

旋转设备数据不平衡问题的数据生成方法*

李洁松^{1,3}, 伍星^{2,3}, 刘韬^{1,3}, 刘畅^{1,3}

(1. 昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500) (2. 云南机电职业技术学院 昆明, 650203)

(3. 云南省先进装备智能制造技术重点实验室 昆明, 650500)

摘要 在旋转设备运行状态监测及故障识别时,采集的样本多为无故障样本,而故障样本较少,这种数据分布的不平衡会严重影响分类器识别的准确性。针对此问题,提出了一种少数样本数据生成方法,即基于傅里叶变换与皮尔逊系数优化的生成对抗神经网络(Fourier-Pearson generative adversarial networks,简称FP-GAN)模型。通过对故障少数样本的扩充,提高故障诊断训练和识别的准确性。首先,使用傅里叶变化得到信号频域的单边谱,使用GAN网络生成信号频域;其次,通过皮尔逊相关系数对生成的数据进行优化;最后,通过傅里叶逆变换获得更接近真实数据的生成数据。仿真和实验数据验证表明,基于FP-GAN生成的数据样本在时域特征、时域统计特征以及分类器分类结果方面都能较好地与已有实际数据融合,可以对小样本数据进行增强,能有效解决数据不平衡问题。

关键词 生成对抗神经网络;单边谱;皮尔逊相关系数;傅里叶逆变换;数据不平衡

中图分类号 TH17;TP183

1 问题的引出

旋转设备是工业设备中的关键组件,被广泛应用于电力、石化、冶金、汽车制造及航空航天等领域^[1],主要的应用设备有机床主轴^[2]、风机^[3]等,及时准确地故障诊断对确保旋转设备的安全可靠运行至关重要^[4]。旋转机械的故障诊断成为系统设计和维护的关键^[5]。传统的故障诊断方法主要集中在对机械的机理表征以及信号分析层面上的研究,其与现在日益智能化的机械产业存在以下矛盾:①传统的方法效率低,不能及时有效地处理大量数据;②机械结构趋于复杂,传统方法有效性大大降低;③传统方法受人工干预的影响较大。针对这些问题,利用传感器采集信号开展智能化机械故障诊断方法研究,有助于提高诊断准确率,保障机械运行可靠性,降低机械维修成本^[6]。

随着计算机运行速度的提升,基于数据驱动和深度学习的设备故障智能诊断方法成为研究热点^[7]。智能故障诊断目标是建立一个可以自动啮合接收到的数据与机械健康关系的诊断模型^[8]。

在智能故障诊断发展中产生了数据不平衡问题,数据不平衡是指在机械出现故障时,为了不影响生产,需对故障部件进行更换,但出现的故障样本

少,而正常样本多。这样的数据结构会使分类器错误地将故障信号分类为正常信号^[9],而平衡的数据结构却不会产生此问题。数据不平衡对分类器的影响如图1所示。

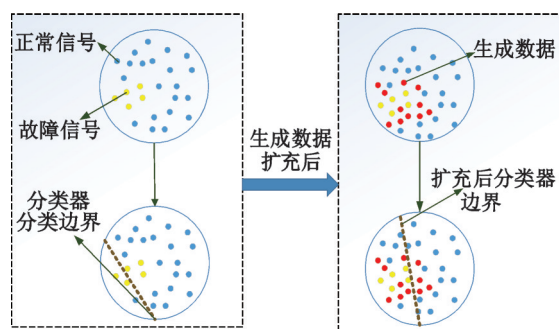


图1 数据不平衡对分类器的影响

Fig.1 Impact of data imbalance on classifiers

现阶段对于这种不平衡数据集的研究主要分为3个方面:①基于数据本身的驱动,在数据送入分类器前,采用人工干预的方法对不平衡数据进行平衡,主要为对大样本欠采样^[10],对小样本过采样^[11];②基于算法的驱动,在不平衡数据分类时优化分类器的算法,比如调整较少样本的权重^[12],或者将不平衡数据映射到平衡空间中^[13];③集合算法,在前2类的基础上,数据前处理之后,将分类器进行集合,以获得更好的分类效果^[14]。

* 国家自然科学基金资助项目(52065030);云南省重大科技专项计划资助项目(202202AC080003);云南省教育厅重点资助项目(KKDA202001003)

收稿日期:2021-01-18;修回日期:2021-05-09

目前,对于数据不平衡问题都是基于特征样本的研究,对于数据的整体研究还存在以下局限:当数据类别的边界不规则时,从算法优化的角度来看,很难找到分类边界;小样本的添加过多或者过少,都可能会破坏原始数据的结构,不利于分类器的训练。

