

MISSD 联合生成对抗网络的主轴轴承故障诊断方法^{*}

王振亚^{1,2}, 伍星^{2,3}, 刘韬^{1,2}

(1. 昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

(2. 云南省先进装备智能制造技术重点实验室 昆明, 650500)

(3. 滇西应用技术大学 大理, 671000)

摘要 针对主轴轴承监测数据中正常样本数量与故障样本数量失衡导致的智能模型精度低、鲁棒性差的问题, 提出互信息(mutual information, 简称 MI)改进的奇异谱分解(singular spectrum decomposition, 简称 SSD)联合生成对抗网络(generative adversarial networks, 简称 GAN)的数据生成方法(记作 MISSD)。首先, 对轴承振动信号进行 SSD 分解, 利用 MI 理论对分解分量进行筛选和归一化处理; 其次, 使用一维卷积神经网络(convolutional neural network, 简称 CNN)融合筛选后的信号, 作为模型的噪声输入, 以保证信息最大化, 生成器采用长短期记忆(long short-term memory, 简称 LSTM)网络代替传统 CNN, 使生成器结构更适合一维振动信号; 然后, 引入具有梯度的 Wasserstein 距离改进损失, 并结合谱归一化以提高模型稳定性, 对抗生成具有真实样本特征的虚拟样本; 最后, 构建具有注意力机制(attention mechanism, 简称 ATT)的 CNN 模型(记作 CNN-ATT)完成故障诊断。结果表明: 所提方法生成的故障样本在各项指标上均优于其他模型, 对比一维 CNN(记作 1D-CNN)模型, 3 个数据集准确率分别提高了 7.6%、6.8% 和 5.7%。所提方法有效提升了故障样本不足情况下的故障诊断精度。

关键词 生成对抗网络; 奇异谱信号分解; 互信息; 注意力机制; 故障诊断

中图分类号 TH17; TP183

引言

主轴轴承作为高端数控机床等设备的关键部件, 广泛应用于工业生产^[1]。然而, 一旦轴承发生故障, 会影响工程效率进而造成经济损失。因此, 主轴轴承的状态监测是机械领域的热点研究方向之一。

振动信号作为轴承包含故障信息的重要载体, 广泛应用于轴承的健康状态评估。由于智能装备结构的复杂化与工程现场的恶劣性, 采集到的振动信号往往夹杂着较多的噪声干扰。传统的振动分析技术难以满足当前故障诊断的需求^[2]。深度学习、迁移学习等人工智能技术快速发展, 对故障样本进行深度挖掘和自主学习以实现设备的智能诊断受到越来越多的关注。文献[3]使用 CNN 对多源振动信号进行了融合, 提高了诊断准确率。文献[4]提出了一种自适应正则化的迁移学习方法, 有效应对了复杂多变工况下的轴承故障诊断。文献[5]提出了一种 LSTM 网络结合迁移学习的方法, 用于提取故障轴承的特征。

上述技术的应用主要是基于丰富的故障数据和标签。然而, 在工程实际中, 设备的状态监测往往会遇到以下难题: ①故障类型数据极少, 且更换零部件较为频繁; ②日常监测到的多为健康状态的数据或无用数据; ③获取自然形成的故障数据十分困难, 且需要投入较高的成本。因此, 如何利用有限数据进行模型学习, 以及平衡故障数据是故障诊断领域的难题之一^[2, 6]。

GAN 作为深度学习的重要分支, 可以解决故障样本匮乏而导致的数据不平衡问题^[7]。文献[8]通过将一维信号转化为图像信号, 再利用改进的 GAN 进行数据扩充。文献[9]提出了深度卷积 GAN (deep convolutional GAN, 简称 DCGAN), 用于生成图像样本。文献[10]使用广泛应用的具有梯度惩罚(gradient penalty, 简称 GP)的 Wasserstein GAN (记作 WGAN-GP)进行故障诊断。然而, GAN 最早应用于图像处理领域, 生成器结构往往采用传统的卷积结构。受限于卷积核视野, 模型对一维时序序列的关联特征捕捉不足, 进而影响了生成数据的质

^{*} 国家自然科学基金资助项目(52065030); 云南省高校服务重点产业科技专项资助项目(FWCY-BSPY2024056); 云南省教育厅科学研究基金资助项目(2024Y128)

