

不平衡样本下DWCVAE-DFL网络的叶片裂纹诊断方法*

黄鑫¹, 张小栋^{1,2}, 范博超¹, 戴飞¹, 涂成雄¹

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(2. 西安交通大学现代设计与轴承转子系统教育部重点实验室 西安, 710049)

摘要 针对涡轮叶片裂纹故障数据少造成叶片样本不平衡, 从而影响叶片裂纹诊断精度的问题, 提出一种基于深度聚焦动态加权条件变分自编码器(deep focal loss based dynamically weighted conditional variational autoencoder, 简称DWCVAE-DFL)网络的不平衡叶片裂纹诊断方法。首先, 设计了一种深度聚焦损失函数(deep focal loss, 简称DFL), 可动态赋予不同健康状态样本不同权重, 实现网络对少数类故障样本的聚焦学习; 其次, 采集不同深度裂纹叶片的三维叶尖间隙(3D-blade tip clearance, 简称3D-BTC)构建不平衡叶片裂纹样本集, 通过DWCVAE-DFL网络对不平衡叶片裂纹样本的特征分布进行学习, 并利用张量融合网络对不同维度特征进行融合; 最后, 将融合特征作为SoftMax分类器的输入, 对不同深度裂纹进行分类。结果表明, 所提方法在不同不平衡比下均表现出良好的诊断效果, 优于传统的故障诊断方法。

关键词 不平衡样本; 故障诊断; 深度聚焦动态加权条件变分编码器; 深度聚焦损失函数; 三维叶尖间隙

中图分类号 V232

0 引言

航空发动机是飞机的重要动力装置, 其健康状况与飞机的安全运行密切相关。由于长期运行在恶劣工况环境下, 航空发动机会出现各种突发故障。其中, 涡轮叶片作为航空发动机的功能转换核心部件, 其在高温、高压、高转速及高载荷等极端条件下极易在表面产生疲劳裂纹, 如不能及时处理, 将导致叶片断裂, 严重影响飞机飞行安全。据统计, 在发动机众多零部件中, 转子叶片失效就达70%以上^[1]。因此, 对叶片裂纹开展动态监测和诊断方法的研究具有重大现实意义。

当前, 基于深度学习的智能诊断技术实现了对海量数据的深度挖掘和分析, 减少了对传统专家诊断的依赖, 同时提升了故障识别率。刘传慧等^[2]结合深度小波自动编码器与门控循环单元神经网络, 实现了变工况下齿轮箱的故障识别。Zhao等^[3]提出一种动态加权小波包稀疏的深度残差网络, 实现了行星齿轮故障的特征提取和诊断。Zhang等^[4]基于稀疏滤波和软重构惩罚约束, 提出一种重构稀疏滤波无监督特征学习算法, 并对齿轮箱和轴承故障进行了准确诊断。但是, 足量且类别分布均衡的样本是保证传统智能诊断算法具有出色诊断能力的关

键^[5], 这使得其难以在不平衡样本下进行有效的故障诊断。在工程实际中, 由于所能获得的叶片裂纹样本有限, 其正常与故障样本呈现不平衡分布特点, 因此如何在不平衡样本下提升对叶片裂纹诊断水平是亟需解决的问题。

当前, 解决不平衡样本故障诊断问题的思路主要有2种: ①基于数据层的方法, 通过调整训练集中不平衡样本分布来降低或消除不平衡性, 再利用智能算法进行识别, 主要包括过采样和欠采样等方法; ②基于算法层的方法, 通过对智能算法进行改进, 使其对故障类样本予以更多关注, 主要包括代价敏感学习及集成学习等方法。传统数据生成方法易产生错误样本, 对诊断算法性能提升效果有限^[6]。目前, 利用生成式深度学习(generative deep learning, 简称GDL)是解决不平衡样本故障诊断的主要研究方向, 包括条件变分自编码器(conditional variational auto-encoder, 简称CVAE)和生成对抗网络(generative adversarial network, 简称GAN)。温广瑞等^[7]通过构建一种特征解耦CVAE网络, 实现了工况和轴承健康状态的解耦。Wang等^[8]利用生成对抗机制, 提出一种条件变分自编码生成对抗网络, 对行星齿轮箱样本不平衡故障进行有效诊断。Zhao等^[9]提出一种基于自适应聚焦损失函数的正则化条件变分自编

* 国家自然科学基金资助项目(52175117)

收稿日期: 2024-01-30; 修回日期: 2024-06-20

码器,聚焦于对不平衡样本的学习,对轴承样本不平衡故障进行了有效诊断。然而,CVAE和GAN对少数故障类样本的聚焦学习能力有限,难以产生与不平衡样本分布相似的样本。

当叶片出现裂纹时,叶片固有频率会随裂纹扩展而下降,使叶片在高速运行时出现三维动力响应,可通过叶片三维叶尖间隙信号监测涡轮叶片运行状态^[10]。笔者提出一种基于深度聚焦动态加权条件变分编码网络的样本不平衡裂纹诊断方法,其将基于数据层和算法层的2种方法相结合,提升深度生成模型对不平衡样本的学习能力,自适应地提取不平衡裂纹样本中所蕴含的故障特征,并基于这些特征进行智能诊断。首先,设计一种深度聚焦损失函数,动态赋予不同类别样本权重以聚焦于少数故障样本的特征学习;其次,通过构建DWCVAE-DFL网络对不平衡裂纹故障样本的多维特征分布进行学习,并利用张量融合网络对多维特征进行融合;最后,将其作为Softmax多分类器的输入对不同深度裂纹分类,在不平衡样本下对叶片裂纹进行有效诊断。

1 深度聚焦动态加权条件变分自编码网络

1.1 CVAE模型

传统变分自编码器(variational autoencoder,简称VAE)^[11]不包含任何样本类别信息,难以对某一类样本的分布特征进行有效学习,而CVAE则是一种带约束条件的VAE变体模型,其通过将附加信息引入到模型输入中以针对某一类样本特征进行有效学习,从而解决了传统VAE的缺陷。

