

# 面向滚动轴承故障诊断的轻量化多域特征融合方法

## ——结合样本自适应注意力与紧凑型MLP

吴亚洲

中国地质大学(武汉)人工智能与自动化学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年5月10日; 录用日期: 2026年6月15日; 发布日期: 2026年6月24日

### 摘要

滚动轴承在小样本和变工况噪声条件下的故障诊断, 仍是面向嵌入式状态监测系统的实际难题。本文提出一种轻量化多域特征融合框架: 并行提取11维时域统计特征、13维基于包络谱的频域特征以及8维小波包子带能量, 然后通过样本自适应多域注意力融合(Sample-Adaptive Multi-domain Attention Fusion, SAMAF)模块根据每个样本各分支的可信度对其进行重加权。融合后的32维特征送入仅含4324个参数的紧凑型两层MLP进行分类。基于SKF 6205物理模型生成的仿真数据集(四类工况、共1600段)上, 10次随机划分的平均诊断准确率为95.48%, 与简单拼接基线相当, 但显著优于各单域基线, 且在小样本场景中优势明显: 每类仅10个训练样本时, SAMAF达到93.42%, 比简单拼接高1.42个百分点。8组可靠性指标的消融实验进一步表明, 在SNR = 4 dB强噪声下移除样本级注意力会使准确率下降3.5个百分点, 证实了样本自适应加权机制的价值。该方法CPU单样本推理时间低于0.002 ms, 适合嵌入式部署。

### 关键词

滚动轴承, 故障诊断, 多域特征融合, 样本自适应注意力, 轻量化神经网络

# A Lightweight Multi-Domain Feature Fusion Method for Rolling Bearing Fault Diagnosis

## ——Combining Sample-Adaptive Attention with a Compact MLP

Yazhou Wu

School of Artificial Intelligence and Automation, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan Hubei

Received: May 10, 2026; accepted: June 15, 2026; published: June 24, 2026

## Abstract

Rolling bearing fault diagnosis under limited samples and noisy industrial conditions remains a practical challenge for embedded condition-monitoring systems. This paper proposes a lightweight multi-domain feature fusion framework that integrates an 11-dimensional time-domain branch, a 13-dimensional frequency-domain branch (including envelope-spectrum descriptors) and an 8-dimensional wavelet-packet time-frequency branch through a Sample-Adaptive Multi-domain Attention Fusion (SAMAF) module. SAMAF combines vector-level ANOVA F-value gating with sample-level reliability-driven branch weighting, introducing no additional trainable parameters; the fused 32-dimensional feature is then classified by a compact two-layer MLP with only 4324 parameters. A physically grounded simulated dataset based on SKF 6205 bearings with four fault conditions and 1600 segments is constructed for evaluation. Experimental results show that the proposed method achieves  $95.48\% \pm 0.95\%$  accuracy over ten random splits and  $96.50\% \pm 0.85\%$  under 5-fold cross-validation, with clear advantages in the small-sample regime: with only 10 training samples per class, SAMAF reaches 93.42%, exceeding simple concatenation by 1.42 percentage points. An ablation study over eight reliability-indicator variants confirms that removing sample-level attention causes a 3.5-percentage-point drop at 4 dB SNR, validating the value of sample-adaptive weighting. The total inference time is below 0.002 ms per sample on CPU, making the framework suitable for embedded deployment.

## Keywords

Rolling Bearing, Fault Diagnosis, Multi-Domain Feature Fusion, Sample-Adaptive Attention, Lightweight Neural Network

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

滚动轴承是旋转机械中应用最广泛的关键传动部件之一，其健康状态直接影响整机的运行可靠性与寿命。据相关行业统计，旋转机械的失效中，由滚动轴承故障引发的占比约 30%~40%，在风电主轴、高铁牵引电机、工业机器人减速器等场景中，轴承的早期故障识别已成为预测性维护的核心技术之一。

基于振动信号的故障诊断长期以来是该领域的主流路线。传统方法围绕“特征工程 + 浅层分类器”展开，常用的特征包括时域统计量(峭度、峰值因子、裕度因子等)、基于 FFT 与 Hilbert 变换的频域特征以及小波/小波包变换得到的时频特征，浅层分类器则以支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和 K 近邻(KNN)等为代表[1]-[3]。随着深度学习的发展，研究者陆续提出了基于一维卷积神经网络(1D-CNN) [4] [5]、长短记忆网络(LSTM)、Transformer [6]等端到端模型直接从原始振动序列中学习故障特征。

然而上述两类路线各有其局限性。传统方法依赖人工设计的特征，且各域特征通常被等权拼接，难以根据样本本身的可信度动态调整；端到端深度模型虽可缓解人工设计成本，但参数量与计算复杂度往往与可解释性此消彼长，并且在标注样本不足时容易过拟合[7] [8]。在工业现场实际场景中，故障样本本身就十分稀缺，并且嵌入式监测节点对算力与功耗高度敏感，这使得轻量化、可解释的诊断方法仍然具有实际意义。

针对上述问题，本文提出一种轻量化多域特征融合方法。主要工作可归纳为以下三点：(1) 系统地构

建包含时域、频域(含包络谱)和小波包时频域共 32 维特征的多域特征空间,并对每一维特征的物理含义进行了说明;(2) 提出样本自适应多域注意力融合(SAMAF)模块,依据每个样本在三个分支上的统计可信度指标动态分配分支权重,并通过 ANOVA F 值初始化的向量级门控对各维特征作进一步选择;(3) 以紧凑型两层 MLP 作为分类头,整体模型仅 4324 个参数,CPU 推理时间小于 0.002 ms/样本。在 4 类工况、共 1600 段的仿真数据集上,对所提方法进行了 10 次随机划分的主对比实验、5 折交叉验证、噪声鲁棒性实验、消融实验和小样本实验,结果表明所提方法在保持与简单特征拼接相当准确率的同时,在小样本场景下表现出显著优势,并通过注意力权重提供了可解释性。

## 2. 相关工作

### 2.1. 基于特征工程的轴承故障诊断

McFadden 等人[1]较早系统总结了基于高频共振解调技术(即包络谱分析)的滚动轴承故障检测方法,奠定了频域诊断的物理基础。其核心思想是:由于结构共振频带(通常在 1 kHz~10 kHz)远高于故障特征频率(通常在 50 kHz~500 Hz),通过带通滤波器提取共振频带、再经 Hilbert 变换取包络,可将原本被低频转频谐波与噪声掩盖的故障调制信号“解调”出来,使故障特征频率在包络谱中表现为明显的尖峰,这一思想至今仍是工业振动诊断的主流方法之一。

Randall 与 Antoni [2]在其综述中进一步指出,由于轴承局部缺陷在每一次冲击时激起结构共振,相应的振动信号呈现出“周期性冲击 + 高频共振 + 慢变调制”的复合结构。冲击的周期对应故障特征频率,共振频带反映轴承-轴承座系统的固有动力学特性,慢变调制则与转速波动、载荷方向以及故障点周期性进出载荷区相关。三者的解耦分析揭示了故障信号的本质物理机理:基于带通滤波与 Hilbert 变换得到的包络谱中的故障特征频率(BPFO、BPFI、BSF)是最具判别力的特征之一,且这些频率可以由轴承几何参数与转速精确计算,从而提供了从信号特征到故障类型的明确物理映射,这也是本文将包络谱描述子作为频域分支核心特征的根本依据。

