面向样本不平衡的机翼大梁裂纹损伤识别方法

王 雷[1] 付海朋[2*] 秦中瑞[2]
1.中国民航大学工程技术训练中心,天津,300300
2.中国民航大学电子信息与自动化学院,天津,300300

摘要:针对机翼大梁裂纹检测中普遍存在的类别样本不平衡问题,提出了一种基于跨尺度特征融合的改进Swin Transformer V2(CSFF-ISTV2)裂纹分类模型,并设计了三元组动态权重平衡损失函数。在Swin Transformer V2模块中引入全局注意力机制,增强全局长距离依赖建模能力,同时结合门控线性单元与Swish激活函数优化多层感知机,提高特征表达精度;构建跨尺度注意力融合结构,弥补单尺度感受野特征提取不足的缺陷;通过三元组动态权重平衡损失强化少数裂纹样本的识别能力。实验结果表明:在多类别显著样本不平衡工况下,所提模型几何平均准则值为86.27%,准确率为98.29%;相较于基线Swin Transformer V2,两项指标分别提高了33.5%和4.44%。

关键词:机翼大梁;损伤识别;Swin Transformer V2;特征融合;权重平衡
中图分类号:V267;TP391.4
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.008 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

A Sample-imbalance-oriented Method for Crack Damage Identification in Wing Spars

WANG Lei[1] FU Haipeng[2*] QIN Zhongrui[2]
1.Engineering Techniques Training Center, Civil Aviation University of China, Tianjin, 300300
2.College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin, 300300

Abstract: Aiming at the problem of class sample imbalance in crack detection of wing spars, a crack classification model was proposed based on cross-scale feature fusion with an improved Swin Transformer V2(CSFF-ISTV2), and a triplet dynamic weight balance loss function was designed. First, the global attention mechanism was introduced into the Swin Transformer V2 module to enhance the global long-range dependence modeling ability. At the same time, the multi-layer perceptron was optimized by combining the gated linear unit and the Swish activation function to improve the accuracy of feature expression. Second, a cross-scale attention fusion structure was constructed to make up for the deficiency of single-scale receptive field feature extraction. Finally, the recognition ability of a few crack samples was enhanced by the triplet dynamic weight balance loss. The experimental results show that the geometric mean criterion value of the proposed model is 86.27% and the accuracy is 98.29% under the condition of significant sample imbalance across multiple categories. Compared with the baseline Swin Transformer V2, the two indicators are improved by 33.5% and 4.44%, respectively.

Key words: wing spar; damage identification; Swin Transformer V2; feature fusion; weight balancing

0 引言

机翼大梁作为飞机主要受力构件,在长期循环载荷下易因应力集中或材料疲劳产生裂纹损伤。若未及时检测,将显著增加维修成本,甚至引发灾难性事故。开展高精度机翼大梁裂纹损伤检测技术对保障飞行安全和飞机维护至关重要。

机翼大梁运行数据常因健康状态居多而呈现出不平衡特性[1]。面对不平衡数据时,深度学习模型对多数类的偏好会导致少数类识别性能急剧下降[2]。

现有样本不平衡处理策略主要分为三类:重采样、数据增强和算法级改进。重采样包括过采样和欠采样两类。过采样是通过增加少数类样本实现平衡[3]。JIAO等[4]改进合成少数类过采样技术(SMOTE)生成新的少数类样本,并优选分类器。欠采样则减少多数类样本以匹配少数类[5]。LI等[6]通过熵基欠采样选择性移除易学习样本以缓解不平衡问题,同时减少冗余信息并保留关键

收稿日期:2025-10-27
基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(3122024045);天津市教委科研计划项目(自然科学)(2018KJ237)

数据。然而，重采样方法在平衡样本数量的同时可能扭曲原始数据分布，从而导致过拟合或信息损失[7]。

生成对抗网络(GAN)[8]作为数据增强的高级形式，能生成与真实分布高度接近的少数类样本，已成为解决样本不平衡问题的重要手段。LI等[9]提出Wasserstein生成对抗网络(WGAN)，可利用不平衡训练集的少数样本生成高度相似样本，有效提高故障诊断精度。但是其局限性同样显著：一是生成样本的分布可能与真实数据存在偏差；二是本质上仍通过扩充数据缓解不平衡，未触及模型自身的特征学习瓶颈。

近年来，研究趋势逐渐转向算法层面的改进，即不改变数据分布，通过增强模型的特征提取能力与分类鲁棒性应对样本不平衡[10]。鉴于此，Swin Transformer[11]凭借层级化窗口注意力机制，在视觉任务中表现出优异的特征提取能力，已被用于故障诊断领域[12-13]。但它在应对样本不平衡问题上存在显著架构局限：①标准窗口注意力对散布的、微弱的少数类损伤特征响应不足；②标准多层感知机缺乏对关键特征的选择性增强机制，导致模型难以从有限样本中提取强判别性特征；③单一尺度的感受野难以全面表征裂纹损伤所引发的多尺度信号模式。

针对上述局限，本文摒弃依赖数据操作或复杂损失函数调优的传统路径，从“增强模型内在表征学习能力”的根本层面出发，提出一种基于跨尺度特征融合的改进Swin Transformer V2(CSFF-ISTV2)模型。

1 CSFF-ISTV2网络模型原理

本文所构建的CSFF-ISTV2模型整体框架如图1所示。实验中采用三元组动态权重平衡(triplet dynamic weight balance，TDWB)损失函数，以应对样本不平衡带来的挑战。

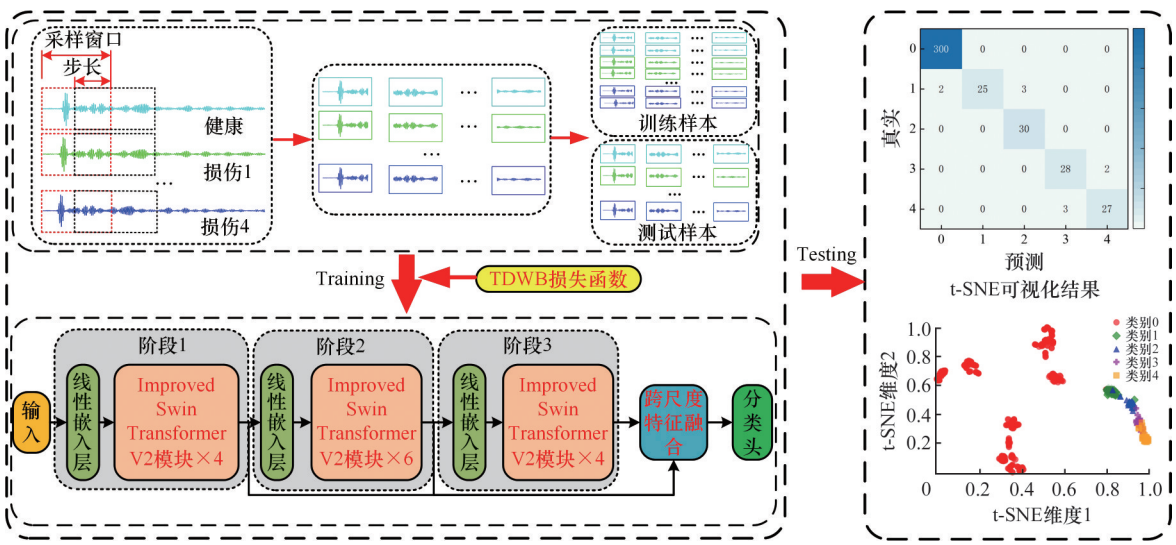


图1 CSFF-ISTV2模型框架

Fig.1 Framework of the CSFF-ISTV2 model

1.1 ISTV2模块设计

Swin Transformer V2是对Swin Transformer架构的优化[14]，引入残差后归一化、缩放余弦注意力代替点积注意力、采用对数间隔连续相对位置偏差替代原有的参数化方法[15]，显著提高了模型的训练稳定性和表达能力。然而，在航空结构损伤识别中，该结构仍面临双重挑战：一是其移动窗口局限于局部感受野，难以有效捕捉裂纹的全局结构特征；二是多层感知机(MLP)深度提取特征不足，且难以有效地处理裂纹损伤信号中的复杂模式。

为解决上述问题，本文提出了结构如图2所示的ISTV2模块。主要工作如下：

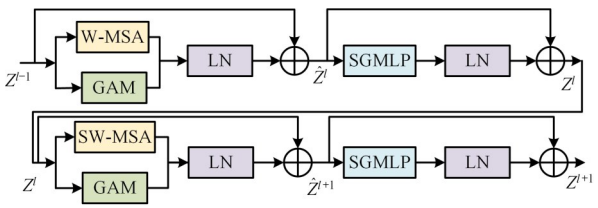


图2 ISTV2模块

Fig.2 ISTV2 module

1)借鉴Transformer，本文引入了全局注意力机制(GAM)[16]，在原有的滑动窗口多头自注意力(SWMSA)旁并联全局注意力模块GAM。其中，窗口多头自注意力(WMSA)在固定窗口内计算自注意力，而SWMSA通过窗口位移实现跨窗口连接，两者交替使用以兼顾局部细节与全局上下

