

基于双通道信息融合和VCC-FuseNet的电机滚动轴承故障诊断

何玉灵^{1,2} 郑海^{1,2} 代德瑞^{1,2} 支佳贺^{1,2} 王娜娜³ 王晓龙^{1,2}

(1. 华北电力大学 河北省电力机械装备健康维护与失效预防重点实验室, 保定 071003)

(2. 华北电力大学 电力机械装备先进制造与智能运维河北省工程研究中心, 保定 071003)

(3. 滨州魏桥园区运营管理有限公司, 滨州 256600)

摘要:【目的】针对电机轴承故障诊断中振动与电流等多源信号协同利用不足、跨模态特征融合深度不够的问题,提出一种基于双通道跨模态注意力融合故障诊断模型——振动-电流耦合融合网络(Vibration-Current-Coupled Fusion Network, VCC-FuseNet)模型。【方法】首先,将一维振动信号和三相电流信号分别重构为格拉姆角场差分图和融合型递归图,实现多源信息的二维图像化统一表达;其次,利用双通道ConvNeXt骨干网络提取深层故障特征,并在跨模态注意力融合模块中引入Transformer机制,实现特征深度交互;最后,在永磁同步发电机(Permanent Magnet Synchronous Generator, PMSG)试验台及变转速轴承数据集上进行验证。【结果】结果表明,VCC-FuseNet模型在PMSG轴承故障诊断中的识别准确率达98.75%,在变转速数据集上达96.74%,相比单模态方法分别最高提升了8.39%和7.28%,验证了所提方法在电机轴承诊断中的优越性与鲁棒性。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 多源信号融合; Transformer; 深度学习**中图分类号:** TP183 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.05.013

0 引言

滚动轴承作为电机的关键旋转部件,经常工作在高温、高负载等恶劣条件下,其一旦发生故障将直接影响电机运行效率与使用寿命。据统计,旋转机械故障中约40%由轴承失效引起^[1]。因此,围绕滚动轴承状态监测与故障诊断的持续研究,对保障工业设备安全运行具有重要的工程价值,实现轴承故障的精准诊断对保障工业设备安全运行具有重要意义。

在传统故障诊断研究中,学者主要依赖信号处理与浅层机器学习方法。例如,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)通过构建高维特征空间,实现故障分类^[2],随机森林利用多决策树融合处理非线性和高维数据,实现对齿轮不同故障状态的识别^[3],经验模态分解处理单样本风电机轴承数据,提升了故障区分度^[4]。但这些方法严重依赖人工特征提取,导致特征提取工程复杂度高且泛化能力受限。此外,单一物理量的特征表征难以全面反映轴承的复合故障状态^[5-6]。

近年来,深度学习技术为故障诊断领域提供了新的方法体系。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)通过局部感知与权值共享机制,能够自动挖掘信号中的深层特征^[7],在轴承故障特征提取中展现出显著优势。例如,丁伟哲等^[8]针对单一模型特征提取受限与参数调整复杂等问题,提出将多分支卷积神经网络与改进级联森林相融合,构建混合深度学习模型,在多个故障数据集上验证了其优异的诊断性能。袁九海等^[9]针对岸桥齿轮箱故障诊断中小样本、多分类的问题,建立结合频域振动图和条件去噪扩散概率模型的方法,生成高质量的合成故障样本,显著提升了识别准确率。胡孟楠等^[10]设计了一种集成经验模态分解算法与马尔科夫变迁场图像化的故障诊断模型,实现了对旋转机械故障的精准诊断。而变压器Transformer架构^[11]以其全注意力机制替代传统CNN的局部感受野方式,表现出更强的全局特征建模能力,在故障诊断等时序与非结构数据处理中展现出卓越的准确性与泛化能力^[12-13]。WANG等^[14]提出一种融合轻量化空间增强

收稿日期: 2025-05-18 修回日期: 2025-06-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(52177042); 河北省自然科学基金项目(E2022502003); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(2023MS128); 河北省第三批青年拔尖人才支持计划项目([2018]-27); 河北省高层次人才资助项目(B20231006); 河北省教育厅在读研究生创新能力培养资助项目(CXZZBS2025185)

作者简介: 何玉灵,男,1984年生,福建龙岩人,博士,教授,博士研究生导师; 主要研究方向为电力设备故障诊断与智能运维、复杂系统数学建模和数字孪生等; E-mail: heyuling1@163.com。

代德瑞(通信作者),男,1998年生,河北沧州人,在读博士研究生; 主要研究方向为电力设备故障诊断与智能运维、机电一体化设备研发; E-mail: daiderui123@163.com。

引用格式: 何玉灵,郑海,代德瑞,等. 基于双通道信息融合和VCC-FuseNet的电机滚动轴承故障诊断[J]. 机械强度, 2026, 48(5): 105-116.

HE Yuling, ZHENG Hai, DAI Derui, et al. Fault diagnosis of motor rolling bearings based on dual-channel information fusion and VCC-FuseNet[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(5): 105-116.



免费获取

卷积模块与视觉 Transformer 的多传感器特征融合诊断方法,在多个数据集上具备高精度与高鲁棒性。ZHANG 等^[15]构建一种基于梅尔谱和对比自监督 Transformer 的模型,利用无标签数据预训练并结合参数冻结的对抗迁移策略,在无需昂贵标注的情况下实现高精度、多故障轴承诊断。

然而,现有的研究多集中于单一信号源,忽视多源信号间的互补特性。研究表明,振动信号虽能有效捕捉机械冲击特征,但对早期微弱故障敏感性不足^[16],轴承的振动也会引起电机磁通的变化,从而引起定子电流的变化^[17],两者的协同分析有望突破单一模态的感知瓶颈。多源信息融合技术的实现面临两大挑战:其一,振动与电流信号具有不同的时频特性,直接融合易导致特征空间失配;其二,传统串行融合网络难以动态调节不同模态的贡献权重。针对上述问题,古玉锋等^[18]提出了一种基于多传感器加权融合的卷积神经网络和长短期记忆网络的电动机故障诊断方法,验证了其在多源信息特征提取和故障识别方面的优越性。王进花等^[19]设计了一种基于注意力机制的多级特征融合卷积神经网络方法,将原始电流和振动信号作为模型输入,通过试验验证了其对故障诊断准确率的显著改善。

基于上述研究进展与现存挑战,本文提出一种基于振动格拉姆角场差分(Gramian Angular Difference Field, GADF)图与电流递归图融合的双通道电机轴承故障诊断模型——振动-电流耦合融合网络(Vibration-Current-Coupled Fusion Network, VCC-FuseNet)模型。核心内容包括:① 构建多源信息融合输入,联合利用振动信号与定子电流信号提升故障特征的可辨识性。其中,振动信号经预处理后转化为具备时间序列结构特征的 GADF 图,而电流信号则构建为融合型递归图,在图像层面实现异质信息的统一表达;② 设计并实现 VCC-FuseNet 模型架构,通过双通道结构分别提取 GADF 图与递归图中的深层特征信息,再结合 Transformer 注意力机制融合多源特征,从而实现对电机轴承故障状态的高精度分类识别;③ 在永磁同步发电机轴承故障诊断试验台上采集实际工况数据,对所提方法进行验证,同时引入变转速工况下的轴承故障数据集进行泛化性测试,试验结果表明,该模型在多种工况下均表现出优异的故障识别能力与良好的跨域适应性。

1 理论基础

1.1 基于 GADF 的数据转换

格拉姆角场(Gramian Angular Field, GAF)^[20]是一种基于极坐标映射的时间序列编码方法,用于解决传统递归图在时间依赖性表征上的局限性。其核心思想

是将一维时间序列转换为极坐标系下的角度和差矩阵,从而保留原始信号的时序特征与幅值变化信息。

假设给定长度为 N 的原始时域信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 首先进行归一化处理。将信号幅值映射到 $[-1, 1]$ 消除量纲差异,增强不同工况信号的兼容性,其表达式为

$$\tilde{x}_i = \frac{[x_i - \max(X)] + [x_i - \min(X)]}{\max(X) - \min(X)} \quad (1)$$

式中, x_i 为原始时域信号; $\max(\cdot)$ 为取最大值; $\min(\cdot)$ 为取最小值。

通过将归一化后的信号值编码为角余弦,将时间戳编码为半径,可在极坐标中表示重新缩放的时间序列 $\tilde{x}_i$, 其表达式为

$$\begin{cases} r_i = \frac{i}{N} \\ \theta_i = \arccos(\tilde{x}_i), \tilde{x}_i \in [-1, 1] \end{cases} \quad (2)$$

