

引用:梅娜,颜秉政. 基于小波散射和机器学习的轴承故障检测[J]. 聊城大学学报(自然科学版),2025,38(4):516-526.

Citation:MEI Na, YAN Bingzheng. Fault detection of bearings based on wavelet scattering and machine learning[J]. Journal of Liaocheng University (Natural Science Edition), 2025,38(4): 516-526.

文章编号 1672-6634(2025)04-0516-11

DOI 10.19728/j.issn1672-6634.2024110004

基于小波散射和机器学习的轴承故障检测

梅娜¹, 颜秉政²

(1. 天津市中医药研究院 附属医院, 天津 300120; 2. 河北工业大学 先进激光技术研究中心, 天津 300401)

摘要 轴承状态监测和故障诊断对医疗设备的稳定性和可靠性起到了至关重要的作用。针对轴承故障检测依赖人工经验、检测效率和精度低等问题,提出一种基于小波散射和支持向量机的轴承故障检测模型。首先对原始振动信号进行预处理,搭建小波散射网络,小波散射系数作为数据特征,采用交叉验证和网格搜索算法训练得到支持向量机模型,实现了不同转速下对故障类型和故障尺寸的确定。为了验证模型性能,使用凯斯西储大学采集的轴承数据集开展实验。结果表明,该模型对轴承故障检测准确率可达到100%,实现了故障位置和尺寸的准确定位,具有良好的准确性和稳定性,为实现轴承故障的自动检测提供新思路。

关键词 故障检测;滚动轴承;小波散射;机器学习;支持向量机

中图分类号 TH133.3;TP181

文献标志码 A

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



Fault detection of bearings based on wavelet scattering and machine learning

MEI Na¹, YAN Bingzheng²

(1. Tianjin Academy of Traditional Chinese Medicine affiliated Hospital, Tianjin 252059, China; 2. Center for Advanced Laser Technology, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract Bearing condition monitoring and fault diagnosis are essential for the stability and reliability of medical devices. In response to issues such as reliance on manual experience, low detection efficiency, and accuracy in bearing fault detection, a bearing fault detection model based on wavelet scattering and support vector machine is proposed. Firstly, the original vibration signal is preprocessed, and a wavelet scattering network is constructed. Cross validation and grid search algorithm are used to train the SVM model, which can determine the fault type and size at different speed. To verify the performance of the model, experiments are conducted using a bearing dataset collected by Case Western Reserve University. The results show that the model can achieve an accuracy rate of 100% in detecting fault positions and fault sizes. The model demonstrates excellent accuracy and stability, and provides a new approach for automatic bearing fault detection.

Keywords fault detection; rolling bearing; wavelet scattering; machine learning; SVM

收稿日期:2024-11-15

基金项目:国家自然科学基金项目(62305100);河北省高等学校科学研究项目(BJK2022008)资助

通信作者:颜秉政,男,汉族,博士,讲师,研究方向:光电技术,E-mail:yanbz1994@foxmail.com.

0 引言

轴承作为旋转机械中至关重要的组件之一,在现代化医疗装备中扮演着承载和传递载荷的关键角色,轴承的正常运行关乎机械设备运行的可靠性、稳定性。然而,由于使用寿命、工作环境、设备老化、错做操作等因素的影响,轴承容易发生各种故障,而轴承故障成为设备运转异常的常见原因,进而导致设备损坏,给安全医疗造成严重影响。轴承故障包括外圈、内圈及滚动体故障,确定故障类型及尺寸成为检修设备过程中的重要环节。因此,及时准确地检测轴承故障对于保障医疗设备的正常运行、降低维修和寿命延长具有重要意义^[1-3]。

轴承故障检测是通过检测工具及分析系统,分析轴承振动信号,确定轴承的故障位置部位和方位。传统的轴承故障诊断方法主要依赖于人工经验和基于信号处理的特征提取方法^[4-8]。这些方法通常需要专业人员通过分析时域、频域特征来判断轴承的健康状态。然而,手工特征提取过程复杂,且受主观因素影响较大,难以实现对大规模数据的快速处理。此外,传统方法在面对复杂非平稳信号时,特征提取效果不佳,导致故障诊断的准确率和可靠性较低^[9-10]。

随着人工智能技术的发展,深度学习在图像识别、语音处理和自然语言处理等领域取得了显著成果,也为故障诊断提供了新的解决方案。特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN),由于其强大的特征学习和模式识别能力,逐渐成为故障诊断领域的研究热点^[11-13]。2018年,曲建岭等人提出了一种端到端的自适应一维卷积神经网络算法,用于滚动轴承的故障诊断,通过原始振动信号的自适应层级化特征提取和 Softmax 分类器实现高准确率的故障识别^[14]。同年, Yuan 等人开发了一种基于 Hilbert-Huang 变换和 CNN 的深度学习算法,用于滚动元件轴承的智能故障诊断,将振动信号转换为时频图像,并通过 CNN 自动提取故障敏感特征,实现故障分类^[15]。2019年, Cheng 等人提出了一种改进的深度卷积神经网络,通过多尺度信息融合增强输入信号的区分能力,用于提高轴承故障诊断的分类性能^[16]。

