

基于多传感器数据融合及GAN的齿轮箱故障诊断方法

杨星宇 宋春生 吴啸阳

(武汉理工大学机电工程学院, 武汉 430070)

摘要: 针对数据集不平衡条件下基于多传感器数据的齿轮箱故障诊断分析问题,提出一种基于峭度指标数据融合及生成对抗神经网络(Generative Adversarial Neural Network, GAN)的齿轮箱故障诊断方法。首先,基于信号峭度对多个传感器数据进行加权融合,使融合后的信号中突出齿轮箱的故障敏感成分;其次,利用小波包变换提取信号各频段的能量系数作为信号特征;最后,基于反向传播(Back Propagation, BP)神经网络实现信号特征的分类与识别。由于实际工况中,故障信号较正常信号更不易获取,所以采用GAN对数据集中故障数据部分进行扩展,并采用扩展后的数据集训练BP神经网络。试验分析表明,所述方法故障准确率高达98%,验证了所提方法的正确性,为多传感数据融合及故障诊断问题提供了新的思路与方法。

关键词: 多传感器; 数据融合; 故障诊断; GAN

中图分类号: S611 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2025.06.005

0 引言

近年来,对旋转机械运行平稳性的监测问题受到广泛关注,大型旋转机械运行的可靠性是安全生产以及经济社会繁荣发展的基石。而旋转机械的监测任务,往往由多个传感器共同完成。基于此,如何从多个传感器中提取出故障敏感的时域信号是亟待解决的问题。同时,当前现有的运行监测及故障诊断技术广泛借助于人工智能方法实现,而人工智能模型的获得往往是基于多种类型且大量的数据作为支撑的。但是,针对某些大型旋转机械而言,数据不平衡的问题是难以解决的,在训练分类模型的过程中正常信号往往比故障信号更容易获得。因此,从不平衡数据集中寻找实现基于多传感器数据的故障诊断方法具有十分重要的研究价值。

在许多大型设备的监测中,传感器往往布置在设备的不同位置上,发生故障时,由于各传感器对故障的敏感程度不同,所以需要综合各传感器采集到的信号进行分析。本文拟采用数据融合方法对多个同一类型传感器采集到的信号进行分析处理。近年来,针对同一类型数据的数据融合方法层出不穷。张龙等^[1]采用并列式结构令卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)与门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)双通道同时提取齿轮箱原始振动信号的信号特征,然后将双通道提取的特征向量合并成一个融合特

征向量,通过试验证明了融合特征的有效性。乔宁国^[2]利用相关函数融合算法将齿轮箱多个测点采集到的振动信号融合为一个能全面反映齿轮箱运行状态的信号,并通过后续特征提取、聚类等方法获得了较高的故障诊断精度。史志远等^[3]对行星齿轮箱的三向(水平径向、垂直径向与轴向)振动信号进行数据融合,并输入到CNN中进行故障识别,通过试验证明了数据融合的有效性。刘玉梅等^[4]基于多传感器对同一类型的振动信号进行加权融合,但在加重的过程中未对采集的信号进行特征提取,仅基于相关性函数进行加权数据融合,这样融合出的时域信号不能保证融合后更加突出信号的故障特征。而张龙等^[1]从信号特征角度将多个传感器信号特征融合为一个能表征设备运转工况的综合信号特征,提升了故障诊断的精度,但特征提取方法未能从故障特征的角度进行考量。

本文提出一种基于峭度加重的多传感器数据融合方法,其基于不同振动传感器对故障点的敏感程度不同,对多传感器信号进行数据融合,使得融合以后的综合时域信号充分反映齿轮箱的冲击成分大小,以突出齿轮箱的故障特征,提升多种类型故障的分类精度。同时,采用小波包分解提取各频段的能量特征并利用反向传播(Back Propagation, BP)神经网络实现故障的分类与识别。而针对齿轮箱故障诊断中存在的

收稿日期: 2023-10-07 修回日期: 2023-12-06

作者简介: 杨星宇,男,1999年生,湖北武汉人,硕士研究生; 主要研究方向为齿轮箱故障诊断; E-mail: 1084149717@qq.com。

宋春生(通信作者),男,1981年生,河北唐山人,博士,教授; 主要研究方向为机械振动主动控制; E-mail: song_chsh@163.com。

引用格式: 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.

Adversarial Neural Network, GAN)进行解决。

1 基于峭度指标的数据融合机制

时域信号统计特征中,峭度是衡量信号中冲击成分大小的指标^[5],峭度的计算式为

$$k = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 \right] / \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2 \quad (1)$$

式中, x_i 为各采样点; \bar{x} 为信号均值; n 为采样点数。

在齿轮箱发生故障时,周期性冲击会从故障处通过机械连接传递到箱体上,布置在齿轮箱上不同位置的振动传感器采集到的信号会反映出不同的周期性冲击大小,而对齿轮箱的故障诊断策略,往往是对这种周期性冲击的分析得来的。为充分提取各传感器中的故障信息以实现高精度的故障识别,以对冲击敏感的峭度指标作为标准对多个传感器采集到的信号进行加权数据融合,得

$$r = \sum_{i=1}^n y_i q_i \quad (2)$$

式中, r 为融合后的综合时域信号; y_i 为布置在不同位置的传感器中传感器*i*采集到的振动信号; q_i 为传感器*i*采集到的振动信号峭度在所有布置在不同位置的传感器采集到的信号峭度之和中的占比。

2 生成对抗神经网络

2.1 GAN原理

数据不平衡问题的产生,是因为实际工况中正常数据较故障数据更容易获得,导致在训练分类模型时正常工况下的数据样本个数远多于故障工况下的数据样本个数。基于此,采用GAN对故障数据集进行扩展,GAN原理^[6]如图1所示。

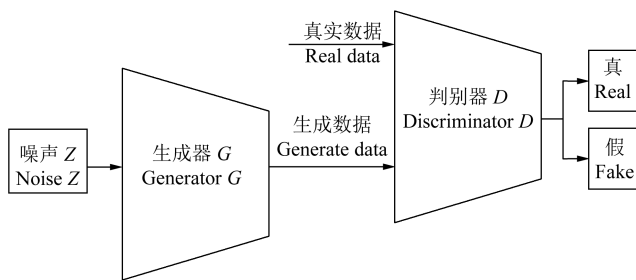


图1 GAN原理图

Fig.1 GAN schematic diagram

GAN原理在于训练生成器网络*G*和判别器网络*D*,使噪声*Z*通过生成器*G*生成假样本信号,让判别器判断输入信号来自真实样本集还是生成器生成的假信号,当高精度判别器无法判断输入来自生成器还是真实样本集时,即可认为生成器生成的信号与真实样本一致,从而利用已训练好的生成器实现数据集扩展。

GAN损失函数为

$$V(D,G) = E_{v \sim \mu} [\log D(v)] + E_{u \sim \gamma} (\log \{1 - D[G(u)]\}) \quad (3)$$

式中, $E_{v \sim \mu}$ 为真实样本的数学期望; $E_{u \sim \gamma}$ 为生成器生成样本的数学期望。

对*V(D,G)*训练的原理是:当生成器*G*一定时,对判别器模型*D*进行训练,使损失函数*V(D,G)_D*的值最大,同时,当判别器*D*一定时,对生成器*G*模型进行迭代,使损失函数*V(D,G)_G*的值最小。

