

基于卷积时空交互融合网络的列车轴承故障诊断*

贺 佳

(国能包神铁路集团有限公司, 719316, 榆林)

摘 要 [目的] 轴箱轴承运行环境的多元复杂性使得采用单一传感器的轴承故障诊断方法难以取得良好的效果。针对此问题, 特开展了基于卷积时空交互融合网络的列车轴承故障诊断的研究。[方法] 采用多传感器融合方法, 在水平-竖直振动数据集上提出了一种 CTS-MFN(基于卷积时空交互融合网络)用于轴承故障诊断。将 ECA(高效通道注意力)模块、LSTM(长短期记忆)网络和相似性距离约束引入卷积自编码器, 使模型能够提取具有模态间交互信息的时间-空间注意特征; 在利用 MLP(多层感知机)对各模态时空特征进行融合推断。[结果及结论] 通过对比试验、消融研究、泛化性能分析等试验, 证明了所提模型的有效性。

关键词 列车; 轴承故障诊断; 卷积自编码; 数据融合; 长短期记忆网络

中图分类号 TP306⁺.3; U260.331⁺.2

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.10.003

Train Bearing Fault Diagnosis Based on Convolution Temporal-spatial Mutual Fusion Network

HE Jia

(China Energy Baoshen Railway Group Co., Ltd., 719316, Yulin, China)

Abstract [Objective] The diverse and complex operating environment of axle box bearings makes it challenging for bearing fault diagnostic methods to achieve satisfactory results with the single sensor. To address this issue, research is conducted on train bearing fault diagnosis based on convolutional temporal-spatial mutual fusion network. [Method] A multi-sensor fusion approach is adopted, applying the proposed CTS-MFN (a convolutional temporal-spatial mutual fusion network) for bearing fault diagnosis upon horizontal and vertical vibration datasets. The ECA module (efficient channel attention), LSTM (long short-term memory network), and similarity distance constraints are introduced to the convolutional autoencoder, enabling the model to extract temporal-spatial attention features that include inter-modal interaction information. An MLP (multilayer perceptron) is then used to fuse and infer temporal-

spatial features from each modality. [Result & Conclusion] Comparative experiments, ablation studies, and generalization performance analysis demonstrate the effectiveness of the proposed model.

Key words train; bearing fault diagnosis; convolutional autoencoder; data fusion; long short-term memory network

作为机车车辆转向架系统中的重要部件, 轴箱轴承在运行过程中受到高频振动、轮轨力等影响, 极易出现损坏现象^[1]。如不及时进行故障诊断和运行维护, 则容易危及列车运行安全。传统的轴承故障诊断方法大多采用单一传感器信号作为数据源, 其包含的信息量少、有用信息片面, 难以适用于多元复杂的轴箱轴承运行场景。

多传感器数据融合不仅能够有效地综合有用信息、增大信息量、提升信息质量, 而且能够有效地提升故障诊断的性能。多传感器融合方法大体包括数据级、特征级、决策级融合三种^[2]。其典型的研究如文献[3]采用 EKF(扩展卡尔曼滤波器)进行多速率传感器融合; 文献[4]提出一种 MFF-GBFD(基于多维特征融合和集成学习的重载列车系统故障诊断)模型; 文献[5]提出一种新的多模态数据三级特征融合方法用于轴承故障诊断。然而, 这些方法大多需要先进行手工特征提取, 再将其用于故障诊断。但关键在于, 手工提取特征过程容易丢失特征信息, 造成故障诊断性能下降。

近年来, DL(深度学习)技术因其强大的特征学习能力和高效的性能逐渐被应用于工业设备的故障诊断中^[6-8]。文献[9-12]表明深度网络可以融合输入的原始数据、并在其较低层中提取基本信息, 在其中间层将基本信息融合为更高级的表示信息, 并在其较高层进一步融合以形成最终的决策结果。在此基础上, 基于深度学习的多传感器融合故障诊断方法在近年来得到了良好的发展。如文献

* 国家重点研发计划项目(2021YFF0501101)

