

基于 SCGAN 网络的齿轮故障诊断方法*

庞新宇^{1,2}, 魏子涵^{1,2}, 仝 钰^{1,2}

(1. 太原理工大学机械与运载工程学院 太原, 030024)

(2. 煤矿综采装备山西省重点实验室 太原, 030024)

摘要 为了提高齿轮箱中齿轮单故障及复合故障的识别精度,克服传统故障特征提取方法过于依赖经验判断的困难,从深度学习领域出发,融合卷积神经网络(convolutional neural network,简称 CNN)与对抗神经网络(generative adversarial network,简称 GAN)两种深度神经网络特征,提出一种半监督卷积对抗神经网络模型(semi-supervised convolutional generative adversarial network,简称 SCGAN)。采用两个 CNN 网络分别作为 GAN 网络的生成网络(G)和判别网络(D),改进了网络结构,实现了 GAN 由无监督学习机制向半监督学习机制的转变。将动力传动模拟试验台上采集的齿轮故障信号制成时域、频域和时频样本集,构建 SCGAN 模型用于故障诊断。对比 3 种不同种类的网络模型,结果表明,在不同的样本类型和不同的样本大小下,SCGAN 的诊断精度明显高于 CNN 与 RNN,且收敛速度快。

关键词 半监督学习; 齿轮故障; 智能诊断; 深度神经网络

中图分类号 TH17

引 言

齿轮箱是机械设备的核心部件,特别是在工程机械、煤矿机械及航空机械等不同领域的机械设备中^[1],齿轮数量多,结构复杂,齿轮传动往往既有定轴传动也有行星传动^[2-3],因此故障形式不仅表现为不同的单故障,还伴随着复合故障^[4-5]。复合故障较单故障来说信号混杂,故障特征不明显,多种故障信号之间相互耦合,对其进行故障诊断较为困难^[6],故机械设备齿轮箱齿轮故障诊断一直是相关领域研究的热点。复合故障信号所表现出的非线性函数关系较单故障来说更难以被挖掘。在齿轮复合故障诊断方面,传统的诊断方法多集中在对于信号特征提取方面的研究,通过对故障信号的特征图谱进行去噪、滤波等方法提取出有效特征^[7]。智能算法也被应用到齿轮箱故障诊断中,并取得了一定成果。徐文博等^[8]对比了几种基于深度学习模型的齿轮故障诊断方法,其中磨损、断齿、裂纹及点蚀 4 种单故障在 CNN 模型上取得了 95.8% 的识别准确率。汤宝平等^[9]提出一种多共振分量融合卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法,对行星齿轮箱滚动轴承与齿轮的故障进行了有效的区分,其中对齿轮的故障识

别准确率最高达到 94.7%。张立智等^[10]将 CNN 与 D-S 证据理论相结合,将 CNN 输出的结果作为 D-S 证据理论的输入计算出基本概率分配,得到了诊断精度达到 84.58% 的齿轮箱诊断模型。丁颀等^[11]将 CNN 与循环神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)融合,对齿轮箱单故障进行诊断,改善了单一 CNN 计算时间长、精度低的问题。为了尽可能全面地呈现故障发生的状态,Wang 等^[12]提出了一种合理有效的多传感器数据融合方法,将多个传感器采集到的风机齿轮箱轴承与齿轮的复合故障信号特征融合并转换为图像导入 CNN,获得了 99.47% 的诊断精度。上述文献反映了 CNN 在故障诊断应用中的优点,然而对于齿轮复杂特征的识别精度和效率仍然有待提高,模型的鲁棒性也有待研究。

CNN 一般用于有监督学习,在处理分类问题时,依据有标签样本的指导,能获得较好的识别精度,但缺乏对未知样本的学习能力。无监督学习可以借助部分无标签的样本指导训练有标签的样本,获得比只用有标签的样本训练得到的分类器性能更优的分类器,同时也能解决有标签样本数量不足的问题。在深度学习中,GAN 是无监督学习的代表,

