

基于 STFT-SWT 双通道 CNN 与 SVM 的 涡旋压缩机故障诊断

刘 涛¹, 范亚南¹, 徐智为¹, 夏泽洲¹, 朱 翔²

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730500)

(2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州, 730500)

摘要 针对难以从涡旋压缩机非线性、非平稳的振动信号中提取丰富故障特征信息的问题, 基于短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, 简称 STFT)、同步压缩小波变换 (synchrosqueezed wavelet transforms, 简称 SWT)、深度卷积神经网络及支持向量机分类理论, 提出了一种 STFT-SWT 双通道卷积神经网络 (convolutional neural networks, 简称 CNN) 与支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM) 相结合的涡旋压缩机故障诊断方法。首先, 对采集到的涡旋压缩机振动信号分别进行 STFT 和 SWT 时频分析, 生成短时傅里叶变换特征图和同步压缩小波变换图; 其次, 构建双通道卷积神经网络模型, 将 STFT 时频图和 SWT 时频图分别输入两条独立卷积通道提取故障特征; 然后, 在特征融合层对两条通道提取的互补特征进行融合; 最后, 将融合后的高维特征输入支持向量机分类器进行状态识别, 利用 SVM 优异的小样本分类能力实现故障类型的精准判别。在涡旋压缩机故障数据集上设计 5 组对比实验, 将所提模型分别与单通道、双通道卷积神经网络模型以及其他经典故障诊断模型进行比较分析。结果表明, 所提出模型能够有效挖掘振动信号中的深层故障特征, 实现不同故障状态的准确识别, 其诊断性能优于其他对比模型, 平均准确率达到 96.96%。

关键词 涡旋压缩机; 故障诊断; 卷积神经网络; 支持向量机

中图分类号 TH45

0 引 言

涡旋压缩机是一种绿色、高效且节能的机械装置, 广泛应用于空调制冷、汽车增压器、新能源汽车和食品冷藏等工业领域^[1]。涡旋压缩机的运行状态直接影响其可靠性。及时检测、预报故障并进行预防性维修, 对于保障系统的安全运行至关重要。

在故障诊断过程中, 丰富的故障特征信息对故障模式的识别与分类效果有显著影响^[2-7]。由于涡旋压缩机的独特结构及其运行机理, 传感器只能安装在壳体外部来接收振动信号, 增加了故障特征提取的难度。因提取的故障特征信息不足, 传统基于信息熵的故障诊断方法难以达到较高的准确率。随着具有强大数据特征提取能力的卷积神经网络的广泛应用, 弥补了信息熵方法的不足。刘涛等^[8]利用 CNN 结合多尺度注意力机制提取故障特征, 取得了类似的诊断效果。然而, 由于涡旋压缩机工作时产生的振动信号具有非线性和非平稳的特性, 现有方

法难以有效提取其中丰富的故障特征。

近年来, 结合时频信号处理的深度学习方法, 特别是采用时频图结合 CNN 提取故障特征信息, 在机械零部件的故障诊断中取得了显著成果。雷亚国等^[9]提出了面向机械设备通用健康管理的智能运维大模型, 实现了机械设备不同故障类型的诊断和健康状态的预测。周海超等^[10]提出了一种融合注意力机制的抗噪一维卷积神经网络的旋转车轮动平衡健康状态监测方法。文献[11-12]提出了基于卷积深度置信网络与改进核极限学习机的滚动轴承故障智能识别方法。时频图能够更加清晰地展现振动信号在时域、频域以及时频域中的特征信息, 提供丰富的故障特征。然而, 仅使用单一的信号处理方法可能导致原始振动信号特征丢失, 且模型无法充分学习处理后的信号特征。此外, 参数选择不当也会降低模型性能。

为了从涡旋压缩机产生的不平稳振动信号中有效提取丰富的故障特征信息, 笔者提出了一种基于

* 国家自然科学基金资助项目 (52265034)

收稿日期: 2024-07-01; 修回日期: 2024-11-11

双通道卷积神经网络与SVM相结合的故障诊断方法。首先,该模型采用两种经典信号处理方法,即STFT和SWT对原始振动信号进行预处理,将处理得到的特征图分别输入至双通道CNN的两个分支中;其次,将两个通道提取的特征进行融合,并输入到SVM分类器中,利用SVM优越的分类性能实现对故障类型的准确识别。该方法有效解决了涡旋压缩机故障数据中特征信息不足所导致的泛化能力与诊断性能较差的问题,显著提升了故障诊断模型的整体准确性与可靠性。