2.2 GAN网络结构

基于GAN原理搭建生成器*G*,判别器*D*网络的结构如图2、图3所示。

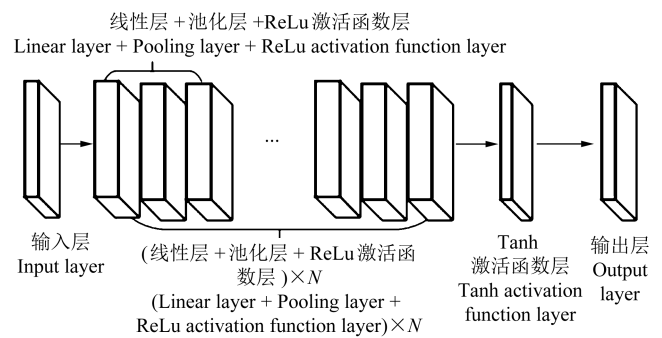


图2 生成器*G*网络结构

Fig.2 Network structure of the generator *G*

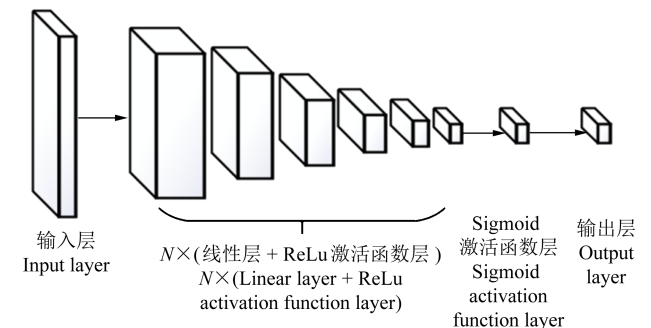


图3 判别器*D*网络结构

Fig.3 Network structure of the discriminator *D*

生成器*G*是*N*个线性层+池化层+ReLU激活函数层连接构成,并在输出层前利用Tanh函数将数据映射到-1~1。判别器*D*是由*N*个线性层+ReLU激活函数层连接而成的前馈网络结构,且在输出层前利用Sigmoid函数将数据映射到0~1,表征输入信号的概率大小。

3 小波包变换特征提取

小波变换公式^[7]为

$$C_{CT}(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) dt \quad (4)$$

式中, $C_{CT}(\alpha, \tau)$ 为小波变换结果; $f(t)$ 为原始时域信号; $\psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right)$ 为不同尺度因子和平移量对应的小波基,其中 α 为尺度因子, τ 为平移量。小波变换是一种

高级信号处理技术,其在处理非平稳信号中具有独特优势,原理类似傅里叶变换,不同的是小波变换把三角基函数换成了小波基函数,这些基函数具有局部性、可伸缩性和可平移性。局部性使得小波变换可以更好地分析信号的局部特征。伸缩及平移运算则使得小波变换可以对信号进行多尺度分析,且各尺度的小波分量之间互不影响。基于小波变换在对非平稳信号特征提取方面的独特优势,本文采用小波变换对信号进行特征提取。但小波变换方法只能从低频的角度出发表征以低频信息为主的时域信号,以三层小波变换分解树为例,如图4所示。

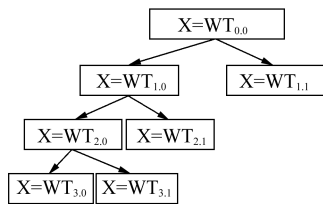


图4 三层小波变换分解树

Fig. 4 Transform decomposition tree of the three-layer wavelet

由图4可知,小波变换只对信号的低频成分进行了层层分解。而小波包变换^[8]则兼顾高频和低频成分,对信号的高、低频成分同时进行提取。例如,三层小波包变换分解树如图5所示。

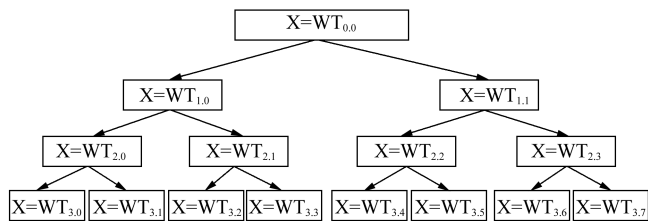


图5 三层小波包变换分解树

Fig. 5 Transform decomposition tree of the three layer wavelet packet

由图5可以看到,三层小波包分解可以同时信号的高频及低频成分进行特征提取。故为充分提取齿轮箱故障时域信号的高频及低频特征信息,本文将采用db3小波对时域信号进行3层小波包分解,得到8个频段的小波包分解系数,计算8个频段的系数和大小,并将其作为信号的故障特征。

4 基于多传感器数据融合及GAN的故障诊断方法

对信号特征提取完成后,需要基于特征对信号进行分类与识别。由于BP神经网络的高精度非线性拟合能力,本文采用由多隐含层构成的BP神经网络对特征提取后的信号进行分类与识别,BP神经网络原理^[9]如图6所示。

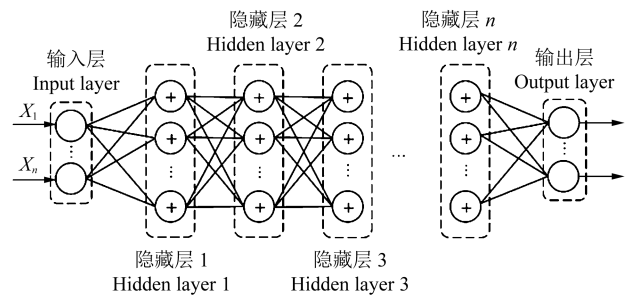


图6 BP神经网络原理图

Fig. 6 Schematic diagram of BP neural network

基于多传感数据融合及GAN的故障诊断方法步骤如下:

Step 1: 采集齿轮箱上若干个不同位置的振动加速度传感器信号。

Step 2: 对多个传感器信号基于峭度准则进行数据融合,获得融合后的综合时域信号。

Step 3: 对综合时域信号进行小波包变换,提取各频段的能量特征。

Step 4: 将能量特征输入到BP神经网络(由带有GAN生成数据的已扩展数据集训练而成)中进行故障识别,判断齿轮箱的运行工况。

算法的具体流程如图7所示。

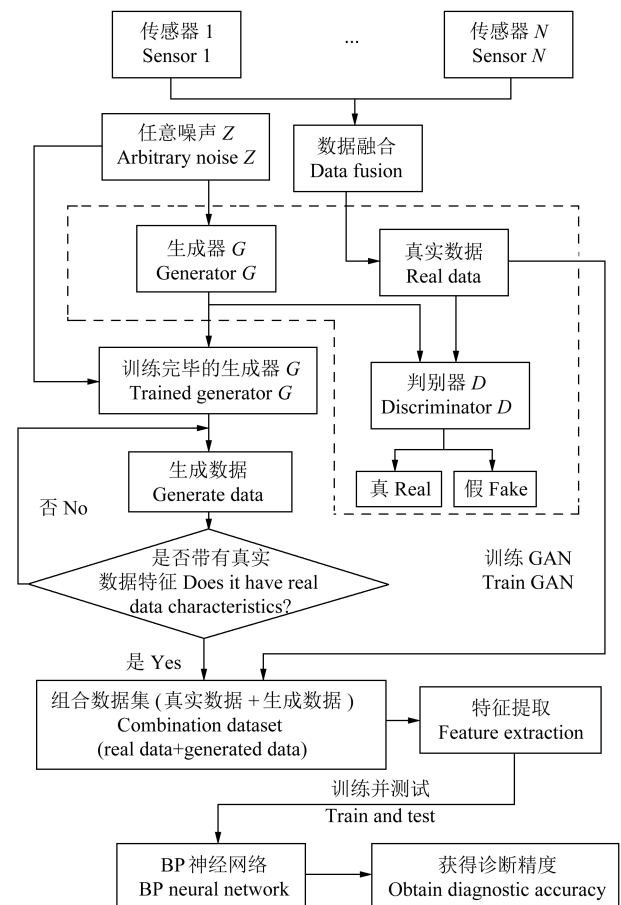


图7 算法总体流程

Fig. 7 Overall flow of the algorithm

5 试验验证

利用旋转机械故障植入试验平台采集数据进行试验验证,试验台结构如图8所示,在采样点A、B、C处分别布置3个加速度振动传感器,分别采集正常工况、点蚀-点蚀复合故障、裂纹-点蚀复合故障、断齿-点蚀复合故障下齿轮箱的振动信号,其中点蚀故障的齿轮与裂纹故障的齿轮分别如图9、图10所示。

