

文章编号: 1671-251X(2024)01-0096-09

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2023070085

# 基于深度学习的矿井滚动轴承故障诊断方法

窦桂东<sup>1</sup>, 白艺硕<sup>2</sup>, 王均利<sup>3</sup>, 黄博昊<sup>2</sup>, 阳康<sup>2</sup>

(1. 陕西彬长小庄矿业有限公司, 陕西 咸阳 713500; 2. 中国矿业大学(北京)人工智能学院, 北京 100083;

3. 陕西彬长矿业集团有限公司, 陕西 咸阳 712000)

**摘要:** 针对传统卷积神经网络在煤矿井下等复杂环境中难以充分挖掘数据特征等问题, 提出了一种基于马尔可夫转移场(MTF)和双通道多尺度卷积胶囊网络(DMCCN)的矿井滚动轴承故障诊断方法, 构建了 MTF-DMCCN 故障诊断模型。根据 MTF 和灰度图对原始振动信号进行编码后, 采用双通道输入模式连接卷积网络获取浅层特征; 将特征图进行融合后输入到胶囊网络, 提高模型对空间信息的敏感度; 在网络中引入 Inception 模块, 聚焦多尺度特征, 加强网络的特征提取能力; 通过胶囊层进行向量化处理, 实现滚动轴承的故障诊断与分类。消融实验、抗噪性及泛化性实验结果表明: Inception 模块、灰度图输入、MTF 图像输入均对轴承故障诊断具有正向促进作用, MTF 编码对模型的诊断精度提升最高; MTF-DMCCN 模型具有较好的鲁棒性和抗噪声能力; MTF-DMCCN 模型具有优异的变转速适应能力, 在不同工况条件下具有良好的泛化性能。为进一步验证模型性能, 选取格拉姆角差场(GADF)、格拉姆角和场(GASF)、灰度图、MTF 等图像编码方式与不同网络相结合, 采用辛辛那提大学数据集(IMS)进行对比实验, 结果表明, MTF-DMCCN 模型能有效识别滚动轴承故障类型, 平均故障诊断准确率达 99.37%。

**关键词:** 滚动轴承; 故障诊断; 马尔可夫转移场; 胶囊网络; Inception 结构; MTF 编码  
中图分类号: TD67 文献标志码: A

A fault diagnosis method for mine rolling bearings based on deep learning

DOU Guidong<sup>1</sup>, BAI Yishuo<sup>2</sup>, WANG Junli<sup>3</sup>, HUANG Bohao<sup>2</sup>, YANG Kang<sup>2</sup>

(1. Shaanxi Binchang Xiaozhuang Mining Co., Ltd., Xianyang 713500, China;

2. School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China;

3. Shaanxi Binchang Mining Group Co., Ltd., Xianyang 712000, China)

**Abstract:** A fault diagnosis method for mine rolling bearings based on Markov transition field(MTF) and dual-channel multi-scale convolutional capsule network (DMCCN) is proposed to address the problem of traditional convolutional neural networks being unable to fully explore data features in complex environments such as coal mines. The MTF-DMCCN fault diagnosis model is constructed. After encoding the original vibration signal based on MTF and grayscale image, a dual channel input mode is used to connect the convolutional network to obtain shallow features. The method inputs the feature maps fusion into the capsule network to improve the sensitivity of the model to spatial information. The method introduces Inception modules into the network to focus on multi-scale features and enhance the network's feature extraction capabilities. Finally, vectorization processing is carried out through the capsule layer to achieve fault diagnosis and classification of rolling bearings. The results of ablation, noise resistance, and generalization experiments show that the Inception

收稿日期: 2023-07-24; 修回日期: 2024-01-12; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52074305)。

作者简介: 窦桂东(1983—), 男, 山东泰安人, 高级工程师, 从事煤矿智能化研究和应用工作, E-mail: 313934867@qq.com。通信作者: 白艺硕(1999—), 女, 河南南阳人, 硕士研究生, 研究方向为深度学习与故障诊断, E-mail: bys1311@163.com。

引用格式: 窦桂东, 白艺硕, 王均利, 等. 基于深度学习的矿井滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 96-103, 154.

DOU Guidong, BAI Yishuo, WANG Junli, et al. A fault diagnosis method for mine rolling bearings based on deep learning[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(1): 96-103, 154.



扫码移动阅读

module, grayscale image input, and MTF image input all have a positive promoting effect on bearing fault diagnosis. MTF coding has the highest improvement in diagnostic precision of the model. The MTF-DMCCN model has good robustness and noise resistance. The MTF-DMCCN model has excellent adaptability to variable speed and still exhibits good generalization performance under different operating conditions. To further validate the performance of the model, image encoding methods such as Gram angle difference field (GADF), Gram angle sum field (GASF), grayscale image, and MTF are selected and combined with different networks. Comparative experiments are conducted using the University of Cincinnati intelligent maintenance system (IMS). The results show that the MTF-DMCCN model can effectively recognize the type of rolling bearing faults, with an average fault diagnosis accuracy of 99.37%.

