

文章编号: 1000-8055(2024)01-20230517-13

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20230517

基于 MTF-MSMCNN 的小样本滚动轴承故障 诊断方法

段晓燕¹, 焦孟萱², 雷春丽², 李建华²

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050;

2. 兰州理工大学 机电工程学院, 兰州 730050)

摘 要: 针对样本数量不足以及工况条件复杂导致故障识别精度低下的问题, 提出一种基于马尔科夫转移场与多维监督卷积神经网络(Markov transition field and multidimensional supervised module convolutional neural networks, MTF-MSMCNN)的小样本滚动轴承故障诊断方法。采用 MTF 编码方式将一维滚动轴承信号转化为二维特征图像, 使其保留时间相关性; 提出多维监督模块(Multidimensional supervision module, MSM), 在空间维度和通道维度监测重要故障特征并自适应赋予权重, 提升模型捕捉关键特征的能力; 将 MSM 嵌入到卷积神经网络中, 构建出 MSMCNN 模型; 通过试验构建复杂工况条件, 将 MTF 图像输入到所提模型进行故障诊断, 并运用两种数据集验证模型有效性。试验结果表明, MTF-MSMCNN 在每类故障训练集样本仅有 10 个且在 0 dB 噪声污染下故障诊断精度依然可达 90% 左右, 对比其他诊断模型, 本文所提方法在小样本、变工况以及噪声干扰条件下具有更高的识别准确率、更强的泛化能力以及抗噪性能。

关 键 词: 马尔科夫转移场; 多维监督模块; 滚动轴承; 小样本; 故障诊断

中图分类号: V263.6; TH133.33

文献标志码: A

A rolling bearing fault diagnosis method based on MTF-MSMCNN with small sample

DUAN Xiaoyan¹, JIAO Mengxuan², LEI Chunli², LI Jianhua²

(1. School of Electrical and Information Engineering,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. School of Mechanical and Electromechanical Engineering,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Considering the problem of low fault identification accuracy caused by insufficient sample size and complex working conditions, a fault diagnosis method of rolling bearing with small sample based on Markov transition field and multidimensional supervised module convolutional neural network (MTF-MSMCNN) was proposed. The one-dimensional rolling bearing signal was transformed into two-dimensional feature image using MTF coding method to preserve temporal correlation. Multidimensional supervision module (MSM) was presented to monitor important fault features in both spatial and channel dimension and assign weight adaptively, which can improve the model's ability to capture key features. MSM was embedded into the convolutional neural network to build a MSMCNN

收稿日期: 2023-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(51465035); 甘肃省自然科学基金(20JR5RA466); 兰州理工大学红柳一流学科建设项目

作者简介: 段晓燕(1981—), 女, 讲师, 硕士, 主要从事智能故障诊断研究。

通信作者: 李建华(1975—), 男, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事智能信号处理研究。E-mail: li_jh@vip.sina.com

引用格式: 段晓燕, 焦孟萱, 雷春丽, 等. 基于 MTF-MSMCNN 的小样本滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(1): 20230517.

DUAN Xiaoyan, JIAO Mengxuan, LEI Chunli, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on MTF-MSMCNN with small sample[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(1): 20230517.

model. The complex working conditions were constructed through experiments, and the MTF images were input into the MTF-MSMCNN network model for fault diagnosis. Two data sets were used to verify the model validity. The experimental results showed that the MTF-MSMCNN had only 10 samples in each type of fault training set, and its fault diagnosis accuracy can still reach about 90% under 0 dB noise pollution. Compared with other diagnostic models, the method proposed had higher recognition accuracy, stronger generalization ability and anti-noise performance under the conditions of small samples, variable working conditions and noise interference.

Keywords: Markov transition field; multidimensional supervision module; rolling bearing; small sample; fault diagnosis

旋转机械作为工业领域的核心设备,大多处于高温、高压等恶劣环境下工作,导致其极易发生故障,进而影响工作的正常进行,造成巨大经济损失的同时甚至威胁人身安全^[1]。有关数据显示,45%~55%的旋转机械故障与滚动轴承息息相关^[2],故对滚动轴承进行故障诊断以及状态监测能够在一定程度上降低设备运行风险,具有重要的现实意义。

深度学习概念最早由 Hinton 提出^[3],其可扩展的深层结构、强大的特征提取以及数据表征能力使之在故障诊断领域变得炙手可热。Gu 等^[4]将振动信号转变为格拉姆角场图像并在网络之中添加通道注意力构建轻量级神经网络,在参数量大大减少的同时获得了更高的诊断准确率。Guo 等^[5]提出一种注意力卷积神经网络和双向长短期记忆网络(attention convolutional neural networks and bi-directional long short-term memory, ACNN-BiLSTM)的滚动轴承故障诊断模型,在信噪比为 10 dB 的噪声干扰下,依然具有较高的故障诊断准确率,实现了对滚动轴承的有效故障诊断。Jiang 等^[6]运用小波包变换(wavelet packet transform, WPT)对原始振动信号降噪,随后将去噪信号输入相应卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),对机电轴承以及数控机床主轴机床实现了更稳定、更准确的故障诊断。Zhang 等^[7]提出一种新型半监督网络,提升了小样本下的故障识别准确率,有效识别齿轮箱故障类别。沈长青等^[8]提出一种自适应学习率优化深度信念网络,提升了模型训练速度并在不同负载条件下获得了极高的故障诊断准确率。韩淞宇等^[9]构建多尺度 CNN 提取多尺度特征信息,在此基础上采用自适应权重单元对提取到的特征进行加权融合,在不平衡样本条件下有效诊断航空发动机高速轴承所属故障。高浩寒等^[10]运用卷积以及池化层构建孪生神经网络,通过对比试验验证该方法针对小

样本数据具有更高的识别准确率。上述所提出的基于深度学习的故障诊断模型虽获得较高的故障诊断准确率,但其并未同时考虑小样本、变工况、噪声干扰等多种试验条件影响下的故障诊断效果。样本数量不足会导致网络无法获得丰富特征信息,工况条件的改变以及噪声污染会使数据分布产生较大差异^[11],以上因素直接影响诊断效果,致使故障识别准确率大幅降低。

综上所述,本文提出一种基于马尔科夫转移场与多维监督卷积神经网络(Markov transition field and multidimensional supervised module convolutional neural networks, MTF-MSMCNN)的小样本滚动轴承故障诊断方法。从数据增强以及特征学习角度解决小样本问题。首先,通过马尔科夫转移场独特编码方式将原始信号转换为具有时间关联性的二维图像并将其作为网络输入,增强原始数据故障特征信息;其次,提出一种多维监督模块在关注空间位置信息的基础上监督通道方向特征信息,全局提取故障特征,以更好地进行特征学习;然后,将多维监督模块嵌入 CNN,构建 MTF-MSMCNN 故障诊断模型;最后,运用复杂工况条件数据模拟实际工程数据进行故障诊断,试验结果表明 MTF-MSMCNN 故障诊断模型能够针对小样本数据实现有效故障识别,同时在变工况条件下具有更好的泛化性能以及抗噪性能。

1 基础理论

1.1 马尔科夫转移场

马尔科夫转移场(Markov transition field, MTF)在传统马尔科夫链模型上添加时间和空间因素,建立马尔科夫转移矩阵,将一维时域信号转化为二维特征图的基础上保留原始信号时间相关性^[12]。

原始给定时序信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 根据不同时刻信号幅值将自身分为 Q 个分位数区域,不同

数据点特征各不相同, 据此将其映射到不同的分位数区域 $q_j (j \in [1, Q])$ 。然后, 沿着时间轴方向运用马尔科夫链计算各分位点的跃迁, 由此构建马尔科夫转移矩阵 W , 见式(1)。

