

非完备数据集下的标准自学习数据增强滚动轴承故障诊断方法

安增辉¹, 江星星², 杨蕊¹, 赵磊¹, 朱忠奎², 李舜酩³

(1. 山东建筑大学机电工程学院, 山东 济南 250101; 2. 苏州大学轨道交通学院, 江苏 苏州 215131;
3. 南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 滚动轴承的智能故障诊断是设备安全、高效运行的重要保障。然而, 非平稳的运行工况使采集到的训练数据集呈现不完备的特点, 导致基于数据驱动模型仅能从中学习到的诊断知识, 致使诊断准确率大幅下降。针对此问题, 以生成扰动样本扩充原始数据集的完备性为目的, 提出了标准自学习数据增强故障诊断方法。该方法包含标准自学习和数据增强两个训练步骤, 将一维卷积神经网络的训练过程看作模型自学习出评判扰动样本的标准, 基于此标准, 采用样本参数化与模型数据化方法生成扰动样本。两步骤交叉进行, 不仅能生成扰动数据、增强数据集完备性, 同时能获得非平稳工况下的故障诊断模型。此外, 通过研究不同数据生成次序的样本差异, 发现所提方法在生成数据时, 通过数据生成距离与方向的随机性叠加, 保证了生成样本的多样性。实验结果表明所提方法在不完备的训练数据集下对非平稳工况样本的诊断具有有效性和优越性。

关键词: 智能故障诊断; 滚动轴承; 数据增强; 非平稳工况

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33; TP206⁺.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2024)04-0667-10
DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2024.04.013

引言

滚动轴承作为应用最广泛的旋转部件, 是高端装备内部运动转换以及功率传输的核心^[1-2]。但滚动轴承常常在非平稳工况下运行, 运行过程中载荷、转速的剧烈波动, 一方面导致其故障频发, 另一方面加速其损伤的扩展从而加重故障危害^[3]。因此, 非平稳工况下滚动轴承故障诊断对于保障高端装备安全、高效运行具有重要意义^[4]。

对健康监测设备捕捉的动态信号进行分析, 是诊断滚动轴承故障最常用的手段^[5-6]。时至今日, 许多学者基于模态分解^[7]、阶次跟踪^[8]等信号处理方法, 在滚动轴承非平稳工况故障诊断领域取得了丰富的研究成果。然而, 现代健康监测设备采集了海量动态信号, 使故障诊断进入了“大数据”时代, 导致传统的基于信号分析的故障诊断方法难以满足诊断效率的要求, 基于“大数据”驱动深度学习智能故障诊断方法, 例如人工神经网络^[9]、卷积神经网络^[10]、受限玻尔兹曼机^[11]、自动编码器^[12]等方法应运而生。在非平稳工况智能故障诊断方面, PENG

等^[13]提出了一种多分支多尺度卷积神经网络, 实验结果表明该方法能够应用于非平稳负载的故障诊断。AN 等^[14]引入长短时记忆循环神经网络, 实现了非平稳转速与负载的智能故障诊断。CAO 等^[15]利用迁移学习方法借助平稳工况与非平稳工况数据集, 使模型将从平稳工况学习到的诊断知识迁移至非平稳工况下, 并借助匀加、减速数据集验证了方法的有效性。

以上方法均在“大数据”的背景下实现了非平稳工况的智能故障诊断。但是, 非平稳工况下, 瞬时工况(转速、载荷等)、工况变化率(转速变化率、载荷变化率等)二维连续信息的叠加, 导致完备的训练数据集难以获得^[16]。在实际中, 设备一旦发现故障, 为预防严重事故必需停机检修, 故障样本只是一段匀减速的动态信号, 这远远满足不了完备性的要求。可见, 非平稳工况下采集的训练数据极不完备, 严重制约了智能故障诊断的发展。

数据增强(Data Augmentation, DA)的目的是生成新的样本, 这是处理不完备数据集最直接的方法^[17]。近年来, 生成对抗神经网络(Generative Adversarial Networks, GAN)作为一种数据智能生成方

收稿日期: 2022-07-18; **修订日期:** 2022-12-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52005300, 52172406); 山东省高等学校青创科技支持计划项目(2023KJ124); 中国博士后科学基金资助项目(2021M702752, 2022T150552)。

法,成为数据增强研究的热点^[18],并应用于旋转机械智能故障诊断领域。ZHOu等^[19]设计了GAN的生成器与鉴别器,采用全局优化的方案产生更多的样本来处理数据不平衡问题。SHAO等^[20]和GUO等^[21]分别开发了一种基于GAN的辅助分类器框架和多标签一维GAN,从机械传感器信号中学习并生成更接近于真实的数据,来解决数据不足的问题。

现有的数据增强方法主要针对数据集不平衡、数据量小等问题,通过生成更接近于原始数据的样本来扩充数据量,进而提高模型的诊断准确率。但是,以数据相似性为目的的数据生成只能得到趋同的数据。通常情况下,非平稳工况运行时的旋转机械健康监测数据是有局限性、信息缺失的匀减速数据集,一味追求生成数据的相似性只能扩充数据量,但无法弥补数据集缺少的信息。只有生成与原始训练集不同的样本(本文称为扰动样本),才能扩充非平稳工况下数据集的完备性。因此,数据生成的重点是生成数据与原数据的差异性。

若以生成扰动样本为目的,首要问题是阐明扰动样本的标准。受此启发,本文以生成扰动样本扩充原始数据集的完备性为目的,提出了标准自学习数据增强(Standard Self-learned Data Augmentation, SSDA)故障诊断方法。该方法将一维卷积神经网络的训练过程看作模型自学习出评判扰动样本的标准,基于此标准,采用样本参数化与模型数据化方法生成扰动样本。标准自学习与数据增强两步骤交叉进行,最终在生成扰动数据、增强数据集完备性的同时,构建非平稳工况下的智能故障诊断模型。

1 标准自学习数据增强方法

1.1 方法动机

人类的目标识别常常被不完备的训练数据集所困扰。如图1所示,一个仅见过常规鱼类的人,在看到“鲤鱼”“草鱼”等鱼类时能立刻识别出来。但当其看到“飞鱼”时,脑中或许在犹豫目标是鱼还是鸟,而且极有可能识别错误。上述实例中,仅见过常规鱼类的人相当于被不完备数据集训练的模型;“鲤鱼”“草鱼”等鱼类可以看作是训练数据相似的样本(本文中称为常规样本);“飞鱼”相当于扰动样本。可见,不完备数据集训练的模型识别扰动样本的能力不足。