然而,基于一维信号输入的传统 CNN 模型在处理轴承振动信号时更关注信号的时域特征,无法充分提取原始信号包含的高频信息特征,容易导致结果的低准确度^[17-19]。因此,近年展开了二维输入的轴承故障诊断算法研究。2022年, Cheng 等人开发了一种基于小波变换和改进残差网络的滚动轴承智能故障诊断方法,该方法采用新的池化层和全局奇异值分解自适应策略提取特征,并引入新损失函数以提高在标签噪声和环境噪声下的鲁棒性^[20]。2024年,龚俊等人提出了一种基于同步压缩小波变换与改进 CNN 的轴承故障诊断模型,该模型利用 SRM 模块进行特征风格池化与融合,并通过 Softmax 层输出故障诊断结果,验证了模型的高准确率和实用性^[21]。此类工作的难点在于一维信号向二维信号转化方式及深度学习网络的搭建,并且大量训练对模型的时效性能提出了更高要求。

国内外工作者已经在轴承故障检测领域做了大量的理论和实践工作,但目前存在的问题有:(1)在故障类型及位置判断的精确性上有所欠缺。目前故障检测的实际应用中,多为故障外圈、内圈及滚动体部位上的判断,而实际方位仍不能确定,如外圈故障又可以分为3点钟位置、6点钟位置和12点钟位置。因此,探寻一种故障类型、位置及尺寸的精确判断的轴承故障诊断方法是轴承故障检测领域实践工作具有重要意义。(2)模型相对复杂,实时性较低。深度模型网络鉴于振动信号数据量有限,通过复杂的模型结构和更多的参数量以保证模型收敛性,这意味着较长的训练时间,从而导致模型缺乏实时性。(3)不同工况环境下故障判断模型的通用性。在目前多数研究中,仅针对同一转速条件下的模型训练及诊断,但对于实际工作中,不同转速模型是否具有鲁棒性的问题仍需探索,以确保模型具备不同工况下的泛化能力。

针对上述研究基础及存在问题,本文基于小波散射和机器学习算法,对轴承故障检测问题展开深入研究,为轴承故障检测领域的发展提供新的思路和方法,对减少因轴承故障造成的停机损失和维修成本具有重要的理论和实际意义。创新点在于:(1)通过搭建小波散射网络对轴承振动信号进行特征提取,小波散射卷积神经网络预先设定了滤波器参数且为单向传导,有效提取低频特征、保留高频细节信息,具有更高的实时性。(2)在故障类型及位置判断的精确性上进行探索,区别于故障外圈、内圈及滚动体部位上的判断的故障诊断,本文实现了故障类型、位置及尺寸的精确判断的轴承故障诊断方法。(3)不同工况环境下故障判断模

型的泛化能力上进行了深入研究。验证模型在不同转速及负载条件下均具有良好的故障检测准确性及泛化性能。

1 轴承故障检测流程

本文基于小波散射变换构建小波散射网络提取信号特征,借助机器学习模型实现轴承在不同转速下故障位置及故障尺寸的确定,检测流程如图 1 所示。

(1) 流程为数据预处理:设置窗口尺寸和间隔步长重叠率,采用滑动窗口将原始信号划分样本。

(2) 特征提取:根据数据特征搭建小波散射网络,预处理后信号层层迭代、逐层输出的小波散射系数构成信号特征。

(3) 模型训练:划分训练集及测试集,保证来自同一样本的数据段仅出现在训练集或测试集合,以此保证实验结果的真实性;训练集采用交叉验证和网格搜索算法对模型进行超寻优,全部训练集及最优参数训练得到故障类型分类模型。

(4) 故障检测:模型在测试集上进行验证,判断其故障类型及位置,从而实现轴承故障的自动诊断。

2 方法及相关理论

2.1 小波散射

2.1.1 小波散射变换。小波散射变换 (Wavelet Scattering Transform, WST) 是一种通过卷积运算、非线性运算和卷积平均实现的改进时频分析方法,小波算子和取模算子使获得的散射系数相对于原始信号具备平移不变性,解决了小波变换随时间变化的缺点,具有平移不变性和微小形变稳定性^[22-23]。计算方式:

对信号 x 进行复数小波变换,记为

$$x * \phi_\lambda(t) = x * \phi_\lambda^a(t) + jx * \phi_\lambda^b(t), \quad (1)$$

小波模系数由复数小波构建,记为

$$U[\lambda]x = |x(t) * \phi_\lambda|, \quad (2)$$

对复数小波变换取模,得到非零的小波系数,记为

$$|x * \phi_\lambda| = \sqrt{|x * \phi_\lambda^a(t)|^2 + |x * \phi_\lambda^b(t)|^2}, \quad (3)$$

进行卷积尺度平均,完成小波散射变换,记为

$$S[\lambda]x = |x(t) * \phi_\lambda| * \varphi(u), \quad (4)$$

式中 $x(t)$ 为原始信号, $\phi_\lambda(t)$ 为复数小波基, $\varphi(u)$ 为尺度函数。

2.1.2 小波散射网络。为了弥补高频分量损失,构建小波散射网络,对小波模系数在更高尺度上进行小波再分解,具有平移不变性的小波散射系数逐层输出,小波模系数传递至下一层重复上述运算。构造流程如图 2 所示。