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1Q} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{Q1} & w_{Q2} & \cdots & w_{QQ} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 w_{ij} 为分位数区域 q_i 中数据点迁移到分位数区域 q_j 的概率。

但马尔科夫转移矩阵对时序信号 X 和步长的时间依赖性不高, 时间信息和位置信息的忽略, 导致原始信号部分重要信息丢失。故此, 拓展转移矩阵 W 为马尔科夫转移场 M , 计算公式如式(2)所示。

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1Q} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{Q1} & m_{Q2} & \cdots & m_{QQ} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 m_{ij} 为分位数区域 q_i 中数据点向分位数区域 q_j 靠近的概率。

然后, 依据矩阵 M 中各元素值与不同的像素点相对应, 由此实现将一维信号转化为二维图像的过程, 实现可视化。MTF 二维图像不仅保留了原始一维信号的时间信息, 使其具有时间相关性, 而且矩阵中元素各不相同, 使得二维图像像素差异较大, 能更好地发挥 CNN 图像识别的优势。MTF 图像生成过程见图 1。

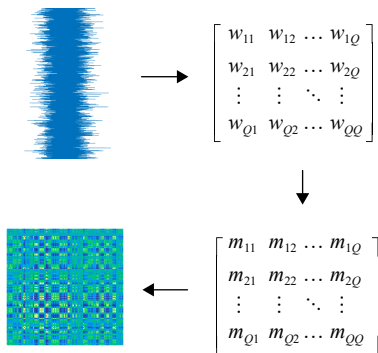


图 1 MTF 图像生成过程

Fig. 1 MTF image generation process

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)最早由 Lecun 等于 1989 年提出^[13], 是一种多层监督学习的前馈网络^[14], 其结构主要包括卷

积层、池化层和全连接层, CNN 结构见图 2。

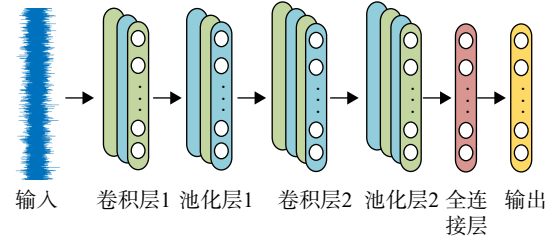


图 2 CNN 结构

Fig. 2 CNN structure

积层是网络结构中的核心组成部分, 主要进行特征提取, 卷积层包含若干卷积核, 卷积核中各元素均具有权重和偏差^[15], 其与输入特征进行卷积操作并采用激活函数进行非线性运算得到输出特征, 运算过程如式(3)所示。

$$X_j^{l+1} = f \left(\sum_{i \in M_j} X_i^l * \omega_{ij}^{l+1} + b_j^{l+1} \right) \quad (3)$$

式中 l 为网络层数; X_j^{l+1} 为 $l+1$ 层第 j 个特征图; ω_{ij}^{l+1} 为 $l+1$ 层卷积核权重; b_j^{l+1} 为 $l+1$ 层卷积核偏差; $*$ 为卷积运算; $f(\cdot)$ 为非线性激活函数。

池化层又称下采样层^[16], 由卷积层输出的特征进入池化层进行降维操作, 进一步提取特征, 在减少计算量的同时, 还能在一定程度上避免网络发生过拟合现象, 运算公式见式(4)。

$$X_j^{l+1} = f [\beta_j^{l+1} \text{down}(X_i^l) + b_j^{l+1}] \quad (4)$$

式中 β_j^{l+1} 为 $l+1$ 层第 j 个特征图的采样系数; $\text{down}(\cdot)$ 为下采样函数。

网络通过卷积以及池化层的不断堆叠最后与全连接层相连接。全连接层与最后一层池化层中神经元相连接, 进行信息汇总并分类, 全连接层激活函数一般为 softmax 函数^[17], 对激活函数进行求和运算并实行映射操作得到输出结果, 全连接层运算及 softmax 函数见式(5)和式(6)。

$$y^{l+1} = f(w^{l+1}x^l + b^{l+1}) \quad (5)$$

式中 y^{l+1} 为 $l+1$ 层输出值; w^{l+1} 为权重值; b^{l+1} 为偏差项, x^l 为全连接层输入; $f(\cdot)$ 为 softmax 激活函数。

$$P_i = \frac{e^{w_n x_n}}{\sum_{n=1}^{N'} e^{w_n x_n}} \quad (6)$$

式中 P_i 为第 i 个输出的概率; N' 为分类数目; w_n 为第 n 个神经元对应权重; x_n 为第 n 个神经元。

1.3 多维监督模块

振动信号中往往包含多方面故障信息,对特征信息的精准提取可为后续故障诊断工作奠定坚实基础,为此本节提出一种全新的模块——多维监督模块(multidimensional supervision module,

MSM),关注多个维度的故障特征,把握全局信息,MSM 具体结构见图 3。图中 C-GAP 表示采用全局平均池化将通道信息保留,生成一个 $1 \times 1 \times C$ 的向量,每个通道用一个数值表示;FC 为全连接层,通过全连接层将维度降低为 C/r 。

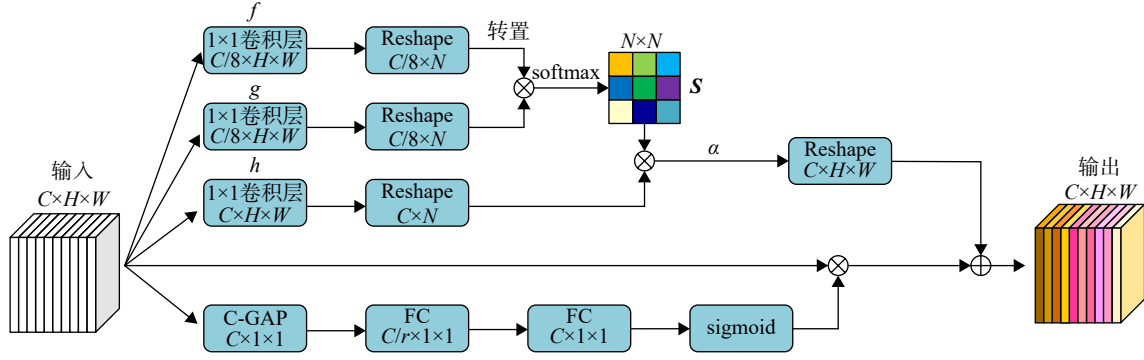


图 3 多维监督模块结构

Fig. 3 Structure of multidimensional supervision module

MSM 主要分为上下两部分,上部分为空间监督模块,首先尺寸为 $C \times H \times W$ 的输入特征分为 3 个分支进入 3 个卷积核大小为 1×1 的卷积层,得到 f 、 g 、 h 。其中 f 、 g 分支经过卷积在不破坏原始特征空间结构的同时改变特征的通道数为 $C/8$,进行降维操作,减少参数量。然后进行 Reshape 操作变为尺寸大小为 $C \times N$ 的二维矩阵,其中 $N = H \times W$, N 为特征图像素点数目。将 f 分支的二维矩阵进行转置与 g 分支输出矩阵相乘并将结果进行 softmax 运算得到位置注意力矩阵 S ,计算过程如式(7)所示。

$$S_{ji} = \frac{\exp(f_i \cdot g_j)}{\sum_{i=1}^N \exp(f_i \cdot g_j)} \quad (7)$$