1 基础理论

1.1 短时傅里叶变换

STFT是时频分析法中应用较为广泛的处理方法,其可以得到不同时间、频率处信号的幅值和相位,具有可较好地分析实际音频信号非平稳非线性的特点。计算公式为

$$S_{\text{STFT}_x}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t-\omega)e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

其中: $x(t)$ 为时域信号; $h(t-\omega)$ 为窗函数。

STFT中窗函数的种类、窗的宽度等参数对转换结果有较大影响,选择合适的窗函数可以有效降低转换时的频谱泄漏以及频谱间的相互干扰。同时,窗的宽度决定了时域与频域之间的相对分辨能力。

1.2 同步压缩小波变换

SWT是一种时频重分配方法,能够有效改善传统小波变换中时频模糊的问题,从而提升时频分辨率。SWT的具体实现过程如下。

定义连续小波变换(continuous wavelet transform,简称CWT)。设 $s(t)$ 为时间函数,则CWT表达式为

$$W_s(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{\mathbb{R}} s(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) dt \quad (2)$$

其中: ψ^* 为满足小波可容性条件的小波基函数; α 为尺度因子,且 $\alpha > 0$; τ 为时间参数。

将 $W_s(\alpha, \tau)$ 从尺度-时间平面同步压缩到频率-时间平面,得到SWT的表达式为

$$T_s(\omega_1, \tau) = \alpha^{-3/2} \int_{A(\tau)} W_s(\alpha, \tau) d\alpha \quad (3)$$

其中: $A(\tau) = \{\alpha / W_s(\alpha, \tau) \neq 0\}$ 。

1.3 卷积神经网络

CNN以其优异的局部关联信息表征能力以及对二维数据的处理功能,已在图像识别、故障诊断等领域得到了广泛应用^[13]。该方法的核心思想是通过卷积操作逐层提取输入数据的特征,从而实现对复杂数据的分层解析与准确表征。图1为CNN结构示意图。

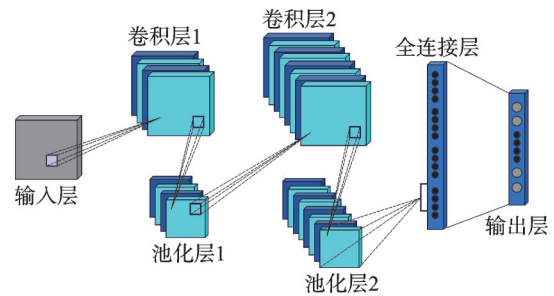


图1 CNN结构示意图

Fig.1 CNN structure schematic

1.4 支持向量机

SVM是一种经典的监督学习算法,常用于分类与回归分析,其核心是通过样本特征构建最优分类超平面。

本研究综合了多种算法的优势,利用改进的双通道CNN对经过STFT和SWT处理后的图像进行特征提取,并以SVM作为分类器,对涡旋压缩机的故障类型进行识别。该方法能够提取更为全面的故障特征信息,有效提升分类器的精度,进而提高故障诊断模型的整体准确率。

2 基于STFT-SWT双通道CNN与SVM的涡旋压缩机故障诊断方法

2.1 故障诊断模型

笔者提出了一种基于STFT-SWT双通道CNN与SVM相结合的涡旋压缩机故障诊断方法。图2为STFT-SWT双通道CNN与SVM涡旋压缩机故障诊断模型示意图。首先,在输入模块中,将采集到的涡旋压缩机原始振动信号分别进行STFT和SWT处理,生成短时傅里叶变换特征图和同步压缩小波变换图;其次,在两条通道中分别输入卷积核大小为 3×3 和 5×5 的卷积块进行特征提取;然后,在特征提取模块的融合层中,将两个通道所提取