文信息。改进后的计算公式为

$$\hat{Z}^{(l)}=LN(WMSA(Z^{(l-1)})+GAM(Z^{(l-1)}))+Z^{(l-1)} \tag{1}$$

$$\hat{Z}^{(l+1)}=LN(SWMSA(\hat{Z}^{(l)})+GAM(\hat{Z}^{(l)}))+\hat{Z}^{(l)} \tag{2}$$

式中：$\hat{Z}^{(l)}$、$\hat{Z}^{(l+1)}$分别为第l和$l+1$层经过SWMSA和GAM并行处理后再经过层归一化(LN)的输出。

GAM通过自适应调整全局范围内的特征响应，与SWMSA形成局部-全局协同注意力，增强模型的长距离建模能力。

2)引入门控线性单元(GLU)并结合Swish激活函数，构建了Swish门控多层感知机(Swish-gated multi-layer perceptron，SGMLP)，其结构如图3所示。

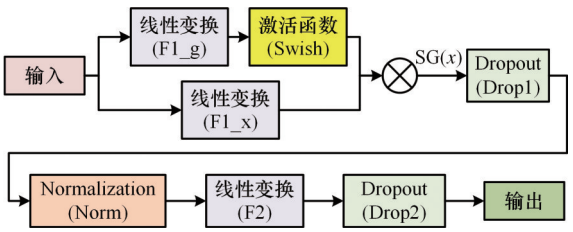


图3　SGMLP结构

Fig.3　SGMLP architecture

SGMLP将门控机制与输入处理分离，从而更精细地控制信息传递路径，实现对特征表示的选择性调节。相较于ReLU激活函数，Swish具备平滑的梯度特性与更优的非线性表达能力，有助于增强模型对损伤信号中复杂模式的捕获能力，进而实现有效特征的强化与冗余特征的抑制。其公式为

$$SG(x)=Swish(\boldsymbol{W}_g\boldsymbol{X}+\boldsymbol{b}_g)\odot(\boldsymbol{W}_x\boldsymbol{X}+\boldsymbol{b}_x) \tag{3}$$

$$Z^{(l)}=LN(SGMLP(\hat{Z}))+\hat{Z}^{(l)} \tag{4}$$

$$Z^{(l+1)}=LN(SGMLP(\hat{Z}^{(l+1)}))+\hat{Z}^{(l+1)} \tag{5}$$

式中：X为输入特征向量；$\boldsymbol{W}_g$、$\boldsymbol{W}_x$分别为门控支路与特征支路的可学习权重矩阵；$\boldsymbol{b}_g$、$\boldsymbol{b}_x$为对应的偏置项；“$\odot$”表示逐元素相乘；$Z^{(l)}$、$Z^{(l+1)}$分别为第l和$l+1$层经过SGMLP处理后再经过LN的输出。

SGMLP通过门控机制和Swish激活动态调节信息流，提高了模型对复杂特征的捕捉能力。

1.2　跨尺度特征融合模块

为建模损伤特征在不同尺度间的动态耦合，本文设计了跨尺度注意力的特征融合模块(cross-scale feature fusion，CSFF)，通过双向注意力权重动态建模不同尺度特征间的非线性依赖。流程如图4所示，给定来自K个尺度的特征F_k，CSFF模块按照以下步骤运作。

1)通过线性插值将所有特征统一至最大序列长度$L_{\max}=\max(L_1,\cdots,L_k)$，经过线性插值对齐后的特征向量为

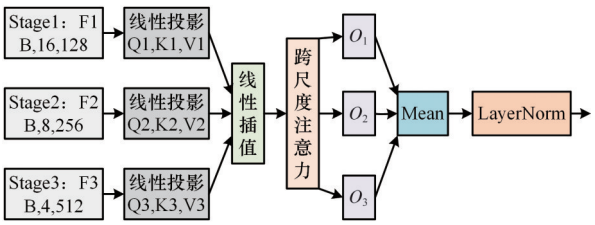


图4　CSFF模块

Fig.4　CSFF module

$$\tilde{F}_k=Interpolate(F_k,L_{\max}),F_k\in\mathbf{R}^{B\times L_k\times d_k} \tag{6}$$

式中：F_k为第k个尺度的原始输入特征向量；B为批量大小；L_k为第k个尺度特征下的序列长度；d_k为第k个尺度特征的特征维度；$Interpolate(\cdot,\cdot)$代表插值。

2)对于每个尺度i，其输出O_i通过聚合其他尺度$j\neq i$的特征生成：

$$O_i=\sum_{j\neq i}Softmax\left(\frac{(\tilde{F}_i\boldsymbol{W}_{\mathrm{q}}^{(i)})(\tilde{F}_j\boldsymbol{W}_{\mathrm{k}}^{(j)})^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d}}\right)\tilde{F}_j\boldsymbol{W}_{\mathrm{v}}^{(j)} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{q}}^{(i)}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{k}}^{(j)}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{v}}^{(j)}$分别为特定尺度的可学习投影矩阵；下标q、k、v分别为标准注意力中的查询(Query)、键(Key)、值(Value)投影标识；上标i、j分别表示该投影矩阵属于目标尺度i和源尺度j；d为每个注意力头的特征长度。

3)对所有尺度的输出进行均值融合并添加层归一化：

$$Y=LayerNorm\left(\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}O_i\right) \tag{8}$$

本文采用线性插值完成对齐。首先，机械振动信号及其特征具有连续性，线性插值能保持特征曲线平滑过渡，符合信号物理特性；其次，作为无参数确定性操作，线性插值计算高效稳定，不会引入额外训练负担；并且，CSFF模块核心是通过注意力机制动态学习尺度间的依赖关系，线性插值提供了足够精细的对齐基础，使注意力权重能够聚焦于挖掘特征间的语义关联，而非补偿对齐误差。

1.3　三元组动态权重平衡损失函数

在实际损伤识别场景中，样本不平衡问题会使深度学习模型偏向多数类。为此，本文设计了三元组动态权重平衡损失函数。具体步骤如下。

1)动态权重初始化。根据样本分布的统计特性，计算每个类别g的初始化权重α_g：

$$\alpha_g=\frac{N}{N_gG} \tag{9}$$

式中：G为类别的数量；N为样本的总数；N_g为第g个类别的样本数。

该初始化方法通过反比于类别样本数量的方式，赋予少数类更高的权重，从而缓解样本数量差异带来的偏差。

2)三元组构造策略。本文采用随机采样策略构建训练三元组，以确保训练稳定性。每个三

元组包含锚样本、正样本和负样本。锚样本从当前批次随机选取；正样本与锚样本是同类别的另一随机样本；负样本从与锚样本不同类别中随机选取。训练中，每批次随机构造若干三元组学习，三元组损失定义为

$$L=\max(\left\|E(x_r^{\mathrm{a}})-E(x_r^{\mathrm{p}})\right\|^2-\left\|E(x_r^{\mathrm{a}})-E(x_r^{\mathrm{n}})\right\|^2+m_{\mathrm{a}},0) \tag{10}$$

式中：x_r^{a}、x_r^{p}、x_r^{n}分别为第r个三元组中的锚样本、正样本和负样本；m_{a}为预设边界超参数，用于控制正负样本对之间的最小间隔，$m_{\mathrm{a}}=1.0$；$E(\cdot)$为嵌入映射函数。

3）动态权重优化与更新。权重更新基于特征嵌入空间的类内紧凑性与类间可分性，首先，采用指数移动平均策略更新各类别嵌入中心μ_g：

$$\mu_g^{(t)}=0.8\mu_g^{(t-1)}+0.2\frac{1}{N_g}\sum_{s=1}^{N_g}E(x_s^{(g)}) \tag{11}$$

式中：$\mu_g^{(t)}$为第t次更新后类别g的嵌入中心；$x_s^{(g)}$为属于类别g的样本。

基于更新后的嵌入中心，动态调整各类别权重α_g'：

$$\alpha_g'=\alpha_g\left(1+\frac{\sum_{i=1}^{N_s}d(E(x_i),E(\mu_g))}{\sum_{j\neq g}d(E(\mu_g),E(\mu_j))}\right) \tag{12}$$

式中：$d(\cdot,\cdot)$为欧氏距离度量。

权重更新频率为每个训练批次一次，确保模型能够及时响应特征空间的结构变换。更新后，权重再次通过Softmax进行归一化。

4）为平衡分类精度与类别均衡性，本文联合交叉熵损失函数，设计了三元组动态权重平衡损失函数：

$$L_{\mathrm{TDWB}}=L_{\mathrm{CE}}+\psi\sum_{g=1}^{G}\alpha_g' \tag{13}$$

式中：L_{CE}为交叉熵损失函数；$\psi=0.2$为平衡系数。

通过三元组动态权重平衡损失函数，模型在提高整体分类性能的同时能够自适应地调整对少数类的学习强度。

5）收敛条件。训练过程中，损失函数的收敛判断标准为

$$\frac{\left|L_{\mathrm{TDWB}}(e+1)-L_{\mathrm{TDWB}}(e)\right|}{L_{\mathrm{TDWB}}(e)}\leqslant 0.05 \tag{14}$$

