

# 基于改进 SE-ResNet-BiLSTM 的航空发动机 中介轴承故障诊断

郁万康<sup>1,3</sup>, 冷子文<sup>2</sup>, 高军伟<sup>1,3</sup>, 车鲁阳<sup>1,3</sup>

(1. 青岛大学自动化学院, 山东青岛, 266071; 2. 日照市特种设备检验科学研究院, 山东日照, 276800;  
3. 山东省工业控制技术重点实验室, 山东青岛, 266071)

**摘要** 针对现阶段航空发动机中介轴承振动信号易受噪声干扰, 故障特征难提取导致的故障诊断精度较低的问题, 提出一种基于改进残差注意力网络和双向长短期记忆神经网络(BiLSTM)的航空发动机中介轴承故障诊断方法。首先, 将原始振动信号作为模型输入, 利用一维宽卷积从原始数据中提取局部空间特征并抑制高频噪声; 然后, 使用结合改进通道注意力的残差网络增强模型对重要特征的关注, 减少模型运算量, 将处理后的特征输入到 BiLSTM 中, 进一步提取时序相关性特征; 最后, 将特征输入到 Softmax 层进行故障分类。使用哈工大航空发动机中介轴承数据集进行实验验证, 结果表明, 即使在信噪比为 -4 dB 的高噪声环境, 所提模型仍能保持 98.64% 的诊断精度, 优于其他对比模型, 证明该模型具有更好的特征提取能力和抗噪性。

**关键词** 航空发动机; 中介轴承; 故障诊断; 残差网络; 双向长短期记忆神经网络

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.06.005

**中图分类号** V263.6 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)06-0035-08

## A Fault Diagnosis for Inter-Shaft Bearing of Aero-Engine Based on Improved SE-ResNet-BiLSTM

YU Wankang<sup>1,3</sup>, LENG Ziwen<sup>2</sup>, GAO Junwei<sup>1,3</sup>, CHE Luyang<sup>1,3</sup>

(1. College of Automation, Qingdao University, Qingdao 266071, Shandong, China;  
2. Rizhao Special Equipment Inspection Science Research Institute, Rizhao 276800, Shandong, China;  
3. Shandong Provincial Key Laboratory of Industrial Control Technology, Qingdao 266071, Shandong, China)

**Abstract** Aimed at the problems that fault diagnosis is low to accuracy caused by extracting fault features difficultly, and vibration signals of inter-shaft bearing on aero-engine are susceptible to noise interference at present, a fault diagnosis method is proposed for aero-engine inter-shaft bearing based on the improved residual attention network and bidirectional long short-term memory neural network(BiLSTM). Firstly, taking the original vibration signal as a model input, the local spatial features are extracted from the raw data by utilizing one-dimensional wide convolution, and the high-frequency noise is suppressed. And then, a residual network in combination with the improved channel attention is utilized for enhancing model attention to important features and reducing model com-

**收稿日期**: 2024-05-17

**基金项目**: 山东省自然科学基金(ZR2019MF063)

**作者简介**: 郁万康(2000-), 男, 山东临沂人, 硕士生, 研究方向为深度学习与故障诊断。E-mail: 18354901515@163.com

**通信作者**: 高军伟(1972-), 男, 山东临沂人, 教授, 研究方向为模式识别与智能系统。E-mail: qdgao163@163.com

**引用格式**: 郁万康, 冷子文, 高军伟, 等. 基于改进 SE-ResNet-BiLSTM 的航空发动机中介轴承故障诊断[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(6): 35-42. YU Wankang, LENG Ziwen, GAO Junwei, et al. A Fault Diagnosis for Inter-Shaft Bearing of Aero-Engine Based on Improved SE-ResNet-BiLSTM[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(6): 35-42.

computational complexity, and the processed features are input into BiLSTM to further extract temporal correlation features. Finally, the features are input into the Softmax layer for fault classification. The experimental validation is conducted by using the Harbin Institute of Technology Aeroengine intershaft bearing dataset, and the results show that the proposed model can maintain the diagnostic accuracy of 98.64% even in the high noise environment with the signal-to-noise ratio of -4 dB, is prior to the other comparative models, and has the better ability to extract features and resist noise.

**Key words** aero-engine; inter-shaft bearing; fault diagnosis; residual network; bidirectional long short-term memory network

航空发动机作为航空飞行器核心部件之一,其健康状态直接关系到飞机的稳定运行<sup>[1]</sup>。在双转子航空发动机中,中介轴承是至关重要的承载部件之一<sup>[2]</sup>。长期工作在高转速、强噪声、强振动等恶劣环境下,中介轴承极易发生故障,影响航空发动机的正常工作。又因为航空发动机结构复杂,工况多变,难以提取故障信号。因此,研究高转速下的航空发动机中介轴承的故障诊断方法,有助于及时识别轴承的早期小故障特征,避免事故发生。

