DOI:10.11918/202203045

基于改进 ACGAN 的永磁同步电机数据扩张方法

许小伟[1],韦道明[1],严运兵[1],刘哲宇[2],敖金艳[1],占 柳[1]

(1.武汉科技大学 汽车与交通工程学院,武汉 430065;2.广东海洋大学 船舶与海运学院,广东 湛江 524088)

摘 要:永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor,PMSM)的监测数据呈现出非平稳、非线性、多源异构性和价值低密度性等特点,而仿真数据难以准确地模拟电机故障类型和故障程度,使得正常数据与故障数据的样本呈现严重不均衡现象,导致故障诊断的模型训练容易出现过拟合、精度低等问题。本文提出了一种改进辅助分类生成对抗网络(auxiliary classification generation adversarial network,ACGAN),通过对原始样本的分布特性进行学习,实现对 PMSM 实测故障数据的扩张,为电机的故障诊断和健康评估提供数据基础。首先,针对 ACGAN 网络收敛性差和梯度易消失或爆炸的问题,使用 Wasserstein 距离约束生成数据的重建损失,利用梯度惩罚代替权值剪裁对模型进行优化,解决模型训练不稳定问题;其次,剖析数据之间的变化关系和历史变化规律,在生成器中引入循环神经网络提高生成数据质量;最后,利用 PMSM 匝间短路的故障数据,对比分析 ROS、SMOTE、ADASYN 及改进 ACGAN 4 种数据扩张方法对提升故障诊断模型性能的有效性。分析结果表明,与其他数据扩张方法相比,改进 ACGAN 方法的模型训练较稳定、收敛速度较快,扩张数据质量较高。

关键词:永磁同步电机;数据扩张;改进辅助分类生成对抗网络;梯度惩罚;循环神经网络

中图分类号:TP182 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2023)10-0114-08

Data expansion method of permanent magnet synchronous motor based on improved ACGAN

XU Xiaowei[1], WEI Daoming[1], YAN Yunbin[1], LIU Zheyu[2], AO Jinyan[1], ZHAN Liu[1]

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China;
2. Naval Architectureand Shipping College, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, Guangdong, China)

Abstract: The monitoring data of permanent magnet synchronous motor (PMSM) exhibit complexities such as non-smoothness, non-linearity, multi-source heterogeneity and low value density. These characteristics make it challenging to accurately model the type and extent of motor faults using simulation data. The serious imbalance between normal and faulty data samples leads to problems such as overfitting and low accuracy in the training of fault diagnosis models. In this paper, an improved auxiliary classification generation adversarial network (ACGAN) is proposed to study the expansion of real fault data for PMSM by learning the distribution characteristics of the original samples, while the generated fault dataset provides a data base for the next fault diagnosis and health assessment. Firstly, to address the problems of poor convergence and the tendency for gradients to disappear or explode in ACGAN networks, the Wasserstein distance is used to constrain the reconstruction loss of the generated data, and the gradient penalty is used instead of weight clipping to optimize the model and mitigate model training instability. Secondly, to analyze the change relationship between data and the historical change pattern, recurrent neural network is introduced in the generator to improve the quality of the generated data. Finally, the effectiveness of four data expansion methods, ROS, SMOTE, ADASYN and improved ACGAN, is compared and analyzed in improving the performance of fault diagnosis models using fault data from PMSM inter-turn short circuits. Results show that the model trained using the improved ACGAN method is more stable, converges faster and produces expanded data of superior quality than those adopting other data expansion methods.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; data expansion; improved auxiliary classification generation adversarial network; gradient penalty; recurrent neural network

收稿日期:2022-03-14;**录用日期**:2022-08-15;**网络首发日期**:2023-04-27
网络首发地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1235.T.20230427.1141.006.html
基金项目:国家自然科学基金(51975426);湖北省重点研发计划(2021BAA018,2022BAA062)
作者简介:许小伟(1983—),男,教授,博士生导师
通信作者:许小伟,xuxiaowei@wust.edu.cn

永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor,PMSM)具有效率高、体积小、功率密度大和调速范围宽等优点,在生产生活中有着广泛的应用。但是电机长时间运行可能会出现电气故障、退磁故障、机械故障等[1]。电机故障具有偶发性,传统的故障诊断方法难以满足高效快速诊断的要求。深度学习凭借其良好的特征提取能力被应用在故障诊断领域[2-3],但足量且均衡的数据集是保证基于深度学习的故障诊断方法发挥其性能的前提[4]。通过试验平台采集数据难以模拟所有故障类型和故障程度,而实际应用中采集的电机故障样本又偏少,与正常样本相比严重失衡。

过采样方法是目前解决样本数量缺失的思路之一。传统的随机过采样算法(random oversampling,ROS)[5]通过简单复制使数据集各类样本达到均衡,但这种方式得到的数据集样本重叠严重,随着生成数据的增多,导致诊断模型泛化性弱。合成少数类过采样技术(synthetic minority oversampling technique,SMOTE)[6]、自适应合成样本方法(adaptive synthetic,ADASYN)[7]在少数类样本中通过线性插值生成样本,缓解了 ROS 导致的模型泛化性弱的问题。但是此类方法并未考虑到原始数据的整体分布特性,所以对模型性能的提升有限[8]。