[13]提出了一种 CWCNN-FA(用于轮式移动机器人故障诊断的新型特征增强信道卷积神经网络);文献[14]将不同输入刺激对应的输出响应信息整合起来,并利用组合信息提高模拟电路故障诊断的准确性;文献[15]利用各种信号处理技术从轴承振动数据中提取了 72 个原始特征,并利用随机森林方法从提取的特征中选择相关特征子集,最后采用 14 种降维技术对所选特征进行融合;文献[16]将不同采样率的信号融合在一起,并采用 CNN(卷积神经网络)从原始数据中自动学习特征;文献[17]针对多源数据的自适应融合问题,提出了一种 FAC-CNN(基于深度学习的自适应数据融合策略-可分离卷积神经网络)。以上方法可归结为单模态传感数据融合,没有使用其他模态传感数据来对设备信息进行挖掘。针对以上问题,文献[18]提出了一种 ITSA-FN(不平衡条件下轴承故障诊断的不变时空注意融合网络)来融合振动、电流数据;文献[19]提出了一种 DRMNN(基于振动和电流数据的多模态神经网络)多感官融合模型;文献[20]采用一种新颖的二维卷积神经网络结构将多个传感器采集到的多种数据进行融合,并直接用于分类。然而,这几种方法虽采用不同的深度模型来提取各传感信息特征,但未考虑各传感信息间的交互关系。

针对以上问题,本文提出了一种新的端到端深度学习网络 CTS-MFN(基于卷积时空交互融合网络)用于列车轴承故障诊断任务。本文主要贡献如下:

1) 在利用采集到的轴箱轴承水平-竖直振动数据基础上,提出了 CTS-MFN 的轴承故障诊断方法,该方法能够有效地提取具有交互信息的时空注意特征和融合多模态的数据。

2) 设计了对比试验、消融研究、泛化性测试等试验,并结合可视化分析验证了模型结构设计和损失函数设计的合理性。

1 基础模型介绍

本文所提的 CTS-MFN 模型,主要由 CAE(卷积自编码器)、ECA(高效通道注意力)、LSTM(长短期记忆)网络和 MLP(多层感知机)组成;本节主要对所设计的 CAE、ECA 等不常用模块进行介绍。

1.1 CAE 介绍

CAE 是在卷积操作、池化操作和 AE(自编码器)基础上结合而成的更高效的分层无监督特征提

取器^[21],其表示过程介绍如下。

在编码阶段,设输入样本数据为 x_m (其中: x 表示特征图; m 为代号,表示第 m 种模态,本文后续分别取信号的水平与竖直方向模态),则经卷积、池化后的编码特征图表示为:

$$h(x_m) = \text{pool}(\sigma(x_m * W_{k_l} + b_{k_l})) \quad (1)$$

式中:

$h(x_m)$ —— m 模态的编码特征图;

W_{k_l} ——第 k_l 个经初始化的卷积核;

b_{k_l} ——第 k_l 个卷积核的偏置;

k_l ——特征图中邻近通道间交互的重叠比例, l 为自然序数;

σ ——Relu 激活函数;

$*$ ——卷积操作;

pool——池化操作。

在解码阶段,通过卷积操作对经上采样后的编码特征图进行特征还原:

$$R = \sigma(u * \hat{W}_{k_l} + \hat{b}_{k_l}) \quad (2)$$

式中:

R ——重构特征;

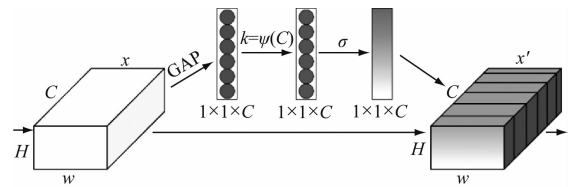
u ——经上采样插差值法复原大小的编码特征图;

\hat{W}_{k_l} ——第 k_l 个解码阶段的卷积核;

\hat{b}_{k_l} ——第 k_l 个解码阶段的偏置。

1.2 ECA 模块

ECA 模块^[22]通过卷积核大小为 K_s 的一维卷积取代 SE Block 模型^[23]中全连接操作,且卷积核大小能够通过通道维数间的非线性映射 Ψ 自适应确定。ECA 模块的简要表示如图 1 所示。



注: H, w 表示特征图高、宽; C 表示通道数量; x 为表示特征输入; x' 表示特征输出;GAP 表示全局平均池化。

图 1 ECA 模块结构图

Fig. 1 Diagram of ECA modular structure

由图 1 可知:对于一个给定输入为 $w \times H \times C$ 的特征图 x ,沿着通道维度 C 进行压缩,最终使得每个特征图的通道转换一个实数 z 来表征该通道的整体信息:

$$z = \frac{1}{H \times w} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^w x_{ij} \quad (3)$$

