

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514596

# 基于多层次联想记忆网络的列车传动系统故障诊断方法

琚泽东, 陈寅生

(哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150080)

**摘要:**利用深度学习模型对传动系统进行故障诊断,有助于提升列车运行的平稳性与安全性。然而,列车运行环境复杂多变,传动系统的故障信号易受噪声干扰甚至被淹没,从而导致诊断模型性能下降。因此,提出了一种多层次联想记忆网络,用于诊断噪声干扰下列车传动系统的故障。首先,提出了一种双域特征提取模块,用于捕获并融合时域与频域中的潜在信息,从而提取多层次特征。其次,提出了一种特征片段化编码器,将连续特征按固定长度与步长切分为部分重叠片段,并注入位置信息,使其具备内容可寻址能力。然后,提出一种片段特征关联重建器,在片段间进行内容可寻址的关联与预测,用于补全受噪声干扰的片段,并通过加海宁窗与重叠相加实现连续特征重建。同时,引入了门控残差连接单元,有选择地将重建特征注入多层次特征中,以增强细节恢复和抗噪能力。最后,分别在自构建数据集和公开数据集上进行了充分实验,以验证所提方法的有效性和优越性。实验结果显示,在多种噪声干扰任务下,所提方法在两个数据集上的平均诊断准确率分别达到94.40%和97.96%,较7种对比方法至少分别提升11.15%和2.41%。实验结果表明,所提方法能够有效抑制噪声干扰,具有较高的诊断性能,在列车传动系统故障诊断中具有一定的应用潜力。

**关键词:**传动系统;故障诊断;噪声抑制;联想记忆;多层次特征

**中图分类号:** TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## A multi-level associative memory network for fault diagnosis of train transmission systems

Ju Zedong, Chen Yinsheng

(School of Measurement and Control Technology and Communications Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** Using deep learning models for fault diagnosis of the transmission system helps improve the smoothness and safety of train operation. However, the operating environment of trains is complex and highly variable, and fault signals from the transmission system are easily corrupted or even obscured by noise, which leads to degraded performance of the diagnostic model. Therefore, a multi-level associative memory network is proposed for accurate fault diagnosis of train transmission systems under noisy conditions. First, a dual-domain feature extraction module is proposed to capture and fuse latent information from both the time and frequency domains, thereby enabling the extraction of multi-level features. Second, a feature fragmentation encoder is proposed to partition continuous features into partially overlapping fragments with fixed lengths and strides while embedding positional information to facilitate content addressability. Subsequently, a feature fragment association reconstructor is proposed to perform content-addressable association and prediction across fragments, complete those corrupted by noise, and reconstruct continuous features through windowing and overlap-add. In addition, a gated residual connection unit is incorporated to selectively inject the reconstructed features into the original multi-level features, enhancing detail recovery and noise robustness. Finally, extensive experiments are conducted on both a self-constructed dataset and a public dataset to demonstrate the effectiveness and superiority of the proposed method. Experimental results show that, under various noise interference, the proposed method achieves average diagnostic accuracies of 94.40% and 97.96% on the two datasets, representing improvements of at least 11.15% and 2.41% over seven comparative methods, respectively. The experimental results

demonstrate that the proposed method can suppress noise and achieve superior diagnostic performance, indicating promising potential for application in fault diagnosis of train transmission systems under practical operating conditions.

**Keywords:** transmission system; fault diagnosis; noise suppression; associative memory; multi-level features

## 0 引言

随着轨道交通的快速发展,人们对列车的安全性与可靠性要求日益提升。传动系统作为列车的关键部件,其故障诊断的准确性直接关系到列车运行的平稳与安全<sup>[1-3]</sup>。

在众多方法中,数据驱动的诊断方法受到了学术界和工业界的广泛关注。早期研究多采用机器学习方法,通常以时域统计量、小波包能量或包络谱等特征作为输入,并结合支持向量机、K近邻或极限学习机等模型进行诊断<sup>[4]</sup>。然而,上述方法高度依赖人工特征工程,在应对复杂故障时性能受限。随着人工智能的迅速发展,深度学习方法得到了广泛应用<sup>[5-7]</sup>。例如,残差网络(residual network, ResNet)、具有宽第1层卷积核的深度卷积神经网络(deep convolution neural networks with wide first-layer kernels, WDCNN)以及高效空间金字塔网络(efficient spatial pyramid network, ESPNet)等方法能够直接从原始信号中提取判别特征并用于故障诊断,从而提高诊断效率。然而,在列车运行中,轮轨冲击会使可用信号夹杂大量噪声<sup>[8]</sup>,从而削弱模型的特征提取与判别能力,进而显著降低诊断性能。因此,在噪声环境下开展列车传动系统故障诊断研究具有重要意义。

一部分学者主张在模型内部直接嵌入噪声抑制模块,以有效抑制噪声干扰。例如, Yang等<sup>[9]</sup>提出一种具有干扰抑制的卷积神经网络(convolutional neural network with interference suppression, ISCNN),通过并行的宽尺度空洞卷积和选择性卷积核网络(selective kernel network, SKNet)实现稀疏采样与滤波,从而抑制噪声特征。此外, Sun等<sup>[10]</sup>提出一种融合并行注意力机制的多尺度残差网络(multi-scale residual network with parallel attention mechanism, PA-MSRN),将并行注意力嵌入主干网络,并在通道与时间域上进行加权融合,从而在强噪声环境下依然能够保持较高的诊断性能。进一步地, Zhao等<sup>[11]</sup>提出一种基于密集连接网络的ConvNeXt(ConvNeXt with dense connection network, CDNet),在ConvNeXt的基础上融入联合注意力和密集连接,实现浅层特征的持续回流,能够有效应对噪声干扰。

此外,一些学者侧重于在模型的输入或表征阶段融合多源特征,以抑制噪声干扰。例如, Lei等<sup>[12]</sup>提出一种双流交互卷积神经网络(dual stream interactive convolutional neural network, DSICNN),同时输入时域和频域信

号,并利用双流交互结构、动态通道加权和空间自注意力突出有效区域,从而抑制噪声并提高判别能力。此外,文献[13-14]也采用了时域与频域特征融合的策略,以提升模型抑制噪声能力。进一步地,文献[15]提出一种结合数据融合和自适应注意力的多尺度残差网络,将一维信号映射为二维灰度图像,并结合多尺度并行卷积和自适应并联融合机制筛选关键特征,从而在强噪声干扰环境下保持较高的性能。

尽管上述方法在噪声环境下具有较高的故障诊断性能,但仍存在一定的不足。具体而言,在较低信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)条件下,噪声抑制模块在抑制噪声的同时容易削弱故障特征;在融合多源特征时,权重估计也容易受噪声干扰。

人类在噪声干扰下,仍能借助遮挡条件下的知觉与早期感知完成信息补全,从而保持稳健的目标识别能力<sup>[16-18]</sup>。受此启发,提出一种多层次联想记忆网络(multi-level associative memory network, MAMN),用于噪声干扰下的列车传动系统故障诊断。该网络通过多域感知提取多层次特征,利用碎片化记忆存储关键信息,并采用自联想机制进行补全与重构,在抑制噪声的同时增强故障特征。研究的主要贡献为:1)提出一种具有噪声抑制能力的诊断模型,用于实现列车传动系统故障诊断;2)提出一种双域特征提取模块(dual-domain feature extraction module, DDFE),用于提取时域与频域中的多层次特征;3)提出一种特征片段化编码器(feature fragmentation encoder, FFE),将连续特征切分为部分重叠的片段并注入位置信息,使片段特征具备内容可寻址能力;4)提出一种片段特征关联重建器(feature fragment association reconstructor, FFAR),在片段间执行内容可寻址的关联与预测,并通过加海宁窗和重叠相加(Hann windowed overlap-add, Hann-OLA)重建连续特征。

