



基于电流信号的电机轴承 智能故障诊断方法

张旭浩¹, 童润芳², 王梦谦¹, 曹虎^{1,2}, 饶尹皓², 苟斌²

(1. 中车青岛四方车辆研究所有限公司, 山东 青岛 266031;

2. 西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 611756)

摘要: 为克服传统振动信号诊断方法成本高、易受噪声干扰, 以及电流信号诊断中故障特征被强基波掩盖的问题, 文章提出一种新的智能诊断方法。首先, 该方法采用时移抵消法抑制电流信号中的基波与主要谐波干扰; 利用平滑伪魏格纳-威利分布 (SPWVD) 将预处理后的一维信号转换为高分辨率的二维时频图; 然后, 结合轴承故障特征频率对时频图进行裁剪与拼接以增强特征; 最后, 构建基于YOLO11的目标检测模型, 实现对时频图中故障特征的自动定位与分类。试验结果表明, 该方法在稳态工况下的故障诊断精度达到99.54%。此外, 该方法仅需低采样频率的电流信号即可有效提取故障特征, 显著降低了硬件成本。与传统基于振动信号的诊断方法相比, 本方法在强噪声环境下表现出更强的鲁棒性, 且对专用传感器的依赖性更低。文章所提出的“信号预处理-时频特征提取-智能分类”三级诊断框架, 为电机轴承的低成本、高可靠性故障诊断提供了一种有效解决方案。

关键词: 电机轴承; 故障诊断; 电流信号; 时频分析; 深度学习; SPWVD; YOLO11

中图分类号: U260.331⁺.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2025)05-0092-12

0 引言

电机是实现机电能量转换的核心装备, 广泛应用于轨道列车、电动汽车、伺服系统等诸多领域。轴承作为承载负载、保证电机平滑运转的关键部件, 不可避免会出现疲劳损伤或失效^[1]。研究表明, 轴承故障占电机总故障的40%^[2], 但传统诊断技术主要依赖振动^[3]或声信号^[4], 需安装高精度传感器, 存在成本高、易受复杂工况干扰等局限性^[5]。特别是振动信号, 在电机运行过程中受机械噪声影响显著, 导致故障特征信噪比下降。相比之下, 电机定子电流信号可直接通过驱动系统获取, 无须增加额外硬件, 具有低成本和非侵入式监测潜力。然而, 电流信号中基波及主要谐波成分能量占比高, 易掩盖轴承故障特征频率信号, 传统频谱分析方法难以有

效提取微弱故障信息^[6-7]。针对上述问题, 本文采用相位延迟滤波技术对电流信号进行预处理。

针对电流信号中强背景干扰的问题, 有效的预处理技术是前提。当前, 从故障信号中提取特征的方法主要分为时域分析、频域分析和时频域分析。时域分析 (如互相关峰度指标^[8]) 虽能快速捕捉冲击特征, 但对微弱故障灵敏度不足^[9]; 频域方法算法简单但性能受限, 多用于低精度需求场景^[10]; 为了实现通过目标检测来达到故障诊断, 需要一种能够生成包含清晰故障特征图像的信号转换方法。因此, 本文采用时频域分析方法对预处理后的信号进行表征。在时频分析中, 短时傅里叶变换和小波变换受时频分辨率矛盾制约^[11-12], 而魏格纳-威利分布 (Wigner-Ville distribution, WVD) 虽具备高分辨率, 却存在交叉项干扰问题^[13]。近年来, 平滑伪魏格纳-威利分布 (smooth pseudo-

基金项目: 国家自然科学基金项目(52477197, 52407222)

通信作者: 苟斌, 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事列车牵引系统和储能系统故障诊断与健康管理技术方面的研究; E-mail: bingog@swjtu.edu.cn

引用格式: 张旭浩, 童润芳, 王梦谦, 等. 基于电流信号的电机轴承智能故障诊断方法[J]. 机车电传动, 2025(5): 92-103.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.05.010.

Citation: ZHANG Xuhao, TONG Runfang, WANG Mengqian, et al. Intelligent fault diagnosis method based on current signals for motor bearings[J]. Electric drive for locomotives, 2025(5): 92-103.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.05.010.

Wigner-Ville distribution, SPWVD) 法通过窗函数优化抑制伪影, 成为高精度时频特征提取的有效手段^[14]。

在智能诊断模型方面, 传统机器学习算法 (如支持向量机 SVM^[15-16]、人工神经网络 ANN^[17]、K 近邻 KNN^[18]) 依赖人工特征工程, 难以适应非线性特征映射。卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 通过端到端的特征学习突破这一瓶颈^[19-20], 但深层 CNN 参数量大, 存在训练慢、内存占用高、推理速度慢等问题^[21]。Transformer 模型虽凭借并行计算优势与强大的全局特征学习能力, 在故障诊断领域获得广泛应用^[22], 但参数规模大、计算资源消耗高、部署成本昂贵的问题仍待解决。

在这个问题上, YOLO 系列模型则凭借轻量化多尺度预测架构, 在大幅降低工程部署成本的基础上表现出在复杂噪声环境下的强大特征定位与分类能力^[23-24]: 文献[25]采用马尔可夫转换场将一维振动信号转换为二维图像, 结合 YOLO 模型实现了滚动轴承故障诊断, 并在 3 组公开数据集中验证了模型的可行性; 文献[26]通过连续小波变换 (CWT) 生成旋转机械部件的时频图像, 基于 YOLO v8 构建诊断模型, 在 2 组公开数据集上的分类精度分别达到 100% 和 98.11%, 显著优于传统方法。这些研究表明, YOLO 系列模型为故障诊断提供了新的方向。作为该系列的最新迭代, YOLO11 在检测性能与工程实用性之间取得了良好平衡, 故本文将其选作核心分类模型。

综上所述, 针对电流信号基波干扰、传统时频分析的分辨率矛盾、深度学习模型的工程部署瓶颈等问题, 本文提出了一种基于电流信号的“信号预处理-时频特征提取-智能分类”三级诊断框架: 通过时移抵消法抑制基波干扰, 利用 SPWVD 提取电流信号中的故障成分, 结合 YOLO11 模型实现电机轴承的故障诊断。

1 轴承故障机理模型

电机常使用滚动轴承结构如图 1 所示, 主要由外圈轨道、内圈轨道、滚动体和保持架组成, 其中 D_o 是滚动体直径, D_c 是轴承节距直径, α 为接触角。

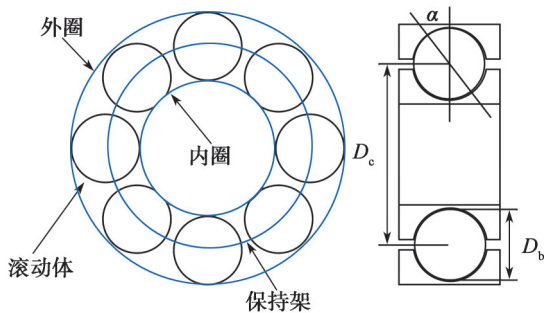


图1 轴承结构图

Fig. 1 Bearing structure diagram

当电机轴承中发生局部故障时, 轴承的滚动体会通过故障点产生周期性振动, 其频率与转速、轴承几何形状和故障类型有关。外圈故障振动特征频率 f_o 、内圈故障振动特征频率 f_i 和滚动体故障振动特征频率 f_b 分别为:

$$\left. \begin{aligned} f_o &= \frac{N_b}{2} \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \alpha \right) f_r \\ f_i &= \frac{N_b}{2} \left(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \alpha \right) f_r \\ f_b &= \frac{D_c}{2D_b} \left[1 - \left(\frac{D_b}{D_c} \cos \alpha \right)^2 \right] f_r \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: f_r 为传动轴的旋转频率; N_b 为滚动体个数。