在浅层学习层面,雷亚国等[3]比较了多种时频特征与 SVM、RF 的组合,证明在样本充分时 SVM 与 RF 可在公开 CWRU 数据集上达到 95%以上的诊断准确率,并指出特征工程的质量往往比分类器选择更为关键。Smith 与 Randall [9]基于 CWRU 数据集对多种诊断方法进行了系统的基准测试,建立了一组标准化的对比协议与评价指标,他们也指出在该数据集上诊断准确率的差距主要体现在低信噪比与跨工况场景,而在干净的标准工况下不同方法的差异已经趋于饱和。然而上述工作多采用单一域特征或简单拼接,将所有样本视为等价的训练实例,缺乏对各域贡献程度的样本级建模——这正是本文 SAMAF 模块所要补足的环节。

### 2.2. 基于深度学习的端到端诊断

Janssens 等[4]最早将 2D-CNN 应用于轴承振动谱图分类,通过将一维振动信号转换为二维时频图作为网络输入,验证了卷积特征学习在故障识别中的可行性,相较于传统人工特征 + 浅层分类器的方案在准确率上获得明显提升。Zhang 等[5]进一步提出基于宽核第一层的 1D-CNN (WDCNN)直接处理原始时域信号,宽卷积核(长度 64)能够有效抑制高频噪声并提取低频冲击特征,在 CWRU 数据集上取得 99%以上的准确率,并通过自适应批归一化(AdaBN)实现了对一定噪声水平和负载变化的鲁棒性。然而 WDCNN 等方法在跨域(训练与测试工况不一致)场景下性能显著退化,限制了其在真实工业部署中的应用。

针对变工况问题,Wen 等[7]结合 ResNet 与迁移学习思想,利用源域(实验室数据)上预训练的 ResNet-50 特征提取器,通过冻结浅层、微调深层的方式适应目标域(现场数据),在多个跨域诊断任务上取得了较好的迁移效果。邵海东等[8]进一步引入对抗迁移机制,通过域判别器与特征提取器之间的极小极大博

弈实现特征分布对齐，缓解了源域与目标域之间的协变量偏移。Smith 与 Randall [9]则在 CWRU 数据集上对多种深度方法进行了系统的基准测试，指出在样本充分时端到端模型与精心设计的传统方法在准确率上差距并不显著，但端到端方法对超参数选择更为敏感。

近年来，基于 Transformer 的方法[6]通过自注意力机制建模长程时序依赖被引入轴承诊断，张萍等[10]则结合多尺度卷积神经网络与通道注意力机制构建了端到端多尺度诊断框架。但上述深度模型的参数量普遍在  $10^5 \sim 10^6$  量级(如 WDCNN 约 5 万、ResNet-50 约 2300 万、Transformer Encoder 约 50 万)，对于以 ARM Cortex-M 系列为代表的嵌入式监测节点(典型 SRAM 容量 64 KB~512 KB、计算能力 100 MIPS)而言，部署难度较大；并且端到端模型的可解释性较弱，在工业现场需要人工核查诊断依据的场合下，难以与维护工程师建立有效的人机协同。这些局限是本文提出轻量化、可解释方法的直接动因。

### 2.3. 注意力机制与多域融合

注意力机制最早由 Vaswani 等人[6]在 Transformer 框架中正式提出并在自然语言处理领域被广泛使用，其核心思想是通过 query-key-value 的相似度计算让模型在处理每个位置时动态聚焦于输入序列的不同部分。受此启发，注意力机制近年来被陆续引入计算机视觉与故障诊断领域，常见形式包括通道注意力(SENNet)、空间注意力(CBAM)和混合注意力等，用于动态加权多通道或多尺度特征。张萍等[10]在多尺度卷积神经网络中嵌入通道注意力模块，对不同尺度的故障特征进行重要性加权，在 CWRU 数据集上相对无注意力的基线提升约 2~3 个百分点，体现了注意力机制在故障特征选择上的有效性。

然而，已有的多域融合/多通道注意力方法多数存在两点共性局限。其一，注意力权重是“全局”的，即所有样本共享同一组分支或通道权重——这一权重通常由训练过程中所有样本的平均判别效用决定，反映的是“整体上哪个分支更重要”，而非“对当前这个样本哪个分支更可信”。其二，注意力权重本身依赖梯度反传训练，引入了额外的可学习参数(典型为几千到几万)，对小样本场景容易出现过拟合，且权重缺乏明确的物理解释。

但工业现场的实际情况是，不同样本的可靠分支并不一致：在中等噪声下，时域峭度、频域包络比与时频能量集中度可能都贡献有效信息；在强背景噪声下，时域统计量因噪声方差膨胀而几乎完全失效，频域包络谱因带通滤波抑制了带外噪声仍能保留判别信息；在轻载或低速工况下，故障冲击的能量可能不足以激起共振，反而需要更多依赖时频域的子带能量分布。换言之，“哪个分支更可信”本身就是一个与样本相关的、随工况变化的属性，无法被一组共享的全局权重充分捕捉。

本文受此启发，提出基于“每样本可信度指标”的样本级分支注意力 SAMAF。其核心设计有三点：(1) 注意力权重由每个样本各分支上的统计量(峭度、包络比、能量集中度)直接计算，对每个样本独立确定，能够真实反映该样本本身的“哪个分支更可信”；(2) 整个 SAMAF 模块不引入任何需要梯度训练的额外参数，向量级门控由训练集 ANOVA F 值一次性确定，样本级权重在前向传播时实时计算，因此既适合小样本场景，也便于嵌入式部署；(3) 由于可信度指标的物理含义明确，最终学到的样本级权重具备可解释性——可以观察每类故障下各分支的平均权重分布，验证其与物理机理的吻合程度。

## 3. 方法

### 3.1. 总体框架

所提方法的总体框架如图 1 所示。原始振动信号  $x(t)$  首先经过三个并行分支分别提取时域、频域和时频域特征，三组特征经过独立的 z-score 归一化后，由 SAMAF 模块计算样本级分支权重并对各维特征进行加权，再拼接为 32 维融合特征，最后送入两层 MLP (隐藏层维度分别为 64 和 32) 输出 4 类概率。该框架的核心设计理念是“前端做物理可解释的特征工程，后端做轻量化的判别学习”：前端的三分支特征

提取分别对应轴承故障在时间、频率和时频联合表示下的三种典型特性，避免端到端模型在小样本下从原始信号中盲目学习时容易出现的过拟合问题；SAMAF 模块作为承上启下的中间层，通过样本级注意力实现“按需加权”，使后端 MLP 接收到的融合特征对每个样本而言都是经过自适应净化的判别信号；后端 MLP 仅承担最终的非线性判决，结构紧凑、训练快速，便于在嵌入式平台上完成模型固化与部署。