**Key words:** rolling bearings; fault diagnosis; Markov transition field; capsule network; Inception structure; MTF encoding

## 0 引言

滚动轴承作为机械设备中不可或缺的零件之一,已在采煤机、提升机和通风机等矿用机械设备中得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。然而,由于煤矿机械设备工作环境恶劣,使得滚动轴承故障频发,如果不能及时发现故障并进行后期维护,不仅会损坏电动机本身,而且会影响整个系统的正常运行,导致极大经济损失,甚至威胁人员生命安全。因此,滚动轴承故障检测的准确高效对提高煤矿安全生产具有重要意义<sup>[3-4]</sup>。

传统的智能故障诊断方法在早期较为流行,然而其十分依赖信号处理和专家经验,很难自主挖掘海量数据中的有效信息。为了解决这一问题,深度学习方法逐渐走进人们的视野,文献[5]针对齿轮箱故障提出了一种多信息融合的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)诊断模型,利用多个卷积层和最大池化层,解决了传统人工选择特征向量的问题;文献[6]结合 Inception 模块和卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)获得多尺度故障特征信息,进一步拓宽分支网络结构,提高了网络表达能力。但是卷积结构采用标量神经元,未能考虑特征间的关联,所以网络中没有可用的空间信息,导致故障特征提取不全面,影响诊断准确率。对此,文献[7]提出了具有动态路由算法的胶囊网络,通过计算向量神经元的模长进行分类预测,打破了传统标量神经元传递信息的片面性。近年来,胶囊网络展现出强大的细节特征提取能力,已在机械设备故障诊断领域崭露头角,文献[8]把胶囊网络运用到齿轮箱故障检测,利用门控循环单元初步提取特征后,采用胶囊网络关注更多细节信息,取得了较好的诊断效果;文献[9]提出了一种基于随机法则的深胶囊网络,验证了胶囊网络在不同载荷、不同背景噪声下对轴承故障诊断具有良好

的诊断效果及较强的鲁棒性。为了更好地利用神经网络在机器视觉中的优势,可以将一维振动数据通过编码转换为二维图像后,再输入神经网络进行学习。文献[10]将原始振动信号转换为二维灰度图像,输入 CNN 中进行故障诊断,取得了较好的诊断效果,但该方法并未考虑信号的时间相关性,模型还有一定的改进空间。文献[11]采用连续小波变换构造二维时频图像,再输入所建立的生成对抗网络模型中,实现齿轮箱故障诊断,虽然其可以表达信号的局部时频特征,但选取合适的小波基有一定的困难,存在故障信息丢失问题。对此,可以利用马尔可夫转移场(Markov Transition Field, MTF),其通过考虑每个分位数与时间步长之间的依赖关系,保留了原始信号的时间相关性,且编码方式的映射是一一对应关系,避免了一维信号重要信息的丢失。文献[12]提出一种 MTF 与 CNN 相结合的故障诊断方法,但常规 CNN 会随着网络深度加大而出现梯度弥散等问题,导致模型难以训练。文献[13]使用 MTF 对振动信号进行编码,然后输入深度残差网络进行故障诊断,实验在公开数据集上取得了较好的诊断效果,但并未验证模型在变工况及存在噪声污染时的诊断性能。

针对传统 CNN 在煤矿井下等复杂环境中难以充分挖掘数据特征的问题,本文提出一种基于 MTF 和双通道多尺度卷积胶囊网络(Dual-channel Multi-scale Convolutional Capsule Network, DMCCN)的滚动轴承故障诊断方法。为保留原始信号的时间依赖性,采用 MTF 对振动信号进行编码,并采用灰度图转换,兼顾原始信号的动态和静态特征;根据双通道输入,将 2 组特征图分别通过二维卷积层提取浅层特征后进行特征融合,减少信息损失;同时,引入 Inception 模块,聚焦多尺度特征,加强网络的特征提取能力;通过胶囊层进行向量化处理,采用动态路由

算法计算特征向量相似度,进而实现故障诊断与分类。

## 1 MTF 和胶囊网络

### 1.1 MTF 编码

MTF 通过计算马尔可夫转移矩阵对动态信息进行编码传递,保留信号在不同时间间隔内的时间相关性,是一种将原始一维信号转换成二维图像的编码方法<sup>[14-15]</sup>。该方法将时间序列的推移类比为马尔可夫过程,即在已知目前状态的条件下,信号未来的演变不依赖于其以往的变化情况,由此构造马尔可夫转移矩阵,进而拓展为 MTF,实现图像编码。

