

文章编号: 1674-8190(2023)05-162-07

基于双重注意力机制及S-BiGAN的机电设备故障诊断

焦晓璇¹, 章余^{1,2}, 景博¹, 黄以锋¹, 宇文晓彤¹

(1. 空军工程大学 航空工程学院, 西安 710038)

(2. 工业和信息化部电子第五研究所, 广州 511370)

摘要: 标签样本少的条件下机电设备的准确故障诊断对于提高复杂机电设备的健康管理能力具有重要意义。针对标签样本少的条件下难以建立准确故障诊断模型的问题, 在半监督生成对抗网络的基础上, 将注意力模块引入生成对抗网络, 并利用格拉姆角场将一维数据转换为二维图像; 结合双向生成对抗网络特点, 提出一种基于双重注意力机制及半监督双向生成对抗网络(S-BiGAN)的机电设备故障诊断模型, 并以轴承数据为例进行验证。结果表明: 与CNN-SVM、SGAN等算法相比, 本文提出的模型能够提高样本生成质量和故障分类特征, 有效解决标签样本少的情况下故障诊断问题, 极大地提高了故障诊断准确率。

关键词: 机电设备; 双重注意力机制; 对抗神经网络; 无监督学习; 故障诊断

中图分类号: V240.2; V271.4

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.05.20

Mechanical and electrical equipment fault diagnosis based on dual attention mechanism and S-BiGAN

JIAO Xiaoxuan¹, ZHANG Yu^{1,2}, JING Bo¹, HUANG Yifeng¹, YUWEN Xiaotong¹

(1. Aviation Engineering School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

(2. CEPREI, Guangzhou 511370, China)

Abstract: The accurate fault diagnosis of mechanical and electrical equipment under the condition of limited label samples is of great significance for improving the health management ability of complex mechanical and electrical equipment. In response to the problem of difficulty in establishing accurate fault diagnosis models under the condition of limited label samples, the attention module is introduced into the generative adversarial network based on semi-supervised generative adversarial network, in which the Gramian angular field (GAF) is used to convert one-dimensional data into two-dimensional images. In combination with the characteristics of bidirectional generative adversarial network, a semi-supervised bidirectional generative adversarial network (S-BiGAN) based on dual attention mechanism for fault diagnosis of electromechanical equipment is proposed, and the bearing data is taken as an example for verification. The results show that, compared with algorithms such as CNN-SVM and SGAN, the proposed model can improve the quality of sample generation and fault classification features, effectively solve the fault diagnosis problem in the case of fewer label samples, and greatly improve the accuracy of fault diagnosis.

Key words: mechanical and electrical equipment; dual attention mechanism; adversarial neural network; unsupervised learning; fault diagnosis

收稿日期: 2023-09-01; 修回日期: 2023-09-27

基金项目: 陕西省自然科学基金(2022JQ-586); 预研项目(50902060401)

通信作者: 焦晓璇, 564325155@qq.com

引用格式: 焦晓璇, 章余, 景博, 等. 基于双重注意力机制及S-BiGAN的机电设备故障诊断[J]. 航空工程进展, 2023, 14(5): 162-168.

JIAO Xiaoxuan, ZHANG Yu, JING Bo, et al. Mechanical and electrical equipment fault diagnosis based on dual attention mechanism and S-BiGAN[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(5): 162-168. (in Chinese)

0 引言

随着信息技术和工业化水平的不断提高,机电设备朝着结构复杂、功能耦合的方向发展,导致其故障概率明显增加,如何实现复杂机电设备的故障诊断已成为航空领域的重要研究内容^[1]。然而,在机电设备实际工作过程中,由于人力、物力、时间等因素的限制,通过传感器采集到的数据样本大多为无标签样本,仅依靠专家经验和先验知识难以保证样本标记的正确性^[2]。现有的故障诊断模型大多数通过利用大量有标签数据来获得良好性能的诊断模型^[3]。