的故障特征进行融合;最后,将全连接层的结果在 SVM 分类器中进行分类。此外,在全连接层和分类

层之间加入丢弃层,随机剔除部分网络参数,以防止模型过拟合。

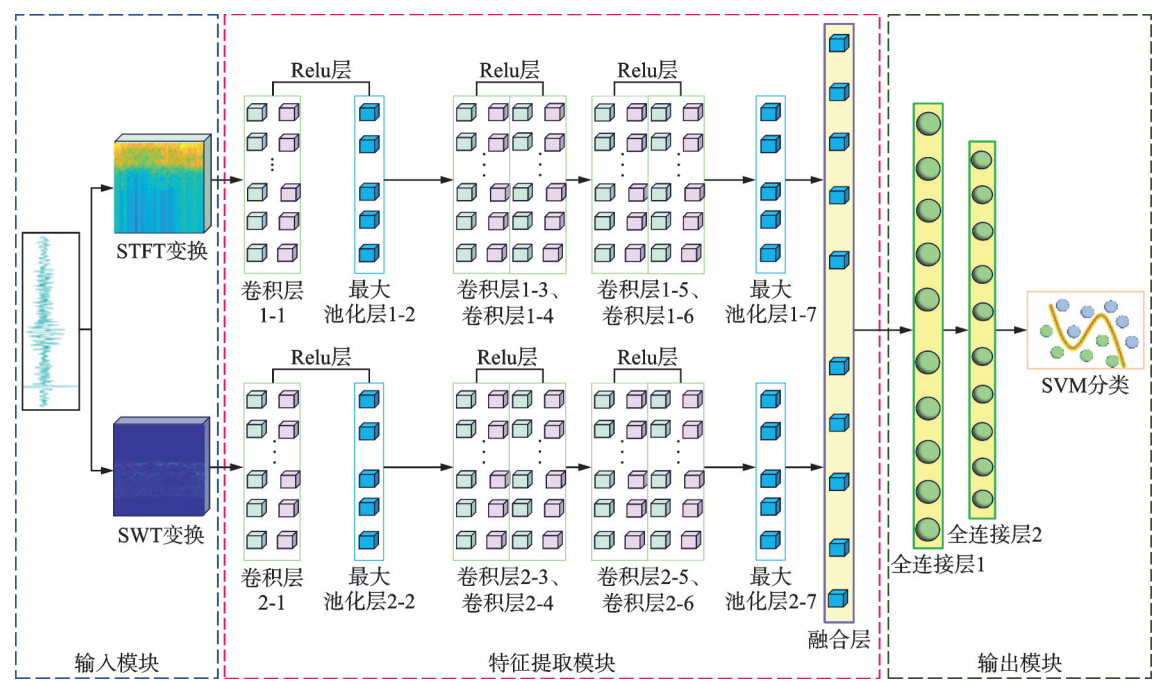


图2 STFT-SWT 双通道 CNN 与 SVM 涡旋压缩机故障诊断模型示意图

Fig.2 STFT-SWT two-channel CNN and SVM scroll compressor fault diagnosis model schematic diagram

2.2 STFT-SWT 双通道 CNN 与 SVM 的故障诊断方法流程

笔者提出的 STFT-SWT 双通道 CNN 与 SVM 的涡旋压缩机故障诊断方法流程如下：

- 1) 在涡旋压缩机样机安装传感器以及数据采集装置采集振动信号,作为后续诊断的基础数据；
- 2) 将采集的振动信号设置合适的参数,通过 STFT 和 SWT 将其转换为特征图,并划分为训练集和测试集；
- 3) 设置双通道卷积神经网络参数,并将 SVM 分类器融入到模型中,用于后续训练测试；
- 4) 将训练集数据输入到 STFT-SWT 双通道 CNN 与 SVM 的网络模型进行训练,检测准确率以及损失函数值的变化；
- 5) 通过多次训练得到模型的最优参数并记录用于最终诊断；
- 6) 将测试集数据输入训练好的模型中,得到最终的故障诊断结果。

3 实验验证

3.1 实验数据

本研究实验数据来自兰州理工大学涡旋机械研

究所的涡旋压缩机样机,如图 3 所示。该样机的工作转速为 3 120 r/min,采样频率为 2 kHz。实验设备包括 YD-5-2 和 YD-8 压电传感器,PCI-6221 数据采集装置以及 FRN55P11S-4CX 型变频器。