给定序列  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 其中  $x_t (t = 1, 2, \dots, n, n \text{ 为数据总数})$  为  $t$  时刻的振动信号幅值。将序列  $X$  分为  $Q$  个分位箱,每个数据点对应的分位数为  $q_j (j = 1, 2, \dots, Q)$ 。采用一阶马尔可夫链的方式计算分位数之间的转移概率,进而构建一个  $Q \times Q$  的马尔可夫转移矩阵:

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

$$w_{ij} = P(x_{t+1} \in q_j | x_t \in q_i) \quad (2)$$

式中:  $w_{i,j}$  为分位数  $q_i$  与  $q_j$  的逼近概率,  $i = 1, 2, \dots, Q$ ;  $P(\cdot)$  为逼近概率函数。

为了克服马尔可夫转移矩阵对数据分布和时间步长不敏感的缺点,通过考虑时间因素及位置信息,将其拓展到包含时间轴的 MTF:

$$M = \begin{bmatrix} m_{11}|x_1 \in q_{i1}, x_1 \in q_{j1} & m_{12}|x_1 \in q_{i1}, x_2 \in q_{j2} & \cdots & m_{1n}|x_1 \in q_{i1}, x_n \in q_{jn} \\ m_{21}|x_2 \in q_{i2}, x_1 \in q_{j1} & m_{22}|x_2 \in q_{i2}, x_2 \in q_{j2} & \cdots & m_{2n}|x_2 \in q_{i2}, x_n \in q_{jn} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m_{n1}|x_n \in q_{in}, x_1 \in q_{j1} & m_{n2}|x_n \in q_{in}, x_2 \in q_{j2} & \cdots & m_{nn}|x_n \in q_{in}, x_n \in q_{jn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中  $m_{ij}$  为分位数  $q_i$  到分位数  $q_j$  的转移概率。

### 1.2 胶囊网络

胶囊网络的核心思想是用向量神经元代替传统神经网络中的标量神经元<sup>[16]</sup>,其对图像中的位置、角度等姿态信息更敏感,具有更丰富的特征表达能力,且底层胶囊通过动态路由算法更新得到高层胶囊,保留了目标部分与整体之间的相关信息。胶囊网络由卷积层、初级胶囊层和数字胶囊层组成,如图 1 所示。通过卷积操作将原始输入数据转换为底层胶囊,再通过动态路由算法计算出高层胶囊,进而完成预测分类。

动态路由算法类似于聚类的迭代过程,选择更多相似特征而弱化离群特征,其具体结构如图 2 所

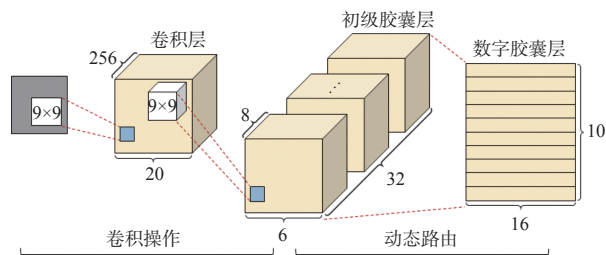


图 1 胶囊网络结构

Fig. 1 Capsule network structure

示。令输入向量  $u_i$  与权重  $a_{ij}$  相乘,得到预测向量  $\hat{u}_{ji}$ ,将  $\hat{u}_{ji}$  和路由权值  $c_{ij}$  进行加权求和,计算出总的高级特征向量  $s_j$ ;通过非线性函数 squash 得到压缩后的输出向量  $v_j$ ,即确保向量的方向不变,长度不超过 1;初始化中间参数  $b_{ij}$ ,并计算  $\hat{u}_{ji}$  和  $v_j$  的点积,更新中间参数  $b_{ij}$ ,进而通过 softmax 函数更新路由权值  $c_{ij}$ ,保留特征比较相似的信息。

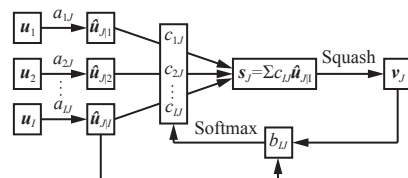


图 2 动态路由算法结构

Fig. 2 Dynamic routing algorithm structure

## 2 MTF-DMCCN 故障诊断模型

针对传统神经网络应用于轴承故障诊断时特征辨识性差、难以充分挖掘数据间特征信息的问题,本文提出了 DMCCN,将一维振动信号转换为二维图像信号作为输入,实现对轴承故障类型及故障程度的识别。MTF-DMCCN 故障诊断模型由数据转换、特征提取、胶囊传递 3 个部分构成,如图 3 所示,其中“@”表示个,如 128@5x5 表示 128 个 5x5 卷积核。