式中 S_{ji} 为 i 位置与 j 位置的作用程度,数值越小,证明 i 、 j 两位置间的关联程度越小; f_i 为 f 元素; g_j 为 g 元素。

h 分支经过 1×1 卷积,特征尺寸未发生变化,但提升了结构的非线性表达能力。同样对输出结果进行 Reshape,将其转变为 $C \times N$ 的二维矩阵并与位置注意力矩阵 S 相乘。随后将所得结果与系数 α 相乘并转置为尺寸 $C \times H \times W$ 的特征,运算过程如式(8)所示。

$$E_j = \alpha \sum_{i=1}^N (S_{ji} \cdot h_i) \quad (8)$$

式中 α 为尺度因子; h_i 为 h 元素。

未开始训练时尺寸因子 α 设为 0,随着训练过程不断进行,自适应赋予权重。借助该模块可以监测不同像素点的重要程度,对于包含重要特征信息的像素点赋予较高权重,实现对空间位置信息的实时监督。

图 3 的下半部分为通道监督模块,首先经过全局平均池化操作将输入特征转化为尺寸大小为 $1 \times 1 \times C$ 的向量,此时该向量具有全局感受野,包含通道维度信息,运算过程如式(9)所示。

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (9)$$

式中 $x_c(i, j)$ 为输入特征。

然后经过两个全连接层来学习不同通道之间的非线性关联,并赋予每个通道不同权重信息,具体运算见式(10)。

$$s = \sigma[W_2 \delta(W_1 z_c)] \quad (10)$$

式中 δ 为 ReLU 激活函数; W_1 、 W_2 为两个全连接层对应参数; σ 为 sigmoid 函数。

其次将输出结果与原始特征相乘,根据通道间重要程度赋予对应权重,实现对输入特征通道信息的重新标定,运算过程如式(11)所示。

$$\tilde{X} = F_{\text{scale}}(x_c, s_c) \quad (11)$$

式中 F_{scale} 权重赋值运算; x_c 为输入特征通道; s_c 为权重, $s_c \in (0, 1)$ 。

最后将上下两部分提取到的特征进行相加融合, 得到最终的输出结果, 计算如式(12)所示。

$$y(i, j) = E_j + \tilde{X} \quad (12)$$

综上所述, MSM 模块上半部分注重空间信息, 考虑不同像素点的数据特征, 依据像素点的重要程度动态生成不同权重; 下半部分则关注通道特征信息并赋予通道权重, 有效捕获特征信息。MSM 模块分别从空间维度以及通道维度对特征进行实时监测, 建立多维度依赖关系, 实现全局特征捕捉。同时根据特征重要程度自适应地赋予不同权重, 高效精准地进行特征提取, 进而提升模型的诊断性能。

2 基于 MTF-MSMCNN 的滚动轴承故障诊断方法

2.1 MTF-MSMCNN 故障诊断模型

本文提出一种基于 MTF-MSMCNN 的滚动轴承故障诊断模型, 模型结构见图 4。MTF-MSMCNN 主要包括输入模块、特征提取模块以及输出模块三部分。不同尺寸的卷积核对特征信息关注点不同, 较大卷积核更加关注全局特征信息, 而尺寸较小的卷积核则更加聚焦局部信息, 不同

大小的卷积核相互配合, 可以提取到更为丰富的故障特征信息, 故本模型设置两种尺寸大小的卷积核。

首先, 将采集到的一维振动信号通过 MTF 编码为二维特征图, 紧接着输入卷积核大小为 3×3 的卷积块。每一个卷积块由卷积层、组归一化 (group normalization, GN) 层和最大池化层逐层连接构成。其中 GN 层将通道进行分组, 对每个样本的通道组进行归一化, 保证数据分布的稳定性, 加快模型训练速度; 然后, 将输出结果分别经过卷积核为 5×5 的卷积块和 3×3 的卷积块; 随后, 将提取到的特征进行特征融合并输入 MSM 模块, 监督通道以及空间维度上的特征信息, 根据信息重要程度自适应地对不同通道和不同像素点赋予不同的权重, 在多维上提取特征信息, 保证特征提取的全面性; 紧接着, 经过卷积核大小为 3×3 的卷积块和全局平均池化, 保留了前面各个卷积层和池化层提取到的空间位置信息; 最后, 通过 softmax 分类器得到故障诊断结果。dropout 层被添加在全连接层以及 softmax 分类器之间, 随机舍弃部分参数, 防止 MTF-MSMCNN 故障诊断模型在训练学习的过程中发生过拟合。

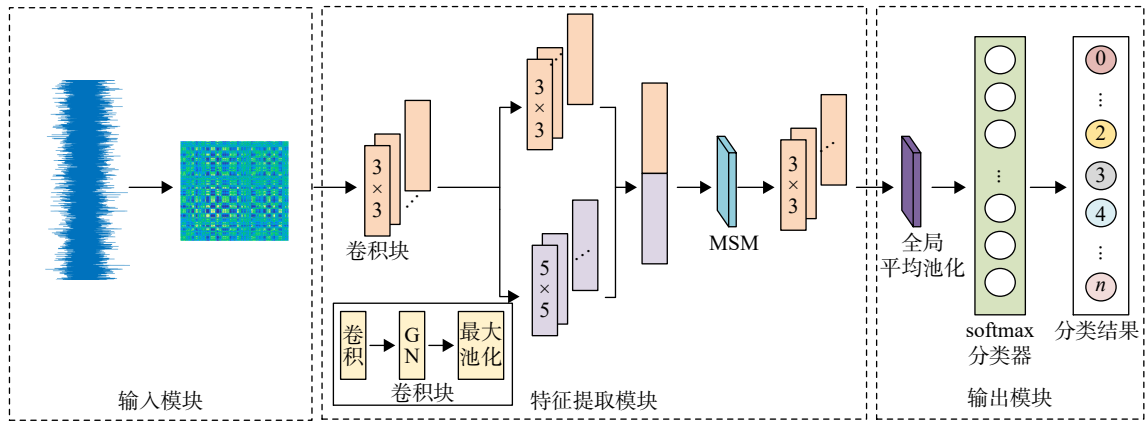


图 4 MTF-MSMCNN 故障诊断网络模型

Fig. 4 MTF-MSMCNN fault diagnosis network model

2.2 MTF-MSMCNN 故障诊断方法流程

本文所提的基于 MTF-MSMCNN 的滚动轴承故障诊断方法流程如下:

- 1) 运用信号采集装置采集滚动轴承原始振动信号, 用于后续故障诊断。
- 2) 按照样本长度对数据信号进行分割, 运用 MTF 转化为对应二维特征图并划分训练集和测试集。

- 3) 搭建 MTF-MSMCNN 网络并设置网络超参数。

- 4) 将训练样本输入 MTF-MSMCNN 网络模型正向传播, 不断进行训练学习。

- 5) 在正向传播的过程中会产生误差, 通过误差的反向传播更新网络权重与偏置, 直至误差在设置范围内, 并保存网络模型, 否则返回步骤 4)。

6) 将测试样本输入训练完成的 MTF-MS-MCNN 模型中, 获得最终的故障诊断结果。

3 试验验证

3.1 试验数据简介及预处理

3.1.1 试验数据简介

本文所用数据集分别来自于美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)试验台^[18]和本实验室 MFS 试验台所测数据, 试验平台如图 5 和图 6 所示。

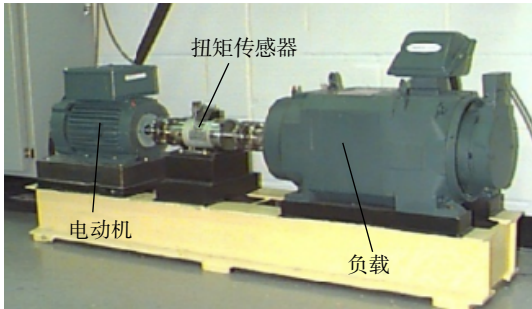


图 5 美国凯斯西储大学滚动轴承试验台
Fig. 5 Rolling bearing test rig of Case Western Reserve University