根据训练样本是否有标签,基于深度学习的故障诊断方法可以大致分为3类:有监督学习、半监督学习和无监督学习^[4]。监督学习的准确性依赖于大量带标签的训练样本;无监督学习通过学习无标签数据样本的内在特征使得相似样本聚集在一起,但难以保证模型的有效性。因此利用大量无标签数据,辅以少量有标签样本建立良好性能模型的半监督学习成为研究热点^[5-7]。

半监督学习综合了有标签样本与无标签样本,是在监督学习和无监督学习基础上进行的研究^[8]。2016年,A. Odena^[9]在生成对抗网络的基础上,提出了半监督生成对抗网络(Semi-Supervised GAN,简称SGAN),目前已成功应用于图像识别与故障诊断等领域;杨青等^[10]针对电机轴承故障提出了一种基于VMD-2D-SD-SGAN的半监督故障诊断方法,该方法经过VMD去噪后将原始信号转换为灰度图像输入SGAN中,取得了较好的分类精度;Liu Xiaozhi等^[11]提出一种基于稀疏半监督GAN的故障诊断模型,在SGAN基础上引入稀疏矩阵来过滤无关特征以便更好利用无标签数据,实验结果表明,该方法有效地解决了监督模型对标记数据需求大的问题。

目前基于生成对抗网络的半监督分类方法受卷积层局部感受野的限制,使得生成器与判别器不能捕捉全局信息,导致某些背景信息可能会干扰故障特征提取,降低故障诊断精度。而且SGAN训练时,由于JS离散距离偏差较大,最终SGAN学习到的数据样本分布与真实数据的分布相差较大。

针对以上问题,本文提出一种基于双重注意力机制及半监督双向生成对抗网络(S-BiGAN)的

机电设备故障诊断模型。首先,在半监督生成对抗网络的基础上,将注意力模块引入生成对抗网络中,使其能学习到双维度的注意力特征,从而充分学习数据局部特征与全局特征间的依赖关系;然后,在SGAN的基础上结合Bi-GAN网络的优势进一步提高半监督分类的准确性;最后对模型进行对比验证。

1 生成对抗网络

1.1 半监督生成对抗网络

半监督生成对抗网络的目的是通过训练生成器与半监督分类器,得到一个更优的半监督分类器和一个生成样本更好的生成器^[12]。

SGAN结构图如图1所示,SGAN的判别器是一个多分类器,此处的判别器不只区分两个类(真假),而是会区分 $n+1$ 类,其中 n 是训练数据集中的类数,生成器生成的样本增加了一个类。与原始的GAN相比,其判别器的损失不仅要计算有监督损失,还要计算无监督损失。

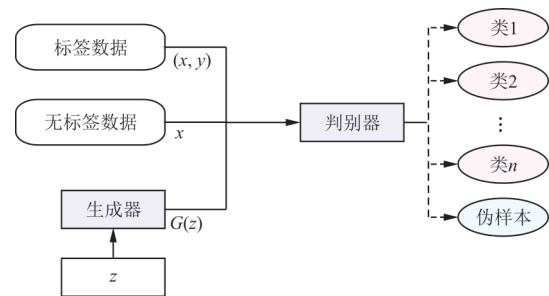


图1 SGAN结构图

Fig. 1 SGAN structure diagram

1.2 双向生成对抗网络

GAN在对抗训练时会产生JS离散距离偏差,导致最终GAN学习到的数据样本分布与真实数据的分布相差较大,因此引入双向生成对抗网络(Bidirectional GAN,简称BiGAN)^[13]。在GAN的基础上,BiGAN引入了编码器(Encoder),原始数据 x 经编码器得到 $E(x)$,从某个分布中随机采样噪声 z ,经解码器得到 $G(z)$,然后将编码器和解码器产生的结果输入判别器中。BiGAN的原理就是将编码器看成一个 $P[x, E(x)]$ 分布,将解码器看成 $Q[G(z), z]$ 分布,通过判别器让差异变小。BiGAN结构图如图2所示。

