

基于多约束模态不变图卷积融合网络的轴承故障诊断

王忠美¹, 聂芃轩¹, 刘建华¹, 吴海波¹, 郑良²

(1. 湖南工业大学轨道交通学院, 湖南 株洲 412007; 2. 中国电子科技集团公司第十五研究所, 北京 100083)

摘要: 多传感数据融合方法能够提升轴承故障诊断的准确性,但在电机轴承故障诊断中,现有大多数多传感数据融合方法存在传感数据类型单一、难以充分挖掘不同模态数据间冗余性和互补性的问题。为此,提出一种基于多约束模态不变图卷积融合网络(MCMI-GCFN)的轴承故障诊断方法。首先,通过卷积自编码器(CAE)和挤压-激励模块(SE block)对原始电流、振动信号进行特征提取;其次,引入源域分类器和域鉴别器在域对抗训练的基础上捕获不同模态数据间的模态不变性,充分挖掘多模态数据间的冗余性和互补性;最后,利用图卷积神经网络(GCN)的空间聚合特性捕获电流、振动模态相近时间步特征之间的依赖关系,以精确融合其上下文语义信息。在德国帕德伯恩大学公开的轴承损伤电流、振动数据集上进行验证,实验结果表明,MCMI-GCFN 方法达到了 99.6% 的轴承故障诊断精度,比非融合方法高 9~11.4 个百分点,验证了所提模型的有效性。

关键词: 深度学习; 轴承故障诊断; 数据融合; 域对抗训练; 图卷积神经网络

中图分类号: TM351

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0070483

Bearing Fault Diagnosis Based on Multiple-Constraint Modal-Invariant Graph Convolutional Fusion Network

WANG Zhongmei¹, NIE Pengxuan¹, LIU Jianhua¹, WU Haibo¹, ZHENG Liang²

(1. College of Railway Transportation, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, Hunan, China;

2. The 15th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Beijing 100083, China)

【Abstract】 Multisensor data fusion methods can enhance the accuracy of bearing fault diagnoses. However, in the context of motor-bearing fault diagnosis, most existing multisensor data fusion methods suffer from issues such as a single type of sensor data and difficulty in fully exploiting the redundancy and complementarity among different modal data. To address this issue, a bearing fault diagnosis method based on a Multiple-Constraint Modal-Invariant Graph Convolutional Fusion Network (MCMI-GCFN) is proposed. First, features are extracted from the original current and vibration signals using a Convolutional Auto-Encoder (CAE) and Squeeze-and-Excitation block (SE block). Second, a source domain classifier and domain discriminator are introduced to capture the modal invariance among different modal data based on domain adversarial training, thereby fully exploiting the redundancy and complementarity among multimodal data. Finally, the spatial aggregation characteristics of the Graph Convolutional Neural Network (GCN) are utilized to capture the dependency relationships between features at similar time steps in the current and vibration modalities, enabling precise fusion of their contextual semantic information. This method is validated using a publicly available bearing damage current and vibration dataset obtained from the University of Paderborn, Germany. The experimental results demonstrate that the MCMI-GCFN method achieves a bearing fault diagnosis accuracy of 99.6%, which is 9 to 11.4 percentage points higher than that achieved by nonfusion methods, thereby verifying the effectiveness of the proposed model.

【Key words】 deep learning; bearing fault diagnosis; data fusion; domain adversarial training; Graph Convolutional Neural Network (GCN)

0 引言

滚动轴承是电机等机械设备中的重要组件,用于减少设备运行中的摩擦力,提高设备运行效率,在精密机床、航空航天等领域中有广泛的应用^[1-2]。由

于其通常工作在高速、高温、高压、高振动、恶劣润滑等恶劣环境下,滚动轴承在工作中容易出现故障,一旦发生故障,将会引发严重的经济损失和重大安全事故。因此,对滚动轴承进行早期的精确故障诊断意义重大^[3]。随着工业大数据的快速发展,多传

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFF05011);国家自然科学基金(62106074)。

作者简介: 王忠美,男,讲师、博士,主研方向为人工智能、智能信息处理、数字图像处理;聂芃轩,硕士研究生;刘建华,教授;吴海波,硕士研究生;郑良(通信作者),正高级工程师。

收稿日期: 2024-10-14

修回日期: 2025-01-09

E-mail: zhengl@nctc.org.cn

感数据融合轴承故障诊断方法越来越受到人们的青睐,但是这些多模态传感信号所具有的多源异构性给多传感数据融合带来了困难^[4-6],如何捕获多模态传感信号间的模态不变性,充分挖掘多模态数据间的冗余性及互补性,成为多传感数据融合轴承故障诊断的关键。

目前,针对多传感数据融合的方法主要分为基于模型驱动的方法和基于深度学习的方法。基于模型驱动的方法通过先验知识来构建模型,从而对多传感器数据进行融合。文献[7]提出了一种改良航迹间融合模型,通过卡尔曼滤波器,在每个采样时刻都利用融合状态估计来进行下一个采样时间的预测。文献[8]提出了一种多源信息融合模型,根据最小不确定性策略将多个信息源组合成一个信息源。文献[9]提出了一种改进的多源信息融合方法,该方法考虑了新措施的否定证据中的不确定性量化,用于测量否定证据不确定性。文献[10]提出了一种基于复杂证据理论的多源信息融合方法,用于医学诊断任务。然而,上述基于模型驱动的多传感数据融合方法需要大量的系统基础先验知识,难以精确建模现代复杂机械设备,在提取相关设备特征并加以推广时具有局限性。

近年来,深度学习技术的迅速发展使得其成为人工智能领域的主流研究方向。深度学习技术的实质是通过堆叠各种形式的神经网络,以获得对输入数据更好的学习表征能力^[11]。深度神经网络(DNN)可以自主学习输入的原始数据,并在浅层网络中提取出具有代表性的设备状态初期特征,在中间层网络中将初期特征融合为较高级别的表示,在深层网络中进行更高级别的融合表示并得到最终决策结果^[12-14]。鉴于上述所提及的诸多优势,基于深度学习的多传感数据融合方法受到了科研人员的广泛关注与深入研究。文献[15]提出了一种基于集成学习的多传感信息融合方法,该方法通过学习原始振动信号的多尺度特征,用于滚动轴承故障诊断任务。文献[16]利用一种改良二维卷积神经网络(CNN),对多个电流传感器采集的数据进行融合,用于电机电流融合任务。文献[17]提出了一种基于信息融合并行轻量级卷积网络的智能故障诊断方法,该方法通过构建归一化脉冲能量峰度加权规则,进而实现多通道振动信号的融合。