式中：e为训练周期。

当连续两个训练周期的损失变化不超过5%时，认为模型收敛。该策略既确保了模型的稳定性，又避免了过拟合的风险。

基于前述ISTV2、CSFF与TDWB模块，CSFF-ISTV2模型通过层次化架构实现端到端损伤识别。具体而言，原始振动信号预处理后，由ISTV2提取多尺度特征；然后，CSFF采用跨尺度注意力融合跨尺度特征，对损伤特征尺度间耦合关系建模；最后，融合特征经分类头输出分类结果。训练中，采用Adam优化器及TDWB损失函数迭代300轮，形成“特征提取—融合—分类—动态权重调整”的协同优化闭环。

2 CSFF-ISTV2损伤识别算法流程

本文CSFF-ISTV2算法实现流程如图5所示。首先搭建机翼大梁损伤信号采集系统，获取健康状态与4种损伤状态共5类样本；对原始Lamb信号以2048采样点、1024采样步长进行滑动窗口采样；按4种不平衡度划分数据集，并进一步划分为训练集和测试集；将训练集输入CSFF-ISTV2模型进行训练，TDWB损失函数为各类添加惩罚系数，驱动反向传播与参数更新；最后用训练后的模型对测试集分类。

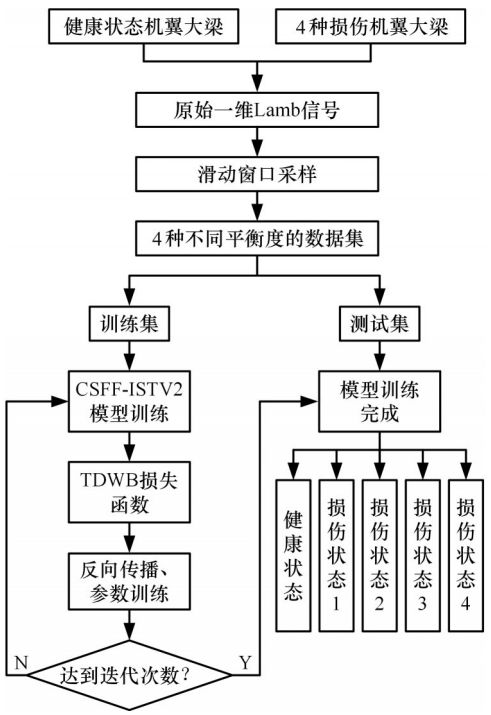


图5 CSFF-ISTV2损伤识别算法流程图

Fig.5 Flowchart of CSFF-ISTV2 damage identification algorithm

3 实验验证

3.1 机翼大梁数据集

本研究所使用的数据集为机翼大梁裂纹损伤数据集，其大梁和传感器布置如图6所示。

实验中布置两个压电片传感器，分别用作激励和传感。在损伤位置分别粘贴并取下4、8、12、16 mm 4种损伤以探究对Lamb信号的影响，健康状态标签为0，4种损伤状态标签分别为1～4。信号经6个螺钉及模拟损伤后到达传感压电片。两个压电片间距120 mm，激励频率为200 kHz，发

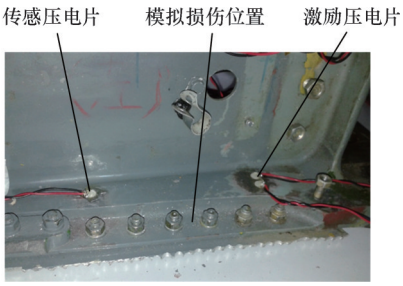


图6　机翼大梁和传感器布置图

Fig.6　Layout of wing spar and sensor placement

波点数为40 000，采样率为10 MHz，采样点数为10 000，平均次数为100，发射波幅为±70 V。取前2000个采样点绘制数据的波形，如图7所示。

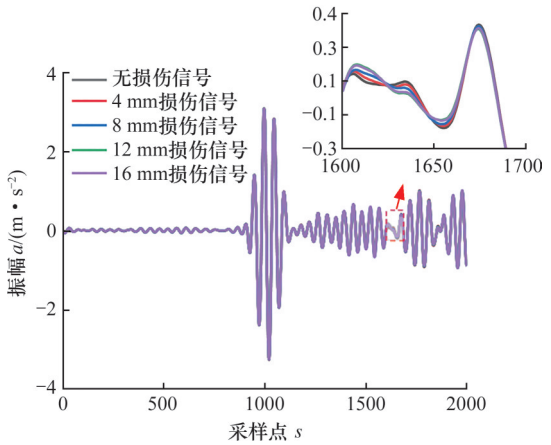


图7　数据波形图

Fig.7　Data waveform diagram

3.2　滑动窗口采样

为保证单个样本降低数据冗余的同时包含相对较多的损伤信息，每类损伤均截取2048个采样点作为一个样本，以50%重叠率重复采样，具体操作如图8所示。

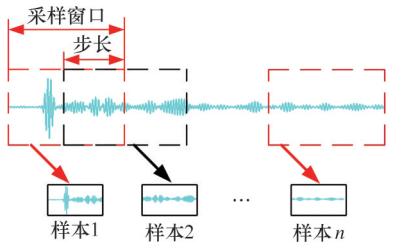


图8　滑动窗口采样示意图

Fig.8　Schematic of sliding window sampling

采样后，获得包含所有损伤状态的样本池。训练集与测试集的划分均在上述滑动窗口生成的独立子序列进行。为确保模型评估的公正性，后续划分均遵循先随机打乱，再按比例划分的规划。

3.3　不同平衡度分类实验

为系统研究类别不平衡对模型性能的影响，从上述样本抽取对应数量比例的样本，构建4个独立实验数据集，样本构成如表1所示。对每个独立数据集，先按类别随机打乱，再按8∶2的比例随机划分为训练集和测试集。

表1　不同实验样本数量及比例

Tab.1　Number and proportion of different experimental samples

实验名称	健康∶损伤1∶损伤2∶损伤3∶损伤4
轻度不平衡	1500∶750∶750∶750∶750(2∶1∶1∶1∶1)
中度不平衡	1500∶450∶450∶450∶450(10∶3∶3∶3∶3)
重度不平衡	1500∶150∶150∶150∶150(10∶1∶1∶1∶1)
类间不平衡	1500∶750∶450∶150∶75(20∶10∶6∶2∶1)

本文所提CSFF-ISTV2模型具体超参数以及实验环境设置如表2所示。

表2　模型超参数及运行环境配置

Tab.2　Model hyperparameters and runtime environment configuration

条件设置	参数名称	值
GAM超参数	注意力头数	4
	通道维度	128/256/512
	Q/K/V投影	Conv1d(1×1)
	输出投影	Conv1d(1×1)
SGMLP超参数	激活函数	SwiGLU
	扩展比率	4
	输入维度	128/256/512
	偏置设置	False
ISTV2超参数	各尺度维度	128/256/512
	各尺度深度	4/6/4
	各尺度注意力头数	8/16/32
	各尺度窗口大小	16/8/4
TDWB损失函数超参数	三元组边界	1
	平衡系数	0.2
训练超参数	优化器	Adam
	学习率	0.0001
	批次大小	256
	轮次	300
运行环境	CPU	i9-14900
	GPU	RTX4060
	深度学习框架	Pytorch2.2.2

考虑到样本不平衡问题中边界附近样本易误分类，本文采用的模型性能评价指标如表3所示。表3中，T_P、T_N分别为被正确分类的正类样本数

表3　模型性能评价指标

Tab.3　Model performance evaluation metrics

性能指标	数学表达式
准确率A_{cc}	$(T_P+T_N)/(T_P+T_N+F_P+F_N)$
召回率R_{ecall}	$T_P/(T_P+F_N)$
精确率P_{rec}	$T_P/(T_P+F_P)$
F1分数F_1	$2T_P/(2T_P+F_P+F_N)$
几何平均准则G_{means}	$\sqrt{(T_PT_N)[(T_P+F_N)(T_N+F_P)]}$

和负类样本数；F_P、F_N分别为被错误分类的正类样本数和负类样本数。

为全面评估所提模型在样本不平衡下的性能，选取主流的不平衡故障诊断算法W-DenseNet[17]、CSCNN[18]，深度学习算法CNN、STV2、MSResNet[19]以及数据增强算法GAN、WGAN进行对比。

W-DenseNet基于密集连接网络架构，采用加权交叉熵损失函数为类别赋权。CSCNN在CNN中引入代价敏感学习，通过误分类代价矩阵指导训练，使模型更关注少数类。STV2采用移动窗口注意力，结合残差后归一化与缩放余弦注意力提高训练稳定性。MSResNet基于残差网络，通过多尺度卷积核并行提取不同感受野特征，增强多尺度故障表征。GAN和WGAN采用生成对抗网络增强训练集，生成少数类样本以恢复平衡，再在不平衡测试集上评估性能，验证数据增强对不平衡分类的缓解效果。