目前,航空发动机轴承的诊断方式包括振动信号检测、滑油检测和声发射检测等<sup>[3]</sup>。振动信号由于灵敏度高、可靠性强且技术成熟而被广泛应用,利用振动信号进行轴承故障诊断的方法主要有基于信号分析和基于数据驱动等方法<sup>[4]</sup>。在轴承研究方面,国内对于滚动轴承的故障诊断研究较多,而对航空发动机的中介轴承研究较少,且大多都是基于振动信号分析的方法,即通过时频分析、小波分解等方法提取能反映出某种故障的信号特征,以此对故障进行诊断<sup>[5]</sup>。文献[6]采用拉普拉斯小波和正交匹配追踪算法进行噪声条件下的中介轴承特征提取。文献[7]提出一种结合信息融合、小波变换、奇异值分解和互相关函数的算法,可以实现对中介轴承的信号去噪、增强重构和故障特征提取。上述方法应用过程中需要复杂的信号处理,并依靠专家经验进行故障识别和分类,很难实时、准确地进行轴承的故障诊断。

随着物联网的快速发展和工业数字化转型的加速,数据驱动的诊断方法受到国内外学者的广泛关注<sup>[8]</sup>。航空发动机运行过程中会产生海量数据,而卷积网络适合处理大量数据,能够有效提取特征。文献[9]提出一种将马尔可夫转移场和卷积神经网络结合的新方法,能够自动学习数据特征,用于滚动轴承的故障诊断。文献[10]针对小样本问题,结合残差网络(residual network, ResNet),开发了一种连体多尺度残差特征融合网络,通过实验证明了其在小样本条件下故障诊断的有效性。但是,卷积网络中的卷积运算主要针对局部感受野,容易忽视全局信息。注意力机制是一种可以捕捉全局感受野的方法,通过对不同特征赋予不同权重,提取更重要的局部特征。文献[11]将压缩与激励网络(squeeze and excitation net-

work, SENet)引入卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),融合多源信号,实现滚动轴承故障的精准诊断。

航空发动机的实际工作环境多变复杂且噪声干扰严重,这对故障诊断模型的抗噪能力提出了更高要求。为充分利用上述所提网络模型的优势,并弥补其不足,本文提出一种基于 ResNet、SENet 和 BiLSTM 相结合的故障诊断模型。该模型首先通过一层宽卷积核的卷积层来抑制高频噪声,然后通过嵌入改进通道注意力机制的残差模块充分提取振动信号重要特征,减少冗余特征,接着通过 BiLSTM 模块获取中介轴承在时间序列的依赖关系,保留时间序列有用特征,最后输入全连接层进行分类。通过实验验证,该算法在噪声环境下具有较高的精度和鲁棒性,可以准确诊断中介轴承的故障类型。

## 1 理论基础

提出的航空发动机中介轴承诊断模型主要由残差网络、双向长短时间记忆网络和一维通道注意力机制组成。

### 1.1 一维卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种具有卷积计算和深层结构的前馈神经网络,被广泛应用于图像处理和自然语言处理。一个典型的 CNN 主要由卷积层、池化层和全连接层组成<sup>[12]</sup>。CNN 通过局部连接和共享权值的方式对输入数据进行卷积和池化以提取特征。由于振动信号为一维时间序列,本文采用一维卷积(1DCNN)沿时间轴正方向对振动信号进行局部特征提取。卷积的运算可表示为:

$$F = f(W * X + b) \quad (1)$$

式中: $W$ 为卷积核的权重矩阵; $X$ 为输入数据向量; $b$ 为偏置向量; $f(\cdot)$ 为激活函数。

进行一维卷积时,可以使用 ConvBNAct 组合。首先,使用卷积层从输入提取特征;然后,将卷积层的输出通过批量归一化层进行归一化;最后,使用激活函数对归一化特征进行非线性变换。使用 ConvBNAct 组合可以提高模型的训练效率和鲁棒性<sup>[13]</sup>。

### 1.2 残差学习

通过大量堆叠卷积层和激活层可以得到具有高度非线性的 CNN,然而,随着网络层数的增加,梯度消失和梯度爆炸的风险增大,进而引发训练困难和过拟合等问题。为了缓解上述问题,引入带有恒等映射的残差学习<sup>[14]</sup>。残差块的结构使得残差网络的结构参数远小于同等层数的 CNN,提高了获取最优模型参数的能力。

由于 1D 卷积的操作令输入和输出特征具有不同的通道维度,使得 2 个特征无法直接相加,为了解决这个问题,利用核大小为 1×1 的 1D 卷积层对输入特征进行调整对齐<sup>[15]</sup>,结构如图 1 所示。

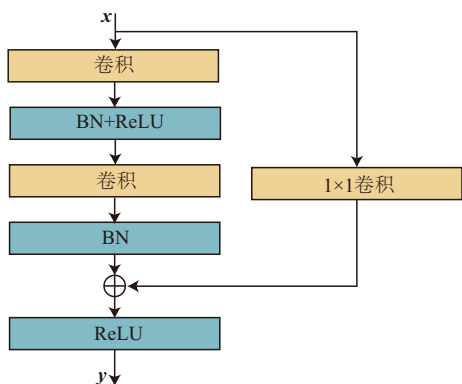


图 1 残差块结构

Fig. 1 Structure of residual block

图 1 中  $x$  为残差块的输入,  $y$  为残差块的输出。残差块的输出为 2 个通道的输出之和,其中一个通道用于学习输入的高级特征,另一个通道保留原始输入的基本成分。