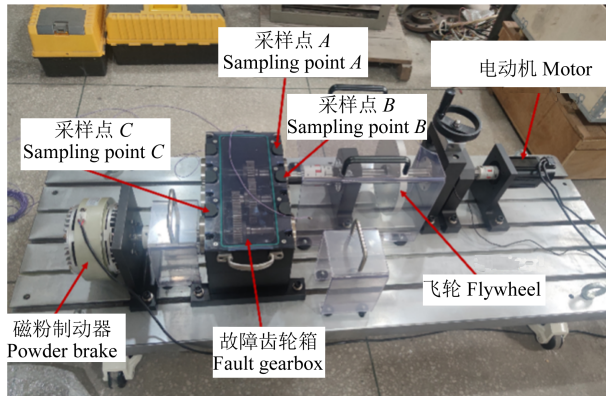


图8 齿轮箱故障试验台

Fig. 8 Gearbox fault test bench

采集过程中,为模拟数据集不平衡情况,以8 192 Hz为采样频率对正常工况下的齿轮箱采集20 s的数据,对点蚀-点蚀、裂纹-点蚀、断齿-点蚀故障工况下的齿轮箱采集10 s的数据。齿轮箱各参数以及试验时转速参数如表1所示。将3个传感器采集到的数据以峭度准则融合为一个综合时域信号,并以1 024个点为标准制作样本数据集,得到的各类型样本个数如表2所示,其中各类型故障时域及频域信号如图11、图12所示,且各类型故障时域信号参数如表3所示。

表1 齿轮箱技术参数

Tab. 1 Technical parameters of gearboxes

输入齿轮齿数 Number of teeth of the input gear z_1	输出齿轮齿数 Number of teeth of the output gear z_2	输入级传动比 Input stage transmission ratio I_1	输出级传动比 Output stage transmission ratio I_2	输入级转速 Input stage speed $\omega/(r/min)$
50	75	50:75	25:75	1 440

表2 各工况下样本个数

Tab. 2 Sample numbers under various operating conditions

故障类型 Fault type	正常工况 Normal working condition	点蚀-点蚀工况 Pitting-pitting working condition	裂纹-点蚀工况 Cracks-pitting working condition	断齿-点蚀工况 Broken teeth-pitting working condition
样本个数 Number of samples	160	80	80	80

表3 时域信号参数

Tab. 3 Time domain signal parameters

时域参数 Time domain parameter	齿数 Number of teeth	转频 Rotating frequency/Hz	啮合频率(f_m)及倍频 Mesh frequency (f_m) and frequency multiplication/Hz	边带频率 Sideband frequency/Hz
数值 Value	50	24	$n \times 1 200$	$\pm n \times 24$



图9 点蚀故障齿轮

Fig. 9 Pitting fault gear

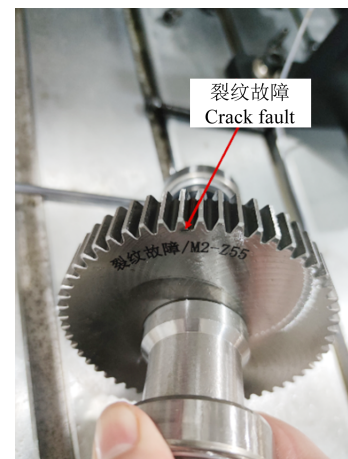
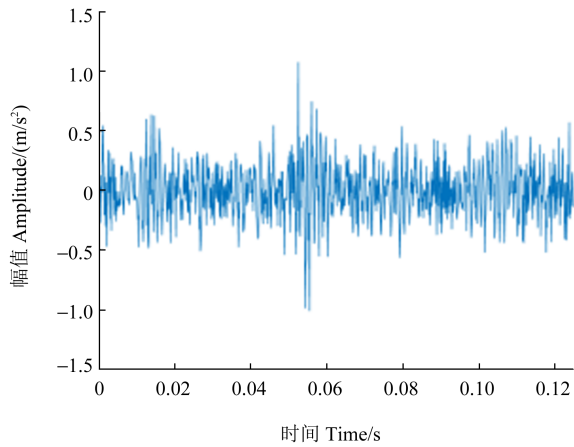


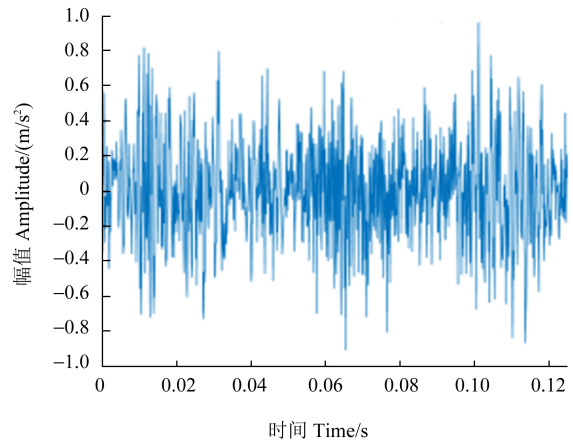
图10 裂纹故障齿轮

Fig. 10 Cracked fault gear

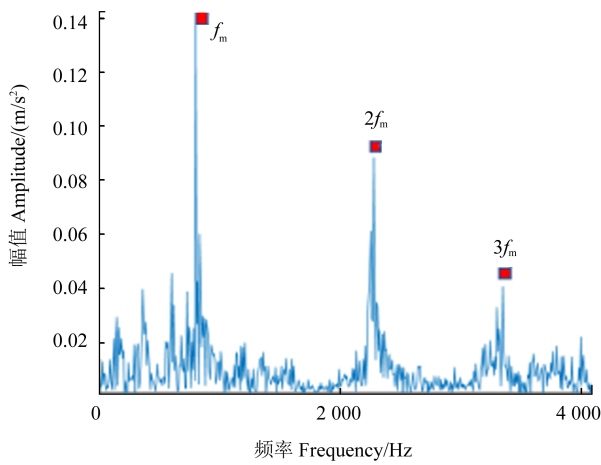
利用GAN对点蚀-点蚀、裂纹-点蚀以及断齿-点蚀复合故障的样本进行数据扩展,扩展后点蚀-点蚀故障时域信号、裂纹-点蚀故障时域信号以及断齿-点蚀故障时域信号的频谱与真实信号频谱对比如图13~图15所示。