其中, $z \in \mathbb{R}^C$, $x_{ij} \in \mathbb{R}^{H \times w \times C}$ 。

特征图通道间信息的交互由卷积核大小为 K_s 的一维卷积实现。而对于给定通道维数为 C 的特征图, 卷积核大小可通过下式获得:

$$\omega = \sigma(\text{Conv1d}(z))$$

$$K_s = \Psi(C) = \left\lfloor \frac{\text{lb}(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (4)$$

式中:

- ω ——每个特征图所学习到的通道注意力;
- Conv1d ——一维卷积, 且 $b=1$, $\gamma=2$;
- b ——卷积核偏置参数;
- γ ——卷积核调节因子。

然后, 将获取到的通道注意力通过下式完成对原始特征图的重映射:

$$x' = \omega x \quad (5)$$

其中, $x, x' \in \mathbb{R}^{H \times w \times C}$, $\omega \in \mathbb{R}^C$ 。

2 基于 CTS-MFN 的轴承故障诊断

由于单一传感信号的轴承故障诊断方法存在

信息量少、有用信息片面等问题, 其故障诊断性能容易受到限制。此外, 轴箱中的轴承振动数据相较于轴温数据具有更加敏感的故障反馈特征。考虑到这两点, 本文结合多传感器融合方法, 提出了一种 CTS-MFN, 用于融合轴承的水平-竖直振动数据并执行故障诊断。本节从网络结构和学习策略两方面介绍本文所设计的 CTS-MFN。

2.1 网络结构

CTS-MFN 的结构如图 2 所示, 它由 3 个主要模块组成: 数据预处理模块、卷积时空交互注意特征提取模块以及融合推断模块。首先, 数据预处理模块负责数据的前处理工作, 包括升维和标准化处理, 以确保输入数据符合后续处理的要求。接着, 卷积时空交互注意特征提取模块集成了卷积自编码器、ECA 注意模块、LSTM 网络以及相似性约束等组件, 旨在从输入数据中提取出具有交互信息的时空注意特征。最后, 融合推断模块利用 MLP 和交叉熵损失函数, 将各模态的注意特征进行有效融合, 并执行最终的故障诊断推断任务。

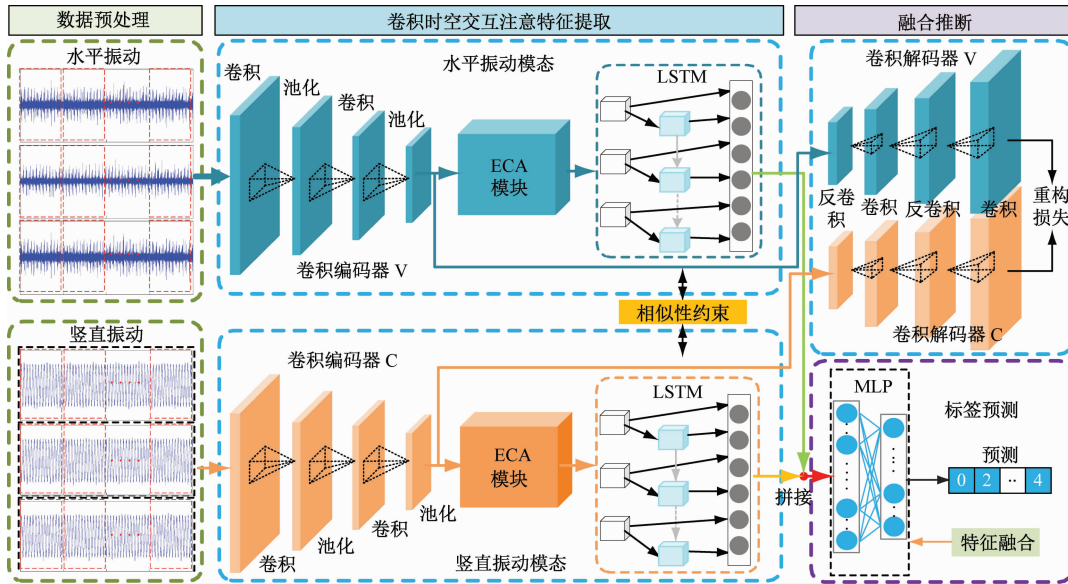


图 2 卷积时空交互融合网络结构

Fig. 2 Structure diagram of CTS-MFN

2.1.1 模态编码-解码表示获取

鉴于卷积自编码器相较于传统的卷积神经网络, 在通过重构损失约束输入信号与重构特征之间的相似性时, 能够更有效地捕获输入信号的细节特征。因此, 本文选择采用卷积自编码器来提取振动