文献[27]分析了当轴承故障时引发的负载转矩波动对定子电流的影响, 其使得电流产生了以电源频率 f_s 为载波, 振动特征频率为调制波, 调制指数为 β_n 的相位调制, 调制指数 β_n 为

$$\beta_n = \frac{pT_n}{J(n\omega_c)^2} \quad (2)$$

式中: p 为电机极对数; T_n 为额外转矩傅里叶分解系数; ω_c 为故障特征角频率; J 表示转动惯量。

因此在理想条件下, 故障电机的定子电流 $i_F(t)$ 可表示为

$$i_F(t) = I_1 \sin \left(\omega_s t + \sum_{n=1}^{\infty} \beta_n \cos(n\omega_c t) \right) \quad (3)$$

将该定子电流的表达式简化, 可得

$$i_F(t) = I_1 \sin(\omega_s t) + \sum_{n=1}^{\infty} I_{1n} \sin(\omega_s t - n\omega_c t) + \sum_{n=1}^{\infty} I_{2n} \sin(\omega_s t + n\omega_c t) \quad (4)$$

根据上述分析可知各种故障类型的特征频率如下:

$$\left. \begin{aligned} f_{\text{eccor}} &= f_s \pm kf_o \\ f_{\text{eccir}} &= f_s \pm kf_i, \quad k = 1, 2, \dots, n \\ f_{\text{eccball}} &= f_s \pm kf_b \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

2 方法介绍

2.1 故障诊断方法框架

本文提出一种基于定子电流信号分析的混合诊断框架, 通过物理意义驱动的信号预处理与时频特征提取方法, 结合深度学习模型的分类能力, 实现稳态工况下轴承故障的高灵敏度检测。方法框架如图 2 所示, 分为数据采集、数据处理与特征提取、分类器验证与评价 3 个阶段。在数据采集阶段, 针对定子电流信号中基频及其倍频对故障特征的强干扰特性, 采用时移相减法消除基频成分, 同时放大故障特征频率占比, 形成残余电流信号; 为进一步适配旋转频率与故障特征频率的动态关联性, 通过归一化处理后, 结合低通滤波和下采样降低计算复杂度, 利用 SPWVD 时

频分析算法提取具有抗干扰能力的时频特征图。为强化特征图的可辨识度,采用对数尺度变换分离故障与噪声频段,经标准化和阈值降噪处理后,依据转速信号计算的时变特征频率,截取特征矩阵中对应频段的

敏感区域。最终,基于YOLO11深度神经网络构建分类模型,通过多工况数据集的训练与测试,实现故障模式的智能识别与诊断效能验证,具体流程与原理如图2所示。

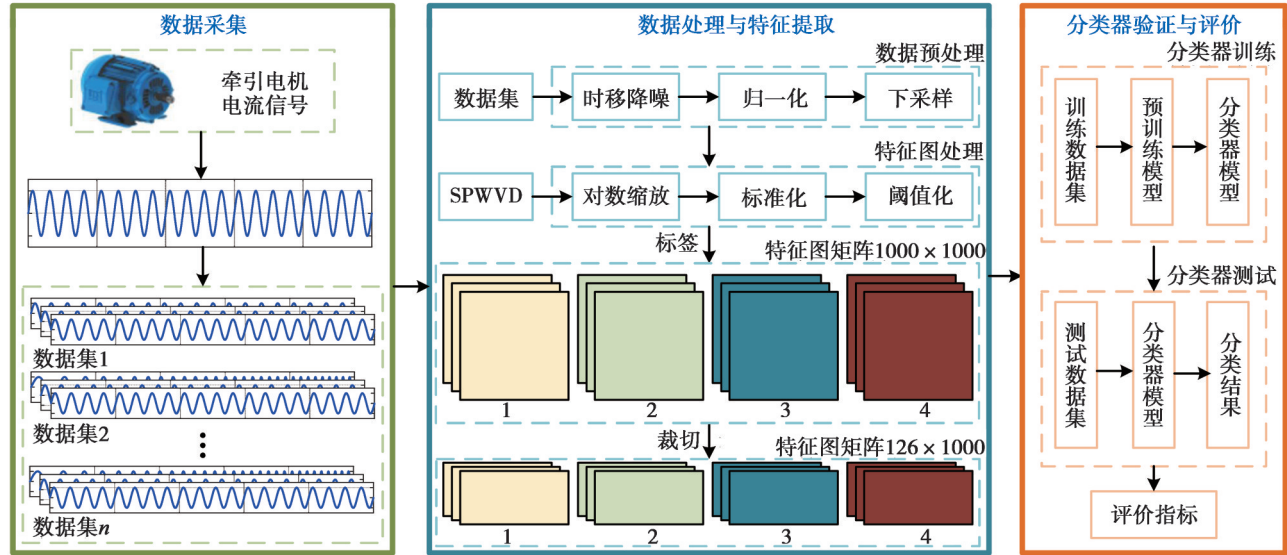


图2 轴承故障智能诊断方法框架

Fig. 2 Framework of intelligent bearing fault diagnosis method

2.2 电流信号时移处理

电机定子电流信号因其可直接通过驱动系统采集的特点,避免了振动传感器安装的复杂性,具有显著工程应用优势。然而,该信号中基频及其奇次谐波成分的能量占比通常超过95%,严重遮蔽了轴承故障引发的微弱调制特征。为此,本节提出基于时移抵消的预处理方法,通过物理特性驱动的相位互补原理,实现基波与谐波成分的高效抑制。

2.2.1 时移抵消原理与数学模型

对于健康状态下的电机驱动系统,定子电流频谱主要包含基频及其整数倍频分量。受铁芯叠片磁路饱和效应和绕组分布特性影响,定子电流谐波成分中奇次谐波占比显著。通过构建基于相消干涉原理的预处理算法,可有效抑制基波与奇次谐波成分,从而使故障特征信息更加明显。

定子电流信号的正弦形式表达式为

$$i_N(t) = I_1 \sin(\omega_s t + \varphi_1) + \sum_{n=1}^k (I_{(2n+1)} \sin((2n+1)\omega_s t + \varphi_n)) \quad (6)$$

将定子电流 $i_N(t)$ 延迟 $t_1 = \pi/\omega_s$, 将其代入式(6)可得

$$i_N(t - \frac{\pi}{\omega_s}) = -i_N(t) \quad (7)$$

从上述分析可知,当轴承故障时,通过将原始定子电流信号进行时间轴上的半周期延迟处理,可获得一个时移信号。当这两个具有互补相位特性的信号在时域上叠加时,定子电流中的基频分量及其奇次谐波成分将被相互抵消,从而生成仅保留故障特征的电流

残差信号。该时移滤波法的实现过程如图3所示。

时移抵消后的电流残差信号 $i_{res}(t)$ 可表示为

$$i_{res}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} I_{1n} \sin[(\omega_s - n\omega_c)t] + \sum_{n=1}^{\infty} I_{2n} \sin[(\omega_s + n\omega_c)t] + \sum_{n=1}^{\infty} I_{1n} \sin[(\omega_s + n\omega_c)(t - \frac{\pi}{\omega_s})] + \sum_{n=1}^{\infty} I_{2n} \sin[(\omega_s - n\omega_c)(t - \frac{\pi}{\omega_s})] \quad (8)$$

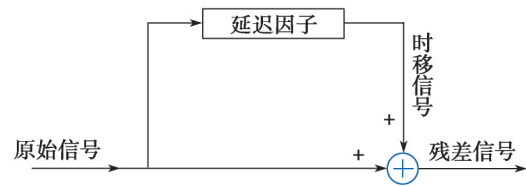


图3 时移去噪原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of time-shift denoising

2.2.2 工程实现与参数设计

信号预处理阶段的步骤如下:

① 时移点数计算。时移量 $\Delta T = T/2$, 对应采样点数为

$$N_\Delta = \frac{F_s}{2f_s} \quad (9)$$

例如,当 $f_s = 50$ Hz、 $F_s = 10$ kHz时, $N_\Delta = 100$ 点。

② 信号叠加与残差生成。对延迟 N_Δ 点的信号 $s(n - N_\Delta)$ 与原始信号 $s(n)$ 进行逐点相加,生成残差信号 $s_{res}(n)$ 。为防止边缘效应,采用镜像延拓法处理信号首尾 N_Δ 点数据。

③ Min-Max 归一化。时移相消之后的剩余电流信

号的表征故障特征的能力更强,但其幅值更小,无法直接用于后续的时频分析,需要对剩余电流信号进行归一化处理。常见的归一化方法是Min-Max归一化,通过对原始数据进行线性变换,使数据映射到[0,1]区间。转换函数为

$$x_{\text{new}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

④ 下采样。预处理后的残差信号虽已抑制基波分量,但以原始采样率(10 kHz)直接进行SPWVD计算将产生极高的运算复杂度。为此,采用下采样降维策略:通过8阶Butterworth低通滤波器(截止频率1 kHz)消除高频噪声,随后以1 kHz下采样,使信号长度缩减同时满足Nyquist采样定理。

2.3 时频特征提取与SPWVD优化

2.3.1 SPWVD算法原理

WVD虽具有理论最优的时频分辨率,但其双线性特性导致多分量信号分析时产生交叉项干扰,严重降低时频图可辨识度。针对电机电流信号中多谐波共存的特点,本文采用SPWVD算法,通过时频域独立平滑机制抑制交叉项。其数学表达式为

$$\text{SPWVD}_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t-u+\frac{\tau}{2})x^*(t-u+\frac{\tau}{2})e^{-j2\pi f\tau}h(\tau)g(u)d\tau du \quad (11)$$

式中: τ 表示信号的时间延迟; f 表示信号的频率; $x^*(t)$ 是 $x(t)$ 的共轭; $g(\cdot)$ 为时间平滑窗(高斯窗), $h(\cdot)$ 为频率平滑窗(汉明窗),二者解耦设计避免了传统WVD中交叉项与自项的耦合问题。

时间窗长度 L_t 控制瞬时频率分辨率,频率窗长度 L_f 决定频谱泄漏抑制能力,通过参数优化可平衡交叉项抑制与分辨率损失。

2.3.2 时频矩阵后处理

SPWVD生成的时频矩阵需进行特征增强以适配深度学习模型输入,具体方法为:

① 对数缩放。对矩阵元素进行变换,扩展微弱故障成分的动态范围。

② 标准化。为提升后续机器学习模型的性能,需要对特征图进行标准化处理。最常见的标准化方法是Z-score标准化方法,该标准化方法能够在数据分布不变的情况下(仅做平移和缩放操作)将数据转化为均值为0、标准差为1的标准化数据。

③ 阈值化。根据预设的能量阈值 T ,在保留滚动轴承故障特征的基础上,将无关的干扰因素滤除,尤其是能够将故障特征谱线凸显出来。

④ 裁切。轴承故障的特征频率会随着转速的变化而变化,因此,并不能直接将时频图中的特征信息放入机器学习算法中进行学习训练,而是需要通过滚动轴承故障特征频率计算公式和转速等信息计算出相应

的频带,对这些频带进行裁切并组合形成特征图矩阵。

2.4 YOLO11分类

将SPWVD生成的时频矩阵经过特征增强转化为 126×1000 的特征图矩阵,再将其转化为时频子图,作为输入样本。本文分类网络采用YOLO11型号的卷积神经网络对特征图进行学习和故障诊断。YOLO11模型按照参数规模大小可分为YOLO11n、YOLO11s、YOLO11m、YOLO11l和YOLO11x。其中,模型的参数规模大小由卷积层的多少决定。

YOLO11分类模型的损失函数选择为交叉熵损失(Cross-Entropy Loss),计算公式为

$$\text{Loss} = \frac{1}{N} \sum_i L_i = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_{j=1}^M y_{ij} \log(p_{ij}) \quad (12)$$

其中: i 表示样本数量; M 表示分类类别数量; y_{ij} 表示符号函数,如果样本分类正确则取值为1,否则取值为0; p_{ij} 表示观测样本 i 属于类别 j 的预测概率。

3 试验验证与数据分析

3.1 轴承故障样本及其试验平台

本试验采用的滚动轴承型号为SKF6205深沟球轴承,基于前文的机理分析可以得到滚动轴承在各个故障类型下的故障特征频率,如表1所示。

表1 SKF6205滚动轴承故障特征频率

Table 1 Fault characteristic frequencies of SKF6205 rolling bearing

故障类型	内圈故障	外圈故障	滚动体故障
特征频率	$f_c \pm 5.415f_r$	$f_c \pm 3.585f_r$	$f_c \pm 2.357f_r$

本试验采用人工预制缺陷法构建滚动轴承故障样本集,故障轴承样本如图4所示。故障类型主要划分为内圈故障与外圈故障两类,通过精密机械加工在滚动轴承表面制造可控几何缺陷实现故障模拟。为量化故障严重程度,依据刻痕宽度参数设置3个损伤等级:轻度损伤(3 mm刻痕)、中度损伤(5 mm刻痕)及重度

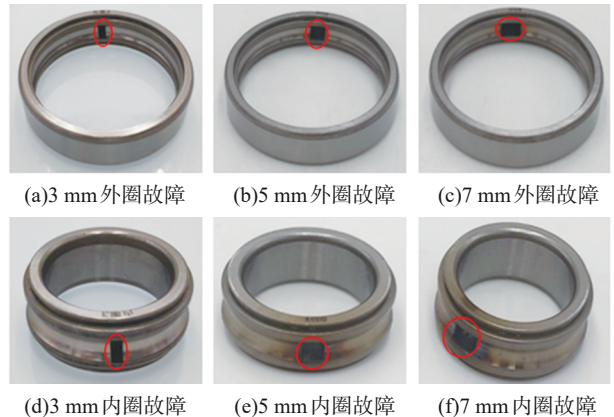


图4 滚动轴承故障样本

Fig. 4 Fault sample of rolling bearing

损伤（7 mm 刻痕）。

为测试前文建立的电机滚动轴承故障电流调制模型及智能诊断方法的有效性，搭建电机滚动轴承故障试验平台，开展系统性诊断效能验证研究。整个滚动轴承故障试验平台的工作原理如图 5 所示。

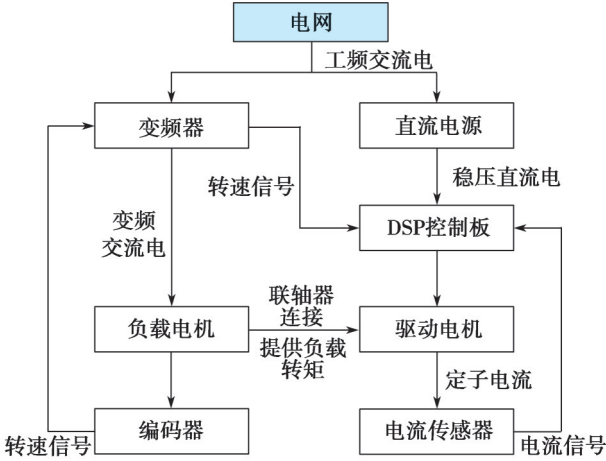


图 5 滚动轴承故障试验平台工作原理图
Fig. 5 Schematic diagram of experimental setup for rolling bearing fault

电机滚动轴承故障试验平台为异步电机对拖系统，主要由控制驱动模块和异步电机构成。构成部件为直流电源、DSP 控制板、变频器、驱动电机、负载电机和编码器，实物如图 6 所示。电机参数如表 2 所示。