Goodfellow等^[15]提出GAN模型,其在图像生成^[16]、图像超分辨率^[17]及图像翻译^[18]等多个领域取得了很大的发展。但是GAN模型存在训练不稳定的问题,数据结构与类型会对模型存在影响,特别是在离散数据的生成中,旋转机械振动时域信号分布复杂、信息分散以及特征不明显,使得模型更难学习数据的分布规律;而经过傅里叶变换后的频域信号的分布简单,特征主要集中在几段频带上,这样的数据结构有助于GAN模型的训练与数据生成。

因此,笔者提出了FP-GAN模型。该模型在信号送入GAN前,对信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称FFT)获得信号的实部与虚部的单边谱,使用GAN分别生成实部与虚部,再通过快速傅里叶逆变换(inverse Fourier fast transform,简称IFFT)还原信号,最后根据皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient,简称PCC)对还原出的信号进行优化,使其与真实信号更接近。实验结果表明,该方法可以快速有效地生成大量与原始数据相似的数据。

2 理论基础

2.1 GAN原理

生成对抗神经网络由生成模型 G 和判别模型 D 构成,这2个网络基于博弈思想,相互对抗与优化,最终获得更好的效果。 G 可以生成一些与目标相似的数据, D 是将 G 生成数据的概率分布与目标数据的概率分布进行对比,若两者概率分布接近, D 的结果就会接近1,否则接近0。 D 的最终目标就是0,即完全判断出生成信号与目标信号。 D 将结果通过反向梯度传播给 G , G 会生成更接近目标信号概率分布的信号,使得 D 的结果接近1,这样一直训练下去可以使得 G 生成越来越接近目标信号的数据。GAN网络的损失函数用值函数来表示,即

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

其中: x 为目标生成的数据; z 为随机信号,即 G 的输入; $G(z)$ 为生成器的输出。

当 D 对 x 的输出为1,对 $G(z)$ 的输出为0时,代

表 D 的最佳结果,可以判别出生成数据与真实数据的分布差距较大。值函数 $V(G, D)$ 的后半部分则是 G 的损失函数,当 D 对 $G(z)$ 的输出为1,也就是将生成的信号判定为真正信号,代表了 G 的最好结果,2个网络相互博弈,最后达到纳什平衡。

笔者经过大量的实验后,得到如图2所示GAN模型结构,一段时域信号的长度为9 500,在FFT之后取单边谱,网络输入数据长度为4 750, G 与 D 采用全连接结构, D 最后1层使用的是Sigmoid函数,2个网络都为7层结构,训练方式为交叉训练,即训练1次 D 后,固定住 D 训练 G 。原始GAN中使用的是交叉熵计算损失,笔者使用方差来计算GAN模型的损失。经过测试训练40步就可以达到较好的生成效果,方便判断网络收敛,网络中每步都显示1组数据波形以及 D 与 G 的损失率。

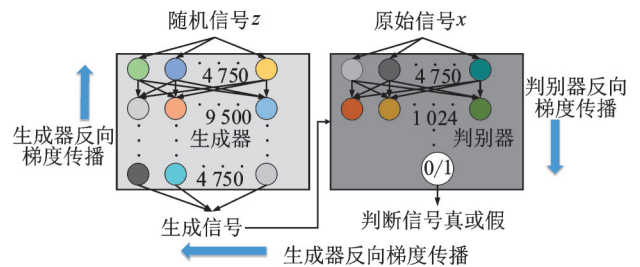


图2 GAN模型结构

Fig.2 GAN structure

2.2 FP-GAN方法与评估

时域信号在相位的影响下会导致每一段信号对应位置相差巨大,而这种复杂的分布难以使用GAN进行学习,但是将信号经过FFT处理后将不包含相位信息,并且使得信号的特征更明显,能有效地帮助模型训练。离散傅里叶变换(discrete Fourier transform,简称DFT)与FFT原理相同,但因不包含相位信息将无法还原出时域信号,通过生成频域信号的实部与虚部,并将生成的实部与虚部经过IFFT就可以还原出信号的时域。离散傅里叶逆变换(inverse discrete Fourier transform,简称IDFT)与IFFT原理相同,还原出的信号可以从时域、频域、实部、虚部及包络谱等方面对生成质量进行评估,其实验流程如图3所示。

DFT与IDFT的原理分别为

$$F(u) = \sum_{x=0}^{M-1} f(x) e^{-i \frac{2\pi u x}{M}} \quad (u = 1, 2, \dots, M-1) \quad (2)$$