信号的深层次特征。具体而言, 分别部署了 2 个 CAE: 一个针对水平振动输入 (x_g) 进行编码-解码, 另一个则针对竖直振动输入 (x_v) 进行相同的处理。

$$h_m(x_m) = f_{\text{CAE},m}(x_m), m \in \{g, v\}$$

$$R_m = f_{\text{CAE},m}(h_m(x_m)), m \in \{g, v\} \quad (6)$$

式中:

$h_m(x_m)$ —— m 模态 CAE 网络编码表示的特征图;

$f_{CAE,m}$ —— m 模态的 CAE 网络映射;

g —— 水平方向模态;

v —— 竖直方向模态;

R_m —— m 模态 CAE 网络解码表示的重构特征。

2.1.2 空间注意特征提取

机车车辆轴箱轴承的振动信号故障特征通常展现出周期性,且这些特征主要集中在故障点触发时刻的邻近区域内。ECA 注意力机制通过计算全局信息的权重,对特征图的通道维度进行动态加权,以此增强含有故障信息空间特征图的显著性,同时削弱无效信息空间特征图的影响,从而提升模型的故障诊断性能。基于这一优势,本文采用 ECA 注意力模块来有效提取振动信号的空间注意力特征:

$$h_{ECA,m} = f_{ECA,m}(h_m(x_m)), m \in \{g, v\} \quad (7)$$

式中:

$h_{ECA,m}$ —— m 模态的注意力加权表示的特征图;

$f_{ECA,m}$ —— m 模态的 ECA 注意力操作。

2.1.3 时间特征提取

通过状态细胞和遗忘门的使用, LSTM 神经网络能够有效地避免梯度消失问题,并轻松学习到输入信号的长期依赖的信息。因此,本文采用 LSTM 网络来提取输入信号的上下文信息,以提升模型对时间特征的提取能力:

$$S_m = f_{LSTM,m}(h_{ECA,m}), m \in \{g, v\} \quad (8)$$

式中:

S_m —— m 模态的时空注意特征表示;

$f_{LSTM,m}$ —— m 模态下 LSTM 特征提取操作。

2.1.4 特征融合推断

数据融合方法能够有效地丰富输入信息量,并提高模型性能。而在深度学习模型中,特征拼接是常用的数据融合方式,能够简单有效地整合各模态特征信息。因此,本文将不同模态的时空特征 S_m 拼接后输入到 MLP 中执行特征融合、推断:

$$P = f_{MLP}(S_g \oplus S_v) \quad (9)$$

式中:

P —— 推断表示;

f_{MLP} —— MLP 特征提取操作;

S_g —— 水平振动模态的时空注意特征;

S_v —— 竖直振动模态的时空注意特征;

\oplus —— 特征拼接操作。

2.2 学习策略

为了有效地辅助模型网络提取相应的特征,本文设计了一种新的联合损失函数。该目标函数由重构损失、相似性损失和任务损失组成,具体内容介绍如下。

2.2.1 重构损失

在编码-解码结构的模型中,重构损失常被添加到输入信号和重构输出之间用于辅助模型捕获输入信号的细节特征,从而优化模型的性能。因此,本文采用该损失指导卷积自编码器训练。采用均方差函数作为重构损失 $L_{m, recon}$, 其计算公式如下:

$$L_{m, recon} = \|x_m - R_m\|_2^2, m \in \{g, v\} \quad (10)$$

2.2.2 相似性损失

在执行特征融合任务之前,充分提取并利用各模态输出特征之间的交互信息(即模态不变性特征),能够有效减轻后续特征融合的负担,并显著提升模型的整体性能。在众多模态不变性特征提取方法中,通过在各模态特征表示之间引入距离度量约束是一种常见且有效的方法。为了简化技术实现的复杂度,本文选择采用 MSE 作为相似性损失函数,以量化并优化不同模态特征之间的相似度 L_{sim} :

$$L_{sim} = \|S_g - S_v\|_2^2 \quad (11)$$

2.2.3 任务损失

由于列车轴承故障诊断的本质为分类任务在工业领域的应用,故此处采取交叉熵损失函数作为任务损失 L_{task} :

$$L_{task} = - \sum_{i=0}^n y_i \ln P_i \quad (12)$$

式中:

n —— 自然序数;

y_i —— 样本 i 的故障类型标签;