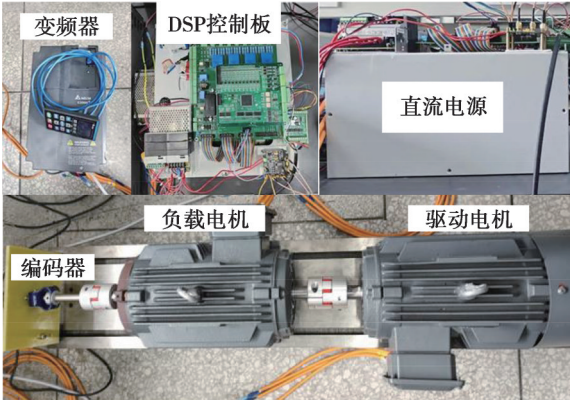


图 6 滚动轴承故障试验平台的主要构成
Fig. 6 Main components of experimental setup for rolling bearing fault

表 2 异步电机参数

Table 2 Parameters for asynchronous motors

参数名称	数值	参数名称	数值
额定电压/V	220/380	额定频率/Hz	50
额定电流/A	5.8/3.4	极对数	2
额定功率/kW	1.5	功率因数	0.79
额定转速/(r·min ⁻¹)	1 440	效率	85.3%

3.2 数据集构建

3.2.1 滑动窗口分段

对电机的定子电流信号进行数据采集的过程中，

通常会采集一段持续较长时间的定子电流数据。这些大样本的原始数据并不适合直接进行故障诊断方法的后续流程，需要将这些大样本的原始数据进行划分，得到更多持续时间较短的小样本定子电流数据。为了得到更多的样本，本文采用滑动窗口的方法对原始数据进行分段，如图 7 所示。

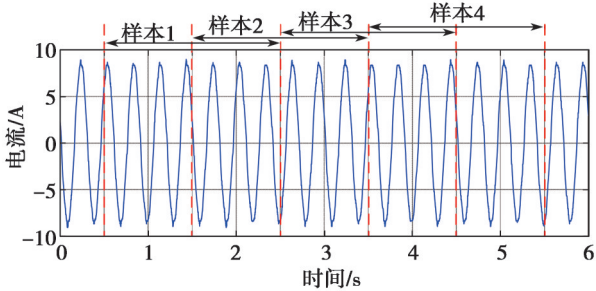


图 7 数据分段示意图
Fig. 7 Schematic diagram of data segmentation

对于一个长度为 N 的样本，采用宽度为 W ，滑动步长为 S 的滑动窗口对其进行截取，那么得到的小样本数量为

$$k = \left\lfloor \frac{N - W}{S} \right\rfloor \tag{13}$$

式中： $\lfloor x \rfloor$ 表示对 x 向下取整。
3.2.2 数据集划分与试验验证

经由上述步骤获取的数据样本构成完整数据集，为便于输入后续算法流程执行特征提取与分类器构建，需对其进行数据集划分处理。具体实施时，需将原始数据集划分为训练集与测试集。

为验证根据电流信号能有效地诊断电机轴承故障，本文将电流信号从不同故障严重程度、不同负载工况以及不同转速的 3 种维度下进行试验验证，3 类试验构造的数据集汇总如表 3 所示。表 3 中 8 个数据集分别构成了 3 个试验，其中的每个数据集均包含 3 类轴承：健康轴承、内圈故障轴承、外圈故障轴承。为避免试验数据存在偶然性，每个数据集中所有轴承均进行了 2 次重复试验。试验采集了稳态运行过程中的 A 相定子电流和转速，电流采样频率为 10 kHz，转速采样频率为 200 Hz，每次试验采集数据时长为 100 s，因此每个数据集包含 3 个轴承、6 组数据的信息，总共时长为 600 s 的数据。

由于原始数据样本时长较长，直接用于故障诊断方法的后续流程存在局限性，需将时长为 100 s 原始数据切分为短时长样本。单个样本时长设为 1 s，为满足深度学习对样本量的需求，采用滑动窗口法进行数据增强：窗口大小设为 1 s，滑动步长为 0.5 s。经处理后，时长 100 s 的原始数据可生成 198 个样本。

表 3 中的 8 个数据集均由 1 188 (198×2×3) 个样本构成。在每个数据集的 3 种故障状态样本中，分别随机抽取约 30% 的样本构成测试集子集（总计 354 个样本），

表3 数据集汇总表
Table 3 Summary of datasets

数据集名称	速度、负载等级	轴承损伤程度	试验一	试验二	试验三
数据集1	100 r/min, 空载	轻度损伤	√	-	-
数据集2	100 r/min, 空载	中度损伤	√	√	√
数据集3	100 r/min, 空载	重度损伤	√	-	-
数据集4	100 r/min, 半载	中度损伤	-	√	-
数据集5	100 r/min, 满载	中度损伤	-	√	-
数据集6	500 r/min, 空载	中度损伤	-	-	√
数据集7	1 000 r/min, 空载	中度损伤	-	-	√
数据集8	1 500 r/min, 空载	中度损伤	-	-	√

其余样本组成训练集子集（总计834个样本）。这8个数据集因其试验参数不同，可组合构成不同的对比试验：

①试验一：验证定子电流信号在不同故障严重程度下的诊断效果。使用数据集1、数据集2、数据集3构成对比试验，保证运行参数一致（100 r/min，空载），并控制不同的损伤程度。

②试验二：验证电流信号在不同负载下的诊断效果。根据负载等级的不同，设3个工况：恒速空载、恒速半载、恒速满载。恒速空载指电机在额定转速下运行，但输出轴不承受任何机械负载的工况；恒速半载指电机在额定转速下运行，输出轴承受额定负载50%的机械负载；恒速满载指电机在额定转速下运行，输出轴承受100%额定负载的工况。3个工况分别对应数据集2、数据集4、数据集5，转速与损伤程度保持一致。

③试验三：验证电流信号在不同转速下的诊断效果。试验时划分了4个有代表性的转速等级：100 r/min、500 r/min、1 000 r/min和1 500 r/min。转速等级的选取基于以下考虑：100 r/min代表电机日常维护检修时的低速运行状态，便于故障特征的初步检测；1 500 r/min为电机的额定运行转速，反映工作条件下的诊断能力；500 r/min和1 000 r/min作为中间转速点，等间隔分布于低速与额定转速之间，用于分析故障特征随转速变化的渐进规律。4个转速等级分别对应表3中的数据集2、数据集6、数据集7、数据集8，保持这4个数据集的负载与损伤程度一致，仅转速不同。

3.3 信号处理与特征提取

选取数据集3中一组内圈故障数据作为示例，将该组原始定子电流信号和时移电流信号对比如图8(a)所示，将时移电流信号与原始定子电流信号直接相加可以得到消除基波及其谐波的残差电流，如图8(b)所示。从图8可以看到时域下残差电流波形正弦度大幅下降。

原始电流信号以及经过时移处理后的残差电流信号对应的频谱分析图如图9所示。从图9可以看出，时移后电流基频被大幅削弱而相差不到3 Hz的故障特征频率基本不受影响。

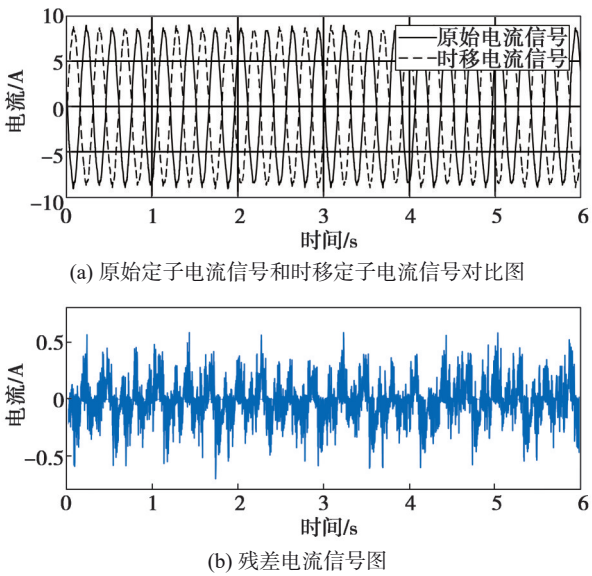


图8 时移去噪法下电流信号对比图
Fig. 8 Comparison of current signals under time-shift denoising method