* 国家青年科学基金资助项目(51805352);山西省自然科学基金资助项目(201901D111062)

收稿日期:2020-04-20;修回日期:2020-11-03

其在提高分类器性能、改善样本集质量及增强模型鲁棒性等方面具有优势。笔者在 CNN 的基础上,融入 GAN 的基本思想,提出一种半监督卷积对抗神经网络模型,最大化地发挥两种人工神经网络学习特征图谱的优势,用于解决不同齿轮箱中齿轮单故障及复合故障的识别问题。

1 基础模型

1.1 CNN

CNN 是一种前馈神经网络,是典型人工神经网络的一种,主要应用在计算机视觉领域,可用于处理多维数据,它的隐含层中一般包含卷积层、池化层及全连接层 3 个部分,整个网络具有权值共享以及平移不变性等优点。一般而言,CNN 通过卷积层与池化层的交替作用,对图像进行多次降采样处理来压缩并提取特征,它的优势在于能够将海量原始数据直接作为网络的输入,自主学习,挖掘其中的微弱特征^[13]。与传统故障诊断模式相比,卷积神经网络将特征提取和模式识别过程相结合,将所需数据制作成训练集,再通过反向传播(back propagation,简称 BP)算法进行训练,最终可以得到鲁棒性和迁移性良好的网络模型^[14]。

CNN 的反向传播算法包括数据前向传播、误差反向传播与权值更新 3 个部分^[15]。

前向传播的平方误差代价函数为

$$E^N = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^c (t_k^n - y_k^n)^2 \quad (1)$$

其中: N 为样本个数; c 为类别; t_k^n 为第 n 个样本标签 t^n 的第 k 维; y_k^n 为第 n 个样本网络输出的第 k 维。

网络中权值更新的目标是使网络的实际输出值 y 与真实值 t 更接近。网络第 l 层的输出可以表示为

$$x^l = f(W^l x^{l-1} + b^l) \quad (2)$$

其中: f 为激活函数; x^{l-1} 为第 $l-1$ 层的输出; W^l, b^l 分别为第 l 层的权值与偏置。

样本信息逐层传递,最终得到一个预测值。为了修正预测值与真实值之间的误差,需要将误差信息反向传播回每一层,进行权值与偏置的更新。式(3)、式(4)为更新后的权值与偏置

$$W_{\text{new}}^l = W_{\text{old}}^l - \alpha \partial E / \partial W_{\text{old}}^l \quad (3)$$

$$b_{\text{new}}^l = b_{\text{old}}^l - \alpha \partial E / \partial b_{\text{old}}^l \quad (4)$$

其中: α 为梯度下降的学习率。

1.2 GAN

GAN 由两部分组成:G(Generator)网络,即生成网络;D(Discriminator)网络,即判别网络。首先,在训练开始时,先给 G 网络一个随机的噪声信号,生成一些模糊的图片,进而输入 D 网络,D 网络将这些图片与真实的样本图进行对比判别;其次,进入第 2 轮的生成与判别过程,每次生成的图片质量都会有所提高。如此反复,两个网络相互竞争,形成对抗,最终生成网络 G 获得更优秀的生成图像的能力,同时生成的图像也起到扩充样本的作用,判别网络 D 则获得更强的图像判别能力^[16]。

GAN 的对抗是通过寻找代价函数 V 的最大值与最小值实现的。生成模型 G 的目的是对判别模型 D 进行干扰,使 D 网络无法区分正确的图片与 G 网络生成的“假”图片,因此生成模型的目标函数值要尽量小。G 网络的目标函数^[17]为

$$\min_G V(D, G) = E_{x \sim G(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (5)$$

其中: $D(x)$ 为判别映射函数,表示判断为真实图片的概率; $G(z)$ 为生成映射函数; x 服从关于生成图像映射函数 $G(z)$ 的数据分布; $E_{x \sim G(z)}$ 为 $x \sim G(z)$ 分布的期望值。