式中, r_i 为时间戳的归一化半径; θ_i 为时间序列中第 i 个时刻对应的信号幅值在极坐标系下的角度。

通过计算任意两时刻的极角差值或和值可重构出两种二维格拉姆矩阵图,分别为格拉姆角差场和格拉姆角和场(Gramian Angular Summation Field, GASF), 表达式分别为

$$\mathbf{G}_{\text{GADF}} = [\sin(\theta_i - \theta_j)]_{N \times N} \quad (3)$$

$$\mathbf{G}_{\text{GASF}} = [\cos(\theta_i + \theta_j)]_{N \times N} \quad (4)$$

式中, θ_j 为时间序列中第 j 个时刻对应的信号幅值在极坐标系下的角度。

格拉姆矩阵的元素反映了时间序列中不同时间点之间的相对动态特征,其几何意义可解释为将归一化后的信号映射至极坐标系后,不同时刻对应角度之间的差(或和)角所计算得到的正弦(或余弦)值。

将轴承故障振动信号进行格拉曼角场变换的过程如图 1 所示。

与其他信号处理方式相比,格拉姆角场通过极坐标映射可以完整保留信号的时间顺序信息,避免时频分辨率权衡问题。其中的角度差矩阵更能捕捉信号幅值变化的非线性模式,尤其适用于轴承故障引发的非平稳冲击信号,并且生成的 GADF 图具有平移不变性与局部相关性,与卷积神经网络的卷积核特性高度契合。因此,本文采用格拉姆角差场来对轴承的振动信号进行图像转化。

1.2 基于二维递归融合的三相电流信号特征增强

轴承故障会导致电机转子在旋转时出现不稳定或偏心运动,进而引起气隙磁场不均匀,改变电机的磁链分布。这种扰动会反馈到电流中,表现为谐波成分增强或非平稳变化。为了凸显电流的变化,采用递归图的方式对三相电流信号进行特征增强。

递归图(Recurrence Plot, RP)可有效在相空间内

可视化轨迹周期性和动态特性。在故障诊断领域,递归图已被成功应用于一维信号的处理,尤其适用于轴承、齿轮等关键机械部件的故障诊断^[21-22]。递归图能够通过计算信号在相空间中的状态之间的相似性或距离,揭示信号的周期性和非线性特征。其不仅能够揭示信号的周期性,还能够识别信号中的微小变化和

潜在故障特征。

将递归图法应用于永磁同步发电机轴承故障诊断,将一维电流信号转换为二维图像,在保留原始电流信号的幅度和相位相关性的同时,提高故障特征的可见性。基于二维递归融合的电流量信号特征增强方法的具体步骤如图 2 所示。

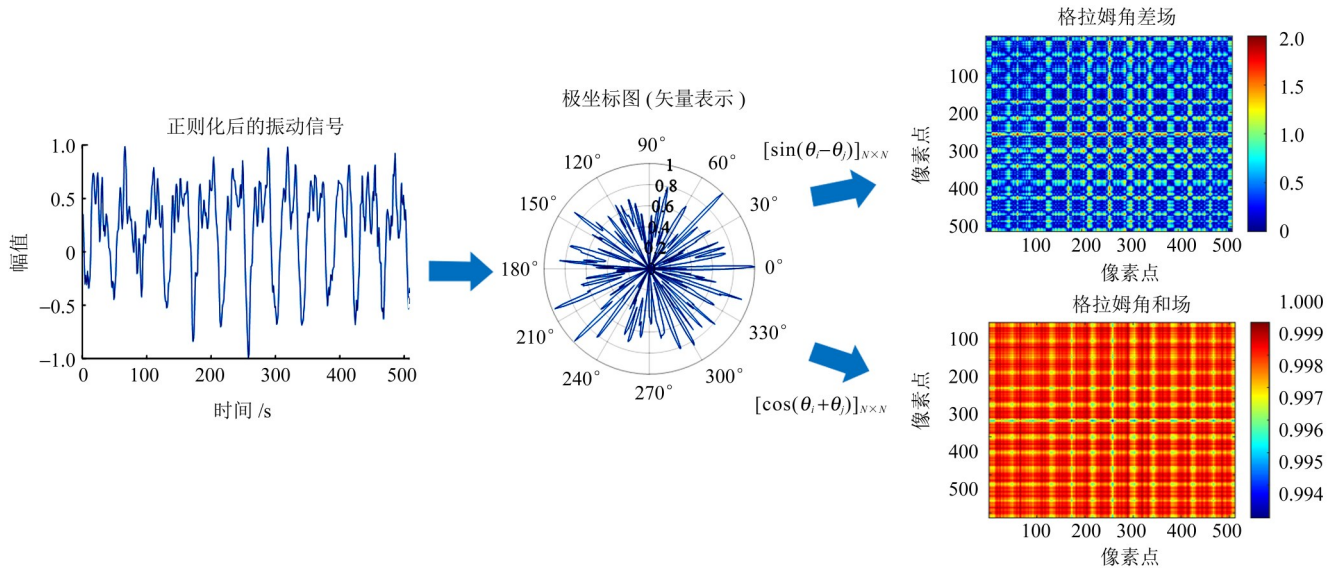


图 1 格拉姆角场变换

Fig. 1 Gramian angular field transformer

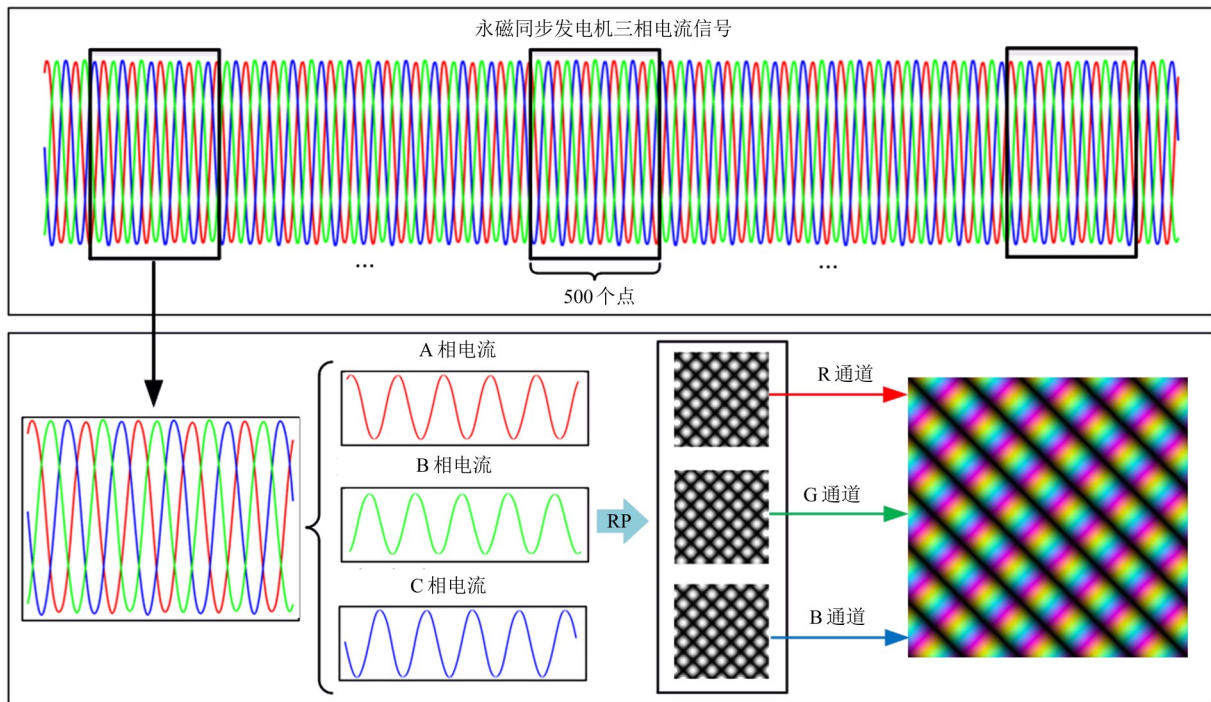


图 2 三相电流信号转换成二维递归图过程

Fig. 2 Process of converting three-phase current signals into a two-dimensional recurrence fusion plot

为从更高维度揭示电流信号的动态特征,首先需将原始时域信号嵌入到相空间中。嵌入过程依赖于延迟时间 τ 、嵌入维数 m 的确定,通过伪最近邻法选取。随后,根据相空间中各状态向量之间的距离关系,可构建系统轨迹,进而用于生成递归图以表征信

号的时序模式与非线性特性。

设原始一维时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其在相空间中的重构轨迹矩阵 Y 可表示为

$$Y_i = [x_i, x_{i+\tau}, x_{i+2\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}], \quad \forall i \in [1, 2, \dots, N - (m-1)\tau] \quad (5)$$