原始信号与复数小波基卷积后取模,得到的第一层小波模系数作为下一层的输入,再与尺度函数卷积后得到第二层网络的小波散射系数

$$S_{1x}(u, \lambda) = |x(t) * \phi_\lambda * \varphi(u)|, \quad (5)$$

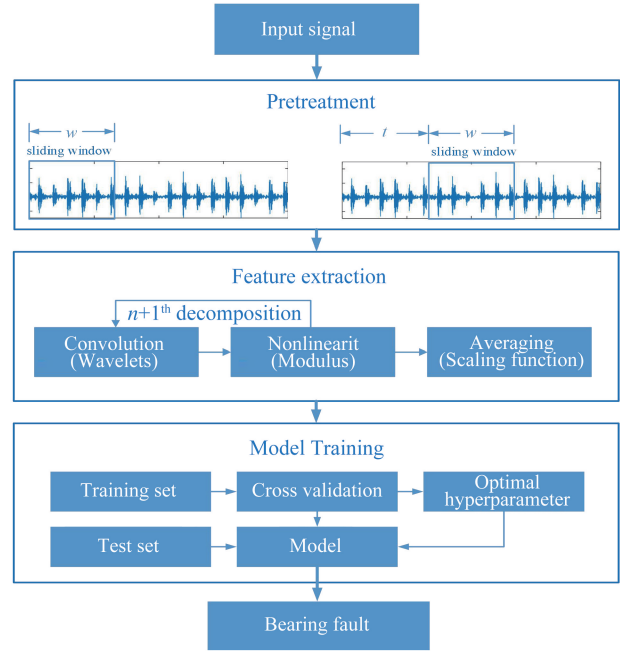


图 1 流程图

Fig. 1 Flow diagram

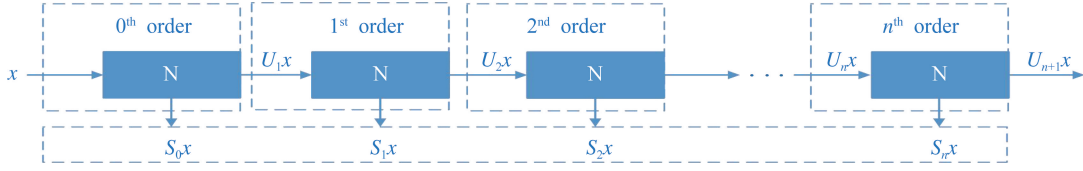


图2 小波散射网络构造方法

Fig. 2 Wavelet scattering network construction method

尺度函数直接卷积作用于原始信号作为第0层的小波散射系数,记为

$$S_0x = x * \varphi(u), \quad (6)$$

重复上述步骤可以得到第二层小波模系数以及第三层小波散射系数

$$U_2x(u, \lambda_1, \lambda_2) = |x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}|, \quad (7)$$

$$S_2x(u, \lambda_1, \lambda_2) = |x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| * \varphi(u), \quad (8)$$

逐层迭代,当运算至第 n 层时,则有:

$$U_nx(u, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = |\dots| |x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| \dots * \psi_{\lambda_n}| = U_{n-1}x(u, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1}) * \psi_{\lambda_n}, \quad (9)$$

$$S_nx(u, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = |\dots| |x * \psi_{\lambda_1}| * \psi_{\lambda_2}| \dots * \psi_{\lambda_n}| * \varphi(u) = U_nx(u, \lambda_1, \dots, \lambda_n) * \varphi(u). \quad (10)$$

此时,信号经过层层迭代,得到一系列小波散射系数 $\{s_0, s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 。

小波散射卷积神经网络预先设定了滤波器组参数且为单向传导,与循环神经网络相比,不需要反向传播通道意味着具有更低的时间复杂度和计算量;小波散射卷积神经网络从低频到高频的逐层输出,与传统的卷积神经网络相比,涵盖频域更多特征信息。

2.2 支持向量机

支持向量机是将数据投影到特征空间,找到最优的分离超平面,将非线性可分问题转化为线性可分问题的分类器^[24-25]。

样本 x 到最优超平面的距离定义为

$$r = \frac{g(x)}{\|w\|}, \quad (11)$$

其中 $g(x) = w^T x + b$ 为泛化间隔。

给定一个特征空间上的数据集 $\{x_D, y_D\}$, $x_i \in \mathbf{R}^n$, $y_i \in \{+1, -1\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 满足公式(12)的 x 称为支持向量 x^* , x^* 到最优超平面的距离如公式(13)所示

$$\begin{cases} w^T x + b \geq 1, y_i = +1, \\ w^T x + b \leq -1, y_i = -1, \end{cases} \quad (12)$$

$$r^* = \frac{g(x^*)}{\|w\|} = \begin{cases} \frac{1}{\|w\|}, \text{当 } y^* = +1, \\ -\frac{1}{\|w\|}, \text{当 } y^* = -1, \end{cases} \quad (13)$$

此时,分离间隔可以表示为

$$\rho = 2r^* = \frac{2}{\|w\|}, \quad (14)$$

SVM 就是要寻找参数 w 和 b 使得间隔 ρ 最大化,假设数据集是线性可分的,则

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad (15)$$

特征空间可定义为

$$y_i (w^T x + b) - 1 \geq 0, f_{w,b} = \text{sign}(w^T x + b), \quad (16)$$

对于线性不可分问题, Vapnik 引入了核函数 K 概念,对于映射到目标 y 的 x 个输入点,核的决策函数公式可记为

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n a_i y_i K(x, x_i) + b\right), \quad (17)$$

a_i 可通过最大化拉格朗日乘子得到,其公式为

$$L = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i y_j K(x_i, x_j), \quad (18)$$

a_i 和 $\sum_{i,j=1}^n a_i y_j$ 需要服从 $a_i \geq 0, \sum_{i,j=1}^n a_i y_j = 0$ 约束。

2.3 评价指标

本文选取灵敏度 (Sensitivity)、特异性 (Specifcity)、准确率 (Accuracy) 作为模型的评价指标,分别用 ρ_{SE} 、 ρ_{SP} 、 ρ_{ACC} 表示定义为

$$\rho_{SE} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (19)$$

$$\rho_{SP} = \frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}}, \quad (20)$$

$$\rho_{ACC} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN} + N_{TN}}, \quad (21)$$