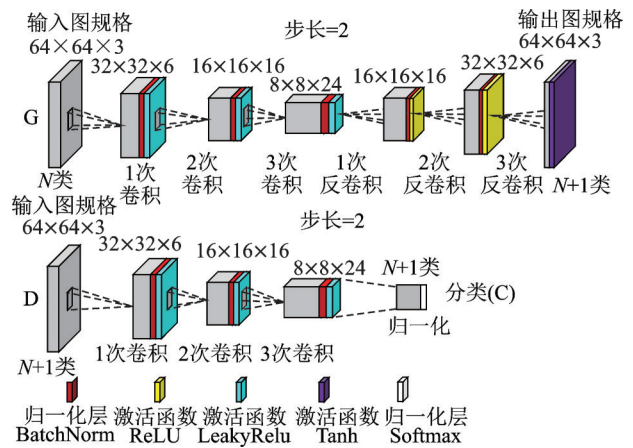


图 1 SCGAN 主要结构

Fig.1 Main structure of SCGAN

D 网络的目标函数为

$$\max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{x \sim G(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (6)$$

其中: $E_{x \sim p_{\text{data}}(x)}$ 表示 x 服从真实图片 $p_{\text{data}}(x)$ 分布的期望值,通过目标函数可找到 D 网络的最大值。

2 SCGAN模型

2.1 SCGAN结构

利用GAN网络中生成模型与判别模型之间相互博弈的思想,参考经典的lenet5网络作为CNN的基础模型^[18],将2个CNN分别作为GAN中的D网络与G网络,通过训练达到提高G生成图像的能力以及D图像分类的能力,以增加故障诊断的精度。改进后的模型结构如图1所示,以不同的图像作为模型的初始输入(图1以像素大小为64×64的图像为例)。首先,在将样本集输入G网络之前,对图像进行随机翻转、剪裁等标准化设置,使得在训练与测试时,图片像素值归一化,这样可以提升收敛速度,节省训练时间;其次,对G网络进行卷积,再进行反卷积,将所有降采样卷积部分的激活函数Relu替换为LeakyRelu,防止梯度稀疏,由于传统CNN的全连接层参数过多,易发生过拟合现象,故去掉全连接层,并用带步长的卷积代替池化,步长均设置为2,加快收敛速度;然后,将G网络输出层替换为Tanh函数,它的值域为[-1,1],与输入数据时所做的标准化处理范围保持一致,在G与D的每层中都加入BatchNorm函数做归一化处理,提高模型稳定性与训练速度;最后,在分类器上的输出层上添加softmax层,对应N+1类样本,多出的一类对应生成器G生成的样本。假设给G输入N类故障信号,那么到达D的输出层时类别为N+1类,模型使用N+1类进行训练,N类进行验证。

2.2 损失函数

损失函数是模型输出和观测结果间概率分布差异的量化。训练过程中以损失函数作为指导依据,判别器D工作时,先做二分类,区分真实数据与生成数据,再做多分类。当判别器损失函数不断下降趋于稳定时停止训练,D网络的判别能力得到提高。

改进后的模型为半监督学习模型,损失函数分为有监督损失与无监督损失来计算。记有监督损失为 L_a ,无监督损失为 L_b ,D网络的总损失^[19]为

$$L_D = L_a + L_b \quad (7)$$

其中

$$L_a = -E_{x,y \sim p_{\text{data}}(x,y)}[\log p_m(y|x, y < N+1)] \quad (8)$$

$$L_b = -\{E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} \log [1 - p_m(y = N+1|x)] + E_{x \sim G(z)} \log [p_m(y = N+1|x)]\} \quad (9)$$

其中: $\log p_m(y \in \{1, 2, \dots, N\}|x)$ 表示图像属于1~N类的概率; $p_m(y = N+1|x)$ 表示判别为生成