然而,上述多传感数据融合方法的作用对象都局限于单一模态传感数据,并没有使用多模态传感数据对设备状态进行冗余性和互补性补充。针对多模态数据融合方法,文献[18]提出了一种具有注意

力机制的多层深度融合网络,实现多模态信息的自适应分层融合,进而完成轴承故障诊断任务。文献[19]提出了一种耦合卷积残差网络,实现多模态信息融合,其中振动信号和声发射信号作为所提网络的输入,然后采用级联运算对两个信息流得到的特征进行融合。文献[20]提出了一种多源融合故障诊断方法,利用残差金字塔算法将多个空间位置的声信号和振动信号分别融合,进而形成两个融合的声振信号。但是,以上多模态数据融合方法都是使用独立的特征提取网络对多模态数据进行特征提取,在特征提取阶段并未建立原始输入数据间的关联,也未充分挖掘不同模态数据间的冗余性及互补性。

综上,目前大多数基于深度学习的多传感数据融合方法存在传感数据类型单一以及在特征提取阶段未充分挖掘不同模态数据间冗余性、互补性的问题。为了充分利用不同类型的传感数据,在特征提取阶段充分挖掘原始多模态传感数据间的冗余性及互补性,且在特征融合阶段充分利用多模态特征相近时间步之间的依赖关系,以精确融合上下文语义信息,本文设计了一种多约束模态不变图卷积融合网络(MCMI-GCFN),其能够有效捕获多模态传感信号间的模态不变性,并实现高精度轴承故障诊断。该模型的主要优点如下:

1)在域对抗训练的基础上,进行多模态传感数据特征提取,有效捕获多模态传感数据间的模态不变性,充分挖掘多模态数据间的冗余性以及互补性。

2)将图卷积神经网络(GCN)引入多模态特征融合模块中,使得模型在融合阶段充分利用多模态特征相近时间步之间的依赖关系,以精确融合上下文语义信息。

在德国帕德伯恩大学公开的轴承损伤电流、振动数据集上进行实验,结果表明,所提方法能够实现高精度的轴承故障诊断。

1 模型概述

本文基于卷积自编码器(CAE)和挤压-激励模块(SE block)设计了一个电流、振动模态数据特征提取网络。另外,为充分捕获电流、振动模态数据之间的冗余性及互补性,引入域对抗学习思想,通过源域分类器和域鉴别器提取模态不变性特征,然后将提取出的多模态特征转换成依次连接的图数据结构传入GCN中,得到多模态融合表示。最后,将多模态融合表示送入最终决策层进行轴承故障分类。下文将从网络结构和损失函数2个方面介绍本文多约束模态不变图卷积融合网络。

1.1 网络结构

MCMC-GCFN 由 CAE、SE block、源域分类器、

域鉴别器、GCN 组成,其具体结构如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版,下同)。

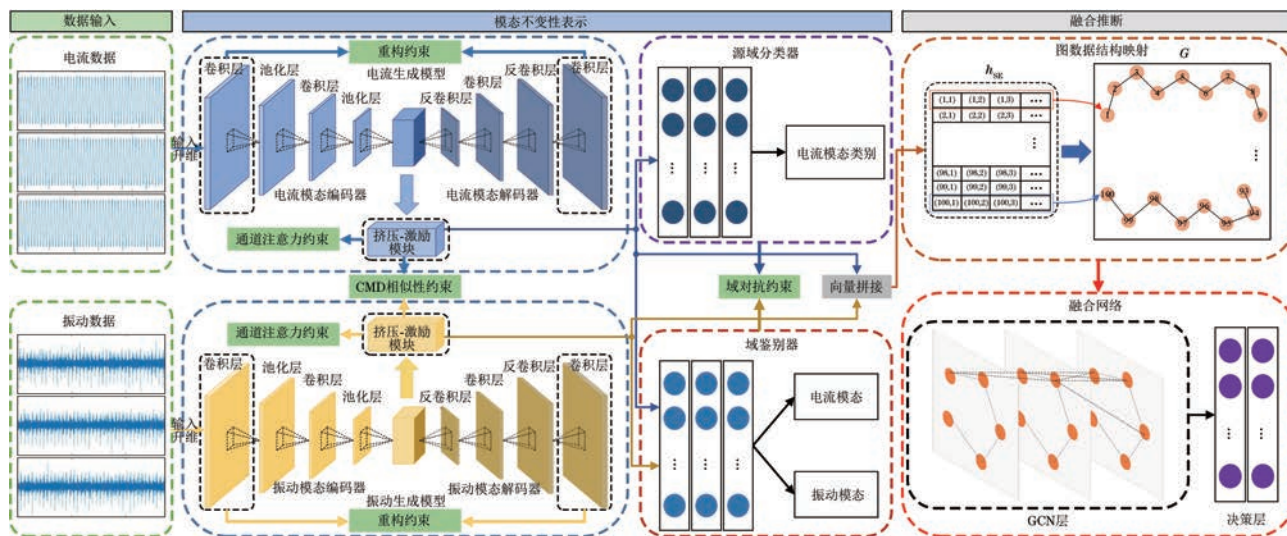


图 1 MCMC-GCFN 结构

Fig.1 Structure of MCMC-GCFN

1.1.1 多模态特征表征

首先,对原始电流数据(x_c)、振动数据(x_v)进行预处理,将预处理后的电流、振动数据分别输入各自对应的卷积自编码器中进行初步特征提取,其相应过程如下:

$$h_m = \text{CAE}_m(x_m; \theta_{m, \text{CAE}}), m \in \{c, v\} \quad (1)$$

$$Y_m = \text{CAE}_m(h_m; \theta_{m, \text{CAE}}), m \in \{c, v\} \quad (2)$$

式中: h_m 、 Y_m 和 $\theta_{m, \text{CAE}}$ 分别表示 m 模态 CAE 的初步特征表征、重构表征和网络参数。

其次,由于轴承数据在故障时刻周围与正常数据之间存在明显差异,关注集中的异常时段信息能够更有效地学习故障特征。SE block 能够通过建模特征通道之间的相互依赖性来自适应地重新校准通道特征响应^[21],可以增强有用特征通道信息,同时减弱无用特征通道信息。因此,本文采用 SE block 放大故障信息,缩小无用信息,其过程如下:

$$h_{m, \text{SE}} = \text{SE}_m(h_m, \theta_{m, \text{SE}}), m \in \{c, v\} \quad (3)$$