3.3.1 轻度不平衡实验

轻度不平衡实验中，健康样本是损伤样本的两倍。各对比方法在同一数据集上重新训练以确保公平比较。实验不仅关注整体性能指标，更着重分析少数类识别性能，各模型在各损伤类别及整体性能指标如表4、表5所示。

表4 轻度不平衡测试集各类别评价指标

Tab.4 Per-class evaluation metrics on mildly imbalanced test set

模型	P_{rec}/%					R_{ecall}/%					F_1/%				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
CNN	98.76	94.19	96.64	79.89	98.28	99	97.33	96	95.33	76	98.84	95.74	96.32	86.93	85.71
STV2	98	93.51	97.18	84.62	84.47	98	96	92	80.67	90.67	98	94.74	94.52	82.59	87.46
W-DenseNet	99.33	97.37	98.64	87.9	93.06	99.33	98.67	96.67	92	89.33	93.33	98.01	97.64	89.9	91.16
CSCNN	99.32	91.82	95.95	91.33	93.88	98	97.33	94.67	91.33	92	98.66	94.5	95.3	91.33	92.93
MSResNet	98	92.67	94.12	88.61	95.68	98	92.67	96	93.33	88.67	98	92.67	95.05	90.91	92.04
GAN	**100**	97.4	98.68	91.87	**99.28**	99	**100**	99.33	**98**	91.33	99.5	98.68	99	94.84	95.14
WGAN	**100**	94.23	97.3	96.6	95.42	98.67	98	96	94.67	97.33	99.33	96.08	96.64	95.62	96.37
CSFF-ISTV2	**100**	**98.68**	**100**	**98.64**	96.73	**99.33**	**100**	**100**	96.67	**98.67**	**99.67**	**99.33**	**100**	**97.64**	**97.69**

表5 轻度不平衡测试集整体性能指标

Tab.5 Overall evaluation metrics on mildly imbalanced test set

模型	A_{cc}/%	G_{means}/%
CNN	93.78 ± 3.12	81.86
STV2	92.56 ± 2.91	79.57
W-DenseNet	95.89 ± 1.68	88.24
CSCNN	95.22 ± 1.17	86.84
MSResNet	94.44 ± 2.61	84.94
GAN	97.78 ± 1.35	93.82
WGAN	97.22 ± 1.58	92.48
CSFF-ISTV2	**99±0.16**	**97.34**

由表4、表5可知，健康样本是损伤样本的两倍时，CNN、STV2在各类别及整体性能上表现较差。W-DenseNet凭借密集连接结构，对类别4的F1分数达到91.16%，较CNN提高了5.45%。CSCNN通过类别敏感设计改善了识别效果，整体标准差较小。MSResNet通过多尺度特征融合，对类别2和类别3识别效果突出。GAN和WGAN通过数据增强缓解训练集的不平衡分类稳定。GAN整体准确率为97.78%，G_{means}为93.82%，展现出较强的类别均衡识别能力。WGAN对类别3和4的F1分数分别达到了95.62%和96.37%，尤其在少数类识别上表现突出。本文提出的CSFF-ISTV2在该样本比例下的各类损伤均表现出良好的分类效果，仅在损伤类别4下的精确率和损伤类别3下的召回率低于GAN模型。

为深入分析各模型在各个类别损伤分类任务中的表现，本文绘制了各模型的分类混淆矩阵，如图9所示。可知，所有方法对类别0的分类效果优异，均能准确地识别健康样本。然而，前5种方法在类别1～4上有明显的错误分类，表明它们更易受到数据不平衡的影响。GAN和WGAN通过数据增强，在少数类的分类表现得到显著改善。而CSFF-ISTV2模型整体分类效果优于其他方法，仅在损伤类别3上有明显的错误分类。

为进一步描述各方法的特征分布，采用t-SNE算法进行可视化，结果如图10所示。可以看出，前5种方法均存在严重的多标签重叠。GAN和WGAN虽表现出更清晰的类别分离趋势，但仍存在部分重叠。而CSFF-ISTV2整体聚类效果较好，仅损伤类别3和损伤类别4出现部分重叠。

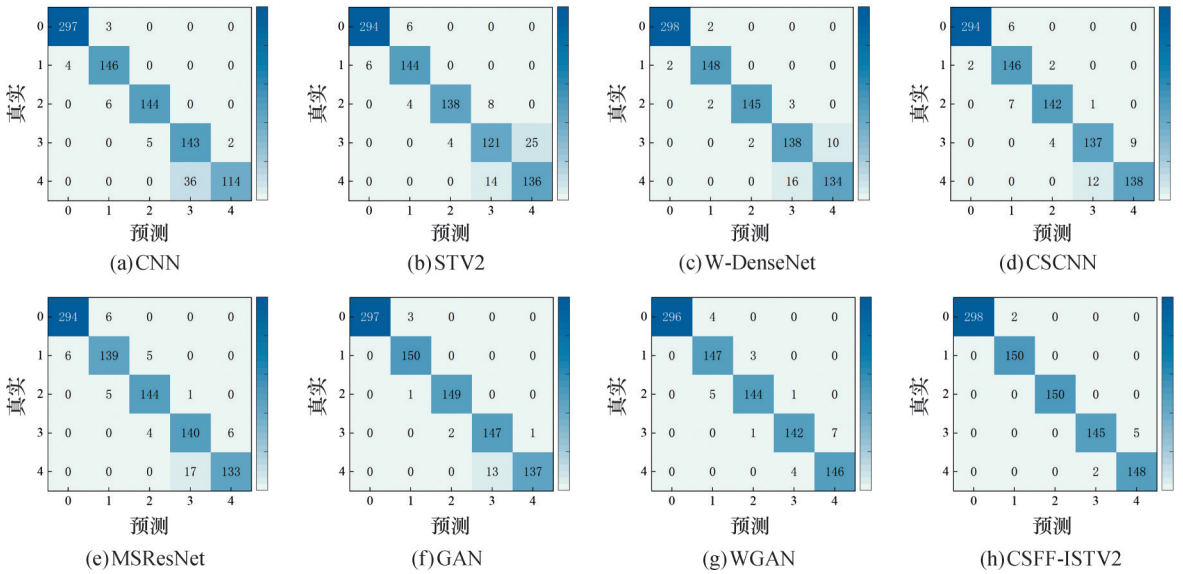


图 9　轻度不平衡各模型混淆矩阵

Fig.9　Confusion matrices of different models on mildly imbalance

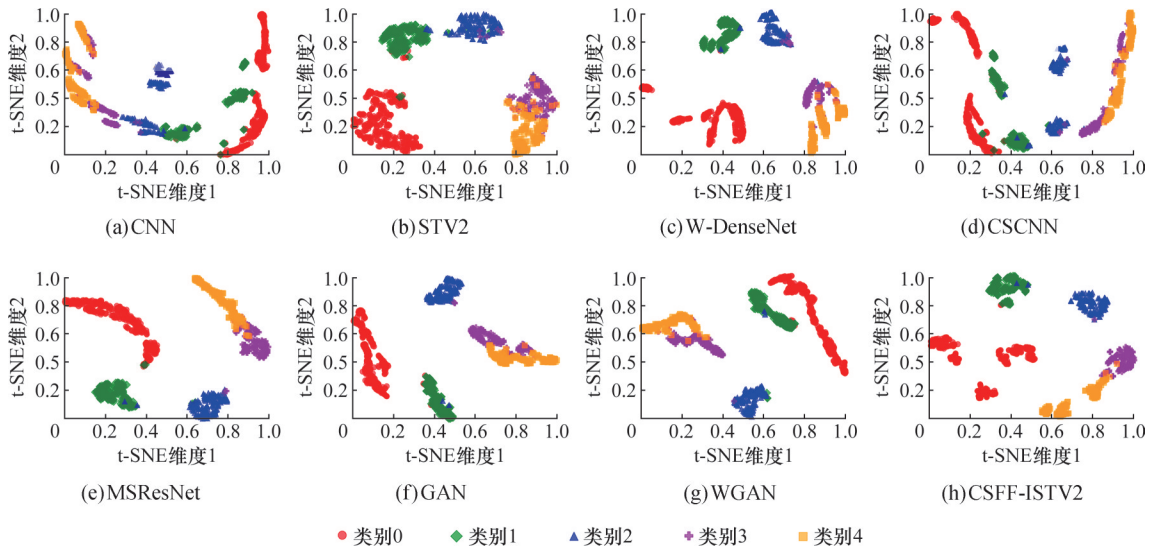


图 10　轻度不平衡各模型 t-SNE 可视化结果

Fig.10　The t-SNE visualization of different models on mild imbalance

3.3.2　中度不平衡实验

中度不平衡实验下的健康状态和各类损伤状态的样本比例为 10∶3∶3∶3∶3，各模型在各损伤类别上的性能指标以及整体性能指标分别如表 6、表 7 所示。可知，当数据集处于中度不平衡时，CNN、STV2、W-DenseNet、MSResNet 对 4 种损伤样本的分类效果均表现不佳。GAN 在损伤类别 2 上的精确率达到了最高，它与 WGAN 均在类