P_i —— 样本 i 的网络推断结果。

2.2.4 总目标损失

综合重构损失、相似性损失及任务损失,本文设计的联合目标损失函数如下式所示:

$$L_{total} = \alpha L_{task} + (1 - \alpha)(L_{g, recon} + L_{v, recon} + L_{sim}) \quad (13)$$

式中:

α —— 损失函数调控因子,用于调节任务损失和辅助损失的贡献。

3 试验分析

本节主要从试验数据集、试验细节(试验环境、试验参数、网络结构)、试验结果分析进行阐述。

3.1 试验数据集

本文采用帕德伯恩大学的公开轴承损伤数据集来模拟轨道车辆轴承状况数据^[24]。该数据集由 FAG 圆锥滚子损伤轴承经寿命加速度试验测试所生成。加速寿命试验台由轴承座和电动机组成,电动机为轴承座中的圆锥滚子测试轴承提供径向载荷以驱动其旋转。本文采用的数据为试验平台在转速 N 为 900 r/min、负载转矩 T 为 0.7 Nm、径向力 F 为 1 000 N 的运行条件下测试所得,主要包括轴承在 5 种健康状态(损伤情况)下所测得的水平和竖直方向上的振动数据,如表 1 所示。此外,在每个状态数据集中提取 160 000 个数据用于试验,并以 3:1 的比例划分训练、测试集。

表 1 数据参数

Tab. 1 Data parameters

编号	类型	要素	形式	程度
K001	正常	—	—	—
KA04	点蚀	外圈	单点	1
KA15	凹痕	外圈	单点	1
KB27	点蚀	内圈 + 外圈	多点	2
KI21	点蚀	内圈	单点	1

3.2 试验过程

试验在 Pytorch 软件上进行测试,运行环境配置如下:① 处理器(AMD Ryzen 5 2600X Six-Core Processor, 3.60 GHz);② 运行内存(32 G);③ GPU(NVIDIA GeForce GTX 1080);④ 代码操作环境(Pytorch = 1.2.0, Python = 3.7.9)。

在迭代训练过程中,本文采用损失函数调控因子 $\alpha = 0.7$ 、Epoch = 500、Batch_size = 100、学习率 = 0.01 的 Adam 优化器训练网络。除以上超参数以外,所提框架的具体结构参数如图 3 所示。

本文所执行的试验步骤如下:

步骤 1 数据预处理。将两种振动数据量纲一化到 $[-1, 1]$ 之间;并将量纲一化的 1-D 数据重构(升维)为 2-D 形式。

步骤 2 编码-解码特征提取。将处理好的两种数据输入到不同卷积自编码器中,以获取各模态的编码-解码特征。

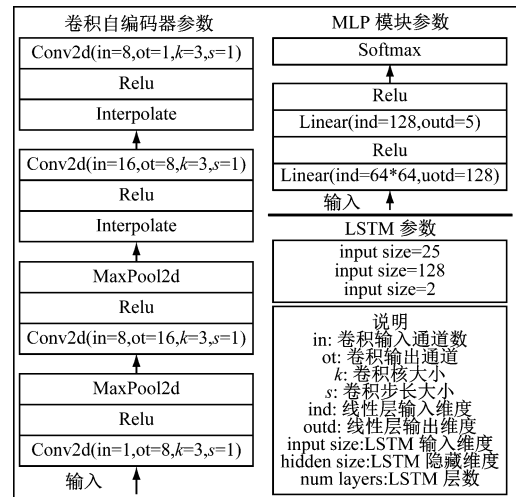


图 3 模型结构参数设置

Fig. 3 Settings of model structure parameters

步骤 3 空间注意力特征获取。将两个模态的编码输出导入 ECA 注意力模块,以获取具有空间信息的注意力特征。

步骤 4 时间特征提取。将各模态的空间注意力表示输入到不同的 LSTM 网络中,以提取各模态特征的上下文时间特征。

步骤 5 特征融合推断。将各模态具有时空信息的特征拼接后导入 MLP 模块中进行融合、推断。

步骤 6 损失函数计算。根据学习策略中的损失函数设置计算总目标损失。

步骤 7 循环迭代。结合推断结果,以最小化目标损失为目标进行网络训练。

3.3 试验结果分析

本节设计对比试验、消融研究、泛化性能分析等试验,并结合可视化方式对试验结果进行讨论。

3.3.1 模型对比试验分析

为了有效地验证所提方法的有效性,将 CTS-MFN 与 CNN、CAE、CNN-LSTM、CNN-FN 及 CAE-FN 等经典深度学习模型进行对比,试验结果如表 2 所示。