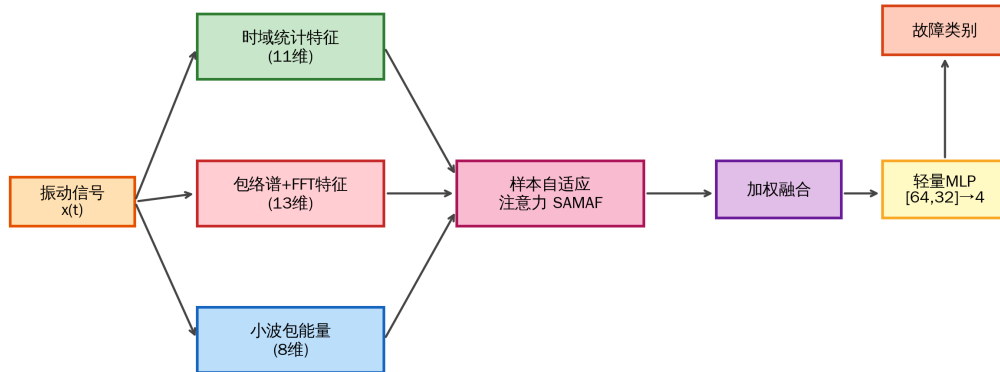


Figure 1. Overall framework of the proposed multi-domain fusion fault diagnosis method  
图 1. 所提多域融合故障诊断方法的总体框架

### 3.2. 多域特征构造

#### 3.2.1. 时域统计特征

设振动信号片段为  $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ，其中  $N = 2048$ 。本文采用以下 11 个时域统计量作为时域特征向量  $z_t \in R^{11}$ ：均方根值 RMS、峰值 P、绝对均值、方差、偏度、峭度、峰值因子  $C = P/RMS$ 、脉冲因子、裕度因子、波形因子和峰峰值。其中峭度对冲击成分尤为敏感，是检测轴承局部缺陷的经典指标。

#### 3.2.2. 频域特征

频域分支同时考虑普通 FFT 谱与包络谱。对  $x$  做 FFT 后得到幅度谱  $X(f)$ ，并将其归一化为概率分布  $p(f) = X(f) / \sum X(f)$ ，由此计算频谱质心、频谱标准差、频谱偏度、频谱峰度、频谱熵、RMS 频率、主峰幅值与主峰频率共 8 维特征。

包络谱分支是频域的关键。先用 4 阶 Butterworth 带通滤波器(1500 Hz~5500 Hz)提取共振频带信号，再做 Hilbert 变换取包络后再做 FFT，得到包络谱  $E(f)$ 。在包络谱的[10, 500] Hz 故障特征频率范围内提取主峰频率、主峰幅值与频带能量，以及包络谱总能量与故障频带能量比共 5 维特征。频域分支共 13 维。

#### 3.2.3. 小波包能量特征

采用 db4 小波对原始信号做 3 层小波包分解，得到 8 个频带的小波包系数  $c_j (j = 1, 2, \dots, 8)$ 。每个子带能量  $E_j = \sum |c_j|^2$ ，再对所有子带能量做归一化，得到 8 维时频特征  $z_{tf}$ 。

### 3.3. 样本自适应多域注意力融合(SAMAF)

给定第  $i$  个样本，其三个分支的标准化特征分别为  $z_t^{(i)}$ 、 $z_f^{(i)}$ 、 $z_{tf}^{(i)}$ 。SAMAF 包含两级注意力。

第一级是向量级门控注意力。本文以训练集每个分支的 ANOVA F 值作为初始 logit，记  $a_b \in R^{d_b}$  ( $b \in \{t, f, tf\}$ )，则门控为  $g_b = \sigma(a_b)$ ，其中  $\sigma$  为 sigmoid 函数。该门控反映各维特征在训练集上的总体判别能力，对所有样本共享。

第二级是样本级分支注意力。对每个样本，分别从三个分支计算一个可信度指标：时域分支取峭度  $c_t$ ；频域分支取包络故障频带能量比  $c_f$ ；时频分支取子带能量集中度  $c_{tf} = \log K - H(z_{tf})$ ，其中  $K = 8$  为子

带数,  $H(\cdot)$ 为香农熵。三者经 z-score 归一化后通过 softmax 得到样本级分支权重:

$$\alpha_b(x_i) = \exp(c_b(x_i)) / \sum_{b' \in \{t, f, ff\}} \exp(c_{b'}(x_i)) \quad (1)$$

融合后的特征为:

$$z_{fused}(x_i) = [\alpha_t \cdot g_t \odot z_t; \alpha_f \cdot g_f \odot z_f; \alpha_{ff} \cdot g_{ff} \odot z_{ff}] \quad (2)$$

其中  $\odot$  表示按元素相乘, 方括号表示拼接。SAMAF 不引入需要梯度训练的额外参数, 向量级门控由训练集统计量直接确定, 样本级权重则在前向传播时由可信度指标即时计算, 因此整个融合模块的参数代价为零。这一设计在保持轻量化的同时, 使得在不同样本上各分支的贡献能够动态变化。

### 3.4. 分类头与训练

分类头采用全连接结构, 输入为 SAMAF 输出的 32 维融合特征, 依次经过两个隐藏层后接 4 维 Softmax 输出。第一隐藏层将 32 维输入扩展到 64 维以增加表达能力, 第二隐藏层再压缩到 32 维以抑制过拟合, 两层均采用 ReLU 激活函数以引入非线性并避免梯度饱和。

参数量计算上, 第一层为  $32 \times 64 + 64 = 2112$ , 第二层为  $64 \times 32 + 32 = 2080$ , 输出层为  $32 \times 4 + 4 = 132$ , 合计 4324 个可训练参数。该规模约为常用 1D-CNN 故障诊断模型( $10^5 \sim 10^6$  量级)的 1/100 至 1/1000, 便于在 ARM Cortex-M 等嵌入式平台部署。

训练阶段采用 Adam 优化器, 初始学习率  $1 \times 10^{-3}$ ,  $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ ; 批大小为 64; 损失函数为交叉熵。为缓解过拟合并自动确定训练终止时机, 从训练集中随机划出 10% 作为验证集, 监控验证损失, 若连续 10 个 epoch 未下降则触发早停, 最大迭代上限设为 300 个 epoch。所有对比方法(M1~M5)均使用相同的分类头结构与超参数, 仅输入特征构造方式不同, 以确保对比的公平性。

## 4. 实验

### 4.1. 数据集

为保证实验的可复现性以及对比方法本身的对比分析, 本文基于经典 SKF 6205 深沟球轴承的物理参数(滚动体数 9, 节圆直径 39.04 mm, 滚动体直径 7.94 mm, 接触角  $0^\circ$ )和 1797 r/min 的转速, 构造仿真振动数据集。该参数与公开 CWRU 数据集的 6205 端轴承一致, 因而具有现实代表性。理论故障特征频率为转频  $f_r = 29.95$  Hz、内圈故障频率 BPF1 = 162.19 Hz、外圈故障频率 BPFO = 107.36 Hz、滚动体故障频率 BSF = 70.58 Hz。