### 1.3 双向长短期记忆网络

双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory network, BiLSTM)是在 LSTM 结构的基础上进行改进的变体,针对 LSTM 只能捕获前向依赖关系的缺点, BiLSTM 可以更好地捕获数据之间的前向和后向依赖关系<sup>[16]</sup>。单层 BiLSTM 由 2 个相反方向的 LSTM 组成:一个从前向后处理输入序列,一个从后向前处理输入序列。处理完成后, 2 个 LSTM 的输出被连接并传递到网络下一层,其网络结构如图 2 所示。

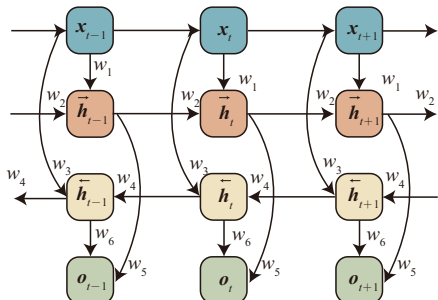


图 2 BiLSTM 网络结构

Fig. 2 BiLSTM network structure

其内部运算公式如下:

$$\begin{cases} \vec{h}_t = f(\omega_1 x_t + \omega_2 \vec{h}_{t-1}) \\ \overleftarrow{h}_t = f(\omega_3 x_t + \omega_4 \overleftarrow{h}_{t+1}) \\ o_t = g(\omega_5 \vec{h}_t + \omega_6 \overleftarrow{h}_t) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\vec{h}_t$ 、 $\overleftarrow{h}_t$ 、 $o_t$  分别为  $t$  时刻前向隐藏层状态、反向隐藏层状态和隐藏层状态的输出;  $x_t$  为  $t$  时刻输入的特征向量;  $f$  为 LSTM 单元函数;  $g$  为 ReLU 函数,  $w = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6)$  为权重向量。

### 1.4 一维通道注意力机制

近年来,注意力机制广泛应用于深度学习领域。其目的是减小不重要特征的权重,使网络更加关注重要的特征。文献[17]提出了压缩与激励网络(SENNet)结构,它可以使网络自适应地学习每个通道的重要性,选择性地增强有用特征通道的权重,以便后续充分利用这些特征进行故障诊断。由于它主要处理二维图像数据,因此对 SENet 进行改进以适应一维振动信号的特征提取。如图 3 所示, SENet 主要包含 3 部分操作: Squeeze、Excitation 和 Scale 操作。

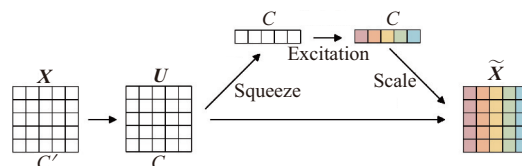


图 3 1D SE 结构

Fig. 3 Structure of 1D SE

首先进行 Squeeze 操作,将输入数据的维度进行压缩,将多维数据压缩成单一值,即进行全局感受野的池化操作,来捕获特征图中每个通道的全局信息。在这里进行改进,将原本用于处理图片分类的二维平均池化改为用一维全局平均池化代替。假设输入维度为  $L \times C$ , Squeeze 运算可表示为:

$$z_c = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L u_c(t) \quad (3)$$

式中:  $z_c$  为压缩后的输出;  $u_c$  为通道  $c$  的特征向量。

接着进行 Excitation 操作,通过一个小型的神经网络学习每个通道的重要性。具体为:先执行全连接操作以减少通道数量和计算复杂度,然后利用 ReLU 激活函数增强模型非线性能力,之后再次通过一次全连接操作将特征维度恢复到全局平均池化的特征维度,最后应用 sigmoid 函数得到特征映射。Excitation 操作可表示为:

$$s = \delta \{W_2 [\sigma(W_1 z)]\} \quad (4)$$

式中:  $W_1$  与  $z$  相乘表示第 1 层全连接操作;  $\sigma$  为 ReLU 激活函数,与  $W_2$  相乘为第 2 次全连接操作;  $\delta$  为 Sigmoid 函数,与其相乘结果为输出  $s$ 。

最后进行 Scale 操作,将各个通道的权值与原通道的特征相乘计算出加权后的输出特征。Scale 操作可表示为:

$$\mathbf{x}_c = s_c \mathbf{u}_c \quad (5)$$

本模型将注意力模块嵌入到残差网络中,缓解传统 CNN 造成的性能退化问题,同时重新计算其中各通道的权重,从混杂噪声的振动信号中聚焦重要特征。

## 2 模型搭建

为了处理真实背景下含有噪声的振动信号,提出一种基于改进 SE-ResNet-BiLSTM 的故障诊断模型。该模型将通道注意力机制、ResNet 网络及 BiLSTM 结合起来,充分提取了中介轴承振动信号的特征,其框架如图 4 所示。

