

一种基于CGAN-CNN的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法

李俊卿¹, 李斯璇¹, 陈雅婷¹, 王振兴¹, 何玉灵²

(1. 华北电力大学 电力工程系, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学 机械工程系, 河北 保定 071003)

摘要:由于同步电机故障样本数量较少,为解决同步电机故障诊断中普遍存在的样本不平衡问题,提出了一种基于条件生成式对抗网络(CGAN)和卷积神经网络(CNN)的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法。首先,对传感器收集到的数据进行预处理,对正常样本和故障样本分别添加标签后输入CGAN中生成大量新样本,将生成的新样本与原始样本混合并划分训练集和测试集;然后,利用CNN训练平衡后的数据集,充分、精准地提取有效故障特征;最后,在输出端利用Softmax分类器输出故障分类结果。通过实验证明,与非平衡数据集相比,利用平衡数据集后的故障识别准确率十分稳定且达到99.5%以上,同时与平衡的原始样本数据相比,生成样本避免了噪声和其他干扰,故障诊断的准确率也更高。

关键词:同步电机;条件生成式对抗网络;卷积神经网络;生成样本;转子绕组匝间短路故障;故障诊断

中图分类号:TM 341

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202105020

0 引言

同步电机结构复杂且运行环境多样,将不可避免地出现故障。转子绕组匝间短路故障是同步电机常见的典型故障之一,若其得不到及时处理,可能导致故障程度逐渐加深,严重时甚至会损坏电机^[1-2]。同步电机的转子绕组匝间短路故障可分为静态绕组匝间短路故障和动态绕组匝间短路故障,其中动态绕组匝间短路故障在同步电机停机状态下难以检测,这就需要一种准确率高的实时在线检测方法,将尚处在萌芽期和发展期的转子绕组匝间短路故障检测出来,从而在造成损失前及时处理故障。因此,同步电机转子绕组匝间短路故障的早期诊断在保障电机的安全可靠运行和提高生产效率等方面具有重大意义。

基于信号处理的方法和基于模型的方法是已有的2种主流的故障诊断方法^[3-6],但这2种方法在大数据的背景下都存在一定的弊端:基于信号处理的方法不仅需要掌握大量的信号处理技术进行特征向量的提取,还需要具备大量的专业知识以及丰富的诊断经验才能进行故障识别,不利于推广;对于基于模型的方法而言,由于各类设备的结构日趋复杂,建立这些设备的特征模型愈发困难,所以该方法的普适性差。随着机器学习技术的迅猛发展,基于数据驱动的故障诊断方法随之兴起,这种方法避免了传统方法中先验知识和人工经验对故障诊断准确率的影响,通过对数据之间关联关系的挖掘,从海量数据

中自行学习其隐含的规律,进而通过对故障本质特征的提取与学习实现故障诊断。

2006年,HINTON G等提出了深度学习的基本概念,建立了相关基本模型^[7]。目前常见的深度学习学习方法有自动编码器、深度置信网络、循环神经网络、卷积神经网络CNN(Convolutional Neural Networks)和生成式对抗网络GAN(Generative Adversarial Networks)等^[8]。与传统的机器学习方法相比,深度学习端到端的学习能力和特征自动提取能力减少了人工提取特征带来的误差,且随着软、硬件水平的不断提升,深度学习算法在处理大数据时将更加游刃有余。深度学习技术在故障诊断领域已经取得了许多成果,如文献[6]利用GAN完成了对轴承故障的诊断;文献[9]将变分自编码网络与稀疏自编码网络相结合进行永磁同步电机故障诊断,取得了很好的效果。

对于智能算法而言,足量且类别分布均衡的训练样本是保证算法具有出色泛化能力的重要前提^[10]。然而,大型同步电机作为一种昂贵的设备,在实际运行中故障率相对较低,其故障样本数量较少,因此在现场中能够获得的正常运行样本与故障样本的比例极为悬殊,不同类型的故障样本数量也相差极大,存在严重的样本不平衡问题。因此,如何基于类别分布非均衡的数据有效提升机器学习模型的故障识别性能是当前亟待解决的关键问题。目前,学者们一般通过重新调整训练集的样本分布降低或消除样本不平衡性,主要包括欠采样和过采样2种方法,但前者可能丢失重要信息,后者存在过拟合的问题。GAN能够在不依赖任何先验假设的情况下,通过无监督学习获得数据间的潜在分布规律并生成新