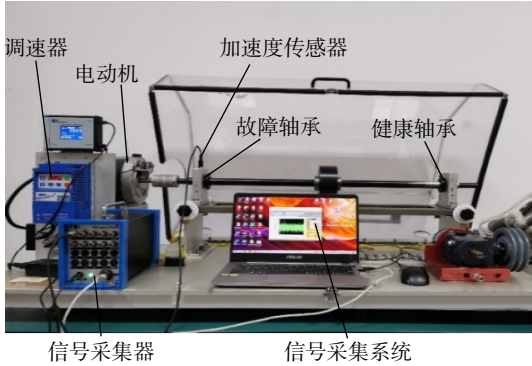


图 6 MFS 滚动轴承试验台
Fig. 6 MFS rolling bearing test rig

CWRU 试验台主要由电动机、负载以及扭矩传感器组成, 驱动端轴承为深沟球轴承, 型号为 SKF6202, 轴承故障由电火花加工而成, 故障直径分别为 0.18 mm 和 0.36 mm。在 12 kHz 采样频率条件下采集到数据集 1, 该数据集包含 0.745 7、1.491 4、2.237 1 kW(1、2、3 HP)三种负载下不同故障直径的内圈、外圈以及滚动体发生故障时的滚动轴承振动信号, 外加正常状态, 共计 7 种故障类别。

MFS 试验台涵盖调速器、电动机、信号采集器、故障轴承、健康轴承、加速度传感器以及信号采集系统。轴承类型为深沟球轴承, 型号为 ER-16K, 该轴承内圈、外圈以及滚动体故障均是由激光刻蚀技术加工所得, 故障直径分别为 0.6 mm 和 1.2 mm, 故障深度为 0.2 mm。故障部位如图 7 所示。在 15.63 kHz 采样频率下采集 1 200、1 300、1 400 r/min 三种转速条件的故障信号, 外加健康状态构成数据集 2, 共计 7 种故障类型。

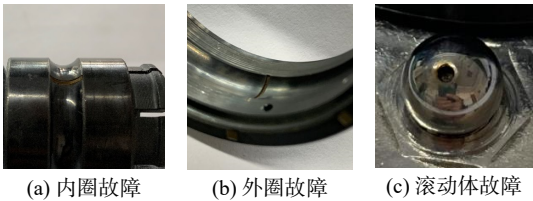


图 7 ER-16K 故障部位
Fig. 7 Fault location of ER-16K

每类故障训练集样本最大选取 40 个, 测试集样本选取 100 个, 用以验证本文所提模型针对小样本数据的故障诊断效果, 数据集 1 和数据集 2 分别见表 1 和表 2, 表中 D 表示故障直径, n 表示转速, P 表示负载。

3.1.2 试验数据预处理

以本实验室 MFS 试验台采集到的数据为例, 运用 MTF 编码方式将一维时域信号转化为二维

表 1 数据集 1
Table 1 Data set 1

工况		样本数量						
		$D=0$ mm	$D=0.18$ mm			$D=0.36$ mm		
		正常 (标签 0)	内圈故障 (标签 1)	外圈故障 (标签 2)	滚动体故障 (标签 3)	内圈故障 (标签 4)	外圈故障 (标签 5)	滚动体故障 (标签 6)
工况 A ($P=0.745\ 7$ kW)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100
工况 B ($P=1.491\ 4$ kW)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100
工况 C ($P=2.237\ 1$ kW)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100

表 2 数据集 2
Table 2 Data set 2

工况		样本数量						
		$D=0$ mm	$D=0.6$ mm			$D=1.2$ mm		
		正常 (标签 0)	内圈故障 (标签 1)	外圈故障 (标签 2)	滚动体故障 (标签 3)	内圈故障 (标签 4)	外圈故障 (标签 5)	滚动体故障 (标签 6)
工况 D ($n=1\ 200$ r/min)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100
工况 E ($n=1\ 300$ r/min)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100
工况 F ($n=1\ 400$ r/min)	训练集	40	40	40	40	40	40	40
	测试集	100	100	100	100	100	100	100

图像, 采样点数设置为 2048, 分辨率为 128 像素 $\times$ 128 像素, 每种故障类别样本选取一张图片进行展示, MTF 二维图像见图 8。

在转化为二维图像的过程中, MTF 编码方式不仅保留了原始振动信号的重要特征, 而且

兼顾时间相关性信息, 最大程度地保留故障特征信息。在图 8 中可以看出, 不同故障类型 MTF 二维图像像素差异较大, 以此作为 CNN 输入, 进一步提升网络的特征提取能力, 提高分类识别准确率。

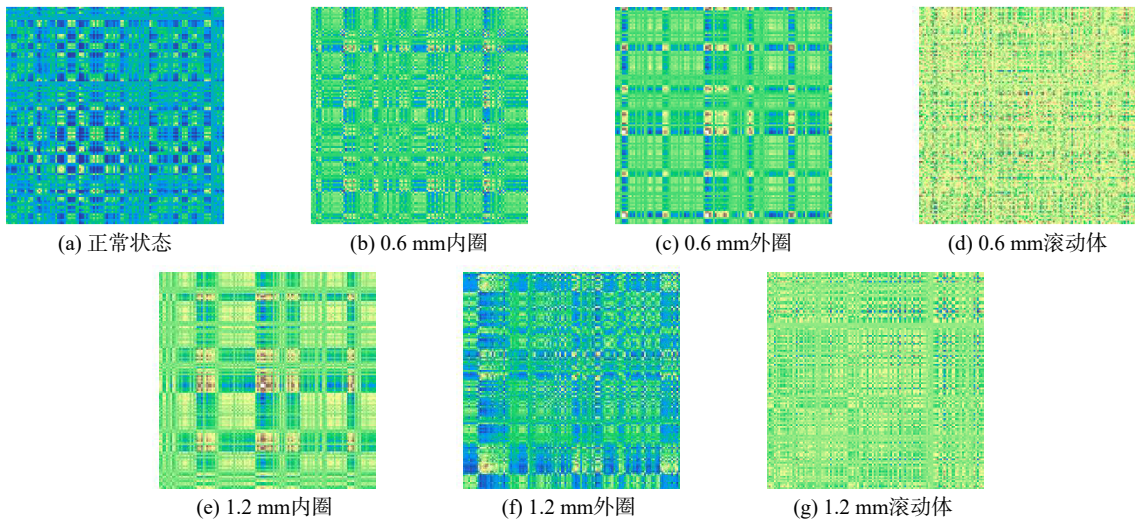


图 8 MTF 二维图像

Fig. 8 Two-dimensional image of MTF

3.2 泛化性能分析

在实际工程作业中, 滚动轴承工作环境复杂多变, 变负载、变转速等复杂工况条件导致数据分布不一致, 影响最终的故障诊断准确率。本节运用所提 MTF-MSMCNN 故障诊断模型进行变负载、变转速的泛化性能试验。每类故障训练样本选取 10、20、30、40 个, 以验证模型在小样本条件下的故障诊断能力。试验软件环境基于 PyCharm 2020.1.2 中的 Keras 框架, 硬件环境基于 Intel(R) Xeon-(R) Silver 4110 CPU 和 NVIDIA Quadro P4000 GPU。网络训练参数寻优算法选用 Adam 优化器, 学习率设置为 5×10^{-3} , 迭代次数为 30,

batch-size 为 15, dropout 值为 0.5, 随机舍弃 50% 参数防止网络产生过拟合。

3.2.1 变负载泛化性能分析

运用数据集 1 验证 MTF-MSMCNN 在变负载时的泛化性能, 详细数据见表 1。设置 4 种故障诊断模型与 MTF-MSMCNN 模型进行对比试验, 验证所提方法在小样本、变负载条件下的性能。对比模型分别为去除 MSM 模块的 MSCNN、输入为格拉姆角差分场 (Gramian angular difference field, GADF) 二维特征图的 GADF-MSMCNN、多尺度网络 MC_CNN^[19] 以及小样本模型 ADCNN^[20]。每组试验分别进行 10 次并求取平均值, 确保试验