其中 N_{TP} 为真阳性,即正类正确的被预测为正类数; N_{TN} 为真阴性,即负类正确的被预测为负类数; N_{FP} 为假阳性,即负类错误的被预测为正类数; N_{FN} 为假阴性,负类错误的被预测为负类数。

3 实验验证

3.1 数据库及预处理

实验选用凯斯西储大学数据库^[26],基于此数据库开展了大量的轴承故障检测领域的研究,是该领域最具代表性的数据库之一。实验平台由马力电动机、扭矩传感器/译码器、功率测试计和电子控制器组成,通过磁性底座将传感器放置在电机壳体,使用加速度采集驱动端和风扇端振动信号,实验装置如图 3 所示。

基于上述实验平台,采集 SKF 轴承驱动端输出数据,采样频率为 12 kHz,分为正常 (Normal, N) 和 13 类故障类型。其中,故障位置分为内圈故障 (Inner race-way, IR)、滚动体故障 (Ball, B)、外圈故障 (Outer race-way, OR),其中外圈故障又分为 3 点钟位置、6 点钟位置和 12 点钟位置;故障点尺寸分为 0.177 8 mm、0.355 6 mm 和 0.533 mm。每类故障类型具有 1 797 r/min (0 kW)、1 772 r/min (0.746 kW)、1 750 r/min (1.49 kW) 和 1 730 r/min (2.24 kW) 四种转速。

基于上述数据库进行数据的预处理。采用窗口为 2 048、步长为 1 000 个采样点的滑动窗口划分原始信号,预处理后样本数及示例如表 1 和图 4 所示。

3.2 特征提取

基于小波散射理论和小波散射卷积神经网络构建方法,构建以预处理后的轴承故障为数据基础的网络架构,提取小波散射系数作为后续分类特征。小波散射网络随着散射阶数的增加,散射系数的能量迅速收敛到零,3 阶散射系数的能量降至 1%,因此,构建二阶小波散射网络,质量因子分别为 $Q_1=8$ 和 $Q_2=1$ 。所用滤波器组如图 5 所示。

构建的小波散射网络如图 6 所示。输入信号参数“信号长度”匹配预处理轴承故障信号长度,设置为 2 048 个采样点、采样频率 2 kHz。输入小波散射网络后,第 0、1、2 层分别进行小波散射变换,小波散射系数逐阶输出。第 0 阶散射输出为原始信号和尺度函数的卷积;第 1 阶和第 2 阶散射输出为散射路径乘以小波尺度”的二维矩阵小波散射系数,其中第 1 阶 48 个散射路径,第 2 阶 105 个散射路径。