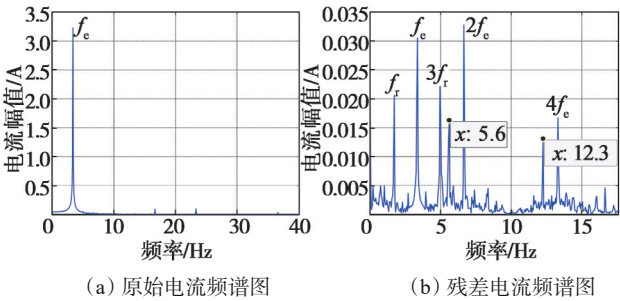


图9 原始信号频谱图和残差电流信号频谱图
Fig. 9 Spectrograms of raw signals and residual current signals

通过归一化、下采样，原始的时序数据被转换为标准数据，将其输入至SPWVD变换模块，将一维时序信号转换为二维时频分布图；随后对时频图实施对数缩放、标准化与阈值化，在进行阈值化处理时，阈值选取对特征增强有很大影响，如图10所示，只有在阈

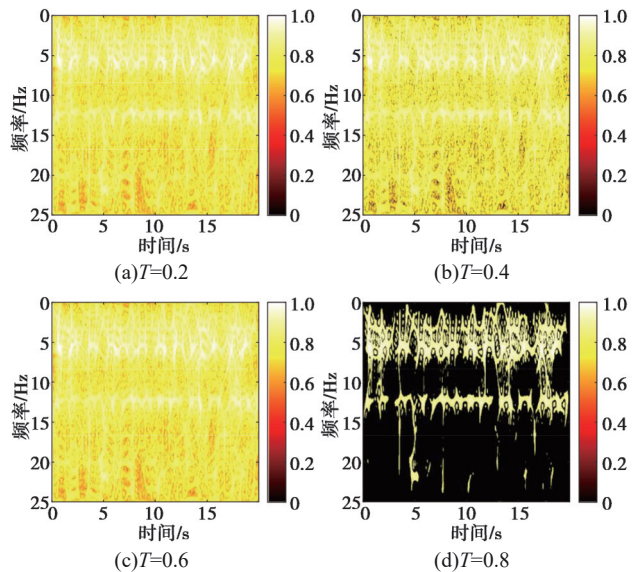


图10 不同阈值的时频图
Fig. 10 Time-frequency plots for different thresholds

值选取合适时才可以在保留滚动轴承故障特征的基础上，将无关的干扰因素滤除，基于多组数据测试本文选定阈值为 0.8；最后执行特征图裁切，按照转速计算出的特征频率将图像进行分割拼接，如图 11 所示。此时生成的图 11 为分类模型输入，其大小为 126×100。将 8 个数据集的全部时序样本转化为该图，构成真正的“数据集”。

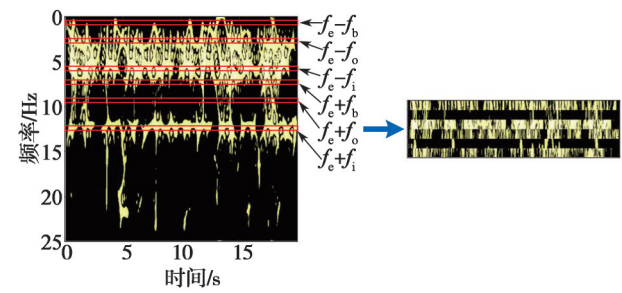


图 11 时频图裁切

Fig. 11 Time-frequency plot cropping

3.4 YOLO11 模型参数选择和优化

在复杂工况的轴承故障诊断任务中，超参数优化与训练策略设计对模型性能影响至关重要，因此本文采用贝叶斯优化与域先验组合的超参数搜索方法。核心参数的选择以“硬件约束-训练稳定性-泛化能力”三者平衡为原则：批次大小需适配硬件内存上限，在避免溢出的同时还能确保批次样本多样性以稳定梯度估计，增强模型对复杂工况数据分布的适应性；初始学习率通过多轮验证确定，确保训练初期梯度下降方向明确，避免因学习率不当导致的振荡或收敛停滞；学习率衰减系数则需平衡模型学习能力与过拟合风险，训练后期逐步降低学习率，减少对训练数据噪声的过度拟合，提升对未知故障的泛化能力。最终参数组合综合考虑训练轮数、优化器选择及混合训练精度，如表 4 所示。

表 4 YOLO11 超参数

Table 4 Hyperparameters of YOLO11

参数名称	数值或说明	参数名称	数值或说明
训练轮数	100	优化器	AdamW
批次	16	自动混合精度	True
图片尺寸	126×1000	学习率	0.01
设备	RTX4060	学习率衰减	0.000 714

为评估不同参数规模对模型性能的影响，将 YOLO11 模型按参数规模划分为 n、s、m、l、x 这 5 类（从小到大依次递增），并选取数据集 4 的训练集与测试集用于示例，训练过程如图 12 所示。

不同参数规模模型在训练准确率与损失函数上未表现出显著差异，表明在当前任务中，模型性能受参数规模的影响较小，更依赖于超参数优化策略与特征

学习机制的协同设计。进一步对比各模型的训练时间、测试时间及测试准确率，结果如表 5 所示。

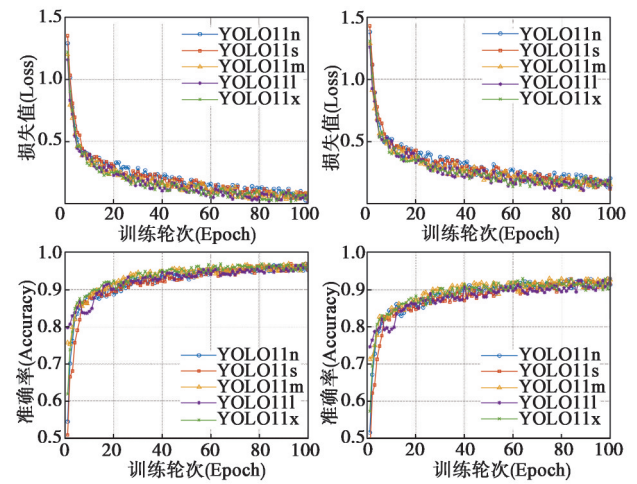


图 12 YOLO 模型训练过程

Fig. 12 YOLO model training process

表 5 不同参数规模的 YOLO 模型性能对比

Table 5 Comparison of YOLO model performance for different parameter scales

模型	训练时间/s	测试时间/ms	测试准确率
YOLO11n	463.2	1.3	93.5
YOLO11s	499.2	1.7	93.8
YOLO11m	744.5	2.9	92.9
YOLO11l	967.6	3.6	92.9
YOLO11x	1 537	5.9	93.7

分析表 5 数据结果可知，随着模型参数的增加，训练时间和测试时间均相应延长，但测试准确率并未随之提升，而是维持在一个相对稳定的水平。鉴于此，后续研究均采用 YOLO11 模型中的 YOLO11n 子模型。该子模型在 YOLO11 系列中参数规模最小，特别适用于特征显著且计算资源受限的故障诊断任务，其他超参数保持不变。

3.5 试验结果分析

以数据集 3 为例，各个轴承状态的 SPWVD 时频特征图如图 13 所示。从图 13 可以看出，健康轴承的特征图中仅含有一些基频相关成分；外圈故障的特征图中含有较多的无关成分干扰，故障特征虽较为模糊但存在；内圈故障的特征图中含有较为明显的故障特征，且无关分量的干扰较小，应是内外圈不同的故障模式引起的差别。