式中: $h_{m, \text{SE}}$ 、 $\theta_{m, \text{SE}}$ 分别表示 m 模态 SE block 的加权表征和网络参数。

1.1.2 域对抗学习表征

域对抗学习通过源域分类器、域鉴别器获取域对抗损失,其具体表征过程如下:

首先,将经 SE block 加权的电流模式特征 $h_{c, \text{SE}}$ 输入源域分类器 CLS 中,得到源域分类损失函数输入 o_c :

$$o_c = \text{CLS}(h_{c, \text{SE}}, \theta_{\text{CLS}}) \quad (4)$$

式中:CLS 为源域分类器; θ_{CLS} 为源域分类器网络参数。

其次,将经 SE block 加权的 m 模态特征 $h_{m, \text{SE}}$ 输入梯度反转层 GRL,得到 m 模态梯度反转表示 q_m :

$$q_m = \text{GRL}(h_{m, \text{SE}}), m \in \{c, v\} \quad (5)$$

式中:GRL 为梯度反转层,其输出与输入恒等,梯度方向相反。

最后,将 m 模态梯度反转表示 q_m 送入域鉴别器 D 中,以得到域鉴别损失函数输入 p :

$$p = \{D(q_c; \theta_D), D(q_v, \theta_D)\} \quad (6)$$

式中: D 为域鉴别器,用于鉴别样本的模态(电流、振动); θ_D 为域鉴别器的网络参数。

1.1.3 图融合表征

受传统 CNN 启发,文献[22]首次提出了基于层次域聚类的 GCN,与 CNN 中卷积操作聚合信息的效果相似,GCN 的核心思想是图上的每个节点都可以在空间上聚合其邻居节点的信息,聚合效果如图 2 所示。

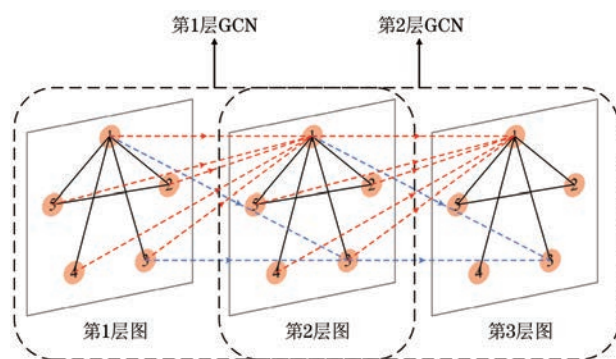


图 2 GCN 信息聚合示意图

Fig.2 Schematic diagram of GCN information aggregation

GCN 的空间聚合操作具体表示为:

$$H_{(l+1)} = \sigma(\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} H_{(l)} \mathbf{W}_{(l)}) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{A}$ 为图的邻接矩阵; $\mathbf{D}$ 为图的度矩阵; $H_{(l)}$ 为第 l 层 GCN 的图节点特征表示; $H_{(l+1)}$ 为经过 GCN 空间聚合后的图节点特征表示; $\mathbf{W}_{(l)}$ 为第 l 层 GCN 的权重矩阵; σ 为 ReLU 激活函数。具体来说, 图上每个节点新的表示都是由其邻居节点的加权平均然后通过一个权重矩阵和一个非线性激活函数转换而得到。

轴承监测信号异常时段在时序上呈现出周期性, 数据的前后时间步是强相关的, 关注轴承故障时刻周围的信息将有利于后续故障诊断。本文将经过 CAE 和 SE block 的多模态特征转换成依次连接的图数据结构, 利用 GCN 的空间聚合特性捕获相近时间步多模态特征之间的时间依赖关系, 旨在有效融合多模态特征, 同时充分利用多模态上下文语义信息, 以获取更全面、更完备的轴承状态信息。具体步骤如下:

首先, 对电流、振动模态注意力加权表征进行拼接操作, 得到拼接表示 h_{SE} :

$$h_{SE} = h_{c,SE} \oplus h_{v,SE} \quad (8)$$

式中: $h_{c,SE}$ 、 $h_{v,SE}$ 分别表示电流、振动模态的注意力加权表征; “ $\oplus$ ” 表示向量拼接操作。

其次, 本文在模型训练过程中将拼接表示 h_{SE} 映射为一个有 100 个节点、99 条边依次相连的图数据结构 G , 第 i 个节点的特征对应于拼接表示 h_{SE} 的第 i 行, 映射关系如图 3 所示。具体来说, 以图 G 中的 3 号节点为例, 经过 2 层 GCN 空间聚合后, 将包含 1~5 号节点的信息, 从而捕获相近时间步多模态特征之间的时间依赖关系。

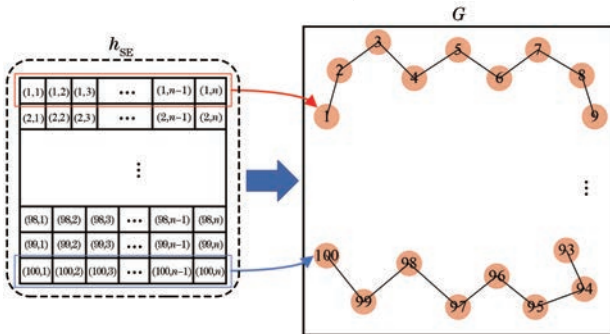


图 3 图数据结构映射示意图

Fig.3 Schematic diagram of graph data structure mapping

再次, 将 G 输入 GCN 中, 得到图卷积融合表示 R :

$$R = \text{GCN}(G; \mathbf{A}; \theta_{\text{GCN}}) \quad (9)$$

式中: GCN 为图卷积网络; $\mathbf{A}$ 为图 G 的邻接列表;