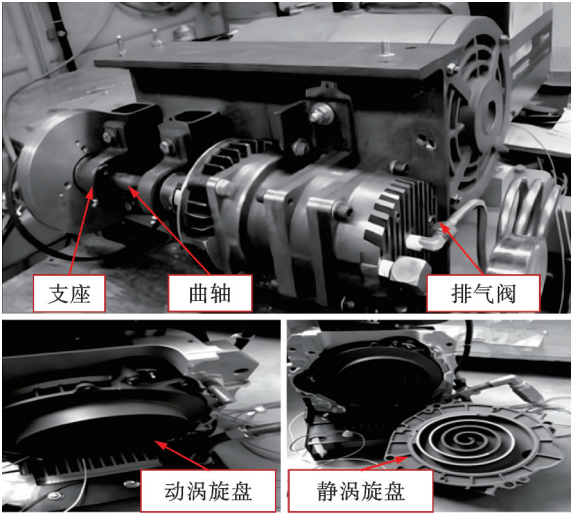


图3 涡旋压缩机样机

Fig.3 Prototype of scroll compressor

图 4 为硬件系统结构图。为准确测得振动信号,对涡旋压缩机核心元器件所在部位、机身顶部和底部以及电机所在位置等关键位置安装传感器。涡旋压缩机振动测试点如图 5 所示。

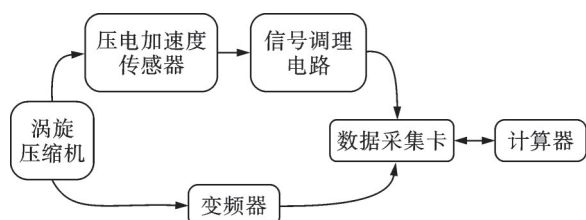


图4 硬件系统结构图

Fig.4 Hardware system structure diagram

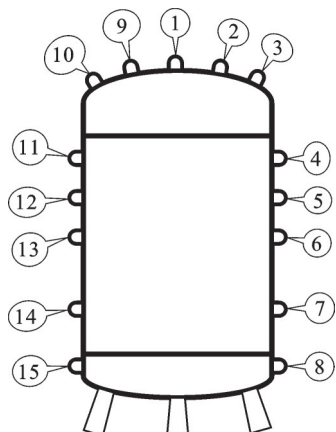


图5 涡旋压缩机振动测试点

Fig.5 Scroll compressor vibration test point

仿真实验在 Windows 10 系统、AMD Ryzen 7 5800H 处理器、16GB 内存的计算机上进行,采用 MATLAB 编程,并利用其深度学习工具箱实现。

涡旋压缩机在运行过程中,受设计、材料、制造工艺及安装等因素的影响而发生故障。通过样机实

验和实际工作发现,故障的主要原因包括电机输入功率不当、液击现象、长时间高温过热以及润滑不足等。这些问题会引发噪声、振动和零件磨损,从而导致设备故障。例如:吸排气时产生的高压气体会导致进、出气阀的故障;动涡旋盘的磨损可能引发不平衡现象;曲轴与轴承配合出现偏心转动,从而产生振动,长期摩擦则会造成曲轴磨损,影响动、静涡旋盘的位置,导致机械装配件松动。这些因素导致出现以下常见的7种故障类型:轴承松动故障(bearing looseness failure,简称BLF)、进气阀故障(inlet valve failure,简称IVF)、出气阀故障(outlet valve failure,简称OVF)、转子不平衡故障(rotor imbalance failure,简称RIF)、曲轴磨损故障(crankshaft wear failure,简称CWF)、涡旋盘故障(scroll disk failure,简称SDF)和机械装配件故障(mechanical assembly failure,简称MALF)。

3.2 信号预处理

经过信号采集和初步降噪,得到的原始振动信号如图6所示。分别采用STFT和SWT的信号处理方法对原始振动信号进行处理。STFT使用汉明窗函数,窗宽设为80,窗重叠宽度为4,最终将每个采样点转换为 625×625 的短时傅里叶变换图,如图7所示。利用SWT对信号进行同步压缩小波变换,结果如图8所示。