### 2.1 数据转换

将一维数据直接转换为二维灰度图像的方法简单有效,但这种转换方式只关注静态信息,单一输入数据无法包含信号的时域特征。因此,本文采用双通道输入模式,兼顾信号的静态和动态特征,第 2 通道通过 MTF 编码方式生成图像,保留了振动信号间的时间相关性,避免信息丢失。

### 2.2 特征提取

在特征提取部分,利用 2 个二维卷积层直接从图像中学习初步特征,第 1 卷积层采用 5x5 卷积核扩大卷积运算的接收范围,第 2 卷积层采用 3x3 小卷积核提高局部特征提取能力。对双通道提取的特征进行融合后,参考多尺度卷积核 Inception 结构,将包含 1x1, 3x3, 5x5 等不同大小的卷积运算加入到初

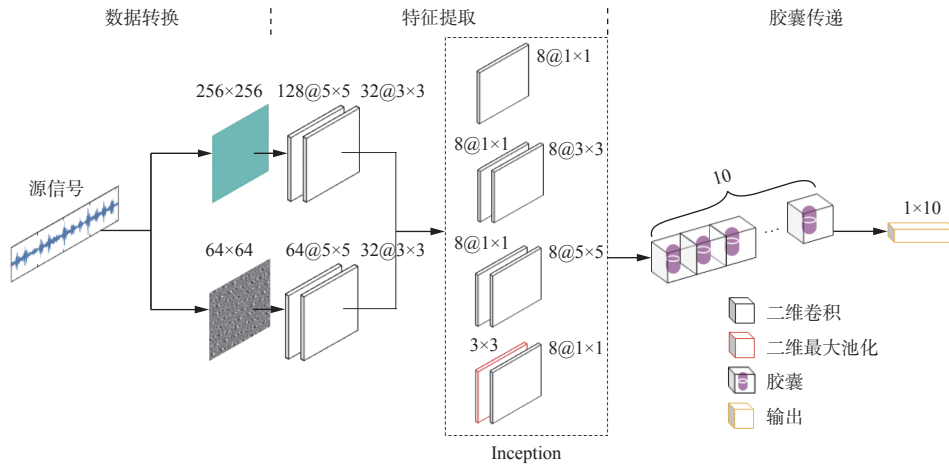


图3 MTF-DMCCN故障诊断模型

Fig. 3 Fault diagnosis model based on Markov transition field(MTF) and dual-channel multi-scale convolutional capsule network(DMCCN)

级胶囊层中,提取多尺度信息,在增加网络宽度的同时减少参数,增强模型的鲁棒性。最后将特征标量转换为特征向量并进行压缩,封装为初级胶囊。

### 2.3 胶囊传递

利用胶囊结构构建向量神经元,向量的方向代表特征的位置、角度等姿态信息,向量的长度代表该特征估计的概率,因此胶囊结构能包含更多的空间信息。胶囊之间采用动态路由方式进行特征传递,如图4所示,紫色向量表示胶囊输出,橙色向量表示胶囊输入,黑色向量表示胶囊其他输入。图4(a)中输出 $v_1$ 和输入 $\hat{u}_{11}$ 的方向夹角大于 $90^\circ$ ,即二者点积是一个负数,该特征对应的路由权值 $c_{11}$ 减小;同理,图4(b)橙色向量对应的路由权值 $c_{12}$ 增大。对所有胶囊及其输入重复该过程,直至获得与胶囊输入最匹配的特征,之后继续传递。但实际上,使用多次迭代往往会导致模型过拟合,本文设置迭代次数为3<sup>[17]</sup>。

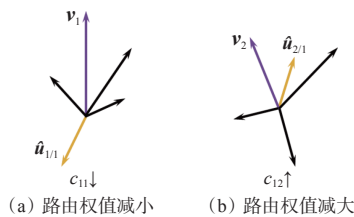


图4 胶囊传递中的权值更新

Fig. 4 Weight update in capsule delivery

在模型训练过程中,需要通过损失函数计算预测值与真实值的误差,以更新模型权重,本文采用边缘损失函数:

$$L_k = T_k \max(0, m^+ - \|p^k\|)^2 + \lambda(1 - T_k) \max(0, \|p^k\| - m^-)^2 \quad (4)$$

式中:  $L_k$  为损失函数值;  $T_k$  为分类指示函数,当输入样本属于类别 $k$ 时,  $T_k=1$ , 否则  $T_k=0$ ;  $m^+$  为上边界,取

值为0.9;  $m^-$  为下边界,取值为0.1;  $\|p^k\|$  为模型输出第 $k$ 类故障的概率;  $\lambda$  为比例因子,取值为0.5。