大数据的驱动下,深度学习算法在数据扩张领域取得了一定成果。文献[9-10]在自编码的基础上对样本进行了重建,生成了效果不错的数据,但是概率计算复杂,样本的重构精度偏低。文献[11]提出的生成对抗网络(generative adversarial nets,GAN)利用两个神经网络对抗有效地提升了生成图像的质量。文献[12-13]提出了超分辨 GAN(super-resolution generative adversarial network,SRGAN),提高了对低分辨率图像的超分辨率重建效率。文献[14-15]考虑到数据的相关性,在模型中添加上下文约束条件,生成了高质量的重建图像。以上研究表明 GAN 能够通过训练学习到原始样本的特征分布[16]。

鉴于采集到的电机故障数据是一维时间序列,研究表明 GAN 的衍生模型具有生成一维时间序列数据的潜力。文献[17]提出了一种基于 GAN 的多优化数据插补方法解决了风力涡轮机大规模数据丢失的问题;文献[18]利用 ACGAN 对心电信号进行了有效扩张。

PMSM 故障数据是变化波动大且分布多样的离散数据,直接将 ACGAN 用于生成电机故障数据存在生成效率低、重建损失大、训练不稳定等情况。鉴于此,本文提出了一种基于改进 ACGAN 的数据扩张方法,对电机故障数据进行扩充。首先使用 Wasserstein 距离约束生成数据的重建损失,利用梯度惩罚代替权值剪裁对模型进行优化;然后,考虑到电机发生故障时数据的时序特性和相关性,在生成器中引入循环神经网络;最后将 BP 神经网络作为诊断模型,对比数据扩张前后的分类结果验证本文所提方法的有效性。

1　改进 ACGAN 算法

1.1　GAN

生成对抗网络由生成器和判别器两部分组成[19],且两者处于博弈对抗关系。生成器的目的是生成尽量逼真的数据骗过判别器的甄别;判别器的目的是将真实数据和生成数据准确区分,并且最大化判别概率。其结构见图 1。

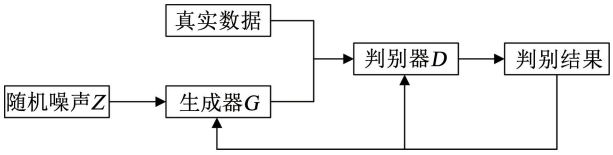


图 1　GAN 结构示意

Fig. 1　GAN structure

假设 n 组电机故障样本,则故障数据集为 $X=\{\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n\}$,$\boldsymbol{x}_n$ 为第 n 组故障样本的特征向量。随机噪声 z 服从 P_z 分布,即 $z\sim P_z$ 为生成器的输入;真实数据 X 满足客观真实分布 P_{data},即 $X\sim P_{\text{data}}$。

通过对生成器和判别器进行交替迭代训练,建立 P_z 和 P_{data}之间的映射关系。将生成器生成的样本和原始故障样本一同输入到判别器中,通过神经网络计算获得样本为真实样本的概率,将输出结果反馈给生成器使得生成更加逼真的数据,达到以假乱真的地步。

最终当生成器生成的数据分布和故障数据分布一致时,达到纳什均衡点。则 GAN 的目标函数为

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

式中:$\min\limits_G\max\limits_D V(G,D)$ 的最大化最小化问题有全局最优解,即达到纳什均衡状态;x 为真实数据;z 为随机分布;$D(x)$为判别器输出样本为真的概率;$G(z)$为生成器生成的样本。

1.2　ACGAN

ACGAN[20]通过在生成器和判别器中引入类别标签,用来引导样本的生成,解决了传统 GAN 无法控制生成数据类别的缺陷。同时 ACGAN 模型具备生成指定类别故障数据的特性,减少了训练时间。其结构见图 2。

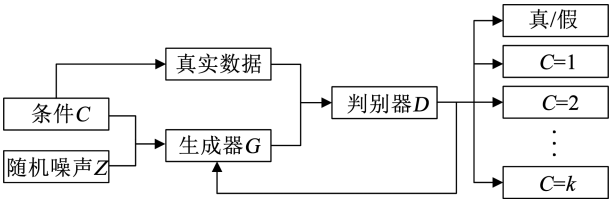


图 2 ACGAN 结构示意

Fig. 2 ACGAN structure

保持生成器 G 不变,训练判别器 D 的目的是使 L_s+L_c 最大化;保持判别器 D 不变,训练生成器 G 的目的是使 L_s-L_c 最大化。ACGAN 的目标函数为:

$$L_s=E_{x\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(x))]+E_{z\sim P_z}[\log_2(1-D(G(z)))] \tag{2}$$

$$L_c=E_{c\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(c))]+E_{c\sim P_z}[\log_2(1-D(G(c)))] \tag{3}$$

式中:L_s 为判别器输出数据为真的概率,L_c 为判别器输出数据分类正确的概率。

1.3 改进 ACGAN

选用 Wasserstein 距离来度量实际电机故障数据分布与合成电机故障数据分布之间的差异,避免了 ACGAN 由于采用 JS 散度或者 KL 散度来衡量实际分布和生成分布的距离时产生的训练不稳定。Wasserstein 距离[21]定义为

$$W(P_{\text{data}},P_g)=\inf_{\gamma\in\prod(P_{\text{data}},P_g)}E_{(x,\tilde{x})\sim\gamma}[\,\|x-\tilde{x}\|\,] \tag{4}$$