## 1 方法概述

如图1所示,基于MAMN的故障诊断方法框架主要包括数据采集、数据预处理、数据集构建、模型训练和模型测试这5个步骤。首先,利用加速度传感器采集相关机械的一维时域信号,经预处理获得较为平稳的时域和频域信号,并将其划分为互不重叠的训练集和测试集。需要注意的是,训练集和测试集中的每个样本都包含时域和频域信号;其次,使用训练集对MAMN进行训练,以优化模型参数;最后,利用测试集对MAMN进行性能评估。

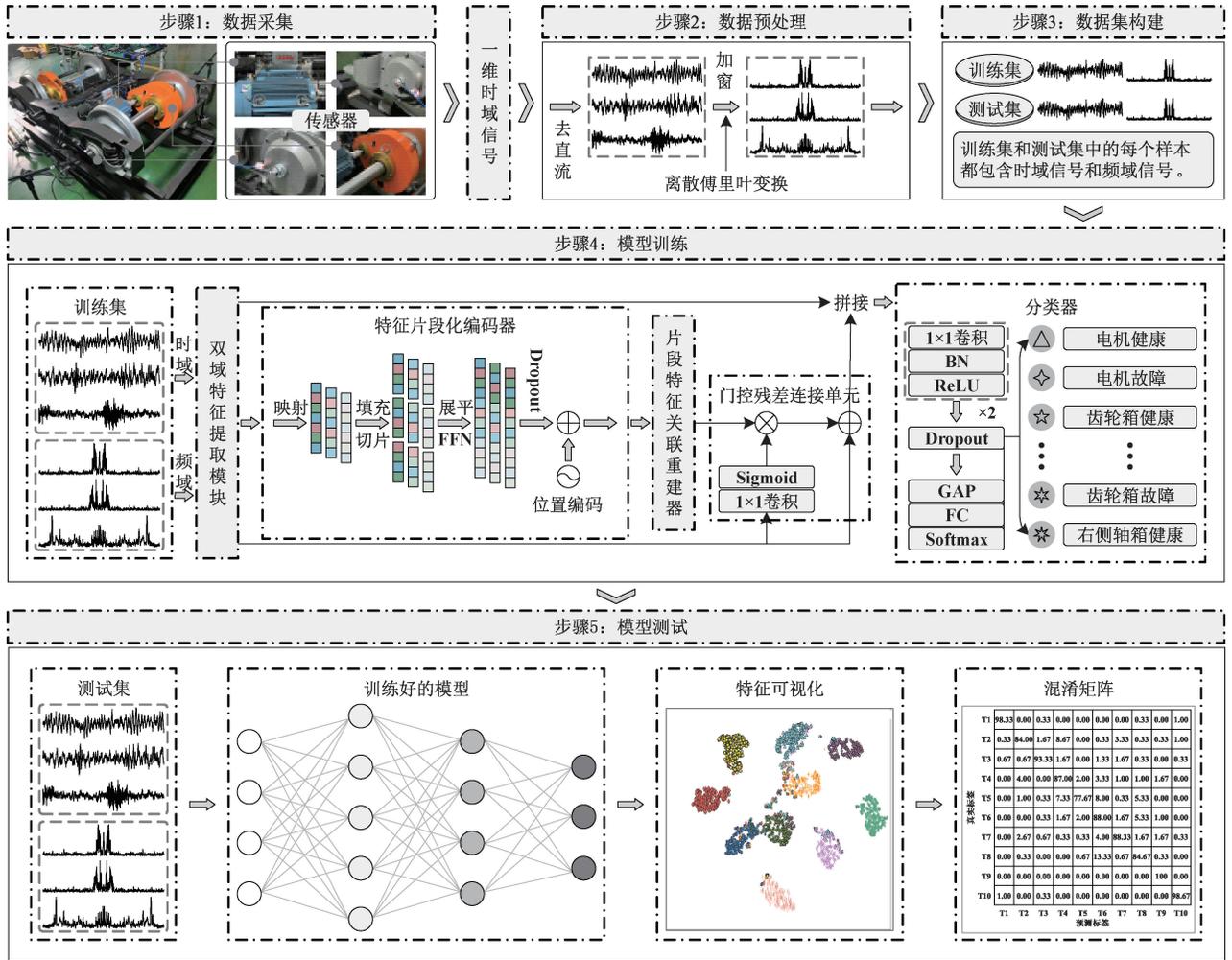


图1 基于MAMN的故障诊断方法框架

Fig. 1 The framework of the fault diagnosis method based on MAMN

## 2 数据预处理

为避免低频分量被抑制,对时域信号  $x[n]$  进行去均值处理,如式(1)所示。

$$\tilde{x}[n] = x[n] - \frac{1}{L} \sum_{m=0}^{L-1} x[m] \quad (1)$$

式中:  $\tilde{x}[n]$  表示去均值后的信号;  $L$  为采样点数。此外,引入 Hann 窗  $w[n]$  以抑制旁瓣,如式(2)所示。

$$\hat{x}[n] = \tilde{x}[n]w[n] \quad (2)$$

式中:  $\hat{x}[n]$  表示加窗后的信号。随后,对  $\hat{x}[n]$  进行离散傅里叶变换以获得复频谱,如式(3)所示。

$$\hat{y}[k] = \sum_{n=0}^{L-1} \hat{x}[n]e^{-j\frac{2\pi nk}{L}} \quad (3)$$

式中:  $\hat{y}[k]$  为第  $k$  个频点的复频谱;  $e$  为自然常数;  $j$  为虚数单位;  $\pi$  为圆周率。

## 3 网络结构

### 3.1 双域特征提取模块

图2展示了DDFE的结构。该模块在时域和频域分支分别提取多尺度特征,并通过自适应门控融合单元提取多层次特征。

#### 1) 多尺度特征提取

假设样本索引为  $b \in \{1, 2, \dots, B\}$ , 批尺寸为  $B$ , 时域信号为  $x_b \in \mathbb{R}^{1 \times L}$ , 频域信号为  $y_b \in \mathbb{R}^{1 \times L}$ 。首先,采用两组独立的空洞卷积块,分别对  $x_b$  和  $y_b$  进行处理,以捕获两域的多尺度上下文信息,如式(4)和(5)所示。空洞卷积块包括线性整流函数(rectified linear unit, ReLU)、批量归一化(batch normalization, BN)层和空洞卷积层。

$$\bar{x}_{b,c,t}^{(s)} = \text{ReLU}\left\{\text{BN}\left[\sum_{r=0}^{k_s-1} \tilde{w}_{c,r}^{(s)} \cdot x_{b,t+rd_s-p_s}\right]\right\} \quad (4)$$

$$\hat{y}_{b,c,t}^{(s)} = \text{ReLU}\left\{\text{BN}\left[\sum_{r=0}^{k_s-1} \hat{w}_{c,r}^{(s)} \cdot y_{b,t+rd_s-p_s}\right]\right\} \quad (5)$$