若要生成扰动样本,首要问题是阐明扰动样本的标准,即如何评价生成的样本是扰动样本。从本节的实例中可以看出,“飞鱼”作为扰动样本可以使人的预测结果发生错误。这说明,只有当样本与

原始训练集的差异化达到足以干扰模型判断时,才可以视其为扰动样本。受此思想启发,本文提出了标准自学习数据增强方法。

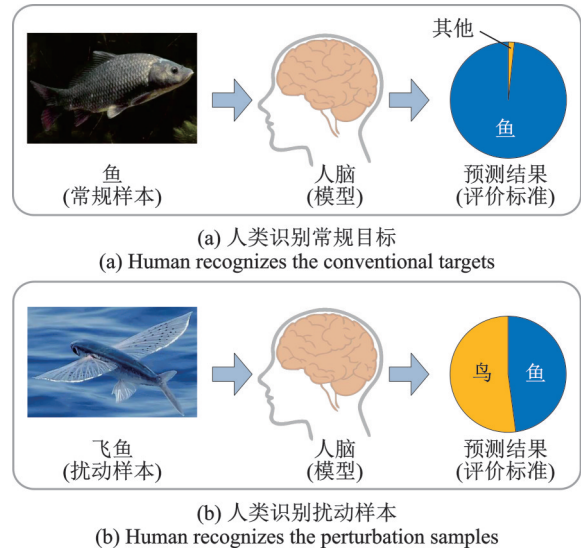


图1 不完备数据集训练的人类的目标识别能力

Fig. 1 Recognition ability of human trained by uncompleted dataset

1.2 一维卷积神经网络模型构造

SSDA的基本模型采用了目前广泛使用的一维卷积神经网络(One-Dimensional Convolutional Neural Networks, 1-D-CNN)进行构造。1-D-CNN包括多层卷积层、池化层和全连接层。各层参数如表1所示。

所提方法为减少人工工作量,原始测量的振动信号经过分段后,无需经过傅里叶变换等信号处理方法,直接输入到网络中。所构建模型的输入样本定义为 $x \in \mathbb{R}^N$,其中 $N=1200$ 为样本维度。

1.2.1 卷积层

对于第 l 层卷积层,其特征可通过下式获得:

$$\hat{v}_l = f(v_{l-1} * k_l + b_l) \quad (1)$$

式中 $k_l \in \mathbb{R}^{K_l \times M_{l-1} \times M_l}$ 为卷积核,其中 K_l 为卷积核的长度, M_{l-1} 为前一特征层的通道数, M_l 为当前层的通道数; $v_{l-1} \in \mathbb{R}^{N_{l-1} \times M_{l-1}}$ 为前一特征层的输出特征,其中 N_{l-1} 为特征维数; b_l 为偏置向量; $f(\cdot)$ 为激活函数,模型中卷积层全部使用ReLU(Rectified Linear Unit)作为激活函数; $v_{l-1} * k_l$ 为卷积操作,可通过下式计算:

$$(v_{l-1} * k_l)_{[i,j]} = \sum_{m=1}^{M_{l-1}} \sum_{k=1}^{K_l} v_{l-1, [k+i-1, m]} k_{l, [k, m, j]} \quad (2)$$

式中“ $[\cdot]$ ”内的下标在本文中代表矩阵或向量中元素的序号。本模型中卷积操作的步幅均为1,因此, \hat{v}_l 的维度为 $(N_{l-1} - K_l + 1) \times M_l$ 。

表1 1-D-CNN的逐层参数

Tab. 1 Structure sets of each layer of 1-D-CNN

层/特征	操作	参数尺寸	激活函数	输出维度
输入/ x	—	—	—	1200
C1/ \hat{v}_1	卷积层	$10 \times 1 \times 32$	ReLU	1191×21
P1/ v_1	池化层	S:2	Max	595×32
C2/ \hat{v}_2	卷积层	$10 \times 32 \times 32$	ReLU	586×32
P2/ v_2	池化层	S:2	Max	293×32
C3/ \hat{v}_3	卷积层	$10 \times 32 \times 32$	ReLU	284×32
P3/ v_3	池化层	S:2	Max	142×32
C4/ \hat{v}_4	卷积层	$10 \times 32 \times 32$	ReLU	133×32
P4/ v_4	池化层	S:2	Max	66×32
C5/ \hat{v}_5	卷积层	$10 \times 32 \times 32$	ReLU	57×32
P5/ v_5	池化层	S:2	Max	28×32
C6/ \hat{v}_6	卷积层	$10 \times 32 \times 32$	ReLU	19×32
P6/ v_6	池化层	S:2	Max	9×32
F0/ u_1	Flatten	—	—	288
F1/ u_2	全连接	288×256	ReLU	256
F2/ u_3	全连接	256×128	ReLU	128
F3/ o	全连接	$128 \times C$	Softmax	C

1.2.2 池化层

本模型的所有卷积层后均连接池化层,对第 l 层卷积层的输出特征 \hat{v}_l 进行降维。池化层的输出特征 v_l 为:

$$v_{l,[i,j]} = \text{Max}(\hat{v}_{l,i,j}) \quad (3)$$

式中 $\hat{v}_{l,i,j} = \left\{ \hat{v}_{l,i,j} \in \mathbb{R}^S \mid \hat{v}_{l,i,j,[s]} = v_{l,[s(i-1)+s,j]}, 1 \leq s \leq S \right\}$, S 为池化长度。

1.2.3 全连接层

将输入样本经过6层卷积与池化后的特征展平为一维向量 u_1 ,然后通过三层全连接层进行故障诊断。全连接层的前向传播为:

$$u_{i+1} = f(w_i u_i + b_i) \quad (4)$$

式中 w_i 和 b_i 分别为全连接层的权值矩阵和偏置向量;前两层全连接层的激活函数为ReLU激活函数,最后一层全连接层特征经过Softmax激活函数得到模型的输出 $o \in \mathbb{R}^C$ (C 代表健康状态的类别数),即输出 o 中的元素可通过下式计算:

$$o_{[c]} = \frac{\exp(\hat{o}_{[c]})}{\sum_{i=1}^C \exp(\hat{o}_{[i]})} \quad (5)$$

式中 \hat{o} 由 $w_3 u_3 + b_3$ 计算得出,即输出层未经过激活函数的特征。

模型的输出 o 代表样本属于各个健康状态的后验概率,因此根据模型输出即可判断样本的故障类型。为了方便描述,样本 x 输入模型后转化为特征 u_1 的过程抽象为映射 Φ_f ,特征 u_1 转化为输出 o 的过