CVAE通过将概率统计和深度学习相结合,利用Bayes变分推断方式来拟合输入数据 $\mathbf{X}=\{x^1, x^2, \dots, x^n\}$,从中学习样本的特征分布并生成相应类别的样本。其中: x^n 为第 n 组样本。CVAE网络结构如图1所示,主要包括编码网络与解码网络两部分。其中:编码网络学习数据的潜在分布特性,并依照某一确定概率分布 $q_\phi(z|x, c)$ 将多类数据映射到一个低维的隐编码空间中;解码网络则利用从隐编码空间中采样来的隐变量 z ,依照概率分布 $p_\theta(x|z, y)$ 建立隐含编码空间与多类真实数据之间的映射关系,进而生成相应类别的样本数据。由于CVAE无法对离散值求梯度,因此解码网络梯度无法传递到编码网络。

为解决梯度求解问题,CVAE采用了重参数方法。假设样本 x 对应的隐变量 z 服从高斯分布,编码网络以 x 为输入,输出为均值向量 $\mu(x)$ 和标准差向

量 $\sigma(x)$ 。CVAE在隐编码空间上利用KL散度约束项 $D_{\text{KL}}(N(\mu(x), \sigma(x))||N(0, I))$ 来将输入样本的隐变量分布 $p_\theta(z|c)$ 约束为标准正态分布 $N(0, I)$,并从编码网络得到的分布 $N(\mu(x), \sigma(x))$ 上直接采样隐变量 $z=\mu+\sigma\epsilon$, ϵ 为一个随机向量,最后将隐变量 z 输入解码器网络得到对应的重构样本。CVAE的目标函数为

$$L_{\text{CVAE}} = -D_{\text{KL}}[q_\phi(z|x, c)||p_\theta(z|c)] + E_{q_\phi(z|x, c)}[\log p_\theta(x|c, z)] \quad (1)$$

其中: x 为需要构建相关模型的样本数据; c 为加入到模型中的外部约束条件;第1项为利用KL散度最小化编码器分布 $q_\phi(z|x, c)$ 和隐变量 z 的先验分布 $p_\theta(z|c)$ 之间的分布距离,同时 $p_\theta(x|c, z)$ 为最大化数据生成概率;隐变量 z 服从在 c 和 x 联合条件下的概率分布。

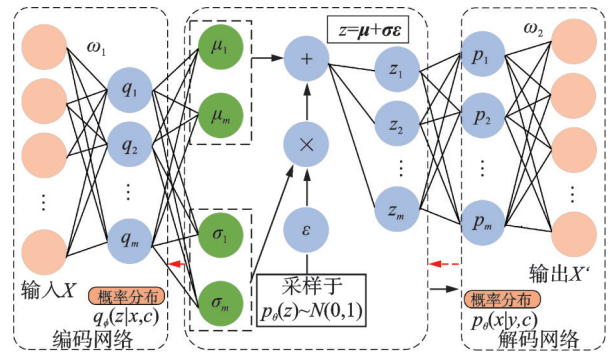


图1 CVAE网络结构

Fig.1 The structure of the CVAE

1.2 深度聚焦损失函数

正负类样本的不平衡现象普遍存在。在极端不平衡的正负类样本中,虽然容易分类的负样本造成的损失值较小,但其数量众多,对总的损失值有很大影响,使得一些难以识别的正样本得不到充分学习,导致网络收敛效果不佳,严重制约了深度学习在故障诊断中的性能。为此, Lin等^[12]提出一种代价敏感损失函数,其聚焦损失函数(focal loss,简称FL),即

$$L_{\text{FL}} = -\sum_{i=1}^M \alpha_i (1 - p_i)^\gamma y_i^T \log(p_i) \quad (2)$$

其中: M 为样本数; y_i 为样本的标签向量; p_i 为样本的预测概率向量; γ 为聚焦参数; α_i 为加权因子,用于平衡正负类样本数间的比例。

FL损失函数最主要的作用是可以动态因子 ω 对损失进行加权,该动态因子是预测概率的函数,可以平衡网络中的正负类样本所造成的损失,即

$$x_m \omega = (1 - p_i)^\gamma \quad (3)$$

对易分类的负样本,当 p_i 足够大时($p_i \gg 0.5$),通

过增大聚焦参数 γ , 会使 $(1-p_i)^\gamma$ 减小更快, 进而减小了损失权重因子, 降低了负样本对网络损失的影响。同理, 当 p_i 较小时 ($p_i \ll 0.5$), 通过增大 γ , $(1-p_i)^\gamma$ 亦会减小, 但减小速度远小于负样本, 使得正负样本的动态因子比例增大, 即增加了正样本对网络损失的影响。例如: 当负样本 $p_1=0.9$ 、 $\gamma=3$ 时, $\omega_1=10^{-3}$; 当正样本 $p_2=0.1$ 、 $\gamma=3$ 时, $\omega_2=0.729$, 则动态因子比为 $\omega_2/\omega_1=729$ 。

所提 DFL 和 FL 的特性曲线比较如图 2 所示。当样本真实标签为 0 时即负样本, FL 为任何预测概率赋予 0 损失, 这意味着无法考虑不同类别样本对网络训练的贡献。此外, 在复杂任务中使用定值的聚焦参数使网络难以进行有效学习, 其易被占优势样本所淹没^[13]。因此, 笔者提出一种深度聚焦损失函数 DFL, 其由 L_c 和 L_r 两部分组成。其中: L_c 主要考虑正样本和负样本为网络提供的损失, 同时可实现对样本损失的动态加权, 让正样本具有更多的损失权重比; L_r 用于惩罚错误分类概率, 提升对正样本的预测概率。深度聚焦损失函数为

$$L_{\text{DFL}} = L_c + L_r = -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i \log(1 - |\mathbf{y}_i^T - \mathbf{p}_i|^{\gamma^*}) + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \beta_i (1 - \mathbf{y}_i^T) \log(1 + \mathbf{p}_i) \quad (4)$$

