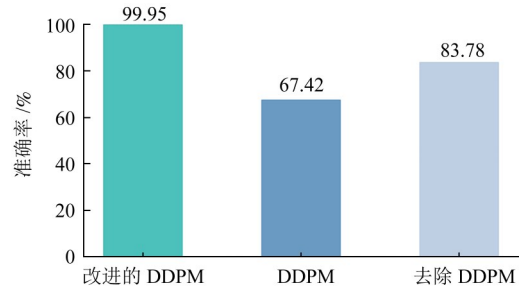
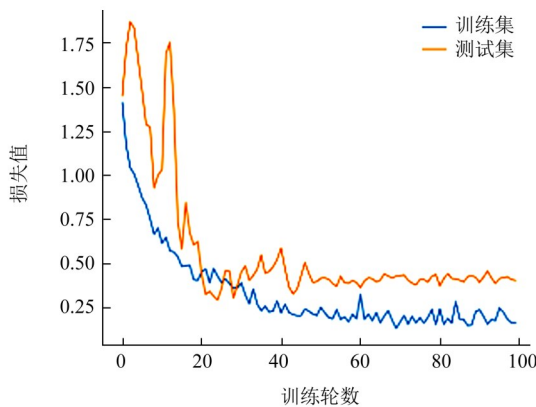
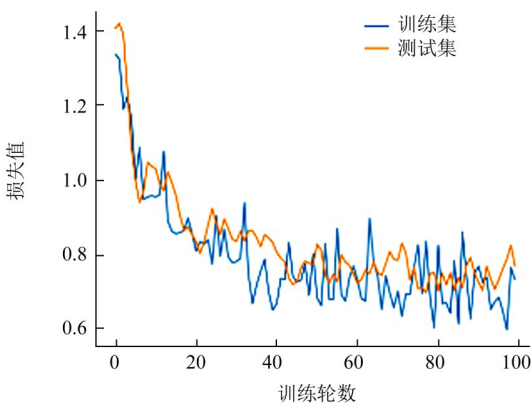
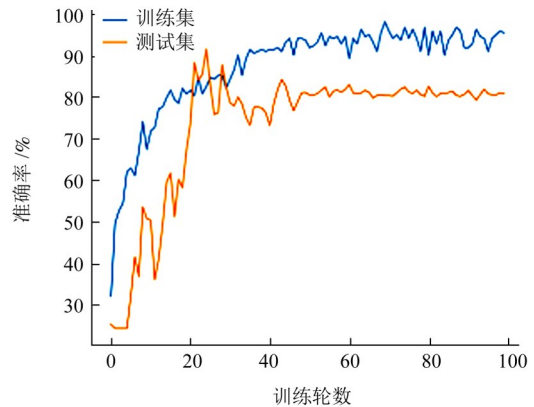


图 14 3 种模型故障诊断准确率的比较

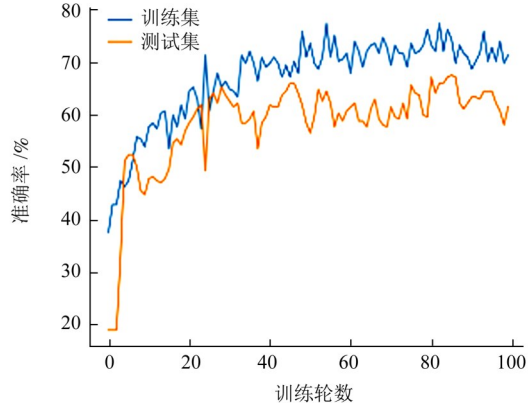
Fig. 14 Comparison of fault diagnosis accuracy among three models