表 6　中度不平衡测试集各类别评价指标

Tab.6　Per-class evaluation metrics on moderately imbalanced test set

模型	P_{rec}/%					R_{ecall}/%					F_1/%				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
CNN	**100**	87.06	82.18	88.73	77.88	96.67	82.22	92.22	70	97.78	98.31	84.57	86.91	78.26	86.7
STV2	94.9	94.87	94.38	87.1	73.5	99.33	82.22	93.33	60	95.56	97.07	88.1	93.85	71.05	83.09
W-DenseNet	96.13	93.9	92.55	90.24	89.13	99.33	85.56	96.67	82.22	91.11	97.7	89.53	94.57	86.05	90.11
CSCNN	99	91.58	92.39	89.16	90.11	98.67	96.67	94.44	82.22	91.11	98.83	94.05	93.41	85.55	90.61
MSResNet	**100**	94.62	96.59	85.71	82.65	99	97.78	94.44	80	90	99.5	96.17	95.51	82.76	86.17
GAN	99.66	95.7	**98.82**	88.37	86.73	99	**98.89**	93.33	84.44	94.44	99.33	97.27	96	86.36	90.43
WGAN	**100**	92.71	95.56	95.18	91.49	99	**98.89**	95.56	87.78	95.56	99.5	95.7	95.56	91.33	93.48
CSFF-ISTV2	**100**	**100**	96.74	**97.65**	**94.68**	**100**	**98.89**	**98.89**	**92.22**	**98.89**	**100**	**99.44**	**97.8**	**94.86**	**96.74**

表7 中度不平衡测试集整体评价指标

Tab.7 Overall evaluation metrics on moderately imbalanced test set

模型	A_{cc}/%	G_{means}/%
CNN	90.06±1.28	70.83
STV2	90.3±2.32	66.11
W-DenseNet	93.64±1.04	78.45
CSCNN	94.55±1.28	82.15
MSResNet	94.39±1.16	81.13
GAN	95.61±2.61	85.36
WGAN	96.52±1.65	88.57
CSFF-ISTV2	**98.48±0.58**	**94.44**

别1上的召回率达到了98.89%。相比之下，CSFF-ISTV2在各类别上均表现优异，且相较于CSCNN，4类损伤的精确率分别提高了8.42%、4.35%、8.49%、4.57%，召回率分别提高了2.22%、4.45%、10%、7.78%，F1分数分别提高了5.39%、4.39%、9.31%、6.13%。整体准确率和G_{means}分别提高了3.93%和12.29%，准确率标准差降低了0.7%。

中度不平衡下的各模型分类混淆矩阵和t-SNE可视化结果分别如图11、图12所示。可知，随着不平衡程度的加深，CNN、STV2、W-DenseNet、CSCNN、MSResNet模型对各损伤类别的分类效果明显下降，重叠程度增大。GAN和WGAN在一定程度上缓解了性能下降的趋势，但随着不平衡程度的加剧，其分类性能仍然下降，重叠程度增加。而CSFF-ISTV2在该比例下仍能保持良好表现，在4种损伤类别中，除损伤类别3外，其余损伤类别均只有1个样本被错误分类，且无严重重叠现象。

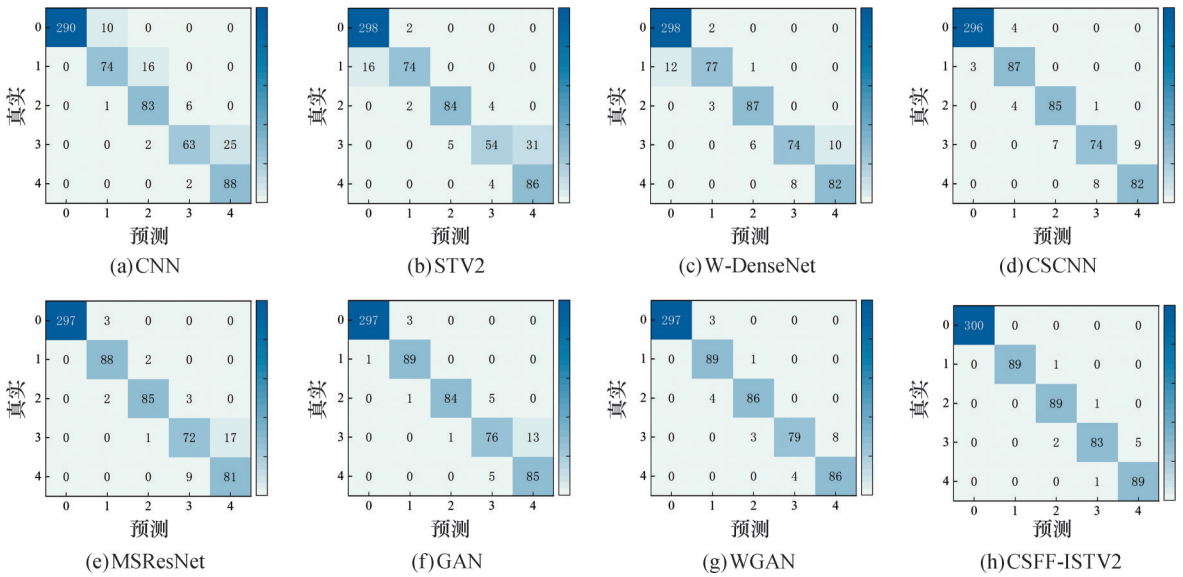


图11 中度不平衡各模型混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrices of different models on moderately imbalance

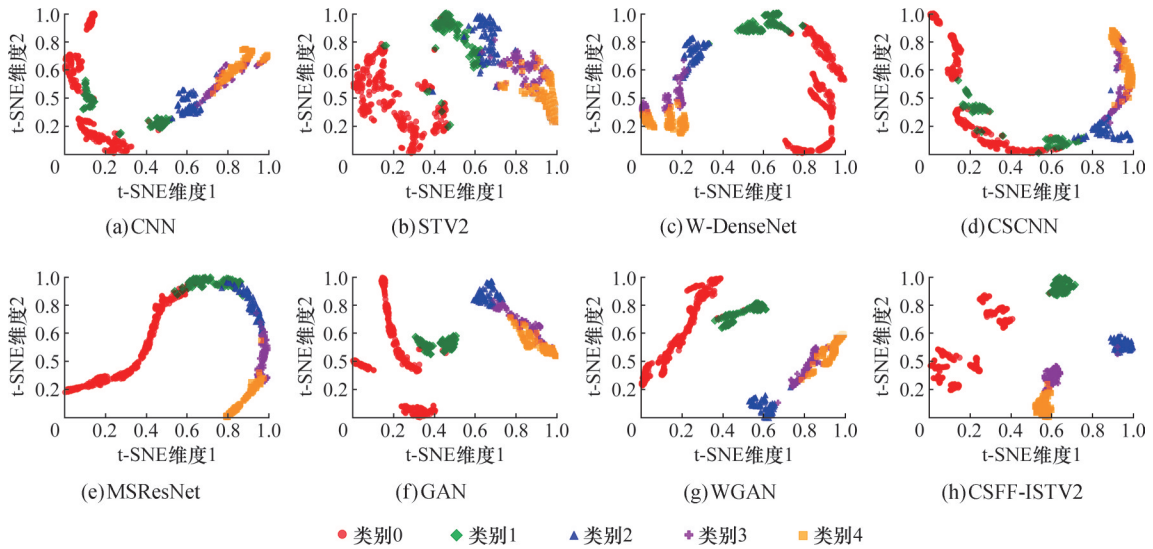


图12 中度不平衡各模型t-SNE可视化结果

Fig.12 The t-SNE visualization of different models on moderately imbalance

3.3.3　重度不平衡实验

重度不平衡下，健康样本与各类损伤样本相差一个数量级，其各模型在各损伤类别上的性能指标以及整体性能指标分别如表8、表9所示。可知，前7种模型在4种损伤类别的性能指标均显著降低，仅CNN模型在损伤类别4上的精确率达100%。而CSFF-ISTV2模型在保持整体准确率的同时，对各损伤状态的识别效果均表现优异，除在损伤类别1上的召回率为83.33%外，其余指标均在90%以上。

表8　重度不平衡测试集各类别评价指标

Tab.8　Per-class evaluation metrics on severely imbalanced test set

模型	P_{rec}/%					R_{ecall}/%					F_1/%				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
CNN	91.98	37.5	86.36	61.36	**100**	99.33	20	63.33	90	46.67	95.51	26.09	73.08	72.97	63.64
STV2	94.64	84.21	88	61.54	63.64	**100**	53.33	73.33	53.33	70	97.24	65.31	80	57.14	66.67
W-DenseNet	98.66	83.33	88.89	65.62	78.12	98.33	**83.33**	80	70	83.33	98.5	83.33	84.21	67.74	80.65
CSCNN	97.34	64.29	80	68.57	84.26	97.67	60	80	80	73.33	97.5	62.07	80	73.85	78.57
MSResNet	96.75	76.92	75.76	67.74	81.82	99.33	66.67	83.33	70	60	98.03	71.43	79.37	68.85	69.23
GAN	98.03	82.76	88.46	71.43	75	99.67	80	76.67	66.67	80	98.84	81.36	82.14	68.97	77.42
WGAN	98.35	82.14	89.29	79.41	92.59	99.33	76.67	83.33	90	83.33	98.84	79.31	86.21	84.38	87.72
CSFF-ISTV2	**99.34**	**100**	**90.91**	**90.32**	93.1	**100**	**83.33**	**100**	**93.33**	**90**	**99.67**	**90.91**	**95.24**	**91.8**	**91.53**