θ_{GCN} 为 GCN 网络参数。

最后, 将图融合表示 R 输入决策层 Inf 中, 进行轴承故障决策:

$$Y = \text{Inf}(R; \theta_{\text{Inf}}) \quad (10)$$

式中: Y 为最终决策表示; θ_{Inf} 为决策层网络参数。

1.2 损失函数

1.2.1 重构损失

重构损失旨在最小化重构数据与原始输入数据之间的差异, 通过最小化重构损失, 卷积自编码器能够学习到数据的有效特征, 并能够尽可能地复原原始输入数据。本文采用均方误差函数作为重构损失, 其计算公式如下:

$$L_{\text{mrecon}} = \|x_m - U_m\|_2^2, m \in \{c, v\} \quad (11)$$

式中: x_m 和 U_m 分别表示 m 模态原始输入数据和网络重构数据; $\|\cdot\|_2^2$ 表示平方 L2 范数。

1.2.2 域对抗损失

域对抗损失由源域分类损失和域鉴别损失两部分组成, 由于两者实质为分类任务, 因此本文采用交叉熵损失函数作为源域分类损失和域鉴别损失。假设有 N 个电流样本和 N 个振动样本, 则源域分类损失 L_{cls} 表示为:

$$L_{\text{cls}} = - \sum_{i=0}^N c_i \log_a C_i \quad (12)$$

域鉴别损失 L_{dom} 表示为:

$$L_{\text{dom}} = - \sum_{i=0}^{2N} d_i \log_a D_i \quad (13)$$

域对抗损失 L_{adv} 表示为:

$$L_{\text{adv}} = L_{\text{cls}} + L_{\text{dom}} \quad (14)$$

式中: c_i 为电流样本的真实标签; C_i 为源域分类器对于电流样本的决策结果; $d_i \in \{0, 1\}$ 为电流和振动信号的模态标签; D_i 为模态鉴别器对于电流和振动信号的模态决策结果。

1.2.3 相似性约束损失

通过源域分类器和域鉴别器组成的域对抗训练模式在捕获多模态数据间的模态不变性时, 源域和目标域的学习器需要同时优化, 这个过程往往不稳定, 进而引发模型训练过程中的网络波动现象, 而文献[23]提出的中心矩偏差度量 (CMD) 损失函数具有稳定、易于计算、适用性广等优点, 能够减缓模型训练时的波动, 更全面地衡量不同分布之间的差异。因此, 本文引入 CMD 损失, 其计算过程如下:

$$\text{CMD}(p, q) = \sum_{m=1}^M w_m \|\mu_{p,m} - \mu_{q,m}\|^2 \quad (15)$$

式中: p 和 q 分别表示源域和目标域的特征分布; $\mu_{p,m}$ 和 $\mu_{q,m}$ 分别表示源域和目标域特征分布的 m 阶中心矩; M 表示所考虑的中心矩的最高阶数; w_m 表示对应于 m 阶中心矩的权重系数; $\|\cdot\|^2$ 表示平方范数。

CMD 相似性损失 L_{sim} 表示为:

$$L_{\text{sim}} = \text{CMD}(h_{c,\text{SE}}, h_{v,\text{SE}}) \quad (16)$$

式中: $h_{c,\text{SE}}$ 和 $h_{v,\text{SE}}$ 分别表示电流模态加权表征和振动模态加权表征。

1.2.4 任务损失

轴承故障诊断任务属于多分类任务范畴。因此,本文采用交叉熵损失作为任务损失,其计算公式如下:

$$L_{\text{task}} = - \sum_{i=0}^N y_i \log_a Y_i \quad (17)$$

式中: y_i 为样本 i 的真实标签; Y_i 为决策网络对于样本 i 的决策结果。

1.2.5 总目标损失

综上所述,本文设计的多约束损失函数 L_{total} 为:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{mrecon}} + L_{\text{adv}} + L_{\text{sim}} + L_{\text{task}} \quad (18)$$

2 实验分析

2.1 实验设置及数据集

本文所提模型在 PyTorch 深度学习框架下训练,在搭载 AMD Ryzen 9 7940HS CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 3080 Laptop GPU 的 PC 端运行。在模型迭代训练过程中,采用 Epoch 为 1 500、Batch size 为 100、学习率为 5.5×10^{-4} 的 Adam 优化器训练策略。

本文采用德国帕德伯恩大学公开的轴承损伤电流、振动数据集^[24]来评估 MCMI-GCFN 的有效性。该数据集由健康轴承数据、人工损伤轴承数据和真实损伤轴承数据 3 个部分组成,且所有测试轴承均为 6203 型号滚动轴承。为了切合实际,本文采用健康轴承数据和真实损伤轴承数据进行诊断验证。对于真实损伤轴承数据,损伤类型分为疲劳点蚀和塑性形变 2 种;损伤位置分为内圈损伤、外圈损伤和内外圈复合损伤 3 种;损伤程度分为 1 级、2 级和 3 级 3 种;损伤形式分为单点损伤、重复性损伤和多点损伤 3 种。本文选取了设备在转速 $N=900 \text{ r/min}$ 、负载扭矩 $T=0.7 \text{ N}\cdot\text{m}$ 、径向力 $F=1\,000 \text{ N}$ 运行工况下的 1 组健康轴承数据和 4 组真实损伤轴承数据进行实验,具体参数如表 1 所示。此外,本文以轴承损伤位置作为诊断标准,分为正常、内圈故障、外圈故障和内外

圈复合故障 4 种类别,本实验在数据预处理阶段从这 5 组数据集中分别提取了 160 000 个数据点用于实验,并以步长 400 分别将这 160 000 个数据点划分为 400 个相互独立的数据段,按照 3:1 的比例划分训练集和测试集。