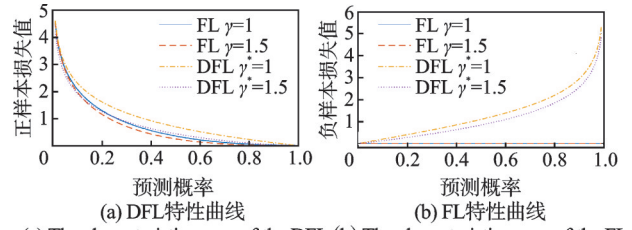
其中: γ^* 为动态聚焦参数; β 用于调节 L_r 的惩罚强度。

考虑到网络在优化过程中对正负样本边界划分是不断变化的, 为避免过度聚焦于正样本而使梯度消失, 导致网络收敛速率下降, 陷入局部最优, 将动态聚焦参数定义为

$$\gamma^* = \gamma_{\text{initial}} / \varphi^\kappa \quad (5)$$

其中: γ_{initial} 为初始聚焦参数值; φ 为迭代次数; κ 为收缩参数。

由图 2(a) 可知, 所提出的 DFL 与传统的 FL 损失函数具有类似的作用。当样本真实标签为 1 时即正样本, 网络可以聚焦于对难以分类正样本的学习。同时, DFL 引入的动态聚焦参数 γ^* 依据训练程度对不同预测概率样本的损失进行动态加权。在训练早期阶段, γ^* 的值较大, 损失函数对低预测概率样本的加权因子相对于高预测概率样本偏大, 其将聚焦于预测概率较低的那部分正样本 (如 $p_i=0.01$, $\gamma^*=1.5$); 在训练后期, 随着大部分样本被正确识别, 损失函数对相应样本的加权因子将减小, 其将逐渐聚焦于最佳预测样本 (如 $p_i=0.8$, $\gamma^*=1$)。由图 2(b) 可知, DFL 可以考虑样本被错误预测为其他类别时所造成的损失, 以对网络进行进一步优化, 弥补了 FL 损失函数的不足。



(a) The characteristic curve of the DFL (b) The characteristic curve of the FL

图 2 所提 DFL 和 FL 的特性曲线比较

Fig.2 Comparison between characteristic curves of the proposed DFL and the FL

1.3 深度聚焦动态加权条件变分自编码网络

实际工程应用中, 不均衡样本问题存在于各个领域, 而传统 CVAE 并未考虑不均衡样本中少数正类样本所占的损失权重, 难以学习少数正类样本的特征分布。笔者结合所提的损失函数 DFL, 构建一种深度聚焦动态加权条件变分自编码网络 (deep focal loss based dynamically weighted CVAE, 简称 DWCVAE-DFL), 能够从不均衡样本中有效学习具有不同深度的叶片裂纹的特征分布。

本研究所构建的 DWCVAE-DFL 网络结构如图 3 所示。该结构在总体上采用了编码器-解码器的结构, 在原始 CVAE 基础上增加了深度聚焦损失函数, 使得 CVAE 具有动态赋予各类样本不同权重的能力, 聚焦于对故障样本的特征学习, 以获得更深层次的样本分布特征, 整体上优化了网络的收敛性能。DWCVAE-DFL 算法训练流程如下。

输入: m 样本集大小, n 样本类别数, 迭代次数, θ_E 编码网络参数, θ_D 解码网络参数。

步骤:

- 1) 初始化参数 α , β , γ_{initial} , φ , κ , ε , β_B 及 γ_B ;
- 2) 是否未达到迭代次数;
- 3) 从样本集中采样 $\{x_r, y\} \sim q_\theta$;
- 4) 通过编码网络获得特征参数 $\mu, \sigma \leftarrow E(x_r, y)$;
- 5) 重采样特征参数以获得隐变量 $z_f \sim p_\theta$;

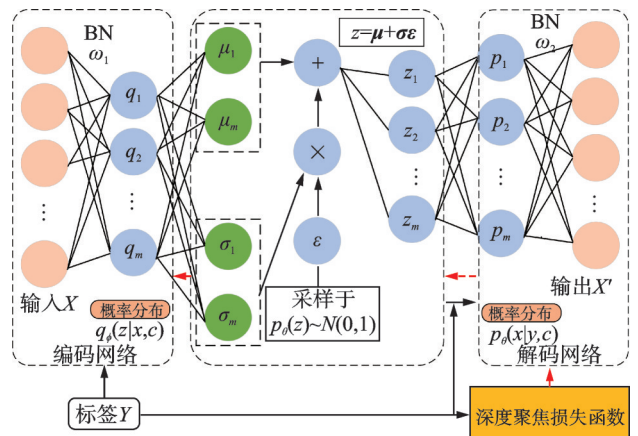


图 3 DWCVAE-DFL 网络结构

Fig.3 The structure of DWCVAE-DFL network

- 6) 利用 $G(z_f, y)$ 学习样本特征;
- 7) 计算 $L_{KL} \leftarrow -\frac{1}{2} (\text{tr}(\sigma) + \mu^T \mu - k - \log \det(\sigma))$;
- 8) 计算 $L_G \leftarrow \frac{1}{2} \|x_r - x_f\|_2^2$;
- 9) 计算 $L_{DFL} \leftarrow -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i \log(1 - |y_i^T - p_i|^\gamma) + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \beta (1 - y_i)^T \log(1 + p_i)$;
- 10) 计算 $\theta_E \leftarrow -\nabla_{\theta_E} (L_{KL} + L_G + L_{DFL})$;
- 11) 计算 $\theta_G \leftarrow -\nabla_{\theta_G} (L_{KL} + L_G + L_{DFL})$ 。

输出: θ_E, θ_G 。

DWCVAE-DFL 的优化目标函数为

$$L_{DWCVAE-DFL} = L_{KL} + L_G + L_{DFL} \quad (6)$$

其中: L_{KL} 为隐变量分布与期望分布之间的相似程度; L_G 为网络对样本的学习能力; L_{DFL} 为网络对不平衡样本的判别能力。

同时,在编码网络和解码网络中每层均增加了批归一化(batch normalization, 简称BN)^[14]操作,将学习的每层特征分布转化为高斯分布,保证特征值始终处于激活函数对于输入敏感的区域,使输入的小变化导致损失函数较大的变化,获得变大的梯度,避免了梯度消失。特征值表达式分别为

$$\mu_B = \frac{1}{N_{\text{batch}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{batch}}} x_n \quad (7)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{N_{\text{batch}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{batch}}} (x_n - \mu_B)^2 \quad (8)$$

$$\hat{x}_n = \frac{x_n - \mu_B}{\sqrt{\epsilon + \sigma_B^2}} \quad (9)$$

$$y_n = \beta_B + \gamma_B \hat{x}_n \quad (10)$$

其中: N_{batch} 为一个训练样本批次的样本大小; ϵ 为非零常数值; μ_B, σ_B 分别为训练批次样本的均值和方差; β_B, γ_B 分别为用于样本分布平移和缩放的可训练参数。