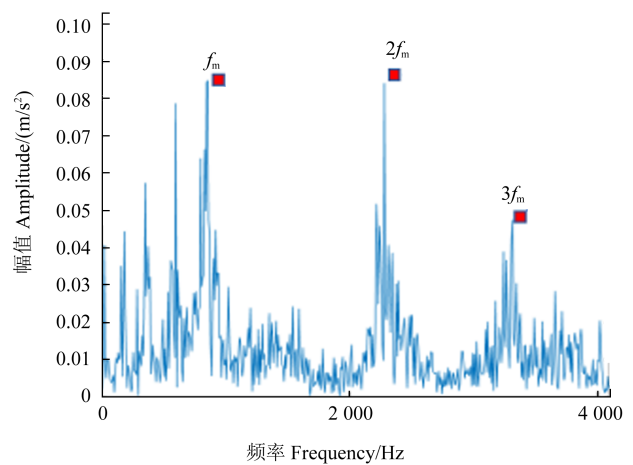
(a) 断齿-点蚀故障真实时域信号
(a) Real time domain signal of broken teeth-pitting fault



(b) 裂纹-点蚀故障真实时域信号
(b) Real time domain signal of crack-pitting fault



(c) 断齿-点蚀故障频谱
(c) Fault spectrum of broken teeth-pitting fault



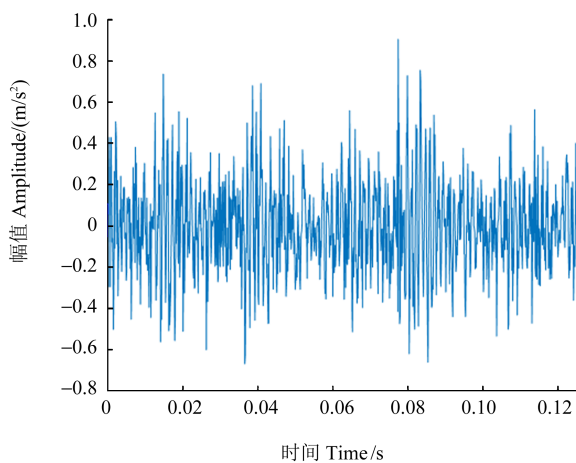
(d) 裂纹-点蚀故障频谱
(d) Fault spectrum of crack-pitting fault

图 11 断齿-点蚀及裂纹点蚀故障时域信号及频谱图

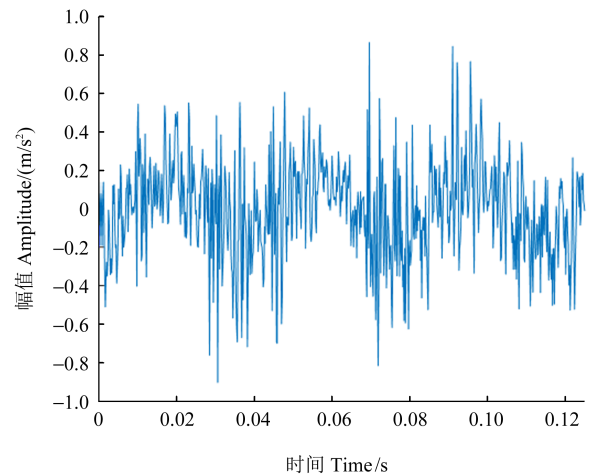
Fig. 11 Time domain signals of broken teeth-pitting and crack-pitting faults and spectrums

由图 13 可以看到,真实样本中转频成分 24 Hz 明显,而其点蚀-点蚀复合故障特征为在 1/4 啮合频率处的频率成分及其边带成分。而生成样本频谱虽与真实样本有差异,但其转频成分以及故障特征频率成分

与真实样本一致;由图 14 可以看到,生成器生成的信号中转频成分以及 1/2 啮合频率成分与真实样本一致;而由图 15 可以看到,真实样本与生成样本中均存在 1/2 啮合频率成分,以及 1/4 啮合频率成分。同时,



(a) 点蚀-点蚀故障真实时域信号
(a) Real time domain signal of pitting-pitting faults



(b) 正常工况时域信号
(b) Time domain signal under normal working conditions

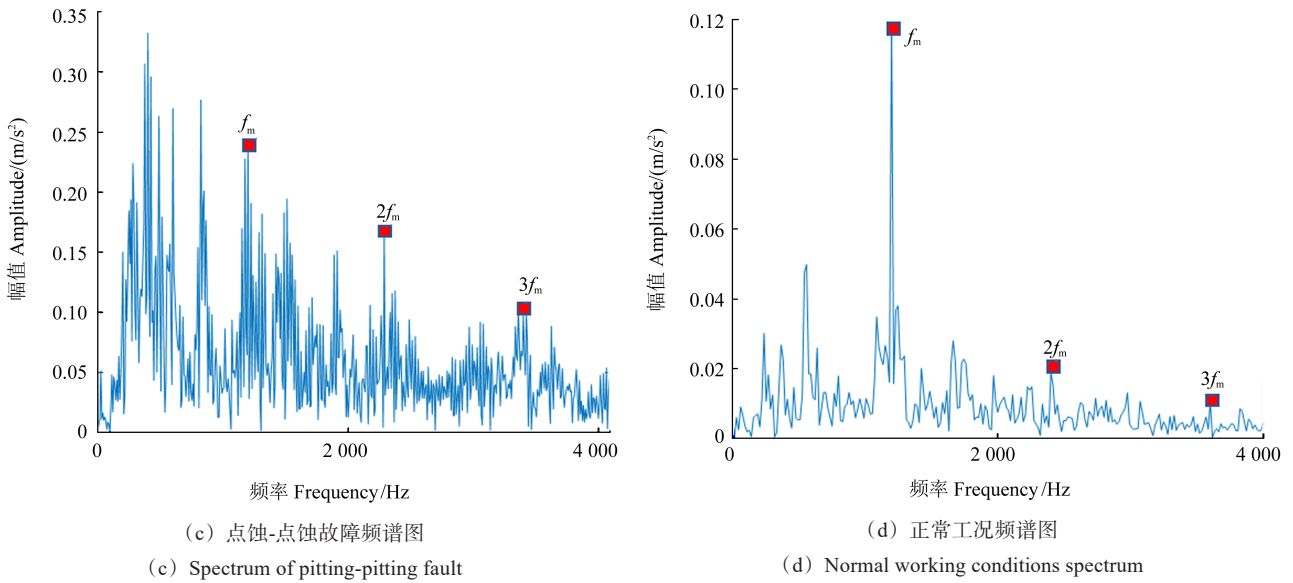


图12 点蚀-点蚀及正常工况时域信号及频谱图

Fig. 12 Time domain signals of pitting-pitting faults and normal working conditions and spectrums

对5组真实信号、5组GAN生成信号,采用db3小波包变换并提取各频段能量系数作为信号特征,其点蚀-点蚀复合故障、裂纹-点蚀复合故障、断齿-点蚀复合故障的特征集对比分别如图16~图18所示。对比不同故障