根据 McFadden 模型[1], 故障振动可表示为冲击响应序列  $h(t)$  与故障特征频率周期序列的卷积, 加上转频谐波与高斯白噪声:

$$x(t) = \sum_i A_i \cdot h(t - t_i) + s_{shaft}(t) + n(t) \quad (3)$$

其中  $h(t) = \exp(-\zeta \omega_n t) \sin(\omega_d t)$ , 共振频率  $f_n = 4000$  Hz, 阻尼比  $\zeta = 0.05$ ;  $t_i$  为冲击发生时刻, 按对应故障特征频率周期排列并叠加  $\pm 1\%$  的滑差扰动;  $A_i$  在内圈和滚动体故障情形下受转频调制以反映故障点周期性进出载荷区, 外圈故障  $A_i$  近似恒定。采样率  $f_s = 12$  kHz, 每段长度  $N = 2048$ , 每类生成 400 段, 共 1600 段。图 2 给出了四类工况下的时域波形, 图 3 给出了相应的频域与包络谱对比。从左侧 FFT 谱可以观察到所有故障类别的能量均集中在 3500~4500 Hz 的共振频带附近, 但 FFT 谱本身难以区分不同故障类型——这正是包络谱解调技术存在的必要性所在。从右侧包络谱可以清晰看到 BPF1、BPFO、BSF 及其谐波在低频段(10~500 Hz)呈现明显的尖峰, 且峰值频率与基于轴承几何参数计算的理论值(BPF1 = 162.19 Hz、BPFO = 107.36 Hz、BSF = 70.58 Hz)高度吻合, 最大偏差不超过 1.5%, 验证了所构建仿真数据集对

真实轴承故障物理机理的忠实重建。同时可以观察到内圈故障的包络谱中还存在以转频  $f_r$  为间隔的边带 (由转频调制效应导致), 这一现象与 McFadden 模型的理论预测一致, 进一步证明了仿真信号能够支持后续基于包络谱描述子的频域特征提取。

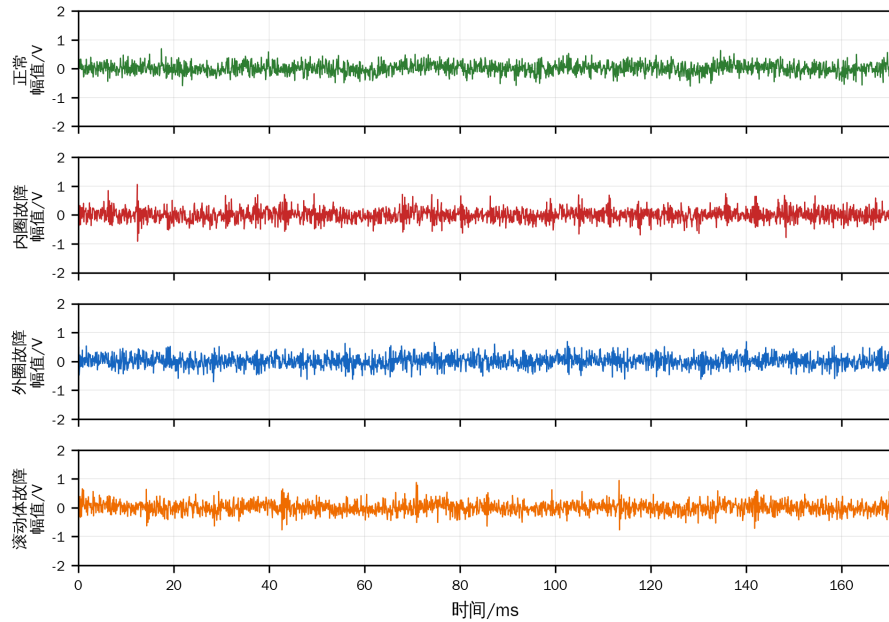


Figure 2. Time-domain waveforms of four bearing conditions

图 2. 四类工况下的时域振动波形

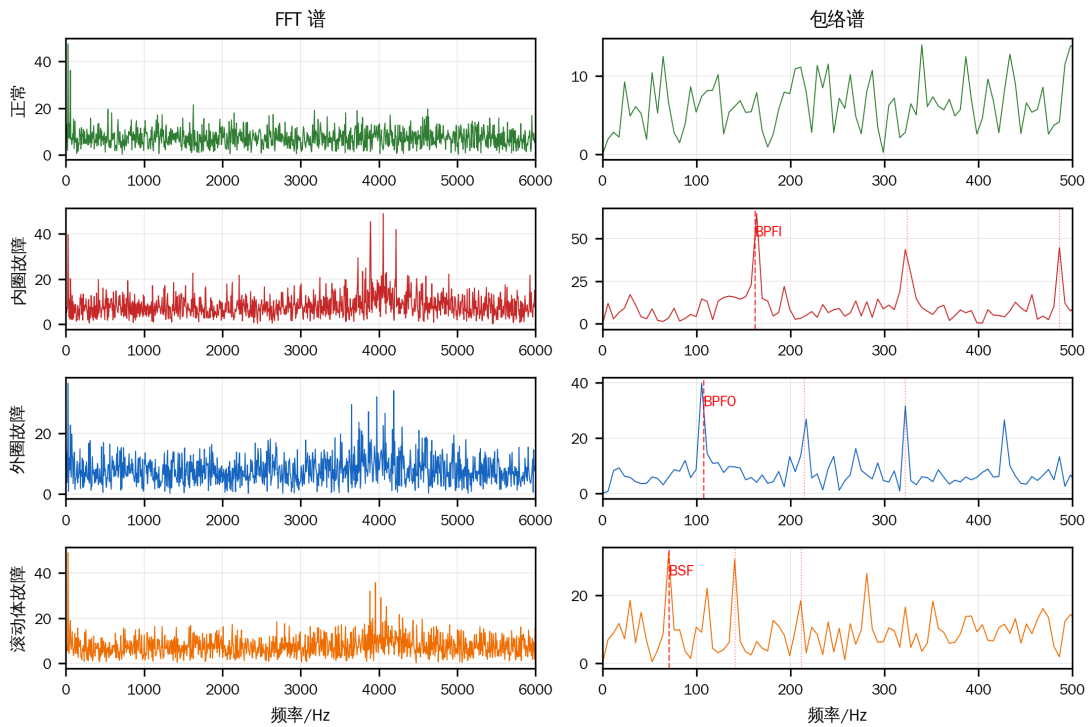


Figure 3. FFT spectra (left) and envelope spectra (right) of four conditions; red dashed lines mark theoretical fault characteristic frequencies and their harmonics