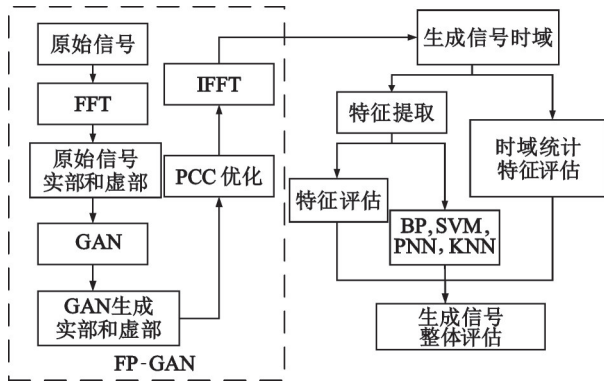


图3 实验流程图

Fig.3 Flow diagram of experiment

$$f(x) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} F(u) e^{-i \frac{2\pi u x}{M}} \quad (x=1, 2, \dots, M-1) \quad (3)$$

其中: x 为信号中的点; M 为信号的长度。

据统计,轴承故障占据了旋转设备故障的40%^[4],因此本次实验选取轴承信号来验证模型。实验分为2步:①使用仿真轴承故障信号验证所提方法的有效性;②采集实验台模拟轴承故障信号验证该方法的鲁棒性。使用仿真轴承故障具有仿真信号简单、特征较为明显及模型容易训练等优点。选取原始信号中的一段为 X ,这是为了评估小样本条件下对数据生成效果的影响,对信号 X 进行傅里叶变换。取其单边谱 F 的实部 x 与虚部 y ,对虚部需要进行去虚部处理,将实部与虚部、随机噪声信号 z 分别作为2个GAN网络的输入。经过训练将随机噪声信号生成实部 x' 与虚部 y' ,将实部作对称扩充,虚部做反对称扩充,即

$$\begin{cases} x_k(n-(i-1)) = x'(i) \\ y_k(n-(i-1)) = -y'(i) \\ \bar{x} = [x' \ x_k] \\ \bar{y} = [y' \ y_k] \end{cases} \quad (4)$$

其中: $i=1, 2, \dots, n$; \bar{x} 为生成信号扩充后的实部; \bar{y} 为生成信号扩充后的虚部; $n=4750$ 。

考虑到生成的信号会与原始信号产生误差,因此在进行傅里叶逆变换时将实部与虚部各自乘上一个修正系数 α ,修正后的数据为

$$\bar{F} = \alpha_r \bar{x} + \alpha_i \bar{y} \quad (5)$$

对生成频域 \bar{F} 进行IFFT就可以得到生成的时域信号 \bar{X} ,选择时域PCC对修正系数进行确定,PCC表示2个信号之间的相关程度,相关程度越高,系数越接近1。相关系数在0.8~1表示极强相关;在0.6~0.8表示强相关;在0.4~0.6表示中等程度相关。

PCC计算公式为

$$\rho_{XX} = \frac{E(X\bar{X}) - E(X)E(\bar{X})}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)} \sqrt{E(\bar{X}^2) - E^2(\bar{X})}} \quad (6)$$

其中; E 为期望。

通过调整修正系数 α ,使得生成信号与原始信号达到最大的PCC,即

$$\begin{cases} \bar{X} = \text{IFFT}(\bar{F}) \\ [\alpha_r, \alpha_i] = \text{argmax}(\rho_{XX}) \\ \alpha_r = [-k_r, \dots, k_r] \\ \alpha_i = [-k_i, \dots, k_i] \end{cases} \quad (7)$$

其中: α_r, α_i 分别为实部与虚部优化参数; $\pm k_r, \pm k_i$ 分别为实部与虚部优化系数的边界,步长一般取0.01。

当 α_r, α_i 取得边界值时,将边界值继续扩大,直至找到边界内的最优值,优化后的结果用 \bar{X}_o 表示。

通过上述方法可以获得与原始信号误差较小的信号,现阶段对于评估信号的相似度没有统一标准,笔者使用了时域特征、统计特征及分类效果来说明生成信号的有效性。特征对比包括时域的特征均值(average,简称AVG)、有效值(root mean square,简称RMS)、歪度(skewness,简称S)、峭度(kurtosis,简称K)、峰值(peak value,简称PV)、峰峰值(peak to peak,简称P2P)6个有量纲特征,以及波形因数(form factor,简称FF)、脉冲因数(impulse factor,简称IF)、峰值因数(peak factor,简称PF)、裕度因数(margin factor,简称MF)4个无量纲的特征。使用生成损失率来评价生成信号与真实信号的相似性,其计算式为

$$f_{\text{loss}} = \frac{f_{\text{or}}(j) - f_{\text{g}}(j)}{f_{\text{or}}(j)} \quad (8)$$