上表明GAN生成信号的有效性。

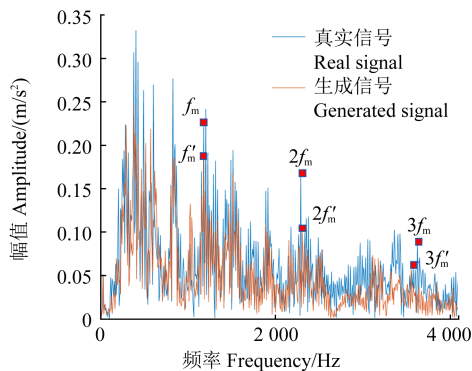


图13 GAN生成点蚀-点蚀复合故障频谱

Fig. 13 Pitting-pitting composite fault spectrum generated by GAN

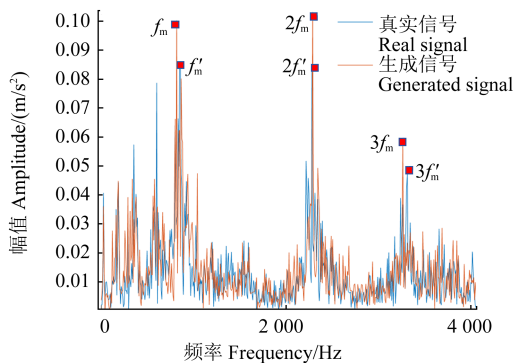


图14 GAN生成点蚀-裂纹复合故障频谱

Fig. 14 Pitting-crack composite fault spectrum generated by GAN

类型信号的特征集可以发现,从每一列的角度上看同一故障类型不同样本的信号中真实信号与GAN生成信号的特征值基本保持一致,可以从特征提取的角度

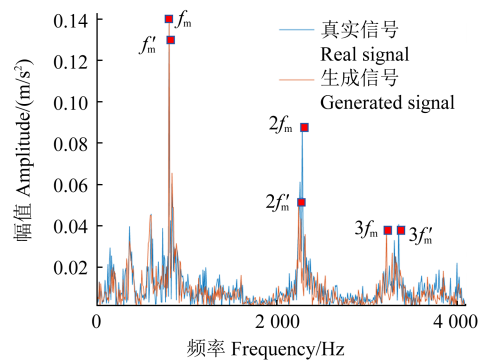


图15 GAN生成断齿-点蚀复合故障频谱

Fig. 15 Broken teeth-pitting composite fault spectrum generated by GAN

除频域分析、特征提取分析外,为更充分地证明GAN生成信号的有效性,从时域的角度对真实信号与GAN生成信号进行宏观分析,各故障类型真实时域信号与生成的时域信号如图19~图21所示。

从时域信号上可以看到,各故障类型的GAN生成信号与真实信号基本一致,综合频域分析、特征提取分析以及各故障类型真实信号与GAN生成信号的时域信号对比,可认为生成器生成的点蚀-点蚀、裂纹-点蚀及断齿-点蚀故障的样本是有效的。利用生成器生成的信号对表2进行扩展,将各类型样本个数比例扩充为1:1:1:1,扩充后的样本个数如表4所示。

对扩充后的样本数据集采用db3小波对数据进行3层小波分解,并提取各频段能量系数作为信号特征,以各类型故障信号的第一频段能量系数特征值(能量系数特征值1)为纵坐标,样本数为横坐标形成的特征曲线如图22所示。

	Energy coefficient characteristic value 1 能量系数特征值 1	Energy coefficient characteristic value 2 能量系数特征值 2	Energy coefficient characteristic value 3 能量系数特征值 3	Energy coefficient characteristic value 4 能量系数特征值 4	Energy coefficient characteristic value 5 能量系数特征值 5	Energy coefficient characteristic value 6 能量系数特征值 6	Energy coefficient characteristic value 7 能量系数特征值 7	Energy coefficient characteristic value 8 能量系数特征值 8	
真实信号 1 Real signal 1	576.952 3	322.110 7	114.257 0	270.513 2	47.057 2	32.740 5	83.898 6	122.446 6	真实数据提取到的能量特征 Energy features extracted from real data
真实信号 2 Real signal 2	329.961 7	206.745 8	190.298 0	247.128 8	20.007 1	54.212 6	48.548 0	45.227 5	
真实信号 3 Real signal 3	407.123 9	467.258 1	154.965 3	232.668 8	60.575 7	132.100 2	133.575 1	101.370 1	
真实信号 4 Real signal 4	269.137 6	256.004 7	88.644 4	97.545 9	10.151 1	55.058 0	34.966 6	44.962 5	
真实信号 5 Real signal 5	565.744 9	368.932 6	90.133 8	268.951 3	29.254 1	151.113 8	122.530 2	52.652 3	
生成信号 6 Generating signal 6	607.061 7	254.251 0	141.431 1	198.514 4	59.252 4	76.527 5	86.173 3	185.897 7	GAN 生成数据提取到的能量特征 Energy features extracted from GAN generated data
生成信号 7 Generating signal 7	458.930 6	436.720 5	110.881 1	258.560 4	61.597 9	83.398 4	102.769 7	49.531 7	
生成信号 8 Generating signal 8	242.062 6	308.523 8	47.883 0	332.894 6	26.378 2	74.016 6	61.968 0	58.935 4	
生成信号 9 Generating signal 9	259.934 9	270.111 9	146.714 8	316.573 7	13.195 7	48.193 3	83.336 0	77.178 0	
生成信号 10 Generating signal 10	549.241 4	372.776 8	142.923 8	268.706 6	28.310 9	48.044 2	88.292 8	68.398 0	

图 16 点蚀-点蚀复合故障下 GAN 生成信号与真实信号能量特征对比

Fig. 16 Comparison of energy characteristics between GAN generated signals and real signals under pitting-pitting composite faults

	Energy coefficient characteristic value 1 能量系数特征值 1	Energy coefficient characteristic value 2 能量系数特征值 2	Energy coefficient characteristic value 3 能量系数特征值 3	Energy coefficient characteristic value 4 能量系数特征值 4	Energy coefficient characteristic value 5 能量系数特征值 5	Energy coefficient characteristic value 6 能量系数特征值 6	Energy coefficient characteristic value 7 能量系数特征值 7	Energy coefficient characteristic value 8 能量系数特征值 8	
真实信号 1 Real signal 1	63.856 0	79.272 0	115.210 0	76.416 0	43.463 0	51.489 0	87.474 0	44.888 0	真实数据提取到的能量特征 Energy features extracted from real data
真实信号 2 Real signal 2	70.423 0	98.921 0	120.580 0	89.988 0	45.540 0	60.950 0	100.450 0	48.456 0	
真实信号 3 Real signal 3	71.585 0	90.241 0	117.430 0	86.963 0	44.636 0	56.882 0	102.050 0	46.353 0	
真实信号 4 Real signal 4	63.702 0	89.421 0	118.160 0	80.604 0	45.277 0	54.844 0	85.204 0	49.735 0	
真实信号 5 Real signal 5	68.816 0	88.126 0	118.710 0	85.098 0	46.264 0	57.056 0	97.159 0	50.312 0	
生成信号 6 Generating signal 6	66.499 0	94.185 0	115.730 0	82.111 0	42.940 0	56.264 0	91.605 0	46.487 0	GAN 生成数据提取到的能量特征 Energy features extracted from GAN generated data
生成信号 7 Generating signal 7	69.250 0	92.853 0	116.030 0	85.946 0	45.527 0	59.491 0	95.426 0	47.931 0	
生成信号 8 Generating signal 8	64.719 0	89.100 0	119.750 0	82.286 0	43.930 0	53.453 0	91.875 0	46.702 0	
生成信号 9 Generating signal 9	68.014 0	97.424 0	119.820 0	87.167 0	50.222 0	62.414 0	92.672 0	48.770 0	
生成信号 10 Generating signal 10	66.296 0	82.318 0	115.190 0	80.477 0	39.393 0	51.962 0	94.936 0	45.785 0	