图像的概率; $p_m(y|x, y < N+1)$ 表示图像为真实图像的概率。

$D(x)$ 表示输出是真实图像的概率,可以表示为

$$D(x) = 1 - p_m(y = N+1|x) \quad (10)$$

则无监督学习部分的损失函数也可以表示为

$$L_b = -\{E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} \log D(x) + E_{x \sim G(z)} \log (1 - D(G(z)))\} \quad (11)$$

设置一个提示位sign控制 L_a 与 L_b 的统计量,并通过代码 $\text{sign} * L_a + (1 - \text{sign}) * L_b$ 实现。统计无监督学习的损失时,sign为0;统计监督学习损失时,sign为1。设置此开关保证了可以在每个epoch开始的前几个组使用带标签的数据,用于指导训练。

2.3 工作流程

SCGAN模型的工作流程见图2。G与D的初始学习率都设置为0.001;每个回合(epoch)包含200个组(batch),每1组训练1次判别器,每10组训练1次生成器。在每次训练结束后,根据训练的结果,对学习率、分组大小(batchsize)、步长(stride)及补偿(padding)值等作出调整,最终找到适合本次试验数

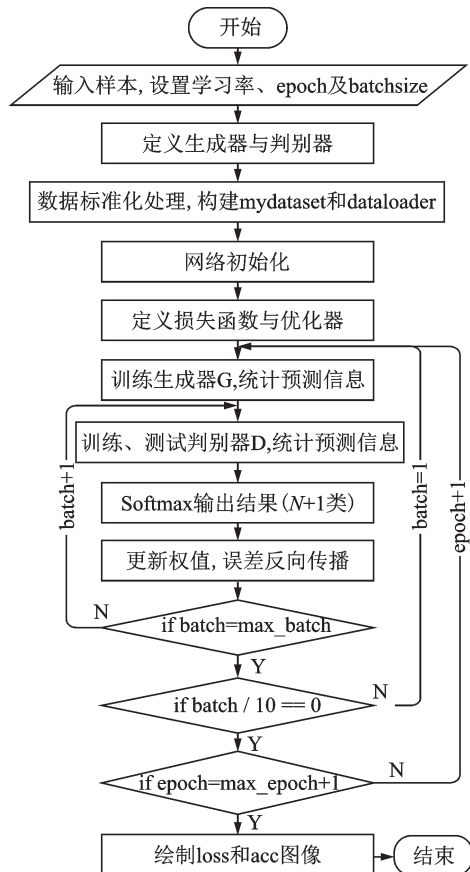


图2 模型工作流程图

Fig.2 Model work flow chart

据的最佳模型。表 1 为模型训练前预设的参数。

表 1 模型参数
Tab.1 Model parameters

参数	数值	参数	数值
生成器学习率	0.001	Maxepoch	300
判别器学习率	0.003	Batchsize	28
优化器 AdamW	0.000 3		

3 试验过程与结果分析

3.1 数据采集

在图 3 所示的动力传动模拟试验台上完成齿轮箱故障试验,试验台主要由驱动电机、行星轮系齿轮箱、定轴轮系齿轮箱及磁粉制动器组成。4 个单向加速度传感器分别安装在定轴轮系和行星轮系齿轮箱的箱体上,其中定轴轮系齿轮箱 x, y, z 方向各 1 个,行星轮系齿轮箱 1 个,通过 DAHAS 数据采集系统采集振动信号。



图 3 动力传动模拟试验台
Fig.3 DDS experimental bench

图 4 为传动系统结构简图,其中 $Z_1=39, Z_2=100, Z_3=36, Z_4=90$ 。太阳轮 $Z_s=28$,行星轮 $Z_p=36$,齿圈 $Z_r=100$ 。主轴转速为 2 400 r/min,采样频率设置为 5 kHz,加速度传感器连续采集信号 200 s,共采集 10^6 个样本点。