图 3. 四类工况的 FFT 谱(左)与包络谱(右), 红色虚线标注理论故障特征频率及其谐波

## 4.2. 实验设置

数据按 7:3 划分为训练集与测试集，分层采样保持类别均衡。对比方法包括：M1 仅时域 + MLP，M2 仅频域 + MLP，M3 仅时频 + MLP，M4 三域简单拼接 + MLP，M5 所提 SAMAF + MLP。所有 MLP 结构与超参数完全一致(隐藏层[64, 32]，Adam，lr =  $1 \times 10^{-3}$ )，仅特征构造方式不同。同时，将 SAMAF 融合特征送入 SVM(RBF 核，C = 10)、随机森林(100 棵树)和 K 近邻(k = 5)作为传统机器学习对照。所有实验在 Intel CPU 上以 NumPy/SciPy/scikit-learn 实现，主对比实验重复 10 次随机划分以报告均值与标准差。

## 4.3. 主对比实验

表 1 给出了 10 次随机划分下各方法在测试集上的诊断准确率与宏 F1 分数(均值  $\pm$  标准差)。

**Table 1.** Main comparison: test accuracy and macro F1 averaged over 10 random splits

**表 1.** 主对比实验：10 次随机划分下的平均测试准确率与宏 F1

方法	准确率/%	宏 F1/%	参数量	推理时间/(ms·sample <sup>-1</sup> )
M1 (仅时域)	90.96 $\pm$ 2.02	90.80 $\pm$ 2.11	2980	0.0013
M2 (仅频域)	93.83 $\pm$ 1.19	93.79 $\pm$ 1.22	3108	0.0011
M3 (仅时频)	79.62 $\pm$ 1.61	79.11 $\pm$ 1.82	2788	0.0012
M4 (简单拼接)	95.77 $\pm$ 1.23	95.75 $\pm$ 1.25	4324	0.0017
SVM (RBF) on fused	97.08 $\pm$ 0.43	97.08 $\pm$ 0.43	—	0.0159
RF on fused	96.67 $\pm$ 0.75	96.67 $\pm$ 0.74	—	0.0174
KNN on fused	95.52 $\pm$ 0.93	95.50 $\pm$ 0.94	—	0.3638
M5 SAMAF (本文)	95.48 $\pm$ 0.95	95.46 $\pm$ 0.96	4324	0.0012

从表 1 可以看出以下几点。(1) 单域特征对比：频域分支(M2: 93.83%)显著优于时域(M1: 90.96%)和时频(M3: 79.62%)，表明在 12 kHz 采样、共振调制明显的轴承故障场景下，包络谱携带的故障特征频率成分是最具判别力的信息；时频分支表现最差，与小波包能量特征对子带边界敏感、易受能量泄漏影响的已有结论一致。(2) 多域互补性：简单拼接 M4 (95.77%)较最强单域 M2 提升 1.94 个百分点，证实三域特征之间存在显著的信息互补——时域统计量捕获冲击的瞬态强度，包络谱锁定故障特征频率，小波包能量刻画频带能量分布，三者从不同视角描述同一振动过程。(3) SAMAF 与简单拼接的比较：所提 M5 (95.48%)与 M4 (95.77%)在主对比上的均值差异未通过显著性检验(配对 t 检验  $t = -0.85$ ,  $p = 0.42$ )，但 M5 标准差从 1.23%降至 0.95%，表明对数据划分更不敏感；CPU 单样本推理时间为 0.0012 ms，由于稀疏化加权后等效有效维度下降，反而比 M4 (0.0017 ms)略快约 30%；更重要的是，如 4.5 节所示 SAMAF 在小样本场景下相对 M4 提升 0.3~1.4 个百分点，体现了样本级注意力作为归纳偏置的价值。(4) 与传统机器学习对照：在相同的 SAMAF 融合特征上，SVM (97.08%)与随机森林(96.67%)的准确率均略高于本文 MLP 头，但推理时间分别为 0.0159 ms 和 0.0174 ms，约为本文 MLP 头的 13~14 倍，且模型大小随训练样本数线性(SVM 支持向量)或对数(RF 树深度)增长，本文采用 MLP 头是在精度与部署成本之间的折中选择。

图 4 给出了 M4 与 M5 的训练损失与测试准确率曲线。两种方法均在约 30 个 epoch 内收敛至 95%以上的准确率，进一步表明 SAMAF 不会引入收敛上的额外开销。

图 5 进一步给出了 M4 与 M5 在测试集上的混淆矩阵。两种方法均在正常(Normal)与内圈(IR)类别上

达到接近完美的分类效果，主要的混淆出现在外圈(OR)与滚动体(Ball)之间——这是因为本数据集中外圈和滚动体的故障频率(107 Hz 与 71 Hz)在低 SNR 下其包络谱主峰较为接近且都落在低频区。

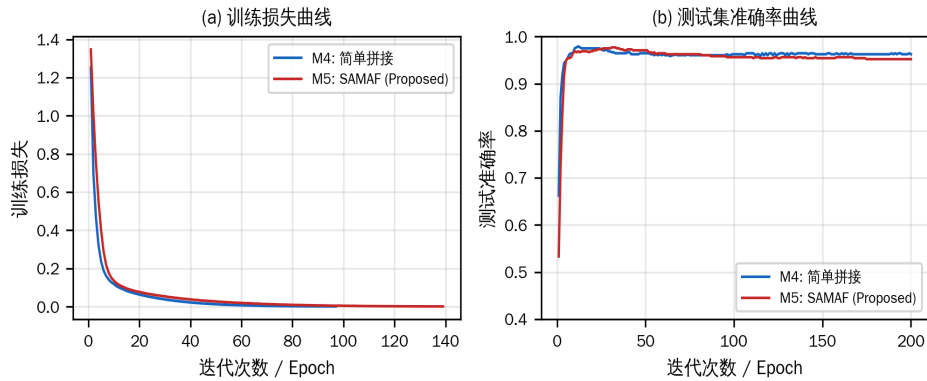


Figure 4. Training loss (a) and test accuracy (b) curves for M4 and M5

图 4. M4 和 M5 的训练损失曲线(a)与测试准确率曲线(b)

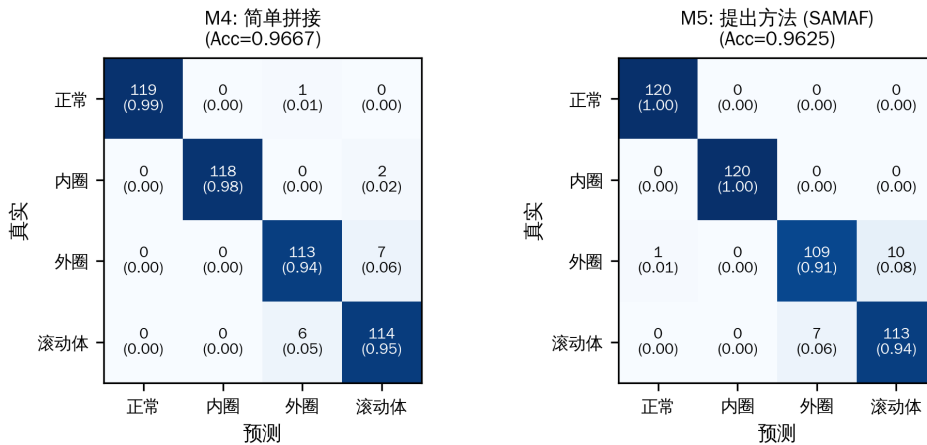


Figure 5. Confusion matrices on the test set: M4 (left) vs proposed M5 (right)