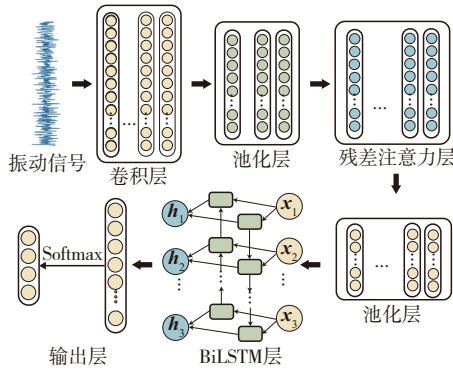


图 4 模型框架

Fig. 4 Framework of the model

本文模型首先将振动信号输入一层宽核卷积层。宽卷积核具有更大的感受野,有利于抑制实际工作环境中常见的高频噪声的干扰,随后通过嵌入了改进 SENet 的 ResNet 模块进一步提取特征。通过对输入信号特征进行加权通道注意力,模型可以更多地关注故障特征的影响。将残差结构和通道注意力相融合,提高模型的非线性特征提取能力。最后输入到 2 个 BiLSTM 层获取振动信号在时间序列上的依赖关系,得到的特征经 Softmax 分类输出诊断结果。

### 2.1 残差注意力模块

残差网络可以有效提取空间特征,促进信息传播,但不能区分特征的哪个通道对诊断更重要。因此设计了一种残差注意力模块,在残差网络中嵌入 SE 模块,自动学习通道间的依赖关系,并自适应调整每个通道的特征响应值,其结构如图 5 所示。

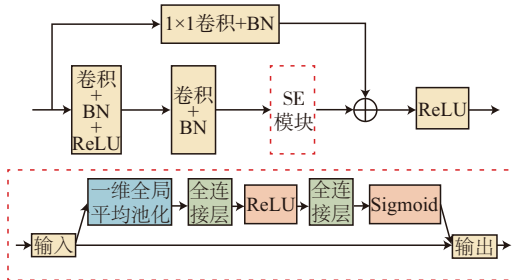


图 5 残差注意力模块结构

Fig. 5 Structure of residual attention module

由于 SE 模型多是针对  $H \times W \times C$  维度的特征图,因此对 SE 进行改进,选用一维全局平均池化代替二维全局平均池化,可以适应对振动信号的特征提取。在挤压部分,通过全局平均池化将  $L \times C$  维度的输入特征压缩为  $1 \times C$  维度的向量。在激励部分,通过 2 个全连接层和 2 层激活函数得到  $(0, 1)$  内的权重值,将原始通道与对应通道权重相乘,得到加权后的特征。

### 2.2 参数设置

经过多次实验,改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型的主要参数设置如表 1 所示。第 1 个卷积核大小设为  $128 \times 1$ ,可以保留信号低频成分而抑制高频噪声,其余的卷积核大小为  $3 \times 1$ ,目的是加强模型的非线性能力。激活函数为 ReLU,可以使神经元输出更稀疏,提高运行速度。池化类型为最大池化,以减小特征映射大小。在每个卷积层和 BiLSTM 层后面添加 BN 层,可以解决内部协变量移位问题,恢复数据的原始特征分布,提高训练过程中的稳定性,增强模型的抗噪能力。BiLSTM 由于噪声敏感性无法直接学习包含噪声的数据,因此使用宽卷积层和残差注意力模块滤除大部分噪声,保证 BiLSTM 能够正确学习信号的前后时序特征。最后将 BiLSTM 学习到的特征信息输入全连接层,使用 Softmax 函数进行分类,得到诊断结果。

训练过程中,采用交叉熵损失函数结合 Adam 优化算法进行反向传播,迭代次数设为 100 次,批次大小设为 128,模型初始学习率为 0.000 1,采用早停法进行训练,监控验证集的损失函数,当损失不再下降时提前停止训练,防止模型过拟合并提高泛化能力。记录训练过程中验证集精度最高时刻训练出的模型参数作为训练模型的最终参数。

表 1 模型参数设置

Tab. 1 Model parameter settings

网络层名称	参数设置	输出形状
输入		1 024 × 1
Conv	128/1,16	1 024 × 16
BN		1 024 × 16
Act	ReLU	1 024 × 16
Maxpool	2/2	512 × 16
SE-ResNet	3/1,32 3/1,64	512 × 64
Maxpool	2/2	256 × 64
BiLSTM	32	256 × 64
BN		256 × 64
BiLSTM	32	64 × 1
BN		64 × 1
输出	Softmax	4

### 3 实例分析

为验证改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型在中介轴承故障诊断中的有效性,基于 python3.8 和 Tensorflow2.5 框架进行实验验证。