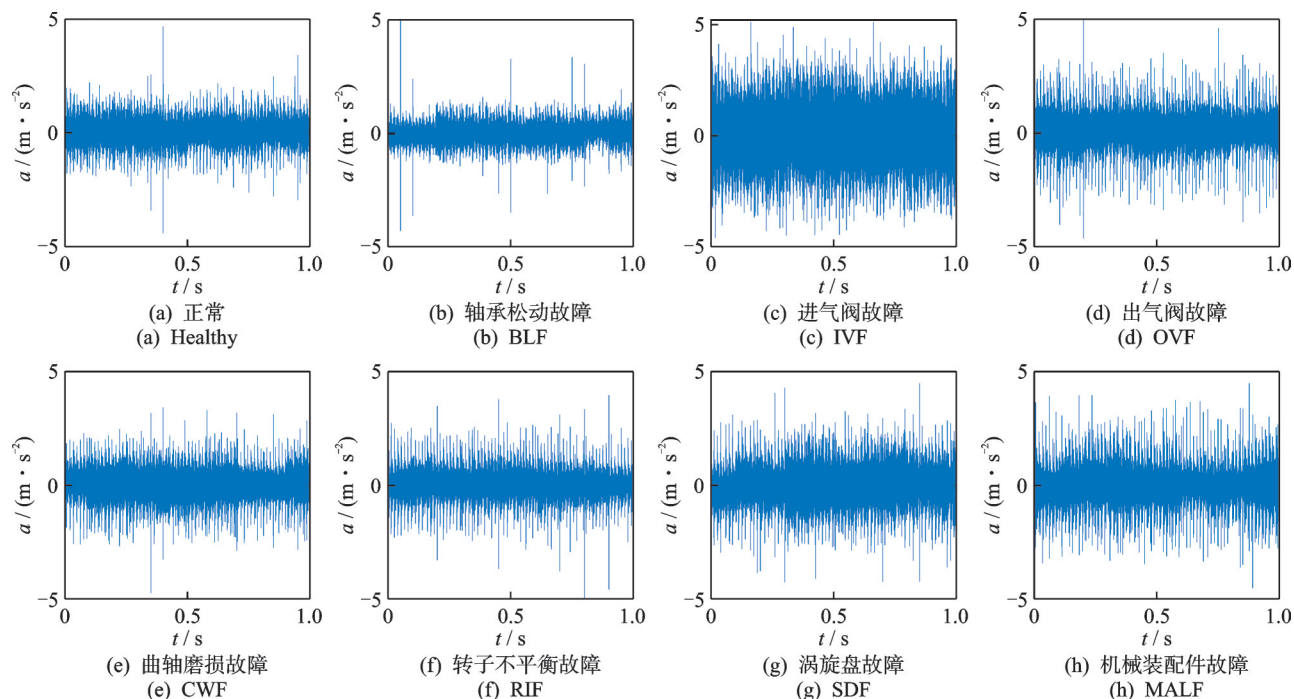


图6 原始振动信号图

Fig.6 Original vibration signal diagram

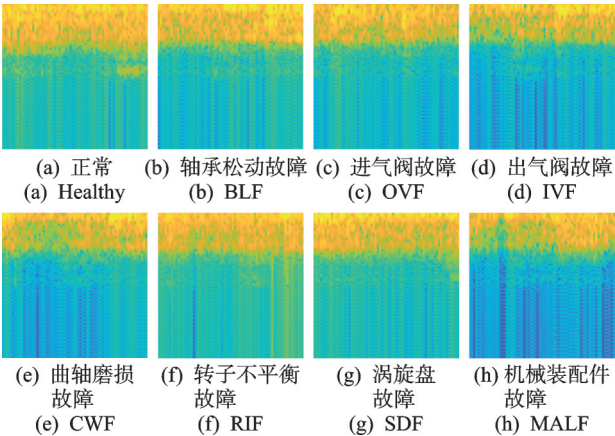


图 7 短时傅里叶变换图
Fig.7 Short-time Fourier transform chart

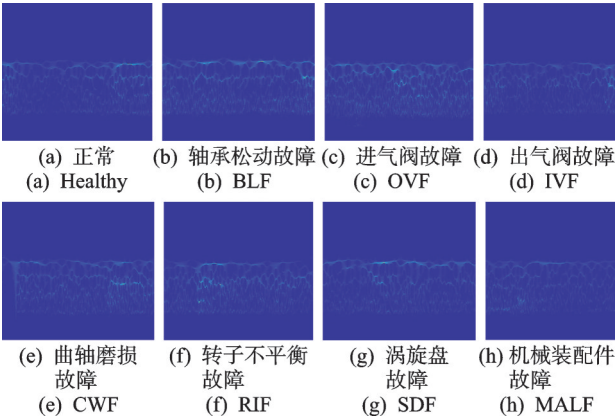


图 8 同步压缩小波变换图
Fig.8 Compressed wavelet transform

3.3 数据集划分

数据集包含8种状态类别,即1种正常状态与7种故障状态。每种类型包含700个样本,共5 600个样本,按照7:3的比例将数据集划分为数量为490个训练集样本和210个测试集样本。为便于模型训练与分类,将样本标签转换为对应的数字编码。1~8分别代表正常(Healthy)、轴承松动故障(BLF)、进气阀故障(OVF)、出气阀故障(IVF)、曲轴磨损故障(CWF)、转子不平衡故障(RIF)、涡旋盘故障(SDF)以及机械装配故障(MALF)。