式中:$\prod(P_{\text{data}},P_g)$ 为 P_{data} 与 P_g 的联合概率分布 γ 的集合;$\tilde{x}$ 为生成样本,$\|x-\tilde{x}\|$ 为真实样本与生成样本之间的距离;$W(P_{\text{data}},P_g)$ 为 $\gamma(x,\tilde{x})$ 期望的下确界。由于难以直接计算 2 个任意分布之间的 Wasserstein 距离,本文采用 Kantorovich-Rubinstein 对偶形式为

$$W(P_{\text{data}},P_g)=\frac{1}{K}\sup_{\|f\|_{\text{L}}<K}E_{x\sim P_{\text{data}}}[f(x)]-E_{x\sim P_g}[f(x)] \tag{5}$$

式中:K 为常数;sup 为上确界;$\|f\|_{\text{L}}\leqslant K$ 表示函数 $f(x)$ 满足 K-Lipschitz 连续,保证其导函数在一定范围。即在训练时网络更新的权重被限定在一定区间内,保证正常的梯度优化,使得网络权值在每一轮迭代中不会有较大的变化,有效解决 ACGAN 训练不稳定的问题。

为了避免权值范围设置不恰当导致梯度爆炸或梯度消失这一问题,本文在原有的损失函数中添加梯度惩罚项[22],以提高网络训练的稳定性。其表达式为

$$L_{\text{gp}}=\lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}[(\|\nabla_{\hat{x}}D(\hat{x})\|_2-1)^2] \tag{6}$$

式中:∇ 为梯度;$\|\cdot\|_2$ 为 2 范数;λ 为正则项系数;$\hat{x}=\varepsilon x+(1-\varepsilon)\tilde{x}$,式中 $\tilde{x}\sim P_g$,$\varepsilon\sim U[0,1]$,U 为均匀分布;$P_{\hat{x}}$ 为采样分布,其范围在真实数据分布与生成数据分布之间。

由此可知,基于梯度惩罚优化的改进 ACGAN 网络模型总损失函数为:

$$L_s=E_{x\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(x))]+E_{z\sim P_z}[\log_2(1-D(G(z)))]+\lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}[(\|\nabla_{\hat{x}}D(\hat{x})\|_2-1)^2] \tag{7}$$

$$L_c=E_{c\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(c))]+E_{c\sim P_z}[\log_2(1-D(G(c)))] \tag{8}$$

结合变量之间潜在的相关性及历史数据变化规律,本文在生成器中引入循环神经网络[23],结构见图 3。

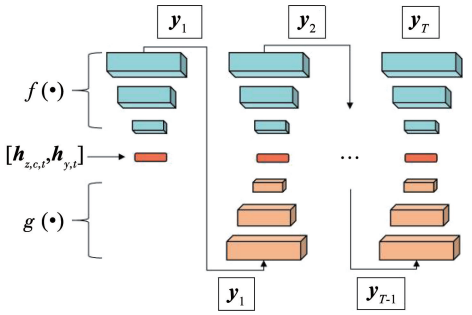


图 3 改进 ACGAN 的生成器

Fig. 3 Generator of improved ACGAN

生成器由一系列相同的结构单元组成,每个结构包含 $g(\cdot)$、$f(\cdot)$ 两部分。全局变量时间步骤 T 控制生成器的大小。

首先从先验分布中采样得到一个样本 z_t,z_t 与此时对应的标签拼接成变量 $\boldsymbol{h}_{z,c,t}$;然后将 $\boldsymbol{h}_{z,c,t}$ 缩放至与 $\boldsymbol{h}_{y,t}$ 相同维度并组成 $[\boldsymbol{h}_{z,c,t},\boldsymbol{h}_{y,t}]$,$\boldsymbol{h}_{y,t}$ 为 $t-1$ 时刻 $f(\cdot)$ 的输出结果;最后输入到 $f(\cdot)$,经过多层卷积操作之后得到当前 t 时刻的生成数据,输出结果为 $\boldsymbol{y}_t$;同样的,遍历所有的时间步骤,最终输出结果 $\boldsymbol{y}_T$。

2 改进 ACGAN 模型结构及训练过程

2.1 模型网络结构

改进 ACGAN 生成器网络整体架构见图 4,网络的超参数是在文献[18]的基础上进行实验所得的结果。卷积核大小和归一化时采用的动态均值动量大小为原文献的默认数值;由于电机故障数据是一维的时间序列,所以采用 1D 卷积来进行数据维度上的处理;滤波器的数量以 2 为倍数,在结果重构误差相近的情况下选择较小的数值,以减少网络参数,优化模型提高训练速度;为了充分学习到数据潜在的内部特征,将步长设置为 1;采用 ReLU 激活函数提高训练速度。生成器在每个时间步长处,添加长度为 128 的潜变量与上一个步长的结果拼接。