基于数据集 3 的训练集对 YOLO11n 模型进行训练，其在相应测试集表现如图 14 所示。该混淆矩阵为 3 次训练测试的均值，其整体准确率为 99.54%。

类似地，将试验一对应的不同故障程度的数据集诊断准确率汇总于表 6。从表 6 可以看出，诊断方法的

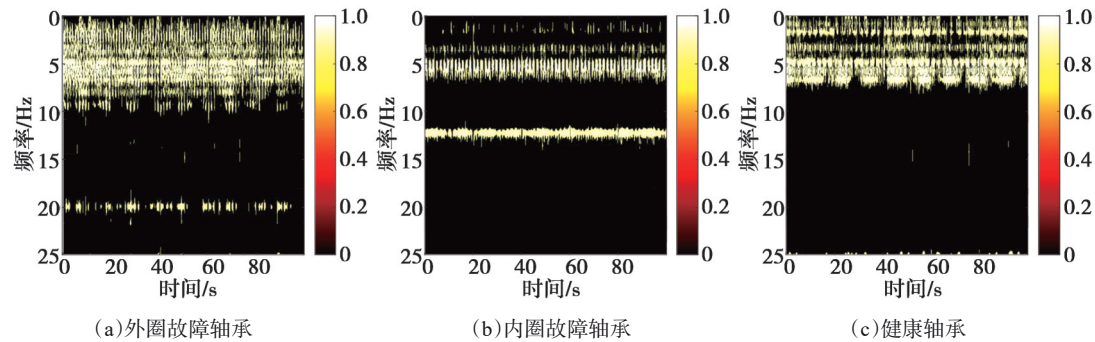


图 13 数据集 3 的不同轴承状态的时频特征图

Fig. 13 Time-frequency feature plots of different bearing states for dataset 3

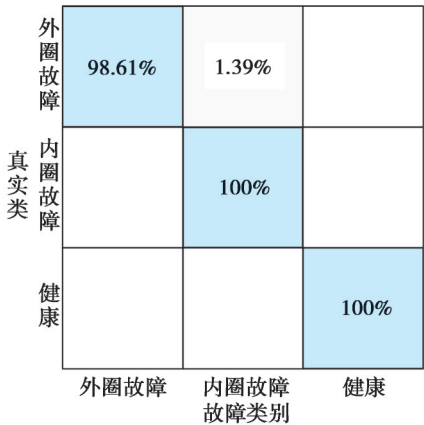


图 14 数据集 3 的分类混淆矩阵

Fig. 14 Classification confusion matrix for dataset 3

准确率随着故障程度变大而变大, 同时在不同故障程度下均有较高的准确率, 说明提出的方法具有较高的灵敏度, 可精准地捕捉微弱故障特征。

表 6 不同故障程度诊断结果汇总

数据集	数据集 1	数据集 2	数据集 3
准确率	98.61%	99.54%	99.54%

对于试验二, 以外圈故障为例, 3 种负载下的特征图如图 15 所示。其中, 半载工况转速为 100 r/min, 但是由于转差率的原因, 半载工况的定子电流基频变为 5.33 Hz, 此时电流中的外圈故障特征频率为 11.29 Hz 和 0.63 Hz。外圈故障在 11.29 Hz 处有明显的故障特征成分, 然而在 0.63 Hz 处会因为低频成分的干扰, 故障

特征成分呈现出断续状态。满载工况下的电流基频变为 7.81 Hz, 此时外圈故障特征频率为 13.77 Hz 和 1.85 Hz。外圈故障在 13.77 Hz 处的故障特征成分受到许多未知分量的干扰, 在 1.85 Hz 处出现了明显的故障特征成分。

由以上分析可知, 在恒速空载工况下稳定性最好, 而随着负载的增加, 特征图中出现了明显的噪声干扰, 加载会导致故障特征频率出现干扰从而影响诊断效果。

不同负载下的诊断准确率如表 7 所示, 即使在负载干扰的情况下, 准确率仍保持较高水平。这得益于所提出的方法通过结合转速信号与故障机理, 计算故障特征频率, 并裁剪时频特征图, 从而有效提取了不同负载工况下轴承故障特征。这使得该方法在负载强噪声干扰环境下, 依然展现出较强的抗干扰能力和鲁棒性。

表 7 不同负载诊断结果汇总

数据集	数据集 2	数据集 4	数据集 5
准确率	99.54%	90.91%	88.89%

对于试验三, 根据式(5)可以计算出定子电流信号在不同转速工况下的故障特征频率, 如表 8 所示。

不同转速下的电流信号时频特征如图 16 所示。以外圈故障为例, 通过对图 16 进行分析可知, 在不同转速下, 轴承故障特征频率的显现情况存在差异: 在 100 r/min 低转速域, 9.31 Hz 频段呈现显著且稳定的故障特征谱线, 而 2.64 Hz 频段的特征谱线则被噪声淹没; 转

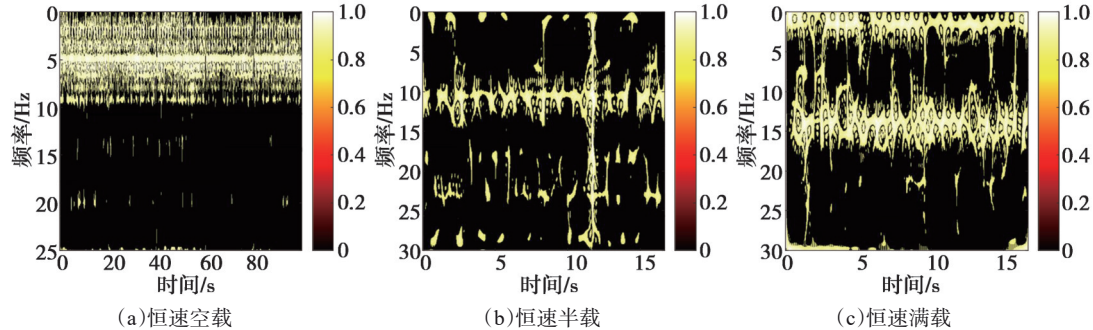


图 15 不同工况下的特征图

Fig. 15 Feature plots for different operating conditions

速提升至 500 r/min 中低转速域时, 46.54 Hz 频段出现断续的故障特征谱线, 同时 13.21 Hz 频段特征谱线被噪声淹没, 当进入 1 000 r/min 中高转速域和 1 500 r/min 高转速域, 对应的特征谱线均被噪声淹没, 未显现出显著的故障特征成分。这种现象与故障机理相符: 电流信号中的轴承故障特征随转速升高而系统性衰减。

表 8 不同转速工况下定子电流信号特征频率
Table 8 Characteristic frequencies of stator current signals under different speed conditions Hz

特征频率	100 r/min	500 r/min	1 000 r/min	1 500 r/min
f_c-f_i	5.69	28.46	56.92	85.38
f_c+f_i	12.36	61.79	123.58	185.38
f_c-f_o	2.64	13.21	26.42	39.63
f_c+f_o	9.31	46.54	93.08	139.63

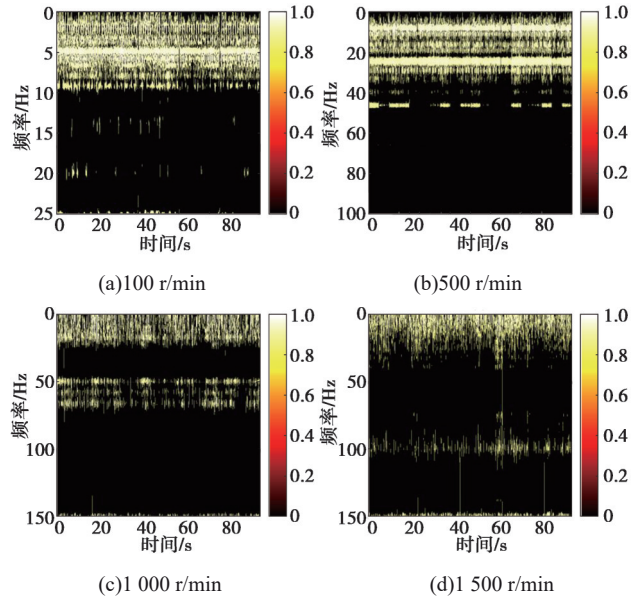


图 16 不同转速下的电流信号时频特征图
Fig. 16 Time-frequency feature plots of current signals at different speeds