## 3 实验验证与结果分析

### 3.1 数据集获取

为了验证所提 MTF-DMCCN 模型的性能,本文使用美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据和中煤信息技术(北京)公司矿用滚动轴承数据进行实验<sup>[18]</sup>。CWRU 采用的滚动轴承型号为 SKF6205, 中煤信息技术(北京)公司采用的滚动轴承型号为 NSK6800Z, 二者均为深沟型轴承,且具有防尘盖设计,是煤矿井下常用的滚动轴承。CWRU 数据集是使用人为电火花技术造成不同严重程度的单点损伤后获取,包含的故障类型相对较多;中煤信息技术(北京)公司数据集是通过监测已发生故障的矿用滚动轴承的实际状态获取,更具有代表性,但其包含的故障类型相对较少。故本文结合2个数据集的优点,将二者混合后构成数据集。

CWRU 实验平台由异步电动机、转矩传感器、功率测试机和电子控制器组成,测试对象为支撑电动机的轴承。待测轴承在 0, 0.746, 1.491, 2.237 kW 这4种载荷条件下转动,相应的电动机转速分别为 1 797, 1 772, 1 750, 1 730 r/min, 使用电火花加工造成不同类型的轴承故障状态,包括滚动轴承内圈故障状态(IF)、外圈故障状态(OF)和滚动体故障状态(BF),每种故障状态又分别包含 0.177 8, 0.355 6, 0.533 4 mm 3种损伤直径,分别对应编号 07, 14, 21, 故共有9种故障。中煤信息技术(北京)公司将压电式加速度传感器固定在待诊断轴承的基座上,从而完成对矿用滚动轴承振动信号的捕捉,实际损伤类型包括垂直不对中故障状态(VMF)和水平不对中故

障状态(HMF)。本文通过滑动窗口重叠采样制作混合数据集,窗口步长为 4 096,包含 12 种故障类型的 7 200 个样本,轴承故障数据组成见表 1。同时,考虑到实际工作场景的多样性,制作了 3 种不同工况下的轴承数据集,见表 2。

表 1 单一工况下轴承故障数据组成

Table 1 Composition of bearing failure data under single operating conditions

样本名称	样本类型	样本个数	标签
IF07	内圈故障	600	0
IF14	内圈故障	600	1
IF21	内圈故障	600	2
OF07	外圈故障	600	3
OF14	外圈故障	600	4
OF21	外圈故障	600	5
BF07	滚动体故障	600	6
BF14	滚动体故障	600	7
BF21	滚动体故障	600	8
VMF	垂直不对中故障	600	9
HMF	水平不对中故障	600	10
N	正常状态	600	11

表 2 不同工况条件下的数据集参数

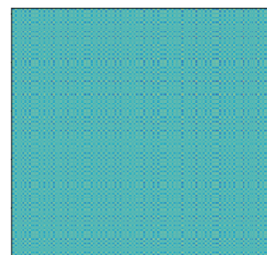
Table 2 Dataset parameters under different operating conditions

数据集	电动机负载/kW	电动机转速/(r·min <sup>-1</sup> )	样本个数
A	0	1 797	7 200
B	0.746	1 772	7 200
C	1.491	1 750	7 200

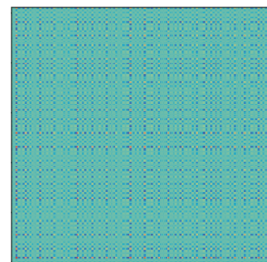
### 3.2 数据预处理

将所有样本通过编码转换为 MTF 图像及灰度图。由于灰度图采用直接转换方式,为使其包含一维信号的所有数据信息,规定图像尺寸为 64×64。针对 MTF,分位数不同,生成的图像尺寸也不同,以内圈故障信号为例,不同尺寸的 MTF 图像如图 5 所示。

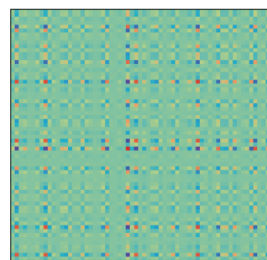
从图 5 可看出,由于分位数转移概率不同,MTF 图像像素点有深有浅,说明该二维特征图包含一维信号的时间特性,将其作为输入可以充分利用神经网络的优势。尺寸为 1 024×1 024 的 MTF 图像像素点过于密集,包含太多冗余信息,以致于难以辨别不同像素点之间的颜色区别;尺寸为 64×64 的 MTF 图像像素点的颜色区别明显,但其单个像素点的面积相对较大,排列相对稀疏,使得其包含的信息量不足。从图像自身方面考虑,尺寸较大的 MTF 图像能够包含更多信息,但信息点过于密集,导致计算成本增加,网络训练时间大大延长;尺寸过小的 MTF 图