式中, Y_i 为相空间中的第 i 个状态向量, $Y_i \in R^m$ 。

通过计算向量间的欧式距离来确定状态点的递归性, 得到递归矩阵为

$$R_{i,j} = H(\varepsilon - \|Y_i - Y_j\|_2), \quad \forall i, j \in [1, 2, \dots, N - (m - 1)\tau] \quad (6)$$

式中, ε 为相似性阈值; $H(\cdot)$ 为 Heaviside 函数, 用于确定状态空间中的 2 个点是否在指定的距离阈值 ε 内, Heaviside 函数的表达式为

$$H(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

选用每 500 个点 (采样频率为 5 kHz) 转化为 1 张递归图。在分别得到 A、B、C 三相电流转化后的二维灰色递归图后, 分别作为图像的 R、G、B 三个通道输入进行通道融合, 最终得到正常的三通道彩色递归融合图。不同故障轴承的电流递归融合图如图 3 所示。

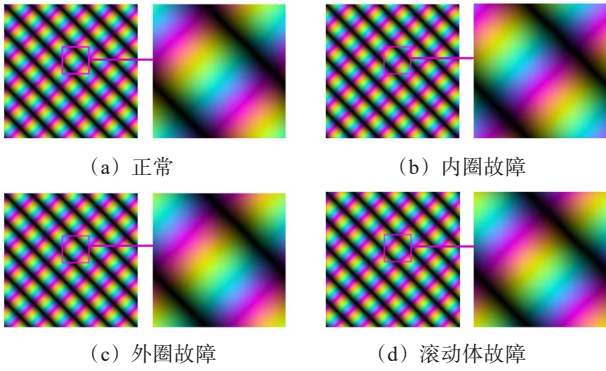


图 3 不同故障轴承的电流递归融合图

Fig. 3 Current recursive fusion diagrams of different faulty bearings

图 3 中, 4 种工况的电流递归融合图在整体上相似, 但局部放大区域存在细微差异, 如条带形态、纹理密度及色彩过渡等。深度神经网络正是依靠这些像素级特征来实现高效的识别与分类。

1.3 跨模态交叉注意力融合机制

跨模态交叉注意力是一种基于交互式注意力机制的多模态特征融合方法, 用于解决视觉-语言任务中的语义对齐问题^[23]。其核心思想是通过建立双模态特征间的动态关联矩阵, 自适应地捕捉互补性信息。本文针对振动信号与电流信号的异构特性, 将其扩展应用于 GADF 图和递归融合图的特征融合。

在传统注意力机制中, Query、Key、Value 构成特征交互的核心三元组。Query 表示当前需要关注的语义信息, 用于主动检索其他特征中的相关信息; Key 作为特征库的索引, 与 Query 进行相似度匹配, 筛选出与当前需求最相关的特征区域; Value 存储实际的特征信息, 根据 Query 与 Key 的匹配权重进行加权聚合, 形成最终的特征表示。在跨模态交叉注意力模型中, 设振动信号支路特征图 $F_v \in R^{H \times W \times C}$, 电流信号支路特征图

$F_c \in R^{H \times W \times C}$, 通过线性投影, 分别生成 Query、Key。

$$Q_v = F_v W_Q \quad (8)$$

$$K_c = F_c W_K \quad (9)$$

通过 1×1 卷积, 将 F_v 映射为 Q_v , 学习振动特征中需要从电流信号中补充的故障特征需求。电流特征经过线性投影生成 K_c , 为振动信号提供故障特征的“检索目录”。每个 Key 对应电流信号在特定时间-频率维度上的电磁状态特征, 如电流畸变程度或谐波分量强度。

交叉注意力机制实现流程的表达式为

$$A_{v \rightarrow c} = f_{\text{Softmax}} \left(\frac{Q_v K_c^T}{\sqrt{d_k}} \right) \quad (10)$$

$$A_{c \rightarrow v} = f_{\text{Softmax}} \left(\frac{Q_c K_v^T}{\sqrt{d_k}} \right) \quad (11)$$

式中, $f_{\text{Softmax}}(\cdot)$ 为 Softmax 激活函数; d_k 为缩放因子; Q_v 为振动信号投影; K_c 为电流信号映射; Q_c 为电流信号投影; K_v 为振动信号映射。

通过计算 Q_v 、 K_c 的点积相似度, 模型量化振动信号对电流信号各位置特征的关注强度。归一化后的注意力权重矩阵 A 可视为一种特征对另一种特征的需求分布图, 高权重区域对应电流信号中与当前振动特征互补的关键故障信息。

注意力权重经归一化后生成融合特征的表达式为

$$F_{\text{fusion}} = A_{v \rightarrow c} V_c + A_{c \rightarrow v} V_v \quad (12)$$

式中, V_c 为振动信号的值; V_v 为电流信号的值。

该过程实现了双向动态特征选择机制, 使得振动特征能够聚焦电流信号中反映电磁状态变化的关键区域, 反之电流特征亦可捕获振动信号中的高能机械冲击成分。

2 基于 VCC-FuseNet 的电机轴承故障分类识别研究

提出一种基于振动 GADF 图与电流递归图融合的双通道电机轴承故障诊断模型 (VCC-FuseNet 模型), 通过融合振动与电流信号的时频特征实现协同诊断。在本节中, 描述了 VCC-FuseNet 模型的结构和总体框架, 如图 4 所示。下面分小节分别讨论 3 个主要组成模块, 分别为图像故障特征提取、跨模态自适应共同关注网络层、特征融合和分类器。

2.1 图像故障特征提取

首先, 将传感器采集到的振动信号和电流信号经过预处理得到振动 GADF 图、电流递归融合图两个图像模态。对每个图像模态分别采用 ConvNeXt 作为骨干网络进行特征提取。ConvNeXt 是一种在 ImageNet 等大规模数据集上验证了其优秀性的卷积神经网络结构^[24], 如图 5 所示。

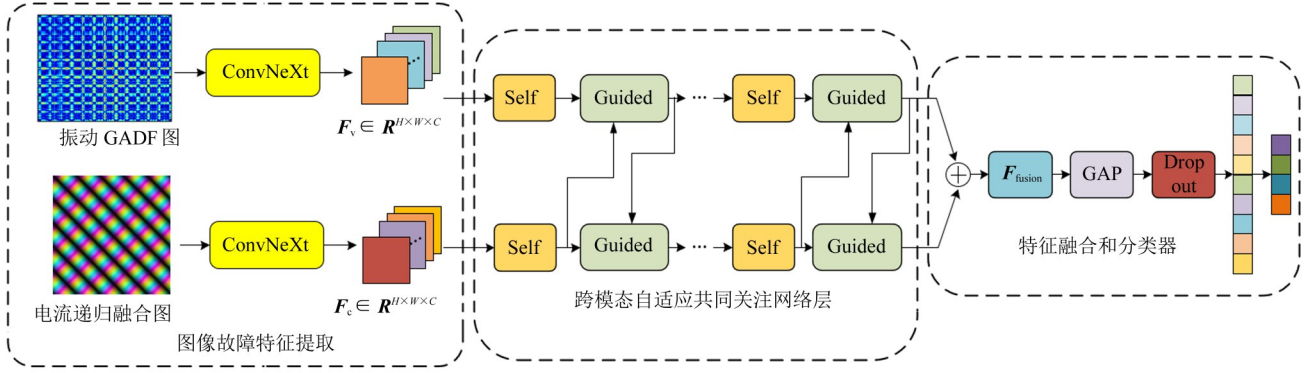


图 4 VCC-FuseNet 模型结构图

Fig. 4 Structure of VCC-FuseNet model

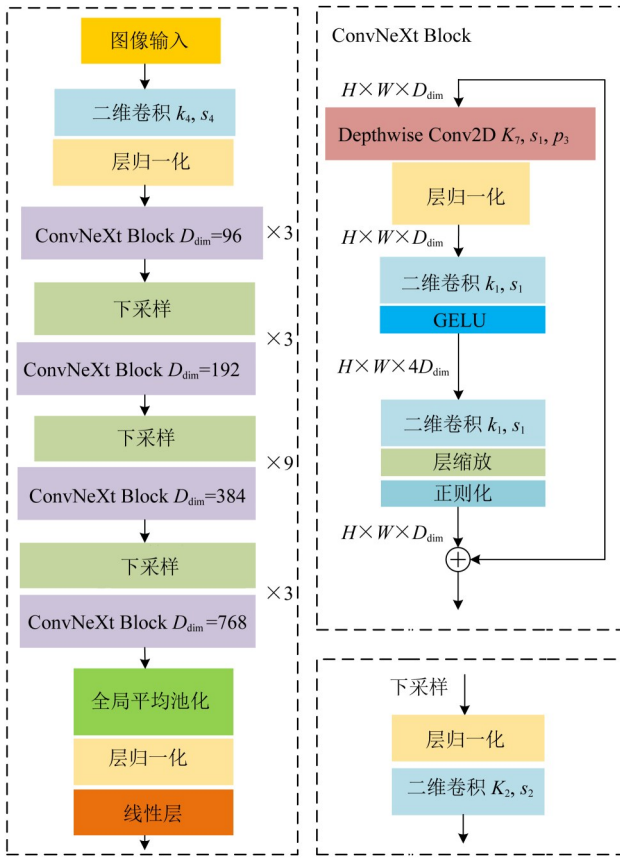


图 5 ConvNeXt 模型结构

Fig. 5 Structure of ConvNeXt model

输入图像经过多个卷积层和下采样操作逐级提取空间特征,并通过 ConvNeXt Block 模块进一步提炼高层语义信息,该模块中的深度可分离二维卷积将传统卷积拆解为逐通道卷积与逐点卷积,显著减少参数量和计算复杂度,同时保留局部空间建模能力。