式中:  $s \in \{1, 2, 3\}$  为空洞卷积块索引;  $c \in \{1, 2, \dots, C\}$  为通道索引,  $C$  为通道数;  $t + rd_s - p_s$  为输入信号的位置索引;  $d_s \in \{d_1, d_2, d_3\}$  为空洞率;  $k_s \in \{k_1, k_2, k_3\}$  为卷积核尺寸;  $\hat{w}_{c,r}$  和  $\hat{w}_{c,r}$  分别表示时域与频域分支中第  $c$  个通道在卷积核的第  $r$  个位置的权重;  $p_s \in \{p_1, p_2, p_3\}$  为填充值。需要注意的是, 为使不同空洞卷积块输出特征的尺寸一致, 引入了自适应填充策略, 如式(6)所示。

$$p_s = \left\lfloor \frac{2(k_s - 1)}{d_s} \right\rfloor \quad (6)$$

式中:  $\lfloor \cdot \rfloor$  为向下取整操作。随后, 引入 SKNet, 以增强多尺度特征。最后, 在通道维度上分别拼接时域与频域的多尺度特征, 得到时域多尺度特征  $\mathbf{f}_b^t \in \mathbb{R}^{3 \times C \times L}$  和频域多尺度特征  $\mathbf{f}_b^f \in \mathbb{R}^{3 \times C \times L}$ 。

多尺度特征, 得到时域多尺度特征  $\mathbf{f}_b^t \in \mathbb{R}^{3 \times C \times L}$  和频域多尺度特征  $\mathbf{f}_b^f \in \mathbb{R}^{3 \times C \times L}$ 。

### 2) 多层次特征提取

将  $\mathbf{f}_b^t$  和  $\mathbf{f}_b^f$  分别通过  $1 \times 1$  卷积降低通道数量, 得到  $\hat{\mathbf{f}}_b^t \in \mathbb{R}^{C \times L}$  和  $\hat{\mathbf{f}}_b^f \in \mathbb{R}^{C \times L}$ , 并在通道维度拼接以构造门控单元输入, 如式(7)所示。

$$\mathbf{g}_{b,c} = \text{Concat}(\hat{\mathbf{f}}_{b,c}^t; \hat{\mathbf{f}}_{b,c}^f) \quad (7)$$

式中:  $\text{Concat}[\cdot; \cdot]$  为通道维度的拼接操作。随后,  $\mathbf{g}_{b,c}$  依次经过  $1 \times 1$  卷积、BN、ReLU、 $1 \times 1$  卷积与 Sigmoid, 得到门控权重  $\alpha_b$ 。最后, 对两域特征进行加权融合以获得多层次特征  $\mathbf{f}_b \in \mathbb{R}^{C \times L}$ , 如式(8)所示。

$$\mathbf{f}_{b,c} = \alpha_b \hat{\mathbf{f}}_{b,c}^t + (1 - \alpha_b) \hat{\mathbf{f}}_{b,c}^f \quad (8)$$

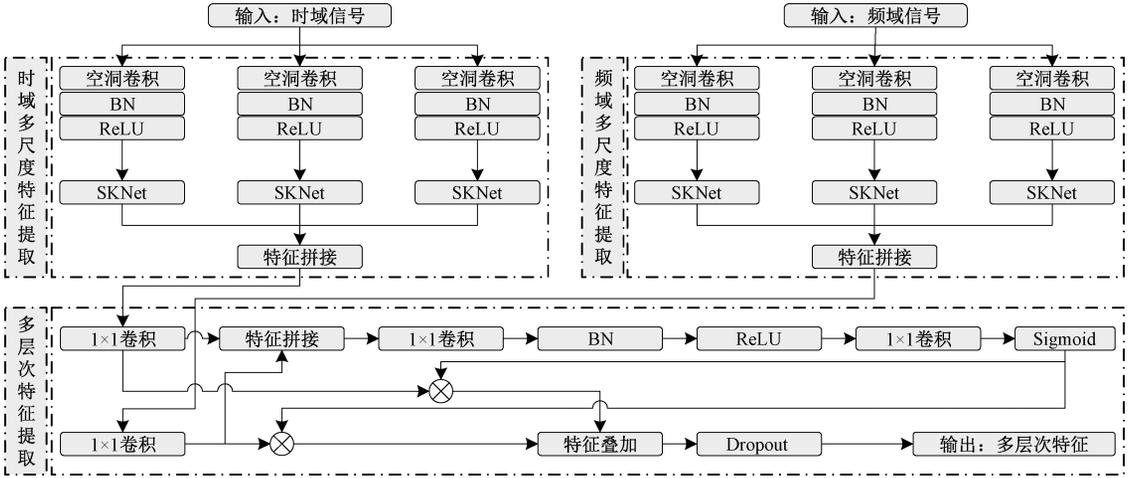


图 2 DDFE 的结构

Fig. 2 The structure of DDFE

### 3.2 特征片段化编码器

如图 1 所示, FFE 能将连续特征划分为多个内容可寻址的局部片段, 其步骤包括映射、填充、切片、展平、前馈网络 (feed forward network, FFN) 处理和随机失活 (Dropout)。首先, 采用  $1 \times 1$  卷积将  $\mathbf{f}_b$  映射到新的特征空间, 为后续处理提供输入。随后, 在尺寸维度进行右侧对称填充, 确保最后一个窗口完整, 如式(9)所示。

$$p = \begin{cases} L_f - L_s, & L < L_f \\ 0, & (L - L_f) \bmod S_f = 0 \\ S_f - [(L - L_f) \bmod S_f], & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $L_f$  和  $S_f$  分别为切片尺寸和步长;  $\bmod$  为取模运算。然后, 在尺寸维度上以固定尺寸和步长进行滑动窗口切片。填充后的特征记为  $\mathbf{f}'_b \in \mathbb{R}^{C \times L_p}$ , 则第  $n_f$  个片段  $\mathbf{f}_b^{(n_f)} \in \mathbb{R}^{C \times L_f}$  的表达式如式(10)所示。

$$\mathbf{f}_{b,c}^{(n_f)} = \mathbf{f}'_{b,c} [n_f S_f : n_f S_f + L_f - 1] \quad (10)$$

此外, 片段数  $N_f$  的表达式如式(11)所示。

$$N_f = \left\lfloor \frac{S_f L_p - L_f}{S_f} \right\rfloor + 1 \quad (11)$$

进一步地, 将片段在尺寸和通道维度展平为向量, 并经过 FFN 和 Dropout 处理, 获得  $\mathbf{f}_b^{(n_f)} \in \mathbb{R}^{d_i}$ 。最后, 引入正弦位置编码用于注入片段顺序信息, 如式(12)所示。

$$\mathbf{z}_b^{(n_f)} = \mathbf{f}_b^{(n_f)} + \mathbf{p}^{(n_f)} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{z}_b^{(n_f)} \in \mathbb{R}^{d_i}$  表示第  $b$  个样本的第  $n_f$  个片段注入位置信息后的特征,  $d_i$  为嵌入维度;  $\mathbf{p}^{(n_f)}$  为第  $n_f$  个片段的正弦位置编码向量。

### 3.3 片段特征关联重建器

图 3 展示了 FFAR 的结构。首先, 基于 Transformer 在片段中建立跨片段依赖, 使每个片段能够结合全局上下文获取相关信息, 并通过线性解码还原包含跨片段信息的特征。随后, 通过 Hann-OLA, 在全局范围内重建连续特征。