(a) 1 024×1 024



(b) 256×256



(c) 64×64

图 5 不同尺寸的 MTF 图像

Fig. 5 MTF images of different sizes

像很难保证图像包含完整的故障特征信息,不利于模型的训练。从实验数据量方面考虑,MTF 图像体现了振动信号的动态特性,因此要将尽可能多的信号转换成 MTF 图像,然而,若 MTF 尺寸过大,会减少可用的训练图像数量或使训练集数据重复性过高,从而无法提取故障特征。基于以上 2 个方面因素,本文最终确定原始输入 MTF 图像的尺寸为 256×256。此外,由于灰度图与 MTF 图像大小不同,采用双通道输入模式提取不同故障特征,灰度图保留大量静态信息,MTF 图像则保留更多动态信息。

### 3.3 消融实验

为验证 MTF-DMCCN 模型的合理性,探寻各重要组成部分对模型整体性能的影响,设置消融实验。采用数据集 A 为实验数据,设置训练集样本量为 3 600,验证集和测试集样本量均为 1 800。不同模型的识别结果见表 3。其中 MTF-DCCN 模型去除了 DMCCN 网络结构中的 Inception 模块,MTF-MCCN 模型去除了灰度图输入通道,DMCCN 模型去除了 MTF 编码图像输入通道。

分析表 3 可知,MTF-DMCCN 模型识别准确率最高。加入 MTF 图像输入后,识别准确率提升了

表 3 不同模型的识别结果

Table 3 Recognition results of different models

模型	识别准确率/%	运行时间/s
MTF-DMCCN	99.44	156.84
MTF-DCCN	83.72	141.15
MTF-MCCN	94.61	315.29
DMCCN	72.94	105.98

26.5%，对模型的诊断精度提升最高，其主要原因是 MTF 编码方式注重每个分位数与时间步长的依赖关系，能保留原始信号的时间相关性，并且其编码方式的映射是一一对应关系，避免了重要信息的丢失。比较 MTF-DMCCN 和 MTF-DCCN 识别结果，其 15.72% 的准确率差距反映了 Inception 模块在轴承故障诊断中的重要性。MTF-MCCN 虽然取得了较为满意的结果，但引入灰度图输入后，准确率提高了 4.83%，表明加入此模块对提升模型的诊断效果仍具有一定的有效性。此外，虽然 MTF-DMCCN 模型的

运行时间不是最短，但能够在相近时间内获取最高的识别准确率，依然能说明所提模型具有一定的优越性。

为进一步展示不同模型对轴承故障的识别效果，引入混淆矩阵对实验结果进行更准确、更全面的分析，不同模型的混淆矩阵如图 6 所示。可看出 MTF-DMCCN 模型仅对故障 IF21, OF21, VMF 的分类略有错误，将 4 个 IF21 样本识别为 IF14 和 HMF, 2 个 OF21 样本识别为 VMF, 4 个 VMF 样本识别为 IF21, 其他故障均实现了正确分类；MTF-DCCN 模型和 MTF-MCCN 模型对故障 IF21, OF07, BF07, HMF 均存在错误分类，此外，MTF-DCCN 模型还对其他 4 种故障类型存在错误分类。从总体来看，MTF-MCCN 模型的错误样本共有 97 个，MTF-DCCN 模型的错误样本共有 293 个，说明 MTF-DCCN 模型性能较差；对于 DMCCN 模型，不正确分类发生在 IF14, IF21 等 10 种故障中，甚至将 45 个 OF07 故障样本错误识别为 BF14 故障。