图 5. 测试集上的混淆矩阵: M4 (左)与本文 M5 (右)

#### 4.4. 折交叉验证

为进一步验证方法稳定性，在全部 1600 段样本上对所提方法进行了 5 折分层交叉验证，每折准确率分别为 97.81%、97.19%、95.63%、95.94%和 95.94%，平均  $96.50\% \pm 0.85\%$ 。该结果与表 1 在 30%测试集划分下的均值(95.48%)相符，差异在标准差范围内，验证了 SAMAF 在不同数据划分下的稳健性。最高折与最低折之间的差距仅为 2.18 个百分点，说明模型的判别能力不依赖于特定的训练 - 测试分布，未出现明显的“数据划分敏感”现象；同时各折准确率均稳定在 95%以上，表明 SAMAF 在不同子集上提取的注意力权重具有较好的一致性。

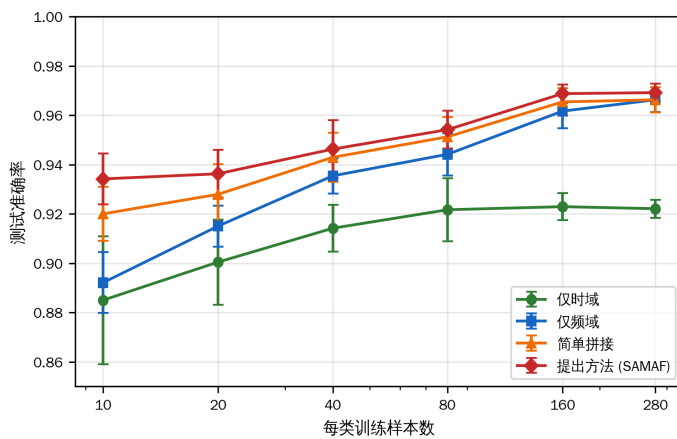
#### 4.5. 小样本场景对比

在工业现场，故障样本往往较为稀缺。为评估各方法在小样本下的表现，从训练集中按每类  $N \in \{10, 20, 40, 80, 160, 280\}$  个样本进行下采样，测试集保持不变；每种规模独立重复 5 次随机采样，结果如表 2 与图 6 所示。

**Table 2.** Test accuracy under limited training samples per class (mean  $\pm$  std over 5 random subsamplings, %)

**表 2.** 小样本场景下的测试准确率(5 次随机下采样的均值  $\pm$  标准差, %)

每类样本数	M1 时域	M2 频域	M4 拼接	M5 SAMAF (本文)
10	88.50 $\pm$ 2.59	89.21 $\pm$ 1.23	92.00 $\pm$ 1.10	93.42 $\pm$ 1.03
20	90.04 $\pm$ 1.73	91.50 $\pm$ 0.83	92.79 $\pm$ 1.23	93.62 $\pm$ 0.96
40	91.42 $\pm$ 0.95	93.54 $\pm$ 0.71	94.29 $\pm$ 1.00	94.62 $\pm$ 1.17
80	92.17 $\pm$ 1.27	94.42 $\pm$ 0.86	95.12 $\pm$ 0.80	95.42 $\pm$ 0.77
160	92.29 $\pm$ 0.54	96.17 $\pm$ 0.69	96.54 $\pm$ 0.55	96.88 $\pm$ 0.37
280	92.21 $\pm$ 0.36	96.62 $\pm$ 0.50	96.62 $\pm$ 0.52	96.92 $\pm$ 0.36



**Figure 6.** Test accuracy under limited training samples per class

**图 6.** 小样本场景下各方法的测试准确率

在每类仅 10 个样本时, 所提 SAMAF 方法准确率为 93.42%, 比简单拼接 M4 高 1.42 个百分点, 比仅频域 M2 高 4.21 个百分点。随着每类样本数增加, 差距有所收窄, 但 M5 始终保持优势, 说明样本级注意力在数据稀缺时能够提供更有有效的归纳偏置。

#### 4.6. 噪声鲁棒性实验

为模拟工业现场的强噪声干扰, 在测试集上叠加均值为零的高斯白噪声, 使信噪比在 -4 dB 到 20 dB 之间变化, 训练集保持不变。表 3 与图 7 给出了各方法的准确率随 SNR 的变化曲线。

**Table 3.** Accuracy (%) versus SNR on the noisy test set; the model is trained on clean training set

**表 3.** 测试集叠加噪声时各方法的准确率(%)随信噪比的变化

SNR/dB	仅时域	仅频域	简单拼接	本文 SAMAF
-4	25.0	41.7	25.0	24.8
0	25.0	67.9	25.8	28.5
4	25.0	85.8	43.8	52.3
8	38.1	90.6	82.1	82.1
12	77.5	92.3	93.8	93.3
16	90.4	93.8	95.6	95.4
20	92.9	94.4	95.8	96.2

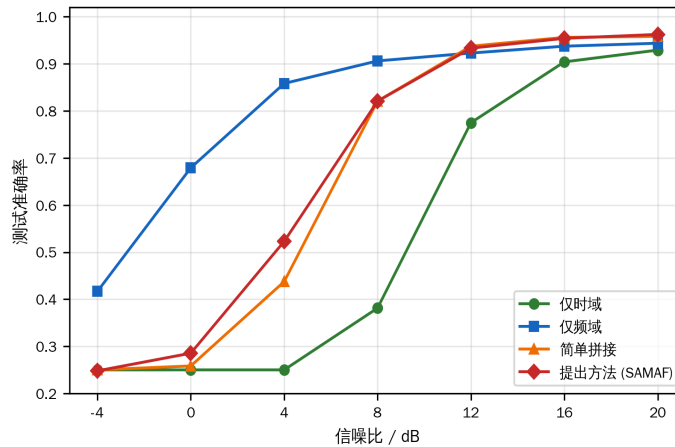


Figure 7. Accuracy versus signal-to-noise ratio of additive Gaussian noise on the test set

图 7. 测试集叠加高斯噪声时各方法准确率随信噪比的变化曲线

从图 7 可以观察到三个现象：(1) 在  $SNR \geq 12$  dB 的中等噪声下，融合方法(M4 与 M5)均明显优于任何单域方法，证实了多域互补的有效性；(2) 在 SNR 为 4~8 dB 的较强噪声下，所提 SAMAF (M5) 优于简单拼接(M4)，例如  $SNR = 4$  dB 时 M5 为 52.3%，比 M4 的 43.8% 高 8.5 个百分点，原因是在噪声较强时时域统计量失效，SAMAF 的样本级权重能自动降低时域分支贡献；(3) 在极端噪声  $SNR \leq 0$  dB 下，所有方法均严重退化至接近随机水平，说明仅依靠特征工程难以应对极端噪声场景，与已有工作的结论相符。