收稿日期:2020-07-14;修回日期:2021-03-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777074)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777074)

的人工样本^[11-12],因此可用于解决同步电机转子绕组匝间短路故障诊断中的样本不平衡问题。文献[11]基于ASC II编码方式,采用GAN生成新样本,并通过实验证明了生成样本的有效性。

本文首先通过构建条件生成式对抗网络CGAN(Conditional Generative Adversarial Networks)模型,对原始样本数据进行增广,生成能高度拟合原始样本的数据,达到丰富和平衡数据集的目的;然后将增广后的样本数据输入构建的CNN进行训练,从而获得高精度的故障分类模型,将其用于同步电机转子绕组匝间短路故障的诊断。

1 模型原理

1.1 GAN

GAN由GOODFELLOW I J等在2014年提出^[12],其核心思想来源于零和博弈理论。GAN包含生成器和判别器,生成器试图混淆判别器的判断,判别器则试图将生成器生成的样本与真实样本区分开来,两者通过不断竞争来获得更强的模拟原始数据样本和迭代识别能力^[13],最终达到纳什均衡,具体原理图如附录A图A1所示。

将生成器、判别器分别表示为 G 、 D ,GAN训练的目标函数可以由式(1)所示的最大最小化过程进行描述。

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

其中, $E[\cdot]$ 表示期望运算; x 为真实样本; P_r 为实际分布规律; z 为噪声; $G(z)$ 为生成器合成的人工样本; $D(\cdot)$ 为判别器的输出结果; P_z 为人工样本的分布规律。

利用式(1)优化 G 时,由于生成器的训练目标仅与生成样本有关,故只留下目标函数的第2项,即要求最小化生成样本被判别为生成样本的概率。简化后的目标函数为:

$$\min_G L_G = E_{z \sim P_z} [\ln(1 - D(G(z)))] \quad (2)$$

利用式(1)优化 D 时,若输入为真实样本,则 D 最大化输入样本被判别真实样本的概率;若输入为生成样本,则 D 最大化输入样本被判别生成样本的概率。将二者的期望相加作为 D 的目标函数,即:

$$\max_D L_D = E_{x \sim P_r} [\ln D(x)] + E_{z \sim P_z} [\ln(1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

在此基础上,生成器与判别器通过交替式的迭代优化训练,理论上可达到二者间的纳什均衡点,即生成器可合成判别器难以鉴别的人工样本。

1.2 CGAN

最基本的GAN还存在着诸多缺陷,如模式崩溃、实际操作中生成器和判别器很难达到纳什均衡等,且“对抗”这一理念极易导致梯度下降的过程中

的梯度消失问题。另外,过于自由的学习模式使得GAN的训练过程和结果都不可控^[14]。

为了解决上述问题,许多基于GAN的优化衍生模型被相继提出,其中包括文献[15]所提出的CGAN。CGAN的原理图如附录A图A2所示,其通过向生成器和判别器中共同添加额外的条件信息,迫使生成器生成指定特征的样本,从而极大地限制了原始GAN中生成器过强的自由生成能力。与GAN模型相比,CGAN模型仅给输入样本添加了条件或者类别标签,并没有太大的变化。

由于CGAN增加的额外信息只需要分别与 x 和 z 进行结合,然后作为生成器 G 和判别器 D 的输入,因此在GAN的目标函数上稍加改动即可得到CGAN的目标函数,如式(4)所示。

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_{x \sim P_r} [\ln D(x|c)] + E_{z \sim P_z} [\ln(1 - D(G(z|c)|c))] \quad (4)$$