图 17 断齿-点蚀复合故障下 GAN 生成信号与真实信号能量特征对比

Fig. 17 Comparison of energy characteristics between GAN generated signals and real signals under composite faults of broken teeth-pitting

	Energy coefficient characteristic value 1 能量系数特征值 1	Energy coefficient characteristic value 2 能量系数特征值 2	Energy coefficient characteristic value 3 能量系数特征值 3	Energy coefficient characteristic value 4 能量系数特征值 4	Energy coefficient characteristic value 5 能量系数特征值 5	Energy coefficient characteristic value 6 能量系数特征值 6	Energy coefficient characteristic value 7 能量系数特征值 7	Energy coefficient characteristic value 8 能量系数特征值 8	
真实信号 1 Real signal 1	16.815 2	23.945 9	8.266 2	8.481 3	4.622 0	8.133 3	15.026 7	4.388 2	真实数据提取到的能量特征 Energy features extracted from real data
真实信号 2 Real signal 2	13.416 3	24.991 7	7.238 2	9.467 4	3.756 9	6.680 6	14.207 4	3.361 8	
真实信号 3 Real signal 3	10.068 3	21.848 6	6.879 1	7.849 2	3.594 4	6.371 3	12.146 8	3.445 4	
真实信号 4 Real signal 4	15.853 9	25.238 8	8.808 9	13.521 8	3.814 3	4.670 6	14.068 1	3.672 2	
真实信号 5 Real signal 5	21.652 6	19.803 1	4.514 6	7.158 9	3.821 6	5.238 4	8.740 6	2.842 7	
生成信号 6 Generating signal 6	24.022 9	34.390 2	9.436 6	14.233 5	3.285 8	6.990 5	14.880 9	3.871 3	GAN 生成数据提取到的能量特征 Energy features extracted from GAN generated data
生成信号 7 Generating signal 7	14.415 6	26.505 2	6.923 8	9.913 1	4.081 6	6.390 2	13.254 4	3.969 2	
生成信号 8 Generating signal 8	20.026 6	26.595 0	6.073 8	11.471 3	3.992 7	7.714 5	8.486 0	3.339 6	
生成信号 9 Generating signal 9	14.170 3	23.683 0	7.516 7	9.776 3	3.823 8	8.461 7	15.828 2	3.961 4	
生成信号 10 Generating signal 10	13.104 7	24.228 6	6.545 9	9.446 8	4.681 3	7.654 0	10.364 3	3.724 8	

图 18 裂纹-点蚀复合故障下 GAN 生成信号与真实信号能量特征对比

Fig. 18 Comparison of energy characteristics between GAN generated signals and real signals under crack-pitting composite faults

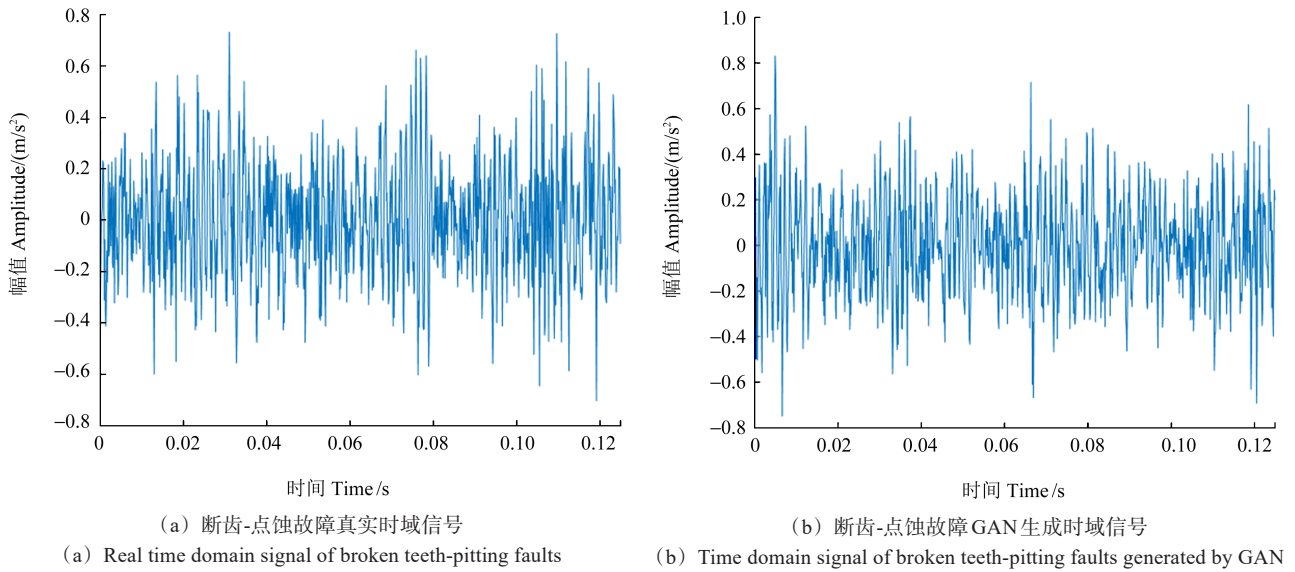


图 19 断齿点蚀故障时域信号对比

Fig. 19 Comparison of time domain signals for broken teeth-pitting fault

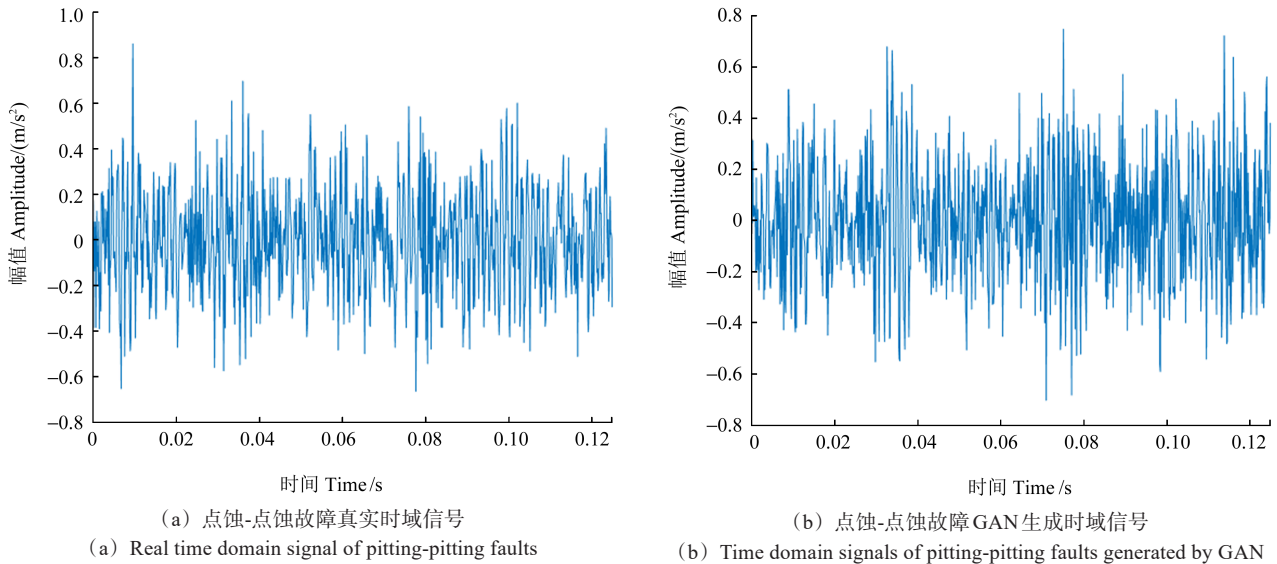


图 20 点蚀-点蚀故障时域信号对比

Fig. 20 Comparison of time domain signals for pitting-pitting faults

表 4 扩充后各工况下样本个数

Tab. 4 Number of samples under each working condition after expansion

故障类型 Fault type	正常工况 Normal working condition	点蚀-点蚀故障 Pitting- pitting failure	裂纹-点蚀故障 Crack- pitting failure	断齿-点蚀故障 Broken teeth-pitting failure
样本个数 Number of samples	160	80+80	80+80	80+80