#### 3.1 航空发动机中介轴承数据集描述

本文以哈尔滨工业大学 2023 年发布的航空发动机中介轴承数据集为实验数据,验证模型的有效性<sup>[18]</sup>。试验数据基于真实航空发动机试验台,如图 6 所示。试验场包含改装的航空发动机、电机驱动系统和润滑系统等。转子速度范围从 1 000~6 000 r/min,采样频率 25 000 Hz,采集的数据包括机壳的加速度振动信号和低压转子的位移振动信号。本文采用的中介轴承数据是在转子转速变化的条件下采集的机壳的振动加速度信号,共有 4 种不同损伤程度的工况进行故障诊断,包含正常工况、1.0 mm 内圈故障、0.5 mm 内圈故障、0.5 mm 外圈故障,每种工况选取 9 000 个样本构成样本集。将各状态的样本按 7:2:1 的比例分为训练集、验证集和测试集。数据集的具体信息如表 2 所示。

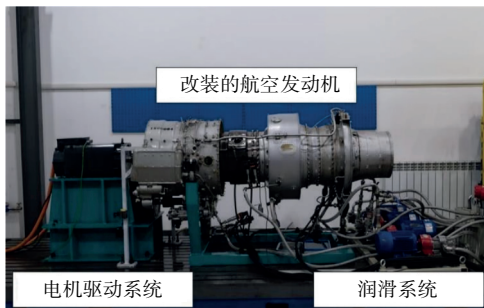


图 6 航空发动机试验台

Fig. 6 Test rig of aeroengine

表 2 中介轴承数据集

Tab. 2 Inter-shaft bearing dataset

标签	故障位置	故障程度/mm	样本总个数
0	正常	0	9 000
1	内圈	0.5	9 000
2	内圈	1.0	9 000
3	外圈	0.5	9 000

#### 3.2 实验设计及结果分析

由于中介轴承在运行中不能完全避免噪声的干扰,在实际工作环境中,噪声幅度过大时会掩盖原始数据特征。因此,需要验证所提模型在噪声环境中的有效性。

##### 3.2.1 数据预处理

首先需要将用于实验的中介轴承数据集进行样本切分、添加高斯白噪声及数据归一化等预处理

操作。

本文模型采用一维原始时域振动信号作为故障诊断的数据源,相较于二维图像,一维振动信号更简便且可以减少信号转换和处理过程中特征信息的损失<sup>[19]</sup>。其中,样本切分无重叠率,将加速度传感器采集到的数据每 1 024 个采样点切分成一个样本。本文采用的数据归一化方法是 min-max 归一化,将振动信号进行线性变换,映射到封闭区间 $[0,1]$ 之间。

在原始数据样本中加入不同强度的高斯白噪声作为模型输入,模拟实际噪声环境中的振动信号故障诊断。通常将信噪比(signal noise ratio, SNR)作为评价噪声强度的重要指标,计算公式如式(6)所示<sup>[20]</sup>:

$$\text{SNR} = 10 \lg \left( \frac{P_s}{P_n} \right) \quad (6)$$

式中:  $P_s$  和  $P_n$  分别为原始信号和噪声信号的功率。信噪比越小,噪声越强,当信噪比小于 0 dB 时为高噪声环境,噪声信号的功率大于原始信号。实验中信噪比范围设为  $-4 \sim 10$  dB。

##### 3.2.2 实验结果分析

将添加了噪声的数据输入到改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型进行训练,然后使用训练好的模型对测试数据进行诊断。图 7 和图 8 显示了信噪比为  $-4$  dB 时模型在训练集和验证集的准确率和损失函数值的变化曲线。

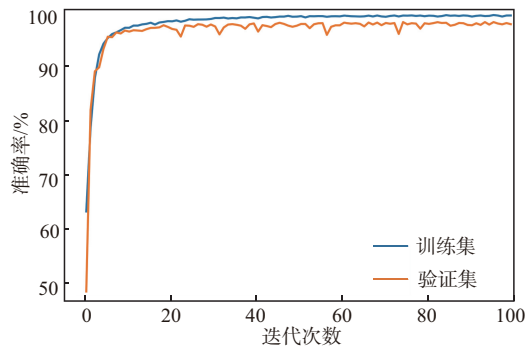


图 7 准确率变化曲线

Fig. 7 Accuracy change curve

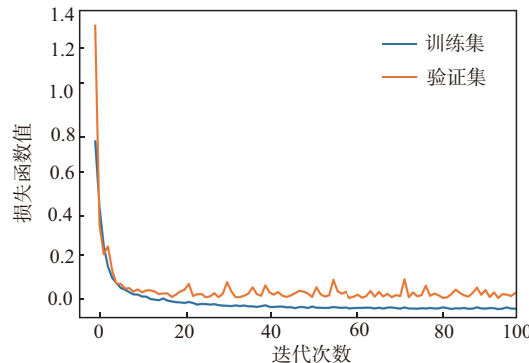


图 8 损失函数值变化曲线

Fig. 8 Loss function change curve

从图 7、图 8 可以看出,模型准确率在前 10 个迭代次数迅速提高,之后缓慢增加并趋于稳定,同时损失函数值也随着迭代次数的增加稳步减小,直到收敛。这表明本文模型易于训练且相对稳定,能够以较快的速度达到收敛。