收稿日期: 2022-10-24; 修回日期: 2022-12-26

量。此外, GAN模型在对抗过程中的梯度爆炸问题^[11]也会导致训练过程中的不稳定, 进而影响模型的性能。

针对上述问题, 为充分利用GAN的生成诊断能力, 笔者提出MISSD联合生成对抗网络的主轴轴承故障数据生成方法。该模型利用CNN融合了基于MI筛选后SSD分解分量, 并作为生成器的噪声输入。生成器的结构采用在时域序列表现优异的LSTM^[5]网络代替传统的CNN。引入具有梯度惩罚的Wasserstein距离代替传统GAN的损失函数, 用谱归一化代替传统的权重裁剪增强模型的稳定性。基于故障诊断的流程, 数据平衡仍需要采用高性能的分类器进行分类。针对传统1D-CNN分类精度有限的问题, 搭建CNN-ATT网络来提取振动信号中的深度特征, 利用注意力机制^[12]进行自适应加权, 提升模型的诊断性能。

本研究主要工作为: ①将基于MI筛选的SSD分量利用CNN进行融合, 作为噪声输入, 保障模型的输入具备更多设备本身及其所处环境的信息。②生成器结构采用多个LSTM网络, 较传统CNN可更好地提取一维振动信号的特征, 保证生成质量。引入具有梯度惩罚的Wasserstein距离代替传统损失, 以提升模型稳定性, 使对抗网络具备更好的对抗机制。③搭建具有注意力机制的CNN作为后端分类器, 对深度特征进一步加权处理以提升诊断精度。

1 理论基础

1.1 GAN

GAN是Goodfellow等^[13]提出的一种深度学习模型。该网络框架有生成器(G)和判别器(D)这2个模块组成, 其基本思想来源于零和博弈。GAN模型示意图如图1所示。

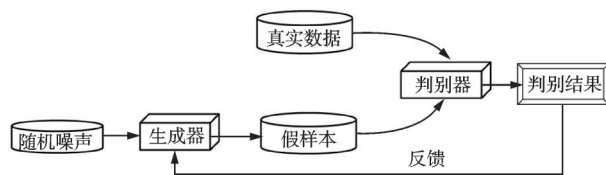


图1 GAN模型示意图

Fig.1 Diagram of GAN model

GAN的目的是通过生成器与判别器的对抗生成以假乱真的虚拟样本, 其目标函数为

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{z \sim p(z)} \{ \log [1 - D(G(z))] \} + E_{x \sim p(x)} [\log D(x)] \quad (1)$$

其中: z 为随机噪声; $D(x)$ 和 $D(G(z))$ 分别为判别器对真实数据 x 和生成数据 $G(z)$ 的输出结果。

1.2 基于MI的最佳分量判别方法

SSD是一种处理非线性信号的自适应分解算法, 可以根据信号特点进行自适应频带划分, 减少带通滤波中带宽及其他参数选择的问题^[14]。相较于其他方法, SSD具有参数较少、不需要过多优化的优势。因此, 采用SSD算法对信号进行自适应地分解。实际工程中的轴承故障振动信号 $S_{(t)}$ 为

$$S_{(t)} = U_{(t)} + \text{noise}_{(t)} \quad (2)$$

其中: $U_{(t)}$ 为故障冲击信号; $\text{noise}_{(t)}$ 为实际工程环境中的噪声。

$S_{(t)}$ 经过SSD分解后, 按照从高频到低频构建分解分量, 直到满足分解阈值要求为止。分解得到 M 个分量 C 以及残余分量 $R_{(t)}$, 即

$$S_{(t)} = \sum_{i=1}^M C_i + R_{(t)} \quad (3)$$

MI是用来衡量两组信号之间规律相关性的概率性指标^[15]。振动信号中, 故障冲击是规律的, 噪声是无规律的。因此, 通常认为在MI最小处取得冲击最大分量。基于MI的最佳分量筛选流程及推导过程见参考文献[16], 笔者不再详细介绍。

基于MI的最佳分量筛选方法流程如图2所示, 分别计算原信号与各个分量之间的MI, 确定MI的最佳分量, 即在所有分量中故障冲击所占比重最大的分量, 除冲击分量之外的其他分量则包含更多的噪声信息。