其中: $f_{\text{or}}(j)$ 为原始信号; j 为特征; $f_{\text{g}}(j)$ 为生成信号。

笔者选择欧几里得距离(Euclidean distance,简称ED)、余弦相似度(cosine similarity,简称COSS)对信号时域和频域做统计特征的相似度判别^[6],其中:ED表示数据之间在欧式空间的距离,距离越小说明相似度越高;余弦相似度表示的是2个向量在 n 维空间中的余弦夹角值,余弦值越接近1说明2个向量相似度越高。

使用提取出的时域特征对原始信号与生成信号进行分类,将提取出来的特征归一化后送入分类器中。采用包括k近邻算法(k-nearest neighbor,简称KNN)、概率神经网络(probabilistic neural network,简称PNN)、支持向量机(support vector machine,简称

称SVM)以及反向传播神经网络(back propagation,简称BP)等4种分类器来说明分类的可靠性。标准归一化公式为

$$f(k) = (f(k) - \mu) / \sigma \quad (9)$$

其中: μ 为特征的均值; σ 为特征的标准差; $f(k)$ 表示特征。

为验证该方法在真实数据中的有效性,采用实验台模拟轴承故障信号进行分析,因为实验数据会带有仿真信号不具备的特征,比如现场噪声,可以进一步验证该方法在较为复杂工况时的生成效果。

3 实验结果及分析

3.1 数据集说明

选取N205EM圆柱滚子轴承为实验对象,为模拟轴承外圈故障(outer ring failure,简称ORF)和内圈故障(inner ring failure,简称IRF)轴承信号,对正常轴承加工获得人工故障轴承,在加满载荷以及转速为600 r/min的条件下选择PCB 353B01型加速度传感器进行数据采集,采集数据类型包括ORF,IRF及正常信号,采样频率为25.6 kHz,采样时间为10 s,QPZZ-II型轴承测试实验台如图4所示。

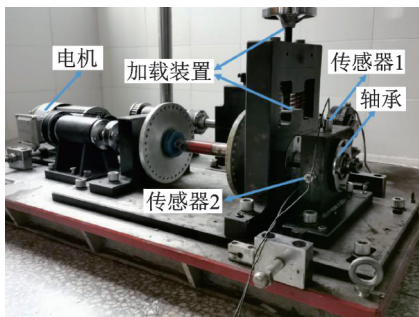


图4 QPZZ-II型轴承测试实验台
Fig.4 QPZZ-II type bearing test bench

3.2 仿真信号生成结果验证

采用实验室仿真ORF信号与IRF信号进行验证,2种信号的信噪比均为-2,中心频率为2 kHz,故障频率为269 Hz,采样频率为25.6 kHz,采样点数为9 500。ORF转频为0,IRF转频为30 Hz。

为说明FP-GAN方法的优势,笔者将相同的GAN结构用于时域信号的生成。ORF信号时域生成结果对比如图5所示,IRF信号时域生成结果对比如图6所示,ORF和IRF信号概率分布对比结果

分别如图7,8所示。

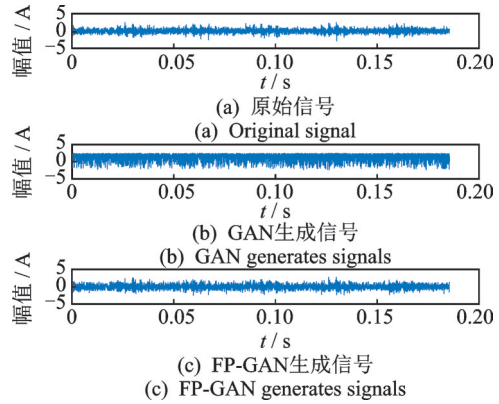


图5 ORF信号时域生成结果对比(仿真信号)
Fig.5 Comparison of time domain generation results of ORF signals (simulation signal)

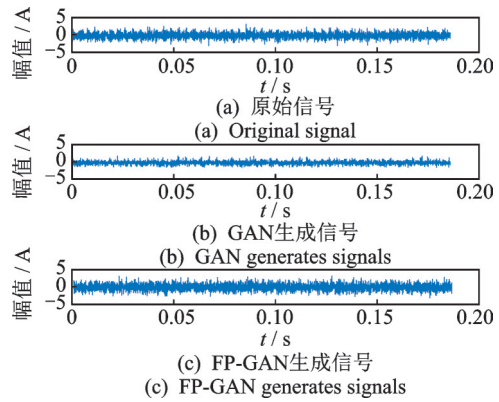


图6 IRF信号时域生成结果对比(仿真信号)
Fig.6 Comparison of time domain generation results of IRF signals (simulation signal)