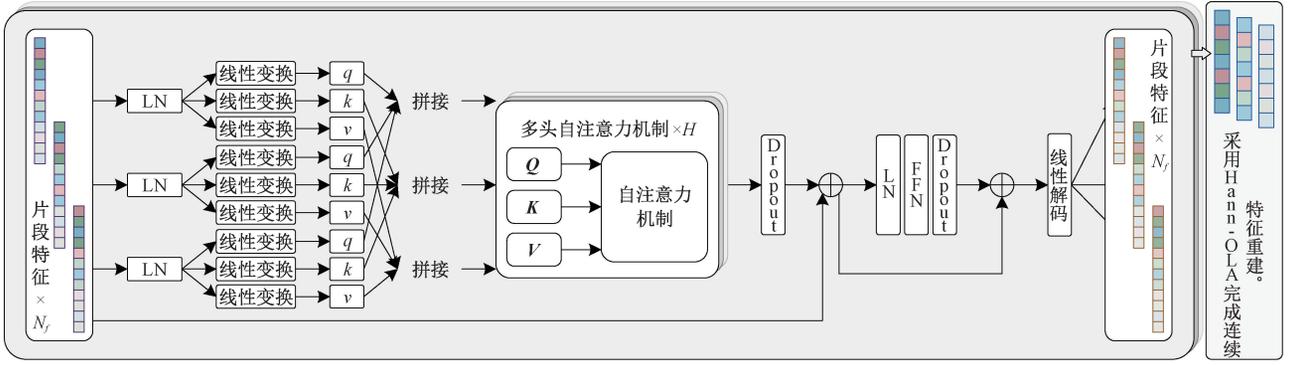


图3 FFAR的结构

Fig. 3 The structure of FFAR

### 1) 跨片段关联与预测

首先,采用层归一化(layer normalization, LN)对 \$\mathbf{z}\_b^{(n\_f)}\$ 进行处理,以稳定深层训练,如式(13)所示。

$$\hat{\mathbf{z}}_b^{(n_f, l_i)} = \text{LN}[\mathbf{z}_b^{(n_f, l_i-1)}] \quad (13)$$

式中: \$l\_i \in \{1, 2, \dots, L\_i\}\$ 为Transformer的层索引, \$L\_i\$ 为层数。其次,基于 \$\hat{\mathbf{z}}\_b^{(n\_f, l\_i)}\$ 生成查询向量 \$\mathbf{q}\_b^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i}\$、键向量 \$\mathbf{k}\_b^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i}\$ 和值向量 \$\mathbf{v}\_b^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i}\$, 用于编码片段间的相关信息,如式(14)~(16)所示。

$$\mathbf{q}_b^{(n_f, l_i)} = \mathbf{w}_q^{(n_f, l_i)} \hat{\mathbf{z}}_b^{(n_f, l_i)} \quad (14)$$

$$\mathbf{k}_b^{(n_f, l_i)} = \mathbf{w}_k^{(n_f, l_i)} \hat{\mathbf{z}}_b^{(n_f, l_i)} \quad (15)$$

$$\mathbf{v}_b^{(n_f, l_i)} = \mathbf{w}_v^{(n_f, l_i)} \hat{\mathbf{z}}_b^{(n_f, l_i)} \quad (16)$$

式中: \$\mathbf{w}\_q^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i \times d\_i}\$、\$\mathbf{w}\_k^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i \times d\_i}\$ 和 \$\mathbf{w}\_v^{(n\_f, l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i \times d\_i}\$ 分别为生成查询向量、键向量和值向量的映射权重。然后,将第 \$l\_i\$ 层不同片段的查询向量、键向量和值向量分别按行堆叠,得到融合后的查询向量 \$\mathbf{Q}\_b^{(l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_i}\$、键向量 \$\mathbf{K}\_b^{(l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_i}\$ 和值向量 \$\mathbf{V}\_b^{(l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_i}\$。此外,在特征维度上进行多头子空间分解,把嵌入维度 \$d\_i\$ 按注意力头数 \$H\$ 分为 \$d\_h = d\_i/H\$ 个子维度。对于第 \$h\$ 个注意力头,有 \$\mathbf{Q}\_b^{(h, l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_h}\$、\$\mathbf{K}\_b^{(h, l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_h}\$ 和 \$\mathbf{V}\_b^{(h, l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_h}\$。接着, \$\mathbf{Q}\_b^{(h, l\_i)}\$ 和 \$\mathbf{K}\_b^{(h, l\_i)}\$ 进行内积运算,并通过 Softmax 得到注意力分布 \$\mathbf{A}\_b^{(h, l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times N\_f}\$, 如式(17)所示。

$$\mathbf{A}_b^{(h, l_i)} = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}_b^{(h, l_i)} (\mathbf{K}_b^{(h, l_i)})^T}{\sqrt{d_h}}\right) \quad (17)$$

式中: \$(\cdot)^T\$ 为矩阵转置操作。随后,利用注意力分布 \$\mathbf{A}\_b^{(h, l\_i)}\$ 对 \$\mathbf{V}\_b^{(h, l\_i)}\$ 进行加权求和,以得到单个注意力头的输出 \$\mathbf{O}\_b^{(h, l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_h}\$, 如式(18)所示。

$$\mathbf{O}_b^{(h, l_i)} = \mathbf{A}_b^{(h, l_i)} \mathbf{V}_b^{(h, l_i)} \quad (18)$$

同时,为了整合多头注意力在不同子空间中捕获的信息,将各注意力头的输出在通道维度上拼接,再通过线

性映射得到输出 \$\tilde{\mathbf{O}}\_b^{(l\_i)} \in \mathbb{R}^{N\_f \times d\_i}\$, 如式(19)所示。

$$\tilde{\mathbf{O}}_b^{(l_i)} = \text{Concat}(\mathbf{O}_b^{(1, l_i)}; \mathbf{O}_b^{(2, l_i)}; \dots; \mathbf{O}_b^{(H, l_i)}) \mathbf{W}_o^{(l_i)} \quad (19)$$

式中: \$\mathbf{W}\_o^{(l\_i)} \in \mathbb{R}^{d\_i \times d\_i}\$ 为投影矩阵。为保持训练稳定,引入 Dropout、残差连接以及 LN, 如式(20)所示。

$$\mathbf{m}_b^{(l_i)} = \text{LN}[\mathbf{z}_b^{(l_i-1)} + \text{Dropout}(\tilde{\mathbf{O}}_b^{(l_i)})] \quad (20)$$

进一步地,使用 FFN 对 \$\mathbf{m}\_b^{(l\_i)}\$ 进行变换,并结合 Dropout 与残差连接进一步提升性能,如式(21)所示。

$$\mathbf{z}_b^{(l_i)} = \mathbf{m}_b^{(l_i)} + \text{Dropout}\{\text{FFN}[\text{FFN}(\mathbf{m}_b^{(l_i)})]\} \quad (21)$$