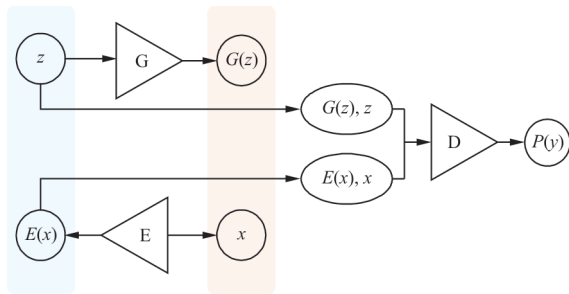


图 2 BiGAN 结构图

Fig. 2 BiGAN structure diagram

2 基于双重注意力机制及 S-BiGAN 的故障诊断模型

基于双重注意力机制的半监督双向生成对抗网络(S-BiGAN)结合了SGAN及BiGAN的优点。传统的GAN为无监督学习,无法有效利用带少量标签的样本,将SGAN引入故障诊断模型中充分利用有标签和无标签样本;同时利用BiGAN强大的样本生成能力来提高样本生成质量,辅助SGAN训练。而S-BiGAN的卷积层感受野有限,通过注意力机制来扩大其感受范围,增强其特征提取能力。基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型结构主要分为两个部分:注意力机制模块和S-BiGAN模块。

2.1 注意力机制模块

在卷积神经网络中,通过堆叠多个卷积层来捕捉大范围区域信息,以此扩大局部感受野,但这种方法会导致参数大幅增加。当卷积层层数过多时不利于GAN训练,因此将注意力机制引入半监督生成对抗网络中。其优势在于:一方面可以使模型捕捉到更广的范围信息,以此来提高生成样本质量;另一方面,在判别器中引入注意力机制可以有效地提取到有利于故障分类的故障特征^[14]。

2.1.1 通道注意力机制

在CNN中,特征图不同通道间包含的关键信息不同,而通常不同通道的权重都是相同的,因此引入通道注意力机制模块^[15]。通道注意力机制的目的是通过网络得出输入图像各个通道的重要性(权重),即更多关注包含关键信息多的通道,从而达到提高特征表示能力的目的,通道注意力机制结构如图3所示。

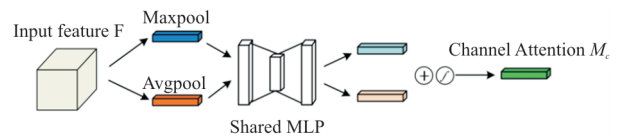


图 3 通道注意力结构图

Fig. 3 Channel attention structure diagram

2.1.2 空间注意力机制

虽然通道注意力机制能针对各个特征通道蕴含关键信息的多少赋予不同的权重,但忽略了特征图本身不同区域所蕴含的关键信息不同,为此引入空间注意力机制^[16]。使用空间注意力机制的目的是寻找特征图上蕴含关键信息多的部位。空间注意力机制结构如图4所示。

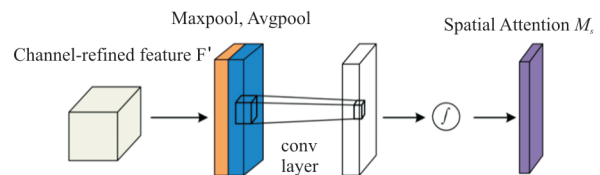


图 4 空间注意力结构图

Fig. 4 Spatial attention structure diagram

2.2 S-BiGAN 模块

S-BiGAN模块由4部分组成,如图5所示,分别为:编码器E、生成器G、判别器D以及有标签无标签数据组成。

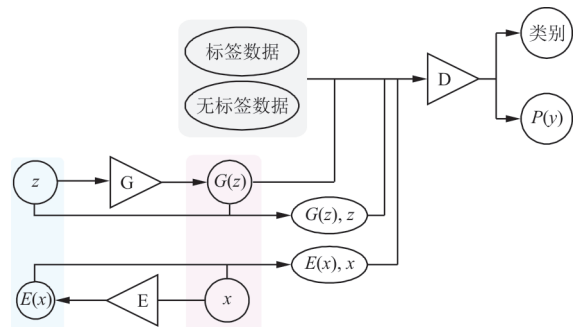


图 5 S-BiGAN 结构图

Fig. 5 S-BiGAN structure diagram

与SGAN不同的是,S-BiGAN在数据生成阶段增加了一个编码器,将原始数据作为编码器的输入提取其隐变量。在判别器判别阶段,其无监督部分不再判断来自生成器生成数据的真假,而是将原始数据和隐变量、生成数据和噪声同时输入判别器,判断来自编码器还是生成器。