3.4 诊断结果与分析

3.4.1 混淆矩阵与 t-SNE 可视化对比分析

为了全面评估所提出模型的诊断性能,利用混淆矩阵对模型性能进行评估。提出模型的混淆矩阵如图9所示。将测试集样本输入模型进行训练,得到预测标签,采用t-SNE技术将故障信号中高维特

征向量进行降维可视化处理。图10为在相同数据样本数和参数条件下的t-SNE可视化对比结果。

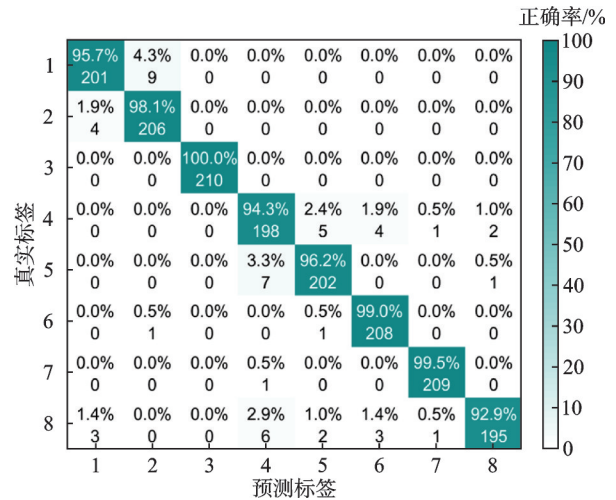


图 9 混淆矩阵
Fig.9 The obfuscation matrix

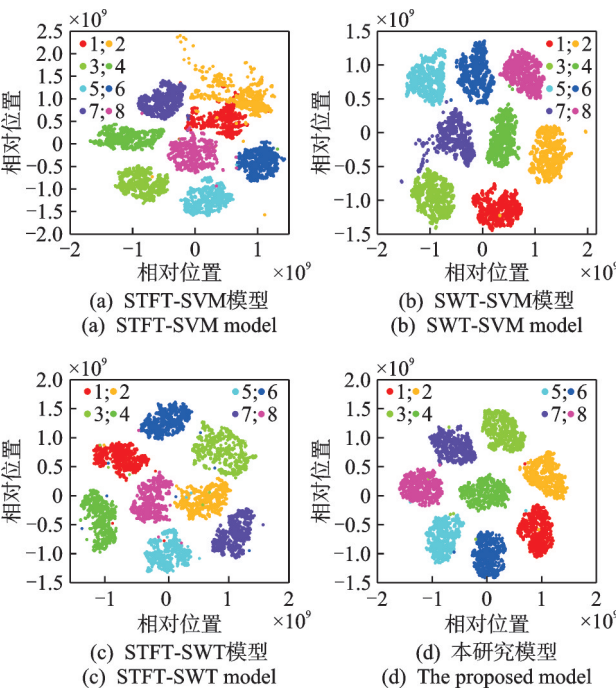


图 10 t-SNE 可视化对比结果
Fig.10 T-SNE visualization results contrast

通过对比发现,双通道CNN模型相较于单通道模型具有更高的诊断准确率,能够提取出更丰富的故障特征。同时,由于所采用的SVM分类器相较于传统卷积神经网络的Softmax分类器具有更强的分类能力,因而分类效果更优。将双通道STFT-SWT模型与提出模型进行对比,发现提出模型不仅能够提取更丰富的故障特征,还在分类效果上表现出色。