程抽象为映射 Φ_c ,即 $u_1 = \Phi_f(x)$, $o = \Phi_c(u_1)$ 。模型的所有参数用 θ 表示。

1.3 SSDA方法提出

SSDA包含标准自学习和数据增强两个模块。在标准自学习模块中,以学习分类知识为目标,通过反复输入更新后的样本来优化1-D-CNN模型中的参数,此过程相当于模型自学了判断样本是否为扰动样本的评价标准;在数据增强模块中,通过样本参数化与模型数据化的方法,对模型输出结果的后验概率进行干扰,从而生成多样化的扰动样本。两模块交替实施,相互提升,最终在生成扰动数据增强数据集完备性的同时,构建非平稳工况下的智能故障诊断模型。两模块架构如图2所示。

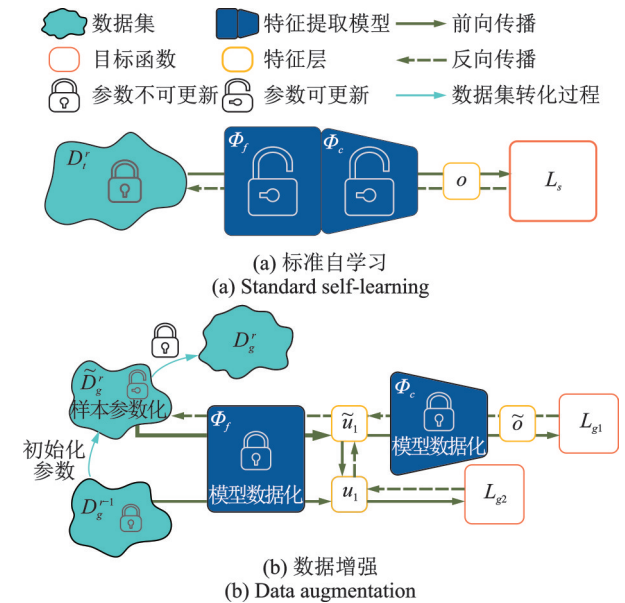


图2 方法基本框架示意图

Fig. 2 Architecture of proposed method

1.3.1 标准自学习模块设计

标准自学习模块的主要目的是训练出能够进行故障诊断的模型。由于扰动样本的判断标准是其能否干扰模型判断,因此,模型的判断将被视为评价标准应用于数据增强模块中。

如图2(a)所示,特征提取模型通过训练数据集 D_r^c 来训练,其中, $D_r^c = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{n_r^c}$, n_r^c 为数据集样本个数, x_i 表示数据集中的第 i 个样本, $y_i \in \mathbb{R}^C$,为通过One-Hot编码的样本 x_i 的标签,其元素的赋值规则为:

$$y_{i,[c]} = \begin{cases} 1, & x_i \text{的故障类型为第} c \text{类} \\ 0, & x_i \text{的故障类型不为第} c \text{类} \end{cases} \quad (6)$$

式中 下标 $[c]$ 代表 y_i 的第 c 个元素。参数 n_r^c 中, $r \in [0, 1, 2, \dots, R]$ 代表对抗训练的循环次数, R 为

最大循环次数,因为每次生成样本均是在前一次生成样本的基础上点对点生成样本,因此 R 可视为将原始数据扩充 R 倍。训练数据集 D_i^r 由训练数据集 D_i^{r-1} 和第 r 次数据增强模块生成的数据集 D_g^r 组成,且 D_i^0 为原始的训练数据集。

在标准自学习模块中,模型通过交叉熵目标函数进行训练,其定义为:

$$L_s(\theta) = -\frac{1}{n_i^r} \sum_{i=1}^{n_i^r} \mathbf{y}_i^T \ln \mathbf{o}_i \quad (7)$$

式中 $\mathbf{o}_i = \Phi_c(\Phi_f(x_i))$, 为样本 x_i 输入模型后的输出;上标“T”代表向量的转置。

如图2(a)可见,标准自学习模块中的模型参数可更新,训练数据不可更新,此过程相当于标准的数据驱动模型的训练过程。模型采用自适应矩估计算法(Adam)作为优化器,反向传播的迭代次数记为 T_s ,学习率为 ϵ_s 。通过最小化 $L_s(\theta)$,模型将具备对数据集 D_i^r 中的样本进行正确诊断的能力。

1.3.2 数据增强模块设计

生成扰动样本是数据增强模块的目标,其标准是生成的样本能否干扰模型的判断。因此,本模块以模型本身的输出为指导,通过样本参数化与模型数据化的方法生成扰动样本。

如图2(b)所示,数据集 D_g^{r-1} 转化为数据集 \tilde{D}_g^r 的过程表示以数据集 D_g^{r-1} 为初值初始化参数 \tilde{D}_g^r ,其中 D_g^{r-1} 为前一次生成的样本,且 $D_g^0 = D_i^0$ 。这意味着模型在之前生成的样本的基础上进一步实施数据增强。

图2(b)中,数据集 D_g^{r-1} 的参数不可更新,表示其为普通的数据集。数据集 \tilde{D}_g^r 的参数可更新,即将数据集中的样本看作模型参数,通过随机梯度下降法训练出使目标函数降低的参数,进而将参数导出为生成的样本,此过程为样本参数化过程。而特征提取模型的参数不可更新,表示在数据增强模块中,特征提取模型被视为数据,相当于固定了扰动样本评价标准来指导数据生成,因此,此过程称为模型数据化。

扰动样本的标准是其输入模型后将引起模型后验概率的扰动,因此数据增强模块的第一项目标函数 L_{g1} 为:

$$L_{g1}(\tilde{D}_g^r) = \frac{1}{n_g^r} \sum_{i=1}^{n_g^r} \mathbf{y}_i^T \ln \tilde{\mathbf{o}}_i \quad (8)$$

式中 $\tilde{\mathbf{o}}_i = \Phi_c(\Phi_f(\tilde{x}_i))$, 且 $\{\tilde{x}_i\}_{i=1}^{n_g^r} = \tilde{D}_g^r$, 即 \tilde{x}_i 是由前一次生成的样本 x_i 为初值初始化的参数; n_g^r 代表原初始化数据集中样本的个数; \mathbf{y}_i 为 x_i 的标签, 由此可以看出, x_i 与 \tilde{x}_i 共用标签。上式说明数据增强模块的目标函数与标准自学习模块的目标函数是