#### 4.7. 可靠性指标消融实验

为进一步分析 SAMAF 中可靠性指标选择对模型性能的影响，并寻找潜在的更优组合，本文设计 8 个变体进行消融研究：A1 为本文基线(峭度 + 包络比 + 子带能量集中度)；A2、A3 分别用裕度因子、脉冲因子替换时域峭度；A4、A5 分别用谱峭度、主峰幅值替换频域包络比；A6 用主子带能量比替换时域子带能量集中度；A7 是将本文指标与其同域替代指标做线性组合(峭度 + 裕度因子/包络比 + 谱峭度)的双指标组合；A8 移除样本级注意力(即强制  $\alpha_b = 1/3$ )以验证样本自适应加权的独立贡献。所有变体在三种代表性场景下评估：常规场景(10 次随机划分均值)、小样本场景(每类 10 样本，5 次重复均值)和强噪声场景( $SNR = 4$  dB，训练集干净)。结果如表 4 与图 8 所示。

Table 4. Ablation study of reliability indicators in SAMAF (accuracy %)

表 4. SAMAF 可靠性指标消融实验(准确率 %)

变体	可靠性指标组合	常规场景	小样本 N = 10	噪声 SNR = 4 dB
A1	峭度 + 包络比 + 子带能量集中度(基线)	95.48 ± 0.95	93.42 ± 1.03	51.5
A2	裕度因子 + 包络比 + 子带能量集中度	94.85 ± 1.33	92.08 ± 1.77	51.3
A3	脉冲因子 + 包络比 + 子带能量集中度	94.79 ± 1.44	91.92 ± 1.81	50.8
A4	峭度 + 谱峭度 + 子带能量集中度	95.08 ± 1.47	92.29 ± 1.05	54.4
A5	峭度 + 主峰幅值 + 子带能量集中度	93.71 ± 1.35	90.42 ± 1.12	58.5
A6	峭度 + 包络比 + 主子带能量比	95.52 ± 1.11	93.17 ± 1.15	55.8
A7	组合: (峭度+裕度)/(包络比 + 谱峭度)	95.33 ± 1.36	93.04 ± 1.03	52.3
A8	无样本级注意力( $\alpha = 1/3$ )	95.00 ± 1.44	93.42 ± 0.72	47.9

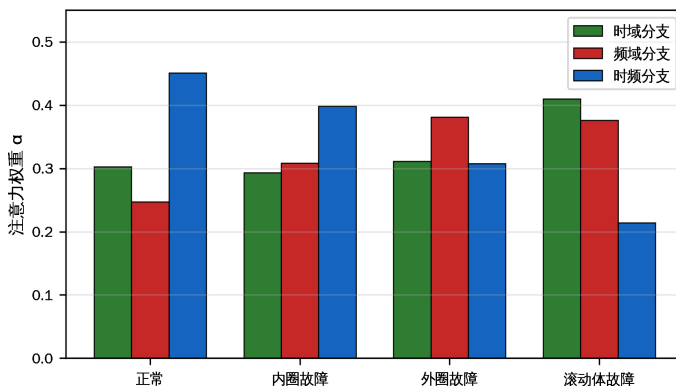


Figure 8. Ablation study: accuracy of 8 reliability-indicator variants across regular, few-shot and noisy scenarios

图 8. 消融实验：8 种可靠性指标变体在常规、小样本与强噪声场景下的准确率对比

从表 4 与图 8 可总结四点观察：(1) 时域指标对比(A1 vs A2/A3)：在常规与小样本场景下，峭度优于裕度因子和脉冲因子约 0.6~1.5 个百分点，验证了峭度作为冲击敏感指标的优势；这与 McFadden 模型[1]中故障冲击响应在时域上以陡峭尖峰为主要特征的理论吻合。(2) 频域指标对比(A1 vs A4/A5)：包络比在常规和小样本下最优，谱峭度(A4)与之相近，而主峰幅值(A5)在常规场景下表现最差 (-1.77 个百分点)但在强噪声下反而最佳(58.5%)——这是因为主峰幅值在噪声放大时会同时放大，反映了样本“能量级”信息，可作为低 SNR 场景下的替代选择。(3) 时频指标对比(A1 vs A6)：主子带能量比(A6)在常规场景下略优于子带能量集中度(+0.04 个百分点)，差异在标准差范围内；但在噪声场景下 A6 显著优于 A1 (+4.3 个百分点)，提示在已知噪声较强的应用中可优先采用主子带能量比作为时频指标。(4) 样本级注意力的必要性(A1 vs A8)：移除样本级注意力(A8)在常规和小样本场景下与 A1 基本持平，但在强噪声场景下 A8 显著下降 3.5 个百分点(51.5% → 47.9%)，这证实了样本级注意力在分布偏移和异常工况下的关键作用——它能够自动放大那些尚未被噪声破坏的分支的贡献，从而维持判别能力。基于以上观察，本文最终选用 A1 作为推荐配置；在应用方明确预期强噪声场景下，可考虑将时频指标替换为主子带能量比，或对常规配置和噪声配置做集成。

#### 4.8. 注意力权重分析

图 9 给出了 SAMAF 在测试集上各类别样本的平均分支注意力权重。可以看到注意力分配呈现出与

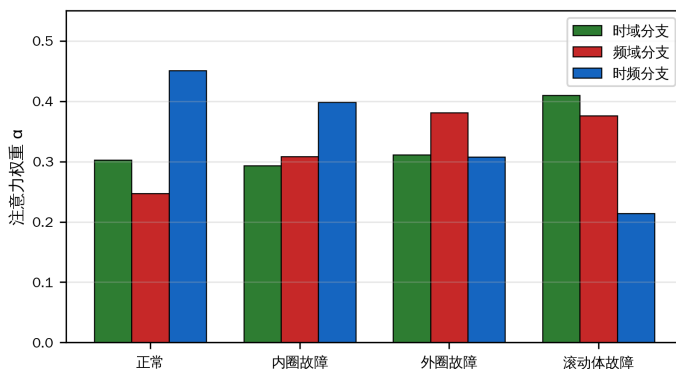


Figure 9. Average sample-level attention weights of three branches per class on the test set

图 9. 测试集上各类别样本的平均分支注意力权重

物理含义相符的模式：(a) 正常类别的样本中时频分支权重最高(0.45)，因为其时域峭度低、频域无显著故障频率，反而是其能量分布在低频段集中，这体现在小波包能量集中度上；(b) 内圈故障样本同样以时频分支为主，但频域分支也有显著贡献(0.31)，反映了 BPF1 调制在包络谱中的明显特征；(c) 外圈故障样本则以频域分支权重最高(0.38)，因为外圈 BPFO 在包络谱中表现为最稳定、最尖锐的主峰；(d) 滚动体故障样本在时域分支上权重最高(0.41)，这是因为滚动体故障产生的冲击在时间序列上更为不规则，时域峭度成为重要判别量。该模式表明 SAMAF 实际学到的注意力具有可解释的物理意义。