表 3 变负载各模型分类准确率
Table 3 Classification accuracy of each model under variable load

样本数量	试验方法	变负载分类准确率/%						
		A-B	A-C	B-A	B-C	C-A	C-B	平均
10	MTF-MSMCNN	99.43	97.48	99.40	98.34	97.49	99.01	98.53
	MSCNN	98.85	96.66	98.29	97.33	97.05	98.05	97.71
	GADF-MSMCNN	75.43	61.14	73.81	62.19	60.86	66.10	66.59
	MC_CNN	98.71	95.52	98.43	96.67	96.09	97.81	97.21
	ADCNN	98.91	97.43	98.80	97.87	97.47	98.01	98.08
20	MTF-MSMCNN	99.80	98.03	99.71	98.48	98.40	99.26	98.95
	MSCNN	99.10	97.04	98.95	97.81	97.71	98.47	98.18
	GADF-MSMCNN	79.62	71.05	75.81	72.95	67.71	73.14	73.38
	MC_CNN	99.04	97.57	98.90	97.82	97.14	98.71	98.20
	ADCNN	98.95	97.98	98.86	98.36	98.19	98.48	98.47
30	MTF-MSMCNN	99.91	98.57	99.89	98.89	98.63	99.66	99.26
	MSCNN	99.33	97.52	99.29	97.90	97.86	99.05	98.49
	GADF-MSMCNN	81.53	73.33	80.00	74.76	71.52	75.62	76.13
	MC_CNN	93.33	98.10	99.21	98.33	97.86	99.14	97.66
	ADCNN	99.32	98.37	99.25	98.81	98.51	98.91	98.86
40	MTF-MSMCNN	99.96	98.91	99.94	99.17	99.15	99.92	99.51
	MSCNN	99.52	97.81	99.71	98.32	98.09	99.43	98.81
	GADF-MSMCNN	83.33	74.45	81.90	77.99	72.57	83.09	78.89
	MC_CNN	99.43	98.34	99.28	99.09	98.43	99.38	98.99
	ADCNN	99.48	98.76	99.48	98.95	99.05	99.09	99.14

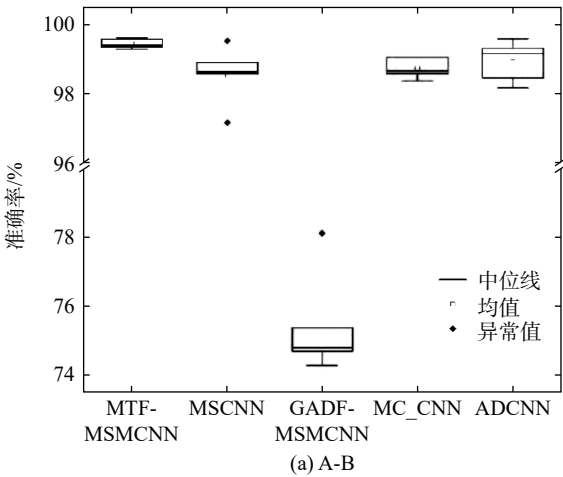
结果的准确性。具体试验结果如表 3 所示,表中 B-C 代表取 B 工况中训练集进行训练,取 C 工况中测试集进行测试。

通过观察表 3 可知,MTF-MSMCNN 在所有试验中分类准确率均高于其他 4 种对比方法。在单类故障训练样本数为 10 时,MTF-MSMCNN 平均故障诊断准确率为 98.53%,比 MSCNN 高 0.82%,比 MC_CNN 高 1.32%,比其他模型中诊断效果最好的 ADCNN 高 0.45%,比诊断效果最差的 GADF-MSMCNN 高 31.94%。随着样本数的增加,各个模型准确率均有一定程度的提升。训练样本数量为 20 时,MTF-MSMCNN 的故障识别准确率为 98.95%。训练样本数量为 30 时,MTF-MSMCNN 的分类准确率为 99.26%。当训练样本数量为 40 时,MTF-MSMCNN 识别准确率达到 99.51%,较其他模型提升 0.37%~20.62%。由此可说明,针对小样本、变负载数据 MTF-MSMCNN 依然具有较高的故障诊断准确率,同时还可反映出该模型具备更强的特征提取能力和泛化性能。

箱型图可以反映数据的离散程度和聚集趋势,

通过箱体的高度体现数据的集中情况。选取训练样本为 10 条件下 A-B 和 A-C 两组试验数据绘制箱型图,进一步反映模型的故障诊断性能。变负载箱型图如图 9 所示。

从图 9 中可以看出,MTF-MSMCNN 故障诊断模型具有更高的故障识别准确率,而且具有更小的偏差。同时,MSCNN、GADF-MSMCNN 和 MC_CNN 还伴有异常值的产生。