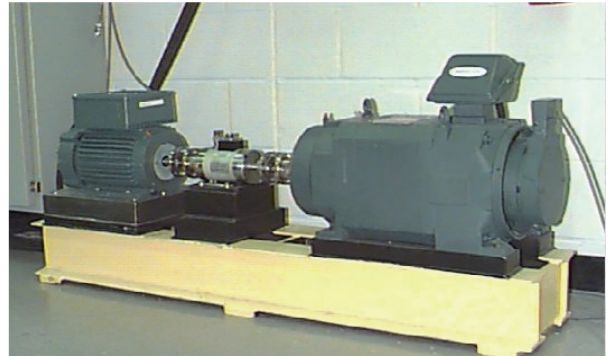


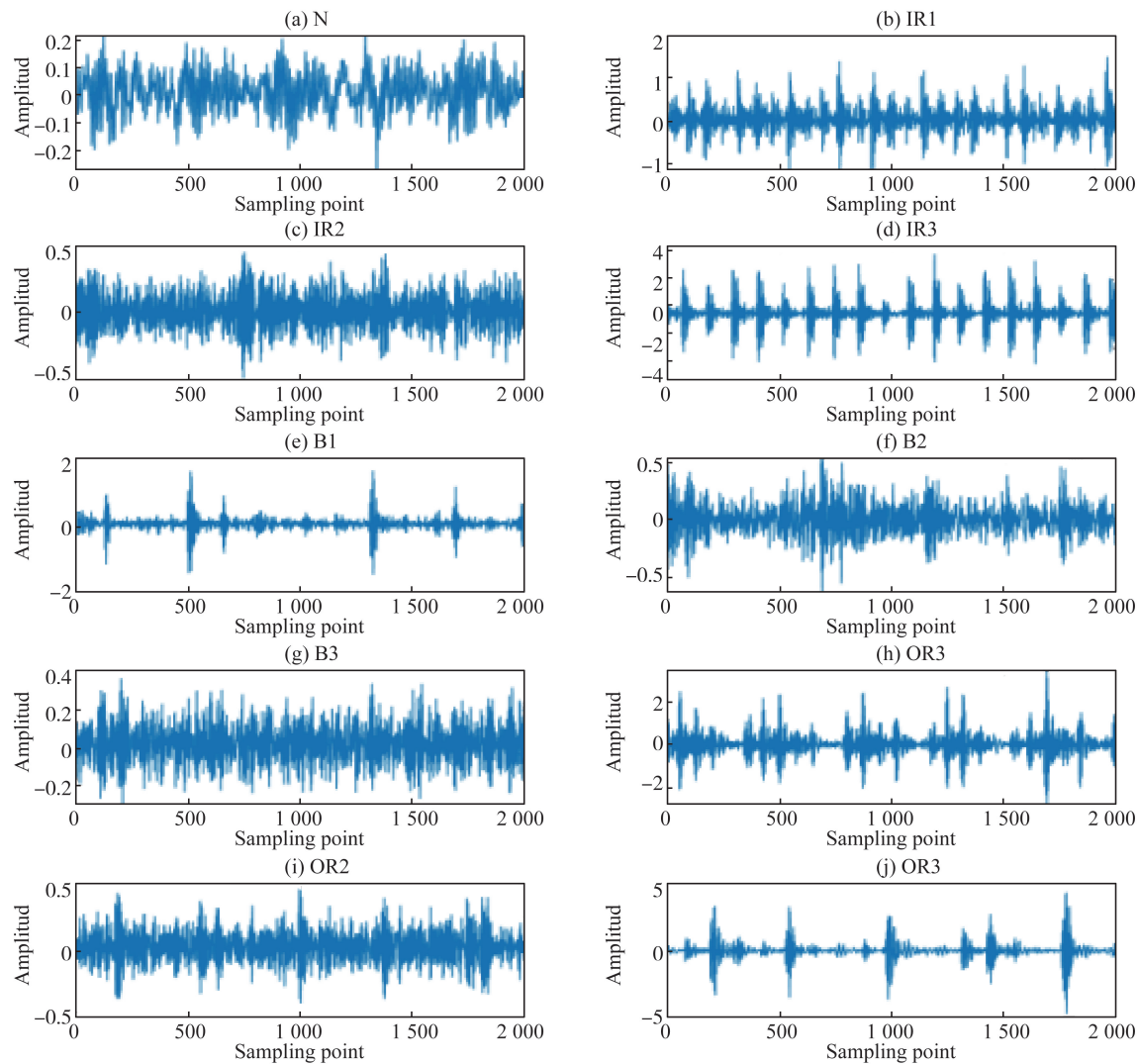
图 3 实验装置

Fig. 3 The experimental setup

表 1 数据集

Tab. 1 Dataset

Bearing fault location	Fault diameter/m	Code	Class	Sample number
normal	—	N	1	480
inner race	0.000 178	IR1	2	480
	0.000 356	IR2	3	480
	0.000 711	IR3	4	480
	0.000 178	B1	5	480
ball	0.000 356	B2	6	480
	0.000 711	B3	7	480
outer race	@6:00	OR1	8	480
	@3:00		9	480
	@12:00	OR2	10	480
	@6:00		11	480
	@6:00		12	480
	@3:00	OR3	13	480
	@12:00		14	480



注:(a) N; (b) IR1; (c) IR2; (d) IR3; (e) B1; (f) B2; (g) B3; (h) OR1; (i) OR2; (j) OR3。

图 4 不同故障类型信号示意图

Fig. 4 Signal diagram of different fault types

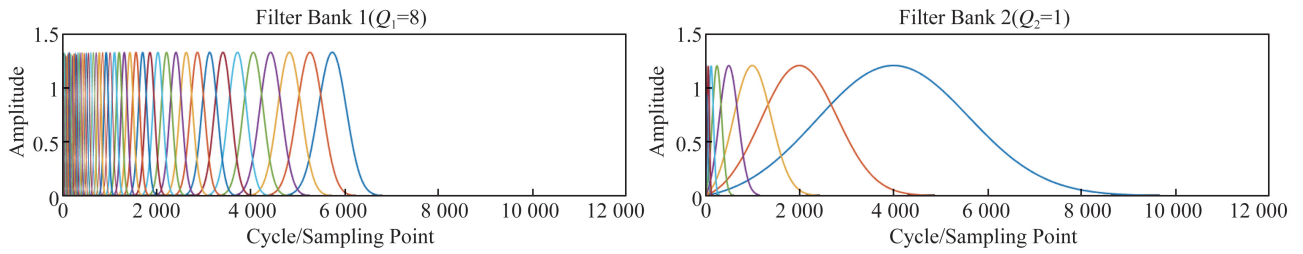


图 5 滤波器组

Fig. 5 Filter bank

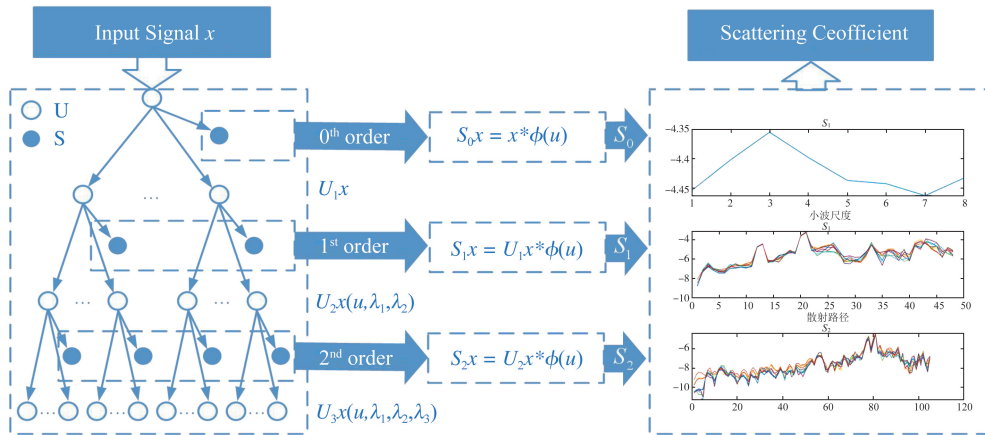


图 6 小波散射网络

Fig. 6 Wavelet scattering network

基于上述网络架构及其参数,对质量评估得到的心音信号片段输入小波散射网络中进行小波散射变换,散射路径为 154,小波尺度为 8。为了适应机器学习模型的要求,采用小波尺度维度平均的方法,将二维特征矩阵重构为一维特征向量,即为轴承故障信号的特征,为下一步模型训练提供数据基础。