其中, c 为额外信息。

1.3 CNN

1.3.1 CNN原理

CNN的原理图如附录A图A3所示,其主要包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层。其中卷积层利用卷积核按照一定的步长在待提取特征的输入向量上依次扫描进行线性卷积运算,然后添加一个偏置,通过激活函数提取特征。引入非线性激活函数使得CNN可以表达非线性模型,增强了网络的表达能力。输入层前向传播到卷积层的过程可以表示为:

$$\mathbf{a}^l = \sigma(\mathbf{a}^{l-1} * \mathbf{W}^l + \mathbf{b}^l) \quad (5)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 为激活函数,一般采用ReLU函数; l 为所处网络的层数;“*”表示卷积; \mathbf{a}^{l-1} 、 \mathbf{a}^l 分别为卷积层的输入、输出; \mathbf{b} 为偏置; \mathbf{W} 为权重。

池化层也称为下采样层,主要用于特征降维、压缩数据和参数的数量,在一定程度上可以减小过拟合,提高模型的容错性。池化层的输出如式(6)所示。

$$\mathbf{a}^l = p_{\text{pool}}(\mathbf{a}^{l-1}) \quad (6)$$

其中, $p_{\text{pool}}(\cdot)$ 表示池化层输出。

通过全连接层对卷积和池化后提取的特征图中的特征进行整合,并将其映射为一个固定长度的特征向量后输入最后的分类器层。全连接层实际上就是基本的深度神经网络(DNN)模型结构,如式(7)所示。

$$\mathbf{a}^l = \sigma(\mathbf{W}^l \mathbf{a}^{l-1} + \mathbf{b}^l) \quad (7)$$

输出层一般为分类器层,最终输出1个概率向量,其维度为设置的分类数目。使用Softmax分类器作为输出层的激活函数时,输出层的输出见式(8)。

$$\mathbf{a}^l = \text{Softmax}(\mathbf{W}^l \mathbf{a}^{l-1} + \mathbf{b}^l) \quad (8)$$

1.3.2 损失函数

定义损失函数 $L(f(x_i), y_i)$ 为通过模型学习得到的预测值 $f(x_i)$ 和标签值 y_i 的距离,将其用于衡量模型的优劣。本文采用交叉熵损失函数,交叉熵表示 2 个分布的概率之间的差异大小,交叉熵越大,则分布的差异越大。交叉熵损失函数如式(9)所示,在该函数中,2 个概率分别指实际输出和期望输出。

$$L(f(x_i), y_i) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \ln f(x_i) + (1 - y_i) \ln(1 - f(x_i))] \quad (9)$$

其中, n 为标签值或预测值总数。

2 基于 CGAN-CNN 的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法

基于 CGAN-CNN 的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法包括样本生成和故障诊断 2 个部分。首先构建 CGAN 模型对原始样本数据进行增广,生成能高度拟合原始样本的数据用于平衡数据集,以生成新样本,提高故障诊断模型的泛化能力;然后构建 CNN,将平衡后的数据集输入 CNN 进行训练,从而获得高精度的分类模型用于故障诊断。

2.1 基于 CGAN 的样本生成模型

本文采用的 CGAN 模型包含 1 个生成器和 1 个判别器,生成器采用包含 1 个输入层、1 个输出层和 1 个隐藏层的 3 层全连接结构,判别器采用包含 1 个输入层、1 个输出层和 2 个隐藏层的 4 层全连接结构。且生成器和判别器的每个输入层、输出层和隐藏层中都包含全连接层、激活层,输入层、隐藏层中还包含 dropout 层,具体结构如表 1 所示。表中,“√”、“×”分别表示是、否含有 dropout 层。

表 1 CGAN 模型结构

Table 1 Structure of CGAN model

组成部分	结构	节点数	激活函数	dropout 层
生成器	输入层	128	Tanh	√
	隐藏层 1	256	Tanh	√
	输出层	16	Tanh	×
判别器	输入层	256	Sigmoid	√
	隐藏层 1	128	Sigmoid	√
	隐藏层 2	32	Sigmoid	√
	输出层	1	Sigmoid	×