的,因此能同时得到完备的数据集和诊断模型。

若数据增强模块只关注扰动性,则容易使后验概率偏差过大而生成无意义的样本,对样本生成过程加以限制是有必要的。因此,数据增强模块的第二项目标函数 L_{g2} 为:

$$L_{g2}(\tilde{D}_g^r) = \frac{1}{n_g^r} \sum_{i=1}^{n_g^r} \exp\left(\frac{\|\tilde{\mathbf{u}}_{1,i} - \mathbf{u}_{1,i}\|_2}{\lambda}\right) \quad (9)$$

式中 $\tilde{\mathbf{u}}_{1,i} = \Phi_f(\tilde{x}_i)$, $\mathbf{u}_{1,i} = \Phi_f(x_i)$; $\lambda > 0$ 为调节系数。 $L_{g2}(\tilde{D}_g^r)$ 参与优化意味着数据增强模块限制了过大的样本变化但允许合理的样本多样性存在。

数据增强模块最终的目标函数为:

$$L_g(\tilde{D}_g^r) = L_{g1}(\tilde{D}_g^r) + L_{g2}(\tilde{D}_g^r) \quad (10)$$

式中 参数 \tilde{D}_g^r 同样采用 Adam 作为优化器,反向传播的迭代次数记为 T_g ,学习率为 ϵ_g 。训练结束后,如图2(b)所示,通过将参数数据集 \tilde{D}_g^r 的参数固定,得到新的扰动数据集 D_g^r 。

1.3.3 模型训练步骤

如图3所示,在标准自学习数据增强故障诊断方法中,标准自学习模块的实施可以指导数据增强模块生成新的扰动样本;生成的扰动样本将促进标准自学习模块再次更新扰动样本的判断标准。标准自学习模块与数据增强模块交替进行,互相提升,从而得到完备数据集和非平稳工况下的智能故障诊断模型。具体训练策略如下:

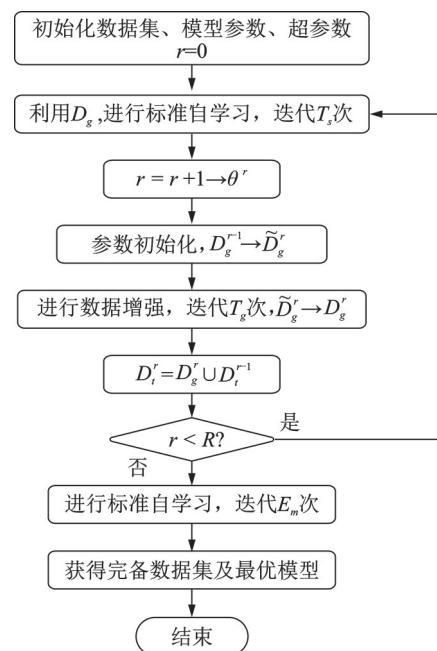


图3 提出方法的训练流程

Fig. 3 Training strategy of proposed method

(1) 初始化数据集 $D_i^0 = D_g^0 = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{n_i^0}$, 并随机初始化模型参数 θ^0 , 设置超参数 $T_s, T_g, \epsilon_s, \epsilon_g, \lambda, R$

以及对抗循环 R 次以后模型的额外训练次数 E_m ,初始化 $r=0$ 。

(2)基于训练数据集 D_i^r 实施标准自学习模块,直至达到最大迭代次数 T_s ,令 $r=r+1$,进而得到训练的模型参数 θ^r 。

(3)采用模型数据化与样本参数化方法实施数据增强模块,利用数据集 D_g^{r-1} ,经过 T_g 次迭代,生成新的扰动样本数据集 $D_g^r = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{n_g^r}$ 。

(4)合并 D_i^{r-1} 与 D_g^r 组成新的训练集 D_i^r 。

(5)判断是否达到最大循环次数 R ,如果 $r < R$,返回第(2)步。否则,基于训练集 D_i^r 进行标准自学习直至达到额外训练次数 E_m 。

(6)完成训练,获得完备数据集 D_i^R 和具有最优参数集 θ^{R+1} 的用于非平稳工况下的故障诊断模型。

2 实验结果与分析

2.1 数据描述

选用电机驱动的非平稳工况轴承故障实验台验证所提方法。实验台与故障零件如图4所示。试验台由电机、转速计、联轴器、轴承座、双盘转子等组成。目标故障轴承为端部轴承,型号为NU205EM,加速度传感器(PCB315A)放置于端部轴承座上。轴承预设三种单一故障:内圈故障(IF)、滚动体故障(RF)和外圈故障(OF),以及一种复合故障:外圈与滚动体复合故障(ORF),无故障记为NC。电机转速范围为0~1500 r/min,振动信号采用LMS数据采集系统以12.8 kHz采样频率采集。

为验证所提方法的有效性,数据在以下三种工况下采集,所有数据集中的样本均包含1200个样本点。

(1)匀减速工况:电机在10 s以内由1500 r/min匀减速至静止。此过程模拟实际运转中出现故障停机时采集到的不完备数据集,为本方法的训练数据。为充分利用训练数据,以90%的重复率交替分割原始振动信号,每种故障下获得1000个样本,共由5000个样本组成训练集。

(2)非平稳工况:此工况模拟实际运行中设备的非平稳工况,所有健康状态样本的转速在10 s内须进行至少一次波峰波谷的切换,且转速变化范围大于100 r/min。转速变化情况如图5所示,作为验证本方法的测试数据,用TDR表示。为全面有效利用非平稳工况数据,以10%的重复率交替分割原始振动信号,每种故障下获得500个样本,共由2500个样本组成TDR数据集。

(3)恒转速工况:恒转速样本的转速变化率为0,相对于非平稳工况,其与训练样本的差异性更大,可以认为恒转速工况的样本全部为扰动样本。实验采集了800, 1000和1500 r/min转速下的数据(分别用TD1, TD2和TD3表示)来测试生成数据的有效性。为增加恒转速工况数据集的随机性,通过选取随机样本初始点位置的方式采样样本,每种故障和工况下随机获得500个样本,TD1, TD2和TD3数据集均包含2500个样本。