试验三的诊断结果如表 9 所示, 在低转速区间, 故障特征信号清晰可辨, 诊断系统保持较高准确率; 在中高转速区域, 故障特征衰弱但因所提方法可提取到微弱特征依然保持较高准确率; 但是在高转速区域, 准确率降至 68.1%。这种下降源于物理机理的客观限制, 属于电机故障诊断的固有规律而非方法缺陷。

表 9 不同转速工况下诊断结果汇总
Table 9 Summary of diagnostic results under different speed conditions

数据集	数据集 2	数据集 6	数据集 7	数据集 8
准确率	99.5%	97.2%	86.6%	68.1%

本研究通过对比 3 组试验系统验证了所提电机轴承智能诊断方法的综合性能。结果表明, 在故障程度敏感性方面, 在初级微弱损伤下仍保持 98.61% 的高精度,

证实其具备捕捉微弱故障特征的高灵敏度。在负载抗干扰性方面, 恒速工况半载及满载条件会引入低频干扰和未知分量噪声, 导致故障特征频率呈现断续或淹没状态, 但仍可实现稳定诊断, 表明方法对负载波动具有较强的抗干扰能力和鲁棒性。在转速适应性方面, 故障特征频率的显现与转速呈负相关性, 尽管对应诊断准确率随转速升高降至 68.1%, 需进一步在高速域中优化特征提取策略, 但本文使用的方法在中低速域仍然具有高准确率, 说明了该方法的有效性和准确性。

3.6 不同算法比较分析

在本研究中, 采用 SPWVD 算法实现电流的时频特征图转换, 运用 YOLO11 模型学习特征图与故障类型之间的映射关系。然而, 除 SPWVD 算法外, 短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, STFT)、连续小波变换 (continuous wavelet transform, CWT) 以及变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 等经典时频特征提取算法亦可供选择; 同时, 其他卷积神经网络结构也能够用于时频特征图的分类。为凸显所提方法的优越性, 构建一个包含卷积层、池化层、激活层、全连接层和分类层的简易 CNN 网络, 以验证 YOLO11 模型的优势, 其结构参数如表 10 所示。

表 10 CNN 网络结构参数
Table 10 Structural parameters of CNN

层类型	卷积核/池化尺寸	步长	填充	激活函数
输入层	—	—	—	—
卷积层	3 × 8	1	Same	ReLU
批归一化层	—	—	—	—
池化层	2 × 2	2	Valid	—
卷积层	3 × 16	1	Same	ReLU
批归一化层	—	—	—	—
池化层	2 × 2	2	Valid	—
卷积层	3 × 32	1	Same	ReLU
批归一化层	—	—	—	—
全连接层	—	—	—	ReLU
输出层	—	—	—	Softmax

为验证选用 SPWVD 算法的必要性以及 YOLO11 模型的优势, 将上述时频分析方法与卷积神经网络相结合, 作为对比对象开展验证工作。通过多组试验数据进行测试, 具体情况如下: 数据集 1、数据集 2、数据集 3 共同组成数据集 X; 数据集 2、数据集 4、数据集 5 构成数据集 Y; 数据集 2、数据集 6、数据集 7、数据集 8 构成数据集 Z。每组数据均采用将测试集与训练集合并的处理方式, 因此, 数据集 X 的训练集规模为 2 502, 测试集规模为 1 062, 数据集 Y 和数据集 Z 的情况与之类似。将各方法多次测试结果的平均值汇总, 如图 17

所示。

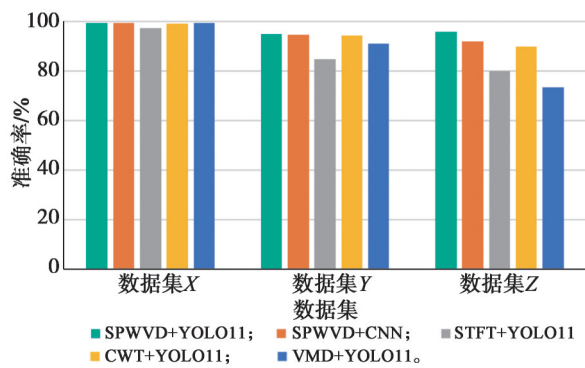


图 17 不同算法准确率对比

Fig. 17 Comparison of accuracy across different algorithms

从图 17 所示的比较结果可以看出, 所有方法在数据集 X 上都能够达到 95% 以上的准确率; 在数据集 Y 上, 除了 STFT+YOLO11 方法的准确率低于 90%, 其余方法都能达到 95% 以上的准确率; 在数据集 Z 上, 所有方法的准确率都有所下降, 只有使用 SPWVD 提取特征图的方法还能保持 90% 以上的准确率。试验结果表明, 该方法较传统 STFT、CWT、VMD 算法及基础 CNN 模型具有更优的故障识别精度, 它为电机轴承故障诊断提供了新的技术范式。

4 结束语

本文针对电机轴承故障诊断技术展开研究, 提出一种基于定子电流信号的智能诊断方法。针对基频干扰问题, 设计时移滤波算法重构信号, 结合改进 SPWVD 时频分析构建高分辨率特征集, 构建轻量化 YOLO11 网络形成“信号去噪-特征提取-智能分类”3 级递进诊断架构, 有效提升时频分辨率与复杂工况识别精度。进一步提出 SPWVD-YOLO11 一体化方案, 通过图谱裁切增强模型泛化性。试验结果表明, 所提出的诊断方法具有优异的综合性能: 在故障检测灵敏度方面, 对不同程度的故障损伤均表现出卓越的识别能力; 在抗干扰性能方面, 面对负载波动引入的低频干扰和噪声环境, 该方法能够有效利用时频特征图的多维信息实现稳定诊断, 展现出较强的鲁棒性; 在转速适应性方面, 虽然故障特征清晰度随转速升高呈下降趋势, 高转速下准确率降至 68.1%, 仍需提升高速域诊断能力, 但在中低转速范围内仍保持高精度表现, 综合验证了该方法的有效性和实用价值。该方法为电机轴承智能诊断提供一种便捷有效的工程化思路, 通过非侵入式方法采集电机电流信号, 降低了数据采集和硬件部署成本。

参考文献:

[1] 朱文龙, 杨家伟, 关照议, 等. 牵引电机轴承故障诊断技术综述[J]. 控制与信息技术, 2021(5): 12-19.

ZHU Wenlong, YANG Jiawei, GUAN Zhaoyi, et al. Overview of traction motor bearing fault diagnosis technology [J]. Control and information technology, 2021(5): 12-19.

[2] 郭卓, 王潇男, 常媛媛. 电机轴承故障诊断的新兴技术与发展趋势综述[J]. 现代工业经济和信息化, 2024, 14(9): 120-121.

GUO Zhuo, WANG Xiaonan, CHANG Yuanyuan. A review of emerging technologies and development trends of motor bearing fault diagnosis[J]. Modern industrial economy and informationization, 2024, 14(9): 120-121.

[3] 胡明辉, 高金吉, 江志农, 等. 航空发动机振动监测与故障诊断技术研究进展[J]. 航空学报, 2024, 45(4): 1-29.

HU Minghui, GAO Jinji, JIANG Zhinong, et al. Research progress on vibration monitoring and fault diagnosis for aero-engine[J]. Acta aeronautica et astronautica sinica, 2024, 45(4): 1-29.

[4] XIAO Dengyu, QIN Chengjin, YU Honggan, et al. Unsupervised machine fault diagnosis for noisy domain adaptation using marginal denoising autoencoder based on acoustic signals[J]. Measurement, 2021, 176: 109186.