标准卷积计算量的计算式为

$$Q_{\text{标准卷积}}^{\text{FLOPs}} = H \times W \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \times K^2 \quad (13)$$

式中, H 为图像高度; W 为图像宽度; C_{in} 为图像输入通道数; C_{out} 为图像输出通道数; K 为卷积核大小。

深度可分离卷积中,逐通道卷积和逐点卷积计算量分别为

$$Q_{\text{逐通道卷积}}^{\text{FLOPs}} = H \times W \times C_{\text{in}} \times K^2 \quad (14)$$

$$Q_{\text{逐点卷积}}^{\text{FLOPs}} = H \times W \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \quad (15)$$

因此,深度可分离卷积与标准卷积的计算量比例可表示为

$$\frac{Q_{\text{深度可分离二维卷积}}^{\text{FLOPs}}}{Q_{\text{标准卷积}}^{\text{FLOPs}}} = \frac{C_{\text{in}} \times K^2 + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}}}{C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \times K^2} = \frac{1}{C_{\text{out}}} + \frac{1}{K^2} \quad (16)$$

根据输出通道、卷积核大小的不同,深度可分离卷积减少的计算量也会随之变化。

ConvNeXt 融合了大卷积核、倒置瓶颈结构、层归一化等设计,既保留了卷积神经网络对局部特征的高效建模能力,又增强了对全局上下文的感知能力,能有效提升故障图像特征的表达深度和判别性。最终,每个模态经过卷积网络后的输出为 $H \times W \times D_{\text{dim}}$ 的特征图,分别为 F_v 、 F_c 。

2.2 跨模态自适应共同关注网络层

得到各模态的初步特征后,VCC-FuseNet 模型引入跨模态交叉注意力模块,通过注意力机制实现振动信号和电流信号之间的深层次语义交互与补充。该模块基于 Transformer 中的多头注意力机制,并结合信号语义的异质性设计了非对称查询机制,以实现振动模态对电流模态的有针对性注意和融合,如图 6 所示。

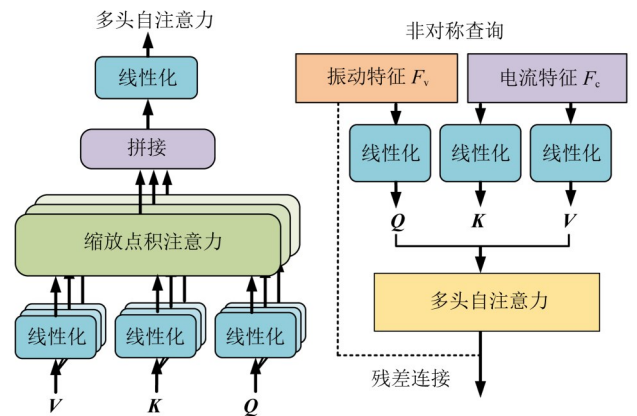


图 6 跨模态交叉注意力模块

Fig. 6 Cross-modal cross-attention module

通过仅让振动特征生成查询,而电流特征作为键和值,实现振动对电流信息的有针对性注意与融合,相应的,仅让电流特征生成查询,而振动特征作为键和值,实现电流对振动信息的有针对性注意与融合。跨模态交叉注意力模块作为中间层嵌入整个网络结构中,显著增强了模态间的信息互补能力,为下游故障识别与分类任务提供了更具判别性的联合特征表示。

2.3 特征融合和分类器

在特征融合与分类器中,将多模态特征进行通道维度上的拼接,构建融合特征张量,以实现电流与振动信号信息的有效整合。随后,通过全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)操作对融合特征进行空间降维,提取全局判别信息,形成紧凑的表征向量。

并引入 Dropout 机制对该向量进行正则化处理,增强模型的泛化能力。最终,采用全连接层构建的分类器对融合特征进行判别,实现故障类型的分类识别。

3 试验及结果分析

3.1 试验一:永磁同步发电机轴承故障诊断试验

搭建永磁同步发电机轴承故障诊断试验台验证所提方法的有效性,使用永磁同步发电机试验台获取轴承故障数据集。试验平台由电动机、发电机、负载箱、采集仪器等组成,如图7所示。由驱动系统驱动电动机带动发电机旋转,振动传感器布置在轴承座径向以采集轴承振动信号,发电机三相电流经过电流传感器后连接至负载箱,振动信号、电流信号经过采集仪传到计算机进行分析、储存。

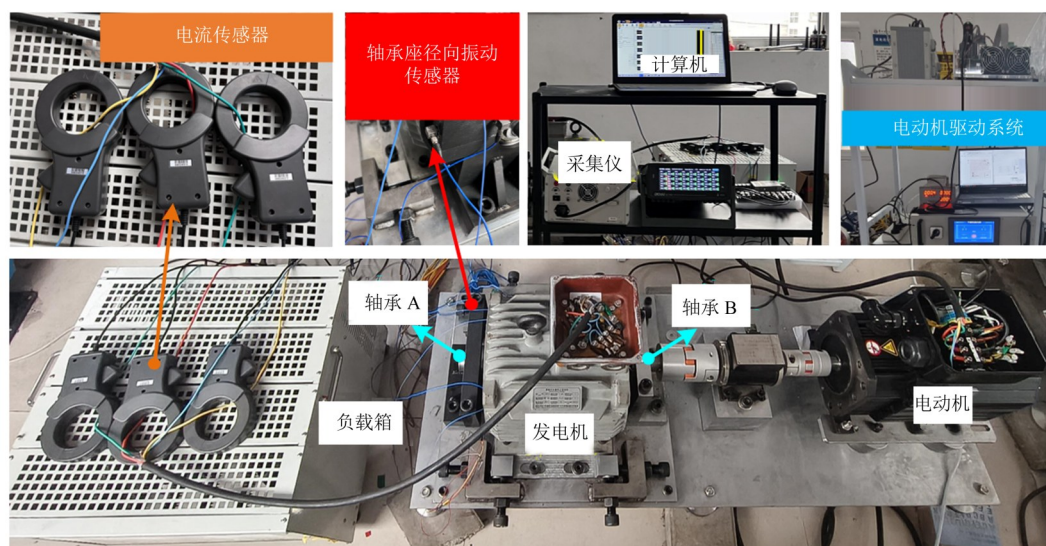


图7 试验台示意图

Fig. 7 Schematic diagram of test platform structure

通过更换试验台中轴承A处的轴承模拟故障情况,滚动轴承为NTN 6210型胶封轴承,利用电火花线切割技术在内、外圈和滚动体上分别加工出不同深度的故障,如图8所示。在负载为166 W、转速为300 r/min下,传感器以5 kHz的频率采集轴承振动信号和发电机三相电流信号。