观察表 2 中 1~6 行对比试验精度结果可知:① 在振动方向相同的情况下,CNN-LSTM 模型的诊断精度分别高于 CAE 和 CNN 模型约 1%~1.5%,这表明了 LSTM 网络所提取的时间特征能够给诊断模型带来积极效果;② 在试验方法相同的情况下,水平振动方向对应的识别精度略高于竖直振动方向 0.5%~1%,这是由振动测量的方向差异造成的。观察融合模型(CNN-FN、CAE-FN)和非融合模

表 2 对比试验

Tab. 2 Comparative experiments

方法	振动方向	精度/%
CNN	水平(单模态)	92.3
CNN	竖直(单模态)	91.6
CAE	水平(单模态)	93.4
CAE	竖直(单模态)	92.4
CNN-LSTM	水平(单模态)	93.7
CNN-LSTM	竖直(单模态)	93.2
CNN-FN	水平-竖直(融合)	95.3
CAE-FN	水平-竖直(融合)	96.1
CTS-MFN(本文模型)	水平-竖直(融合)	98.8

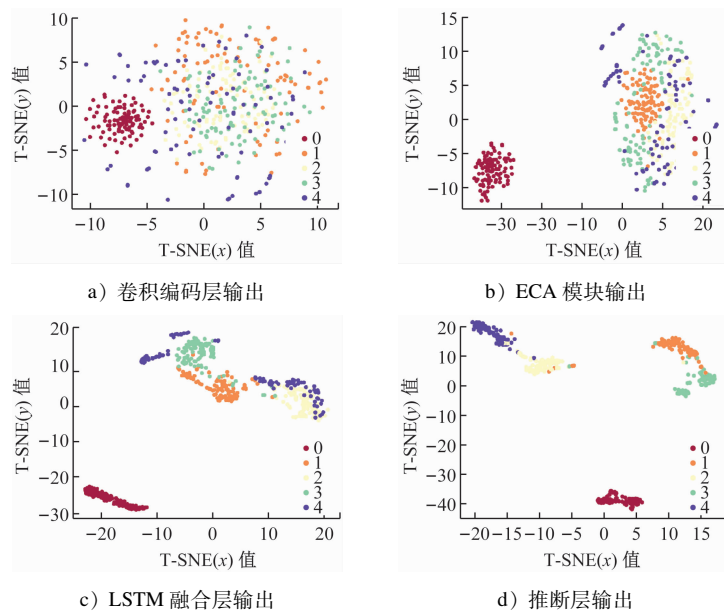
型的(CNN、CAE 和 CNN-LSTM)对比试验,发现融合模型的故障诊断精度高于非融合模型 3%~5%,这种显著的性能提升验证了融合模型的有效性。此外,由试验可知所提方法的故障诊断精度达到了

98.8%,优于其他对比方法,表明了所提方法的优越性。

3.3.2 T-SNE 可视化分析

为进一步验证 CTS-MFN 模型的轴承故障诊断性能,本节对模型的卷积编码层、ECA 模块、LSTM 层和推断层 MLP 的输出进行 T-SNE 可视化以验证模型的聚类融合效果,结果如图 4 所示。

图 4 中,5 种颜色的点表示轴承不同的健康状态。当颜色相同的点越近,颜色不同的点距离越远就表示网络的聚类效果越好,即网络故障诊断性能越好。由图 4 可知,输入数据的可视化分布随着网络结构层次的深入,其可视化表现由“分散杂乱”逐渐向“类间大,类内小”转变,这表明了聚类效果随着网络的前向过程从劣到优,也证明了 CTS-MFN 融合聚类效果的有效性。



注:图例中,0 为正常工况;1 为外圈点蚀;2 为内圈凹痕;3 为内外圈均点蚀;4 为内圈点蚀。

图 4 T-SNE 可视化页面截图

Fig. 4 Screenshot of T-SNE visualization page

3.3.3 消融试验分析

对比分析与可视化分析验证了 CTS-MFN 模型的有效性,但仍缺乏对模型和损失函数设计的合理性分析,因此本节采用消融试验对模型展开进一步定量分析,试验结果如表 3 所示。

由表 3 可知:① 重构损失和相似性损失的缺失均对模型性能产生了负面影响,这验证了所设计损失函数的合理性和必要性;② 特别地,当相似性损失缺失时,相较于重构损失缺失的情况,振动精度