分别采集行星轮系中太阳轮故障(磨损和缺齿)和定轴轮系中直齿轮故障(磨损和缺齿)作为单故障

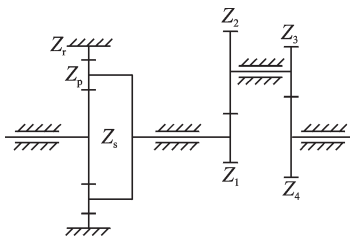


图 4 传动系统结构简图
Fig.4 Transmission system schematic

样本,并两两组合成 4 种复合故障形式,如表 2 所示,其中定轴轮系直齿轮取 Z_1 作为故障齿轮。

表 2 故障形式分类
Tab.2 Composite fault classification

故障类型	定轴轮系直齿轮	行星轮系太阳轮
复合故障	1 磨损	磨损
	2 磨损	缺齿
	3 缺齿	缺齿
	4 缺齿	磨损
单故障	5 磨损	正常
	6 缺齿	正常
	7 正常	磨损
	8 正常	缺齿

3.2 数据集的制作

将采集到的样本点保存为 Matlab 格式文件,并通过 imwrite 函数批量导出,为保证样本周期的完整性,以 1 000 个样本点为一张特征图,每种故障生成 1 000 张特征图。由于每种类型的故障可能出现在不同工况与不同位置,数据集要尽可能全面地呈现故障发生的状态,因此将多个传感器采集到的振动信号所生成的特征图随机融合在一起。通过 Python 编写程序将图片打乱顺序并将测试集与训练集的比例按照 7:3 进行划分,得到 5 600 张训练集与 2 400 张验证集。将制作好的样本集输入改进后的模型,选取 10 次测试结果的平均值作为诊断结果。

3.3 模型构建

采用 Python 编程语言,在 Pytorch 框架下进行模型的搭建,使用 Anaconda3 软件设置环境变量,在其工具箱的 Jupyterlab 里进行编辑。表 3 为判别网络中每一层的参数。其中: F 为卷积核大小; P 为补偿值; S 为卷积步长。

3.4 试验结果

3.4.1 单故障

将表 2 中的 4 种单故障下 64×64 的频谱图输入网络模型,得到其准确率与损失函数分别如图 5(a, b) 所示。由图可见,在 SCGAN 模型上,经过 300 次迭代,4 种单故障准确率平均值达到 99.67%,损失函数稳定在 0.02。

通过图 6 所示的混淆矩阵可以清晰地看出预测

表 3 判别网络参数

Tab.3 Parameters of Discriminator

层数	类别	参数
1	输入	64*64*3
2	Conv1	$F=5, P=2, S=2, 32*32*6$
3	Batchnorm	6
4	LeakyRelu	6
5	Conv2	$F=5, P=2, S=2, 16*16*16$
6	Batchnorm	16
7	LeakyRelu	16
8	Conv3	$F=5, P=2, S=2, 8*8*24$
9	Batchnorm	24
10	LeakyRelu	24
11	Softmax	11
12	输出	11

型上的表现如图 7(a,b)所示,准确率平均值达到了 99.5%,判别器损失稳定在 0.03。

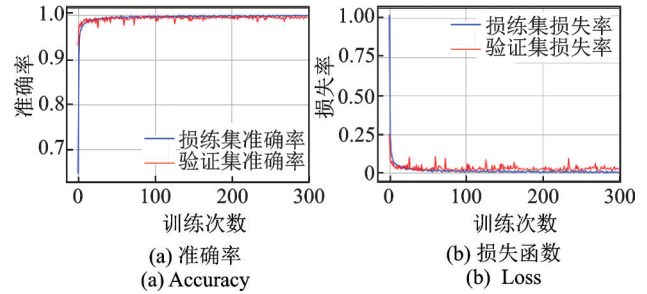


图 7 复合故障分类结果

Fig.7 Compound fault diagnosis result

图 8 为表 2 中 4 种复合故障的混淆矩阵,每种类别被预测错误的标签最多不超过 2 个。由图 6、图 8 可以看出,不论是单故障还是复合故障,SCGAN 模型都可以有效地进行区分。