判别器损失分为两个部分:有监督损失和无

监督损失。有监督损失为真实有标签样本预测与真实样本的交叉损失,帮助判别器学习样本信息;无监督损失为真实样本分布 $P[x, E(x)]$ 与生成样本 $Q[G(z), z]$ 分布的对抗损失。

S-BiGAN算法流程为:

- 1) 随机选取原始信号 x , 将 x 输入编码器中得到隐变量 $E(x)$;
- 2) 由随机采样生成噪声 z , 将 z 输入编码器中得到隐变量 $G(z)$;
- 3) 随机选取原始带标签信号 (x_1, y_1) , 将其 $[x, E(x)]$ 和 $[G(z), z]$ 输入进判别器中;
- 4) 计算判别器损失, 通过 Adam 优化算法更新判别器参数;
- 5) 计算编码器及生成器损失, 通过 Adam 优化算法更新编码器及生成器参数;
- 6) 重复上述过程, 直到达到纳什平衡。

2.3 诊断模型实现流程

根据上述提出的 S-BiGAN 网络结构, 基于双重注意力机制及 S-BiGAN 的机电设备故障诊断流程如图 6 所示。

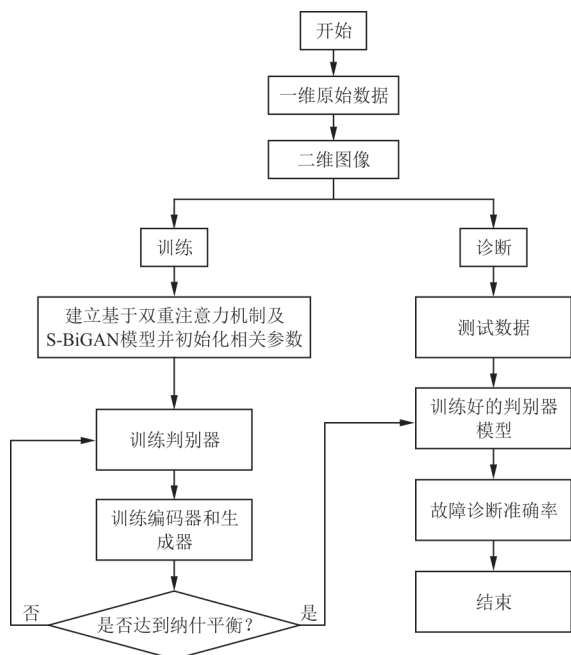


图 6 基于双重注意力机制及 S-BiGAN 故障诊断流程图
Fig. 6 Based on dual attention mechanism and S-BiGAN fault diagnosis flowchart

主要步骤为:

- 1) 对机电设备原始数据进行归一化并构建样

本集, 将其划分为训练集和测试集;

2) 将样本的一维信号通过格拉姆角场 (Gramian Angular Field, 简称 GAF) 转换为二维图像;

3) 将二维图像输入基于双重注意力机制及 S-BiGAN 模型中, 通过对抗学习机制, 编码器、生成器、判别器交替迭代训练, 直到达到纳什平衡;