表 1 实验数据参数

Table 1 Experimental data parameters

编号	类型	位置	形式	程度
K001	正常	—	—	—
KA04	疲劳点蚀	外圈	单点	1 级
KA15	塑性形变	外圈	单点	1 级
KB23	疲劳点蚀	内圈+外圈	多点	2 级
KI21	疲劳点蚀	内圈	单点	1 级

2.2 MCMI-GCFN 结构及参数

本文所提 MCMI-GCFN 的具体结构及参数如图 4 所示。应当注意的是,在卷积自编码器的输入部分存在数据升维操作,将原始一维数据升至二维进行后续操作。

2.3 对比实验

为了验证 MCMI-GCFN 的有效性,本文设计了 5 组对比模型,包括针对单模态数据(电流、振动)依据文献[25]设计的卷积诊断网络(CDN)、依据文献[26]设计的卷积自编码诊断网络(CAEDN)、针对多模态数据(电流+振动)依据文献[25]设计的卷积融合诊断网络(CFDN)、依据文献[26]设计的卷积自编码融合诊断网络(CAEFDN)以及依据文献[27]设计的卷积记忆融合诊断网络(CMFDN)。为了避免模型训练随机性对实验结果的影响,本文选取 10 次实验结果的平均值作为最终评估结果,对比实验结果如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,针对单模态非融合模型,振动模态诊断精度明显优于电流模态诊断精度,这表明对于轴承故障诊断任务,振动模态故障特征更显著。其次,4 种多模态融合模型的诊断精度都明显优于单模态非融合模型的最佳精度 90.6%,这验证了多模态数据融合方法对于轴承故障诊断任务的有效性。此外,本文所提 MCMI-GCFN 以 99.6% 的诊断精度明显优于其他方法,这也证明了 MCMI-GCFN 在域对抗训练基础之上充分挖掘电流、振动模态数据之间的模态不变性,同时利用 GCN 的空间聚合特性去捕获多模态特征公共子空间相近时间步之间的依赖关系,对于轴承故障诊断任务是有效的。

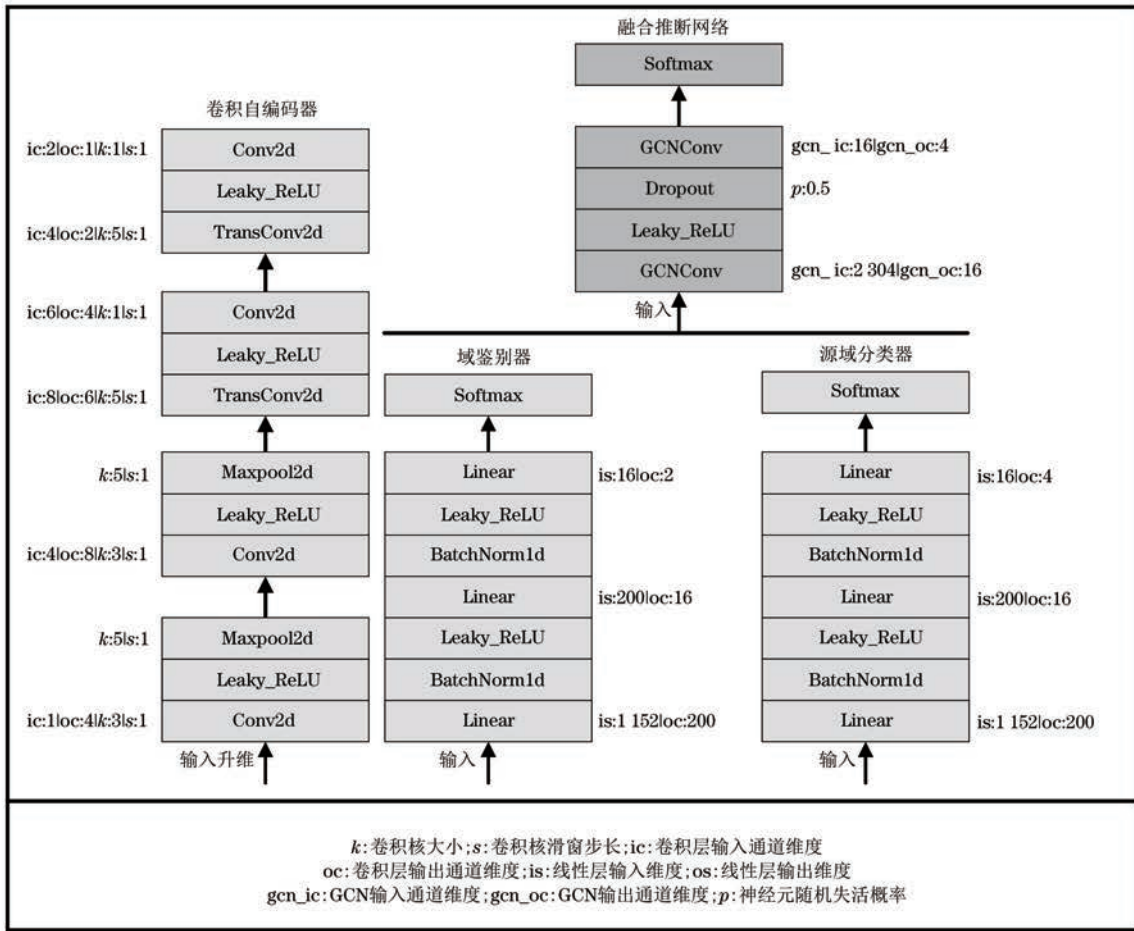


图 4 MCMI-GCFN 结构及参数

Fig.4 Structure and parameters of MCMI-GCFN

表 2 对比实验结果

Table 2 Comparative experimental results %

模型类型	数据类型	方法	精度
单模态+非融合	电流	CDN ^[25]	74.8
	振动	CDN ^[25]	88.2
	电流	CAEDN ^[26]	76.4
	振动	CAEDN ^[26]	90.6
多模态+融合	电流、振动	CFDN ^[25]	95.6
	电流、振动	CAEFDN ^[26]	95.4
	电流、振动	CMFDN ^[27]	97.2
	电流、振动	MCMI-GCFN	99.6