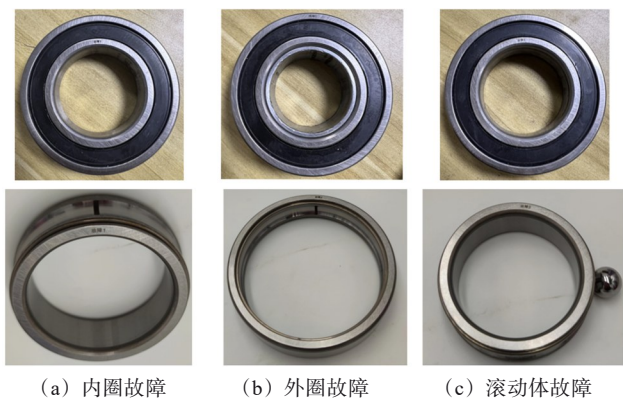


图8 故障轴承示意图

Fig. 8 Schematic diagram of faulty bearing

故障诊断深度学习模型中,样本长度的选取是一个很大的挑战,目前机械故障诊断领域还没有成熟的方法。本文在预试验阶段,对比测试了不同样本长度(如250、500、1 000点等)对模型性能的影响,结果表明,当样本长度为500时,既能较好地保留故障特征信息,又能显著降低模型训练与推理的计算开销,达到较优的诊断准确率与处理效率平衡。采用连续采样的方式,对每种工况取1 500个样本,对每个样本中的振动信号进行GADF转化,电流信号进行递归图转化。试验共设置6 000个样本,以7:2:1的比例划分训练集、验证集、测试集。试验一的轴承数据详细信息如表1所示,试验一的数据集如图9所示。

将数据集中的振动GADF图和电流递归图输入到搭建好的VCC-FuseNet模型中进行训练,训练轮次为300,批次大小为8,优化算法选取AdamW并将初始学习率设为0.000 1。

表 1 PMSG 试验台轴承数据集
Tab. 1 PMSG test platform bearing datasets

故障类型	故障深度/mm	训练集	验证集	测试集	类别
正常	0	1 050	300	150	1
内圈故障	0.5	1 050	300	150	2
外圈故障	0.5	1 050	300	150	3
滚动体故障	0.5	1 050	300	150	4

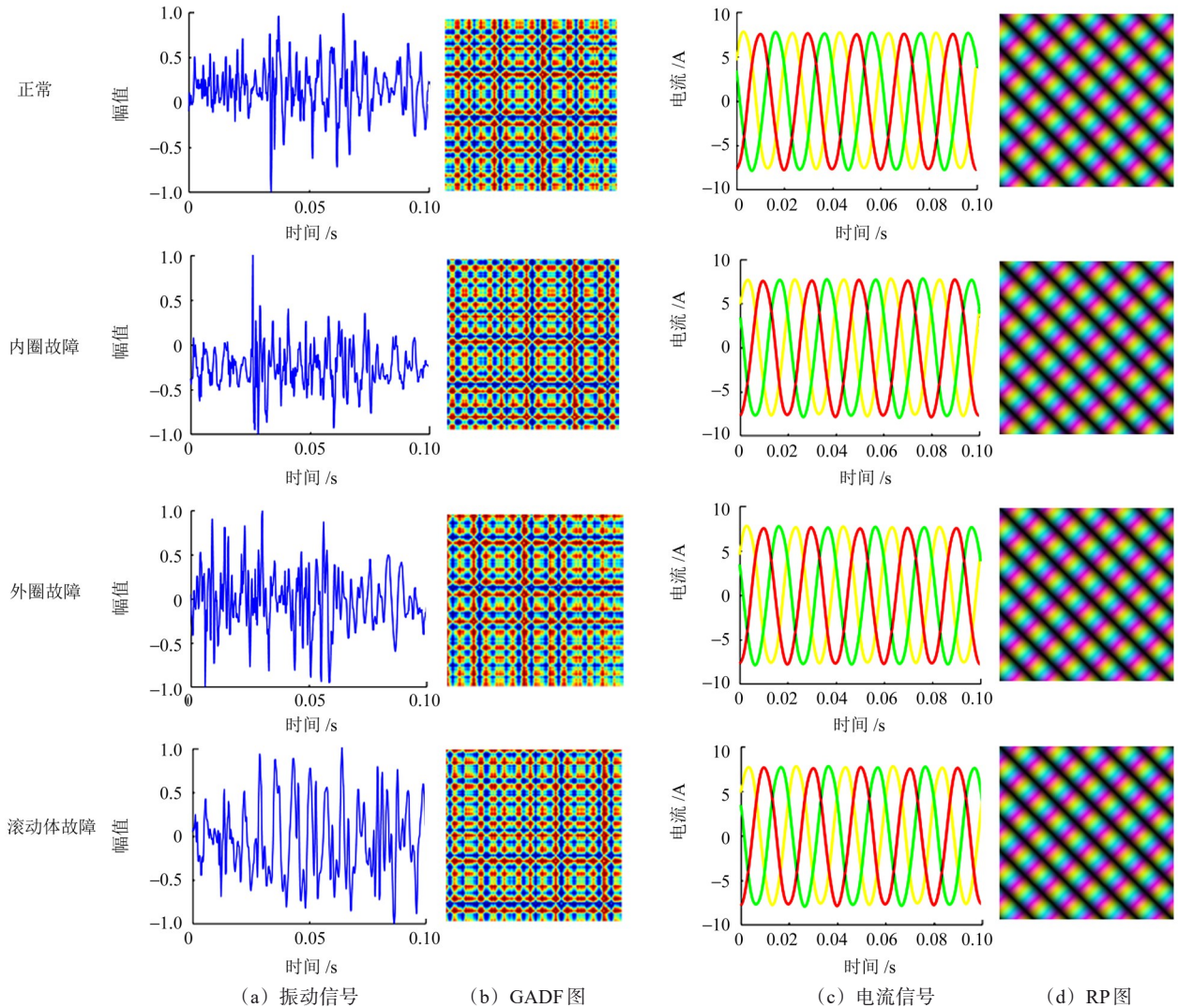


图 9 试验一多源信号及时序图像融合

Fig. 9 Test 1 fusion of multi-source signals and time-series images

为消除网络训练时的随机误差,每种方法进行了 10 次重复试验,将 10 次试验结果的平均值和标准差作为该方法的评估指标。

不同方法的试验结果对比如图 10 所示,不同方法的平均准确率和标准差如表 2 所示。

由图 10、表 2 可知,7 种方法的振动或电流信号单一诊断的准确率都较低,说明单一模态信息在复杂工况下存在信息不全、特征表达能力受限等问题。所提 VCC-FuseNet 模型通过融合振动与电流两种模态的特征信息,取得了最高的平均准确率和最低的标准差,体现了多源信息融合在提升故障诊断性能方面的显著优势。

为验证所提方法的优越性,设计了对比试验:

① 仅使用振动信号 GADF 图输入 ConvNeXt、ResNet50 分类网络;② 仅使用电流信号递归图输入 ConvNeXt、ResNet50 分类网络;③ 将电流图像、振动图像在通道方向上拼接后输入 ConvNeXt、ResNet50 分类网络;④ 所提的双通道跨模态注意力融合方法。

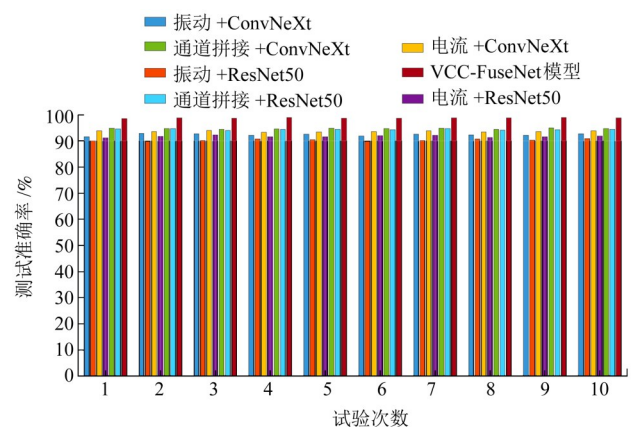


图 10 不同方法 10 次结果对比图

Fig. 10 Comparison of 10 test results using different methods

表2 试验一模型对比结果

Tab. 2 Test 1 model comparison results

诊断方式	模型	(平均准确率±标准差)/%
振动 GADF 图(单一诊断)	ConvNeXt	92.35±0.089
	ResNet50	90.36±0.067
电流递归图(单一诊断)	ConvNeXt	93.66±0.069
	ResNet50	91.75±0.054
通道拼接	ConvNeXt	94.69±0.049
	ResNet50	94.37±0.048
双分支跨模态注意力融合	VCC-FuseNet	98.75±0.009

为更好地观察 VCC-FuseNet 模型对各类故障类型的诊断结果,利用混淆矩阵对其进行可视化,数据集的验证集混淆矩阵如图 11 所示。混淆矩阵中横坐标为预测类别,纵坐标为真实类别,故对角线上的值表示该故障类型的识别率。所提方法在对永磁同步发电机轴承故障类别诊断中,对内圈故障、外圈故障的识别都达到了百分百的准确率,滚动体故障和正常轴承的识别也有 96%、99% 的高准确率,证明该模型对各类故障类型具有较好的故障识别准确率。



图 11 VCC-FuseNet 模型混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrix of VCC-FuseNet model