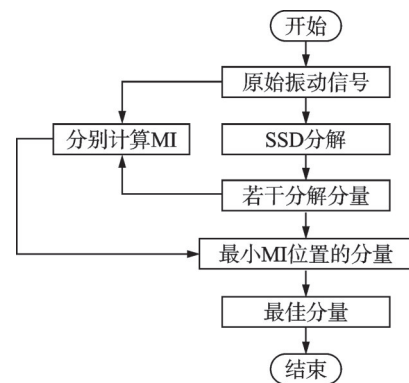


图2 基于MI的最佳分量筛选方法流程图

Fig.2 Flow chart of optimal component screening method based on MI

2 本研究提出的方法

提出的不平衡数据诊断流程图如图3所示, 具体诊断步骤如下。

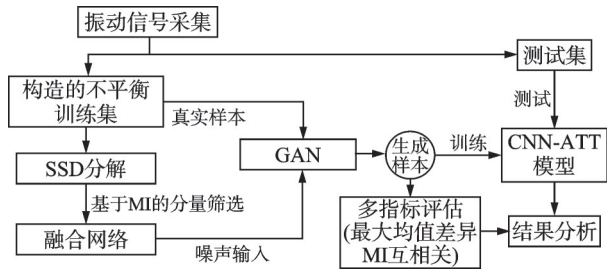


图3 提出的不平衡数据诊断流程图

Fig.3 Proposed flow chart of imbalanced data diagnosis

步骤1:对采集到的各类轴承振动信号按照一定比例划分为原始训练集(不平衡)与测试集。

步骤2:将训练集中的少数类故障信号分别进行基于MI的SSD分解,得到 N 个分解分量,去除在最小MI处得到的最佳分量后,得到 $N-1$ 个分量。

步骤3:利用CNN对这些分量进行融合,生成具有噪声信息的融合信号,将其作为生成器的噪声输入。对抗生成故障样本后,加入原始训练集,实现不同故障模式样本间的平衡。

步骤4:用平衡后的数据集训练CNN-ATT,得到训练后的模型。

步骤5:将测试集数据输入到训练好的CNN-ATT模型中进行故障诊断。

步骤6:诊断分析。

所提GAN各部分结构如图4所示。其中,融合网络采用传统CNN,融合信号为第二个卷积层的输出。采用该结构既可避免简单的线性相加造成的融合信号单一问题,又避免了较为复杂的融合网络结构提取过度的深度特征,更多地保留了不同分量的信息。经过融合网络后, $N-1$ 个SSD分解分量融合为1个融合信号,作为噪声输入生成器中。进一步,采用LSTM网络代替传统的CNN,使得生成器

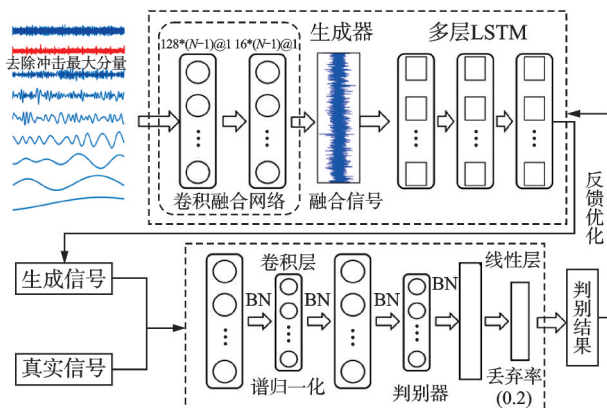


图4 所提GAN各部分结构

Fig.4 Structure of each part of the proposed GAN

的结构更适用于一维振动信号,以增强生成器的生成效果。

LSTM作为循环神经网络(recurrent neural network, 简称RNN)的改进体,在提取一维时序序列数据领域时展现出优异的性能^[5]。LSTM单元示意图如图5所示,主要由遗忘门 $f(t)$ 、输入门 $i(t)$ 和输出门 $o(t)$ 组成。其中:网络当前的输入为 $x(t)$;内部细胞状态为 C_{t-1} ;隐藏层状态为 h_{t-1} ;输出为细胞状态 C_t 和隐层状态 h_t ; σ 为sigmoid激活函数。设置3层LSTM网络对时序特征进行训练,其隐藏尺寸为样本长度。判别器网络结构由4层CNN构成,均采用ReLU函数进行激活,设置正则化丢弃率为0.2。

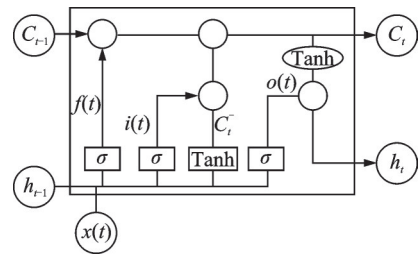


图5 LSTM单元示意图

Fig.5 Schematic diagram of LSTM unit

GAN在对抗过程中的稳定性直接影响着样本的生成质量。引入具有梯度惩罚的Wasserstein距离以平滑模型损失^[10],采用谱归一化代替传统权重裁剪以增强模型稳定性。判别器(D)与本研究生成器(G)的损失分别为