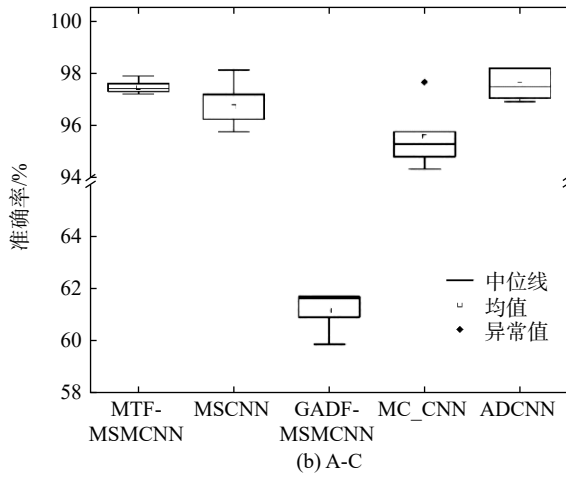


图 9 变负载箱型图

Fig. 9 Variable load box type diagram

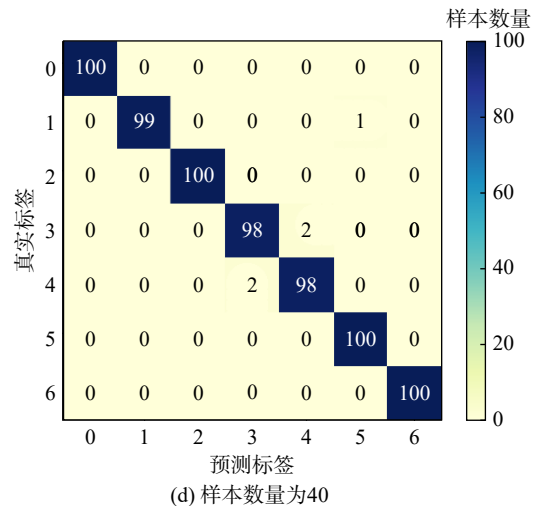
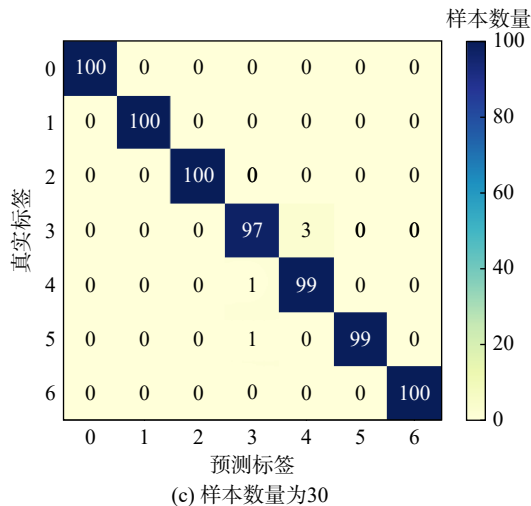
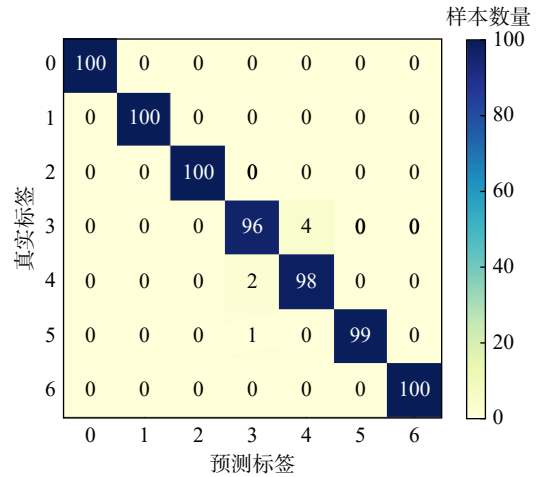
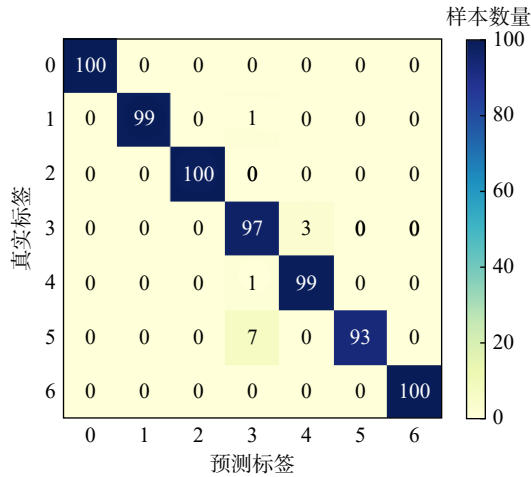


图 10 不同样本数量下的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix under different samples

3.2.2 变转速泛化性能分析

运用数据集 2 验证 MTF-MSMCNN 在变转速时的泛化性能, 详细数据见表 2。每组试验同样

为了更为直观地反映样本误判的种类和数量, 引入混淆矩阵进行可视化。以 A-C 试验为例, 其混淆矩阵如图 10 所示。从图 10 可看出, 当每种故障类别训练样本数量为 10 时, 有 12 个测试样本被错分, 其中 0.36 mm 的内圈以及外圈故障均被识别为 0.18 mm 的滚动体故障, 而 0.18 mm 的滚动体故障被错分成 0.36 mm 的内圈故障。随着训练样本数量的增多, 被误判的测试样本数逐渐减少。当训练样本达到 40 时, 仅有 5 个测试样本没有被正确识别。

结合箱型图以及混淆矩阵结果可以说明 MTF-MSMCNN 在面对变负载的小样本故障数据时拥有更优异的分类识别能力并具备更强的鲁棒性能。

进行 10 次并计算平均值得到最终结果, 试验结果如图 11 所示。

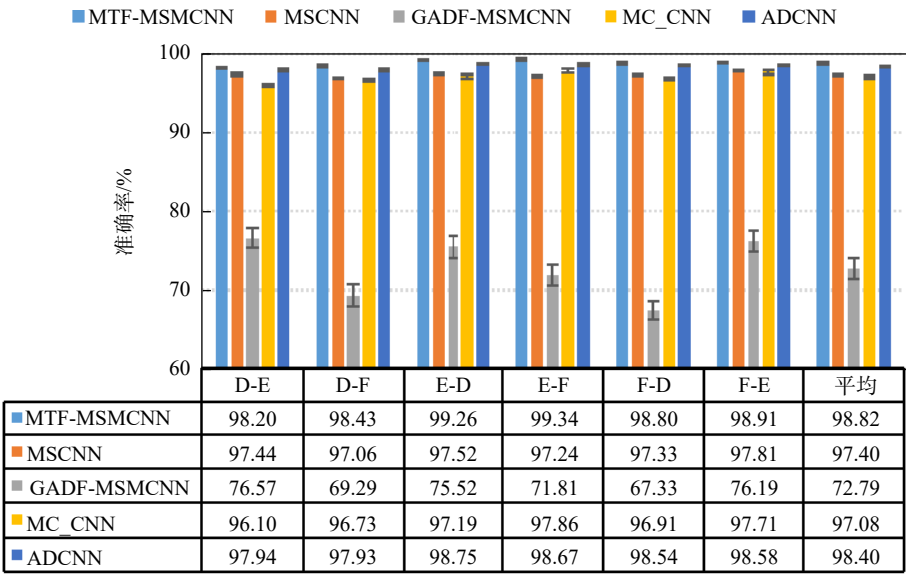
由图 11 可知, MTF-MSMCNN 在所有情况下

识别准确率均高于其他 4 种故障诊断模型。当每种故障训练样本数量为 10 时, MTF-MSMCNN 故障诊断平均准确率为 98.82%, 比 MSCNN 高 1.42%, 比 GADF-MSMCNN 高 26.03%, 比 MC_CNN 高 1.74%, 比 ADCNN 高 0.42%。各模型准确率随样本数量增多而升高。样本数量为 20 时, MTF-MSMCNN 故障识别准确率提升到 99.18%。样本数量为 30 时, 该模型分类准确率为 99.37%。当样本数量为 40 时, MTF-MSMCNN 模型分类准确率为 99.57%, 比 MSCNN 高 0.62%, 比 MC_CNN 高 0.98%, 比其他模型中诊断效果最好的 ADCNN 高 0.6%, 比效果最差的 GADF-MSMCNN 高 18.17%。故由图 11 可说明, 针对小样本、变转速

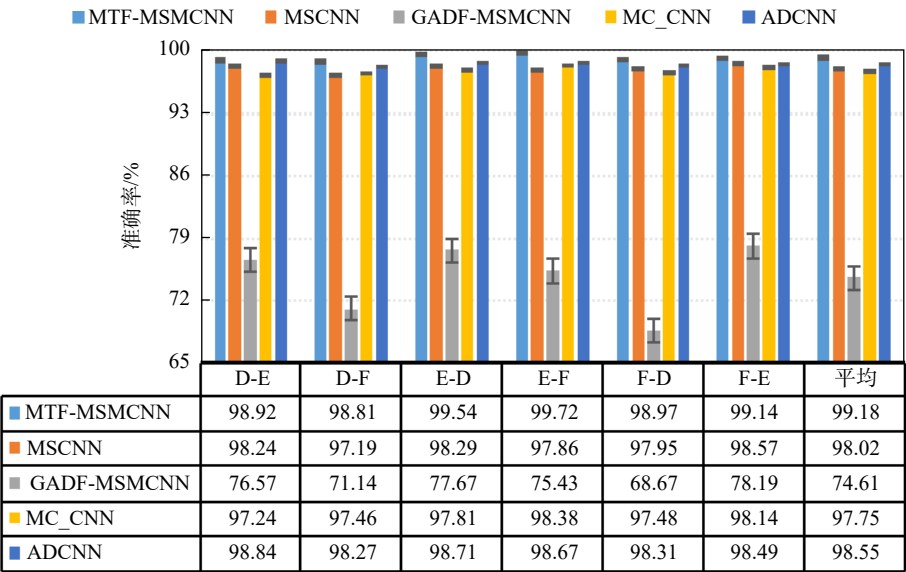
数据 MTF-MSMCNN 能够获得更高的分类识别准确率, 同时验证了该模型具有较强的稳定性和泛化能力。