[5] RAUBER T W, DA SILVA LOCA A L, BOLDT F D A, et al. An experimental methodology to evaluate machine learning methods for fault diagnosis based on vibration signals [J]. Expert systems with applications, 2021, 167: 114022.

[6] 王栋梁, 孙永吉, 刘英. 电流检测法在电主轴轴承故障诊断中的应用研究[J]. 制造技术与机床, 2018(4): 152-155.

WANG Dongliang, SUN Yongji, LIU Ying. Study on application of current monitoring method in the fault diagnosis of electric spindle bearings[J]. Manufacturing technology & machine tool, 2018(4): 152-155.

[7] WANG Baoxiang, DING Chuancang. Hierarchical frequency-domain sparsity-based algorithm for fault feature extraction of rolling bearings[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2020, 69(9): 6228-6240.

[8] WANG Shan, NIU Pingjuan, GUO Yongfeng, et al. Early diagnosis of bearing faults using decomposition and reconstruction stochastic resonance system[J]. Measurement, 2020, 158: 107709.

[9] NIRWAN N W, RAMANI H B. Condition monitoring and fault detection in roller bearing used in rolling mill by acoustic emission and vibration analysis[J]. Materials today: proceedings, 2022, 51(Part 1): 344-354.

[10] 汪智力, 肖涵, 易灿灿, 等. 基于循环包络经验傅里叶分解的轴承故障诊断方法[J]. 机电工程, 2023, 40(7): 967-977.

WANG Zhili, XIAO Han, YI Cancan, et al. Bearing fault diagnosis method based on cyclic envelope empirical Fourier decomposition method[J]. Mechanical & electrical engineering magazine, 2023, 40(7): 967-977.

[11] ZHANG Qi, DENG Linfeng. An intelligent fault diagnosis method of rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolutional neural network[J]. Journal of

- failure analysis and prevention, 2023, 23(2): 795-811.
- [12] MO Zhenling, ZHANG Heng, SHEN Yong, et al. Conditional empirical wavelet transform with modified ratio of cyclic content for bearing fault diagnosis[J]. ISA transactions, 2023, 133: 597-611.
- [13] 张博轩, 杨益新, 郭西京. 抵消 Wigner-Ville 分布交叉项的窄带运动声源无源测速[J]. 声学学报, 2021, 46(6): 973-982.
- ZHANG Boxuan, YANG Yixin, GUO Xijing. Cross-term rejection in the Wigner-Ville distribution for velocity estimation of a narrowband sound source[J]. Acta acustica, 2021, 46(6): 973-982.
- [14] LI Shuai, LIU Shiming, HUANG Qiyan, et al. Study on time-frequency analysis method of very fast transient overvoltage[C]//ICGIP. Proceedings Volume 10615, Ninth International Conference on Graphic and Image Processing. Qingdao: ICGIP, 2017.
- [15] 吕明珠, 苏晓明, 陈长征, 等. 改进粒子群算法优化的支持向量机在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械与电子, 2019, 37(1): 42-48.
- LYU Mingzhu, SU Xiaoming, CHEN Changzheng, et al. Application of SVM optimized by IPSO in rolling bearing fault diagnosis[J]. Machinery & electronics, 2019, 37(1): 42-48.
- [16] 刘冬梅, 王浩然, 刘春, 等. 基于 GSA-SVM 的谱仪放大器故障诊断研究[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(12): 62-65.
- LIU Dongmei, WANG Haoran, LIU Chun, et al. Study on fault diagnosis for spectroscopy amplifier based on GSA-SVM[J]. Transducer and microsystem technologies, 2021, 40(12): 62-65.
- [17] LOPES T D, GOEDTEL A, PALÁCIOS R H C, et al. Bearing fault identification of three-phase induction motors bases on two current sensor strategy[J]. Soft computing, 2017, 21(22): 6673-6685.
- [18] FEI Shengwei. The hybrid method of VMD-PSR-SVD and improved binary PSO-KNN for fault diagnosis of bearings [J]. Shock and vibration, 2019, 2019(1): 4954920.
- [19] DUAN Xiaoyao, XUE Linlin, LEI Chunli, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi-information fusion characteristics under complex working conditions[J]. Applied acoustics, 2023, 214: 109685.
- [20] XIE Wenlang, LI Zhixiong, XU Yang, et al. Evaluation of different bearing fault classifiers in utilizing CNN feature extraction ability[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3314.
- [21] YAKKATI R R, YEDURI S R, TRIPATHY R K, et al. Multi-channel time-frequency domain deep CNN approach for machinery fault recognition using multi-sensor time-series[J]. IEEE access, 2023, 11: 116570-116580.
- [22] YANG Zhouhong, CEN Jian, LIU Xi, et al. Research on bearing fault diagnosis method based on transformer neural network[J]. Measurement science and technology, 2022, 33(8): 085111.
- [23] DAI Yuntong, FANG Xia. An armature defect self-adaptation quantitative assessment system based on improved YOLO11 and the segment anything model[J]. Processes, 2025, 13(2): 532.
- [24] 武煜坤, 宁少慧, 任永磊, 等. 基于 G-YOLO 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(5): 161-166.
- WU Yukun, NING Shaohui, REN Yonglei, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on G-YOLO network [J]. Noise and vibration control, 2023, 43(5): 161-166.
- [25] 王晓光, 阮老虎, 马乐. 基于 YOLO v8 和 CBAM 的飞行器旋转机械部件故障诊断[J]. 河南科技, 2025, 52(12): 49-55.
- WANG Xiaoguang, YUAN Laohu, MA Le. Fault diagnosis of aircraft rotating machinery components based on YOLO v8 and CBAM[J]. Journal of Henan science and technology, 2025, 52(12): 49-55.
- [26] 宁少慧, 张少鹏, 武煜坤, 等. 基于 M-YOLO 网络的滚动轴承故障诊断模型[J]. 机械传动, 2025, 49(4): 147-155.
- NING Shaohui, ZHANG Shaopeng, WU Yukun, et al. Fault diagnosis model of rolling bearings based on the M-YOLO network[J]. Journal of mechanical transmission, 2025, 49(4): 147-155.
- [27] BLODT M, GRANJON P, RAISON B, et al. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2008, 55(4): 1813-1822.

Intelligent fault diagnosis method based on current signals for motor bearings

ZHANG Xuhao¹, TONG Runfang², WANG Mengqian¹, CAO Hu^{1,2}, RAO Yinhao², GOU Bin²

(1. CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co., Ltd, Qingdao, Shandong 266031, China;
2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 611756, China)

Abstract: Bearing faults are a typical failure mode in motors. Traditional diagnostic methods based on vibration signals face high costs and strong noise interference, while current signal-based methods struggle to extract fault features due to dominant fundamental components. To address these issues, this paper proposes an intelligent diagnostic method. This method suppresses interference from fundamental current components and main harmonics through a time-shift cancellation technique, converts preprocessed one-dimensional signals into two-dimensional time-frequency feature maps using the smoothed pseudo Wigner-Ville distribution (SPWVD), performs cropping and stitching on these maps according to bearing fault characteristic frequencies, and finally the object detection model is built based on YOLO11 for automatic fault positioning and classification. Experimental results demonstrate that this method achieves up to 99.54% diagnostic accuracy under steady-state operating conditions, and can effectively extracts features from low-sampling-frequency current signals, significantly reducing hardware costs. Compared with traditional vibration signal methods, it exhibits stronger noise resistance and lower hardware dependence. Additionally, the three-stage diagnosis framework, consisting of signal preprocessing, time-frequency feature extraction, and intelligent classification, offers a low-cost and high-reliability solution for effective fault diagnosis of motor bearings.

Keywords: motor bearing; fault diagnosis; current signal; time-frequency analysis; deep learning; SPWVD; YOLO11