4) 将训练好的基于双重注意力机制及 S-BiGAN 模型中的判别器抽取出来, 形成用于故障模式识别的独立模型, 将测试样本输入到模型中, 输出诊断结果。

3 实验验证

3.1 数据准备

为验证本文故障诊断模型的有效性, 采用凯斯西储大学公开的轴承数据集^[2], 开展标签样本少的条件下机电设备故障诊断研究。选用驱动端数据, 采样频率为 12 kHz, 轴承转速为 1 797 r/min, 电机负载为 0.735 kW, 轴承共 10 种工作状态, 包括正常工作状态和 9 种故障状态。每一类均选取 230 个样本, 测试样本比例为 0.3, 对训练样本划分为有标签样本集和无标签样本集。在训练集中, 通过去除每种状态各 134 个样本标签, 构建标签占比为 1/6 的标签样本少训练集。每个样本包含 512 个轴承振动信号, 数据集描述如表 1 所示, 其中 1 in=2.54 cm。

表 1 实验数据描述
Table 1 Experimental data description

故障编号	燃油泵故障类型	有标签样本/ 无标签样本	测试 样本
0	正常	27/134	69
1	内圈损伤 0.007 in	27/134	69
2	内圈损伤 0.014 in	27/134	69
3	内圈损伤 0.021 in	27/134	69
4	滚动体损伤 0.007 in	27/134	69
5	滚动体损伤 0.014 in	27/134	69
6	滚动体损伤 0.021 in	27/134	69
7	外圈损伤 0.007 in	27/134	69
8	外圈损伤 0.014 in	27/134	69
9	外圈损伤 0.021 in	27/134	69

采用格拉姆角场将滚动轴承一维原始信号转换为二维图像,其结果如图 7 所示。

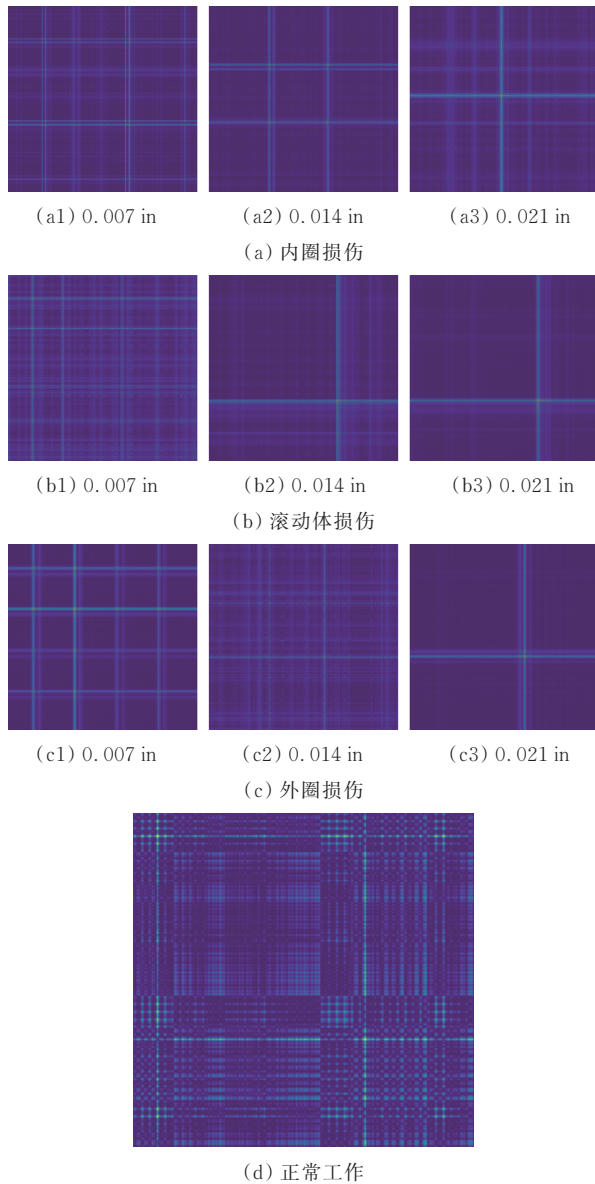


图 7 转换后的振动数据图像

Fig. 7 Transformed vibration data image

3.2 实验结果与分析

3.2.1 S-BiGAN 网络结构参数确定

在基于双重注意力机制及 S-BiGAN 的故障诊断模型中,经多次试验得出当模型故障诊断准确率最高时,其网络结构如表 2~表 4 所示。生成器分为 4 层,激活函数为 ReLU 和 Tanh 函数;编码器分为 3 层,激活函数为 Leaky ReLU 函数;判别器分为 4 层,激活函数为 Leaky ReLU 和 Sigmoid 函数。使用 Adam 优化器,训练批次设置为 5,学习率