3.3 抗噪性能分析

实际工程环境中, 振动信号的采集大多是在嘈杂环境中进行的, 这就使得采集到的数据包含大量干扰噪声, 振动信号被噪声所污染, 重要信息淹没在噪声中, 导致故障诊断准确率大幅降低。为了更贴合实际工况条件, 对训练样本数量为 10 的本实验室 MFS 试验数据添加 0、2、4、6 dB 不同信噪比的高斯白噪声, 验证 MTF-MSMCNN 故障诊断模型的抗噪性能, 试验结果见图 12。



(a) 样本数量为10



(b) 样本数量为20

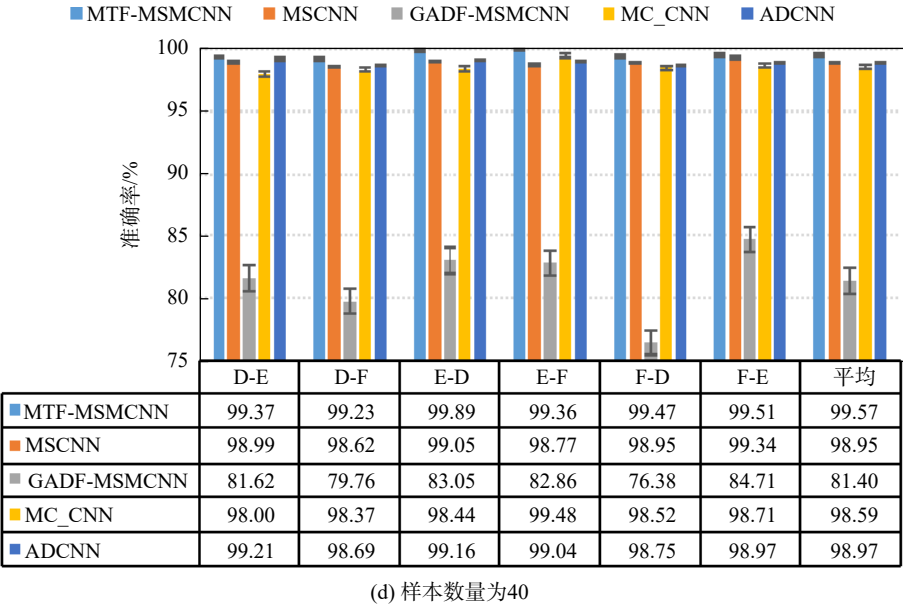
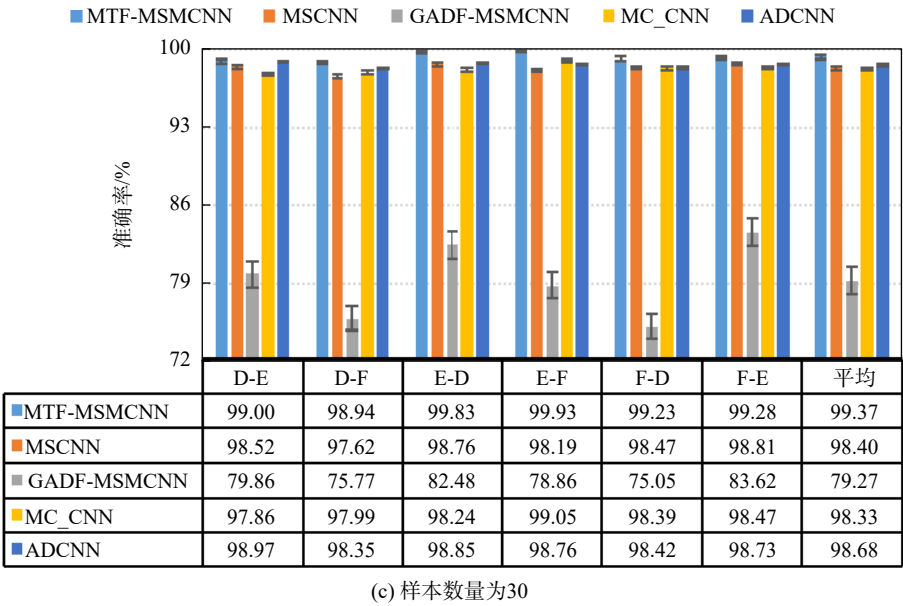
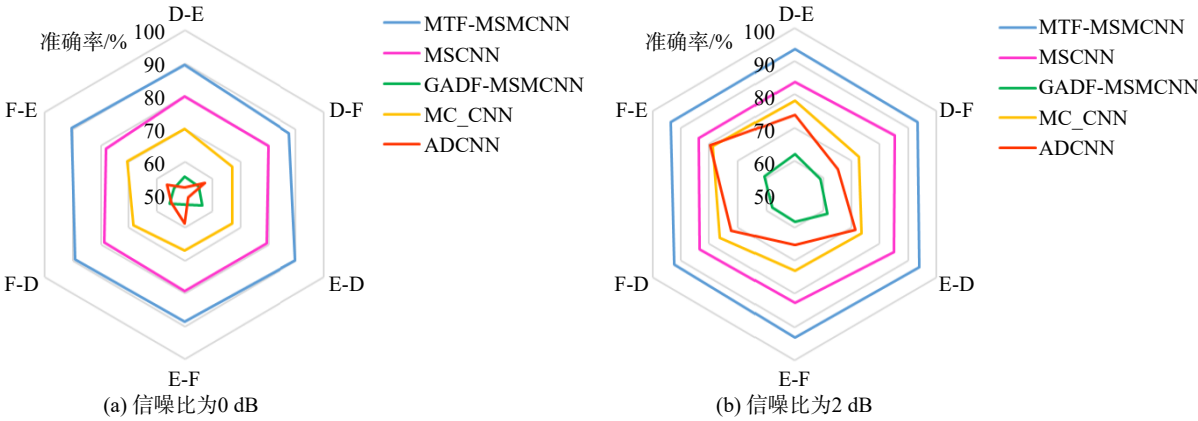