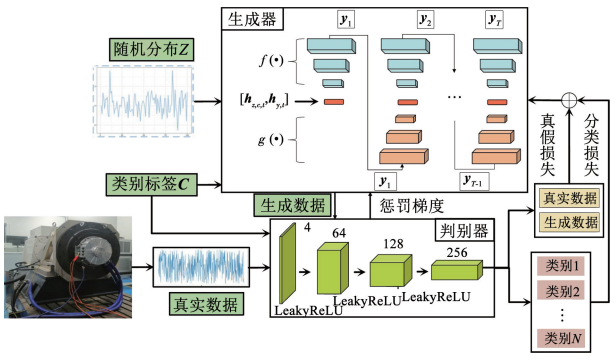


图 4　基于改进 ACGAN 的电机数据扩张方法框架

Fig. 4　Framework of motor data expansion method based on improved ACGAN

为保证生成数据与输入数据的维度一致，$f(\cdot)$ 网络的输出层滤波器的个数设置为 4，分别对应 A 相电流、B 相电流、负序电流、电磁转矩 4 类数据。生成器基本单元里 $g(\cdot)$、$f(\cdot)$ 的详细网络参数见表 1、2。$g(\cdot)$、$f(\cdot)$ 的输出层分别采用 tanh、sigmoid 激活函数，其他卷积层及全连接层采用 ReLU 激活函数。

改进 ACGAN 模型的判别器网络结构与生成器的编码 $g(\cdot)$ 基本类似，不同之处在于，为了提高判别器对于数据真伪的判别能力，卷积层的激活函数采用 LeakyReLU 以提高识别性能。输出层为 2 个并列结构的全连接：一个为能够判定样本类别的 softmax 输出层；另一个为鉴别样本真假的全连接，采用 sigmoid 激活函数。最终判别器输出的值是 Wasserstein 距离，并且对整个判别模型采用梯度惩罚提升训练稳定性。

表 1　$g(\cdot)$ 网络结构参数

Tab. 1　Structure parameters of $g(\cdot)$ network

层数	名称	参数	数值
1	1D 卷积层	卷积核大小	3
		滤波器数量	64
		步长	1
2	批归一化层	动态均值动量	0.8
3	1D 卷积层	卷积核大小	3
		滤波器数量	128
		步长	1
4	批归一化层	动态均值动量	0.8
5	1D 卷积层	卷积核大小	3
		滤波器数量	256
		步长	1
6	批归一化层	动态均值动量	0.8
7	全连接	神经元数量	256

表 2　$f(\cdot)$ 网络结构参数

Tab. 2　Structure parameters of $f(\cdot)$ network

层数	名称	参数	数值
1	全连接	神经元个数	768
2	1D 上采样层	上采样因子	2
3	1D 卷积层	卷积核大小	3
		滤波器数量	128
		步长	1
4	批归一化层	动态均值动量	0.8
5	1D 上采样层	上采样因子	2
6	1D 卷积层	卷积核大小	3
		滤波器数量	64
		步长	1
7	批归一化层	动态均值动量	0.8
8	1D 卷积层	卷积核大小	2
		滤波器数量	4
		步长	1

2.2　模型训练过程

基于改进 ACGAN 的损失函数，对模型参数进行迭代更新。在每个训练单元中，训练过程可以分为 2 个步骤。

1）判别器的训练：首先从高斯分布取样生成数据和原始数据，组成一个批次的训练数据 m；然后将其生成数据和原始数据一同输入到判别器中，通过对判别器损失函数求导来对判别器网络参数进行优化，使用 Adam 算法作为梯度优化算法。

2）生成器的训练：判别器训练完成后，开始生成器的训练。将判别器的输出结果用来反馈给生成器，指导生成器生成质量更高的数据。通过对生成器损失函数求导对生成器网络参数进行优化，同样使用 Adam 算法作为梯度优化算法。

准确的判别器梯度信息会促进生成器性能的提升，本文先预训练判别器 300 次，然后在每一轮正式训练过程中采取先训练判别器 n_D 次再训练生成器 1 次的方式来提高模型的整体性能。在一轮训练完后，训练过程重新开始，通过反复迭代训练，使整个模型在判别器和生成器损失函数的损失值上达到纳什均衡。最后生成器可以根据给定的标签控制和高斯噪声生成 PMSM 不同故障类型的数据。

改进 ACGAN 的训练过程如下所示：

算法　改进 ACGAN

默认参数:学习率 $l=0.000\ 5$;$\lambda=5$;$m=128$;$n_D=5$;$\beta_1=0.9$;$\beta_2=0.999$;w,判别器初始参数;θ,生成器初始参数。

步骤 1:while 网络不满足收敛要求

步骤 2:For $t=0,\cdots,n_D$ do

步骤 3:For $i=1,\cdots,m$ do

步骤 4:$x\sim P_{\text{data}}$//(从真实样本中取样)

步骤 5:$z\sim P_z(z)$//(从潜在分布中取随机噪声)

步骤 6:$\varepsilon\sim U[0,1]$//(随机参数服从均匀分布)

步骤 7:$\tilde{x}\leftarrow G_\theta(z)$//(生成器生成的样本)