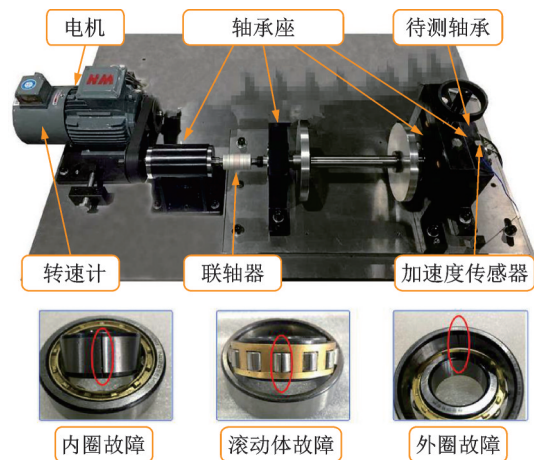


图4 故障实验台及故障轴承

Fig. 4 Test rig of machinery faulty experiment and the bearing with faults

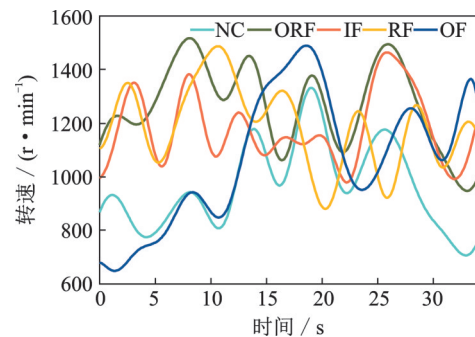


图5 TDR数据集中不同健康状况样本的转速变化情况
Fig. 5 Rotating speeds of testing dataset TDR with different health conditions

2.2 实验结果分析

2.2.1 不同测试集的诊断结果

模型待定参数 T_s , T_g , ϵ_s , ϵ_g , λ , R 以及 E_m 分别预设置为100, 100, 0.01, 1, 1, 10, 2000。模型利用不完备训练数据集训练后,采用TD1, TD2, TD3和TDR数据集进行测试。为了验证所提方法的有效性,采用与本方法基本框架结构相同的1-D-CNN模型,仅使用训练样本进行训练并对测试数据进行诊断,与所提方法进行对比。每种实验进行了10次,所得结果如图6所示。

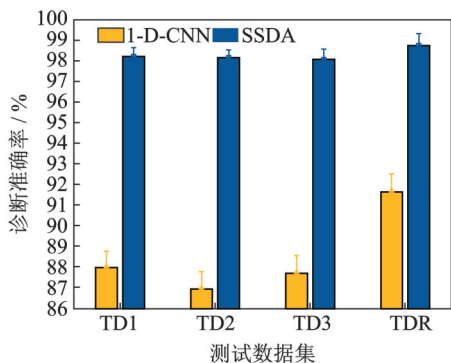


图6 不同测试集的诊断结果

Fig. 6 Diagnosis results of different testing datasets

从图6中可以看出,两种方法诊断TD1, TD2和TD3数据集的诊断准确率明显低于诊断TDR的准确率,这是由于相比于训练数据集,恒转速数据集具有更多的扰动样本。尽管1-D-CNN与SSDA在故障诊断过程中的模型结构完全相同,但两种方法的诊断结果有显著差距。1-D-CNN在诊断恒转速数据集时,准确率均不足90%,诊断非平稳工况数据集时准确率也仅有91.67%~92.54%。提出的SSDA方法与1-D-CNN相比,诊断恒转速数据集时,准确率提高了10%以上,对TDR的诊断准确率提高到了98.55%~99.07%。这说明提出的方法能够生成扰动样本来扩充数据集使其更接近完备数据集,进而提高训练模型的诊断准确率。

2.2.2 超参数分析

提出的方法共有7个超参数,即 T_s , T_g , ϵ_s , ϵ_g , λ , R , E_m 。其中,用于标准自学习的超参数 T_s , ϵ_s 和 E_m ,以及用于数据增强的超参数 T_g 类似于常规训练深度学习模型的超参数,在本方法中对结果的影响较小,此处不再赘述,推荐的 T_s , ϵ_s , E_m 和 T_g 分别为100, 0.01, 2000, 100。本文主要研究超参数 ϵ_g , λ , R 在诊断TDR数据集时的影响。

图7为不同最大循环次数 R 对诊断结果的影响。从图中可以看出,采用数据增强($R \geq 1$)的测试集诊断准确率明显高于不采用数据增强($R = 1$)的准确率。这说明数据增强方法可以提高原始数据集的完备性,进而提高其训练模型的泛化能力。随着最大循环次数 R 的增加,诊断准确率整体呈上升趋势。这说明生成样本次数越多,扩充后的训练数据集越完备,则模型通过多样性样本训练后的诊断准确率越高,模型的泛化能力越好。从图中可以看出,当 R 由3增加至6时,诊断准确率迅速升高,之后上升趋势逐渐平稳。同时, R 的增加将会导致模型训练时间增加,但是在较为充足的前期准备时间下,生成数据集的时间成本是可允许的。因此,为保证生成数据的质量,建议最大循环次数 R 大于6,即将数据集扩充至6倍以上。

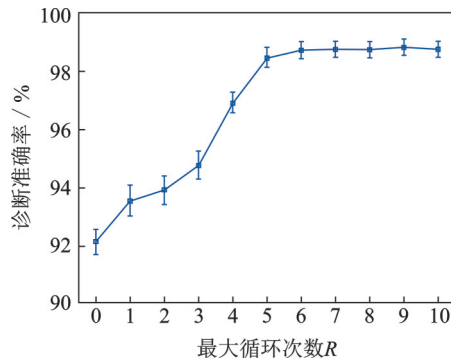


图7 不同最大循环次数R对诊断结果的影响

Fig. 7 The influence of different maximum cycle times R on the diagnosis results

图8为不同调节系数 λ 对诊断结果的影响。从图中可以看出,当调节系数 λ 为0.001时,诊断准确率相比其他值偏低但方差较小。这说明当调节系数过小时,目标函数 L_{g^2} 的梯度较大,导致数据增强过程中模型更加关注生成样本与原始样本的相似性,因此对于准确率的提升作用较小,且生成样本的差异性不大,使得诊断结果的方差较小。当调节系数 λ 较大($\lambda = 50$ 或 100)时模型诊断准确率的方差较大,诊断结果不稳定。说明生成扰动样本的差异化程度较大时,将会生成无意义的样本,导致模型诊断的不稳定。综合以上结果,调节系数 λ 推荐取1左右。

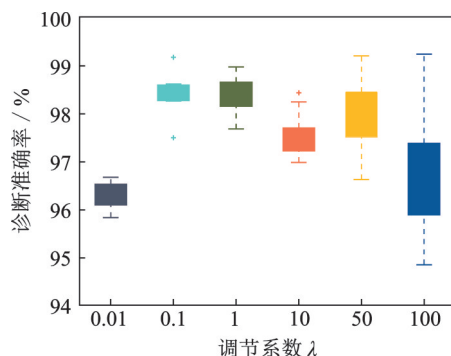
图8 不同调节系数 λ 对诊断结果的影响Fig. 8 The influence of different adjustment coefficient λ on the diagnosis results