为进一步验证改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型对各类中介轴承故障的判别能力,利用混淆矩阵对本文模型的分类结果进行分析。信噪比为  $-4$  dB 时的模型诊断结果如图 9 所示。

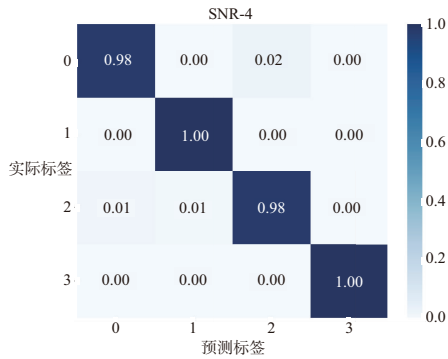


图 9 故障诊断混淆矩阵

Fig. 9 Fault diagnosis confusion matrix

实验结果表明,在高噪声的条件下,本文模型仍然可以准确地诊断和区分大多数故障类型。这说明本文提出的改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型可以对含有噪声的原始数据进行准确诊断,证明该模型可以应用于实际工作。

### 3.2.3 消融实验

为了验证模型各部分的有效性,将本文模型进行部分模块拆解,构成 3 种消融模型:

- 1) 模型 1:在原始模型的基础上去除残差注意力模块,不使用残差网络和通道注意力构建模型。
- 2) 模型 2:在原始模型的基础上去除 SE 模块,不使用通道注意力构建模型。
- 3) 模型 3:在原始模型的基础上去除 BiLSTM,不使用 BiLSTM 构建网络。

图 10 不同颜色显示了本文模型与其他消融模型在  $-4 \sim 10$  dB 不同信噪比以下的比较精度。表 3 为其具体数值描述。结果表明,在不同信噪比的条件下,本文模型的诊断性能均优于消融模型。当信噪比大于 4 dB 时,在噪声强度较小的情况下,本文模型与消融模型都可以较好地诊断中介轴承的故障,准确率差距较小。随着噪声强度的增大,去除了 BiLSTM 模块和去除了残差注意力模块的消融模型准确率下降幅度较大。特别是在信噪比为  $-4$  dB 时,相较于模型 1 与模型 3,本文模型诊断的准确率提高了 4.78% 和 2.83%,这验证了残差注意力模块和 BiLSTM 在噪声条件下故障诊断的有效性。而不同信噪比条件下本文模型诊断精度均优于去除了 SE 模块的模型 2,说明通道注意力可以关注噪声下

的重要特征,提高诊断性能。

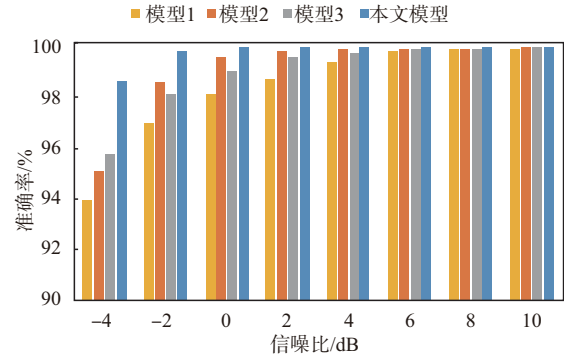


图 10 不同信噪比下消融实验结果曲线

Fig. 10 Curves of ablation experiment results under different SNR conditions

表 3 不同信噪比下消融实验结果

Tab. 3 Ablation experiment results under different SNR conditions

SNR/dB	识别准确率/%			
	本文模型	模型 1	模型 2	模型 3
-4	98.64	93.86	95.11	95.81
-2	99.78	97.00	98.61	98.11
0	99.94	98.14	99.61	99.03
2	100.00	98.75	99.83	99.61
4	100.00	99.36	99.92	99.75
6	100.00	99.83	99.94	99.92
8	100.00	99.94	99.97	99.97
10	100.00	99.97	100.00	100.00

### 3.2.4 对比实验

为了验证本文提出模型在噪声环境的优越性,使用首层宽核深度卷积网络 (deep convolutional neural networks with wide first layer kernels, WDCNN)<sup>[21]</sup>、LeNet5<sup>[22]</sup>、ResNet18<sup>[23]</sup> 及 CNN-LSTM<sup>[24]</sup> 这 4 种其它文献中提到的优秀深度学习算法进行对比。为减少随机因素对实验结果的影响,每个模型使用哈工大中介轴承数据集在不同噪声强度下进行 5 次测试,取平均值作为最终实验结果。实验结果和其数值描述分别如图 11 和表 4 所示。

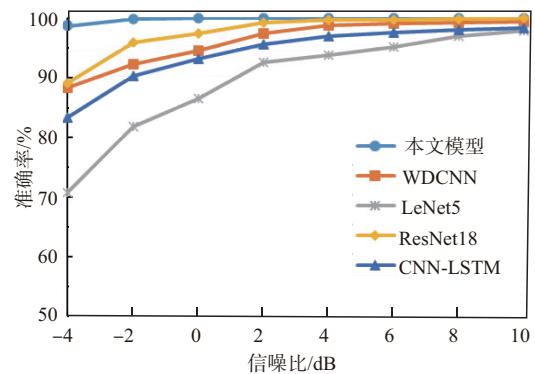


图 11 不同信噪比下各算法的诊断结果曲线

Fig. 11 Diagnostic results curves of each algorithm under different SNR conditions