表 3 消融分析

Tab. 3 Ablation analysis

试验类型	消融试验	精度/%
损失消融	(-) 重构损失	97.8
	(-) 相似性损失	97.0
结构消融	(-) ECA 模块	96.7
	(-) LSTM 层	96.1
无消融	无缺	98.8

额外下降了 0.8%, 这表明模态交互特征对模型性能的正面影响略高于重构损失所捕获的细节性特征。进一步观察结构消融试验结果, 可知: ① ECA 模块和 LSTM 模块的消融均导致模型性能下降, 这反映了 ECA 模块在捕捉空间注意力特征和 LSTM 模块在提取时间特征方面对模型的重要性; ② 具体而言, LSTM 层的缺失相较于 ECA 模块的消融给模型带来的负面影响更为显著 (精度降低了约 0.6%), 这表明对于列车轴承振动数据分析而言, 时间特征的捕捉对于模型性能的提升作用要高于空间注意力特征。

3.3.4 泛化性能试验分析

为进一步验证模型的综合性能, 本节设计泛化性能试验, 引入西安交大轴承数据集、西储大学轴承数据集对模型进行测试, 试验结果如图 5 所示。

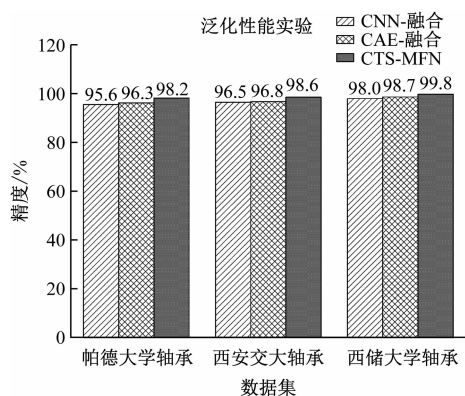


图 5 泛化性能试验

Fig. 5 Generalization performance experiment

由图 5 可知: CTS-MFN 模型在另外两种数据集上分别取得 98.6%、99.8% 的轴承故障诊断精度, 故障诊断准确率较高且仍优于对比试验中的融合模型 (CNN-FN、CAE-FN), 表明所提方法具有良好的泛化性能, 也验证了基于 CTS-MFN 模型的列车轴承故障诊断方法的优越性。

4 结语

本文在水平-竖直振动数据上, 提出了 CTS-MFN 的列车轴承故障诊断模型, 该模型在性能上显著优于仅依赖单一传感信号的模型。该 CTS-MFN 模型由三大核心部分组成: 数据预处理模块、卷积时空交互注意特征提取模块以及融合推断模块。在特征提取阶段, 通过结合 CAE、ECA 模块、LSTM 模块以及相似性度量机制, 有效地提取了具有模态交互信息 (即模态不变性特征) 的时空注意特征。

随后, MLP 模块负责融合与推断来自不同模态的时空特征。为了全面验证模型的有效性, 本文进行了对比试验、T-SNE 可视化分析、消融试验以及泛化性能试验, 试验结果合理且有效地证明了 CTS-MFN 模型在列车轴承故障诊断任务中的优越性。

参考文献

- [1] 王军. 高速列车技术与产业发展机制及实施路径[J]. 铁道学报, 2021, 43(2): 103.
WANG Jun. Development mechanism and implementation approach of high-speed train technology and industry[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(2): 103.
- [2] LI X, YU Q, ALZAHRANI B, et al. Data fusion for intelligent crowd monitoring and management systems: a survey[J]. IEEE Access, 2021, 9: 47069.
- [3] GENG H, WANG Z, ALSAADI F E, et al. Federated Tobit Kalman filtering fusion with dead-zone-like censoring and dynamical bias under the round-robin protocol[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2021, 7: 1.
- [4] LIU Z, ZHANG M, LIU F, et al. Multidimensional feature fusion and ensemble learning-based fault diagnosis for the braking system of heavy-haul train[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(1): 41.
- [5] WANG D, LI Y, JIA L, et al. Novel three-stage feature fusion method of multimodal data for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3514710.
- [6] WAN S, LIU J, LI X, et al. Transfer-learning-based bearing fault diagnosis between different machines: a multi-level adaptation network based on layered decoding and attention mechanism[J]. Measurement, 2022, 203: 111996.
- [7] TANG Z, WANG M, OUYANG T, et al. A wind turbine bearing fault diagnosis method based on fused depth features in time-frequency domain[J]. Energy Reports, 2022, 8: 12727.
- [8] JIAO Z, PAN L, FAN W, et al. Partly interpretable transformer through binary arborescent filter for intelligent bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2022, 203: 111950.
- [9] LI J, ZHOU Q, CAO L, et al. A convolutional neural network-based multi-sensor fusion approach for in situ quality monitoring of selective laser melting[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 429.
- [10] LIU W, LI Z, SUN S, et al. A novel motion-based online temporal calibration method for multi-rate sensors fusion[J]. Information Fusion, 2022, 88: 59.
- [11] ZHANG S, YAO J, WANG R, et al. Design of intelligent fire-fighting robot based on multi-sensor fusion and experimental study on fire scene patrol[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 154: 104122.
- [12] CHEN H, YANG W, MA Y, et al. Multi-sensor fusion method for roadheader pose detection[J]. Mechatronics, 2021,