图9为不同样本生成学习率 ϵ_g 对诊断结果的影响。从图中可以看出,生成样本的学习率对于模型诊断结果的影响较大。随着学习率的增加,诊断准确率先增加后减小。经过标准自学习的过程,模型往往已经形成了针对训练样本的局部或全局最优,在进行数据增强时,由于参数化的数据是基于训练样本初始化的,因此训练的初级阶段也位于最优解处。此时梯度较小,在学习率较低时,在有限的迭代次数内模型不能高效地生成样本,导致很难生成扰动样本。当学习率较大时,会导致数据增强过程中

的单次迭代差异性较大,降低了扰动样本的稳定性,进而导致诊断准确率的方差较大。根据所得实验结果,数据增强的学习率 ϵ_g 推荐值为1。

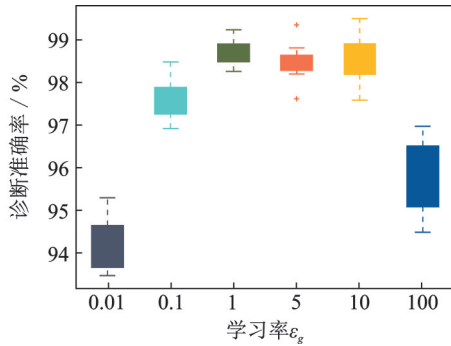


图9 不同学习率 ϵ_g 对诊断结果的影响

Fig. 9 The influence of different learning rate ϵ_g on the diagnosis results

2.3 方法对比分析

为了证明SSDA的有效性,选用三种数据增强方法进行对比,分别为GAN^[19],ACGAN^[20]和ML1-DGAN^[21]。同时,将没有进行数据增强且与所提方法基本框架一致的1-D-CNN作为基本模型参照。此外,为了验证数据增强对于原始训练数据集完备性的扩充能力,设置了SSDA-T,即通过SSDA进行数据增强后,采用得到的数据集 D_i^{10} 重新训练与所提方法基本框架一致的1-D-CNN。所有方法均采用2.1节中的训练数据训练,采用TDR数据集测试,使用最优参数进行10次实验后所得结果如表2所示。

从表2中可以看出,仅采用原始样本训练的1-D-CNN的诊断准确率最低,说明原始的训练数据集为不完备的数据集,此时数据集中存在一些扰动样本,使传统的智能诊断模型效果变差。采用数据增强方法后,诊断准确率显著提高。但是,三种基于GAN的数据增强方法诊断精度均低于提出的SSDA。这是由于基于GAN的方法能够生成与原始样本更接近的样本,其生成扰动样本的性能较低,难以扩充原始数据集的完备性。提出的SSDA达到最高的平均诊断准确率98.86%,SSDA-T也得到了类

表2 对比方法研究

Tab. 2 Comparisons of different methods

方法	平均准确率/%	标准差
1-D-CNN	91.76	0.68
GAN	95.89	0.59
ACGAN	96.37	0.51
ML1-DGAN	96.67	0.63
SSDA-T	98.58	0.43
SSDA	98.86	0.56

似的结果,说明提出的方法不仅能够得到非平稳工况下的智能诊断模型,而且其生成的样本能够较好地扩充原始数据集的完备性,为其他模型提供完备的基础训练数据集。

2.4 数据增强机制讨论

为进一步研究所提方法生成样本的机制,对所提方法生成的样本进行了研究。采用推荐参数,基于原始数据集生成了10次数据,得到 $D_g^0, D_g^1, \dots, D_g^{10}$,其中 D_g^0 表示原始训练数据集。相应地,由生成数据集更新的训练数据集由 $D_i^1, D_i^2, \dots, D_i^{10}$ 表示, D_i^0 为原始训练样本。分别计算测试集TDR与 D_i^r, D_i^g 的平均分布欧氏距离,结果如图10所示。从图中可以看出,随着数据生成次序的增加,生成数据集 D_i^g 及更新后的训练数据集 D_i^r 与测试集TDR的距离均逐步减小。由于测试集TDR是在非平稳工况下采集的,因此可以近似认为是完备数据集。可以看出,生成的数据将原始数据集的分布拉向完备数据集,进而说明生成的数据集更接近完备数据集。

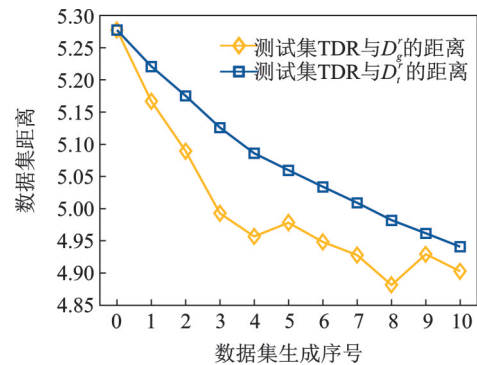


图10 测试集与训练集和生成集的距离

Fig. 10 Distance between TDR and D_i^r or D_i^g

为更加直观地研究所提方法生成的样本,将同一训练样本不同数据生成次序的样本频谱进行对比,所得结果如图11所示。从图中可以看出,生成的样本在保留原始样本主要特征的基础上,对样本的细节特征进行处理。例如,ORF样本逐渐抹除了2600 Hz左右的频率特征,而IF,RF和OF样本则通过增加特定频率特征来增加样本多样性。

为更进一步研究方法的数据生成机制,设计了三种距离。

(1)数据集交替距离 d ,即生成的样本与其初始化样本的距离,其定义如下:

$$d_{i,r,c} = \left\| \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} \mathbf{x}_{i,r,c} - \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} \mathbf{x}_{i,r-1,c} \right\|_2 \quad (11)$$

式中 c 代表健康状态; r 代表样本生成序号; $\mathbf{x}_{i,r,c}$ 代表第 r 次生成的健康状态为 c 的样本; n_c 代表健康状态为 c 的样本的数量。