$$L_D = E_{z \sim p(z)} [D(G(z))] - E_{x \sim p_{\text{real}}} [D(x)] + v E_x [(||\nabla_x D(\hat{x})||_2 - 1)^2] \quad (4)$$

$$L_G = -E_{z \sim p(z)} [D(G(z))] \quad (5)$$

其中: v 为梯度惩罚系数。

3 试验验证与结果分析

利用自主搭建的主轴试验台轴承数据对所提方法进行详细分析。试验采用的编程环境为Python3.7以及Tensorflow=2.8.0库,硬件环境为Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU@3.40 GHz,机带RAM为16.0 GB。

3.1 试验介绍与数据采集

图6为试验故障轴承,为带有20个滚珠的7014C型滚动轴承。故障模式包括:正常、外圈故障、内圈故障、滚动体故障。

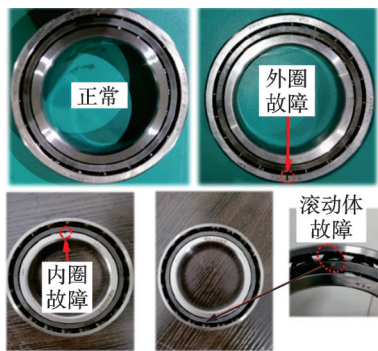


图6 试验故障轴承
Fig.6 Testing fault bearing

主轴试验台如图 7 所示,由控制系统、驱动电机、轴承座、气泵、机械主轴箱、电主轴箱以及轴向加载装置组成。分别采集机械主轴箱轴承在外圈故障 (outer ring failure, 简称 ORF)、内圈故障 (inner ring failure, 简称 IRF)、滚动体故障 (rolling body failure, 简称 RBF) 以及正常状态 (normal, 简称 NOR) 下的振动信号。此外,为更贴近工程实际,将机械主轴箱连接处进行端头剥落和磨损处理。

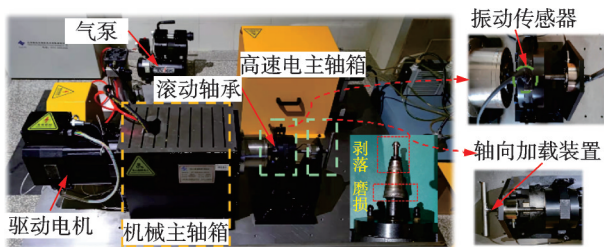


图7 主轴试验台
Fig.7 The spindle test stand

试验数据描述如表 1 所示。设置采样频率为 1.2 kHz,转速为 800 r/min,负载为 5 kN,采集时长为 1 min。

表 1 试验数据描述				
Tab.1 Description of testing data				
状态	故障尺寸/ mm	采样频率/ kHz	负载/ kN	转速/ (r·min ⁻¹)
正常	—			
外圈故障	0.15×0.15	12	5	800
内圈故障	0.15×0.15			
滚动体故障	0.15×0.20			

分析过程中,取 1 024 个点作为 1 个样本。取训练集样本数为 600,测试集样本数为 100。设置 3 种不平衡率的数据集,以验证所提方法的有效性。故障模式信号作为少数类样本,随机选取 6、12、30 个,

经过所提方法生成虚拟样本,加入原始训练集中进行模型训练。表 2 为主轴试验验证数据集。

表 2 主轴试验验证数据集				
Tab.2 Data set verified by the spindle test				
数据集	故障类型	训练集 样本数	测试集 样本数	比例
A	NOR	600	100	1:100
	ORF	6		
	IRF	6		
	RBF	6		
B	NOR	600	100	1:50
	ORF	12		
	IRF	12		
	RBF	12		
C	NOR	600	100	1:20
	ORF	30		
	IRF	30		
	RBF	30		

3.2 结果分析

3.2.1 数据不平衡对诊断精度的影响

为凸显数据不平衡对工业现场的影响,图 8 为数据不平衡对分类精度的影响,展示了 3 个不同不平衡比例的数据集在不同分类器下的分类精度。当数据失衡时,分类器的精度整体偏低,随着故障类型样本数的增加,分类精度整体呈上升趋势。因此,有必要对少数类数据进行数据扩增,以提高诊断准确率。