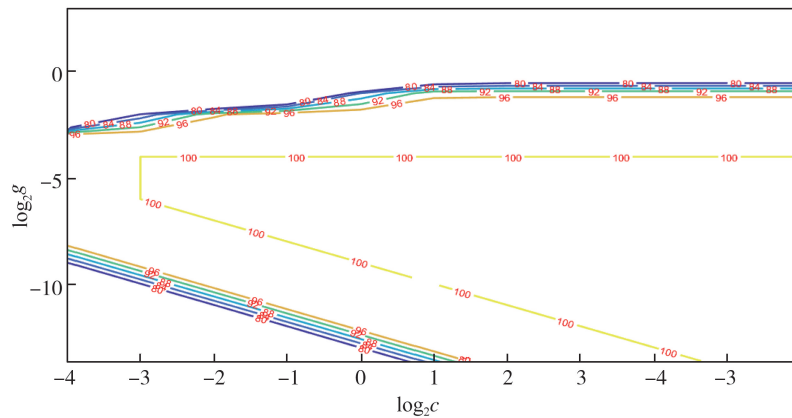


图 7 网格搜索寻优结果

Fig. 7 Grid search to find the optimal parameter result

3.3 实验结果

基于轴承故障检测流程,采用 SVM 模型作为分类器,验证小波散射变换系数特征对于轴承故障检测的有效性。SVM 模型采用二阶多项式核函数,训练集通过十折交叉验证、网格搜索算法得到的最优参数惩罚参数 c 为 0.062 5,核参数 g 为 0.015 6,网格搜索结果如图 7 所示。

基于最优参数和训练集训练得到的 SVM 模型在测试集上进行验证,结果如图(8)~(9)所示。每类故障测试数量在 116~180 个不等,以增加数据测试的随机性,体现模型性能真实性。从分类结果上来看,本文所提出的诊断方法在凯斯西储大学数据库上达到了 ρ_{SE} 等于 100%、 ρ_{SP} 等于 100%、 ρ_{ACC} 等于 100% 分类效

果,即所有测试样本均正确的诊断了故障状态及尺寸,该结果意味着本文方法为轴承状态及故障类型的自动检测提供了一种可靠的新方法。

		Predicted class														ρ_{Sp}	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14		
Actual class	1	148	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	2	0	152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	3	0	0	140	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	4	0	0	0	128	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	5	0	0	0	0	180	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	6	0	0	0	0	0	148	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	7	0	0	0	0	0	0	128	0	0	0	0	0	0	0	100	0
	8	0	0	0	0	0	0	0	148	0	0	0	0	0	0	100	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	116	0	0	0	0	0	100	0
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	144	0	0	0	0	100	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	156	0	0	0	100	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	164	0	0	100	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	120	0	100	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	144	100	0
ρ_{SE}		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	ρ_{ACC} 100%	
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		

图 8 实验结果

Fig. 8 Experimental result

为了更加清楚地了解模型对测试集的故障分类过程,采用 t-SNE 降维技术,实现故障分类过程的可视化,如图 10 所示。从可视化结果中可以看出,每个故障类别相对集中且普遍分为四簇,相对集中是因故障类型及尺寸相同,而分为四簇推测是由于转速等不同工况条件影响,将在 4.1 中进行进一步探索和实验验证。

4 结果分析与文献比较

4.1 模型泛化能力分析

4.1.1 不同转速的泛化能力实验。在实际的轴承故障诊断中,会面临不同转速、不同负荷的实验条件,下面进一步探索模型面对不同转速条件下故障诊断的泛化能力。

实验 1 将 1 797、1 772、1 750 和 1 730 r/min 四种转速分别作为测试集、其余三种转速作为训练集,结果如表 2 所示。可以看出,在 1 772、1 750 和 1 730 r/min 训练集转速条件下,测试 1 797 r/min 转速分类效果为 99.82%,其余三组实验准确率均为 100%。这意味着,在训练集包含多种转速条件下,均表现出优异的性能,基本可以准确的检测出故障类型及尺寸,模型具有出良好的泛化性能。

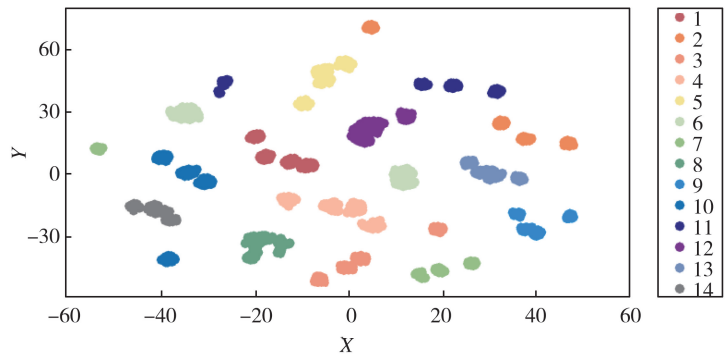


图 9 结果可视化

Fig. 9 Result visualization

表 2 泛化能力实验 1 结果

Tab. 2 Generalization ability experiment 1 results

Motor speed of training set/(r · min ⁻¹)	Motor speed of test set/(r · min ⁻¹)	The number of correct predictions	$\rho_{ACC}/\%$
1 772、1 750、1 730	1 797	1 677	99.82
1 797、1 750、1 730	1 772	1 680	100
1 797、1 772、1 730	1 750	1 680	100
1 797、1 772、1 750	1 730	1 680	100

实验 2 将四种转速分别作为训练集和测试集进行模型泛化能力测试,结果如表 3 所示。可以看出,准确率在 86.85%至 100%范围内,其中训练集转速为 1 797 r/min、训练集转速为 1 730 r/min 时,准确率较低,