另外,第 \$l\_i\$ 层的输出 \$\mathbf{h}\_b^{(l\_i)}\$ 和第 \$n\_f\$ 个关联与预测后的片段 \$\mathbf{h}\_b^{(n\_f, l\_i)}\$ 的表达式分别如(22)和(23)所示。

$$\mathbf{h}_b^{(l_i)} = \mathbf{z}_b^{(l_i)} \quad (22)$$

$$\mathbf{h}_b^{(n_f, l_i)} = \mathbf{h}_b^{(l_i)}[n_f, :] \quad (23)$$

式中: \$\mathbf{h}\_b^{(n\_f, l\_i)}\$ 为第 \$l\_i + 1\$ 层 Transformer 的输入。最后,堆叠 \$L\_i\$ 层 Transformer 后,对 \$\mathbf{h}\_b^{(n\_f, l\_i)}\$ 逐片进行线性解码,得到 \$N\_f\$ 个关联与预测后的片段,如式(24)所示。

$$\mathbf{F}_b^{(n_f)} = \mathbf{w}_d \mathbf{h}_b^{(n_f, l_i)} + \mathbf{b}_d \quad (24)$$

式中: \$\mathbf{w}\_d\$ 和 \$\mathbf{b}\_d\$ 为解码参数; \$\mathbf{F}\_b^{(n\_f)} \in \mathbb{R}^{C \times L\_f}\$ 为第 \$n\_f\$ 个重建片段。

### 2) 连续特征重建

首先,定义放置算子,如式(25)所示。

$$[\prod_{n_f}]_{\tau_1, \tau_2} = 1 \Leftrightarrow \tau_1 = n_f S_f + \tau_2 \quad (25)$$

式中: \$\tau\_1\$ 和 \$\tau\_2\$ 分别为全局和片段尺度索引。引入 Hann 窗 \$\mathbf{w}\_t \in \mathbb{R}^{1 \times L\_f}\$ 并进行重叠相加,如式(26)所示。

$$\mathbf{F}_b = \sum_{n_f=0}^{N_f-1} \prod_{n_f} (\mathbf{w}_t \odot \mathbf{F}_b^{(n_f)}) \% \sum_{n_f=0}^{N_f-1} \prod_{n_f} \mathbf{w}_t \quad (26)$$

式中: \$\odot\$ 与 \$\%\$ 分别为逐元素相乘操作和相除操作。随后,将 \$\mathbf{F}\_b\$ 与 \$\mathbf{f}\_b\$ 进行残差连接。最后,沿尺寸维度截取前 \$L\$ 个点以去除右侧填充,得到重建的连续特征 \$\hat{\mathbf{F}}\_b \in \mathbb{R}^{C \times L}\$。

### 3.4 门控残差连接单元

为防止过度校正,引入门控残差连接单元,选择性地将  $\hat{F}_b$  注入  $f_b$  中。首先,  $f_b$  通过  $1 \times 1$  卷积和 Sigmoid 生成门控权重图  $\alpha_b \in \mathbb{R}^{C \times L}$ 。随后,通过残差连接将  $\hat{F}_b$  有选择地注入到  $f_b$ , 如式(27)所示。

$$\bar{F}_b = f_b + \alpha_b \otimes \hat{F}_b \quad (27)$$

式中:  $\bar{F}_b$  为门控残差连接单元输出的特征。

### 3.5 分类器

分类器接收融合特征  $F'_b = \text{Concat}(f_b; \bar{F}_b)$ , 并对其进行分类处理。首先,进行  $1 \times 1$  卷积、BN、ReLU、 $1 \times 1$  卷积、BN、ReLU 及 Dropout 处理,得到通道降低后的特征  $F''_b \in \mathbb{R}^{(3C/2) \times L}$ 。随后,在进行全局平均池化(global average pooling, GAP)操作,如式(28)所示。

$$g_{b,c} = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} F''_{b,c,n} \quad (28)$$

最后,采用全连接(fully connected, FC)层将  $g_b$  映射到类别空间,并用 softmax 得到概率分布,如式(29)所示。

$$p_b = \text{Softmax}[\text{FC}(g_b)] \quad (29)$$

式中:  $p_b \in \mathbb{R}^K$  为类别概率分布,  $K_c$  为类别数。

## 4 实验结果与分析

实验在配备 Intel Xeon Gold 6348 CPU 和 NVIDIA A800 GPU 的平台上进行。此外,算法基于 Python 3.8.10 开发,并采用 PyTorch 2.0.0 和 CUDA 11.8 实现。

### 4.1 数据集描述

为了验证所提方法的有效性和优越性,分别在两个数据集上进行了充足实验,即作者自构建的机械故障综合模拟数据集(mechanical fault comprehensive simulation, MFCS)和北京交通大学<sup>[19]</sup>公开的传动系统故障模拟数据集(transmission system fault simulation, TSFS)。如图 4 所示,机械故障综合模拟实验平台主要包括驱动电动机、转速计、加速度计、负载、电机控制器、负载和实验轴承。在采样频率为 20 kHz、转速为 2 400 r/min 的条件下,选取十种不同状态下的数据构建 MFCS 数据集,详细信息见表 1。

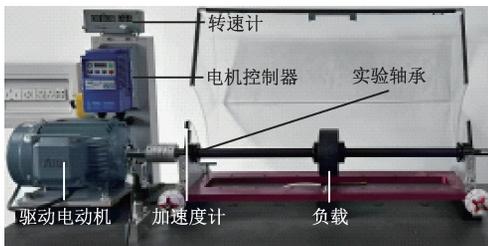


图 4 机械故障综合模拟实验平台

Fig. 4 The platform for mechanical fault comprehensive simulation

表 1 MFCS 数据集的信息

Table 1 Information of the MFCS dataset

状态	标签
健康	M1
轻度内圈故障	M2
中度内圈故障	M3
重度内圈故障	M4
轻度滚动体故障	M5
中度滚动体故障	M6
重度滚动体故障	M7
轻度外圈故障	M8
中度外圈故障	M9
重度的外圈故障	M10

如图 5 所示,传动系统故障模拟实验平台主要包括电机、齿轮箱、右侧轴箱以及左侧轴箱。在电机转速为 1 200 r/min、采样频率为 64 kHz 的条件下,选取 10 种不同状态下的数据构建 TSFS 数据集,详细信息见表 2。



图 5 传动系统故障模拟实验平台

Fig. 5 The platform for transmission system fault simulation

表 2 TSFS 数据集的信息

Table 2 Information of the TSFS dataset

状态	标签
电机健康	T1
电机轴承故障	T2
齿轮箱健康	T3
齿轮箱轴承内圈故障	T4
齿轮箱轴承外圈故障	T5
齿轮箱轴承滚动体故障	T6
左侧轴箱健康	T7
左侧轴箱轴承内圈故障	T8
左侧轴箱轴承外圈故障	T9
左侧轴箱轴承滚动体故障	T10

4.2 实验设计

1) 任务设置

加性白高斯噪声可较为真实地模拟列车传动系统运行过程中的噪声环境。因此,在原始信号中引入加性白高斯噪声,以验证所提方法的噪声抑制性能。此外,近年来故障诊断领域的相关文献中<sup>[9]</sup>,常用的 SNR 区间多为 -4~8 dB。因此,在 MFCS 数据集上诊断任务的 SNR 设置为 -4、-2、0、2、4 和 8 dB。此外,为更加接近列车传动系统运行中的强噪声环境,在 TSFS 数据集上诊断任务的 SNR 设置为 -10、-8、-4、0、4 和 8 dB。