表 4 不同信噪比下各算法的故障诊断结果

Tab. 4 Diagnostic results of each algorithm under different SNR conditions

SNR/ dB	识别准确率/%				
	本文 模型	WDCNN	LeNet5	ResNet18	CNN- LSTM
-4	98.64	88.28	70.81	89.03	83.39
-2	99.78	92.28	81.75	95.97	90.28
0	99.94	94.47	86.56	97.39	93.11
2	100.00	97.39	92.58	99.28	95.67
4	100.00	98.72	93.72	99.67	96.92
6	100.00	99.06	95.08	99.75	97.53
8	100.00	99.22	96.94	99.81	97.97
10	100.00	99.44	97.83	99.92	98.25

从图 11 中可以看出,随着信噪比的降低,各个模型的诊断精度都有一定程度的下降,这是因为过大的噪声掩盖了原信号的特征,所以噪声程度越严重对模型的抗噪要求就越高。在这些模型中,本文提出的改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型在  $-4 \sim 10$  dB 的条件下都表现出最高的故障诊断精度。这归因于本文模型强大的特征提取能力,即使在时间和空间特征存在噪声干扰的情况下仍能有效识别数据中的故障特征。

当信噪比大于 4 dB 时,由于噪声较小,所有算法都能较好地诊断故障,可以达到 95% 以上的准确率。随着噪声强度的增大,LeNet5 和 CNN-LSTM 等算法的诊断性能明显下降。特别是在信噪比为 0 dB 时,LeNet5 的准确率下降到 86.56%,而本文模型在 0 dB 保持在接近 100% 的准确率。这可以解释为 LeNet5 使用二维图像作为输入,导致基于振动信号的轴承故障诊断泛化能力较差。此外,与具有较好抗噪性能的 WDCNN 相比,本文模型在所有信噪比测试下的诊断准确率更高,这可以归因于残差注意力模块对噪声中重要特征的聚焦与 BiLSTM 在处理时序信号方面的优势。在 0 dB 以下的高噪声环境中,本文模型诊断精度下降幅度较小且明显高于其他模型,当信噪比为  $-4$  dB 时,本文模型的诊断准确率为 98.64%,比 ResNet18 高 9.61%,比 WDCNN 高 10.36%,比 CNN-LSTM 高 15.25%,比 LeNet5 高 27.83%,这体现了本文模型在高噪声环境的优越性。综上,通过对比实验验证了本文提出的改进 SE-ResNet-BiLSTM 模型具有出色的抑制噪声干扰的能力,可以从振动信号学习到有效的故障信息,在噪声环境下的中介轴承故障诊断方面具有很大的潜力。

## 4 结论

本文针对噪声环境下航空发动机中介轴承故障特征难提取的问题,提出了一种基于改进 SE-Res-

Net-BiLSTM 模型的航空发动机中介轴承故障诊断方法。在哈工大航空发动机中介轴承数据集上进行试验,得出如下结论:

1) 该模型可以直接从原始振动信号中自适应提取特征信息,无需人工特征提取,实现端到端的故障诊断。

2) 结合第一层宽核卷积、残差结构、通道注意力机制和 BiLSTM 的思想,能够有效地从夹杂着噪声的振动信号中提取重要时空特征。

3) 与其他经典深度学习网络模型相比,该模型在不同噪声环境下诊断性能更好,抗噪性更强,可以更准确地诊断高噪声环境下的损坏情况。

## 参考文献

- [1] 李东君,李亚,李东文,等.基于 MIC 特征提取与 BO-CatBoost 的航空发动机 RUL 预测[J].空军工程大学学报,2024,25(1):31-38.  
LI D J,LI Y,LI D W,et al. A Remaining Useful Life Prediction of Aero Engines Based on MIC Feature Extraction and BO-CatBoost[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(1): 31-38. (in Chinese)
- [2] FANG M, YU M, GUO G, et al. Research on Compound Faults Identification of Aeroengine Intershaft Bearing Based on CCF-Complexity-VMD-SVD [J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(4): 2688-2707.
- [3] 刘朋,王黎钦,张传伟,等.航空发动机主轴轴承状态监测研究现状与发展趋势[J].航空动力学报,2022, 37(2):330-343.  
LIU P, WANG L Q, ZHANG C W, et al. Research Status and Development Trend of Condition Monitoring on Main-Shaft Bearings Used in Aircraft Engines [J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(2): 330-343. (in Chinese)
- [4] CHEN Z, GRYLLIAS K, LI W. Intelligent Fault Diagnosis for Rotary Machinery Using Transferable Convolutional Neural Network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(1): 339-349.
- [5] 艾延廷,董欢,田晶,等.一种航空发动机中介轴承故障诊断方法[J].机械设计与制造,2018(10):157-160,164.  
AI Y T, DONG H, TIAN J, et al. Fault Diagnosis Method for Intermediate Bearing of Aeroengine[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(10): 157-160,164. (in Chinese)
- [6] HOU L, ZHAO J, DUN S, et al. Feature Extraction of Weak-Bearing Faults Based on Laplace Wavelet and Orthogonal Matching Pursuit[J]. Shock and Vibration, 2022(1): 8154492.
- [7] YU M, FANG M, CHEN W, et al. Compound Faults Feature Extraction of Inter Shaft Bearing Based on Vibration Signal of Whole Aero-Engine[J]. Journal of