表9　重度不平衡测试集整体评价指标

Tab.9　Overall evaluation metrics on severely imbalanced test set

模型	A_{cc}/%	G_{means}/%
CNN	86.67±2.44	22.99
STV2	89.29±2.73	38.21
W-DenseNet	92.86±1.75	61.84
CSCNN	90.71±1.61	52.44
MSResNet	90.95±3.09	48.14
GAN	92.86±2.94	57.1
WGAN	94.76±1.6	68.99
CSFF-ISTV2	**97.62±0.71**	**83.66**

在重度不平衡下，各模型的分类混淆矩阵和t-SNE可视化结果如图13、图14所示。可知，样本重度不平衡时，7种对比模型对4类损伤的分类效果显著下降，误分样本较多。而CSFF-ISTV2模型仅在类别2中出现5例错误分类，在其余类别上仍保持良好识别，整体性能显著优于对比模型。尽管样本严重失衡情况下CSFF-ISTV2模型的各类别间仍有重叠现象，但其分类效果仍优于其他7种方法。

3.3.4　类间不平衡实验

机翼大梁在实际工况中，由于所处运行环境不同，导致各损伤类别间也存在样本数量不平衡，因此展开类间不平衡分类实验。实验中，4种损伤状态的样本比例为20∶10∶6∶2∶1，即各损伤状态之间也存在不平衡，实验结果分别如表10、表11所示。可知，在类间不平衡实验中，CSFF-ISTV2对4类损伤类别的精确率、召回率、F1分

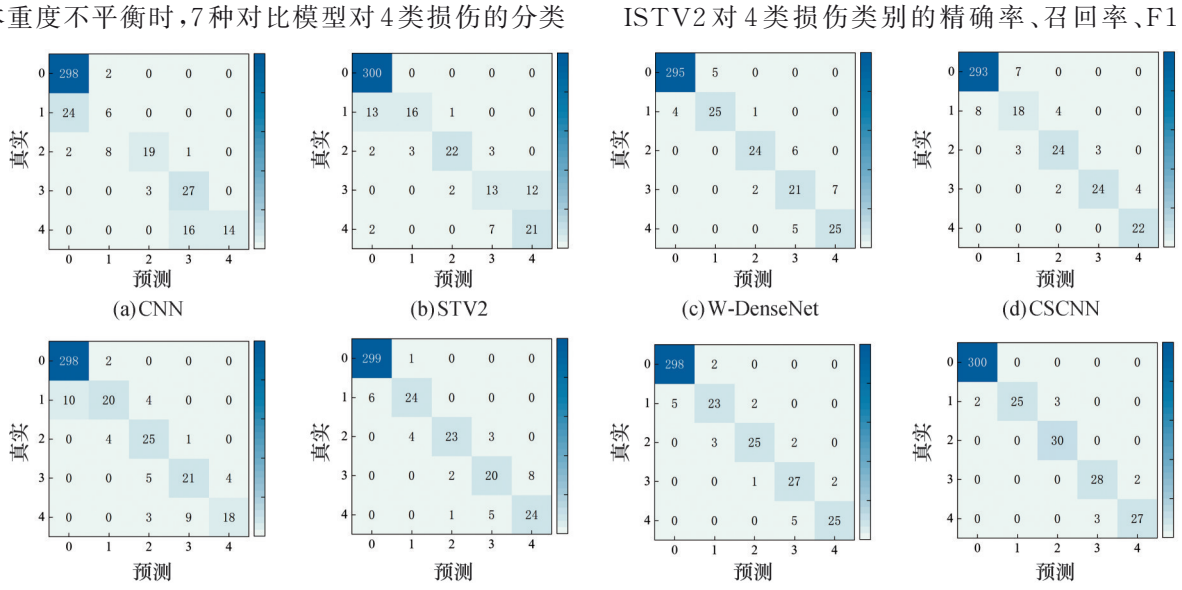


图13　重度不平衡各模型混淆矩阵

Fig.13　Confusion matrices of different models on severely imbalance

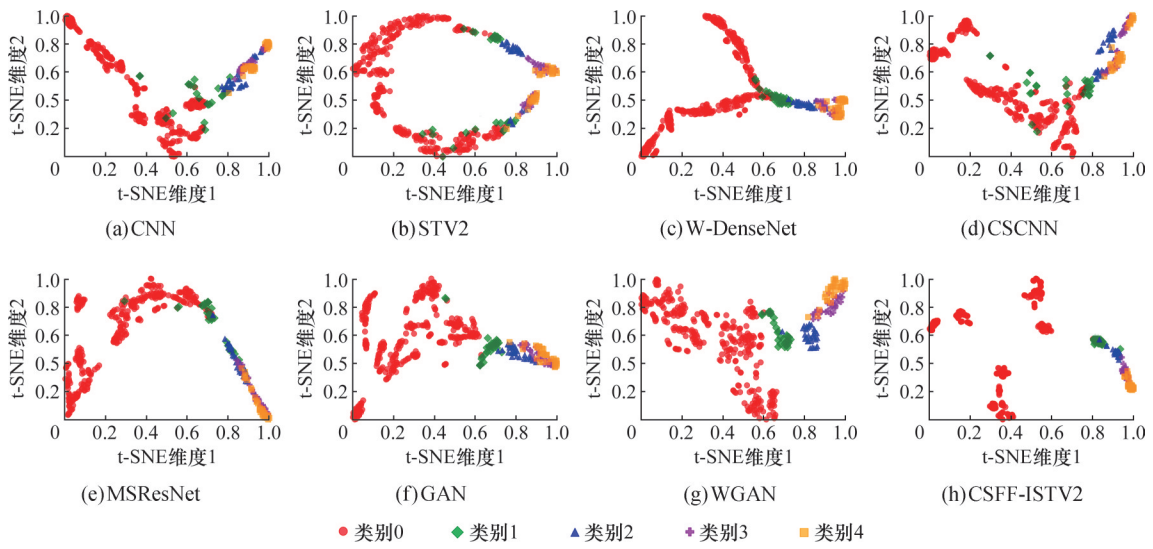


图14 重度不平衡各模型t-SNE可视化结果

Fig.14 The t-SNE visualization of different models on severely imbalance

表10 类间不平衡测试集各类别评价指标

Tab.10 Per-class evaluation metrics on test set with inter-class imbalance

模型	P_{rec}/%					R_{ecall}/%					F_1/%				
	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
CNN	99.65	80.83	67.14	67.65	66.67	94	80.83	78.33	76.67	**80**	96.74	80.83	72.31	71.88	72.73
STV2	98.36	91.19	91.57	70.97	87.5	99.67	96.67	84.44	73.33	46.67	99.01	93.85	87.86	72.13	60.87
W-DenseNet	99.67	96.1	91.86	64.52	61.54	**100**	98.67	87.78	66.67	53.33	**99.83**	97.37	89.77	65.57	57.14
CSCNN	91.41	88.52	78.31	50	62.5	99.33	72	72.22	76.67	33.33	95.21	79.41	75.14	60.53	43.48
MSResNet	96.09	90.54	88.04	65.71	**100**	98.33	89.33	90	76.67	20	97.2	89.93	89.01	70.77	33.33
GAN	99.01	94.84	96.47	78.79	88.89	**100**	98	91.11	86.67	53.33	99.5	96.39	93.71	82.54	66.67
WGAN	**100**	**96.71**	95.24	68.57	68.75	99.38	98	88.89	80	73.33	99.67	97.35	91.95	73.85	70.97
CSFF-ISTV2	**100**	96.15	**100**	**88.24**	**100**	99.67	**100**	**93.33**	**100**	**80**	**99.83**	**98.04**	**96.55**	**93.75**	**88.89**

表11 类间不平衡测试集整体评价指标

Tab.11 Overall evaluation metrics on test set with inter-class imbalance

模型	A_{cc}/%	G_{means}/%
CNN	87.81±2.35	60.42
STV2	93.85±1.61	52.77
W-DenseNet	94.87±1.15	55.49
CSCNN	85.3±2.2	36.33
MSResNet	91.62±2.82	34.47
GAN	96.24±2.18	64.24
WGAN	95.73±1.74	71.25
CSFF-ISTV2	**98.29±0.47**	**86.27**

数以及模型整体准确率和G_{means}与CNN、STV2、W-DenseNet、CSCNN、MSResNet、GAN这6种模型相比均为最优值，仅在损伤类别1上的精确率低于WGAN模型。其中CNN在损伤类别4上的召回率与CSFF-ISTV2相同，MSResNet在损伤类别4上的精确率与CSFF-ISTV2相同。