为 0.005,最大循环次数为 180 次。

表 2 生成器网络结构

Table 2 Generator network structure

网络层	输入大小	输出大小	内核大小	步进	激活函数
Dense	100	262 144			
Reshape	262 144	128×128×16			
Conv2DTranspose	128×128×16	256×256×16	5	2	ReLU
Conv2DTranspose	256×256×16	512×512×1	3	2	Tanh

表 3 编码器网络结构

Table 3 Encoder network structure

网络层	输入大小	输出大小	内核大小	步进	激活函数
Conv2D	512×512×1	103×103×16	3	5	Leaky ReLU
Conv2D	103×103×16	21×21×32	3	5	Leaky ReLU
Dense	14 112	100			

表 4 判别器网络结构

Table 4 Discriminator Network Structure

网络层	输入大小	输出大小	内核大小	步进	激活函数
Conv2D	512×512×1	256×256×8	3	2	Leaky ReLU
Conv2D	103×103×16	128×128×16	3	2	Leaky ReLU
Dense	262 144	10			Softmax
Dense	262 144	1			Sigmoid

3.2.2 S-BiGAN 网络训练

S-BiGAN 训练阶段损失和故障诊断准确率变化曲线如图 8 所示。

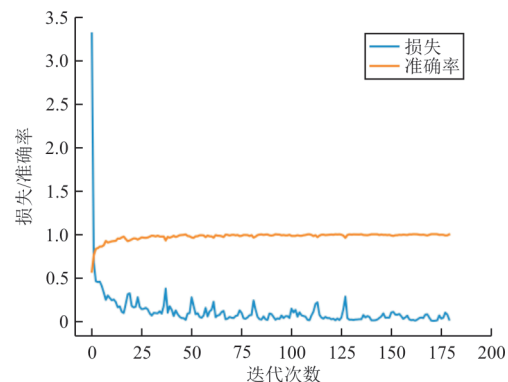


图 8 S-BiGAN 训练损失

Fig. 8 S-BiGAN training loss

从图 8 可以看出:随着迭代次数的不断增加, S-BiGAN 的损失不断下降,故障诊断准确率不断

上升,最后趋于稳定,说明随着迭代次数的不断增加,基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型对滚动轴承故障识别率在不断提高。

3.2.3 结果分析

为验证基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型对少量标签故障数据分类的能力,将其与直接采用CNN-SVM故障诊断、半监督支持向量机(Semi-supervised Vector Machine,简称S3VM)以及基于深度学习的半监督故障诊断算法S-BiGAN、SGAN进行对比。为了增强实验结果的可信度,本文对每种算法各进行10次实验,将10次实验结果的平均值作为分类评估性能的指标,结果如表5所示。

表5 5种算法诊断准确率对比
Table 5 Comparison of diagnostic accuracy among 5 algorithms

算法	准确率/%	时间/s
CNN-SVM	68.34	30.41
S3VM	83.59	25.67
SGAN	90.08	63.37
S-BiGAN	93.25	80.34
双重注意力机制的S-BiGAN	95.12	100.23

从表5可以看出:当带标签数据样本少时,虽然双重注意力机制的S-BiGAN的运行时间为100.23 s,略长于其他几种故障诊断算法,但是其对轴承故障诊断准确率达到95.12%,比直接用CNN-SVM诊断算法的68.34%高26%左右,比S3VM的83.59%高11%左右,比SGAN和S-BiGAN高3%左右。因此,通过对比实验可以看出,基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型能有效提高标签样本少的条件下轴承故障识别的效果,比未添加双重注意力机制的S-BiGAN和SGAN故障分类效果更好。