为进一步验证 VCC-FuseNet 模型对故障特征的提取能力,采用 *t*-SNE 算法对原始输入数据和模型的全连接层的深层特征进行可视化展示。原始输入数据的可视化展示如图 12 所示。

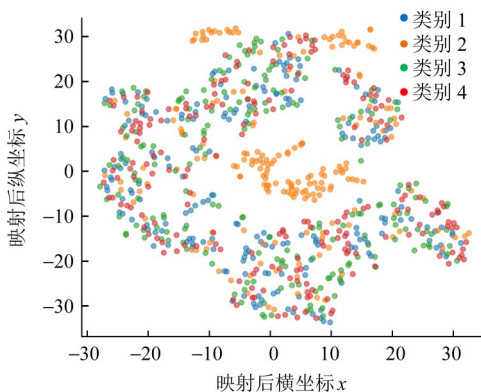


图 12 原始信号特征可视化

Fig. 12 Visualization of raw signal features

由图 12 可知,不同故障类别在降维后的特征空间中分布混乱,互相之间重叠严重,说明原始图像中包含大量冗余信息,难以实现有效区分。VCC-FuseNet 模型全连接层的可视化展示如图 13 所示。

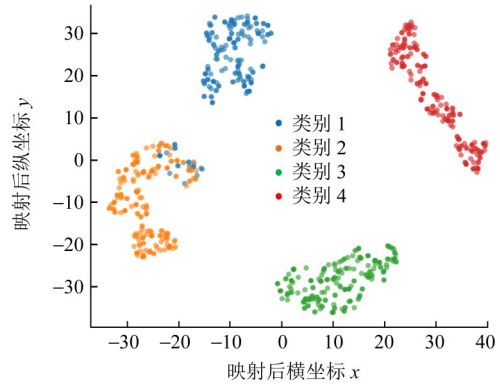


图 13 VCC-FuseNet 模型全连接层特征可视化

Fig. 13 Visualization of VCC-FuseNet fully connected layer features

由图 13 可知,4 类故障在二维特征空间中表现出明显的聚类效果,类间边界清晰,类内分布紧凑,表明模型具备良好的特征判别能力,仅内圈故障(类别 2)、正常情况(类别 1)有少量被错分。这是由于早期故障的微弱特征与正常工况信号在时频域上的相似性,导致模型在特征空间中难以完全分离两类样本的边界区域。相较于原始图像特征的可视化结果,深层特征在分类结构上更具可分性。因此,证明了 VCC-FuseNet 模型对发电机轴承故障分类效果良好。

3.2 试验二:时变转速下故障轴承的试验验证

为验证 VCC-FuseNet 模型的鲁棒性和稳定性,对变工况条件下滚动轴承故障进行试验验证,选取韩国科学技术高等研究院(Korea Advanced Institute of Science and Technology, KAIST)^[25]轴承试验台收集的数据进行验证。该数据集与试验一的数据结构高度一致,均包含振动信号和三相电流信号,试验台布置如图 14 所示。KAIST 轴承试验台主要由 1 个制动器、2 个轴承、1 个质量轮、1 个变速箱、1 个转矩仪、1 个电动机组成。该试验通过调节电动机转速模拟时变转速工况,电动机输出转速在 680~2 460 r/min 内随机变化。图 15 所示为试验中随机截取的 300 s 内速度片段。其轴承故障设置采用了电火花加工技术分别进行了外圈故障、内圈故障、滚动体故障的模拟,产生 4 种不同轴承状态(包括健康状态)。故障轴承为 B 轴承,通过 B 轴承座上的加速度传感器采集时变工况下的振动,通过 3 个电流传感器采集三相电流数据。振动信号以 25.6 kHz 采样率获取,电流信号以 100 kHz 采样率采集。

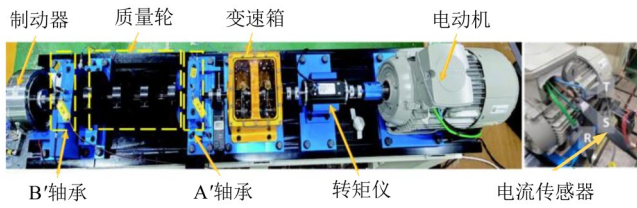


图 14 KAIST 轴承试验台的布置

Fig. 14 Layout of KAIST bearing test bench

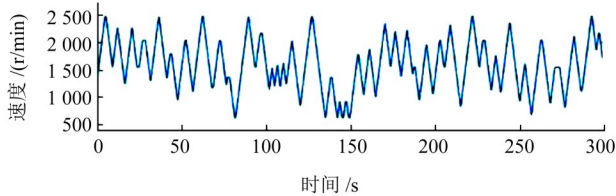


图 15 随机截取 300 s 的速度片段

Fig. 15 Randomly extract a 300 s speed data segment

与试验一相同,数据采用连续采样的方式进行采样,对每种工况取 1 500 个样本,对每个样本中的振动信号进行 GADF 转化,电流信号进行递归图转化。处理后每个样本均包含 1 个振动 GADF 图和 1 个电流递归 RP 图。试验共有 6 000 个样本,以 7:2:1 的比例划分训练集、验证集、测试集。试验二的轴承数据信息如表 3 所示,试验二的数据集如图 16 所示。

表 3 KAIST 试验台轴承数据集

Tab. 3 KAIST test platform bearing datasets

故障类型	训练集	验证集	测试集	类别
正常	1 050	300	150	1
内圈故障	1 050	300	150	2
外圈故障	1 050	300	150	3
滚动体故障	1 050	300	150	4

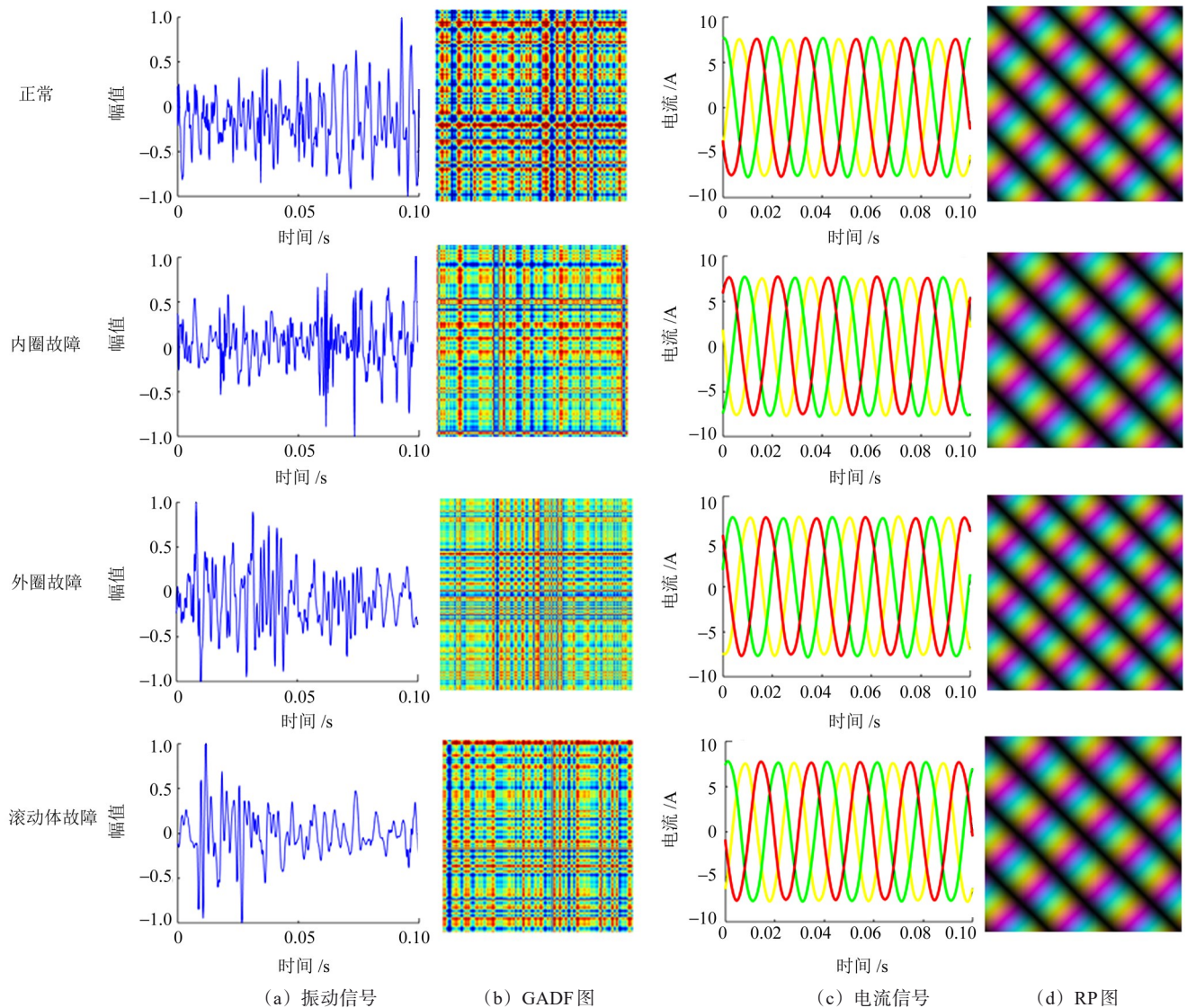


图 16 试验二多源信号及时序图像融合

Fig. 16 Test 2 fusion of multi-source signals and time-series images

与试验一训练参数设置相同,将 KAIST 数据集中的振动图像和电流图像输入到 VCC-FuseNet 模型中,训练轮次为 300,批次大小为 8,优化算法选取 AdamW