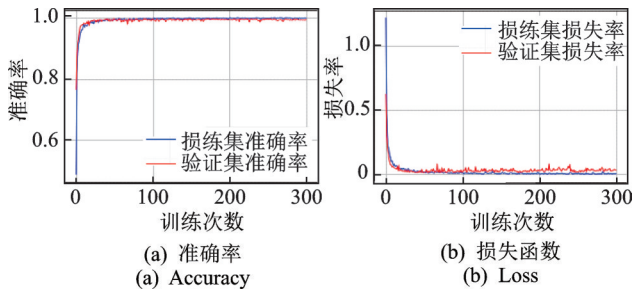


图 5 单故障分类结果

Fig.5 Single fault diagnosis result

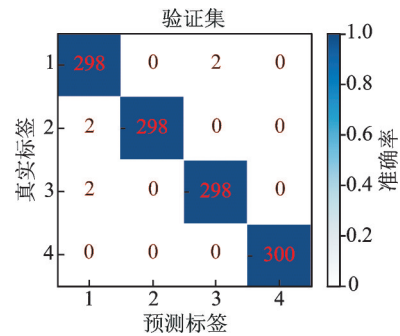


图 8 复合故障验证集混淆矩阵

Fig.8 SCGAN Validation confusion matrix

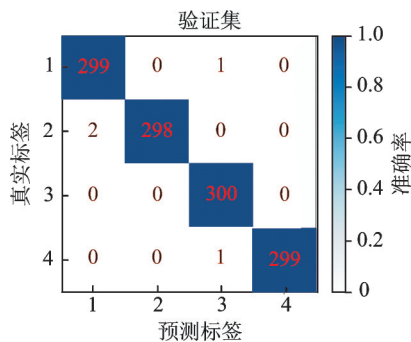


图 6 单故障验证集混淆矩阵

Fig.6 CNN Validation confusion matrix

值与真实值之间的关系。其中横坐标 1~4 对应表 1 中的 4 种单故障,行代表实际类别,列代表预测值。由图可以看出第 1 行属于类别 1 的样本有 299 个被正确分到了第 1 类,1 个被错误分到了第 3 类;同理,第 2 行属于类别 2 的样本有 298 个被正确分到第 2 类,2 个被错误分到了第 1 类。

3.4.2 复合故障

表 2 中 4 种复合故障 64×64 的频谱图在网络模

在经过 GAN 的训练优化后,模型识别的精度以及收敛效果都有了明显的改善。与文献[7]相比,验证集的准确率提高了 1.49%,损失函数下降了 9.1%。表 1 中 8 种故障同时训练时生成器的损失函数如图 9 所示。在训练 150 个回合后,由于判别器已获得较强的识别能力,无法继续给 G 有效的指导,导致生成器损失函数出现爆炸的现象。

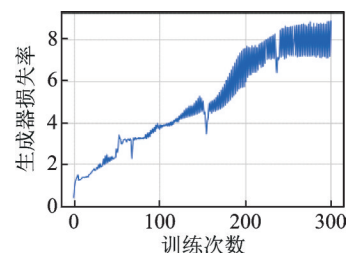


图 9 SCGAN 生成器损失函数

Fig.9 SCGAN generator loss function

4 模型性能检验与对比

4.1 泛化能力

考虑到实际工况中噪声的影响,为了验证模型的泛化能力,选取 Prognostics and Health Management Society (PHM 协会)2009 年国际竞赛的全套齿轮箱数据集中主轴频率分别为 40 和 50 Hz 的磨损、断齿的故障齿轮对本次试验采集到的 4 种单故障齿轮数据进行替换,制成混合样本集,见表 4。每种类