2.2 基于 CNN 模型的故障诊断

本文所采用的 CNN 模型为 6 层结构,从上到下依次为一维卷积层 1、最大池化层、一维卷积层 2、平坦层、随机层、全连接层,下面简要叙述各层的作用和参数。

1)一维卷积层 1:为了能提取到较多的特征,将卷积核大小定义为 2×2 ,并在该层中定义 100 台滤波器。

2)最大池化层:池化层一般都紧随卷积层,以便在卷积之后进行最大池化,从而对卷积层中学习的特征进行筛选,从中提取具有更明显的特征值。

3)一维卷积层 2:为了学习到更高层次的特征,再使用一个卷积层,其输出为 2×100 维的矩阵。

4)平坦层:用于对多维的输入进行一维化处理。

5)随机层:通过 dropout 层从上一层输入的神经元中随机选取一半进行赋零值处理,保证结果不至于偏向某一权重,从而削弱部分神经元之间互相依赖的作用,有效防止过拟合,提高输出结果的准确性。

6)全连接层:通过 Softmax 函数激活全连接层。采用 Softmax 函数的目的在于进行归一化处理,即将输出结果分别转变为对应情况发生的概率,以便最后进行准确率和损失率的分析计算。

2.3 方法流程

本文方法包含信号采集、数据预处理、生成样本数据和故障诊断这 4 个阶段,具体流程如图 1 所示,步骤说明如附录 B 所示。

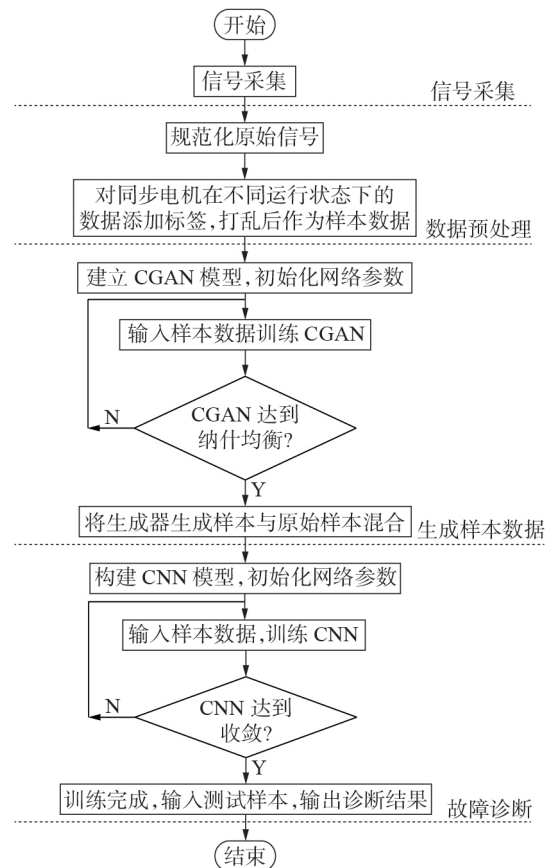


图 1 本文方法的流程图

Fig.1 Flowchart of proposed method

3 实验验证

3.1 实验机组参数

采用华北电力大学动模实验室的同步发电机故障模拟机组进行实验验证,该实验机组的额定转速

为 1 000 r/min, 额定容量为 30 kV·A, 额定电压为 400 V, 功率因数为 0.8, 相数为 3, 隐极转子虚槽数为 42、实槽数为 30。

3.2 实验数据说明

转子绕组抽头设置如图 2 所示, 励磁电源接出线端 C_1 和 C_2 。为了避免实验过程中机组损坏, 通过在不同抽头之间并联滑线变阻器模拟不同程度、不同位置的转子绕组匝间短路故障。实验过程中, 励磁电流为 0.9~1 A, 励磁电压约为 95 V, 短路环所串滑线变阻器的阻值为 8Ω (可通最大电流为 13 A)+ 295Ω (可通最大电流为 3 A)。采集电机在正常、 C_1C_2 抽头匝间短路故障及 C_2C_3 抽头匝间短路故障这 3 种运行状态下的数据: A、B、C 相电流(A); 励磁电流(A)、励磁电压(V); A、B、C 相电压(V); 转子轴承座轴向、径向、切向振动加速度 (mm/s^2); 定子端部轴向、径向、切向振动加速度 (mm/s^2); 转子转速(r/min)。