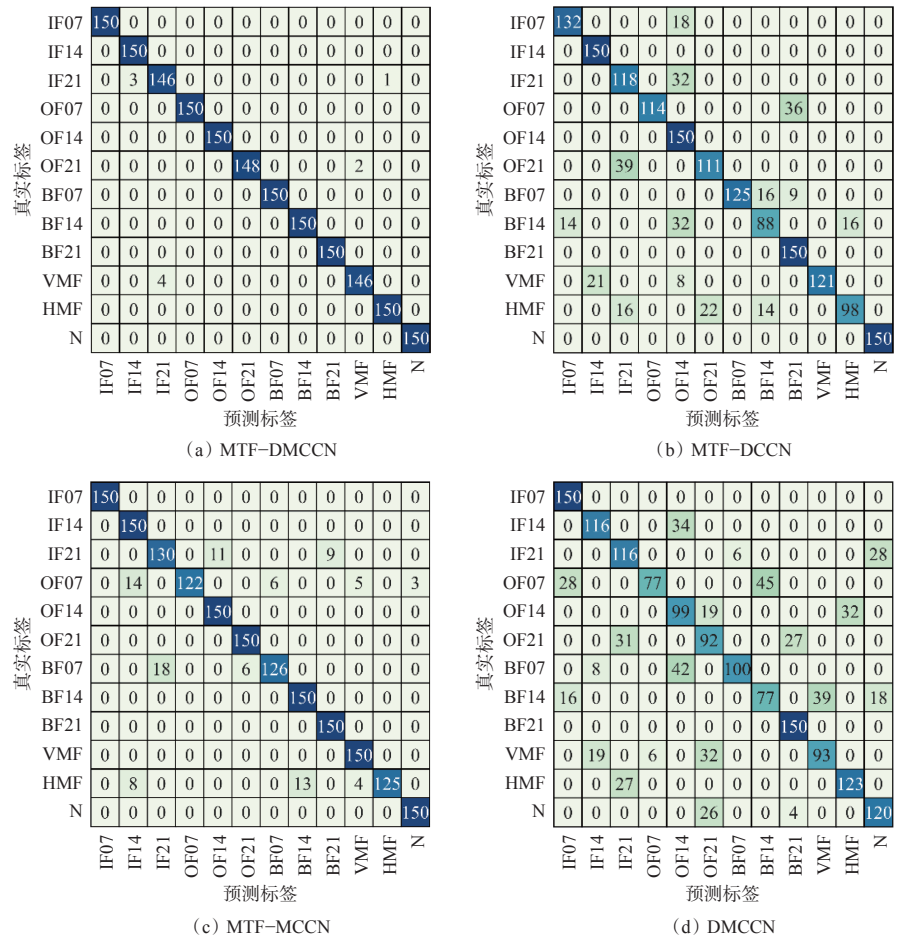


图 6 不同模型的混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix of different models

可见，MTF-DMCCN 模型在滚动轴承故障诊断实验中效果最好，MTF-MCCN 模型次之，MTF-DCCN

模型和 DMCCN 模型效果较差，说明 Inception 模块、灰度图输入、MTF 图像输入均对轴承故障诊断具有

正向促进的作用, MTF 编码对模型的诊断精度提升最高。

### 3.4 抗噪性能实验

在实际工作环境中, 受各种外界因素影响, 信号采集时不可避免地会存在噪声干扰。为了验证 MTF-DMCCN 模型在噪声环境下的性能, 向数据集 B 加入不同的高斯白噪声, 在信噪比  $-4 \sim 6$  dB 范围内进行实验, 并与 MTF-MCCN, MTF-DCCN, DMCCN 模型进行比较。各模型在不同噪声环境下的混淆雷达图如图 7 所示。

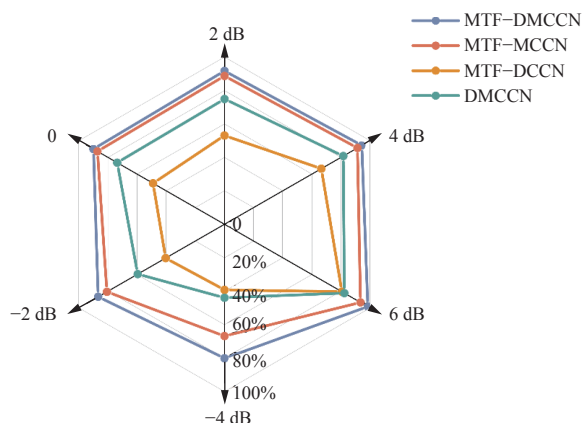


图 7 各模型在不同噪声环境下的混淆雷达图

Fig. 7 Confusing radargrams of each model in different noise environment

从图 7 可看出, 4 种模型的识别准确率随着信噪比的改变而变化。当添加 6 dB 噪声时, 4 种模型的识别准确率均超过 80%。随着信噪比降低, MTF-DCCN 模型和 DMCCN 模型的识别准确率迅速降低, 信噪比为  $-4$  dB 时, 2 种模型的识别准确率均低于 45%。MTF-DMCCN 模型和 MTF-MCCN 模型的识别准确率下降相对缓慢, 在信噪比降为  $-2$  dB 前二者仅有微小差别, 信噪比为  $-4$  dB 时, MTF-DMCCN 模型的识别准确率比 MTF-MCCN 模型高 10% 以上。MTF-DMCCN 模型比其他模型具有更好的鲁棒性和抗噪声能力。

### 3.5 泛化性能实验

为验证 MTF-DMCCN 模型在变工况环境下的故障诊断能力, 采用在不同工况下分别进行 5 次实验取均值的方法进行泛化性能实验, 实验结果见表 4。其中实验工况 A→B 表示数据集 A 用于模型训练, 数据集 B 用于模型测试, 其他工况依此类推。分析可知, MTF-DMCCN 模型在 A→C 工况下分类效果最佳, 平均识别准确率达 88.2%; 在 B→A 时平均识别准确率最低, 为 76.3%, 但仍能基本完成对滚动轴承故障的精准分类; 在 A→B, A→C, C→B 3 种工况下, 每次实验准确率均超过 80%, 且在所有实