2 不平衡样本下基于DWCVAE-DFL网络的叶片裂纹诊断方法

在实际工程中,涡轮叶片作为高可靠性部件,其裂纹样本数远小于正常叶片样本数,这将导致叶片裂纹样本的不均衡性,使得传统诊断方法在实际应用中对叶片裂纹诊断的准确率较低。因此,本研究构建了一种基于DWCVAE-DFL网络的不均衡叶片裂纹诊断框架,如图4所示。该框架包含了4个组成模块,分别为并行学习层、特征提取层、张量融合层和分类层。其中,学习层由3个并行的DWCVAE-DFL网络组成,从叶片三维叶尖间隙中学习叶片裂纹多维特征分布,利用特征提取层提取裂纹样本的多维特征,并通过张量融合层实现多维特征的有效融合,最后采用SoftMax分类层对不同深度叶片裂纹进行识别。

基于DWCVAE-DFL网络的不均衡叶片裂纹故障诊断流程如图5所示,可分为以下3个阶段。

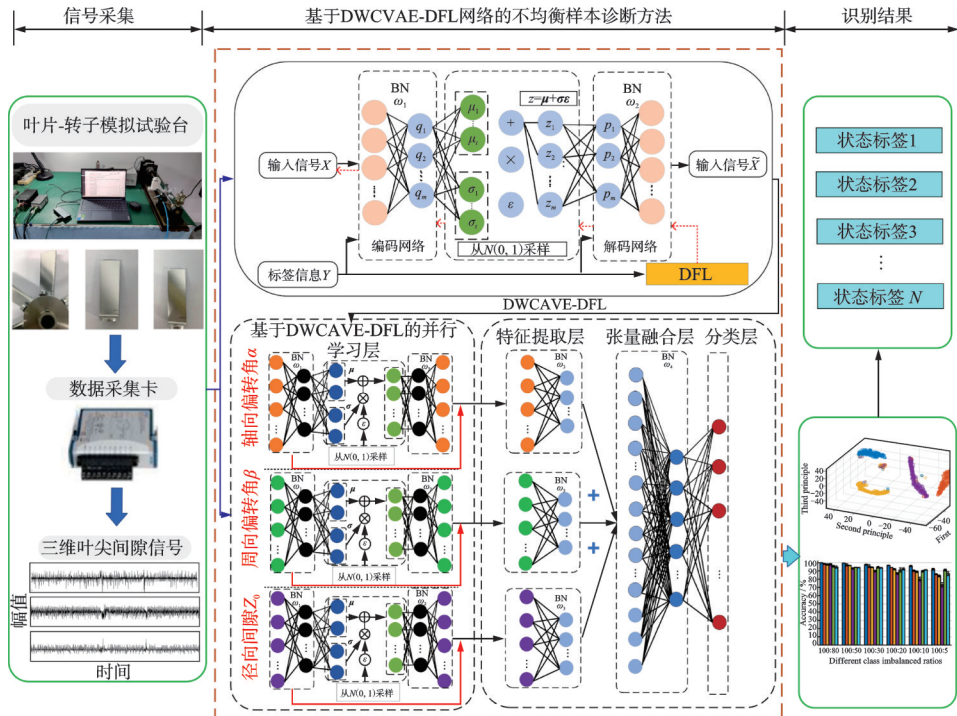


图4 基于DWCVAE-DFL网络的不均衡叶片裂纹诊断框架

Fig.4 The diagnostic framework for imbalanced blade crack fault based on DWCVAE-DFL network

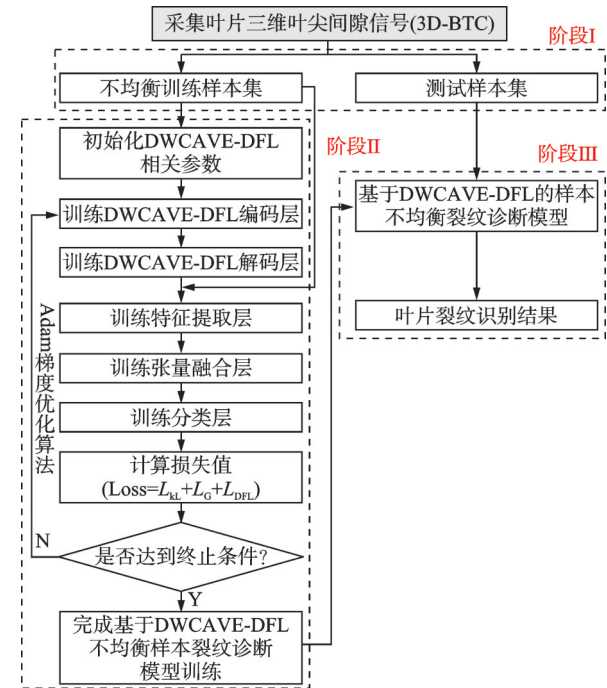


图5 基于DWCAVE-DFL网络的不均衡叶片裂纹故障诊断流程
Fig.5 Diagnostic flowchart of imbalanced blade crack fault based on DWCAVE-DFL network

1) 对叶片 3D-BTC 进行采集与预处理,得到包括不同深度裂纹状态的不均衡样本数据集 $\{(x_m, y_m)\}_{m=1}^M$ 。其中, $x_m \in R^{N \times 3}$, 为第 m 个 3D-BTC 样本; $y_m \in R^{y \times 1}$, 为第 m 个样本的健康状态标签向量, y 为叶片健康状态数; M 为样本总数。 x_m 包含了 3 个不同维度参量 $x_m = \{x_m^r, x_m^a, x_m^c\}$, 其中: x_m^r 为叶尖径向间隙 z ; x_m^a 为轴向偏转角 α ; x_m^c 为周向偏转角 β , 其均由 N 个数据点组成。在本研究中,样本维数为 1 024 个数据点。

2) 诊断模型的全局优化训练。图 4 中:实线表示样本的正向传播方向,红色实线表示原始样本集与生成样本集共同作用于后续网络,这有利于保证数据的完整性,提升在实际应用场景中的泛化能力;虚线表示梯度反向更新网络参数的方向。

3) 利用训练完毕后的诊断模型进行叶片裂纹识别。在全局优化训练过程中使用 DWCAVE-DFL 模型持续学习少数故障样本的真实特征分布并生成新的故障样本,在训练阶段其参数也在不断更新,以提高其对样本特征的学习能力。

3 试验与分析

3.1 试验平台与数据描述

利用轮盘-叶片转子试验台模拟涡轮叶片裂纹对本研究所提诊断方法进行验证。叶片-转子系统模拟试验平台如图 6 所示,由模拟涡轮转子、驱动电机、双圈同轴光纤传感器、键相传感器、数据采集卡