步骤 8:$\hat{x}\leftarrow\varepsilon x+(1-\varepsilon)\tilde{x}$

步骤 9:

$$L_s\leftarrow E_{x\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(x))]+E_{z\sim P_z}[\log_2(1-D(G(z)))]+\lambda E_{\hat{x}\sim P_{\hat{x}}}[(\|\nabla_{\hat{x}}D(\hat{x})\|_2-1)^2]$$

$$L_c\leftarrow E_{c\sim P_{\text{data}}}[\log_2(D(c))]+E_{c\sim P_z}[\log_2(1-D(G(c)))]$$

步骤 10:end for

步骤 11:$w\leftarrow\left(\nabla_w\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}L_s,w,l,\beta_1,\beta_2\right)$//(计算损失对判别器网络参数的梯度,更新判别器参数)

步骤 12:end for

步骤 13:Samples $\{z^{(i)}\}_{i=1}^{m}\sim P_g(z)$//(从潜在分布中取一个批次的训练量)

步骤 14:$\theta\leftarrow\text{Adam}\left(\nabla_\theta\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}-L_s,\theta,l,\beta_1,\beta_2\right)$//(计算损失对生成器网络参数的梯度,更新生成器参数)

步骤 15:end while

步骤 16:输出网络模型参数

3 算例分析

3.1 数据集的获取及分布情况

本文所采用的车用永磁同步电动机性能参数如下:额定功率 12 kW,额定转速为 1 500 r/min,电机极数为 10,定子槽数为 45,冷却方式为水冷。电机控制系统的参数:电机控制器型号 KTZ54X32SAN,额定电压 540 V,额定功率 90 kW。

选用了 A 相电流、B 相电流、负序电流、电磁转矩来形成电机故障的组合特征,通过设置不同的并联短路匝数来模拟不同程度的匝间短路故障,实验采集的部分数据见表 3。

电机不同状态对应的编码见表 4。其中,所有状态下,输入电压的不平衡度控制在 0 ~ 4% 范围内。健康状态为电机正常,无匝间故障;允许状态、故障状态 A、故障状态 B 分别为短路程度为 5%、10%、15% 时发生的匝间短路。

表 3 部分实验数据

Tab. 3 Partial experimental data

序号	A 相电流/A	B 相电流/A	负序电流/A	电磁转矩/(N·m)
1	1.003	1.009	0.036	3.67
2	1.121	1.002	0.064	3.77
3	1.123	1.002	0.070	3.79
4	1.134	1.002	0.079	3.81
5	1.147	1.001	0.082	3.88
6	1.249	0.990	0.182	3.92
7	1.568	0.975	0.486	4.12
8	1.698	0.970	0.669	4.18
9	1.868	0.967	0.948	4.26
10	2.078	0.954	1.072	4.40
…	…	…	…	…

表 4 电机状态编码

Tab. 4 Motor status code

运行状态	状态编码	One-Hot 编码
健康状态	1	(1,0,0,0)
允许状态	2	(0,1,0,0)
故障状态 A	3	(0,0,1,0)
故障状态 B	4	(0,0,0,1)

本文构建的数据集样本总数为 2 382。其中,健康状态、允许状态、故障状态 A、故障状态 B 样本数据量分别为 1 675、358、226、123。将每一类别样本按照 3:1 分为训练集和测试集,各类别样本的训练集和测试集数量见表 5。

表 5 样本分布状态

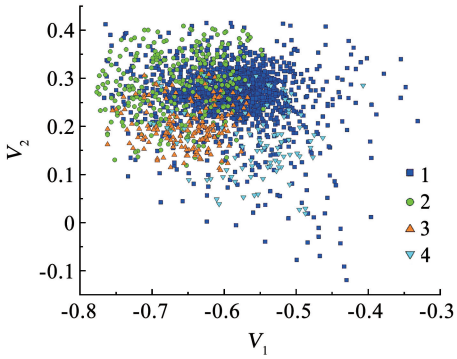
Tab. 5 Sample distribution status

状态编码	总样本数	训练样本数	测试样本数
1	1 675	1 257	418
2	358	269	89
3	226	170	56
4	123	93	30
合计	2 382	1 789	593

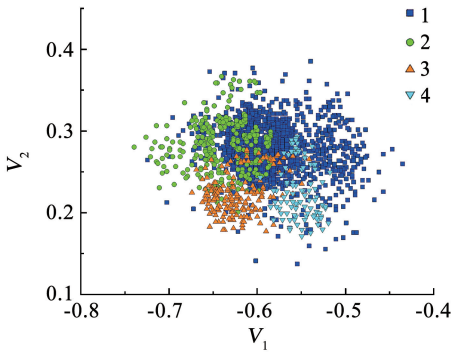
3.2 改进 ACGAN 的数据扩张效果分析

3.2.1 数据扩张过程分析

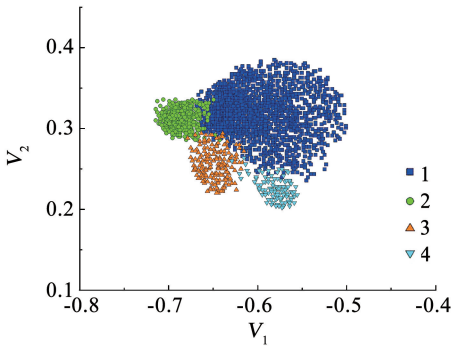
为了更加直观了解在训练过程中生成数据的动态变化,采用主成分分析法(principal component analysis,PCA)将生成数据映射到二维空间,观察其在二维空间的分布,其结果见图 5。其中在改进 ACGAN 的训练过程中,保持各类别生成数据和原始数据数量一致;状态编码 1、2、3、4 分别为健康状态、允许状态、故障状态 A、故障状态 B 4 类电机状态;图 5(a)、(b)、(c)分别为模型迭代了 1 000 次、5 000 次、10 000 次时生成数据的分布结果,图 5(d)为原始数据的分布结果。