并将初始学习率设为 0.000 1。设计与试验一同样的对比试验。10 次试验的对比结果如图 17 所示,时变转速下平均准确率和标准差如表 4 所示。

由图 17、表 4 可知, VCC-FuseNet 模型在时变转速下的诊断性能也是最优的, 说明其具有很好的稳定性和鲁棒性。

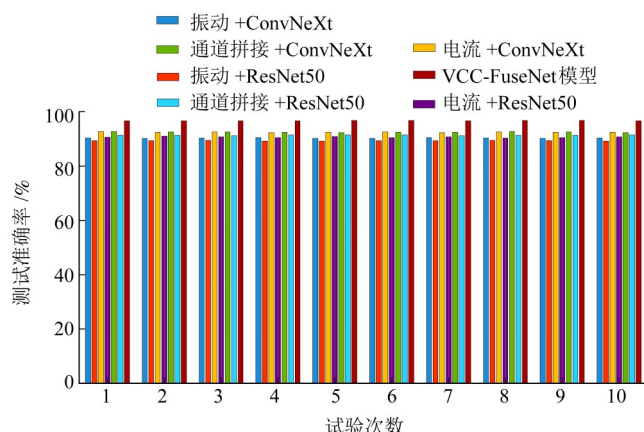


图 17 时变转速下不同方法 10 次结果对比图

Fig. 17 Comparison of 10 test results using different methods under time-varying rotational speeds

表 4 试验二模型对比结果

Tab. 4 Test 2 model comparison results

诊断方式	模型	平均准确率/% $\pm$ 标准差
振动 GADF 图(单一诊断)	ConvNeXt	90.26 $\pm$ 0.049
	ResNet50	89.46 $\pm$ 0.078
电流递归图(单一诊断)	ConvNeXt	92.54 $\pm$ 0.039
	ResNet50	90.70 $\pm$ 0.058
通道拼接	ConvNeXt	92.56 $\pm$ 0.058
	ResNet50	91.41 $\pm$ 0.055
双分支跨模态注意力融合	VCC-FuseNet	96.74 $\pm$ 0.022

为观察 VCC-FuseNet 模型对 KAIST 时变转速轴承故障类型的诊断结果, 利用混淆矩阵对其进行可视化, 结果如图 18 所示。VCC-FuseNet 模型在对时变转速轴承故障类别诊断中, 对滚动体故障的识别达到了 100% 的准确率, 正常和内圈故障的识别也有 98.5%、99% 的高准确率, 仅在外圈故障的识别中准确率稍低, 证明了 VCC-FuseNet 模型具有良好的鲁棒性和稳定性。



图 18 VCC-FuseNet 在 KAIST 数据集上的混淆矩阵

Fig. 18 Confusion matrix of VCC-FuseNet on the KAIST dataset

与试验一相同, 采用 t -SNE 算法对 KAIST 输入数据和模型的全连接层的深层特征进行高维数据可视化展示。

KAIST 数据集原始输入数据的 t -SNE 算法可视化展示如图 19 所示。由图 19 可知, 不同故障类别在降维后的特征空间中分布混乱, 互相之间重叠严重, 只有内圈故障(类别 2)有一部分数据相对集中, 原始信号其他类别特征的聚类效果很差。

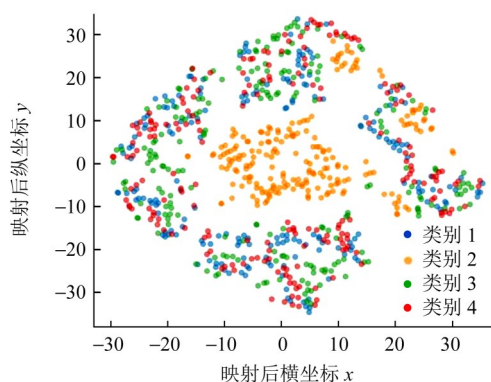


图 19 KAIST 数据集原始输入数据特征可视化

Fig. 19 Visualization of the characteristics of the original input data in the KAIST dataset

VCC-FuseNet 模型全连接层在 KAIST 数据集上的 t -SNE 可视化展示如图 20 所示。

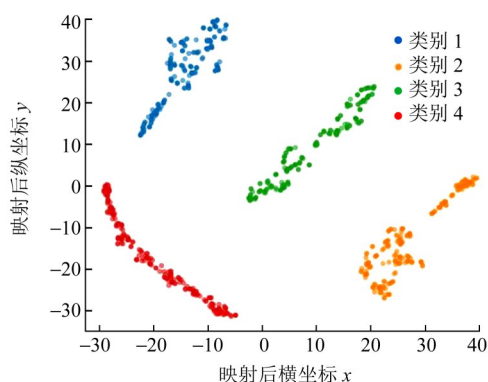


图 20 VCC-FuseNet 全连接层特征可视化

Fig. 20 Visualization of VCC-FuseNet fully connected layer features

由图 20 可知, 4 类故障样本在二维特征空间中呈现明显的聚类特征, 类别之间边界清晰, 类别内部分布紧凑, 反映出所提模型具备较强的特征提取与判别能力。与原始图像特征的可视化结果相比, 深层提取的特征在类别区分上表现出更优的可分性, 进一步说明模型在特征空间构造方面的有效性。因此, 证明了 VCC-FuseNet 模型在时变转速下的滚动轴承数据也能达到较高的识别精度, 具有良好的分类性能和泛化能力。

4 结论

针对单模态方法在早期微弱电气故障与机械冲击特征兼顾性不足的问题, 提出了一种基于双通道跨模态交叉注意力的多源信号联合诊断框架。得出以

下主要结论:

1)将振动信号与三相电流信号分别映射为GADF图像和递归图,输入主干神经网络提取特征,通过跨模态注意力机制实现深度特征融合,进行故障分类。

2)试验结果表明,在恒定转速的永磁同步发电机试验台上,平均准确率达到98.75%,较单模态方法最高提升8.39%。

3)在时变转速的故障轴承数据集上,平均准确率达到96.74%,较单模态方法最高提升7.28%。证明所提方法在电动机的轴承故障诊断中也具有较强的鲁棒性和稳定性。

参考文献(References)