仅为 86.85%。根据测试集与训练集转速变化,呈现出两者呈现转速相差越大、准确性影响越大的相关性,这意味着测试集在仅包含单一转速的条件下,测试集转速与训练集转速差距会影响检测的准确性,这一实验结论印证了图 10 中每个类别普遍分为四簇的可视化结果。这提示我们在实际检测时,可以测试多种转速信号,以此消除转速对于结果准确性的影响,以实现故障类型及尺寸的准确检测;此外,0 W 作为训练集整体性能相较于其他处于劣势。

表 3 泛化能力实验 2 结果
Tab. 3 Generalization ability experiment 2 results

Motor speed of training set/(r · min ⁻¹)	Motor speed of test set/(r · min ⁻¹)	The number of correct predictions	$\rho_{ACC}/\%$
1 797	1 772	1 570	93.45
	1 750	1 560	92.86
	1 730	1 459	86.85
1 772	1 797	1 636	97.38
	1 750	1 680	100
	1 730	1 628	96.90
1 750	1 797	1 659	98.75
	1 772	1 670	99.40
	1 730	1 680	100
1 730	1 797	1 612	95.95
	1 772	1 667	99.23
	1 750	1 680	100

4.1.2 不同实验平台的泛化能力实验。为探索模型在不同实验平台下轴承故障数据的泛化能力,在江南大学轴承数据集^[27]上进行了模型测试,该轴承数据在 600、800 和 1 000 r/min 三种转速条件下以频率 50 kHz 条件下采集得到,故障类型分别为正常、内圈故障、滚动体故障和外圈故障,不区分故障尺寸和故障位置。在相同数据处理、特征提取的模型性能测试条件下,十次重复实验准确率在 99.50 ± 0.11 ,最优模型分类性能实验结果如图(10)–(11)所示,准确率 99.72%,实验证明该模型在不同实验平台数据上均有较好性能。

4.2 文献比较

与其他文献结果比较如表 4 所示,五种轴承故障方法均在凯斯西储大学数据库上进行了验证,实验装置、采集频率、故障类型等均相同。其中,文献[29]验证 4 种故障类型分类性能,文献[21,28,30]进行了 10 种故障类型分类性能验证。相较于文献[21,28],本文方法达到了准确率 100%的分类效果,性能更为优异;相较于文献[29]和文献[30],仅为 4 或 10 分类,本文深入研究了外圈故障方位的检测方法,进一步证明了本文方法在轴承故障检测领域具有一定优势。

Actual class	Predicted class				ρ_{SP}	
	1	2	3	4		
1	449	1	0	0	99.78	0.22
2	0	445	1	0	99.78	0.22
3	1	1	456	0	99.56	0.4
4	0	0	1	438	99.77	0.23
ρ_{SE}	99.78	99.55	99.56	100	ρ_{ACC} 99.72%	
	0.22	0.45	0.44	0		

图 10 实验结果

Fig. 10 Experimental result

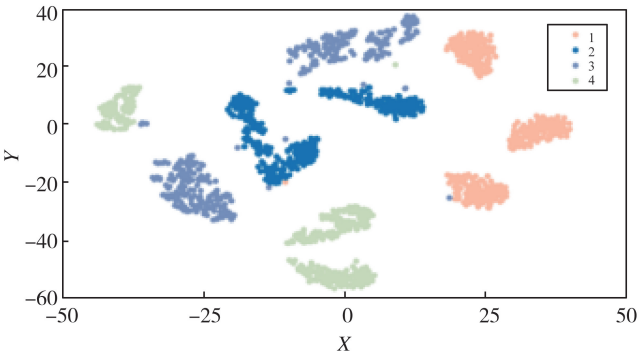


图 11 结果可视化

Fig. 11 Result visualization

表4 文献比较

Tab. 4 Literature comparison

References	Number of fault types	$\rho_{ACC}/\%$
synchrosqueezed wavelet transform+CNN ^[21]	10	99.88
sparrow search algorithm+CNN ^[28]	10	99.10
sparrow search algorithm+SVM ^[29]	4	100
empirical mode decomposition ^[30]	10	100
this article	14	100

5 结论

本文提出了一种基于小波散射网络和机器学习的轴承故障检测算法。将小波散射系数作为数据特征,采用交叉验证和网格搜索算法训练 SVM 模型,该模型实现了不同转速下对故障类型和故障尺寸的确定。该方法在凯斯西储大学数据库上得到了优异的效果,达到了十四分类准确率 100% 的性能,在其他数据库上具有良好的泛化能力,为实现轴承状态监测和故障诊断提供新思路。

针对轴承故障检测这一领域,本文构建了多类别故障检测的模型,并在多工况条件下进行了探索,但存在实验室理想条件下数据采集的局限性。在下一步的工作,将实际应用该诊断方法在临床医疗设备轴承故障中,通过采集设备轴承故障振动数据,实时分析轴承运行状态,发生故障时及时判断故障类型及尺寸,进而开展关于轴承寿命预测相关研究,致力于提高医疗设备的稳定性和可靠性。