图 11 变转速各模型分类准确率
Fig. 11 Classification accuracy of models with variable speed



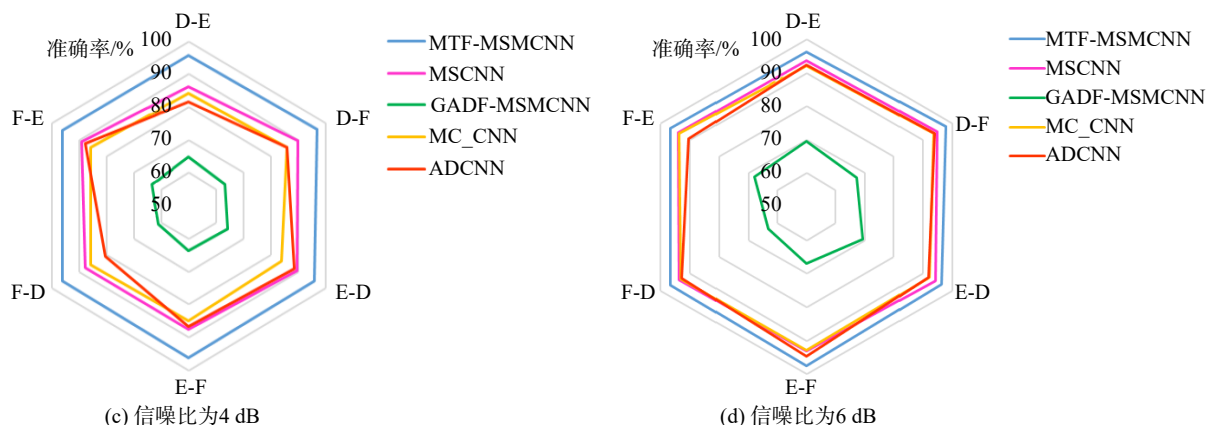


图 12 不同模型抗噪雷达图

Fig. 12 Anti-noise radar of different models

用雷达图展示不同模型在不同信噪比噪声干扰下的抗噪性能,每个雷达图包含多个正多边形,其分别对应故障识别准确率为 50%~100%。此外,各模型在不同工况条件下所测试结果也构成若干多边形,多边形顶点对应变工况时的故障诊断准确率,顶点越靠近正多边形顶点表示识别准确率越高。由图 12 可知,在 0 dB 强噪声污染条件下,MTF-MSMCNN 各组试验准确率均在 90% 附近,MTF-MSMCNN 构成的多边形各顶点较其他模型更靠近最外侧正多边形顶点,说明 MTF-MSMCNN 故障诊断模型故障诊断准确率更高。随着信噪比的升高,各模型多边形均向外扩展,识别准确率逐渐提升。当信噪比达到 6 dB 时,除 GADF-MSMCNN 外的 4 种模型准确率均处于 90% 左右,但是明显可以看出 MTF-MSMCNN 构成的多边形将其他模型囊括其中。综上所述,在强噪声污染条件下 MTF-MSMCNN 分类准确率更高、抗噪性能更好。

4 结 论

针对训练样本不足以及工况条件复杂导致特征提取困难、数据分布不一致的问题,本文主要运用数据增强以及特征学习两种策略进行解决,通过试验分析得出以下结论:

1) 从数据增强角度出发,运用 MTF 编码方式将原始信号转化为二维图像,在保留时间相关性的同时有效增强特征信息,提升训练样本质量。基于特征学习策略提出一种 MSM 模块,在空间以及通道多个维度对特征信息进行监督,依据信息重要程度自适应地赋予像素点以及通道不同权重,提升模型特征提取能力以及故障诊断性能。

在此基础上,构建了一种基于 MTF-MSMCNN 的小样本滚动轴承故障诊断模型,独特的 MSM 模块以及多尺度网络结构,使其能够更好地进行特征学习。

2) 所提 MTF-MSMCNN 模型分别在小样本、变负载以及变转速条件下进行诊断试验,在 CWRU 数据集以及本实验室 MFS 数据集训练样本数量为 40 时平均故障诊断准确率达到 99.51% 和 99.57%,具有更好域适应能力和稳定性,验证了 MSM 模块在提升模型泛化性和鲁棒性上具有一定优势。

3) 所提 MTF-MSMCNN 模型能够在强噪声背景下完成故障诊断任务,在 0 dB 时,平均准确率仍可达到 90% 左右,明显优于其他深度学习模型,也进一步体现出 MTF-MSMCNN 模型具有优异的抗噪性能。

参考文献:

- [1] 任磊,贾子翟,赖李媛君,等.数据驱动的工业智能:现状与展望[J].计算机集成制造系统,2022,28(7):1913-1939.
REN Lei, JIA Zidi, LAI Liyuanjun, et al. Data-driven industrial intelligence: current status and future directions[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(7): 1913-1939. (in Chinese)
- [2] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. *Tribology International*, 2016, 96: 289-306.
- [3] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [4] GU Xiaojiao, XIE Yuntao, TIAN Yang, et al. A lightweight neural network based on GAF and ECA for bearing fault diagnosis[J]. *Metals*, 2023, 13(4): 822.
- [5] GUO Yurong, MAO Jian, ZHAO Man. Rolling bearing fault diagnosis method based on attention CNN and BiLSTM network[J].

- Neural Processing Letters, 2023, 55(3): 3377-3410.
- [6] JIANG Li, WU Lin, TIAN Yu, et al. An ensemble fault diagnosis method for rotating machinery based on wavelet packet transform and convolutional neural networks[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2022, 236(24): 11600-11612.
- [7] ZHANG Kai, TANG Baoping, QIN Yi, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using a novel semi-supervised method of multiple association layers networks[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 131: 243-260.
- [8] 沈长青, 汤盛浩, 江星星, 等. 独立自适应学习率优化深度信念网络在轴承故障诊断中的应用研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(7): 81-88.
- SHEN Changqing, TANG Shenghao, JIANG Xingxing, et al. Bearings fault diagnosis based on improved deep belief network by self-individual adaptive learning rate[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(7): 81-88. (in Chinese)
- [9] 韩淞宇, 邵海东, 姜洪开, 等. 基于提升卷积神经网络的航空发动机高速轴承智能故障诊断[J]. *航空学报*, 2022, 43(9): 625479.
- HAN Songyu, SHAO Haidong, JIANG Hongkai, et al. Intelligent fault diagnosis of aero-engine high-speed bearings using enhanced CNN[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 625479. (in Chinese)
- [10] 高浩寒, 潮群, 徐孜, 等. 小样本下基于孪生神经网络的柱塞泵故障诊断[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(1): 155-164.
- GAO Haohan, CHAO Qun, XU Zi, et al. Piston pump fault diagnosis based on Siamese neural network with small samples[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(1): 155-164. (in Chinese)
- [11] 孙洁娣, 刘保, 温江涛, 等. 类别标签辅助改进稠密网络的变工况轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(17): 204-212.
- SUN Jiedi, LIU Bao, WEN Jiangtao, et al. Fault diagnosis of variable condition bearing based on improved dense network aided by class labels[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(17): 204-212. (in Chinese)
- [12] WANG Zhiguang, OATES T. Encoding time series as images for visual inspection and classification using tiled convolutional neural networks[R]. Menlo Park, US: 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2014.
- [13] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. *Neural Computation*, 1989, 1(4): 541-551.
- [14] 常春, 梅检民, 赵慧敏, 等. 基于CUM3-CNN的柴油机高压油路故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(3): 174-180.
- CHANG Chun, MEI Jianmin, ZHAO Huimin, et al. Fault diagnosis of diesel engine high pressure oil circuit based on CUM3-CNN[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(3): 174-180. (in Chinese)
- [15] 赵小强, 张亚洲. 改进CNN的滚动轴承变工况故障诊断[J/OL]. *西安交通大学学报*, 2021: 1-11. (2021-08-10). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210810.1435.007.html>.
- ZHAO Xiaoqiang, ZHANG Yazhou. Improved CNN fault diagnosis method of rolling bearings under variable working conditions[J/OL]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021: 1-11. (2021-08-10). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210810.1435.007.html>. (in Chinese)
- [16] 冯李航, 陈铭, 章伟. 基于增强卷积神经网络的电子鼻长期漂移抑制方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(2): 207-217.
- FENG Lihang, CHEN Ming, ZHANG Wei. Long-term drift suppression method for electronic nose based on the augmented convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(2): 207-217. (in Chinese)
- [17] 朱浩, 宁芊, 雷印杰, 等. 基于注意力机制-inception-CNN模型的滚动轴承故障分类[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(19): 84-93.
- ZHU Hao, NING Qian, LEI Yinjie, et al. Fault classification of rolling bearing based on attention mechanism-inception-CNN model[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(19): 84-93. (in Chinese)
- [18] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64: 100-131.
- [19] ZHANG Lei, LÜ Yong, HUANG Wenyi, et al. Bearing fault diagnosis under various operation conditions using synchrosqueezing transform and improved two-dimensional convolutional neural network[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(8): 085002.
- [20] MANJURUL ISLAM M M, KIM J M. Automated bearing fault diagnosis scheme using 2D representation of wavelet packet transform and deep convolutional neural network[J]. *Computers in Industry*, 2019, 106: 142-153.

(编辑: 秦理曼)