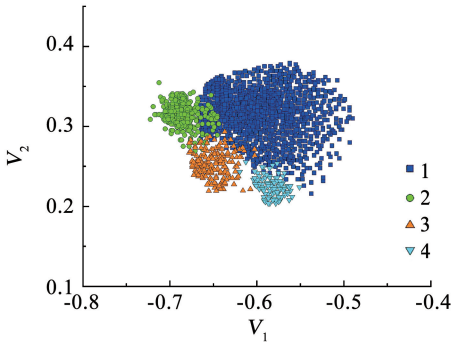
(a) 迭代1 000次生成数据分布



(b) 迭代5 000次生成数据分布



(c) 迭代10 000次生成数据分布



(d) 原始数据分布

图 5　生成数据和原始数据分布

Fig. 5　Distribution of generated and original data

由图 5 可知，当迭代次数较少时，模型还未充分学习到原始数据的潜在特征，导致改进 ACGAN 训练生成的数据分布和原始数据分布相差较远；随着迭代次数的增加，模型逐渐学习到变量之间的相关性和历史变化规律，改进 ACGAN 生成的数据分布和原始数据分布越来越相似。

为验证基于梯度惩罚优化的 ACGAN 模型具有更好的收敛性和训练稳定性，本文选用的基于权值裁剪的传统方法作为对比[21]，实验结果见图 6。

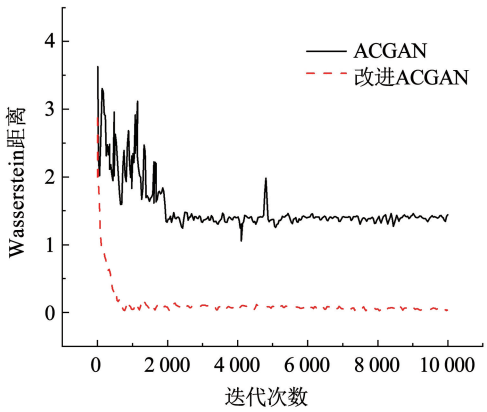


图 6　基于不同方法的 Wasserstein 距离变化

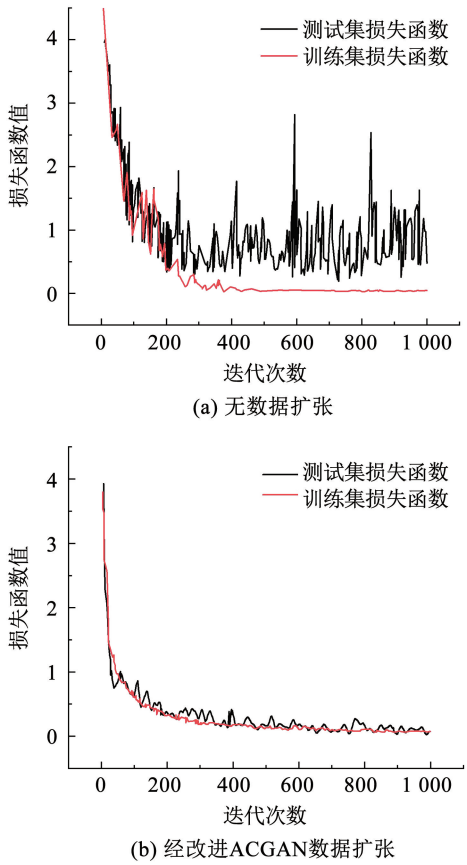
Fig. 6　Wasserstein distance variation based on different methods

由图 6 可知，在迭代次数处于 0 ~ 2 000 之间，基于权值裁剪的传统方法训练极不稳定，当训练到 6 000 次后才相对稳定，且最终未达到全局最优。相比之下，基于梯度惩罚优化的改进 ACGAN 训练过程中收敛速度和收敛结果都有显著提升。当训练轮数为 2 000 时模型逐步开始收敛且在后续迭代过程中平稳收敛到 0.03 左右，此时的生成器已具有良好的衍生能力。相比于 ACGAN，基于梯度惩罚的改进 ACGAN 模型最终的 Wasserstein 距离更小，学习到的数据分布与真实数据更为接近。

3.2.2　数据有效性分析

实验基于 2 382 组真实样本进行数据扩张，最终扩张优化后的训练集中各类别的样本数量相同，将训练数据输入到隐含层大小为 20、50、30 的 BP 神经网络，最大迭代次数为 1 000，参数更新算法为 Adam，损失函数为交叉熵，小批量训练样本为 32。优化网络参数，得到训练后的诊断模型。