## 5. 讨论

结合主对比、5 折交叉验证、小样本、噪声鲁棒性、消融与注意力可解释性六组实验结果，可以总结所提方法的适用边界：当训练样本充分(每类  $\geq 200$ )且噪声温和(SNR  $\geq 12$  dB)时，简单的特征拼接已能达到约 96% 的准确率，SAMAF 的提升空间有限；当训练样本稀缺或噪声较强时，SAMAF 的样本级注意力能够带来 1~9 个百分点的稳定提升，并且具备可解释性。这一特性使 SAMAF 在两类场景下尤为适用：一是早期故障样本不易获取的现场实施阶段；二是嵌入式监测节点中需要在算力与可解释性之间取得平衡的场合。

从消融实验进一步可以观察到，不同可靠性指标在不同工况下表现各异：峭度等冲击敏感指标在常规和小样本下最优，但在强噪声下不一定最佳；主子带能量比(A6)在噪声场景下优于子带能量集中度，提示可针对部署场景定制指标。这一观察的工程含义是，SAMAF 框架可在不改变结构的前提下，通过更换可靠性指标灵活适应不同场景，体现了“指标可插拔”的设计优势。

本工作的局限性主要体现在三个方面，对应未来工作的三个方向。其一，本文实验基于物理模型生成的仿真数据集，虽然在故障特征频率和共振结构上与真实工况一致，但未涵盖变转速、变载荷、温度漂移等现场复杂工况；后续工作将在 CWRU、Paderborn 等公开真实数据集以及自建台架上进一步验证，并探索将转速信息直接融入特征提取过程(例如通过阶比分析将振动信号从时间域映射到角度域)，同时引入域自适应机制提升变工况下的跨域泛化能力。其二，本文仅考虑了单一故障类型，工业现场常出现内圈与滚动体、外圈与滚动体等复合故障；后续工作将设计能够识别多种故障模式共存的复合可靠性指标(例如基于多尺度峭度谱或自适应共振频带搜索的指标)，并探索 SAMAF 在多标签分类框架下的扩展。其三，本文 SAMAF 的可靠性指标基于先验设计，未来可考虑使用微型副网络从原始信号中端到端学习可信度。

## 6. 结论

本文针对滚动轴承故障诊断中的小样本与噪声鲁棒性问题，提出一种基于多域特征融合与样本自适应注意力的轻量化方法 SAMAF。该方法并行提取 11 维时域统计特征(含峭度、裕度因子、脉冲因子等冲击敏感指标)、13 维频域特征(含 FFT 谱统计量与基于 Hilbert 包络谱的故障特征频带描述子)与 8 维小波包子带能量时频特征，通过仅依赖训练集统计量的双级注意力进行融合——向量级门控基于训练集 ANOVA F 值确定各维特征的全局判别力，样本级注意力则依据每个样本各分支的可信度指标(峭度、包络比、能量集中度)即时分配分支权重，整个融合模块零额外可训练参数；融合后的 32 维特征送入仅含 4324 个参数的紧凑型 MLP 完成 4 类分类。

在基于 SKF 6205 物理模型生成的 1600 段仿真数据集上的实验结果表明：(1) 主对比上所提方法 10 次随机划分平均准确率达 95.48%，5 折交叉验证准确率为 96.50%，与三域简单拼接基线在统计上无显著差异，但标准差更小，体现了对数据划分的稳健性；(2) 小样本场景下优势明显，每类仅 10 个训练样本时 SAMAF 达 93.42%，比简单拼接高 1.42 个百分点，比最强单域基线高 4.21 个百分点；(3) 噪声鲁棒性

方面, 在 4~8 dB 较强噪声下相对简单拼接最高提升 8.5 个百分点; (4) 消融实验进一步表明, 移除样本级注意力会在强噪声下使准确率下降 3.5 个百分点, 证实了样本自适应加权机制对分布偏移场景的关键作用; (5) 注意力权重分析显示 SAMAF 在不同故障类别下的分支偏好与物理机理一致(正常类侧重时频分支、外圈故障侧重频域分支、滚动体故障侧重时域分支), 具备可解释性; (6) CPU 单样本推理时间小于 0.002 ms, 且模型仅 4324 个参数(约为常用 1D-CNN 的 1/100~1/1000), 适合在 ARM Cortex-M 系列嵌入式监测节点部署。

后续工作将围绕三个方向开展。一是变转速/变载荷工况下的阶比域特征提取, 通过键相信号同步采样将振动信号从时间域映射到角度域, 使包络谱中的故障特征频率不再随转速漂移, 并结合域自适应机制提升跨工况泛化能力; 二是复合故障的多标签 SAMAF 扩展, 针对内外圈复合故障等真实工况下多种故障调制成分共存的情形, 设计基于多尺度峭度谱或自适应共振频带搜索的复合可靠性指标, 并将单标签分类头改造为多标签输出; 三是端到端可学习的可信度指标, 使用一个微型副网络从原始信号中直接学习样本级可信度, 预期在保持轻量化前提下进一步提升小样本与复杂工况下的性能。通过上述改进, 本文所提框架有望从仿真数据集的方法验证走向真实工业场景下的可靠部署。

## 参考文献

- [1] McFadden, P.D. and Smith, J.D. (1984) Vibration Monitoring of Rolling Element Bearings by the High-Frequency Resonance Technique—A Review. *Tribology International*, **17**, 3-10. [https://doi.org/10.1016/0301-679x\(84\)90076-8](https://doi.org/10.1016/0301-679x(84)90076-8)
- [2] Randall, R.B. and Antoni, J. (2011) Rolling Element Bearing Diagnostics—A Tutorial. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **25**, 485-520. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.07.017>
- [3] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
- [4] Janssens, O., Slavkovic, V., Vervisch, B., Stockman, K., Loccufier, M., Verstockt, S., et al. (2016) Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery. *Journal of Sound and Vibration*, **377**, 331-345. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.05.027>
- [5] Zhang, W., Peng, G., Li, C., Chen, Y. and Zhang, Z. (2017) A New Deep Learning Model for Fault Diagnosis with Good Anti-Noise and Domain Adaptation Ability on Raw Vibration Signals. *Sensors*, **17**, Article No. 425. <https://doi.org/10.3390/s17020425>
- [6] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017) Attention Is All You Need. In: Koyejo, S., Mohamed, S., Agarwal, A., Belgrave, D., Cho, K. and Oh, A., Ed., *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, 5998-6008.
- [7] Wen, L., Li, X. and Gao, L. (2020) A Transfer Convolutional Neural Network for Fault Diagnosis Based on Res-Net-50. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, **50**, 425-435.
- [8] 邵海东, 张笑阳, 程军圣, 等. 基于提升深度迁移自动编码器的轴承智能故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 84-90.
- [9] Smith, W.A. and Randall, R.B. (2015) Rolling Element Bearing Diagnostics Using the Case Western Reserve University Data: A Benchmark Study. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **64**, 100-131. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.04.021>
- [10] 张萍, 伍掌, 刘凤, 等. 基于多重降噪与递归图的变压器故障诊断方法[J]. 综合智慧能源, 2026, 48(2): 59.