参 考 文 献

- [1] 王婧,许志伟,刘文静,等. 滚动轴承健康智能监测和故障诊断机制研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2024,18(4):878-898.
- [2] HENRIQUEZ P, ALONSO J B, FERRER M A, et al. Review of automatic fault diagnosis systems using audio and vibration signals[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Systems, 2014,44(5):642-652.
- [3] 杨岗,徐五一,邓琴,等. 基于振动信号的滚动轴承复合故障诊断研究综述[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2024,43(1):48-69.
- [4] BORGHESEANI P, PENNACCHI P, RANDALL R B, et al. Order tracking for discrete-random separation in variable speed conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012,30(7):1-22.
- [5] LIU H H, MING H. A fault diagnosis method based on local mean decomposition and multi-scale entropy for roller bearings[J]. Mechanism and Machine Theory, 2014,75(1):67-78.
- [6] TIAN J, MORILLO C, AZARIAN M H, et al. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016,63(3):1793-1803.
- [7] KANG S Q, MA D Y, WANG Y J, et al. Method of assessing the state of a rolling bearing based on the relative compensation distance of multiple-domain features and locally linear embedding[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017,86:40-57.
- [8] ZHANG Y, TANG B P, HAN Y, et al. Bearing performance degradation assessment based on time-frequency code features and SOM network[J]. Measurement Science and Technology, 2017,28(4):45601.
- [9] 杨彪,熊贲,傅玲,等. 工业数字化转型:故障诊断方法研究进展[J]. 大数据, 2024,10(1):110-126.
- [10] TIAN J, MORILLO C, AZARIAN M H, et al. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016,63(3):1793-1803.
- [11] 刘奥林,古平,赵张鹏. 基于深度学习的数字化装备故障诊断研究综述[J]. 计算机测量与控制, 2024,32(5):1-7.
- [12] CHEN Z Y, GRYLLIAS K, LI W H. Mechanical fault diagnosis using convolutional neural networks and extreme learning machine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019,133:106272.
- [13] 崔明珠,范丽亚. 卷积运算对彩色图像质量的影响[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2021,34(6):29-42.
- [14] 曲建岭,余路,袁涛,等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018,39(7):134-143.
- [15] YUAN Z, ZHANG L B, DUAN L X, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling element bearings based on HHT and CNN[C]//2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing). IEEE, 2018: 292-296.
- [16] HUANG W Y, CHENG J S, YANG Y, et al. An improved deep convolutional neural network with multi-scale information for bearing fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2019,359:77-92.

- [17] WU Y N, YANG F, LIU Y, et al. A comparison of 1-D and 2-D deep convolutional neural networks in ECG classification[C]// Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, July 18-21, 2018, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2018:324-327.
- [18] MUSHTAQ S, MANJURUL ISLAM M M, SOHAIB M. Deep learning aided data-driven fault diagnosis of rotatory machine: a comprehensive review[J]. *Energies*, 2021,14(16):5150.
- [19] 皮骏, 刘鹏, 胡超. 基于 GA-PNN 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. *机械设计与制造*, 2024,(12):91-94,103.
- [20] LIANG P F, WANG W H, YUAN X M, et al. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet transform and improved ResNet under noisy labels and environment[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022,115:105269.
- [21] 龚俊, 张月义, 陈思戢, 等. 基于 SWT 与改进卷积神经网络的轴承故障诊断[J]. *现代电子技术*, 2024,47(6): 68-74.
- [22] ANDÉN J, MALLAT S. Deep scattering spectrum[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014,62(16):4114-4128.
- [23] MALLAT S. Group invariant scattering[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2012,65(10):1331-1398.
- [24] MAVROFORAKIS M E, THEODORIDIS S. A geometric approach to Support Vector Machine (SVM) classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006,17(3):671-682.
- [25] 代永潇, 李晓萌, 范丽亚. 改进的非线性 RMPSVM 及 TMPSVM[J]. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2022,35(5):8-20.
- [26] CHANG R Y, PODGURSKI A, YANG J. Case Western Reserve Univ., Cleveland, OH[J]. *Software Engineering IEEE Transactions*, 2008,34:579-596.
- [27] 李可, 熊檬, 宿磊, 等. 基于改进深层极限学习机的故障诊断方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2020,40(6):1120-1127.
- [28] 文征, 段俊勇, 杨化林. 基于改进麻雀搜索算法优化 SVM 的轴承故障诊断研究[J]. *舰船电子工程*, 2023,43(9):151-155.
- [29] 刘杰, 谭玉涛, 杨娜, 等. SSA-SqueezeNet 在轴承损伤程度识别中的应用[J]. *工业工程与管理*, 2024,29(3):78-88.
- [30] 田心平, 钱云祥, 张浩楠, 等. 基于自适应降噪和改进 CNN 的轴承故障诊断方法[J]. *机电工程技术*, 2024,53(1):228-232,252.

(责任编辑:赵海军)

(上接第 515 页)

- [18] 韩涛, 贺威, 代俊, 等. 基于无标度网络的车联网连通性研究[J]. *通信学报*, 2021,42(4):100-108.
- [19] MAGABLEH A M, ALDALGAMOUNI T, BADARNEH O, et al. Performance of non-orthogonal multiple access (NOMA) systems over n-nakagami-m multipath fading channels for 5G and beyond[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022,71(11):11615-11623.
- [20] KARAGIANNIDIS G K, SAGIAS N C, MATHIOPOULOS P T. N * nakagami: a novel stochastic model for cascaded fading channels [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2007,55(8):1453-1458.
- [21] KIM I, JEONG J, OH Y, et al. Analyzing GCN aggregation on GPU[J]. *IEEE Access*, 2022,10:113046-113060.
- [22] ABDELRAOUF A, ABDEL-ATY M, MAHMOUD N. Sequence-to-sequence recurrent graph convolutional networks for traffic estimation and prediction using connected probe vehicle data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023,24(1):1395-1405.
- [23] ZHANG J, LU J, WANG C, et al. Hyperspectral and multispectral image fusion via superpixel-based weighted nuclear norm minimization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023,61(8):1-12.
- [24] 曹书博, 高志贺, 李玉芳, 等. 基于 MDT-Net 的物联网安全性能智能预测[J]. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2023,36(6):18-26.

(责任编辑:赵海军)