与控制系统组成。试验中所用叶片的最大设计线速度为 125.66 m/s,测量精度为 $\pm 10 \mu\text{m}$ 。试验时将光纤传感器安装在机匣之上,通过键相信号来识别各个叶片,并在不同工况下实时采集不同叶片的三维叶尖间隙信号。

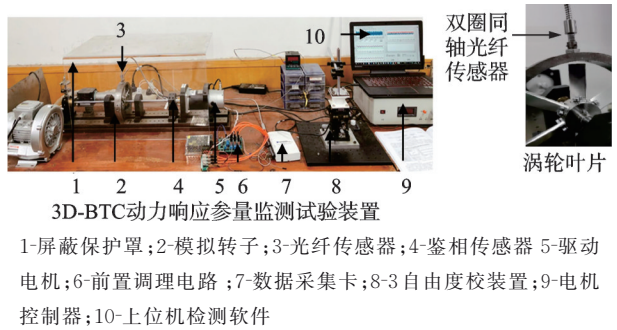


图 6 叶片-转子系统模拟试验平台
Fig.6 Blade-rotor system simulation experiment platform

由于试验条件有限,本研究选择了 4 种叶片的不同健康状态,包括 1 种叶片正常状态和 3 种不同深度叶片裂纹状态,叶片裂纹深度分别为 2、4 和 6 mm,用于模拟裂纹叶片在高速运动中所产生的动态响应行为,同时采集相应的叶片三维叶尖间隙响应信号。不同深度裂纹叶片如图 7 所示。对采集的不同叶片健康状态数据进行预处理,并按照重叠采样方式将上述数据进行截取,共获得 1 000 个样本,其中 700 个样本为训练集,其余为测试集。不同叶片健康状态下样本集划分见表 1。工况参数如下:转速分别为 1 500、2 000、2 500 及 3 000 r/min;采样频率为 10 kHz;采集时间为 120 s。

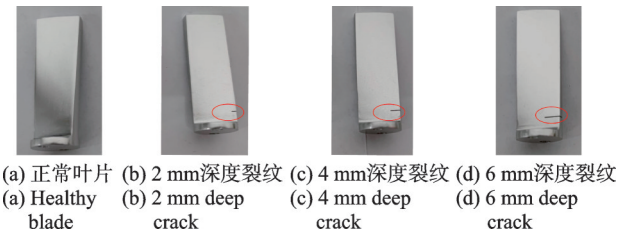


图 7 不同深度裂纹叶片
Fig.7 Different blades with various deep cracks

表 1 不同叶片健康状态下样本集划分			
Tab.1 Sample division under different blade status			
健康状态	样本数	训练集	测试集
正常	1 000	700	300
2 mm 裂纹	1 000	700	300
4 mm 裂纹	1 000	700	300
6 mm 裂纹	1 000	700	300

在工程实际中,叶片裂纹样本分布的典型特征是每个阶段均存在不平衡性,即叶片裂纹样本数量

往往显著小于正常叶片数量。为了满足实际诊断场景需求,本研究将训练集划分为6类具有不同不平衡比的样本集,其不平衡比例从100:80到100:5。不平衡样本集划分见表2。

表2 不平衡样本集划分					
Tab.2 Imbalanced sample sets division					
样本集	正常	裂纹/mm			不平衡比例 (正常:裂纹)
		2	4	6	
1	700	560	560	560	100:80
2	700	350	350	350	100:50
3	700	210	210	210	100:30
4	700	140	140	140	100:20
5	700	70	70	70	100:10
6	700	35	35	35	100:5
测试集	300	300	300	300	1:1

此外,在试验中所提的诊断模型涉及到一些超参数设置。本研究采用Adam算法对网络模型进行训练,网络层间使用ELU激活函数,初始学习率依据经验设置为0.001,并按照Cosine decay学习率法^[16]进行动态调整,批次大小根据GPU显存容量设置为40,初始聚焦参数 γ_{initial} 、收缩参数 κ 、 β 和 α 则通过5折交叉验证试验进行选择。当样本集的不平衡比为100:5时,不同参数设置下所提方法诊断准确率见表3。DWCVAE-DFL网络的参数设置见表4。

3.2 诊断结果与分析

为了验证所提方法的有效性,利用表2所示的具有不同不平衡比的样本集训练不同方法,并采用测试集进行评估。为了减少诊断结果的随机性,每组试验均进行10次,不同方法诊断准确率见表5。可以看到,随着样本不平衡比的增大,所提DWCVAE-DFL方法的诊断准确率也在下降。当不平衡比为100:80时,所提方法的诊断准确率为

表3 不同参数设置下所提方法诊断准确率
Tab.3 The diagnostic accuracies of the proposed method using various key hyperparameters

$(\gamma_{\text{initial}}, \kappa, \beta, \alpha)$	交叉验证准确率/%					
	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5	平均值
(1.5,0.5,0.7,0.5)	93.42	92.59	91.32	85.97	71.41	86.94
(1.5,0.5,0.7,0.6)	91.53	93.52	89.76	82.46	76.38	86.73
(1.5,0.5,0.7,0.7)	92.67	93.24	87.54	91.63	78.51	88.72
(1.5,0.5,0.8,0.5)	91.25	93.25	91.77	89.67	79.97	89.18
(1.5,0.5,0.8,0.6)	92.76	91.91	89.73	83.38	75.15	86.59
(1.5,0.5,0.8,0.7)	93.79	90.32	84.05	85.43	71.61	85.04
(1.5,0.5,0.9,0.5)	92.12	91.67	92.35	83.19	73.02	86.47
(1.5,0.5,0.9,0.6)	91.16	93.22	88.76	84.86	76.58	86.91
(1.5,0.5,0.9,0.7)	92.77	94.62	85.71	91.53	73.61	87.65
(3.0,0.5,0.7,0.5)	92.75	91.14	90.63	71.27	78.17	84.79
(3.0,0.5,0.7,0.6)	92.45	93.25	92.77	93.87	78.97	90.26
(3.0,0.5,0.7,0.7)	90.76	92.91	88.73	83.39	75.65	86.29
(3.0,0.5,0.8,0.5)	92.39	93.36	86.45	87.53	76.81	87.31
(3.0,0.5,0.8,0.6)	92.59	92.11	94.46	93.55	89.39	92.42
(3.0,0.5,0.8,0.7)	92.28	93.91	92.45	93.72	75.61	89.59
(3.0,0.5,0.9,0.5)	93.29	95.43	93.89	78.26	76.29	87.43
(3.0,0.5,0.9,0.6)	92.68	93.23	92.35	89.45	84.67	90.47
(3.0,0.5,0.9,0.7)	93.65	92.43	93.45	88.45	82.21	90.04