类间不平衡实验下各模型的分类混淆矩阵和t-SNE可视化结果如图15、图16所示。可知，CSFF-ISTV2在保证整体准确率的同时，对少数类别的分类效果仍然表现优异，在仅有15个样本的类别4中，仅出现3个误分样本，表现出极强的分类性能。并且大多数类别之间可以明显区分开，仅类别3和类别4存在部分重叠。

3.4 Friedman和Nemenyi检验

为使实验结果更具统计学意义，采用Friedman和Nemenyi两种统计学检验方法[20]对几何平均准则G_{means}和准确率A_{cc}两个指标进行分析：

$$\chi_F^2=\frac{12E}{c(c+1)}\left[\sum_{m=1}^{c}R_m^2-\frac{c(c+1)^2}{4}\right] \tag{15}$$

$$D_{CD}=q_\beta\sqrt{\frac{c(c+1)}{6E}} \tag{16}$$

$$p=P(\chi^2\geqslant\chi_F^2|d_f=c-1) \tag{17}$$

式中：E为数据集的数量；c为分类方法的数量；R_m为第m种分类方法的平均秩；q_β为Nemenyi检验的临界值；χ^2为卡方分布随机变量；χ_F^2为卡方分布检验统计量；p为服从自由度d_f情况下，χ^2大于χ_F^2的条件概率。

8种模型在4种平衡度实验下几何平均准则指标的平均秩分别为6.5、7.25、4.5、5.25、6.25、3、

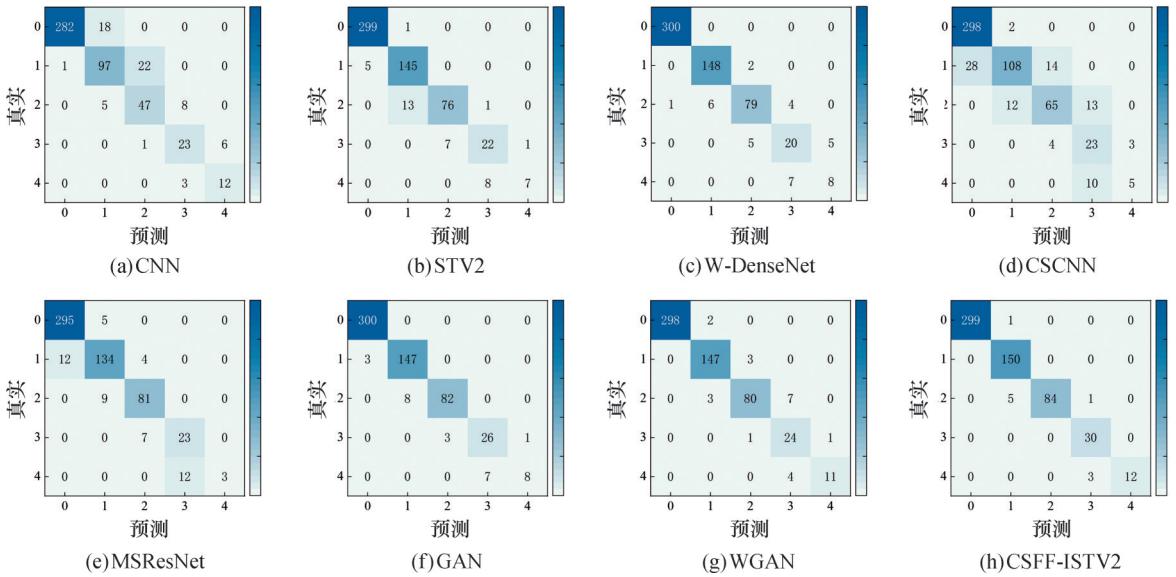


图 15　类间不平衡各模型混淆矩阵

Fig.15　Confusion matrices of different models under inter-class imbalance

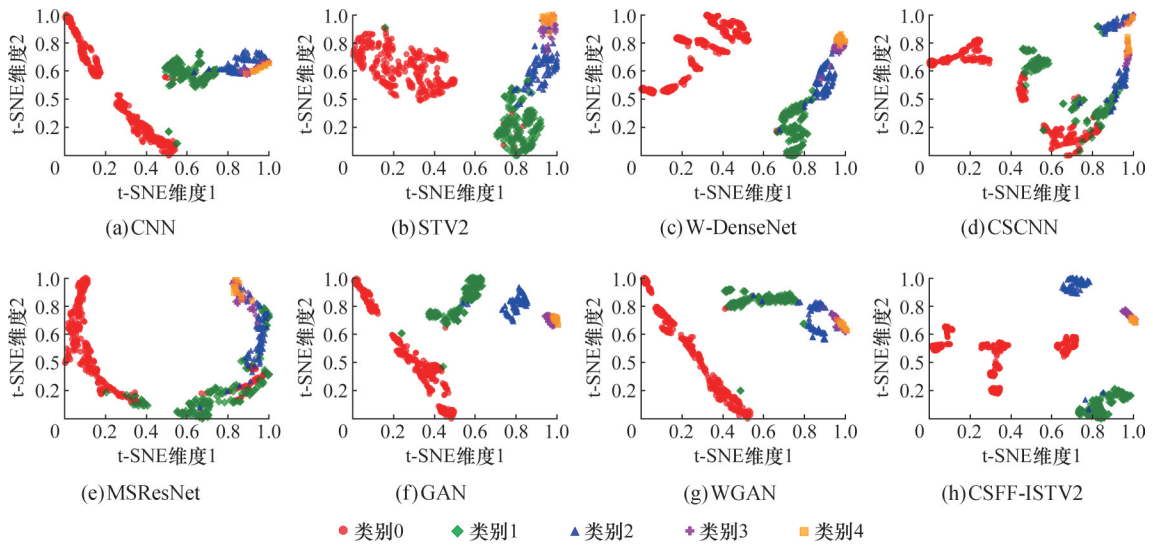


图 16　类间不平衡各模型 t-SNE 可视化结果

Fig.16　The t-SNE visualization results of different models under inter-class imbalance

2.25、1。准确率指标下的平均秩分别为 7.5、6.75、4.375、5.75、5.5、2.625、2.5、1。

实验中，设置 $\beta=0.05$（95% 置信水平），当服从自由度 $d_f=c-1=7$ 的卡方分布时，χ_F^2 的临界值为 14.07。通过计算，$\chi_{F\text{-}G}^2$ 和 $\chi_{F\text{-}A}^2$ 分别为 23.17 和 24.34，均大于临界值。p_G 和 p_A 分别为 0.0016 和 0.001，均小于 0.05。因此，原假设“8 种方法不存在显著性差异”被拒绝。

然后进行 Nemenyi 检验，计算出临界差（critical difference，CD）的值为 5.25，并根据检验结果画出 CD 编码图，如图 17 所示。其中每种方法越接近横坐标左侧表示该方法越优异。

由图 17 可知，CSFF-ISTV2 在几何平均准则和准确率两种指标下均与 STV2、CNN、MS-

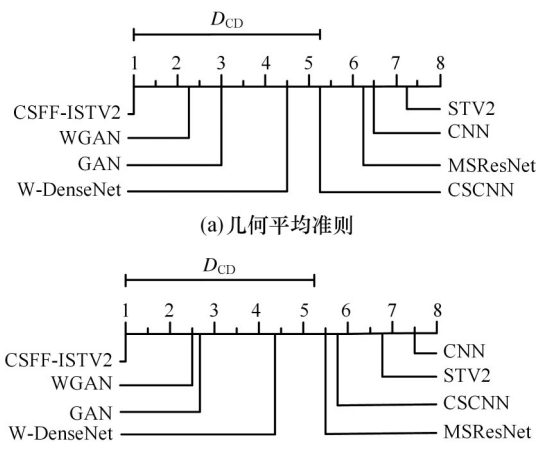


图 17　两种指标 Nemenyi 检验 CD 编码图

Fig.17　CD diagrams from Nemenyi test based on two metrics

ResNet、CSCNN具有显著性差异，表明该模型在多个对比模型上具备统计显著的优势，进一步验证了它在不平衡分类任务中的鲁棒性和有效性。

3.5 消融实验

为验证TDWB损失函数、ISTV2模块以及CSFF模块的有效性，按照相同训练参数并固定随机种子对重度不平衡下的数据集开展消融实验，设3个模块分别为M1、M2、M3，在各类别上的性能指标如表12所示，模型整体性能指标如表13所示。可知，单独引入TDWB损失函数、ISTV2或CSFF模块时，相较于基线模型，多项指标均明显提高，验证了各模型的有效性。两个模块联合时性能进一步增强，而所提模型联合3个模块，在精确率、召回率和F1分数等指标上均达到了最优值。