为能更直观看测试集中滚动轴承各种故障诊断效果,通过混淆矩阵将测试结果进行详细分析。基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型在测试集上的故障诊断结果如图9所示,可以看出:当数据标签样本占数据集的1/6时,模型对正常工况和各类轴承故障均具有较高的识别率,说明基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型在滚动轴承标签样本少的条件下故障分类效果良好。

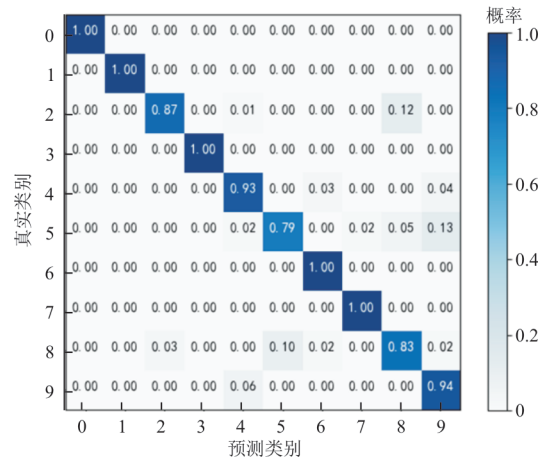


图9 故障分类混淆矩阵

Fig. 9 Fault classification confusion matrix

3.2.4 不同标签比例下算法性能评估实验

为了验证基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型在不同标签占比下故障诊断性能,选取标签比例分别为1/4、1/5、1/6、1/7、1/8的原始信号来验证其在不同标签比例下的性能结果,诊断结果如表6所示。

表6 不同标签比下故障诊断结果
Table 6 Fault diagnosis results under different label ratios

标签比例	诊断结果/%				
	CNN-SVM	S3VM	SGAN	S-BiGAN	双重注意力机制的S-BiGAN
1/4	75.31	87.41	93.34	95.01	97.21
1/5	72.67	85.11	92.24	94.13	96.32
1/6	68.34	83.59	90.08	93.25	95.12
1/7	61.83	80.46	86.05	90.37	93.03
1/8	55.62	74.51	81.21	86.78	90.51

从表6可以看出:基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型在标签比例分别为1/4、1/5、1/6、1/7、1/8的样本中,诊断效果均高于其他几种故障诊断模型。随着标签比例逐渐减小,不同模型的故障诊断准确率均呈现下降趋势,表明数据标签样本很大程度上干扰了诊断模型的故障特征提取,加大了故障诊断难度,但随着标签比例逐渐减小,基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型仍有较好的诊断效果,表明基于双重注意力机制及S-BiGAN的故障诊断模型能有效提高数据标签样本少的条件下滚动轴承故障诊断准确率。

4 结论

1) 针对卷积神经网络对一维信号处理效果低

于二维图像的现象,采用 GAF 将一维数据转换为二维图像,同时降低了噪声带来的影响。

2) 由于 SGAN 存在生成样本分布与真实样本分布相差较大,卷积层受局部感受所限,无法捕捉特征图全局信息等缺点,利用双重注意力机制更好地提取了机电设备故障特征,在 SGAN 的基础上引入 BiGAN 更有效地利用少量标签数据和大量无标签数据。

3) 基于双重注意力机制及 S-BiGAN 的机电设备故障诊断模型能有效利用有标签数据和无标签数据,提高了故障诊断效果,且与 S3VM、SGAN 等半监督故障诊断算法相比,具有更高的故障诊断准确率。