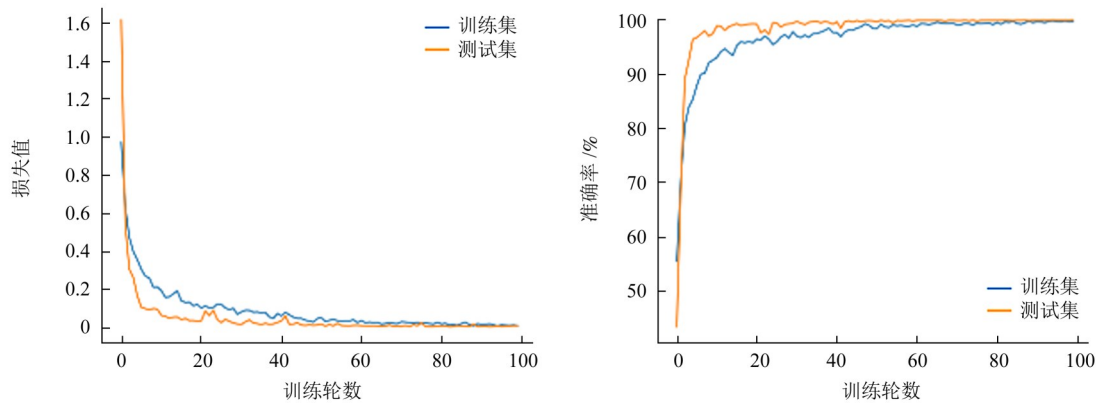


(a) 去除 DDPM



(b) 加入原始 DDPM





(c) 加入改进的DDPM

图 15 3种模型的损失曲线和准确率曲线

Fig. 15 Loss curves and accuracy curves of three models

3 结论

通过结合生成式模型和深度学习,提出了一种基于DDPM和CNN的三相感应电动机轴承故障诊断方法,并通过试验验证了所提模型的有效性和优越性。主要结论如下:

1)提出的DCNN模型成功结合了去噪扩散概率模型和卷积神经网络,有效解决了工程中故障数据稀缺的问题,克服了传统深度学习在小样本数据处理中的局限性。

2)DCNN通过使用Wasserstein距离作为损失函数并搭配谱归一化技术,优化了模型收敛过程,避免了梯度爆炸,并产生了高质量的虚拟故障样本,提高了故障诊断的准确性和效率;同时,借助改进的 β 调度策略与数值稳定性处理,更好地控制了扩散过程中的噪声水平,从而提高生成样本的质量和稳定性;此外,引入自注意力和交叉注意力模块,以深入捕获图像特征的全局依赖关系,并实现不同层次特征间的有效交互。DCNN为工业应用中的小样本故障诊断问题提供了一种创新且有效的解决方案,展现了其在智能制造和工业互联网发展中的应用潜力。

3)通过试验验证了DCNN模型在小样本条件下的优势,实现了99.95%的高诊断准确率,显著优于传统深度学习模型。

4)通过Gradio构建了诊断网页,可将DCNN模型部署到轻量级网页中,符合实际使用需求,并且可以通过更换模型文件,将其直接迁移至其他旋转机械故障诊断项目中。

鉴于时间和作者水平所限,本文存在以下不足:

①构建的新型DCNN只验证了实验室数据集的故障诊断效果,并未对工程中的实际数据进行验证;②DDPM阶段对于计算资源要求较高,需要进行改进以降低算力需求;③仅针对三相感应电动机进行了研究,本文所提方法泛化到其他机械设备的能力仍有待进一步研究。

综上所述,所提的基于DDPM的数据增强策略为三相感应电动机的故障诊断提供了一种新的解决方案,有助于提高电动机的可靠性与安全性,同时为其他工业设备的智能故障诊断提供参考。

参考文献(References)