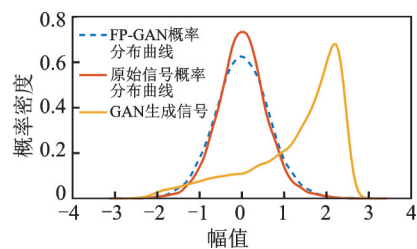


图7 ORF信号概率分布对比结果(仿真信号)
Fig.7 Comparative results of probability distribution of ORF signals (simulation signal)

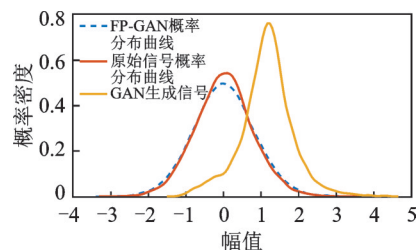


图8 IRF信号概率分布对比结果(仿真信号)
Fig.8 Comparative results of probability distribution of IRF signals (simulation signal)

由图 5,6 可知, GAN 模型在外圈故障信号的生成中崩溃, 生成一堆截断信号, 而内圈故障的生成信号幅值较小。由图 7,8 可知, 使用 FP-GAN 生成的数据与原始信号相似性高, 基于 FP-GAN 生成的数据在概率分布上更接近原始信号。

图 9 为仿真信号特征散点图。由图可知, 时域生成信号与原始信号分布相差较大, 而使用 PCC 修正后的信号与原始信号更接近。为了进一步说明 FP-GAN 数据生成方法的有效性, 笔者通过特征损失率来评估修正后时域特征的正向性, 以原始信号为标准, 分别计算修正前后数据时域特征与标准之间的损失比例。ORF 和 IRF 仿真信号修正前后特征损失率分别如图 10, 11 所示。

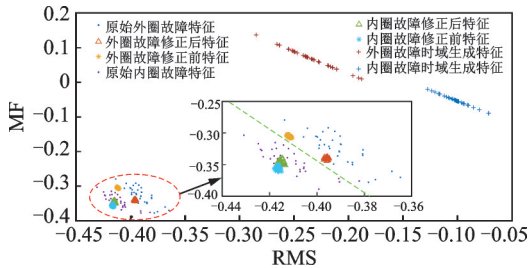


图 9 仿真信号特征散点图

Fig.9 Scatter plot of simulation signal characteristics

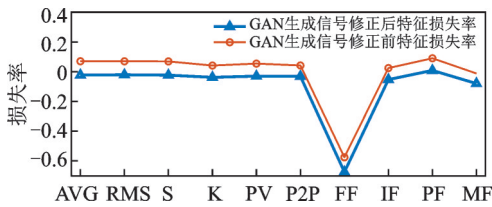


图 10 ORF 信号修正前后特征损失率(仿真信号)

Fig.10 Feature loss rate before and after ORF signal correction (simulation signal)

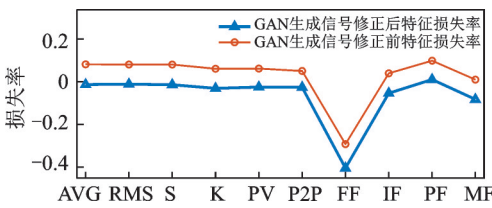


图 11 IRF 信号修正前后特征损失率(仿真信号)

Fig.11 Feature loss rate before and after IRF signal correction (simulation signal)

由图 10, 11 可知, ORF 与 IRF 生成信号修正后的损失率比修正前更接近 0。其中, FF 特征略微下降, 表明修正后的信号信噪比有所降低, 但是损失率变化说明修正后的信号更接近真实信号。表 1 为仿真信号统计特征, 选择 3 个统计指标来评估生成信号与原始信号的相关性。

表 1 仿真信号统计特征

Tab.1 Statistical characteristics of simulation signals

统计特征	ED	PCC	COSS
外圈故障时域	0.011	0.587	0.588
外圈故障频域	0.024	0.825	0.924
内圈故障时域	0.011	0.571	0.571
内圈故障频域	0.023	0.804	0.912

生成信号与原始信号的时域 COSS 与 PCC 接近 0.6, 说明时域中等程度相关; 频域在 0.8~1.0, 表明频域极强相关; ED 都小于 0.03, 在统计特征层面进一步验证了 FP-GAN 的有效性。