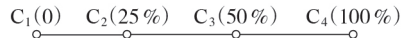


图 2 转子绕组的抽头

Fig.2 Taps of rotor winding

3.3 数据预处理

1) 按照 3.2 节的设置, 采集实验电机在不同运行状态下的数据构建数据集, 将数据集按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集;

2) 对划分好的数据集进行归一化的预处理;

3) 确定实验电机在不同运行状态下的标签, 按照表 2 对标签进行独热编码。

表 2 实验电机的运行状态对应的标签和独热编码

Table 2 Label and unique thermal code of experimental generator under different operation states

运行状态	标签	独热编码
正常运行	1	[1. 0. 0.]
C_1C_2 抽头匝间短路故障	2	[0. 1. 0.]
C_2C_3 抽头匝间短路故障	3	[0. 0. 1.]

3.4 基于 CGAN 生成故障样本

根据 2.1 节, 建立 CGAN 模型并初始化网络参数。本文根据已有的经验, 并考虑收敛性和响应时间, 设置训练的迭代次数为 5 000 次, 生成器和判别器的损失函数曲线如图 3 所示。由图可见, 迭代次

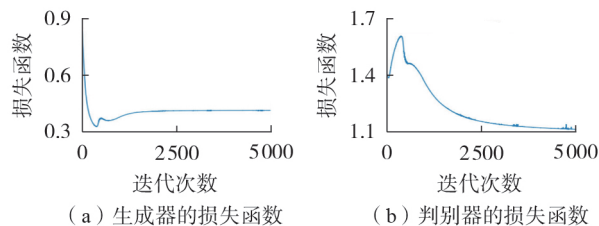


图 3 生成器和判别器的损失函数曲线

Fig.3 Loss function curves of generator and discriminator

数达到 5 000 次左右后, 生成器与判别器即具有较好的收敛性, 训练时间也不会太长。

实际操作中生成器时常会出现的损失函数饱和问题, 根据式 (2), 若在训练初始阶段生成器没有得到良好的训练, 则判别器会以高置信度的概率拒绝初期生成的样本, 从而导致 $\ln(1 - D(G(z|c)))$ 达到饱和, 无法提供足够的梯度来更新生成器, CGAN 无法达到纳什均衡, 所以在程序中对生成器设置了梯度重置, 即检测到生成器梯度消失时, 用设置的梯度覆盖零值, 使生成器可以继续学习, 直至判别器无法轻易分辨生成样本。

从图 3 可以看出, 在初始学习阶段, 判别器的能力超过了生成器, 生成器在该阶段存在梯度消失的情况, 但是由于程序内设置了生成器的梯度重置, 后续阶段生成器的损失函数曲线并没有进一步下降, 而判别器的判别能力在达到最强之后开始下降, 在这样一种动态的对抗中, 判别器、生成器最终使彼此收敛, 生成器生成的样本能够完美地与输入 CGAN 中的原始样本数据拟合, 从而为后续的故障诊断提供海量的数据支撑。

3.5 基于 CNN 模型的故障诊断

将得到的训练样本输入 2.2 节所述的 CNN 模型中, 最终得到 CNN 模型的损失函数曲线如图 4 所示。由图可见, 分类器在训练 300 次后接近收敛。

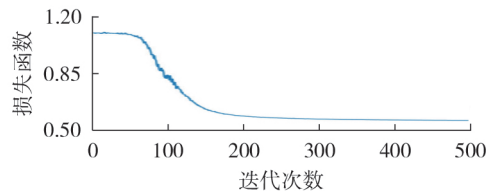


图 4 CNN 模型的损失函数

Fig.4 Loss function of CNN model

本文采用 3 种样本输入方式进行故障诊断, 为便于叙述, 将同步电机在正常、 C_1C_2 抽头匝间短路故障及 C_2C_3 抽头匝间短路故障这 3 种运行状态下的样本分别简称为类型 1 样本、类型 2 样本、类型 3 样本。

1) 方式 1: 原始样本数量为 1 800 个, 其中类型 1 样本数量为 1 200 个, 类型 2、3 样本数量均为 300 个; 通过 CGAN 共生成 16 384 个样本, 其中类型 1 样本共 5 201 个, 类型 2 样本共 5 542 个, 类型 3 样本共 5 641 个; 将原始样本、生成样本混合后输入 CNN 模型。