表4 DWCVAE-DFL网络参数设置
Tab.4 Parameters setting of DWCVAE-DFL network

参数	设置	参数	设置
网络节点	1 024-500-250-250-500-	初始学习率	0.001
	100-1 024-200-60-4		
学习率法	Cosine decay	迭代次数	500
样本批次大小	40	γ_{initial}	3
丢弃率	60%	κ	0.5
激活函数	ELU	α	0.6
优化器	Adam	β	0.8

表5 不同方法诊断准确率
Tab.5 Diagnostic accuracy of different methods

方法	不平衡比例						平均运行时间/s
	100:80	100:50	100:30	100:20	100:10	100:5	
CVAE-DFL	99.01±0.45	98.96±0.51	96.92±0.85	95.62±0.39	94.37±0.94	91.36±1.37	109.12
CVAE-FL	98.54±0.72	97.33±1.37	95.89±1.73	94.13±0.20	90.32±0.84	86.03±0.65	95.41
CVAE-DCE	97.83±0.77	96.58±0.31	94.34±0.55	92.09±0.79	89.01±0.84	83.98±1.11	101.35
CVAE	98.08±1.02	93.19±0.82	89.79±0.95	87.01±0.88	80.23±2.34	73.23±2.60	84.46
SMOTE-SVM	88.53±2.42	84.38±3.66	80.61±7.94	76.53±7.82	73.72±9.58	65.59±11.51	89.78
CVAE-GAN ^[8]	98.91±0.21	97.82±0.89	95.48±0.25	93.91±0.51	91.37±0.29	89.18±1.91	110.69
ADASYS-GBDT ^[17]	95.72±1.05	94.36±0.18	94.37±0.98	91.19±2.54	89.65±0.95	90.09±1.09	118.46
ACGAN ^[18]	94.69±1.38	93.95±0.39	93.73±0.54	92.55±1.30	91.23±0.40	86.79±2.48	121.39
本研究所提 DWCVAE-DFL	99.88±0.15	99.56±0.10	97.67±0.55	96.72±0.39	95.97±0.84	92.96±1.08	86.75

99.88%,标准差为0.15%;当不平衡比为100:5时,诊断准确率为92.97%,标准差为1.08%。同时,所提DWCVAE-DFL方法的平均运行时间为86.75 s,与基于CVAE的不同方法以及其他方法相比具有更好的运行效率。由此可见,本研究所提方法即使在高不平衡比下仍能取得很高的诊断准确率,同时具有较好的稳定性和计算结果。为了验证所提方法的优越性,将其与不同样本不平衡故障诊断方法进行了比较,其中包括CVAE、采用对偶交叉熵损失函数的CVAE-DCE、采用聚焦损失函数的CVAE-FL、采用深度聚焦损失函数的CVAE-DFL、文献[8]提出的CVAE-GAN、文献[17]提出的ADASYN-GBDT以及文献[18]提出的ACGAN、SMOTE-SVM等方法,这些方法的超参数是通过5折交叉验证进行选择。

由表5可知:在低不平衡比下,所有方法均具有很好的诊断性能;随着不平衡比的增加,所有方法的诊断准确率均出现下降趋势,但所提出的DWCVAE-DFL方法仍然具有最高的诊断准确率。在高不平衡比为100:5时,所提方法对裂纹的诊断结果仍超过90%。相比之下,其他方法的诊断性能受到样本不平衡性的影响更为显著。具体而言,当不平衡比为100:80(基本平衡)时,这些比较方法能够达到最佳的诊断准确率;当不平衡比为100:30时,所有方法的诊断效果均达到了一个可接受的范围;当不平衡比为100:5时,传统诊断方法的诊断准确度较低。

另外,CVAE-DFL、CVAE-GAN、ACGAN和ADASYN-GBDT在不同不平衡比下表现相对稳定,而CVAE、CVAE-DCE、CVAE-FL和SMOTE-SVM则有较大下降,这是因为这些方法在高不平衡比下产生了更多的无效样本,从而未能有效学习不同深度叶片裂纹样本的特征分布。

由于诊断准确率仅能评估模型对叶片裂纹总体的诊断性能,无法准确评估对某一类深度叶片裂纹的识别效果,因此本研究采用 F_{measure} 和 G_{mean} ^[19]作为评价指标,给出对不同深度叶片裂纹的识别结果。其定义如下

$$F_{\text{measure}} = 2 \frac{P_{\text{precision}} R_{\text{recall}}}{P_{\text{precision}} + R_{\text{recall}}} \quad (11)$$

$$G_{\text{mean}} = \sqrt{R_{\text{recall}} S_{\text{specificity}}} \quad (12)$$

其中: $P_{\text{precision}}$ 为精确度,表明在所有被预测为正例的样本中真正例样本的比例(假设标签 y_i 为正例,其他为负例); R_{recall} 为召回率,表明在所有正例样本中正确预测为正例样本的比例; $S_{\text{specificity}}$ 为特异度,表明在所有负例样本中真负例样本的比例。

值得注意的是, F_{measure} 和 G_{mean} 在其取值为1时达到最优,而在取值为0时达到最劣。基于DWCVAE-DFL方法的 F_{measure} 和 G_{mean} 的误差条形图如图8所示。可以看出,随着不平衡比例的增加, F_{measure} 和 G_{mean} 在不同健康状态下均呈现出下降趋势,

当不平衡比为100:80时,不同深度叶片裂纹样本的 F_{measure} 和 G_{mean} 均接近于1。即使在高不平衡比为100:5的情况下,所提方法对不同深度叶片裂纹的诊断效果依然很好,其 F_{measure} 和 G_{mean} 都在0.9以上。同时,在10次试验中,所提方法的结果具有较小偏差,这表明该方法具有较好的诊断稳定性。