在模型性能评估过程中,除了运用常规的诊断精度指标来衡量相关模型的性能表现以外,本文还引入了受试者工作特征(ROC)曲线对表 2 中的多模态融合模型进行进一步性能评估。ROC 曲线的纵轴为真正例率(TPR),横轴为假正例率(FPR),曲线与坐标轴围成的面积为 AUC,其中,AUC 值越大,模型分类性能越好。以上 4 种多模态融合模型的 ROC 曲线如图 5 所示。由图 5 可知,本文所提 MCMI-GCFN 具有最大的 AUC 值,这表明所提模型具有最好的分类性能。

2.4 消融实验

为了验证本文所提 MCMI-GCFN 中每个模块的有效性,将从模型结构和损失函数 2 个角度去进行消融实验,共包括以下 5 组实验:1)缺少 SE block 的轴承故障诊断;2)缺少 GCN 的轴承故障诊断;3)缺少 CMD 相似性损失(L_{sim})的轴承故障诊断;4)缺少域对抗损失(L_{adv})的轴承故障诊断;5)缺少 CMD 相似性损失(L_{sim})和域对抗损失(L_{adv})的轴承故障诊断。具体消融实验结果如表 3 所示。从表 3 中可以看出,缺少 SE block 层和 GCN 层分别使诊断精度下降 1.6 和 3.8 百分点,这表明通过 SE block 层建模特征通道之间的相互依赖性从而自适应地重新校准通道特征响应,对轴承故障诊断任务是有效的,同时,通过 GCN 层空间聚合特性捕获电流、振动模态特征上下文语义信息,对于轴承故障诊断任务也有明显作用。此外, L_{sim} 和 L_{adv} 的缺失分别使诊断精度下降 0.8 和 0.6 百分点,两者都缺失则下降 1.4 百分点,这表明通过 L_{sim} 和 L_{adv} 对多模态特征公共子空间中的电流、振动模态特征分布进行约束,对于轴承故障诊断任务同样也是有效的。

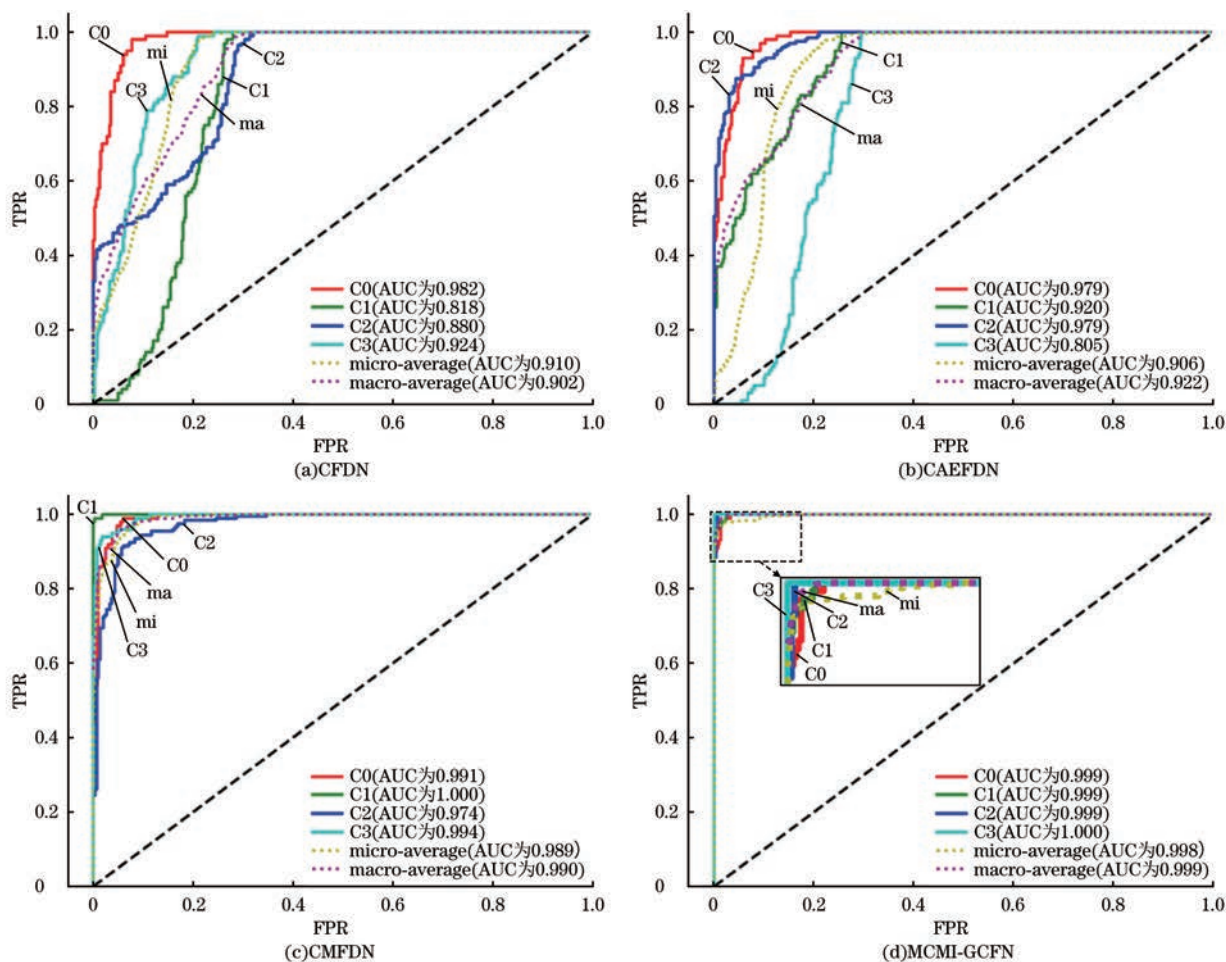


图 5 ROC 曲线可视化

Fig.5 Visualization of ROC curve

表 3 消融实验结果

Table 3 Ablation experiment results

实验类型	实验方式	精度
模型结构消融研究	缺少 SE block 层	98.0
	缺少 GCN 层	95.8
	基准模型	99.6
损失函数消融研究	缺少 L_{sim}	98.8
	缺少 L_{adv}	99.0
	缺少 L_{sim}, L_{adv}	98.2