2) 方式 2: 不通过 CGAN 生成样本, 直接将 19 800 个原始样本输入 CNN 模型, 其中 3 种类型的样本数量均为 6 600 个。

3) 方式 3: 不通过 CGAN 生成样本, 直接将 1 800 个原始样本输入 CNN 模型, 其中 3 种类型的样

本数量均为 600 个。

3 种样本输入方式下的 CNN 模型分类准确率如图 5 所示。

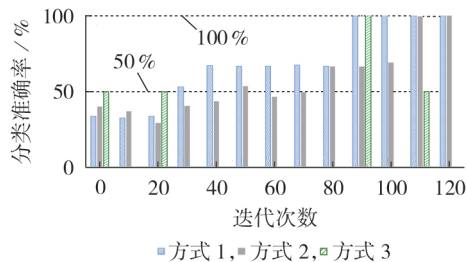


图 5 3 种样本输入方式下的 CNN 模型分类准确率对比
Fig.5 Comparison of classification accuracy among three sample input modes

1)将图 5 中方式 2、3 对应的结果进行对比,可以看出:在各类型样本数据量平衡的前提下,若输入分类器的样本数据量较大(对应方式 2),则基于 CNN 的故障诊断模型分类准确率在迭代 120 次时达到 100%,说明在样本数据量足够大且样本平衡的情况下,CNN 模型具有故障判别的能力;若输入分类器的样本数据量较小(对应方式 3),则分类器无法有效地学习数据特征,导致故障分类准确率非常不稳定,分类器基本失效。

2)将图 5 中方式 1、3 对应的结果进行对比,可以看出:当输入相当数量的样本时,通过 CGAN 数据进行增广这一操作对分类器成功识别数据特征有着重要作用。在方式 1 中,利用充足的数据进行训练后,分类器能够有效地学习数据特征,且随着迭代次数的增加,分类准确率逐步上升,在迭代次数为 100 时就达到了 100%,而训练数据不充足的分类器(对应方式 3)基本失去作用,说明本文方法可以解决样本数量较少且不平衡的问题。

3)将图 5 中方式 1、2 对应的结果进行对比,可以看出:输入生成样本和仅输入原始样本时,CNN 模型均能达到 100% 的分类准确率,但前者所需的迭代次数更少,且同样的迭代次数下使用生成样本后的分类准确率更高。这是因为在原始数据的采集过程中会产生很多噪声,这些噪声与模型所要提取的数据特征无关,会影响分类器对数据特征提取的速度,而 CGAN 在对原始样本数据的模拟学习的过程中同样进行了特征提取,生成样本所含的噪声更少,数据特征更加纯粹,从而降低了分类难度。

综上所述,本文所提的基于 CGAN-CNN 的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断模型能够正确识别同步电机的 3 种运行状态,说明本文方法不仅能够识别同步电机是否存在转子绕组匝间短路故障,且能够确定其发生的位置。

4 结论

本文采集同步电机转子在不同运行状态下的原始数据,对原始数据进行规范化与标签化处理,通过 CGAN 对样本数据进行增广,将增加广后的样本数据输入 CNN 构建故障分类模型。基于同步电机在 3 种运行方式下的数据,比较不同的样本输入方式下的故障诊断结果,证明了本文方法的有效性和准确性。与其他故障诊断方法相比,基于 CGAN-CNN 的同步电机转子绕组匝间故障诊断方法的主要优势在于:

1)针对训练样本不平衡的问题,引入 CGAN 对训练集进行增广,将数据量扩大到原来的 10 倍,并通过实验证明了生成样本的有效性;

2)引入 CNN 模型自主提取特征,由于本文所用数据的差别较小,为了更细致、全面和精确地提取特征,在 CNN 中设置双卷积层,并将卷积核的大小设为 2×2 ,整体上提高了故障分类诊断准确率;