表12 消融实验测试集各类别评价指标

Tab.12 Per-class evaluation metrics on test set for ablation study

M1	M2	M3	P_{rec}/%					R_{ecall}/%					F_1/%				
			0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4
			94.64	84.21	88	61.54	63.64	**100**	53.33	73.33	53.33	70	97.24	65.31	80	57.14	66.67
√			99	92	82.35	76	71.43	99.33	76.67	93.33	63.33	83.33	99.17	83.64	87.5	69.09	76.92
	√		97.37	82.61	84.85	86.96	72.97	98.67	63.33	93.33	66.67	**90**	98.01	71.7	88.89	75.47	80.6
		√	99.33	81.82	86.21	75	71.43	99	90	83.33	60	83.33	99.17	85.71	84.75	66.67	76.92
√	√		98.35	89.29	90.62	87.1	92.31	99.33	83.33	96.67	90	80	98.84	86.21	93.55	88.52	85.71
√		√	**99.67**	85.71	84.85	82.35	92.31	99.33	80	93.33	93.33	80	99.5	82.76	88.89	87.5	85.71
	√	√	**99.67**	93.33	**93.33**	87.5	77.14	**100**	**93.33**	93.33	70	**90**	**99.83**	**93.33**	93.33	77.78	83.08
√	√	√	99.34	**100**	90.91	**90.32**	**93.1**	**100**	83.33	**100**	**93.33**	**90**	99.67	90.91	**95.24**	**91.8**	**91.53**

表13 消融实验测试集整体评价指标

Tab.13 Overall evaluation metrics on test set for ablation study

M1	M2	M3	A_{cc}/%	G_{means}/%
			89.29	38.21
√			93.57	61.24
	√		92.86	59.16
		√	93.33	60.93
√	√		95.95	75
√		√	95.71	74.41
	√	√	96.19	74.08
√	√	√	**97.62**	**83.66**

4 结论

本文基于深度度量学习设计了TDWB损失函数并与提出的CSFF-ISTV2模型结合，在不同平衡度的机翼大梁损伤数据集上进行分类实验，并通过统计学检验验证，结果表明：

1）CSFF-ISTV2在不影响整体准确率表现的前提下显著提高了模型对损伤样本的识别效果。

2）CNN、STV2、W-DenseNet、CSCNN、MS-ResNet、GAN、WGAN 7种模型从轻度不平衡到重度不平衡下，整体准确率A_{cc}分别降低了7.11%、3.27%、3.03%、4.51%、3.49%、4.92%、2.46%，几何平均准则G_{means}分别降低了57.87%、41.36%、26.4%、34.4%、36.8%、36.72%、23.49%。而CSFF-ISTV2模型在两个指标下仅降低了1.38%和13.68%，表明该模型在样本量较少时仍能够保持良好的分类效果和较强的适应能力。

3）经统计学检验，CSFF-ISTV2分类效果优于其他7种模型，且在G_{means}和A_{cc}上分别显著优于STV2、CNN、MSResNet和CSCNN。

4）在不平衡样本分类任务中，单一模块的性能优于基线模型，结合任意两个模块的性能进一步提高，而所提模型以ISTV2为主干网络，结合TDWB损失函数和CSFF模块，在多个性能指标上均取得了最优结果，充分验证了ISTV2模块、TDWB损失函数和CSFF模块的有效性和重要性。

参考文献：

[1] HE Changfu, HE Deqiang, WEI Zexian, et al. A Train Bearing Imbalanced Fault Diagnosis Method Based on Extended CCR and Multi-scale Feature Fusion Network[J]. Nonlinear Dynamics, 2024, 112(15): 13147-13173.

[2] ZHANG Yan, LIU Wenyi, WANG Xin, et al. A Novel Wind Turbine Fault Diagnosis Method Based on Compressed Sensing and DTL-CNN[J]. Renewable Energy, 2022, 194: 249-258.

[3] 陈昱，项薇，林文文，等. 基于半监督学习双模型结构的注塑产品异常检测[J]. 中国机械工程，2025，36(3)：576-583.
CHEN Yu, XIANG Wei, LIN Wenwen, et al. Abnormal Detection of Injection Molding Products Based on Semi-supervised Learning Dual-model Structure[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(3): 576-583.

[4] JIAO Botao, GUO Yinan, GONG Dunwei, et al. Dynamic Ensemble Selection for Imbalanced Data Streams with Concept Drift[J]. IEEE Transactions on Neural Net-

works and Learning Systems, 2024, 35(1): 1278-1291.
[5] 于越，丁磊，金朝阳. 考虑小样本不平衡的主动配电网预测辅助鲁棒状态估计[J]. 高电压技术，2024，50(10)：4550-4560.
YU Yue, DING Lei, JIN Zhaoyang. Robust Forecasting-aided State Estimation Method of Active Distribution Network Considering Small Sample Imbalance[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4550-4560.
[6] LI Lusi, HE Haibo, LI Jie. Entropy-based Sampling Approaches for Multi-class Imbalanced Problems[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 32(11): 2159-2170.
[7] ZHOU Ziyou. Fault Diagnosis Method for Imbalanced and Unlabeled Data Based on Bayesian Graph Balanced Learning[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(9): 096131.
[8] GUO Zhaolin, ZHAO Yanming. An Intelligent Fault Diagnosis Method Based on Data Enhancement by Multi-information Driven Spiking Generative Adversarial Network[J]. Measurement Science and Technology, 2026, 37(4): 046107.
[9] LI Zhenxiang, ZHENG Taisheng, WANG Yang, et al. A Novel Method for Imbalanced Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Generative Adversarial Networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3500417.
[10] 王娜娜，栗文义，李小龙. 基于不均衡小样本DGA数据与改进CatBoost决策树的油浸式变压器故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(23)：167-176.
WANG Nana, LI Wenyi, LI Xiaolong. An Oil-immersed Transformer Fault Diagnosis Method Based on DGA Unbalanced Limited Sample Processing and Improved CatBoost[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(23): 167-176.
[11] LIU Ze, LIN Yutong, CAO Yue, et al. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer Using Shifted Windows[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, 2021: 9992-10002.
[12] ZENG Fei, REN Xiaotong, WU Qing. A Fault Diagnosis Method for Motor Vibration Signals Incorporating Swin Transformer with Locally Sensitive Hash Attention[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4): 046121.
[13] LIU Ze, HU Han, LIN Yutong, et al. Swin Transformer V2: Scaling up Capacity and Resolution[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, 2022: 11999-12009.
[14] LI Zhenwei, HAN Yanqi, YANG Xiaoli. Multi-fundus Diseases Classification Using Retinal Optical Coherence Tomography Images with Swin Transformer V2[J]. Journal of Imaging, 2023, 9(10): 203.
[15] 黄源峰，何剑锋，张峰源，等. 基于SwinV2-EfficientNetV2的铜矿石品位分类方法研究[J]. 矿业研究与开发，2025，45(4)：220-228.
HUANG Yuanfeng, HE Jianfeng, ZHANG Fengyuan, et al. Research on Copper Ore Grade Classification Method Based on SwinV2-EfficientNetV2[J]. Mining Research and Development, 2025, 45(4): 220-228.
[16] 刘俊杰，谢俊，王虎，等. 基于全局注意力的Gam-EEGNet在SSVEP分类中的应用[J]. 电子测量技术，2024，47(22)：76-83.
LIU Junjie, XIE Jun, WANG Hu, et al. The Application of Gam-EEGNet with Global Attention Mechanism in SSVEP Classification[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 76-83.
[17] 张洪，盛永健，黄子龙，等. 基于W-DenseNet的减压阀不平衡样本故障诊断模型[J]. 控制与决策，2022，37(6)：1513-1520.
ZHANG Hong, SHENG Yongjian, HUANG Zilong, et al. W-DenseNet-based Fault Diagnosis Model of Pressure-reducing Valve with Unbalanced Samples[J]. Control and Decision, 2022, 37(6): 1513-1520.
[18] SOLEYMANPOUR S, SADR H, NAZARI SOLEIMANDARABI M. CSCNN: Cost-sensitive Convolutional Neural Network for Encrypted Traffic Classification[J]. Neural Processing Letters, 2021, 53(5): 3497-3523.
[19] DU Linhao. Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery Based on MSResNet Feature Fusion and CAM[J]. Journal of Vibroengineering, 2024, 26(7): 1600-1615.
[20] 潘海洋，徐海锋，郑近德，等. 基于双加权不平衡矩阵分类器的机械故障诊断方法[J]. 机械工程学报，2024，60(3)：170-180.
PAN Haiyang, XU Haifeng, ZHENG Jinde, et al. Mechanical Fault Diagnosis Method Based on Twin Weighted Imbalanced Matrix Classifier[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(3): 170-180.

（编辑　王旻玥）

作者简介：王　雷，男，1987年生，实验师。研究方向为数据分析与智能故障诊断。E-mail：lei_wang@cauc.edu.cn。**付海朋***（通信作者），男，2000年生，硕士研究生。研究方向为人工智能与故障诊断。E-mail：1713018257@qq.com。

本文引用格式：
王雷，付海朋，秦中瑞. 面向样本不平衡的机翼大梁裂纹损伤识别方法[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2153-2165.
WANG Lei, FU Haipeng, QIN Zhongrui. A Sample-imbalance-oriented Method for Crack Damage Identification in Wing Spars[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2153-2165.