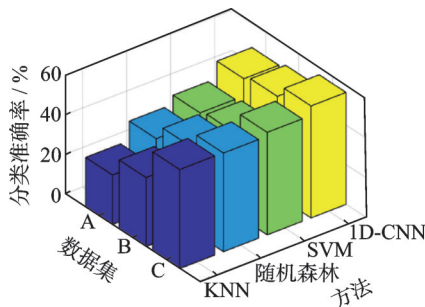


图8 数据不平衡对分类精度的影响
Fig.8 Effect of data imbalance on classification accuracy

3.2.2 数据生成

设置模型训练次数为 50 000 次,以数据集 A 作为重点进行分析。数据集 A 中不同故障模式数据经所提方法处理后,生成数据量与正常状态数据相等的虚拟样本。随机选取数据集 A 中的 1 个真实样本与生成数据的 1 个样本绘制时域波形及频谱,真

实数据与生成数据对比如图 9 所示。图中,生成的信号与真实的信号的时域波形以及频谱具有较高的相似度,说明所提方法较好地学习到原始数据的特征分布。此外,生成的虚拟信号与真实信号具有较高的相似性。

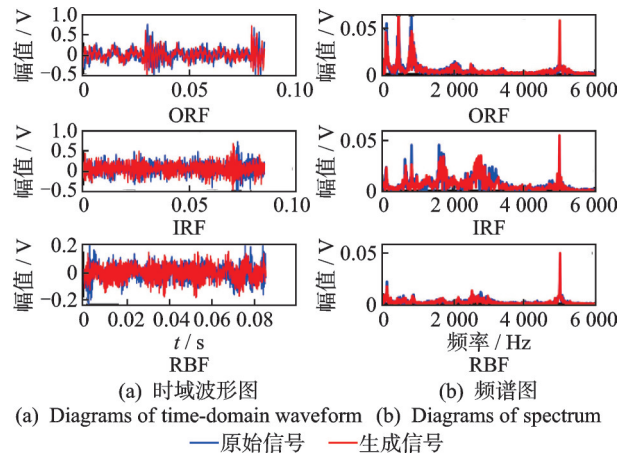


图 9 真实数据与生成数据对比
Fig.9 Comparisons of real data and generated data

在分析传统振动信号时,往往需要对信号进行特征提取。为验证所提方法的优势,提取了时域特征有效值、峭度以及功率谱密度 3 个特征^[17],对比分析生成信号与真实信号特征的相似度。图 10 为

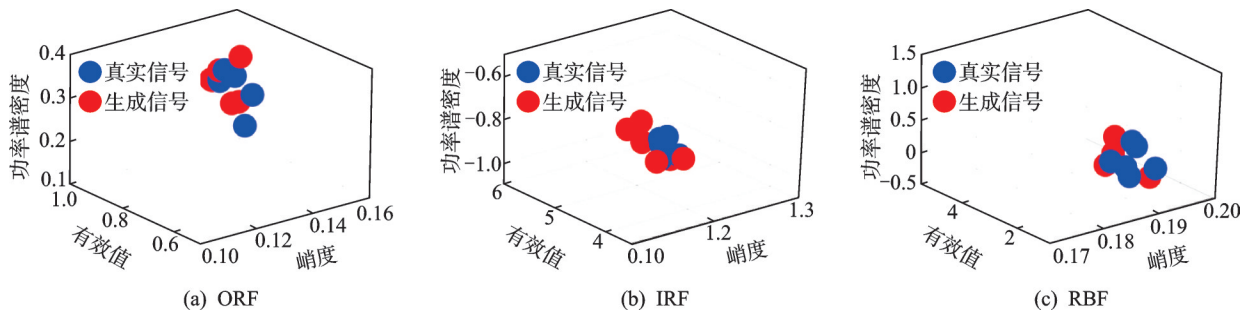


图 10 生成信号与原始信号的特征散点图
Fig.10 Characteristic scatter diagrams of generated signal and original signal