3)在 CGAN 中,通过对生成器设置梯度重置,解决了原始 GAN 存在的生成器损失函数饱和以及训练不稳定的问题,避免了训练失败。

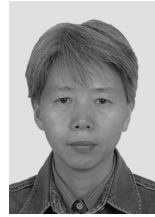
附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 郝明亮,吴俊勇,陈占锋,等. 转子匝间短路故障对大型汽轮发电机振动的影响机理[J]. 电力系统自动化,2014,38(4):25-31,50.
HAO Liangliang,WU Junyong,CHEN Zhanfeng,et al. Mechanism of effects of inter-turn short circuits in field windings on large turbo-generator vibration[J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(4):25-31,50.
- [2] 李永刚,王罗,李俊卿,等. 基于多源信息融合的同步发电机转子绕组匝间短路故障识别[J]. 电力系统自动化,2019,43(16):162-167,191.
LI Yonggang,WANG Luo,LI Junqing,et al. Identification of inter-turn short-circuit fault in rotor windings of synchronous generator based on multi-source information fusion[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(16):162-167,191.
- [3] 王臻,李承,陈旭,等. 短时数据下利用双 HTLS 参数估计的异步电机转子断条故障诊断[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):182-186.
WANG Zhen,LI Cheng,CHEN Xu,et al. Broken rotor bar diagnosis by double HTLS parameter estimation based on short-time data of induction motor[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(1):182-186.
- [4] 黄传金,宋海军,秦娜,等. 基于复局部均值分解和复信号包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(8):179-188.
HUANG Chuanjin,SONG Haijun,QIN Na,et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on CLMD and CSES[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(8):179-188.
- [5] 王攀攀,史丽萍. 利用微粒群算法提取的正负序相量检测感应电机定子故障[J]. 电力自动化设备,2015,35(2):91-96.
WANG Panpan,SHI Liping. Positive and negative sequence phasor extraction by particle swarm optimization algorithm for

- induction motor stator fault detection[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(2):91-96.
- [6] 曹思灿. 基于生成对抗网络的轴承故障诊断方法研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2019.
CAO Sican. Generative adversarial network based methods for rolling bearing fault diagnosis[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [7] HINTON G, OSINDERO S, WELLING M, et al. Unsupervised discovery of nonlinear structure using contrastive backpropagation[J]. Cognitive Science, 2006, 30(4):725-731.
- [8] 余萍, 曹洁. 深度学习在故障诊断与预测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3):1-18.
YU Ping, CAO Jie. Deep learning approach and its application in fault diagnosis and prognosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(3):1-18.
- [9] 张周磊. 基于深度学习的永磁同步电机故障诊断与预测[D]. 镇江:江苏科技大学, 2019.
ZHANG Zhulei. Fault diagnosis and prediction of permanent magnet synchronous motor based on deep learning[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2019.
- [10] 黄建明, 李晓明, 瞿合祚, 等. 考虑小波奇异信息与不平衡数据集的输电线路故障识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(11):3099-3107.
HUANG Jianming, LI Xiaoming, QU Hezuo, et al. Method for fault type identification of transmission line considering wavelet singular information and unbalanced dataset[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(11):3099-3107.
- [11] 袁辰, 钱丽萍, 张慧, 等. 基于生成对抗网络的恶意域名训练数据生成[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(5):1540-1543, 1568.
YUAN Chen, QIAN Liping, ZHANG Hui, et al. Generation of malicious domain training data based on generative adversarial network[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(5):1540-1543, 1568.
- [12] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Quebec, Canada: MIT Press, 2014:2672-2680.
- [13] FRAGKIADAKI K. CMU 10703 course notes: deep reinforcement learning and control lecture 14[D]. Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, 2017.
- [14] 王万良, 李卓蓉. 生成式对抗网络研究进展[J]. 通信学报, 2018, 39(2):135-148.
WANG Wanliang, LI Zhuorong. Advances in generative adversarial network[J]. Journal on Communications, 2018, 39(2):135-148.
- [15] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [EB/OL]. (2014-11-06)[2020-06-10]. <https://arxiv.org/abs/1411.1784>.