对提取的 10 个特征进行归一化处理, 将处理后的数据送入 KNN, PNN, SVM 及 BP 分类器中做分类, 此次分类为二分类。首先, 将 ORF 信号作为不平衡数据集, ORF 信号和 IRF 信号选取一半作为训练集, 将剩余的信号送入分类器, 并按照比例减少训练集中 ORF 信号的数量; 其次, 将训练集中的 ORF 信号替换为 ORF 生成信号, 替换保证测试集不变, 内圈故障不平衡按照同样的方法测试, 为了保证结果的准确性, 采用了交叉验证的方式; 最后, 在 2:16 的数据集中, 加入生成数据使得训练集比例变为 1:1。

实验室仿真信号不同分类器分类准确率如表 2 所示, 由表可知: 在平衡的数据集中使用原始数据进行分类, 4 种分类器都获得了 100% 的准确率; 使用生成数据替换原始数据进行分类时, 4 种分类器准确率都高于 90%; 在训练集比例低于 12% 时, 使用原始数据分类的准确率下降 10%; 将训练集的比例调整为 12% 原始数据混合 88% 的生成数据, 4 种分类器的准确率都获得了提升。分类结果说明, 使用 FP-GAN 生成的数据可以增强原始数据。

3.3 实验信号生成结果验证

选择传感器 2 采集的信号, ORF 和 IRF 信号时域生成结果对比分别如图 12, 13 所示; ORF 和 IRF 信号概率分布对比结果分别如图 14, 15 所示。

在相同训练条件下, 对于实验室轴承人工故障信号, FP-GAN 也获得了很好的生成结果; 而时域生成信号生成结果的幅值及波形与原始信号有明显的差距。原始 GAN 生成的信号概率分布平缓, 与原始信号概率分布相差较大。

无论是轴承 ORF 信号还是轴承 IRF 信号, 基于频域的生成模型更稳定。对于信噪比更低的信号,

表2 实验室仿真信号不同分类器分类准确率

Tab.2 Classification accuracy of different classifiers for laboratory simulation signals %

不平衡数据集	信号类型	分类器名称	比例					(2+14):16
			1:16	2:16	4:16	8:16	16:16	
外圈故障	原始信号	KNN	50.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	100.0	100.0	100.0	
	原始信号	PNN	99.8	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	99.8	100.0	100.0	100.0	
	原始信号	SVM	71.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	95.5	100.0	100.0	
原始信号	BP	66.4	76.9	89.0	96.7	99.5	90.2	
		生成信号	63.5	71.9	80.9	85.2		87.4
内圈故障	原始信号	KNN	50.0	89.6	89.6	96.2	100.0	94.8
			生成信号	50.0	83.0	84.9	92.6	
	原始信号	PNN	90.0	94.8	96.9	100.0	100.0	96.0
			生成信号	80.0	81.2	84.8	89.1	
	原始信号	SVM	60.1	85.8	90.6	96.9	100.0	96.5
			生成信号	50.0	87.1	88.7	90.8	
原始信号	BP	65.0	83.2	95.8	96.7	99.7	89.9	
		生成信号	67.7	80.9	89.5	92.1		93.4

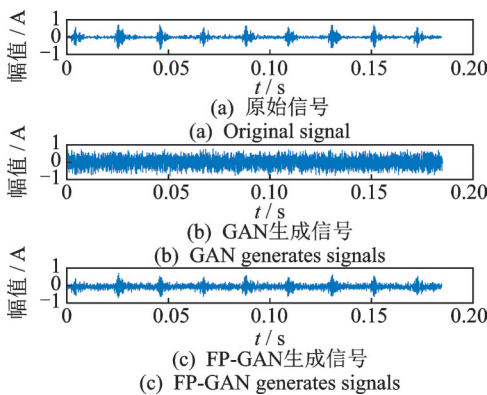


图12 ORF信号时域生成结果对比(实验信号)

Fig.12 Comparison of time domain generation results of ORF signals (experimental signal)

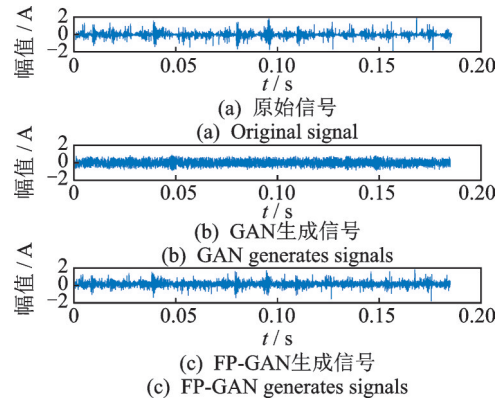


图13 IRF信号时域生成结果对比(实验信号)