2) 参数设置

Optuna 是一种基于贝叶斯优化策略的树结构优化算法,能够在较短时间内自动搜索并找到最优的超参数配置<sup>[20]</sup>。因此,引入 Optuna 作为优化框架,以充分挖掘所提方法的潜力。结合 Optuna 和历史经验对所提方法进行参数优化,结果见表 3。此外,将 Dropout 率设为 0.1,迭代次数设为 100,学习率设为  $3 \times 10^{-4}$ 。

表 3 参数设置

Table 3 Parameter settings

参数	设置
$k_1, k_2, k_3$	1 024, 512, 256
$d_1, d_2, d_3$	1, 1, 1
$B, C$	128, 64
$L_f, S_f$	64, 32
$d_t, H, L_t$	128, 4, 2

3) 评价指标

为评估所提方法的有效性,采用 t 分布随机邻域嵌入方法对高维特征进行降维,以观察类别间的分离性和类别内的聚合性。对于出现边界模糊的结果,采用混淆矩阵展示真实标签与预测标签的对应关系,从而识别易混类别。此外,通过平均准确率和标准差,量化所提方法及对比方法在 10 次独立实验中的性能,以验证所提方法的优越性。

4.3 结果分析

1) MFCS 数据集的实验结果与分析

图 6 展示了 MFCS 数据集的特征可视化结果。可以发现,随着 SNR 的提高,各类别的分布由局部混叠逐渐转变为类别间可分、类别内紧凑。在 0、2、4 和 8 dB 条件下,各类别的分布更为紧凑,邻近类别间保持明显间隔,仅出现少量混淆样本。在 -4 和 -2 dB 条件下,受强噪声影响,部分类别的分布边界出现扭曲,并在相邻区域形成局部重叠,但未发生大范围交叉,整体可分性仍得以保持。

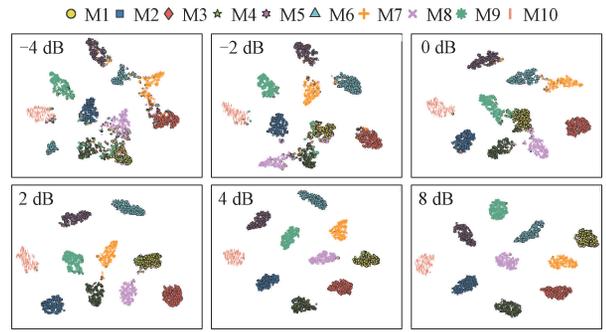


图 6 MFCS 数据集的特征可视化

Fig. 6 Feature visualization of the MFCS dataset

图 7 展示了 MFCS 数据集在 -4 dB 条件下的混淆矩阵。可以发现,混淆主要集中在少数类别之间,未大范围扩散,与特征可视化中出现的局部重叠区域一致。除第 1 类、第 4 类和第 9 类的分类准确率相对较低外,其余类别的分类准确率均高于 80%。上述结果表明,在强噪声条件下, MAMN 的分类错误仍主要集中于少数类别之间,整体可分性依旧保持。

真实标签 \ 预测标签	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
M1	199	4	13	28	1	0	0	24	24	7
M2	3	262	7	6	0	0	0	9	1	12
M3	4	1	289	3	0	0	2	1	0	0
M4	26	4	13	204	2	0	8	14	22	7
M5	0	0	9	3	260	12	15	0	1	0
M6	0	0	4	0	12	272	12	0	0	0
M7	3	1	26	3	11	6	244	2	0	4
M8	22	4	10	4	1	0	3	250	4	2
M9	21	5	10	25	0	0	0	1	234	4
M10	3	4	1	3	2	0	2	7	3	275

图 7 MFCS 数据集在 -4 dB 条件下的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of the MFCS dataset at -4 dB

不同方法在 MFCS 数据集上的性能比较结果如表 4 所示。可以发现,随着 SNR 升高,各方法的性能从低到高近似单调递增。在 -4 与 -2 dB 条件下, MAMN 的准确率分别为 82.31% 和 89.61%。CDNet 的准确率分别为 66.87% 和 79.54%, 而 PA-MSRN 分别为 58.47% 和 75.42%。上述结果表明, MAMN 在强噪声环境下表现出更强的抗干扰能力。在 8 dB 条件下, MAMN 的准确率为 99.64%, CDNet 和 PA-MSRN 分别为 98.83% 和 97.13%。

在 4 和 2 dB 条件下, MAMN 仍保持较高的准确率, 而 PA-MSRN 与 CDNet 则略低。上述结果表明, 当噪声干扰较弱时, MAMN、CDNet 和 A-MSRN 均能充分提取判别性特征, 从而实现较高精度的故障诊断。需注意, CDNet 在 0 dB 条件下出现异常, 标准差高达 20.40%, 表明其在该噪声强度下稳定性较差。此外, ISCNN 在 -4 和 -2 dB 条件下的标准差分别为 19.34% 和 15.08%, 同样表现出明

显的不稳定性。相比之下, PA-MSRN 的标准差较小, 但其准确率显著低于 MAMN。ResNet-50 与 ESPNet 的性能较差, 而 WDCNN 的性能最为不理想。整体来看, MAMN 在不同 SNR 条件下的平均诊断准确率达到 94.40%, 较 7 种对比方法至少提升 11.15%。上述结果表明, MAMN 在综合性能及低 SNR 条件下均表现出显著优势, 显著优于对比方法。

表 4 不同方法在 MFCS 数据集上的性能比较

Table 4 Performance comparison of different methods on the MFCS dataset

(%)

设置	ResNet-50	WDCNN	ESPNet	ISCNN	DSICNN	PA-MSRN	CDNet	MAMN
-4 dB	50.92±4.38	23.88±0.55	35.81±3.51	51.56±19.34	62.23±3.52	58.47±2.29	66.87±3.06	82.31±0.45
-2 dB	63.25±4.91	28.96±0.22	49.95±7.17	71.14±15.08	70.21±3.65	75.42±0.56	79.54±2.67	89.61±0.77
0 dB	71.81±3.25	34.18±1.48	66.56±5.00	67.06±11.50	75.88±3.14	84.41±3.64	51.19±20.40	95.79±0.45
2 dB	78.90±2.07	45.51±0.48	76.44±1.13	89.53±7.99	82.91±1.26	91.02±0.99	87.79±2.24	97.98±0.39
4 dB	82.95±2.40	54.13±1.09	82.38±2.83	93.82±5.03	83.52±2.24	95.07±0.40	96.97±0.46	99.07±0.09
8 dB	88.79±1.43	68.75±3.87	89.03±1.78	92.75±7.34	88.96±4.12	97.13±0.28	98.83±0.33	99.64±0.09
平均	72.60	42.57	66.86	77.31	77.62	83.25	80.87	94.40

实验结果表明, 在 MFCS 数据集上, 所提方法在不同 SNR 条件下均能有效抑制噪声, 保持较高的诊断性能。

2) TSFS 数据集的实验结果与分析

图 8 展示了 TSFS 数据集的特征可视化结果。可以发现, 随着 SNR 的提高, 嵌入空间中的类别分布由边界模糊转变为类别间更加分离、类别内更加紧凑。在 -4、0、4 和 8 dB 条件下, 各类别分布形态较为紧凑, 邻近类别之间保持良好可分, 仅在部分边界区域出现少量混淆。在 -10 和 -8 dB 条件下, 受噪声影响较强, 个别类别出现局部混叠。尽管如此, 仍未发生大范围混淆, 整体依然保持较高的可分性。