将提取到的 4 个类型的信号特征 (8 个特征值为输入层, 4 种类型为输出层) 输入到 BP 神经网络中进行训练, 将一共 640 个样本以 7:1.5:1.5 的比例划分训练集、验证集以及测试集对 BP 神经网络进行训练, 训练求得的损失函数及梯度如图 23、图 24 所示。

BP 神经网络训练完成后, 为验证多传感器数据融合背景下 BP 神经网络模型的真实故障诊断识别率, 采用随机不均匀比例的测试集 (13:22:18:21) 对网络模型进行测试, 以更合理地获得 BP 神经网络模型的准确性, 获得混淆的矩阵如图 25 所示。

混淆矩阵表征了网络模型对测试集进行分类的效果。由图 25 可以看到, 测试数据集中不同类型信号的特征识别率均在 95% 以上, 总体识别率为 98.6%, 由此可以得出: 该 BP 神经网络模型对不同信号特征的识别率高达 98.6%, 验证了本文所提方法的正确性, 表明本方法实现了在数据集不平衡条件下基于多传感器信号的高精度故障诊断。同时, 为验证多传感器数据融合的有效性以及体现 GAN 在所述方法中的作用,

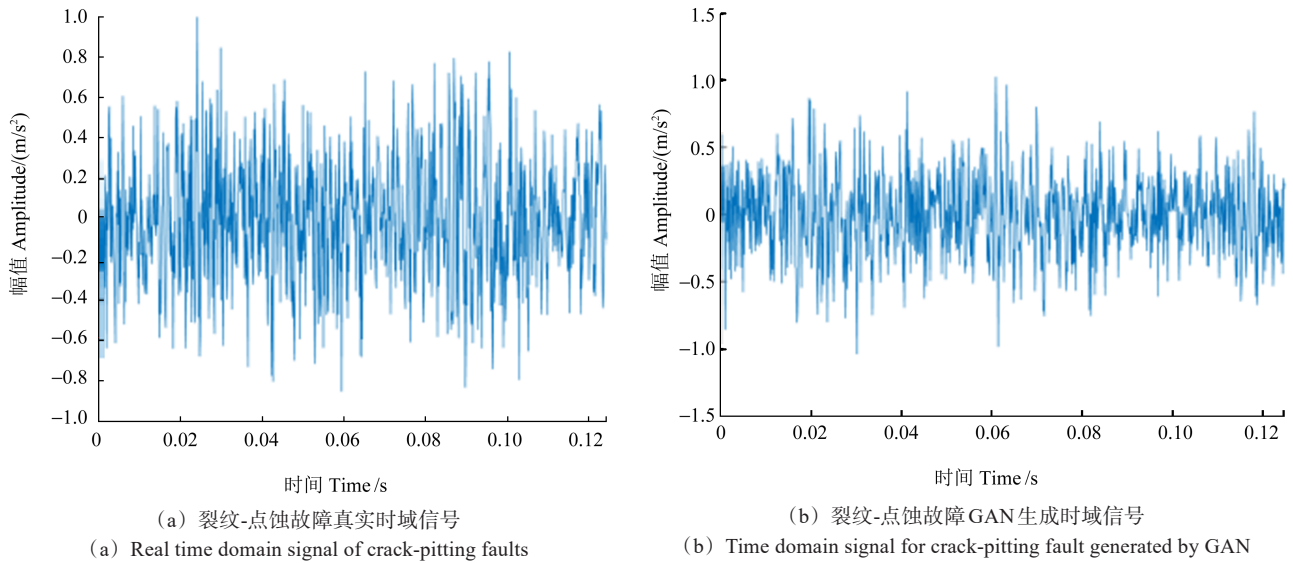


图 21 裂纹-点蚀故障时域信号对比

Fig. 21 Comparison of time domain signals for crack-pitting faults

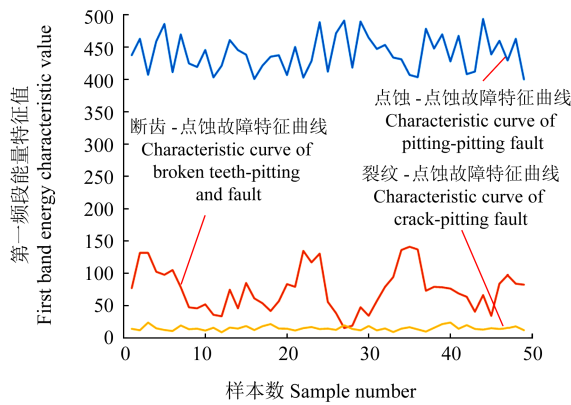


图 22 各类型故障特征曲线

Fig. 22 Characteristic curves of each type of faults

最佳性能在第 45 轮 The best performance is in the 45th round

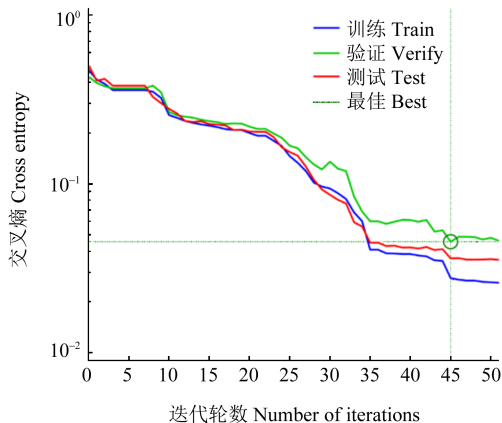


图 23 BP 神经网络 loss 函数

Fig. 23 Loss function of BP neural network

首先对单一采样点 A 处的信号进行特征提取, 然后利用 GAN 对数据集进行扩展, 获得的 BP 神经网络模型测试集混淆矩阵如图 26 所示。

由图 26 可以看到, 仅通过测点 A 的单一传感器数据获得的 BP 神经网络模型的识别率仅为 89.9%, 且有

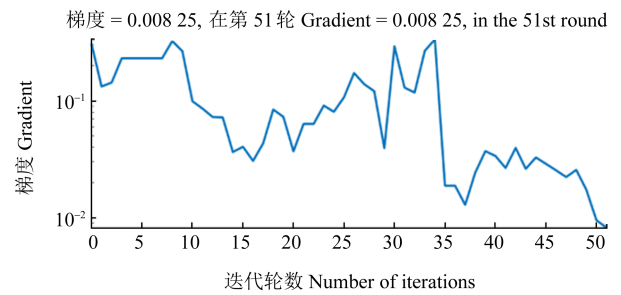


图 24 BP 神经网络训练梯度

Fig. 24 Training gradient of BP neural network

输出类 Output class	1	13 17.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	21 28.4%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	18 24.3%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	1 1.4%	0 0.0%	21 28.4%	95.5% 4.5%
		100% 0.0%	95.5% 4.5%	100% 0.0%	100% 0.0%	98.6% 1.4%
	1	2	3	4	目标类 Target class	