2.5 模型可解释性分析

为进一步验证所提方法的有效性,本节将运用 t-分布随机邻域嵌入(t-SNE)算法对模型 CAE 层、SE block 层、GCN 融合层以及决策层的特征输出进行降维可视化,结果如图 6 所示。在图 6 中,4 种形状的点分别表示 4 种不同的轴承健康状态,即正常、内圈故障、外圈故障、内外圈复合故障。可以观察到,相比 CAE 层输出,SE block 层输出的 4 种轴承状态的特征分布更加集中,表明 SE block 层的注意力加权对于特征分布约束是有效的。观察 GCN 融

合层输出,内圈故障特征(疲劳点蚀)和 2 种外圈故障特征(疲劳点蚀、塑性变形)已经能被较好地分类出,而正常状态和内外圈复合故障还存在小部分混叠,验证了 GCN 空间聚合捕获多模态特征间时间依赖性的有效性。观察决策层输出,除个别样本存在混叠现象,其他样本均可精准分辨出,验证了所提模型的有效性。

2.6 泛化实验

为了验证本文所提 MCMI-GCFN 的泛化能力,本节引入国内某铁路线路实采钢轨轨面数据集对模型进行测试。该实采钢轨轨面数据集包含 4 种不同的轨面状态,即正常轨面、油污、剥落掉块、波浪磨损,其轨面状态如图 7 所示。本文选用数据集中的左、右轨振动数据完成多源数据融合轨面损伤诊断任务,实验结果如表 4 所示。

从表 4 中可以看出,所提方法 MCMI-GCFN 在该实采钢轨轨面数据集上以 90.5% 的诊断精度明显优于其他的多模态融合模型(CFDN、CAEFDN、CMFDN),这也证明了本文所提模型具有良好的泛化能力。

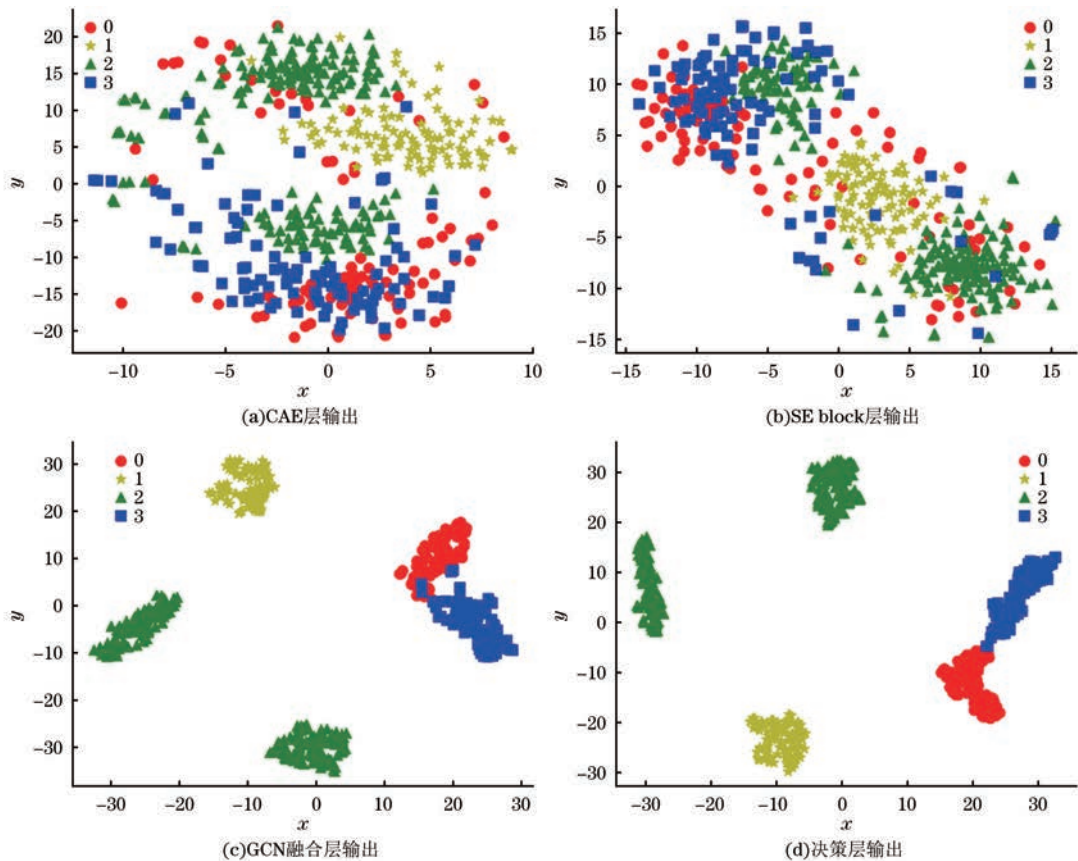


图 6 t-SNE 可视化

Fig. 6 Visualization of t-SNE

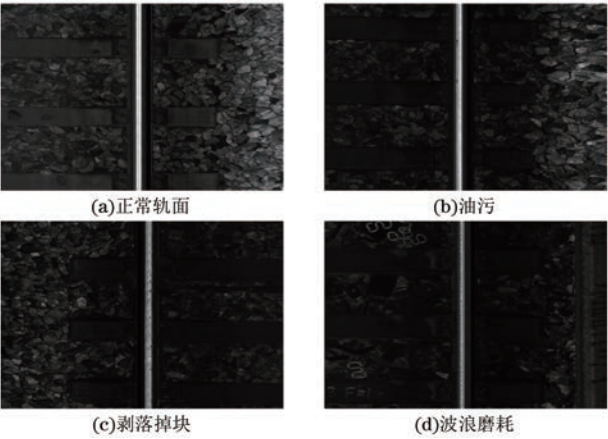


图 7 实采轨面数据集

Fig. 7 Actual collected rail surface dataset

表 4 泛化实验结果

Table 4 Generalization experiment results

模型类型	数据类型	方法	精度
多模态+融合	左轨振动、 右轨振动	CFDN	78.0
		CAEFDN	78.5
		CMFDN	84.5
		MCMG-GCFN	90.5