间, 未出现大范围扩散, 大部分类别的混淆程度较低。上述结果表明, 尽管强噪声削弱了 MAMN 对部分类别的可分性, 但其整体判别结构并未被破坏, 因而在强噪声环境下仍能保持较高的诊断性能。

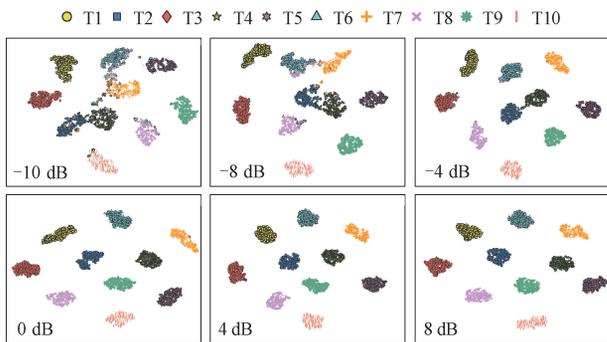


图 8 TSFS 数据集的特征可视化

Fig. 8 Feature visualization of the TSFS dataset

图 9 展示了 TSFS 数据集在 -10 dB 条件下的混淆矩阵。可以发现, 误分类情况主要集中在少数相近类别之

T1	295	0	1	0	0	0	0	1	0	3
T2	1	252	5	26	0	1	10	1	1	3
T3	2	2	280	5	0	4	5	1	0	1
T4	0	12	0	261	6	10	3	3	5	0
T5	0	3	1	22	233	24	1	16	0	0
T6	0	0	1	5	6	264	5	16	3	0
T7	0	8	2	1	1	12	265	5	5	1
T8	0	1	0	0	2	40	2	254	1	0
T9	0	0	0	0	0	0	0	0	300	0
T10	3	0	1	0	0	0	0	0	0	296
	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10

真实标签  
预测标签

图 9 TSFS 数据集在 -10 dB 条件下的混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of the TSFS dataset at -10 dB

不同方法在 TSFS 数据集上的性能比较结果如表 5 所示。从整体趋势来看, 所有方法的性能均随 SNR 提升而显著提高, 表明噪声强度对诊断性能具有直接影响。

MAMN 在所有 SNR 条件下均取得最佳结果,平均诊断准确率达 97.96%,显著高于其他方法,并在 8 dB 时达到 100.00%,展现出卓越的诊断性能。在低 SNR 条件下,不同方法的性能差异较为显著。具体而言,在 -10 dB 时,MAMN 和 CDNet 的准确率分别为 88.05% 和 84.33%,显著高于其他方法,表明二者具备较强的噪声抑制能力。需要注意的是,ISCNN 在 -10 dB 条件下虽达到 78.50% 的准确率,但标准差高达 10.37%,表明其在该噪声强度下稳定性较差。相比之下,MAMN 在低 SNR 条件下不仅保持最高准确率,标准差也较低,表现出优异的准确性与

稳定性。在中高 SNR 条件下,各种方法的性能差距缩小,均达到较高水平。在 0 dB 条件下,MAMN、CDNet 和 ISCNN 的诊断准确率分别为 99.92%、99.61% 和 99.84%,均表现出极高的性能。在 4 dB 及以上条件下,大部分方法的准确率均超过 99.00%,说明在噪声较小时,主流方法均能实现准确的故障诊断。整体来看,在不同 SNR 条件下,MAMN 的平均诊断准确率为 97.96%,较 7 种对比方法至少提高 2.41%。上述结果表明,MAMN 在 TSFS 数据集上低 SNR 条件下具备较强的噪声抑制能力,在高 SNR 条件下亦能保持优势。

表 5 不同方法在 TSFS 数据集上的性能比较

Table 5 Performance comparison of different methods on the TSFS dataset

(%)

设置	ResNet-50	WDCNN	ESPNet	ISCNN	DSICNN	PA-MSRN	CDNet	MAMN
-10 dB	60.85±2.30	35.25±0.74	56.24±10.25	78.50±10.37	72.65±2.34	72.21±3.00	84.33±0.15	88.05±2.30
-8 dB	76.69±2.26	45.92±3.28	82.49±1.41	92.33±3.39	80.68±2.47	85.87±1.28	92.53±0.14	96.31±0.51
-4 dB	90.01±2.83	77.60±2.58	92.68±2.11	98.81±1.19	90.53±4.21	94.79±1.17	98.41±0.07	99.50±0.09
0 dB	95.31±1.13	92.29±0.82	97.48±0.76	99.84±0.04	97.13±0.58	98.86±0.39	99.61±0.02	99.92±0.03
4 dB	97.41±0.92	96.87±0.26	98.56±0.57	99.90±0.08	99.17±0.61	99.45±0.18	99.93±0.00	99.96±0.02
8 dB	98.30±0.62	97.38±0.66	98.88±0.26	99.93±0.07	99.50±0.42	99.62±0.28	99.96±0.02	100.00±0.00
平均	86.43	74.55	87.39	95.55	89.61	91.63	95.13	97.96

实验结果表明,在 TSFS 数据集上,所提方法在不同 SNR 条件下均能有效抑制噪声,保持较高的诊断性能。

#### 4.4 消融分析

通过逐步移除或调整特定组件,并评估其对所提方法性能的影响,以探究各创新组件的作用。具体设置为:1) 移除 DDFE,改用文献[13]中的方法提取时域和频域特征(记为 A1);2) 移除频域信号输入(记为 A2);3) 移除时域信号输入(记为 A3);4) 移除 FFE(记为 A4);5) 移除 FFAR(记为 A5);6) 移除门控残差连接单元(记为 A6)。

表 6 展示了 MFCS 数据集上的消融实验结果。可以发现,当移除或调整特定组件后,MAMN 的诊断性能均出现不同程度的下降。当移除 FFAR 后,MAMN 的平均诊断准确率下降至 59.33%,降幅达到 34.74%。当移除频域或时域信号输入时,MAMN 的平均诊断准确率分别降至 88.19% 和 89.95%,对应的降幅分别为 5.88% 和 4.12%。在 A1、A4 和 A6 设置下,MAMN 的平均诊断准确率分别为 91.55%、92.24% 和 90.34%,降幅相对较小,分别为 2.52%、1.83% 和 3.73%。

表 6 MFCS 数据集上的消融实验结果

Table 6 Ablation study results on the MFCS dataset

(%)

设置	A1	A2	A3	A4	A5	A6	MAMN
-4 dB	76.78	71.22	69.59	79.65	48.20	76.82	82.31
-2 dB	88.29	80.79	81.94	83.99	47.12	84.49	89.61
0 dB	93.01	89.15	91.69	95.75	54.54	89.17	95.79
2 dB	94.60	93.73	97.78	95.74	61.92	94.72	97.98
4 dB	97.75	95.82	99.16	98.67	71.48	97.77	99.07
8 dB	98.88	98.44	99.52	99.65	72.75	99.10	99.64
平均	91.55	88.19	89.95	92.24	59.33	90.34	94.07

表7展示了TSFS数据集上的消融实验结果。可以发现,当移除FFAR后,MAMN的平均诊断准确率下降至86.47%,降幅达到10.82%。当移除频域或时域信号输入时,MAMN的平均诊断准确率略有下降,降幅分别为1.31%和0.92%。其余组件的影响较小,在A1和A6设置下,MAMN的平均诊断准确率仅分别下降0.47%和0.97%。需要注意,在A4设置下,MAMN的平均诊断准确率小幅上升,幅度为0.08%。综合来看,在MFCS与TSFS两个数据集上的消融实验结果中,A4设置下MAMN的平均诊断准确率下降0.79%。