- [1] GAWDE S, PATIL S, KUMAR S, et al. Multi-fault diagnosis of industrial rotating machines using data-driven approach: a review of two decades of research[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 123: 106139.
- [2] ZHANG J F, ZHANG Q H, HE X, et al. Compound-fault diagnosis of rotating machinery: a fused imbalance learning method [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2021, 29(4): 1462-1474.
- [3] HAN T, XIE W Z, PEI Z Y. Semi-supervised adversarial discriminative learning approach for intelligent fault diagnosis of wind turbine[J]. *Information Sciences*, 2023, 648: 119496.
- [4] RUAN D W, WANG J, YAN J P, et al. CNN parameter design based on fault signal analysis and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 55: 101877.
- [5] PING Z W, WANG D W, ZHANG Y, et al. Few-shot aero-engine bearing fault diagnosis with denoising diffusion based data augmentation[J]. *Neurocomputing*, 2025, 622: 129327.
- [6] YANG X Y, YE T Y, YUAN X F, et al. A novel data augmentation method based on denoising diffusion probabilistic model for fault diagnosis under imbalanced data[J]. *IEEE Transactions on Indus-*

- ial Informatics, 2024, 20(5):7820-7831.
- [7] 马波,蔡伟东,赵大力. 基于GAN样本生成技术的智能诊断方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(18):153-160.
MA Bo, CAI Weidong, ZHAO Dali. Intelligent diagnosis method based on GAN sample generation technology[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(18):153-160. (In Chinese)
- [8] 杨星宇,宋春生,吴啸阳. 基于多传感器数据融合及GAN的齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械强度, 2025, 47(6):37-47.
YANG Xingyu, SONG Chunsheng, WU Xiaoyang. Gearbox fault diagnosis method based on multi-sensor data fusion and GAN[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(6):37-47. (In Chinese)
- [9] 梁浩鹏,曹洁,赵小强. 基于GADF和PAM-Resnet的旋转机械小样本故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(12):3465-3472.
LIANG Haopeng, CAO Jie, ZHAO Xiaoqiang. Small sample fault diagnosis method for rotating machinery based on GADF and PAM-Resnet[J]. Control and Decision, 2023, 38(12):3465-3472. (In Chinese)
- [10] 强睿儒,赵小强. 基于格拉姆角差场和生成对抗网络的小样本滚动轴承故障诊断方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2024, 52(10):64-75.
QIANG Ruiru, ZHAO Xiaoqiang. A small sample rolling bearing fault diagnosis method based on Gramian angular difference field and generative adversarial network[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2024, 52(10):64-75. (In Chinese)
- [11] 吕哲,马波,于功也,等. 基于生成对抗网络与个性机理模型的旋转机械故障诊断方法[J]. 机电工程, 2022, 39(9):1203-1210.
LÜ Zhe, MA Bo, YU Gongye, et al. Intelligent fault diagnosis method of rotating machinery based on GAN-MCGM[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(9):1203-1210. (In Chinese)
- [12] 文利燕,陈金陵,姜斌,等. 基于联合对抗域自适应网络的跨工况故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2025, 40(5):1503-1511.
WEN Liyan, CHEN Jinling, JIANG Bin, et al. A joint adversarial domain adaptive network based cross working conditions fault diagnosis method[J]. Control and Decision, 2025, 40(5):1503-1511. (In Chinese)
- [13] 李天昊,李志星,王衍学. 基于小样本下改进ChaosNet的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(2):182-185.
LI Tianhao, LI Zhixing, WANG Yanxue. Research on intelligent diagnosis of bearing faults based on improved ChaosNet with small samples[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(2):182-185. (In Chinese)
- [14] 郝伟,丁昆,暴长春,等. 小样本下多尺度卷积关系网络的轴承故障诊断方法[J]. 中国测试, 2024, 50(3):160-168.
HAO Wei, DING Kun, BAO Changchun, et al. Bearing fault diagnosis method based on multi-scale convolutional relation network with limited samples[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(3):160-168. (In Chinese)
- [15] 胡若晖,张敏,许文鑫. 基于DCGAN和DANN网络的滚动轴承跨域故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(6):21-29.
HU Ruohui, ZHANG Min, XU Wenxin. Cross-domain fault diagnosis of rolling element bearings using DCGAN and DANN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6):21-29. (In Chinese)
- [16] 黄汉坤,岑健,赵必创,等. 深度生成式故障诊断模型研究[J]. 机床与液压, 2025, 53(4):205-213.
HUANG Hankun, CEN Jian, ZHAO Bichuang, et al. Research on deep generative fault diagnosis models[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(4):205-213. (In Chinese)
- [17] 李东东,刘宇航,赵阳,等. 基于改进生成对抗网络的风机行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(21):7496-7507.
LI Dongdong, LIU Yuhang, ZHAO Yang, et al. Fault diagnosis method of wind turbine planetary gearbox based on improved generative adversarial network[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(21):7496-7507. (In Chinese)
- [18] ZHAO P C, ZHANG W, CAO X S, et al. Denoising diffusion probabilistic model-enabled data augmentation method for intelligent machine fault diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 139:109520.
- [19] 孙元帅,孔繁钦,聂晓音,等. 基于图卷积和多传感融合的跨设备故障诊断方法[J]. 机械强度, 2026, 48(2):21-30.
SUN Yuanshuai, KONG Fanqin, NIE Xiaoyin, et al. Cross-device fault diagnosis method based on graph convolution and multi-sensor fusion[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(2):21-30. (In Chinese)
- [20] 孟昱煜,张沅琦,火久元,等. 基于改进去噪扩散概率模型的风电机组故障样本生成方法[J]. 振动与冲击, 2025, 44(4):286-297.
MENG Yuyu, ZHANG Fengqi, HUO Jiuyuan, et al. Wind turbine fault sample generation method based on improved denoising diffusion probability model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(4):286-297. (In Chinese)
- [21] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5):94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of mechanical intelligent fault diagnosis under big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5):94-104. (In Chinese)
- [22] HO J, JAIN A N, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS 2020). New York: IEEE, 2020: 6840-6851.