图 7(a)为无数据扩张下故障诊断模型损失函数变化趋势，可以看到训练集的损失函数最终近似收敛到 0，而测试集的损失函数一直在 0.9 左右振荡，则表明此时模型因训练数据不足出现了过拟合现象。图 7(b)为经改进 ACGAN 数据扩张后故障诊断模型的损失函数变化趋势，其损失函数值在训练集和测试集上均近似收敛到 0，说明改进 ACGAN 模型产生的样本具有多样性，使得诊断模型过拟合现象基本消失，具有更强的泛化能力。



(a) 无数据扩张

(b) 经改进ACGAN数据扩张

图 7 扩张前后的诊断情况

Fig. 7 Diagnosis before and after expansion

3.2.3 不同数据扩张方法性能对比

为了能够在各类别数据量相差较大的情况下全面有效地综合评价分类模型的性能,本文引入分类模型的精度指标和召回率指标对诊断网络的泛化能力进行评价。其中 P_i 精度衡量的是系统的查准率,召回率 R_i 衡量的系统的查全率。见式(9)、(10):

$$P_i = \frac{n_{ii}}{\sum_{j=1}^{L} n_{ji}} \tag{9}$$

$$R_i = \frac{n_{ii}}{\sum_{j=1}^{L} n_{ij}} \tag{10}$$

式中:L 为样本总类别数;n_{ij} 为实际样本类别为 i 被预测为类别 j 的样本。

为综合评估分类模型的性能,本文选用分类准确率、F1 度量、G-mean 来综合评价分类模型的分类性能。其公式见式(11) ~ (13):

$$\lambda_{\mathrm{Acc}} = \frac{\sum_{i=1}^{L} n_{ii}}{\sum_{i=1,j=1}^{L} n_{ij}} \tag{11}$$

$$\lambda_{\mathrm{F1}} = \frac{2}{L} \frac{\sum_{i=1}^{L} R_i \sum_{i=1}^{L} P_i}{\sum_{i=1}^{L} R_i + \sum_{i=1}^{L} P_i} \tag{12}$$

$$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}} = \prod_{i=1}^{L} R_i \square^{1/L} \tag{13}$$

为了检验本文提出方法生成数据的质量,选用了 ROS、SMOTE、ADASYN 3 种传统过采样方法进行对比分析,每一种方法均保证训练集中各类别的样本数量相同。所有方法在测试集上的结果见表 6。

表 6 不同数据扩张方法下的故障诊断结果

Tab. 6 Fault diagnosis results using different data expansion methods

方法	λ_{Acc}	λ_{F1}	$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}}$
原始数据	0.875 6	0.753 5	0.745 8
ROS	0.915 2	0.782 6	0.782 2
SMOTE	0.924 5	0.793 1	0.854 6
ADASYN	0.932 4	0.812 6	0.876 6
改进 ACGAN	0.955 8	0.869 2	0.885 4

由表 6 可知,相比于原始数据集,采用不同方法扩张后的数据集都会使得模型的诊断性能得到一定的提升。其中,BP 神经网络与 ROS 算法结合时,其 λ_{Acc}、λ_{F1}、$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}}$ 指标较扩张前分别提高了 4.5%、3.8%、4.8%;BP 神经网络在与 SMOTE 算法结合时,其 λ_{Acc}、λ_{F1}、$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}}$ 指标较扩张前分别提高了 5.5%、5.3%、14%;BP 神经网络在结合 ADASYN 算法时,其 λ_{Acc}、λ_{F1}、$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}}$ 指标较扩张前分别提高了 6.5%、7.8%、17%;与改进 ACGAN 结合时,其 λ_{Acc}、λ_{F1}、$\lambda_{\mathrm{G\text{-}mean}}$ 指标较扩张前分别提高了 9%、15%、18%。因此,与传统过采样方法相比,在数据合成方式和合成性能方面,改进 ACGAN 更加适合用于改善电机故障数据的不平衡问题,进而提升模型的综合分类性能。

4 结 论

针对 PMSM 故障数据集样本数量少、各类别样本数量不平衡的问题,本文提出了一种基于改进 ACGAN 模型的数据扩张方法,通过实际算例,与传统过采样方法相比,得到如下结论:

1)利用 PCA 降维可视化对所提模型进行评估,结果表明改进 ACGAN 模型能够学习到原始数据的分布特征,生成数据与原始数据的分布相似。

2)改进 ACGAN 在 ACGAN 模型中使用 Wasserstein 距离衡量实际分布与生成分布之间的差异,并进一步引入梯度惩罚项进行改进,提升了网络训练的稳定性。

3）考虑到变量之间的相关性和历史变化规律，在基于改进 ACGAN 的电机故障数据扩张方法中引入循环神经网络，提高了生成数据的质量，使得诊断模型在分类准确率、F1 度量、G-mean 指标上较传统过采样方法提升效果更为明显。

参考文献

[1]孙文珺，邵思羽，严如强. 基于稀疏自动编码深度神经网络的感应电动机故障诊断[J]. 机械工程学报，2016，52(9)：65
SUN Wenjun，SHAO Siyu，YAN Ruqiang. Induction motor diagnosis based on deep neural network of sparse auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering，2016，52(9)：65. DOI:10.3901/JME.2016.09.065