置下,MAMN的平均诊断准确率仅分别下降0.47%和0.97%。需要注意,在A4设置下,MAMN的平均诊断准确率小幅上升,幅度为0.08%。综合来看,在MFCS与TSFS两个数据集上的消融实验结果中,A4设置下MAMN的平均诊断准确率下降0.79%。

表7 TSFS数据集上的消融实验结果

Table 7 Ablation study results on the TSFS dataset

(%)

设置	A1	A2	A3	A4	A5	A6	MAMN
-10 dB	86.92	85.44	84.14	89.31	60.54	85.17	88.05
-8 dB	95.55	92.24	95.41	95.74	69.69	93.63	96.31
-4 dB	99.36	98.67	99.27	99.41	92.52	99.38	99.50
0 dB	99.72	99.83	99.56	99.86	97.39	99.79	99.92
4 dB	99.46	99.97	99.86	99.93	99.09	99.96	99.96
8 dB	99.93	99.74	99.99	99.97	99.59	99.99	100.00
平均	96.82	95.98	96.37	97.37	86.47	96.32	97.29

实验结果显示,FFAR是最关键的组件,频域与时域信号输入具有显著互补性。此外,DDFE、FFE及门控残差连接单元同样能带来较为稳定的性能增益。实验结果表明,各项创新均对MAMN的诊断性能具有积极作用。此外,实验结果进一步验证了MAMN结构设计的有效性与完整性。

## 5 结 论

受人类在持续噪声干扰环境中依靠感知与记忆进行自我联想以恢复关键信息的启发,提出一种用于噪声干扰下列车传动系统故障诊断的MAMN。该网络通过提出的DDFE捕获多层次特征,利用提出的FFE存储关键信息,并采用提出的FFAR进行补全和重构,从而在抑制噪声的同时增强故障特征。实验结果显示,所提方法在MFCS数据集和TSFS数据集上的平均诊断准确率分别达到94.40%和97.96%,显著优于7种对比方法。实验结果表明,所提方法能够有效抑制噪声,展现出优异的诊断性能,具有较高的工程应用潜力。此外,鉴于目前尚缺乏真实列车运行数据,后续研究拟开展真实数据采集,并据此对所提方法进行验证与优化,以提升其工程适用性。

## 参考文献

[1] 罗宏林,柏林,侯东明,等.有限变工况特征迁移学习方法及其在高速列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J].仪器仪表学报,2022,43(3):132-145.  
LUO H L, BO L, HOU D M, et al. A transfer learning method for bearing fault diagnosis under finite variable working conditions and its application in train axle-box

bearings fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3):132-145.

- [2] 楚晓艳,刘星,苗强.多域对抗迁移的轨道列车转向架故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2025,46(6):263-275.  
CHU X Y, LIU X, MIAO Q. A multi-domain adversarial transfer method for fault diagnosis of railway bogies[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6):263-275.
- [3] WANG CH D, WU Y, YANG J L, et al. Continuous evolution learning: A lightweight expansion-based continual learning method for train transmission systems fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2025, 21(11):8270-8281.
- [4] JU Z D, CHEN Y SH, QIANG Y K, et al. A systematic review of data augmentation methods for intelligent fault diagnosis of rotating machinery under limited data conditions [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(12):122004.
- [5] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [6] ZHANG W, PENG G L, LI CH H, 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.
- [7] MEHTA S, RASTEGARI M, CASPI A, et al. ESPNet: Efficient spatial pyramid of dilated convolutions for semantic segmentation[C]. Proceedings of the European

- Conference on Computer Vision, 2018:561-580.
- [ 8 ] OUYANG M H, CHEN SH, LI Q L. Analysis of unsteady flow field and near-field aerodynamic noise of scale high-speed trains in long tunnel [ J ]. Applied Acoustics, 2023, 205:109261.
- [ 9 ] YANG J L, YIN SH Y, SUN CH, et al. A novel convolutional neural network with interference suppression for the fault diagnosis of mechanical rotating components[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(13):10971-10987.
- [ 10 ] SUN Y W, TAO H F, STOJANOVIC V. End-to-end multi-scale residual network with parallel attention mechanism for fault diagnosis under noise and small samples[J]. ISA Transactions, 2025, 157:419-433.
- [ 11 ] ZHAO Y, YANG Y, GAO W H, et al. A pure convolutional neural network for fault diagnosis of rotary machinery[J]. Applied Soft Computing, 2025, 176:113162.
- [ 12 ] LEI CH L, WANG L, ZHANG Q Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on DSICNN under strong noise background[J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2025, 40(12):5804-5820.
- [ 13 ] JU Z D, CHEN Y SH, CHEN J H, et al. A bearing fault diagnosis method based on vibration signal extension and time-frequency information fusion network under small sample conditions [ J ]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(17):27712-27727.
- [ 14 ] SNYDER Q, JIANG Q T, TRIPP E. Integrating self-attention mechanisms in deep learning: A novel dual-head ensemble transformer with its application to bearing fault diagnosis [ J ]. Signal Processing, 2025, 227:109683.
- [ 15 ] 田晶, 王敬迪, 丁小飞, 等. 一种用于中介轴承故障诊断的网络模型 Res2APCNN [ J ]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8):49-62.  
TIAN J, WANG J D, DING X F, et al. A network model for inter-shaft bearing fault diagnosis Res2APCNN [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8):49-62.
- [ 16 ] MONTCHAL M E, REAGH Z M, YASSA M A. Precise temporal memories are supported by the lateral entorhinal cortex in humans [ J ]. Nature Neuroscience, 2019, 22(2):284-288.
- [ 17 ] GRANDE X, BERRON D, HORNER A J, et al. Holistic recollection via pattern completion involves hippocampal subfield CA3 [ J ]. Journal of Neuroscience, 2019, 39(41):8100-8111.
- [ 18 ] MYNICK A, STEEL A, JAYARAMAN A, et al. Memory-based predictions prime perceptual judgments across head turns in immersive, real-world scenes [ J ]. Current Biology, 2025, 35(1):121-130.
- [ 19 ] DING A, QIN Y, WANG B, et al. Evolvable graph neural network for system-level incremental fault diagnosis of train transmission systems [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 210:111175.
- [ 20 ] LI Y F, CAO Y P, YANG J T, et al. Optuna-DFNN: An optuna framework driven deep fuzzy neural network for predicting sintering performance in big data [ J ]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 97:100-113.

### 作者简介



琚泽东, 2019 年于华北理工大学获得学士学位, 2023 年于华北理工大学获得硕士学位, 现为哈尔滨理工大学博士研究生, 主要研究方向为信号处理、深度学习和 AI 赋能高端装备运维。

E-mail: 2310603064@stu.hrbust.edu.cn

**Ju Zedong** received his B. Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2019 and his M. Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2023. He is currently a Ph. D. candidate at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include AI-empowered equipment operation and maintenance.



陈寅生 (通信作者), 2009 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2011 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2017 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授, 主要研究方向为复杂装备故障检测、智能感知技术。

E-mail: chenys@hrbust.edu.cn

**Chen Yinsheng** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2009, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Harbin Institute of Technology in 2011 and 2017, respectively. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include complex equipment fault detection, and intelligent perception technology.