3.4.2 准确率与有效性分析

为了避免实验结果的偶然性、提高结果的可信性^[14],在相同参数设置下,分别对单通道 STFT-SVM、单通道 SWT-SVM 以及双通道 STFT-SWT 模型进行了 5 组对比实验。单通道和双通道故障诊断模型识别准确率如表 1 所示。结果表明,所提方法的准确率优于其他算法,平均诊断准确率达到 96.96%,其中最高达到了 97.17%。

表 1 单通道和双通道故障诊断模型识别准确率

Tab.1 Recognition accuracy of single-channel and dual-channel fault diagnosis models %

编号	STFT-SVM	SWT-SVM	STFT-SWT	提出方法
1	91.94	90.57	92.77	97.17
2	91.57	90.43	94.35	96.92
3	90.49	91.54	91.28	97.12
4	91.27	89.65	93.56	96.83
5	90.54	90.26	91.17	96.79
平均值	91.16	90.49	92.63	96.96

将提出的故障诊断模型与上述 3 种模型进行损失值比较。在训练过程中共进行 30 轮迭代,验证频率设置为每 50 次迭代 1 次,达到最大训练轮数时停止迭代。测试集损失值如图 11 所示。损失值越小,表明模型性能越好。图 11 中的局部放大图显示,在相同迭代次数下,所提出模型在前期的损失值较小,收敛速度更快。总体来看,所提出的时频双通道 CNN 模型的特征提取和聚类能力明显优于单通道模型,损失曲线稳定且接近于 0,整体表现优于其他 3 种方法。

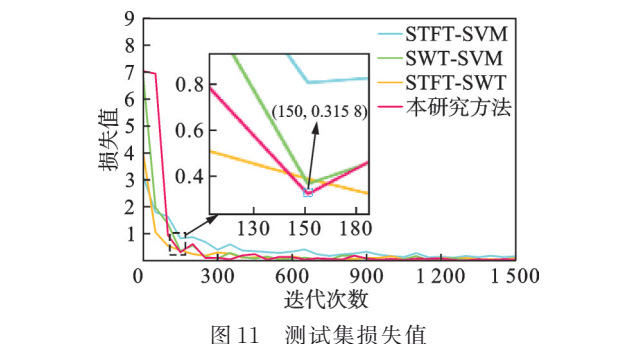


图 11 测试集损失值

为进一步验证提出模型的有效性,将其与 CNN、RESnet、CNN-LSTM、CNN-BIGRU 和 CNN-SVM 等经典故障诊断模型在相同参数情况下进行对比。各类经典故障诊断模型识别准确率如表 2 所示。诊断数据准确率对比如图 12 所示。

可以看出,所提方法能够提取更加丰富的故障特征,且准确率和分类效果均为最优。

表 2 各类经典故障诊断模型识别准确率

Tab.2 Recognition accuracy of various classical fault diagnosis models %

方法	CNN	RESnet	CNN-LSTM	CNN-BIGRU	CNN-SVM
STFT	89.00	89.50	87.02	89.00	91.16
SWT	89.22	87.52	85.36	89.50	90.49
STFT-SWT	92.63	91.26	90.60	92.00	96.96

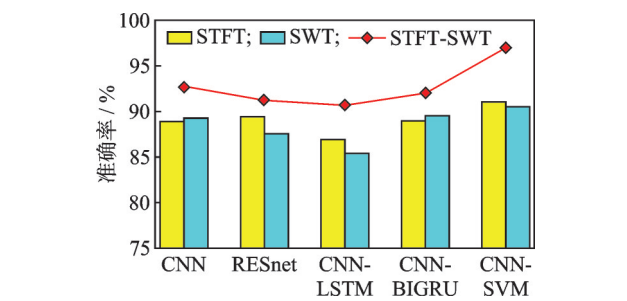


图 12 诊断数据准确率对比

Fig.12 Comparison of diagnostic data accuracy

4 结 论

1) 利用 STFT、SWT 两种处理方法的互补性,对涡旋压缩机振动信号进行特征提取,并进行特征融合,通过双通道 CNN-SVM 模型实现故障诊断。该方法能够减少不同特征之间的混淆干扰,充分提取故障特征信息并在融合层进行特征融合。模型结合 SVM 分类器对结果进行分类,得到较好的分类效果。

2) 在涡旋压缩机故障数据集上,通过 5 组实验将本研究方法与单通道 STFT-SVM、单通道 SWT-SVM 以及双通道 STFT-SWT 模型进行对比,验证其有效性。

3) 与其他经典故障诊断模型 RESnet、CNN-LSTM 及 CNN-BIGRU 的对比实验结果表明,所提出的 STFT-SWT 双通道 CNN-SVM 模型识别准确率最高,平均准确率达到 96.96%。

参 考 文 献

[1] MATEU-ROYO C, NAVARRO-ESBRÍ J, MOTABILONI A, et al. Experimental exergy and energy analysis of a novel high-temperature heat pump with scroll compressor for waste heat recovery [J]. Applied Energy, 2019, 253: 113504.