- Vibration and Control, 2023, 29(1): 51-64.
- [8] WU J, KONG L, KANG S, et al. Aircraft Engine Fault Diagnosis Model Based on 1DCNN-BiLSTM with CBAM[J]. Sensors, 2024, 24(3): 780.
- [9] WANG M, WANG W, ZHANG X, et al. A New Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on Markov Transition Field and CNN[J]. Entropy, 2022, 24(6): 751.
- [10] HOU Z G, WANG H W, LV S L, et al. Siamese Multiscale Residual Feature Fusion Network for Aero-Engine Bearing Fault Diagnosis under Small-Sample Condition[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 34(3): 035109.
- [11] 杨冠雄, 陈曦晖, 余红坤. 基于多源信号融合和 SE-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 煤矿机械, 2024, 45(4): 158-160.
- YANG G X, CHEN X H, YU H K. Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Multi-Source Signal Fusion and SE-CNN[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(4): 158-160. (in Chinese)
- [12] 李志博, 李媛媛, 蔡寅. 卷积神经网络与知识图谱结合的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(2): 156-163.
- LI Z B, LI Y Y, CAI Y. Bearing Fault Diagnosis Based on Convolution Neural Network and Knowledge Graph[J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(2): 156-163. (in Chinese)
- [13] LI A, YAO D, YANG J, et al. Bearing Diagnosis Using an Anti-Noise Neural Network Based on Selectable Branch Multi-Scale Modules and Attention Mechanisms (August 2023)[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 24(5): 5830-5840.
- [14] 康玉祥, 陈果, 尉询楷, 等. 基于残差网络的航空发动机滚动轴承故障多任务诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(16): 285-293.
- KANG Y X, CHEN G, WEI X K, et al. A Multi-Task Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings Based on the Residual Network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 41(16): 285-293. (in Chinese)
- [15] 王贡献, 付泽, 胡志辉, 等. 基于多分支卷积神经网络的轴承变工况故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(6): 135-141.
- WANG G X, FU Z, HU Z H, et al. A Multi-Branch Convolution Neural Network for Fault Diagnosis of Rolling Bearings under Variable Working Conditions [J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(6): 135-141. (in Chinese)
- [16] 章宗沈, 施继忠, 高清平, 等. 基于多尺度 CNN 和 BiLSTM-Attention 的轴承故障诊断模型[J]. 浙江师范大学学报(自然科学版), 2024, 47(3): 281-289.
- ZHANG Z S, SHI J Z, GAO Q P, et al. Bearing Fault Diagnosis Model Based on Multi-Scale CNN and BiLSTM-Attention[J]. Journal of Zhejiang Normal University (Natural Science Edition), 2024, 47(3): 281-289. (in Chinese)
- [17] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-Excitation Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [18] HOU L, YI H, JIN Y, et al. Intershaft Bearing Fault Diagnosis Based on Aero-Engine System: a Benchmarking Dataset Study[J]. Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics, 2023, 2(4): 228-242.
- [19] 张天瑞, 曲胤熹, 魏希. 基于 1DDRSN 的轴承故障诊断研究[J]. 机械设计, 2023, 40(6): 58-65.
- ZHANG T R, QU Y X, WEI X. Research on Bearing Fault Diagnosis Based on 1DDRSN[J]. Journal of Machine Design, 2023, 40(6): 58-65. (in Chinese)
- [20] 陈晓雷, 孙永峰, 李策, 等. 基于卷积神经网络和双向长短期记忆的稳定抗噪声滚动轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 296-309.
- CHEN X L, SUN Y F, LI C, et al. Stable Anti-Noise Fault Diagnosis of Rolling Bearing Based on CNN-BiLSTM[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 296-309. (in Chinese)
- [21] ZHANG W, PENG G, LI C, et al. A New Deep Learning Model for Fault Diagnosis with Good Anti-Noise and Domain Adaptation Ability on Raw Vibration Signals[J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.
- [22] 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 C F, YANG S X, HUANG H Z, 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)
- [23] 张亚文, 吴立斌, 周建平. 基于小波时频图和 ResNet18 的焊接状态监测方法研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(8): 165-170.
- ZHANG Y W, WU L B, ZHOU J P. Research on Welding Condition Monitoring Method Based on Wavelet Time-Frequency Diagram and ResNet18[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(8): 165-170. (in Chinese)
- [24] SUN H, ZHAO S. Fault Diagnosis for Bearing Based on 1DCNN and LSTM[J]. Shock and Vibration, 2021(1): 1-17.

(编辑: 陈斐)