作者简介:



李俊卿

李俊卿(1967—),女,河北保定人,教授,博士,研究方向为电机及其系统分析、电气设备状态监测与故障诊断、新能源电力系统的大数据分析与应用(**E-mail**:junqing03@163.com);

李斯璇(1996—),女,四川宜宾人,硕士研究生,主要研究方向为智能算法、电机故障诊断(**E-mail**:268016415@qq.com);

陈雅婷(1995—),女,内蒙古呼和浩特人,硕士研究生,主要研究方向为深度学习、发电机故障诊断(**E-mail**:839945787@qq.com)。

(编辑 任思思)

Fault diagnosis method of inter-turn short circuit of rotor winding of synchronous motor based on CGAN-CNN

LI Junqing¹, LI Sixuan¹, CHEN Yating¹, WANG Zhenxing¹, HE Yuling²

(1. Department of Electrical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Due to the small number of synchronous motor fault samples, in order to solve the problem of unbalanced sample problem in fault diagnosis of synchronous motor, fault diagnosis method of inter-turn short circuit of rotor winding of synchronous motor based on CGAN(Conditional Generative Adversarial Networks) and CNN(Convolution Neural Networks) is proposed. Firstly, the data collected by sensors is preprocessed, the normal and fault samples are respectively labeled and then put into CGAN to generate a large number of new samples. The generated new samples are mixed with the original samples, and they are divided into training set and test set. Then the CNN model is used to train the balanced data set to extract the effective fault features fully and accurately. Finally, the fault classification results are outputted by Softmax classifier at the output end. The experimental results show that compared with the unbalanced data set, the fault recognition accuracy of the balanced data set is very stable and reaches over 99.5%. Moreover, compared with the balanced original sample data, the generated samples avoid noise and other interference, and the accuracy of fault diagnosis is also higher.

Key words: synchronous motor; conditional generative adversarial network; convolution neural network; generated sample; inter-turn short circuit of rotor winding; fault diagnosis

附录 A

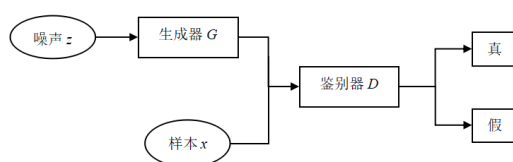


图 A1 GAN 结构

Fig.A1 Structure of GAN

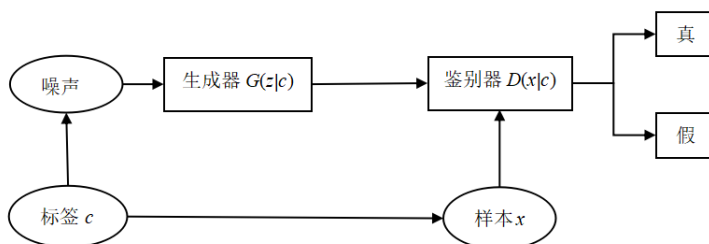


图 A2 CGAN 结构

Fig.A2 Structure of CGAN

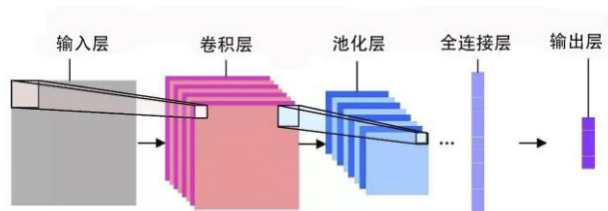


图 A3 CNN 结构图

Fig.A3 Structure of CNN

附录 B

CGAN-CNN 故障诊断算法主要包括以下几个步骤：

(1) 收集电机在不同运行状态下的物理量构建数据集，对数据集进行归一化处理，按一定比例划分为训练集和测试集。归一化公式如式 (B1) 所示。

$$X = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (B1)$$

其中， X_{\max} 、 X_{\min} 分别为输入数据中的最大值和最小值。

(2) 对同步电机在不同运行状态下的数据添加标签，对标签进行独热编码，打乱样本顺序用于训练 CGAN。若损失函数收敛，则网络达到纳什平衡，可以收集生成器生成的样本，与训练样本混合，作为新样本。

(3) 向 CNN 中输入样本数据，训练 CNN 模型，若损失函数收敛，则训练结束。然后将测试样本输入训练好的 CGAN-CNN 模型，验证分类效果。