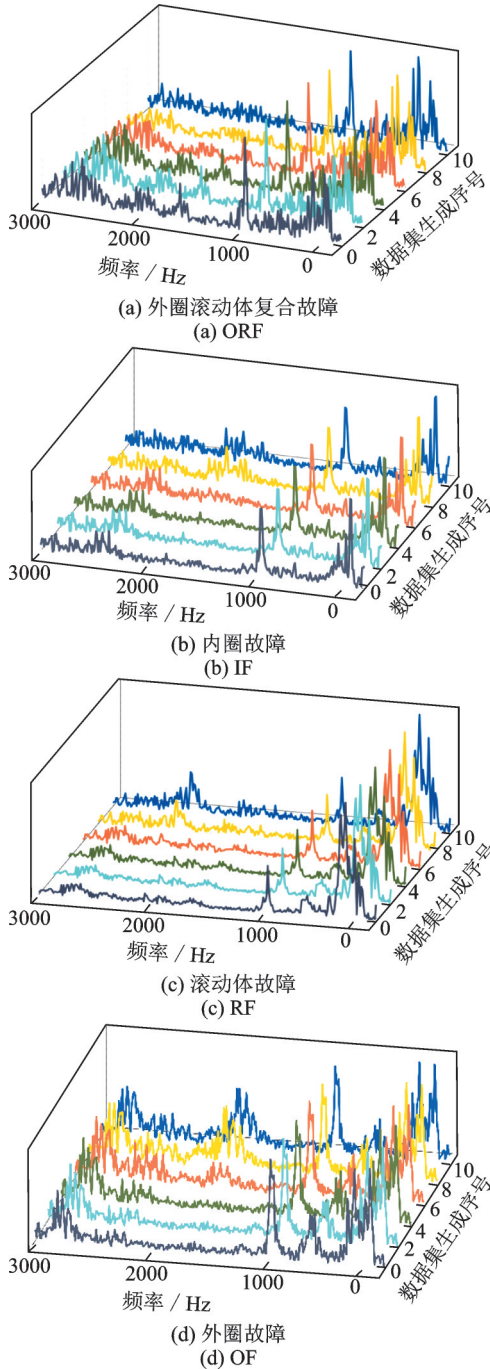


图11 不同样本生在序号 r 的样本频谱对比
Fig. 11 Spectrums of samples of different r

(2) 生成数据集与原始数据集距离 d_o 可通过下式计算:

$$d_{o,r,c} = \left\| \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} \mathbf{x}_{i,r,c} - \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} \mathbf{x}_{i,0,c} \right\|_2 \quad (12)$$

(3) 生成数据集与原始数据集的算术和距离 d_s 为 d_i 的累加值, 其计算公式如下:

$$d_{s,r,c} = \sum_{i=1}^r d_{i,i,c} \quad (13)$$

图12为不同数据集生成序号的交替距离 d_i 。从图中可以看出, 每次生成的样本与前一次生成的样本间距并无规律, 说明每次生成样本的过程较为随机。

图13为不同数据集生成序号的距离 d_o 。从图中可以看出, 与样本交替距离不同, d_o 表现出明显的上升趋势, 即随着迭代次数的增加, 新生成的数据集与原始数据集的距离越来越大。这说明提出的数据增强方法虽然每次迭代与上一次生成的样本在距离大小上具有随机性, 但在总体上是朝着远离原始数据集的方向生成数据的。

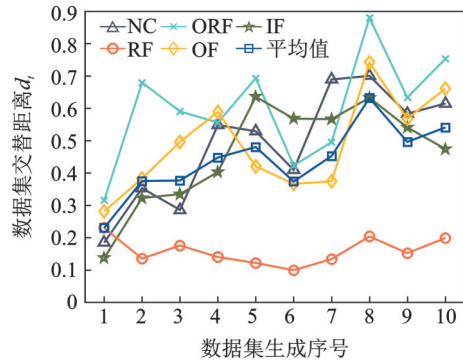


图12 不同样本生成序号 r 的交替距离 d_i
Fig. 12 Distance d_i of different r

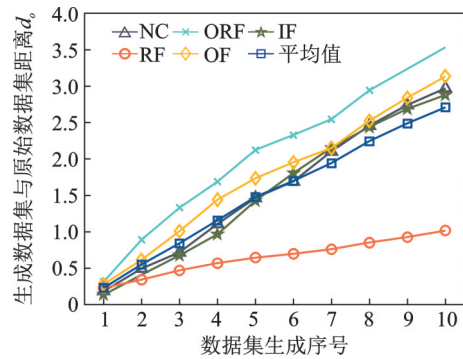


图13 不同样本生成序号 r 的距离 d_o
Fig. 13 Distance d_o of different r

图14为不同样本生成序号的距离 d_o 和 d_s 的平均值。从图中可以看出, d_s 始终大于 d_o , 这说明模型生成样本的过程类似于几何问题。为方便理解, 采用图15所示的示意图进行说明。以四次迭代为例, 模型每次生成的数据集在二维上可以理解为几块区

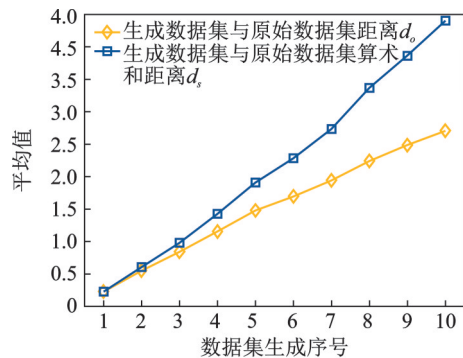


图14 不同样本生成序号 r 的 d_o 和 d_s
Fig. 14 Distance d_o and d_s of different r

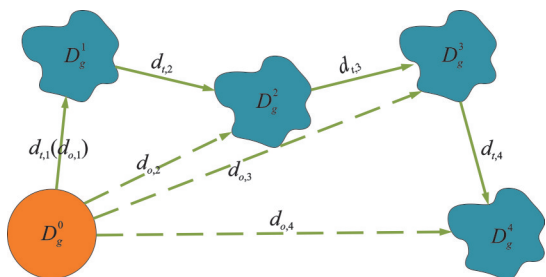


图15 SSDA的数据生成机制示意图

Fig. 15 Schematic of the process of SSDA

域的平铺。 d_s 始终大于 d_o ,意味着每次生成数据时,方向发生了变化。这说明,所提方法在生成数据时,距离大小的随机性叠加上方向的随机性,保证了生成样本的多样性。

3 结论

本文针对非平稳的运行工况下采集的训练数据集不完备的问题,以生成扰动样本扩充原始数据集的完备性为目的,提出了标准自学习数据增强故障诊断方法。并通过参数实验和对比实验验证了所提方法在不完备的训练数据集下诊断非平稳工况的样本的有效性和优越性。同时,方法能够得到泛化能力较强的故障诊断模型,可以为迁移学习、开放集识别等方法提供待微调的基础模型。所得结论如下:

(1)将一维卷积神经网络的训练过程看作模型自学习出评判扰动样本的标准,并采用样本参数化与模型数据化方法生成样本,所生成的样本能够有效扩充原始数据集的完备性。

(2)通过与多种基于GAN方法的对比,验证了所提方法在不完备训练数据集条件下诊断非平稳工况轴承样本的优越性。

(3)不同数据生成次序的样本差异表明所提方法在生成数据时,同时叠加了差异性和方向性的随机性,保证了生成样本的多样性。

参考文献:

[1] 张龙,蔡秉桓,熊国良,等.小波滤波与最大相关峭度解卷积参数同步优化的轴承故障诊断[J].振动工程学报,2021,34(6):1313-1322.
ZHANG Long, CAI Binghuan, XIONG Guoliang, et al. Bearing fault diagnosis based on synchronous optimization of wavelet filter and MCKD parameters[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1313-1322.