[2]彭彬森，夏虹，王志超，等. 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报，2021，53(6)：155
PENG Binsen，XIA Hong，WANG Zhichao，et al. Rolling bearing fault diagnosis using deep neural network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2021，53(6)：155. DOI：10.11918/201909062

[3]赵书涛，王二旭，陈秀新，等. 声振信号联合 1D-CNN 的大型电机故障诊断方法[J]. 哈尔滨工业大学学报，2020，52(9)：116
ZHAO Shutao，WANG Erxu，CHEN Xiuxin，et al. Fault diagnosis method for large motor based on sound-vibration signal combined with 1D-CNN[J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2020，52(9)：116. DOI：10.11918/201901221

[4]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
LEI Yaguo，JIA Feng，KONG Detong，et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering，2018，54(5)：94. DOI:10.3901/JME.2018.05.094

[5]BATISTA G E，PRATI R C，MONARD M C，et al. A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter，2004，6(1)：20. DOI:10.1145/1007730.1007735

[6]CHAWLA N V，BOWYER K W，HALL L O，et al. SMOTE：Synthetic minority over-sampling technique[J]. Journal of Artificial Intelligence Research，2002，16：321. DOI:10.1613/jair.953

[7]HE Haibo，YANG Bai，GARCIA E A，et al. ADASYN：Adaptive synthetic sampling approach for imbalanced learning[C]//IEEE 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Hong Kong：IEEE World Congress on Computational Intelligence，2008：1322. DOI:10.1109/ijcnn.2008.4633969

[8]ZHU Lipeng，LU Chao，DONG Z Y，et al. Imbalance learning machine-based power system short-term voltage stability assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2017，13(5)：2533. DOI:10.1109/TII.2017.2696534

[9]陈海燕，杜婧涵，张魏宁. 基于深度降噪自编码网络的监测数据修复方法[J]. 系统工程与电子技术，2018，40(2)：435
CHEN Haiyan，DU Jinghan，ZHANG Weining. Monitoring data repair method based on deep denoising autoencoder network[J]. Systems Engineering and Electronic Technology，2018，40(2)：435. DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2018.02.28

[10]张周磊，李垣江，李梦含，等. 基于深度学习的永磁同步电机故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件，2019，36(10)：123
ZHANG Zhoulei，LI Yuanjiang，LI Menghan，et al. Fault diagnosis method of permanent magnet synchronous motor based on deep learning[J]. Computer Application and Software，2019，36(10)：128. DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.10.022

[11]GOODFELLOW I，POUGET-ABADIE J，MIRZA M，et al. Generative adversarial nets[C]//Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge：MIT Press，2014：354

[12]张杨忆，林泓，管钰华，等. 改进残差块和对抗损失的 GAN 图像超分辨率重建[J]. 哈尔滨工业大学学报，2019，51(11)：128
ZHANG Yangyi，LIN Hong，GUAN Yuhua，et al. GAN image super-resolution reconstruction model with improved residual block and adversarial loss[J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2019，51(11)：128. DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201812115

[13]DOU Xinyu，LI Chenyu，SHI Qian，et al. Super-resolution for hyperspectral remote sensing images based on the 3D attention-SRGAN network[J]. Remote Sensing 2020，12：1203. DOI:10.3390/rs12071204

[14]YEH R A，CHEN C，LIM T Y，et al. Semantic image inpainting with deep generative models[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu：IEEE Computer Society，2017：6882. DOI:10.1109/CVPR.2017.728

[15]LI Yijun，LIU Sifei，YANG Jimei，et al. Generative face completion[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu：IEEE Computer Society，2017：5892. DOI:10.1109/CVPR.2017.624

[16]GOU Chaowu，WU Yue，WANG Kang，et al. A joint cascaded framework for simultaneous eye detection and eye state estimation[J]. Pattern Recognition，2017，67：23. DOI:10.1016/j.patcog.2017.01.023

[17]QU Fuming，LIU Jinhai，MA Yanjuan，et al. A novel wind turbine data imputation method with multiple optimizations based on GANs[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2020，139：106610. DOI:10.1016/j.ymssp.2019.106610

[18]WANG Pu，HOU Borui，SHAO Siyu，et al. ECG arrhythmias detection using auxiliary classifier generative adversarial network and residual network[J]. IEEE Access 2019，7：100910. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2930882

[19]史丹青. 生成对抗网络入门指南[M]. 北京：机械工业出版社，2018：14
SHI Danqing. Generative adversarial network：A primer[M]. Beijing：Machinery Industry Press，2018：14

[20]DENA A，OLAH C，SHLENS J，et al. Conditional image synthesis with auxiliary classifier gans[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney：JMLR，2017：2642

[21]ARJOVSKY M，CHINTALA S，BOTTOU L，et al. Wasserstein generative adversarial networks[C]//International Conference on Machine Learning.[S.l.]：PMLR，2017：214

[22]GULRAJANI I，AHMED F，ARJOVSKY M，et al. Improved training of wasserstein gans[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems.[S.l.]：Long Beach，2017：314

[23]WANG Qiang，FAN Huijie，SUN Gan，et al. Recurrent generative adversarial network for face completion[J]. IEEE Transactions on Multimedia，2021，23：429. DOI:10.1109/TMM.2020.2978633

（编辑　苗秀芝）