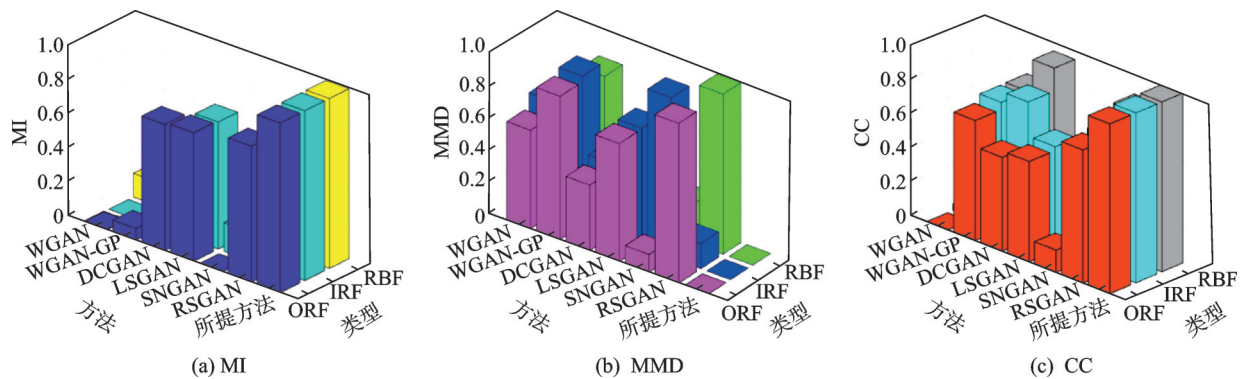


图 11 不同生成方法指标对比分析
Fig.11 Comparative analysis of indicators from different generation methods

生成信号与原始信号的特征散点图,图中 3 个坐标均为无量纲指标。分析可知,生成信号特征与真实信号特征分布紧凑。这证明了所提方法生成的数据接近真实故障样本,且具有多样性。分类器可以学习到更多的知识,有利于诊断精度的提升。

3.2.3 与其他方法的比较

笔者使用多指标评价系统^[8, 15]来分析生成数据的质量,包括最大均值差异(maximum mean discrepancy, 简称 MMD)、互相关系数(correlation coefficient, 简称 CC)和 MI。MMD 越小,表示两者之间的相似性越大;相关性和 MI 越大,表示两者之间的相似性越大。笔者结合以上指标与其他已有方法^[7]进行对比。

因 MMD 与 MI 数值范围相差较大,对所有指标均进行归一化处理^[2],以反映不同方法的优越性。归一化计算式为

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

图 11 为不同生成方法指标对比分析,展示了已有方法^[18]与所提方法的对比。分析可知,所提方法 MMD 值均为 0,相关性与 MI 指标均为 1。通过在 MI 指标上与已有方法对比,所提方法生成的虚拟样本与真实故障样本在信息度量层面具有更高的相似

性。其次,与其他指标验证结果对比表明,所提方法生成的数据具有更好的质量,能够有效解决智能诊断领域中的数据不平衡问题。

3.2.4 模型泛化性验证

为验证模型的泛化性,使用所提方法对数据集 B、C 进行数据扩充,得到平衡后的训练集。图 12 为数据平衡后不同分类器的分类精度。其中,1D-CNN 的分类精度最高,诊断率分别为 90.1%、91.8% 和 94.3%。与图 8 对比可知,数据平衡后,不同分类器的诊断准确率均有较大幅度提升,测试集准确率随着不平衡比例的减小而增加。所提方法生成的数据可作为真实的数据进行模型训练,证明了所提方法的有效性。

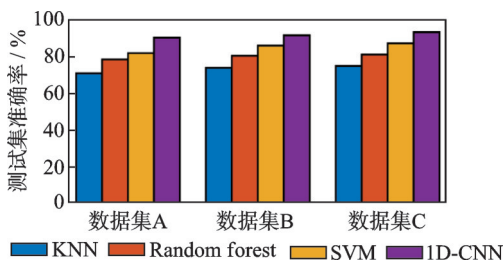


图 12 数据平衡后不同分类器的分类精度

Fig.12 Classification accuracies of different classifiers after data balance

3.2.5 故障诊断

由图 12 可知,1D-CNN 的分类精度仍有提升空间。因此,数据平衡后模型的分类精度是后续分析的重点。笔者使用 CNN-ATT 模型作为分类器对测试集进行诊断。CNN-ATT 模型可对输入的信号进行自适应分配权重操作,以增强故障特征信息。CNN-ATT 模型结构如图 13 所示。

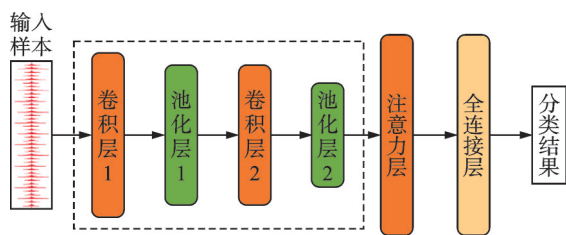


图 13 CNN-ATT 模型结构

Fig.13 Model structure of CNN-ATT

分类器参数如表 3 所示。以数据集 A 为例,生成数据作为训练集训练。图 14 为损失变化,展示了训练过程中的损失率随着训练次数的变化。分析可知,模型在 38 次后趋于稳定。