参考文献

- [1] 洪晟,李文欣,刘昊. 基于迁移学习方法的安全运行状态评估综述[J]. 航空工程进展, 2021, 11(4): 454-460.
HONG Sheng, LI Wenxin, LIU Hao. Review of safe operation state assessment based on transfer learning methods[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 11(4): 454-460. (in Chinese)
- [2] KUDELINA K, BARAŠKOVA T, SHIROKOVA V, et al. Fault detecting accuracy of mechanical damages in rolling bearings[J]. Machines, 2022, 10(2): 86.
- [3] 靳国涛. 飞机电液伺服阀早期故障征兆诊断[J]. 航空工程进展, 2020, 11(4): 563-571.
JIN Guotao. Early fault symptom diagnosis of aircraft electro-hydraulic servo valve [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(4): 563-571. (in Chinese)
- [4] 张鑫. 基于半监督流形学习的旋转机械易损件故障诊断方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019
ZHANG Xin. Research on fault diagnosis methods for vulnerable components of rotating machinery based on semi-supervised manifold learning[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [5] LI Xueyi, LI Jialin, LIU Yongzhi, et al. Semi-supervised gear fault diagnosis using raw vibration signal based on deep learning[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(2): 418-426.
- [6] SATISH C, SHAIKH A A. A review on machine learning, big data analytics, and design for additive manufacturing for aerospace applications[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2022, 31(8): 6112-6130.
- [7] WANG Tiancheng, GUO Di, SUN Ximing. Remaining useful life predictions for turbofan engine degradation based on concurrent semi-supervised model[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(7): 5151-5160.
- [8] 吴保林, 戚晓利, 王振亚, 等. 基于改进半监督 LTSA 与 BA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2020(1): 48-54.
WU Baolin, QI Xiaoli, WANG Zhenya, et al. Fault diagnosis for rolling bearings based on improved semi-supervised LTSA and BA-SVM [J]. Bearing, 2020(1): 48-54. (in Chinese)
- [9] ODENA A. Semi-supervised learning with generative adversarial networks[EB/OL]. [2023-09-01]. <https://arxiv.org/abs/1606.01583>.
- [10] 杨青, 张继云, 吴东升, 等. 基于二维图像和自适配归一化 SGAN 网络的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2021(8): 39-46.
YANG Qing, ZHANG Jiyun, WU Dongsheng, et al. Fault diagnosis for rolling bearings based on two-dimensional image and switchable normalization SGAN network [J]. Bearing, 2021(8): 39-46. (in Chinese)
- [11] LIU Xiaozhi, WANG Yinan, YANG Yinghua. Fault diagnosis based on sparse semi-supervised GAN model [C] // 2020 Chinese Control and Decision Conference. [S. l.]: IEEE, 2020: 5620-5624.
- [12] QIAN Gensheng, LIU Jingquan. Fault diagnosis based on conditional generative adversarial networks in nuclear power plants[J]. Annals of Nuclear Energy, 2022, 176: 109267.
- [13] CUI Long, TIAN Xincheng, SHI Xiaorui. A semi-supervised fault diagnosis method based on improved bidirectional generative adversarial network[J]. Applied Sciences, 2021, 11(20): 9401.
- [14] 姚齐水, 别帅帅, 余江鸿, 等. 一种结合改进 Inception V2 模块和 CBAM 的轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2022, 35(4): 949-957.
YAO Qishui, BIE Shuaishuai, YU Jianghong, et al. A bearing fault diagnosis method combining improved Inception V2 module and CBAM [J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(4): 949-957. (in Chinese)
- [15] 余浩帅, 汤宝平, 张楷, 等. 小样本下混合自注意力原型网络的风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2021, 32(20): 2475-2481.
YU Haoshuai, TANG Baoping, ZHANG Kai, et al. Fault diagnosis method of wind turbine gearboxes mixed with attention prototype networks under small samples[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(20): 2475-2481. (in Chinese)
- [16] BAO Ganchao, ZHANG Hongli, WEI Yuan, et al. Fault diagnosis of reciprocating compressor based on group self-attention network[J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(6): 065014.

作者简介:

焦晓璇(1990—),男,博士,副教授。主要研究方向:复杂机电设备状态监测,智能故障诊断与寿命预测。

章余(1998—),男,硕士,工程师。主要研究方向:智能数据处理,故障诊断,剩余寿命预测。

景博(1965—),女,博士,教授。主要研究方向:智能检测与健康状态监控。

黄以锋(1982—),男,博士,副教授。主要研究方向:装备测试性设计。

宇文晓彤(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:智能数据处理,故障诊断与剩余寿命预测。

(编辑:丛艳娟)