3 结束语

本文提出了一种多约束模态不变图卷积融合网

络,用于滚动轴承故障诊断任务。该模型由多约束模态不变性表示和图卷积融合推断 2 个部分组成。多约束模态不变性表示部分通过 CAE 和 SE block 对电流、振动模态数据进行独立的特征提取,通过源域分类器、域鉴别器捕获电流、振动模态数据间的冗余性和互补性。图卷积融合推断部分利用 GCN 的空间聚合特性对电流、振动模态特征进行融合,以充分利用多模态上下文语义信息,获取更全面、更完备的轴承状态信息,再通过多层感知器进行最终的轴承故障决策。本文设计对比、消融等实验,结果验证了所提 MCMG-GCFN 的有效性。然而,本文所使用的电流、振动模态数据都是一维的,并没有考虑更高维数据给数据融合带来的异构困难,在未来的工作中,将会对高维异构数据的融合问题进行研究。

参考文献

[1] 刘胜, 吴迪, 李芃. 机床主轴承多源信息融合故障诊断[J]. 航天制造技术, 2018(2): 57-62.
LIU S, WU D, LI P. Fault diagnosis of main bearing of forging machine based on multi-source data fusion [J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2018(2): 57-62. (in Chinese)
[2] 王兴, 张晗, 朱家正, 等. 多头注意力驱动的航空高速轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(4): 295-305.
WANG X, ZHANG H, ZHU J Z, et al. A fault diagnosis

- method for aviation high-speed bearings driven by multi-head attention[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(4): 295-305. (in Chinese)
- [3] 程超, 鞠云飞, 刘明, 等. GAE 在列车牵引系统早期故障检测中的应用[J]. *中国安全科学学报*, 2022, 32(6): 73-78.
- CHENG C, JU Y F, LIU M, et al. Application of GAE in incipient fault detection of speed train traction system[J]. *China Safety Science Journal*, 2022, 32(6): 73-78. (in Chinese)
- [4] 莫少聪, 陈庆锋, 谢泽, 等. 基于动态图注意力与标签传播的实体对齐[J]. *计算机工程*, 2024, 50(4): 150-159.
- MO S C, CHEN Q F, XIE Z, et al. Entity alignment based on dynamic graph attention and label propagation[J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(4): 150-159. (in Chinese)
- [5] 黄钰, 陈雨, 周青华, 等. 多模态感知下未知物体的抓取滑移检测与控制[J]. *传感器与微系统*, 2026, 45(4): 141-146.
- HUANG Y, CHEN Y, ZHOU Q H, et al. Slip detection and control for grasping unknown objects based on multimodal perception[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2026, 45(4): 141-146. (in Chinese)
- [6] 唐七星, 李惠康, 李琪, 等. 基于多模态数据融合的水稻幼苗施氮水平识别模型研究[J]. *农业机械学报*, 2026, 57(7): 308-316.
- TANG Q X, LI H K, LI Q, et al. Nitrogen application levels identification model for rice seedlings based on multimodal data fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2026, 57(7): 308-316. (in Chinese)
- [7] GAO J B, HARRIS C J. Some remarks on Kalman filters for the multisensor fusion[J]. *Information Fusion*, 2002, 3(3): 191-201.
- [8] ZHANG P F, LI T R, WANG G Q, et al. A multi-source information fusion model for outlier detection[J]. *Information Fusion*, 2023, 93: 192-208.
- [9] TANG Y C, CHEN Y, ZHOU D Y. Measuring uncertainty in the negation evidence for multi-source information fusion[J]. *Entropy*, 2022, 24(11): 1596.
- [10] FAN W T, XIAO F Y. A complex Jensen-Shannon divergence in complex evidence theory with its application in multi-source information fusion[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 116: 105362.
- [11] HOANG D T, KANG H J. A motor current signal-based bearing fault diagnosis using deep learning and information fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(6): 3325-3333.
- [12] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [13] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85-117.
- [14] JING L Y, WANG T Y, ZHAO M, et al. An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox[J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 414.
- [15] TONG J Y, LIU C, BAO J H, et al. A novel ensemble learning-based multisensor information fusion method for rolling bearing fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1-12.
- [16] 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.
- [17] GUAN Y, MENG Z, SUN D Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on information fusion and parallel lightweight convolutional network[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 65: 811-821.
- [18] LI X H, WAN S K, LIU S J, et al. Bearing fault diagnosis method based on attention mechanism and multilayer fusion network[J]. *ISA Transactions*, 2022, 128: 550-564.
- [19] ZHANG Y C, YU K, LEI Z H, et al. Integrated intelligent fault diagnosis approach of offshore wind turbine bearing based on information stream fusion and semi-supervised learning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 232: 120854.
- [20] ZHANG K, GAO T H, SHI H T. Bearing fault diagnosis method based on multi-source heterogeneous information fusion[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(7): 075901.
- [21] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation networks[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 7132-7141.
- [22] BRUNA J, ZAREMBA W, SZLAM A, et al. Spectral networks and locally connected networks on graphs[EB/OL]. [2024-08-05]. <https://arxiv.org/abs/1312.6203>.
- [23] ZELLINGER W, GRUBINGER T, LUGHOFFER E, et al. Central Moment Discrepancy (CMD) for domain-invariant representation learning[EB/OL]. [2024-08-05]. <https://arxiv.org/abs/1702.08811>.
- [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): 15-22.
- [25] RUAN D W, WANG J, YAN J P, et al. CNN parameter design based on fault signal analysis and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 55: 101877.
- [26] YANG D G, SUN K K. A CAE-based deep learning methodology for rotating machinery fault diagnosis[C]// *Proceedings of the 7th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2021: 393-396.
- [27] LI H L, DING M, ZHANG R H, et al. Motor imagery EEG classification algorithm based on CNN-LSTM feature fusion network[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103342.

文字编辑 吴云芳
栏目编辑 赖玉玲