- [2] LI B, LI Z, HE D. A fully automatic bearing fault diagnosis method based on an improved polar coordinate image texture[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025(224): 112036.
- [3] ZHAO D, SHAO D, CUI L. CTNET: a data-driven time-frequency technique for wind turbines fault diagnosis under time-varying speeds[J]. ISA Transactions, 2024(154): 335-351.
- [4] YAN X, JIANG D, XIANG L, et al. CDTFAFN: a novel coarse-to-fine dual-scale time-frequency attention fusion network for machinery vibro-acoustic fault diagnosis[J]. Information Fusion, 2024, 112: 102554.
- [5] SUN S, XIA X, ZHOU H. Bearing fault diagnosis under time-varying speeds with limited samples using frequency temporal series graph and graph generative classified adversarial networks[J]. Neurocomputing, 2025(647): 130613.
- [6] REN Z, GAO D, ZHU Y, et al. Generative adversarial networks driven by multi-domain information for improving the quality of generated samples in fault diagnosis [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 124: 106542.
- [7] ZENG L, JIAN J, CHANG X, et al. A meta-learning method for few-shot bearing fault diagnosis under variable working conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(5): 056205.
- [8] 刘涛, 麻德权. 基于 CBAM-CNN 的涡旋压缩机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(5): 900-906.
LIU Tao, MA Dequan. Fault diagnosis of scroll compressor based on improved CBAM-CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(5): 900-906. (in Chinese)
- [9] 雷亚国, 李熹伟, 李响, 等. 面向机械设备通用健康管理的智能运维大模型[J]. 机械工程学报, 2025, 61(6): 1-13.
LEI Yaguo, LI Xiwei, LI Xiang, et al. Research on large model for general prognostics and health management of machinery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(6): 1-13. (in Chinese)
- [10] 周海超, 关浩东, 王国林, 等. 改进抗噪 1D-CNN 的旋转车轮动平衡状态监测[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(2): 309-315.
ZHOU Haichao, GUAN Haodong, WANG Guolin, et al. Dynamic balance state monitoring of rotating wheels based on improved noise resistant 1D-CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(2): 309-315. (in Chinese)
- [11] 向玲, 苏浩, 胡爱军, 等. CDBN-IKELM 的轴承变工况故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(3): 432-438.
XIANG Ling, SU Hao, HU Aijun, et al. Bearing fault diagnosis based on CDBN-IKELM under varying conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(3): 432-438. (in Chinese)
- [12] DENG L, ZHANG Y, ZHAO C, et al. Dual-path multi-scale attention residual network for fault diagnosis of rolling bearings under complex operating conditions [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(8): 086106.
- [13] 唐伯宇, 邵星, 王翠香, 等. 基于双通道 CNN 与 SSA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2024, 41(9): 1626-1635.
TANG Baiyu, SHAO Xing, WANG Cuixiang, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on dual channel CNN and SSA-SVM [J]. Control Theory & Applications, 2024, 41(9): 1626-1635. (in Chinese)
- [14] 张永强, 顾晓华, 杨杰. 航空发动机多源异构信息融合诊断新方法[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(1): 186-192.
ZHANG Yongqiang, GU Xiaohua, YANG Jie. A new method of diagnosis using multi-source heterogeneous information fusion in aero-engine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(1): 186-192. (in Chinese)



第一作者简介:刘涛,女,1971年7月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械设计理论与方法、复杂型面精密制造、机械测试技术与信号处理。曾发表《信息熵融合的 PSO-SVC 涡旋压缩机故障诊断》(《振动、测试与诊断》2022 年第 42 卷第 1 期)等论文。

E-mail: liutao1971@lut.edu.cn