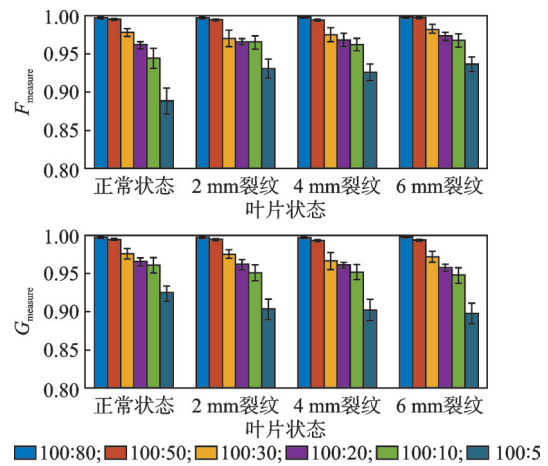


图8 基于DWCVAE-DFL方法的 F_{measure} 和 G_{mean} 的误差条形图
Fig.8 The error bar graphs for the F_{measure} and G_{mean} of the DWCVAE-DFL method

不同不平衡比下所提方法诊断结果混淆矩阵如图9所示。可以看出,即使在高不平衡比下,所提方法对每种叶片健康状态的诊断准确性仍然保持在90%以上,并且在多次试验中对不同叶片裂纹状态的诊断结果具有高度一致性。

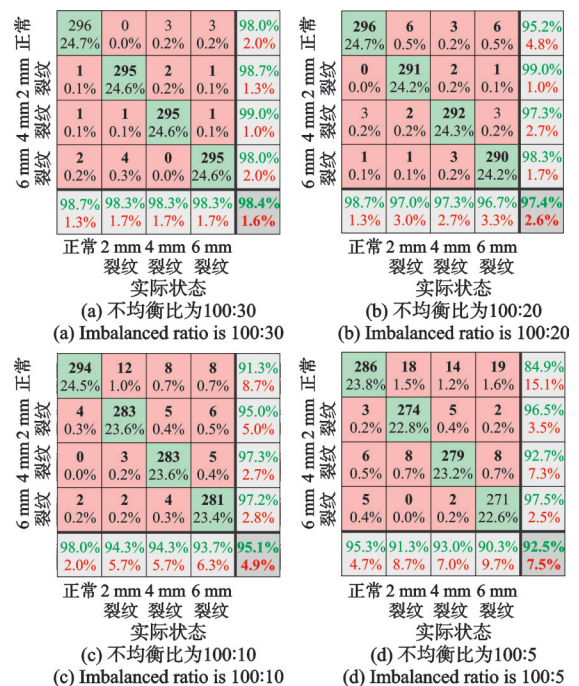


图9 不同不平衡比下所提方法诊断结果混淆矩阵
Fig.9 Confusion matrix of diagnostic results of different methods under various imbalanced ratios

3.3 特征可视化分析

为了分析在不同不平衡比下所提DWCVAE-DFL方法的特征学习能力,本研究利用 t 分布随机邻居嵌入在三维空间中可视化测试样本的高维特征分布。原始样本特征和生成样本特征分布如图10所示。图中展示了在样本不平衡比为100:10的情况下,样本原始特征分布情况(即利用多层神经网络对其特征进行学习)和所提DWCVAE-DFL方法学习的特征分布散点图。

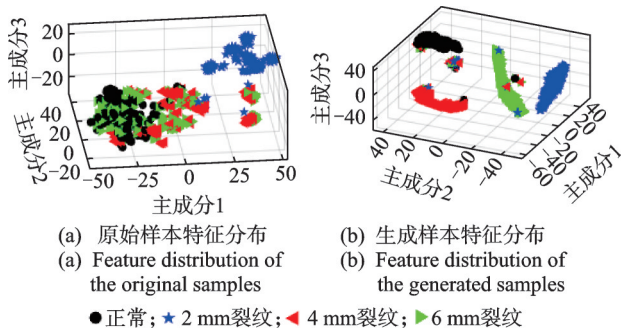


图10 原始样本特征和生成样本特征分布

Fig.10 Feature distribution of the original samples and the generated samples

由图10(a)可知:正常状态样本数量多且集中,相对于裂纹样本,其包含的正常状态特征信息更全面;不同叶片深度裂纹样本分布则相对稀疏,其特征簇之间出现了较多重叠区域,使得叶片裂纹更容易被错误识别为其他类别。由图10(b)可知,DWCVAE-DFL学习的不同健康状态特征始终聚集在其特征簇的中心周围。尽管有一些样本被误分为其他健康状态,每个健康状态的簇之间仍具有清晰边界,这表明所提DWCVAE-DFL方法能够有效学习样本不平衡下叶片裂纹的特征分布,使其在高不平衡比下仍能取得高诊断准确率,可有效解决故障样本不平衡问题。

为了进一步验证所提DWCVAE-DFL方法的有效性,将其与具有不同损失函数的CVAE方法进行对比,其中包括CVAE、CVAE-DCE、CVAE-FL和CVAE-DFL等方法。这里以100:5的不平衡比进行说明,不同诊断模型生成样本特征散点图如图11所示。由图可知,所提DWCVAE-DFL方法学习到的不同健康状态特征能更好地集中在其相应的特征簇中心周围,并且在不同健康状态间具有清晰的边界,而其他比较方法在不同健康状态样本的特征簇之间存在较大的重叠区域。通过对比可知,基于DFL的成本敏感学习机制在提高DWCVAE-DFL方法的学习能力上发挥了重要作用。同时,所提DWCVAE-DFL方法明显优于具有固定 γ 值的CVAE-DFL。这表明

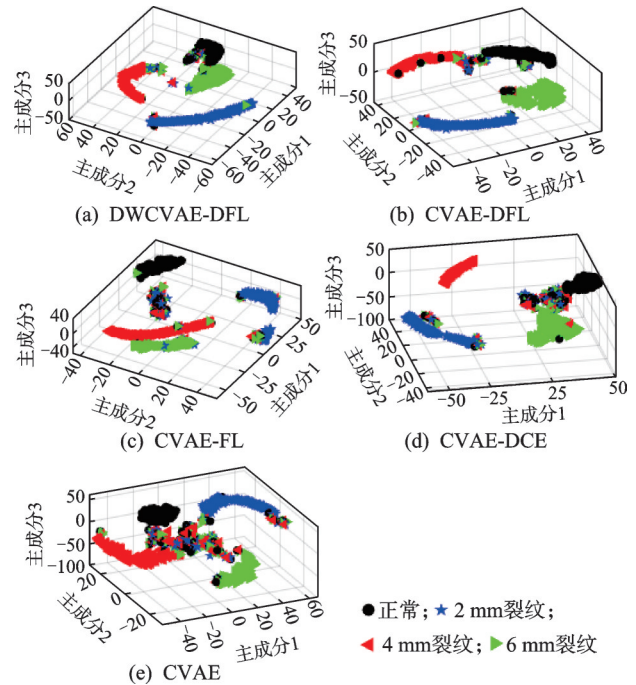


图11 不同诊断模型生成样本特征散点图

Fig.11 Feature scatter plots of the generated samples of different diagnostic models