测试集混淆矩阵如图 15 所示,分析可知,模型的分类准确率达到 97.8%。

表 3 分类器参数

Tab.3 Parameters of classifier

层	参数 (通道数*卷积核大小@步长)	激活函数
Input	—	—
Conv1	128*64@16	ReLU
Maxp1	4@2	—
Conv2	32*8@2	ReLU
Maxp2	4@2	—
ATT-layer	—	—
FC	96	—
Dropout	0.3	—
Output	—	—

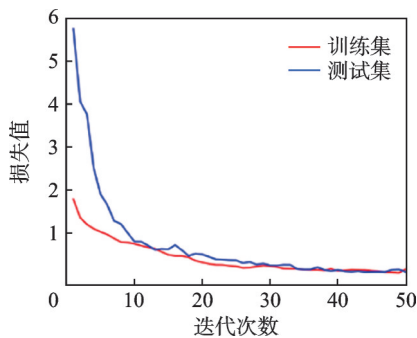


图 14 损失变化

Fig.14 Variation of loss

测试集混淆矩阵						
预测类	0	100 25.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	1	0 0.0%	98 24.5%	7 1.8%	0 0.0%	93.3% 6.7%
	2	0 0.0%	2 0.5%	93 3.3%	0 0.0%	97.9% 2.1%
	3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100 25.0%	100% 0.0%
		100% 0.0%	98.0% 2.0%	93.0% 7.0%	100% 0.0%	97.8% 2.2%
		0	1	2	3	
		目标类				

图 15 测试集混淆矩阵

Fig.15 Confusion matrix of the test set

为进一步展示 CNN-ATT 对不同故障类型振动信号的特征提取能力,采用 t-分布随机邻域嵌入算法(t-distributed stochastic neighbor embedding,简称 t-SNE)降维可视化分析,对比了 1D-CNN 与 CNN-ATT 的特征散点图,散点图对比如图 16 所示。1D-CNN 模型所提取的不同故障特征样本出现了重叠现象。所提方法提取的同种故障样本出现重

叠,而不同故障样本之间边界清晰。这说明本研究模型可更好地提取故障特征,具有更好的分类效果。

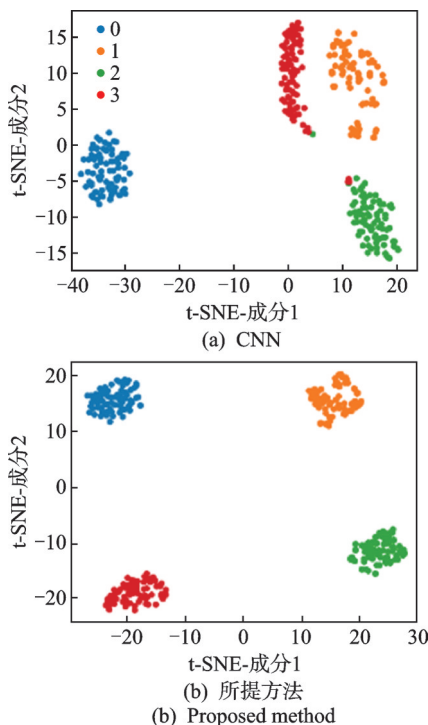


图16 散点图对比

Fig.16 Comparisons of scatter plots

图17为不同数据集分类准确率,展示了3个试验数据集经数据扩增后作为训练集使用CNN-ATT的分类结果。分析可知,CNN-ATT在3个数据集上均表现出优异的分类性能,对比1D-CNN分别提高了7.6%、6.8%和5.7%。