Fig.13 Comparison of the time domain generation results of the IRF signal (experimental signal)

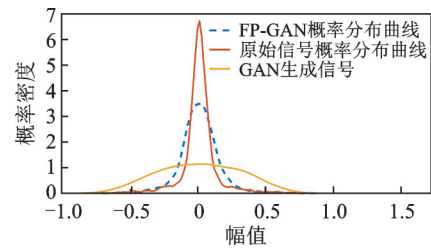


图14 ORF信号概率分布对比结果(实验信号)

Fig.14 Comparative results of the probability distribution of ORF signals (experimental signal)

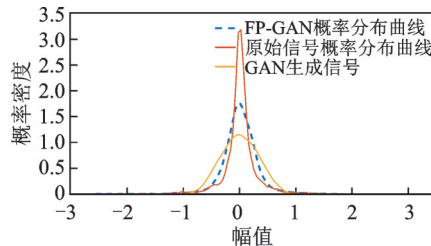


图15 IRF信号概率分布对比结果(实验信号)

Fig.15 Comparative results of the probability distribution of IRF signals (experimental signal)

FP-GAN方法也具有较好的生成结果。实验信号特征散点图如图16所示。

由图16可知, GAN的时域生成结果与原始信号分布相差较大, 时域生成ORF比时域生成IRF更

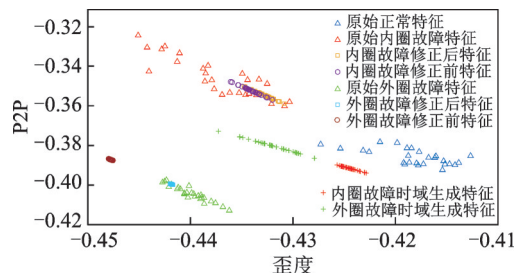


图16 实验信号特征散点图

Fig.16 Characteristic scatter plot of experimental signal

接近与原始IRF,而且FP-GAN生成的ORF信号在未修正前与原始信号也有较大的区别。进一步评估PCC修正策略的有效性,ORF和IRF实验信号修正前后特征损失率分别如图17,18所示。

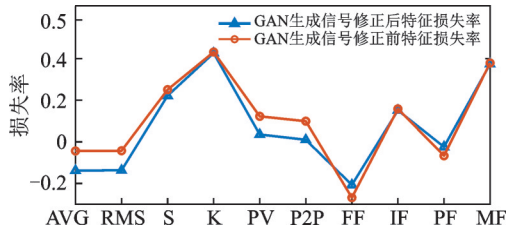


图17 ORF信号修正前后特征损失率(实验信号)

Fig.17 Feature loss rate before and after ORF signal correction (experimental signal)

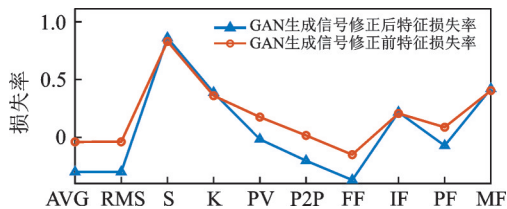


图18 IRF信号修正前后特征损失率(实验信号)

Fig.18 Feature loss rate before and after IRF signal correction (experimental signal)

在人工轴承故障信号中,修正后的损失率更接近于0,说明PCC修正策略也适用于真实的轴承故障信号。实验信号统计特征如表3所示。

表3 实验信号统计特征

Tab.1 Experimental signal statistical characteristics

统计特征	ED	PCC	COSS
内圈故障时域	0.012 2	0.586 9	0.588 2
内圈故障频域	0.027 9	0.801 5	0.927 5
外圈故障时域	0.015 4	0.784 9	0.785 7
外圈故障频域	0.033 1	0.910 0	0.873 7

统计特征显示,实验室人工故障轴承数据与模拟数据结果相似,时域统计特征PCC与COSS都表示中等程度相关,频域为强相关,ED都小于0.03。采用与模拟信号相同的分类器进行分类测试,使用正常信号对其他2类故障做二分类,分别减少故障信号在训练集的比例,保持测试集不变,并且交叉验证,实验信号不同分类器分类准确率如表4所示。

由表4可知:对于轴承实验信号,在不同分类器中降低训练集的比例会降低分类器的诊断率;当训练集平衡时,原始数据可以达到100%的诊断结果;生成数据除了BP会稍微下降,其他的分类器也能达到100%的诊断结果;当数据不平衡比例达到