- 80: 102669.
- [13] MIAO Z, ZHOU F, YUAN X, et al. Multi-heterogeneous sensor data fusion method via convolutional neural network for fault diagnosis of wheeled mobile robot [J]. Applied Soft Computing, 2022, 129: 109554.
- [14] PARAI M, SRIMANI S, GHOSH K, et al. Multi-source data fusion technique for parametric fault diagnosis in analog circuits [J]. Integration, 2022, 84: 92.
- [15] BUCHAIAH S, SHAKYA P. Bearing fault diagnosis and prognosis using data fusion based feature extraction and feature selection [J]. Measurement, 2022, 188: 110506.
- [16] HUANG K, WU S, LI Y, et al. A multi-rate sampling data fusion method for fault diagnosis and its industrial applications [J]. Journal of Process Control, 2021, 104: 54.
- [17] LI S, WANG H, SONG L, et al. An adaptive data fusion strategy for fault diagnosis based on the convolutional neural network [J]. Measurement, 2020, 165: 108122.
- [18] LIU J, YANG H, HE J, et al. Unbalanced fault diagnosis based on an invariant temporal-spatial attention fusion network [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 1875011.
- [19] FU P, WANG J, ZHANG X, et al. Dynamic routing-based multimodal neural network for multi-sensory fault diagnosis of induction motor [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 55: 264.
- [20] AZAMFAR M, SINGH J, BRAVO-IMAZ I, et al. Multisensor data fusion for gearbox fault diagnosis using 2-D convolutional neural network and motor current signature analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144: 106861.
- [21] AZARANG A, MANOOCHHEHRI H E, KEHTARNAVAZ N. Convolutional autoencoder-based multispectral image fusion [J]. IEEE Access, 2019, 7: 35673.
- [22] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 11531.
- [23] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7132.
- [24] LESSMEIER C, KIMOTHO J K, ZIMMER D, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors; a benchmark data set for data-driven classification [J]. PHM Society European Conference, 2016, 3(1): 5.
- 收稿日期:2023-02-15 修回日期:2023-03-27 出版日期:2024-10-10
Received:2023-02-15 Revised:2023-03-27 Published:2024-10-10
• 通信作者:贺佳,工程师,hejial2053@163.com
• ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第 12 页)

- [5] 王超深, 赵炜. 首尔大都市区职住空间演进规律探究及启示 [J]. 国际城市规划, 2020, 35(2): 95.
WANG Chaoshen, ZHAO Wei. Analysis on the development of housing and employment space in Seoul Metropolitan Area [J]. Urban Planning International, 2020, 35(2): 95.
- [6] LEE M, CHUN Y. Residential relocation in a metropolitan area: a case study of the Seoul Metropolitan Area, South Korea [M] // PATUELLI R, ARBIA G. Spatial Econometric Interaction Modelling.

Cham: Springer, 2016: 441-463.

- 收稿日期:2024-07-31 修回日期:2024-08-10 出版日期:2024-10-10
Received:2024-07-31 Revised:2024-08-10 Published:2024-10-10
• 第一作者:周娜,高级工程师,273338494@qq.com
通信作者:王超深,副研究员,409338893@qq.com
• ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

敬请关注《城市轨道交通研究》微信视频号

《城市轨道交通研究》微信视频号聚焦轨道交通行业内的热点问题、焦点问题,以及新技术、新成果,邀请相关专业领域内的专家学者及高级管理人员以视频方式解读和评述,是您及时获知行业资讯、深度了解轨道交通各专业领域的最佳平台。您还可以通过该平台查阅往期论文、查询稿件进度、开具论文录用通知书。敬请关注。