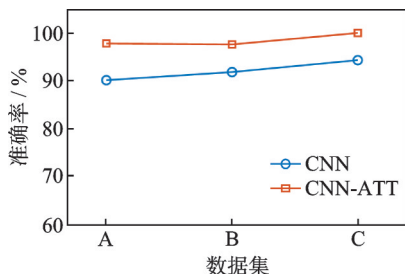


图17 不同数据集分类准确率

Fig.17 Classification accuracies of different data sets

4 结 论

1) 通过卷积网络融合基于MI的SSD分解分量作为随机噪声,有效提升了生成信号的信息量,与已有生成方法对比结果显示,所提方法生成数据的效果良好。

2) 采用LSTM网络代替了传统CNN,采用具有梯度惩罚的Wasserstein距离作为损失函数,结合谱归一化可有效提高模型稳定性。

3) 使用CNN-ATT作为模型分类器,有效提高了分类性能,较传统CNN有着更高的诊断准确率。

参 考 文 献

- [1] 陈是抒,彭志科,周鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2020,56(17):91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107. (in Chinese)
- [2] 杨潇谊,邓为权,马军.基于IRCMNDE和NNCHC的滚动轴承故障诊断[J].航空动力学报,2022,37(6):1150-1161.
YANG Xiaoyi, DENG Weiquan, MA Jun. Fault diagnosis of rolling bearings based on IRCMNDE and NNCHC [J]. Journal of Aeronautical Power, 2022, 37(6): 1150-1161. (in Chinese)
- [3] AZAMFAR M, SINGH J, BRAVO-IMAZ I, et al. Multisensor data fusion for gearbox fault diagnosis using 2-D convolutional neural network and motor current signature analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144: 106861.
- [4] 陈仁祥,朱玉清,胡小林,等.自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断[J].仪器仪表学报,2021,42(8):95-103.
CHEN Renxiang, ZHU Yuqing, HU Xiaolin, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under different working conditions using adaptation regularization based transfer learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(8): 95-103. (in Chinese)
- [5] 于洋,何明,刘博,等.基于TL-LSTM的轴承故障声发射信号识别研究[J].仪器仪表学报,2019,40(5):51-59.
YU Yang, HE Ming, LIU Bo, et al. Research on acoustic emission signal recognition of bearing fault based on TL-LSTM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 51-59. (in Chinese)
- [6] 雷亚国,杨彬,杜兆钧,等.大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J].机械工程学报,2019,55(7):1-8.
LEI Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8. (in Chinese)

- [7] LI W, ZHONG X, SHAO H D, et al. Multi-mode data augmentation and fault diagnosis of rotating machinery using modified ACGAN designed with new framework[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52(1): 101552.
- [8] LIU J, ZHANG C H, JIANG X X. Imbalanced fault diagnosis of rolling bearing using improved MsR-GAN and feature enhancement-driven CapsNet[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108664.
- [9] 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 bearings based on DCGAN and DANN networks[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(6): 21-29. (in Chinese)
- [10] LI J, WANG Y, ZI Y A, et al. A current signal-based adaptive semisupervised framework for bearing faults diagnosis in drivetrains[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [11] 王静, 邹慧敏, 曲东东, 等. 基于经验模态分解生成对抗网络的金融时间序列预测[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(5): 293-297.
- WANG Jing, ZOU Huimin, QU Dongdong, et al. Financial time series prediction based on empirical mode decomposition to generate adversarial networks[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(5): 293-297. (in Chinese)
- [12] 董绍江, 裴雪武, 吴文亮, 等. 改进抗干扰CNN的变负载滚动轴承损伤程度识别[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(4): 715-722, 831.
- DONG Shaojiang, PEI Xuewu, WU Wenliang, et al. Damage degree identification of rolling bearing with variable load based on improved anti-jamming CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 715-722, 831. (in Chinese)
- [13] GOODFELLOW I J, POUGET ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [14] 舒文婷, 程军圣, 黄祝庆, 等. 基于GP-SSD的旋转机械复合故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 17-24.
- SHU Wenting, CHENG Junsheng, HUANG Zhuqing, et al. Feature extraction of compound faults of rotating machinery based on GP-SSD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 17-24. (in Chinese)
- [15] 王振亚, 伍星, 刘韬, 等. 奇异谱分解联合互信息的主轴轴承故障特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(15): 23-30, 47.
- WANG Zhenya, WU Xing, LIU Tao, et al. Research on fault feature extraction of main shaft bearings based on singular spectrum decomposition combined with mutual information[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 23-30, 47. (in Chinese)
- [16] WANG Z Y, LIU T, CHU W. A minimum mutual information optimized SSD and application in bearing fault detection[C]//International Conference on Robotics Automation and Intelligent Control. Wuhan: IOP, 2021: 012012.
- [17] YANG Q C, LIU T, WU X, et al. A planetary gear reducer backlash identification based on servo motor current signal and optimized fisher discriminant analysis [J]. ISA Transactions, 2021, 112: 350-362.
- [18] WALI A, ALAMGIR Z, KARIM S, et al. Generative adversarial networks for speech processing: a review [J]. Computer Speech & Language, 2021, 72(1): 101308.



第一作者简介:王振亚,男,1996年11月生,博士生。主要研究方向为机械装备的智能诊断与在线监测系统研发。

E-mail: zy2022w@126.com

通信作者简介:伍星,男,1973年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为现代信号处理技术及其应用、设备智能诊断理论及系统、声学故障诊断理论与方法。

E-mail: xwu@kust.edu.cn