表4 实验信号不同分类器分类准确率

Tab.4 Classification accuracy of different classifiers for experimental signal %

不平衡数据集	信号类型	分类器名称	比例					(2+11):13
			1:13	2:13	4:13	8:16	13:13	
外圈故障	原始信号	KNN	50.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	100.0	100.0	100.0	
	原始信号	PNN	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	100.0	100.0	100.0	100.0	
	原始信号	SVM	50.0	50.0	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	50.0	100.0	100.0	
原始信号	BP	82.4	95.0	98.8	100.0	100.0	98.2	
		生成信号	81.8	94.3	98.0	98.7		99.5
内圈故障	原始信号	KNN	50.0	98.1	100.0	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	100.0	100.0	100.0	
	原始信号	PNN	50.0	50.0	55.8	84.6	100.0	100.0
			生成信号	50.0	50.0	58.3	80.8	
	原始信号	SVM	50.0	50.0	69.2	100.0	100.0	100.0
			生成信号	50.0	50.0	61.8	76.9	
原始信号	BP	68.8	89.8	93.9	98.4	100.0	97.7	
		生成信号	73.3	91.4	96.6	97.3		99.0

15%以下时,诊断率会大幅下降,加入FP-GAN生成信号可以有效提升分类器诊断率。

4 结论

1) 在GAN模型的训练中,频域信号分布简单,特征明显,更利于模型的训练和获得更好的生成结果。

2) 提出的PCC优化方法,可以减小生成信号与原始信号的差距,进一步提升生成结果。

3) 在数据量较少的情况下,使用FP-GAN生成的数据可以增强数据,提升分类器的分类效果,有效解决少样本条件下的数据不平衡问题。

参 考 文 献

- [1] 吴春志, 冯辅周, 吴守军, 等. 深度学习在旋转机械设备故障诊断中的应用研究综述[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(5):1-7.
WU Chunzhi, FENG Fuzhou, WU Shoujun, et al. Review of research on the application of deep learning in fault diagnosis of rotating machinery and equipment[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(5):1-7. (in Chinese)
- [2] PAN Z Z, MENG Z, CHEN Z J, et al. A two-stage method based on extreme learning machine for predicting the remaining useful life of rolling-element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144:106899.
- [3] LIU Z P, ZHANG L. A review of failure modes, condition monitoring and fault diagnosis methods for large-scale wind turbine bearings[J]. Measurement, 2020, 149:107002.
- [4] WANG X B, ZHANG X Y, LI Z, et al. Ensemble extreme learning machines for compound-fault diagnosis of rotating machinery[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 188:105012.
- [5] LIU R N, YANG B Y, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108:33-47.
- [6] 邵思羽. 基于深度学习的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2019.
- [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(18):153-160.
MA Bo, CAI Weidong, ZHAO Dali. Intelligent diagnostic method based on GAN sample generation technique[J]. Vibration and Shock, 2020(18):153-160. (in Chinese)
- [8] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138:106587.
- [9] ZHANG W, LI X, JIA X D, et al. Machinery fault diagnosis with imbalanced data using deep generative adversarial networks[J]. Measurement, 2020, 152:107377.
- [10] VUTTIPTAYAMONGKOL P, ELYAN E. Neighbourhood-based undersampling approach for handling imbalanced and overlapped data[J]. Information Sciences, 2020, 509:47-70.
- [11] TAO X M, LI Q, REN C, et al. Real-value negative selection over-sampling for imbalanced data set learning [J]. Expert Systems with Applications, 2019, 129:118-134.
- [12] MAURYA C K, TOSHNIWAL D. Large-scale distributed sparse class-imbalance learning[J]. Information Sciences, 2018, 456:1-12.
- [13] ZHU Z H, WANG Z, LI D D, et al. Tree-based space partition and merging ensemble learning framework for imbalanced problems[J]. Information Sciences, 2019, 503:1-22.
- [14] OBREGON J, KIM A, JUNG J Y. RuleCOSI: combination and simplification of production rules from boosted decision trees for imbalanced classification[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 126:64-82.
- [15] GOODFELLOW I J, POUGETABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.[S.l.]:MIT, 2014:2672-2680.
- [16] ZHANG Z X, PAN X H, JIANG S H, et al. High-quality face image generation based on generative adversarial networks[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 71:102719.
- [17] WANG Z Y, JIANG K, YI P, et al. Ultra-dense GAN for satellite imagery super-resolution[J]. Neurocomputing, 2020, 398:328-337.
- [18] ARMANIOUS K, JIANG C M, FISCHER M, et al. MedGAN: medical image translation using GANs[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2020, 79:101684.



第一作者简介: 李洁松, 男, 1996年12月生, 博士生。主要研究方向为智能故障诊断和深度学习。

E-mail: lijiesongvip1@163.com