表 4 选取 PHM 数据集规格
Tab.4 PHM data set parameters

主轴频率/Hz	特征图样本点数量	
	磨损特征样本	断齿特征样本
40	1 000	1 000
50	800	800

型故障同样共计 1 000 张特征图,使用已经训练好的模型进行测试,每种图谱进行 3 组试验,表 5 中精确度代表 8 种故障在验证集上诊断精度的平均值。

表 5 混合样本集精确度
Tab.5 Training epoch and accuracy %

样本类型	训练次数	试验组数		
		1	2	3
时域图	100	68.47	66.98	66.75
	300	69.65	67.78	69.52
	500	68.43	69.04	69.46
频域图	100	84.36	85.60	83.29
	300	86.51	86.32	87.42
	500	88.09	88.25	88.56
时频图	100	71.37	70.98	71.37
	300	72.06	71.41	71.96
	500	72.54	73.57	73.05

由表 5 看出,分别对 3 种类型的特征图进行 100,300 和 500 次的训练并测试,使用已经训练好的模型在进行样本融合后的测试集上进行特征识别分类,也可以取得满意的诊断效果。

4.2 相似模型对比

为了进一步验证 SCGAN 模型对于齿轮箱故障诊断的效果,将其与 CNN 和 RNN 网络模型进行对比,如表 6 所示,表中精确度仍为 8 种故障平均值。

表 6 对比了样本集不同种类、不同输入尺寸、不

表 6 各模型之间准确率对比

Tab.6 Comparison of accuracy between models

图谱大小	图谱类型	SCGAN	CNN	RNN
32×32	时域	90.36	83.75	63.24
	频域	98.13	88.83	65.54
	时频	93.29	90.39	67.48
64×64	时域	91.36	88.46	66.92
	频域	99.58	93.67	64.66
	时频	95.45	91.55	68.75
128×128	时域	91.23	88.62	70.37
	频域	99.30	91.39	72.69
	时频	90.78	89.65	75.26

同网络模型之间对于齿轮箱混合轮系复合故障诊断的效果,表中的准确率为 300 次训练的平均值。SCGAN 模型在诊断精度与收敛速度上优于其他模型,在测试集上最高可达 99.58% 的准确率,与文献[6]中的轴承复合故障相比提高了 15%,与文献[8]中的轴承齿轮复合故障相比提高了 0.11%。

5 结 论

1) 提出一种半监督卷积对抗神经网络模型,该模型能够有效地对齿轮单故障与复合故障进行特征识别与故障诊断。

2) 利用半监督学习模型,获得了比有监督模型更强的分类能力,在其他样本集上该模型也取得了较好的诊断效果,证明其具有良好的泛化能力。

3) 通过与其他方法进行对比,证明了笔者提出的 SCGAN 模型提高了分类器的能力,获得更优的收敛速度与诊断精度。

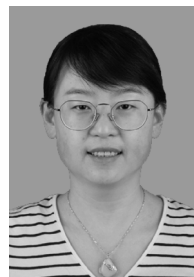
4) 对比了不同的网络模型对于单故障与复合故障的诊断效果,在 SCGAN 模型上获得最高 99.58% 的诊断精度。

参 考 文 献

[1] 王勇,师款. 基于 BP 神经网络技术的采煤机齿轮箱早期故障诊断[J]. 煤矿机械, 2019, 40(4): 158-160.
WANG Yong, SHI Kuan. Early fault diagnosis of shearer gearbox based on BP neural network technology [J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(4): 158-160. (in Chinese)

[2] 张睿,张义民,朱丽莎. 采煤机截割部齿轮箱体振动特性实验[J]. 振动与冲击, 2019, 38(13): 179-184.
ZHANG Rui, ZHANG Yimin, ZHU Lisha. Tests for dynamic characteristics of shearer cutting gearbox [J].