Research on fault diagnosis of three-phase induction motor bearings based on diffusion-convolutional neural network

LIU Chao LIU Qinming YE Chunming WANG Yujie

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: [Objective] Addressing the issue of data scarcity in bearing fault diagnosis of three-phase induction motors within industrial settings, where insufficient actual fault samples hinder the effective training of neural network models, a novel diffusion-convolutional neural network (DCNN) model was proposed. The DCNN model integrates the advantages of the denoising diffusion probabilistic model (DDPM) and convolutional neural network (CNN), thereby overcoming the limitations of conventional deep learning approaches in handling small-sample datasets. [Methods] Firstly, the DCNN model employed the Gramian angular difference field (GADF) to transform raw vibration signals into information-rich two-dimensional time-frequency images, enhancing the representational capacity of data features. Secondly, the DDPM generator network simulated the distribution of actual fault data to generate physically meaningful, high-quality synthetic samples, thus augmenting the training dataset. Furthermore, the DCNN incorporated an improved U-Net architecture as the core denoising module; through temporal encoding and conditional embedding techniques, the model's capability to recognize complex fault characteristics was strengthened. Finally, the Wasserstein distance was utilized to minimize the discrepancy between generated and real data to optimize model training, while spectral normalization was applied to enhance model stability. The CNN classifier, trained systematically thereafter, was employed for final fault diagnosis. [Results] Results demonstrate that the proposed DCNN model exhibits superior performance surpassing traditional generative models, achieving a diagnostic accuracy of 99.95%, representing a significant improvement over conventional methods. These findings validate the efficacy and excellence of the proposed model in addressing small-sample fault diagnosis challenges.

Key words: Fault diagnosis; Diffusion-convolutional neural network; Denoising diffusion probabilistic model; Virtual sample generation; Three-phase induction motor bearing

Corresponding author: LIU Qinming, E-mail: lqm0531@163.com

Fund: National Natural Science Foundation of China (71632008, 71840003); Shanghai 2021 "Science and Technology Innovation Action Plan" Baoshan Transformation and Development Science and Technology Special Project (21SQBS01404); Science and Technology Development Project of the University of Shanghai for Science and Technology (2020KJFZ038)

Received: 2025-07-27

(编辑:李立)