图 25 多传感器数据融合测试集混淆矩阵

Fig. 25 Confusion matrix of multi-sensor data fusion test set

多个样本出现了误判的情况, 其故障识别率远低于多传感器数据融合后训练所得的 BP 神经网络模型。由此结果可知, 相对单传感器数据生成的故障诊断模型, 基于多传感器数据融合后所获得的故障诊断模型故障识别率更高。同时, 考虑多传感器数据融合后不采用 GAN 对数据集进行补充的情况, 用少量故障类型数据训练获得的 BP 神经网络测试集混淆矩阵图如图 27 所示。

输出类 Output class	1	17 24.6%	3 4.3%	2 2.9%	2 2.9%	70.8% 29.2%
	2	0 0.0%	15 21.7%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	20 29.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	10 14.5%	95.5% 0.0%
			100% 0.0%	83.3% 16.7%	90.9% 9.1%	83.3% 16.7%
		1	2	3	4	
		目标类 Target class				

图 26 单一传感器测试集混淆矩阵

Fig. 26 Confusion matrix of single-sensor test set

输出类 Output class	1	7 15.2%	0 0.0%	0 0.0%	3 6.5%	70.0% 30.0%
	2	2 4.3%	11 23.9%	1 2.2%	3 6.5%	64.7% 35.3%
	3	0 0.0%	0 0.0%	14 30.4%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	1 2.2%	0 0.0%	4 8.7%	80.0% 20.0%
			77.8% 22.2%	91.7% 8.3%	93.3% 6.7%	40.0% 60.0%
		1	2	3	4	
		目标类 Target class				

图 27 少量数据训练获得测试集混淆矩阵

Fig. 27 Confusion matrix of test set obtain by a small amount of data is trained

由图 27 可以看到,若不采用 GAN 对数据集进行扩展,在复合故障样本较少且数据集不平衡条件下获得的 BP 神经网络测试集的准确率仅为 78.3%。这说明小样本条件下 BP 神经网络模型的训练不够彻底,生成的 BP 神经网络模型准确率较低。综上所述,本文所阐述方法的必要性及有效性得到了进行一步验证。

6 结论

现有的基于多传感器信号实现故障诊断的方法层出不穷,本文先采用峭度指标对多传感器数据进行融合处理,而后利用 GAN 扩展数据集对复合故障进行诊断。基于文中所述的试验结果,可以得出结论如下:

1) 提出的一种基于峭度指标的多传感器数据融合方法,可以突出多传感器时域信号融合后综合时域信号的故障敏感特征,提高了故障诊断模型的分类精度。

2) 采用 GAN 生成对抗神经网络可以很好地解决大量故障样本数据集难以获取导致的数据集不平衡

问题,基于 GAN 扩展的数据集可以得到高精度的故障诊断模型。

3) 在复合故障背景下,本文所述的基于多传感器数据融合及 GAN 的齿轮箱故障诊断方法,可以对齿轮箱的不同故障运行状态进行很好地分类。

参考文献 (References)

- [1] 张龙,甄灿壮,易剑显,等. 双通道特征融合 CNN-GRU 齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击,2021,40(19):239-245,294.
ZHANG Long, ZHEN Canzhuang, YI Jianyu, et al. Dual channel feature fusion CNN-GRU gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(19): 239-245. (In Chinese)
- [2] 乔宁国. 基于多传感器数据融合的高速列车传动系统故障诊断与健康状态预测[D]. 长春:吉林大学,2019:33-50.
QIAO Ningguo. Fault diagnosis and health status prediction of high-speed train transmission system based on multi-sensor fusion [D]. Changchun: Jilin University, 2019: 33-50. (In Chinese)
- [3] 史志远,滕虎,马驰. 基于多信息融合和卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断[J]. 工矿自动化,2022,48(9):56-62.
SHI Zhiyuan, TENG Hu, MA Chi. Fault diagnosis of planetary gearbox based on multi-information fusion and convolutional neural network [J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(9): 56-62. (In Chinese)
- [4] 刘玉梅,乔宁国,庄娇娇,等. 基于多传感器数据融合的轨道车辆齿轮箱异常检测[J]. 吉林大学学报(工学版),2019,49(5):1465-1470.
LIU Yumei, QIAO Ningguo, ZHUANG Jiaojiao, et al. Anomaly detection of rail vehicle gearbox based on multi-sensor data fusion [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2019, 49(5): 1465-1470. (In Chinese)
- [5] 何庆飞,王旭平,李禹生. 基于 MCKD 和峭度的液压泵故障特征提取[J]. 机床与液压,2023,51(1):208-211.
HE Qingfei, WANG Xuping, LI Yusheng. Fault feature extraction of hydraulic pumps based on MCKD and kurtosis [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(1): 208-211. (In Chinese)
- [6] 佟博. 基于 GAN 和 DBN 模型的伺服电机轴承故障诊断研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2019:29-50.
TONG Bo. Research on fault diagnosis of servo motor bearing based on GAN and DBN model [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2019: 29-50. (In Chinese)
- [7] 郝俊腾. 小波变换故障诊断方法在无线传感器网络中的应用[D]. 北京:华北电力大学,2019:9-30.
HAO Junteng. Application of wavelet transform fault diagnosis method in wireless sensor networks [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019: 9-30. (In Chinese)
- [8] 黄华,薛文虎,姚嘉靖,等. 基于图论诊断法与小波包变换的数控机床进给系统故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2022,41(15):130-137.
HUANG Hua, XUE Wenhui, YAO Jiajing, et al. Fault diagnosis of

- NC machine tool feed system based on graph theory diagnosis method and wavelet packet transform[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(15):130-137. (In Chinese)
- [9] 赵善飞. 基于 PSO-BP 神经网络的变压器故障诊断方法研究与应用[D]. 广州:广东工业大学, 2021:20-30.
- ZHAO Shanfei. Research and application of transformer fault diagnosis method based on PSO-BP neural network[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021:20-30. (In Chinese)

Gearbox fault diagnosis method based on multi-sensor data fusion and GAN

YANG Xingyu SONG Chunsheng WU Xiaoyang

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In response to the problem of the gearbox fault diagnosis and analysis based on multi-sensor data under dataset imbalanced conditions, a gearbox fault diagnosis method based on a kurtosis index data fusion and a generative adversarial neural networks (GAN) was proposed. This method weighted the fusion of multiple sensor data based on signal kurtosis, highlighting the fault sensitive components of the gearbox in the fused signal. Then, a wavelet packet transform was used to extract the energy coefficients of each frequency band of the signal as signal features. Finally, the classification and recognition of signal features were implemented based on a back propagation (BP) neural network. Due to the fact that in actual working conditions, fault signals were more difficult to obtain than normal signals, GAN was used to expand the fault data section of the dataset, and the expanded dataset was used to train BP neural network. Through test analysis, it is shown that the fault accuracy of the described method is as high as 98%, which verifies the correctness of the proposed method and provides new ideas and methods for multi-sensor data fusion and fault diagnosis problems.

Key words: Multi-sensor; Data fusion; Fault diagnosis; GAN

Corresponding author: SONG Chunsheng, E-mail: song_chsh@163.com

Received: 2023-10-07 Revised: 2023-12-06