[2] LI Xuegang, JIANG Xingxing, WANG Qian, et al. Multi-perspective deep transfer learning model: a promising tool for bearing intelligent fault diagnosis under

varying working conditions[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 243: 108443.

- [3] LU Nannan, XIAO Hanhan, SUN Yanjing, et al. A new method for intelligent fault diagnosis of machines based on unsupervised domain adaptation[J]. Neuro-computing, 2021, 427: 96-109.
- [4] 王金瑞,李舜酩,钱巍巍,等.转速大波动下滚动轴承智能故障诊断方法研究[J].振动工程学报,2020,33(2):391-399.
WANG Jinrui, LI Shunming, QIAN Weiwei, et al. Roller bearing intelligent fault diagnosis method under speed fluctuation condition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 391-399.
- [5] XUE Hongtao, DING Dianyong, ZHANG Ziming, et al. A fuzzy system of operation safety assessment using multimodel linkage and multistage collaboration for in-wheel motor[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(4): 999-1013.
- [6] LEI Yaguo, YANG Bin, JIANG Xinwei, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [7] 钟志贤,马李奕,蔡忠侯,等.基于VMD_MPE和FCM聚类的变转速工况下转子不平衡故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(14):290-298.
ZHONG Zhixian, MA Liyi, CAI Zhonghou, et al. Method of rotor unbalance fault diagnosis under variable-speed conditions based on VMD_MPE and FCM clustering[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(14): 290-298.
- [8] 韩佳霖,高宏力,郭亮,等.无转速阶次跟踪的滚动轴承故障诊断方法[J].西南交通大学学报,2024,59(1):220-228.
HAN Jialin, GAO Hongli, GUO Liang, et al. Bearing fault diagnosis method based on order tracking without rotational speed[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(1): 220-228.
- [9] HONG Kaixing, JIN Ming, HUANG Hai. Transformer winding fault diagnosis using vibration image and deep learning[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(2): 676-685.
- [10] SHAO Haidong, XIA Min, HAN Guangjie, et al. Intelligent fault diagnosis of rotor-bearing system under varying working conditions with modified transfer convolutional neural network and thermal images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3488-3496.
- [11] SHAO Siyu, SUN Wenjun, YAN Ruqiang, et al. A deep learning approach for fault diagnosis of induction motors in manufacturing[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(6): 1347-1356.

- [12] SHAO Haidong, DING Ziyang, CHENG Junsheng, et al. Intelligent fault diagnosis among different rotating machines using novel stacked transfer autoencoder optimized by PSO[J]. ISA Transactions, 2020, 105:308-319.
- [13] PENG Dandan, WANG Huan, LIU Zhiliang, et al. Multibranch and multiscale CNN for fault diagnosis of wheelset bearings under strong noise and variable load condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4949-4960.
- [14] AN Zenghui, LI Shunming, WANG Jinrui, et al. A novel bearing intelligent fault diagnosis framework under time-varying working conditions using recurrent neural network[J]. ISA Transactions, 2020, 100: 155-170.
- [15] CAO Hongru, SHAO Haidong, ZHONG Xiang, et al. Unsupervised domain-share CNN for machine fault transfer diagnosis from steady speeds to time-varying speeds[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 186-198.
- [16] LU Na, YIN Tao. Transferable common feature space mining for fault diagnosis with imbalanced data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 156: 107645.
- [17] MA Liang, DING Yu, WANG Zili, et al. An interpretable data augmentation scheme for machine fault diagnosis based on a sparsity-constrained generative adversarial network[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 182: 115234.
- [18] 王晓玉, 王金瑞, 韩宝坤, 等. 信号分辨率增强的机械智能故障诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1305-1312.
- WANG Xiaoyu, WANG Jinrui, HAN Baokun, et al. Intelligent fault diagnosis method for signal resolution enhancement[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1305-1312.
- [19] ZHOU Funa, YANG Shuai, FUJITA H, et al. Deep learning faultdiagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 187: 104837.
- [20] SHAO Siyu, WANG Pu, YAN Ruqiang, Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis[J]. Computers in Industry, 2019, 106: 85-93.
- [21] GUO Qingwen, LI Yibin, SONG Yan, et al. Intelligent fault diagnosis method based on full 1-D convolutional generative adversarial network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(3): 2044-2053.

Standard self-learned data augmentation for rolling bearing fault diagnosis using incomplete training dataset

AN Zeng-hui¹, JIANG Xing-xing², YANG Rui¹, ZHAO Lei¹, ZHU Zhong-ku², LI Shun-ming³

(1.School of Mechanical and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2.School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131, China; 3.College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Intelligent fault diagnosis of rolling bearings is important for guaranteeing the safe of equipment. However, the non-stationary conditions lead to the incomplete collected training datasets, which makes the data-driven model learn the limited diagnostic knowledge. This declines the testing accuracy observably. To solve this problem, a Standard Self-Learned Data Augmentation (SSDA) fault diagnosis method is proposed, which can generate disturbed samples to expand the completeness of the original dataset. The method includes two training steps: standard self-learning and data augmentation. The training process of one-dimensional convolutional neural network is regarded as the self-learned standard of model to judge disturbed samples. Based on this standard, sample parameterization and model datalization are used to generate disturbed samples. By alternately carrying out the two steps, not only the disturbed data can be generated to augment the completeness, but also the fault diagnosis model under non-stationary conditions can be obtained. In addition, by studying the sample differences with different data generating number, it is found that the randomness of distance and direction is superimposed on the randomness of the proposed method to guaranteeing the diversity of the generated samples. Experimental results show that the proposed method is effective and advantageous in diagnosing bearing fault with incomplete training data sets under non-stationary conditions.

Key words: intelligent fault diagnosis; rolling bearings; data augmentation; non-stationary condition

作者简介: 安增辉(1991—),男,博士,副教授。E-mail: anzenghui20@sdjzu.edu.cn。

通讯作者: 江星星(1989—),男,博士,教授。E-mail: jiangxx@suda.edu.cn。