自适应参数 γ^* 对DWCVAE-DFL的诊断性能具有一定影响,其通过动态平衡不同裂纹样本的诊断复杂性,能更有效地学习不同深度裂纹样本的潜在特征信息,以实现更高的诊断性能。因此,所提DWCVAE-DFL方法在学习高不平衡比样本的特征分布方面优于所有对比方法,能够实现对不同深度叶片裂纹的有效诊断。

4 结 论

1) 提出了一种深度聚焦损失函数,其可以动态聚焦于对少数叶片裂纹样本特征分布的学习,并能够考虑不同类别样本对网络训练的贡献,进一步优化网络性能,提升不平衡样本下对叶片裂纹的诊断准确率。

2) 针对传统CVAE难以有效学习不平衡样本特征分布的问题,构建了一种DWCVAE-DFL网络,使得CVAE能动态赋予不同叶片健康状态样本不同权重,有利于聚焦对少数叶片裂纹样本的特征学习,以获得更具有判别性的叶片裂纹深层特征。

3) 提出了一种基于DWCVAE-DFL网络的不平衡叶片裂纹诊断方法,有效减少了样本不平衡性对叶片裂纹诊断结果的影响,提高了叶片裂纹的识别准确率,使得在不同样本不平衡比下能够取得良好的诊断结果。即使在高不平衡比为100:5时,所提方法的诊断准确率仍可达到92.96%,其平均运行时间为86.76 s,具有较高的计算效率。

参 考 文 献

- [1] 吴淑明, 胡海峰, 赵志斌, 等. 增强稀疏分解及其在叶片振动参数识别中的应用[J]. 机械工程学报, 2019, 55(19): 19-27.
WU Shuming, HU Haifeng, ZHAO Zhibin, et al. Enhancing sparse decomposition based blade vibration parameter identification [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(19): 19-27. (in Chinese)
- [2] 刘传慧, 陈晓静, 侯晓晓, 等. 基于 DWAE 和 GRUNN 组合模型的变工况齿轮箱故障诊断分析[J]. 机械传动, 2022, 46(2): 155-159.
LIU Chuanhui, CHEN Xiaojing, HOU Xiaoxiao, et al. Fault diagnosis analysis of variable working condition gearbox based on DWAE and GRUNN combination model [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2022, 46(2): 155-159. (in Chinese)
- [3] ZHAO M H, KANG M, TANG B P, et al. Deep residual networks with dynamically weighted wavelet coefficients for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 4290-4300.
- [4] ZHANG Z Q, YANG Q Y. Unsupervised feature learning with reconstruction sparse filtering for intelligent fault diagnosis of rotating machinery [J]. Applied Soft Computing, 2022, 115: 108207.
- [5] 刘云鹏, 许自强, 和家慧, 等. 基于条件式 Wasserstein 生成对抗网络的电力变压器故障样本增强技术[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1505-1513.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, HE Jiahui, et al. Data augmentation method for power transformer fault diagnosis based on conditional wasserstein generative adversarial network [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1505-1513. (in Chinese)
- [6] HE H B, GARCIA E A. Learning from imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(9): 1263-1284.
- [7] 温广瑞, 周浩轩, 苏宇, 等. 基于 CVAE 的时变工况轴承运行异常检测[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(1): 1-8.
WEN Guangrui, ZHOU Haoxuan, SU Yu, et al. Anomaly detection based on conditional variational auto-encoder for bearing operating under time varying conditions [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(1): 1-8. (in Chinese)
- [8] WANG Y R, SUN G D, JIN Q. Imbalanced sample fault diagnosis of rotating machinery using conditional variational auto-encoder generative adversarial network [J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106333.
- [9] ZHAO X L, YAO J Y, DENG W X, et al. Normalized conditional variational auto-encoder with adaptive focal loss for imbalanced fault diagnosis of bearing-rotor system [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 170: 108826.
- [10] HUANG X, ZHANG X D, XIONG Y W, et al. A novel intelligent fault diagnosis approach for early cracks of turbine blades via improved deep belief network using three-dimensional blade tip clearance [J]. IEEE Access, 2021, 9: 13039-13051.
- [11] KINGMA D P, WELLING M. Auto-encoding variational bayes [DB/OL]. (2022-12-10) [2023-08-11]. <https://arxiv.org/abs/1312.6114>.
- [12] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 2999-3007.
- [13] LIU H, LIU Z Y, JIA W Q, et al. A novel imbalanced data classification method based on weakly supervised learning for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(3): 1583-1593.
- [14] IOFFE S, CHRISTIAN S. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C] // Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning. Lille, France: JMLR, 2015: 448-456.
- [15] LIU Z, SHEN Y, LAKSHMINARASIMHAN V B, et al. Efficient low-rank multimodal fusion with modality-specific factors [C] // Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Melbourne, Australia: Association for Computational Linguistics, 2018: 2247-2256.
- [16] GOTMARE A, KESKAR N S, XIONG C, et al. A closer look at deep learning heuristics: learning rate restarts, warmup and distillation [DB/OL]. (2018-10-29) [2023-08-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.13243>
- [17] KOU L L, QIN Y, ZHAO X J, et al. Integrating synthetic minority oversampling and gradient boosting decision tree for bogie fault diagnosis in rail vehicles [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Journal of Rail and Rapid Transit, 2019, 233(3): 312-325.
- [18] LI W, ZHONG X, SHAO H D, et al. Multi-mode data augmentation and fault diagnosis of rotating machinery using modified ACGAN designed with new framework [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101552.
- [19] LIU X Y, WU J X, ZHOU Z H. Exploratory under-sampling for class-imbalance learning [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(2): 539-550.



第一作者简介:黄鑫,男,1993年5月生,博士生。主要研究方向为信号分析与处理、航空发动机光纤动态检测与智能诊断。曾发表《涡轮叶片早期裂纹的三维叶尖间隙EEMD能量熵融合诊断方法》(《航空动力学报》2020年第35卷第5期)等论文。

E-mail: 1559196486@qq.com