- Vibration and Shock, 2019, 38(13):179-184. (in Chinese)
- [3] 田林红, 赵阳. 基于混合智能的采煤机齿轮传动故障诊断方法[J]. 煤矿机械, 2019, 40(11):155-158.
TIAN Linhong, ZHAO Yang. Fault diagnosis method for shearer gear transmission based on hybrid intelligence[J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(11):155-158. (in Chinese)
- [4] WANG T Y, HAN Q K, CHU F L, et al. Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: a review [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019(126):662-685.
- [5] FENG Z P, ZHU W Y, ZHANG D. Time-frequency demodulation analysis via Vold-Kalman filter for wind turbine planetary gearbox fault diagnosis under nonstationary speeds [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019(128):93-109.
- [6] 陈如清, 沈士根. 基于递归神经网络的旋转机械故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2005, 25(3):233-243.
CHEN Ruqing, SHEN Shigen. Outflow slag at ladle automatic detection based on wavelet-energy and RBF neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2005, 25(3):233-243. (in Chinese)
- [7] 时建峰, 程珩, 许征程. 小波包与改进BP神经网络相结合的齿轮箱故障识别[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(3):321-372.
SHI Jianfeng, CHENG Heng, XU Zhengcheng. Noise reduction of frequency response function using singular value decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(3):321-372. (in Chinese)
- [8] 徐文博, 任亚峰, 韩冰. 一种基于深度学习理论的齿轮系统故障诊断方法[J]. 机械传动, 2020, 44(8):78-83.
XU Wengbo, REN Yafeng, HAN Bing. A gear system fault diagnosis method based on deep learning theory [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44(8):78-83. (in Chinese)
- [9] 汤宝平, 熊学嫣, 赵明航. 多共振分量融合CNN的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(3):508-512.
TANG Baoping, XIONG Xueyan, ZHAO Minghang. Fault diagnosis of planetary gearbox based on multi-resonance component fusion CNN [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(3):508-512. (in Chinese)
- [10] 张立智, 井陆阳, 徐卫晓, 等. CNN和D-S证据理论相结合的齿轮箱复合故障诊断研究[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(10):1582-1588.
ZHANG Lizhi, JING Luyang, XU Weixiao, et al. A composite fault diagnosis method of gearbox combining with convolution neural network and D-S evidence theory [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38(10):1582-1588. (in Chinese)
- [11] 丁頔, 南国防. CNN和RNN融合法在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 轻工学报, 2020, 35(1):102-108.
DING Di, NAN Guofang. Application of CNN-RNN fusion method in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Light Industry, 2020, 35(1):102-108. (in Chinese)
- [12] WANG H Q, LI S, SONG L Y, et al. A novel convolutional neural network based fault recognition method via image fusion of multi-vibration-signals [J]. Computers in Industry, 2019(105):182-190.
- [13] JING L Y, ZHAO M, LI P, et al. A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox [J]. Measurement, 2017(111):1-10.
- [14] CHEN Z Q, LI C, RENÉ-VINICIO S. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks [J]. Shock and Vibration, 2015:1-10.
- [15] JIANG G Q, HE H B, YAN J. Multiscale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(4):3196-3207.
- [16] JIA F, LEI Y G, LIN J, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016(72/73):303-315.
- [17] WANG L, ZHANG Z J, LONG H, et al. Wind turbine gearbox failure identification with deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3):1360-1368.
- [18] KRISZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the Acm, 2017, 60(6):84-90.
- [19] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, et al. Generative adversarial networks an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1):53-65.



第一作者简介:庞新宇,女,1976年9月生,博士、教授、硕士生导师。主要研究方向为机械故障诊断、机械系统动力学。曾发表《An investigation into fault diagnosis of planetary gearboxes using a bispectrum convolutional neural network》(《IEEE/ASME Transactions on Mechatronics》2021, Vol.26)等论文。
E-mail: pangxinyu@tyut.edu.cn