- [1] ZHAO X L, JIA M P, LIN M Y. Deep Laplacian Auto-encoder and its application into imbalanced fault diagnosis of rotating machinery [J]. Measurement, 2020, 152: 107320.
- [2] 郭盼盼, 张文斌, 崔奔, 等. 基于改进多尺度均值排列熵和参数优化SVM的齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械传动, 2024, 48(4): 154-161.
GUO Panpan, ZHANG Wenbin, CUI Ben, et al. Gearbox fault diagnosis method based on improved multi-scale mean permutation entropy and parameter optimization SVM [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(4): 154-161. (In Chinese)
- [3] 刘光星, 马一豪. 基于LSTM-RF的电动钻机绞车齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2024, 43(21): 156-162.
LIU Guangxing, MA Yihao. Fault diagnosis of electric drill winch gearbox based on LSTM-RF [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(21): 156-162. (In Chinese)
- [4] 阮爱国, 沈忠明, 刘发炳, 等. 一种单样本风电机组传动链故障诊断方法[J]. 机械传动, 2024, 48(8): 161-168.
RUAN Aiguo, SHEN Zhongming, LIU Fabing, et al. A single-sample fault diagnosis method of a wind turbine transmission chain [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(8): 161-168. (In Chinese)
- [5] 周旷, 覃文博, 孙天宇. 基于可信多源领域自适应的跨域滚动轴承故障诊断[J]. 控制与决策, 2025, 40(7): 2251-2260.
ZHOU Kuang, QIN Wenbo, SUN Tianyu. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings based on trusted multi-source domain adaptation [J]. Control and Decision, 2025, 40(7): 2251-2260. (In Chinese)
- [6] 戈淳, 闫灶宇, 商嘉桐, 等. 基于多域信息融合与改进ELM的船舶电机轴承故障诊断[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(2): 68-76.
GE Chun, YAN Zaoyu, SHANG Jiatong, et al. Fault diagnosis of ship motor bearings based on multi-domain information fusion and improved ELM [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(2): 68-76. (In Chinese)
- [7] 吴晨芳, 杨世锡, 黄海舟, 等. 一种基于改进的LeNet-5模型滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(12): 55-61.
WU Chenfang, YANG Shixi, HUANG Haizhou, et al. An improved fault diagnosis method of rolling bearings based on LeNet-5 [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12): 55-61. (In Chinese)
- [8] 丁伟哲, 冉瑞生, 胡子成. 基于多分支CNN与改进级联森林的故障诊断[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2025, 43(2): 239-248.
DING Weizhe, RAN Ruisheng, HU Zicheng. Fault diagnosis based on multi-branch CNN with improved cascade forest [J]. Journal of Shihezi University (Natural Science), 2025, 43(2): 239-248. (In Chinese)
- [9] 袁九海, 张氢, 张建群, 等. 基于FDVI和CDDPM的小样本岸桥齿轮箱多类故障诊断[J]. 振动与冲击, 2025, 44(6): 306-317.
YUAN Jiuhai, ZHANG Qing, ZHANG Jianqun, et al. Multi-class and small-sample fault diagnosis of shore bridge gearboxes based on FDVI and CDDPM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(6): 306-317. (In Chinese)
- [10] 胡孟楠, 杨喜旺, 黄晋英, 等. 基于MTF-ResDSCNN二维图像的故障诊断方法[J]. 机械传动, 2024, 48(2): 170-176.
HU Mengnan, YANG Xiwang, HUANG Jinying, et al. Fault diagnosis method based on MTF-ResDSCNN two-dimensional image [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(2): 170-176. (In Chinese)
- [11] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: Curran Associates, Inc., 2017: 5998-6008.
- [12] 许一凡, 雪增红, 郭军, 等. 基于特征增强时间序列和Transformer-BiLSTM的低速重载轴承故障诊断[J]. 机电工程, 2025, 42(9): 1659-1668.
XU Yifan, XUE Zenghong, GUO Jun, et al. Fault diagnosis of low-speed overloaded bearings based on FRTS and Transformer-BiLSTM [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2025, 42(9): 1659-1668. (In Chinese)
- [13] 刘晨宇, 李志农, 熊鹏伟, 等. 融合路径聚合网络的Swin Transformer的故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(18): 258-266.
LIU Chenyu, LI Zhinong, XIONG Pengwei, et al. Fault diagnosis method based on Swin Transformer with path aggregation networks [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(18): 258-266. (In Chinese)
- [14] WANG B, XIONG Y C, TAN L G. A high-precision aeroengine bearing fault diagnosis based on spatial enhancement convolution and vision transformer [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 2501915.
- [15] ZHANG X T, LIU Y S, GONG C, et al. Electric motor bearing fault noise detection via mel-spectrum-based contrastive self-supervised transformer model [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(6): 8755-8765.
- [16] 刘湘楠, 赵学智, 上官文斌. 强背景噪声振动信号中滚动轴承故障冲击特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(1): 202-210.
LIU Xiangnan, ZHAO Xuezhi, SHANGGUAN Wenbin. The impact features extraction of rolling bearing under strong background noise [J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(1): 202-210. (In Chinese)
- [17] 周封, 吕金贵, 李隆, 等. 智能电机故障诊断分析及预警系统设计[J]. 信息与控制, 2017, 46(6): 738-745.

- ZHOU Feng, LÜ Jingui, LI Long, et al. Design of intelligent fault diagnosis and early warning system of motors[J]. Information and Control, 2017, 46(6): 738-745. (In Chinese)
- [18] 古玉锋, 肖子叶, 燕钢强, 等. 基于多传感器融合的异步电动机故障诊断研究[J]. 机床与液压, 2025, 53(7): 16-23.
- GU Yufeng, XIAO Ziye, YAN Gangqiang, et al. Fault diagnosis of asynchronous motors based on multi-sensor fusion[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(7): 16-23. (In Chinese)
- [19] 王进花, 韩金玉, 曹洁, 等. 基于AM和CNN的多级特征融合的风力发电机轴承故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(5): 51-61.
- WANG Jinhua, HAN Jinyu, CAO Jie, et al. Fault diagnosis method of wind turbine bearing based on AM and CNN multi-level feature fusion[J]. Acta Energiac Solaris Sinica, 2024, 45(5): 51-61. (In Chinese)
- [20] WANG Z G, OATES T. Imaging time-series to improve classification and imputation[C]//Proceedings of the 24th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI). Buenos Aires: IJCAI, 2015: 3939-3945.
- [21] 施保华, 吴婷, 赵子睿. 基于递归图和增强残差网络的轴承故障诊断[J]. 轴承, 2024(12): 87-94.
- SHI Baohua, WU Ting, ZHAO Zirui. Fault diagnosis for bearings based on recurrence plot and enhance ResNet[J]. Bearing, 2024(12): 87-94. (In Chinese)
- [22] 张龙, 胡燕青, 赵丽娟, 等. 采用递归图编码技术与残差网络的滚动轴承故障诊断[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(2): 110-120.
- ZHANG Long, HU Yanqing, ZHAO Lijuan, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using recurrence plot coding technique and residual network[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(2): 110-120. (In Chinese)
- [23] HAN D Z, ZHOU S L, LI K C, et al. Cross-modality co-attention networks for visual question answering[J]. Soft Computing, 2021, 25(7): 5411-5421.
- [24] WANG B H, ZHANG J C, WANG W L, et al. Fractional diversity entropy: a vibration signal measure to assist a diffusion model in the fault diagnosis of automotive machines[J]. Electronics, 2024, 13(16): 3155.
- [25] JUNG W, KIM S H, YUN S H, et al. Vibration, acoustic, temperature, and motor current dataset of rotating machine under varying operating conditions for fault diagnosis[J]. Data in Brief, 2023, 48: 109049.

Fault diagnosis of motor rolling bearings based on dual-channel information fusion and VCC-FuseNet

HE Yuling^{1,2} ZHENG Hai^{1,2} DAI Derui^{1,2} ZHI Jiahe^{1,2} WANG Nana³ WANG Xiaolong^{1,2}

(1. Hebei Key Laboratory of Electric Machinery Health Maintenance & Failure Prevention, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

(2. Hebei Engineering Research Center for Advanced Manufacturing & Intelligent Operation and Maintenance of Electric Power Machinery, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

(3. Binzhou Weiqiao Park Operation and Management Co., Ltd., Binzhou 256600, China)

Abstract: [Objective] To address the insufficient collaborative utilization of multi-source signals and shallow cross-modal feature fusion in motor bearing fault diagnosis, a novel model named VCC-FuseNet based on dual-channel cross-modal attention fusion was proposed. [Methods] Firstly, vibration signals and three-phase current signals were reconstructed into Gramian angular difference fields (GADF) and fusion-type recurrence plots (RP) for unified two-dimensional visual representation. Secondly, deep fault features were extracted using dual-channel ConvNeXt backbones, and a Transformer-based cross-modal attention fusion module was incorporated to enable deep feature interaction and fusion. Finally, the method was validated on a permanent magnet synchronous generator (PMSG) test platform and a variable-speed bearing dataset. [Results] The results demonstrate that VCC-FuseNet achieves recognition accuracies of 98.75% on the PMSG platform and 96.74% on the variable-speed dataset, representing improvements of up to 8.39% and 7.28% over single-modal methods, respectively. VCC-FuseNet effectively facilitates joint diagnosis using vibration and current signals with high accuracy and robustness.

Key words: Rolling bearing; Fault diagnosis; Multi-source information fusion; Transformer; Deep learning

Corresponding author: DAI Derui, E-mail: daiderui123@163.com

Fund: National Natural Science Foundation of China (52177042); Hebei Provincial Natural Science Foundation (E2022502003); Chinese Fundamental Research Funds for the Central Universities (2023MS128); The Third Batch of Top Youth Talent Support Program of Hebei Province ([2018] -27); Hebei Provincial High-Level Talent Funding Project (B20231006); Post-graduate's Innovation Fund Project of Hebei Province (CXZZBS2025185)

Received: 2025-05-18 Revised: 2025-06-24

(编辑: 李立)