验中模型识别准确率不低于 70%。经过上述分析, 证明了本文提出的 MTF-DMCCN 模型具有优异的变转速适应能力, 在不同工况下具有良好的泛化性能。

表 4 变工况下的故障识别准确率

Table 4 Fault recognition accuracy under variable operating conditions

实验工况	识别准确率					%
	实验1	实验2	实验3	实验4	实验5	
A→B	81.5	90.6	80.4	80.7	82.3	83.1
A→C	89.2	87.6	88.9	91.3	84.0	88.2
B→A	78.5	71.6	78.1	73.6	79.7	76.3
B→C	80.2	77.1	79.3	83.1	81.8	80.3
C→A	77.6	76.9	77.2	80.9	83.4	79.2
C→B	81.7	91.0	82.3	86.6	80.9	84.5

### 3.6 IMS 数据集对比实验

为进一步验证 MTF-DMCCN 模型在故障诊断中的优势, 排除数据单一的影响, 采用辛辛那提大学智能维护系统 (Intellegent Maintenance System, IMS) 的轴承数据进行对比实验<sup>[19]</sup>。共进行 3 次实验, 对比实验数据集选取其中 2 次实验数据, 数据类型包含内圈故障、外圈故障、滚动体故障和正常状态 4 种, 每种类型 2 000 组样本, 每组样本包含 2 048 个采样点, 其中前 5 600 组样本作为训练集, 后 2 400 组样本作为测试集。从编码方式和网络结构 2 个方面分别进行对比, 共建立 10 种故障诊断对比模型。采用分别进行 5 次实验取均值的方式进行比较, 各模型的识别准确率如图 8 所示。其中 GASF 表示格拉姆角和场编码方式, GADF 表示格拉姆角差场编码方式; MTF-DCCN1 模型是将 DMCCN 网络结构中的 Inception 模块替换为 16 通道的  $3 \times 3$  二维卷积层; ResNet 是一种深度残差网络; WDCNN<sup>[20]</sup> 是以原始信号作为输入的宽核一维 CNN。

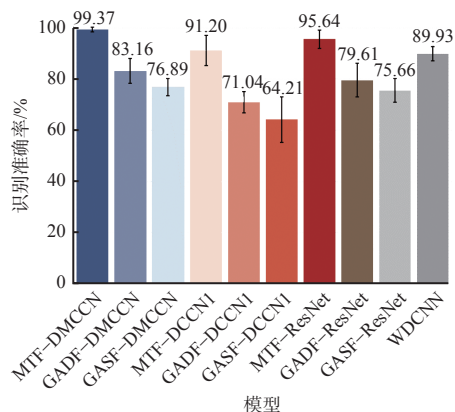


图 8 IMS 数据集下不同模型的识别准确率

Fig. 8 Recognition accuracy of different models in the IMS dataset

从图8可以看出,MTF-DMCCN模型在IMS数据集上的识别准确率最高,达99.37%,可以准确识别出轴承的不同故障类型及故障程度。对比MTF-DMCCN和WDCNN,前者的识别准确率比后者高9.44%,说明在滚动轴承故障诊断中,以双通道输入的2D-CNN相较于以单通道输入的1D-CNN具有一定优势。在网络结构相同的情况下,以MTF为主的模型准确率普遍高于采用其他编码方式的模型,GADF编码方式的准确率高于GASF编码方式,即MTF编码方式最有效,GASF编码效果最差。在编码方式相同的情况下,相比MTF-DCCN1模型,MTF-DMCCN模型的识别准确率高8.17%,说明Inception模块可显著提高模型的故障诊断效果。对比MTF-DMCCN模型和MTF-ResNet模型,前者的识别准确率比后者高3.73%,进一步证明了本文所提方法的优越性。此外,在10组模型对比中,MTF-DMCCN模型的误差棒长度最短,即实验结果的误差范围更小,集中度更高,证明该模型的稳定性更好。

#### 4 结论

1) 采用MTF编码方式将一维信号转换为二维图像,考虑了信号在不同时间间隔内的时间相关性,并通过双通道输入模式,在关注振动信号静态特征的同时兼顾其动态特征,减少原始信息的丢失。

2) 针对传统神经网络难以获得空间信息的问题,选用胶囊网络,采用向量神经元最大程度地保留图像位置、角度等姿态信息,使特征提取更完善,并在胶囊网络中加入Inception模块提取多尺度特征,在增加网络宽度的同时减少胶囊层参数,提高模型故障诊断效率。

3) 在模型对比实验中,MTF-DMCCN模型的平均故障识别准确率达99.37%,表明该模型能够准确判断轴承故障类型及故障程度。为模拟实际工程环境,在样本中加入信噪比为-4~6 dB的高斯白噪声进行抗噪实验,结果验证了所提方法具有较强的鲁棒性。采用不同负载条件下的数据集进行泛化实验,结果表明,MTF-DMCCN模型在6组变负载实验中均表现良好,证明了本文所提方法的有效性和优越性。

#### 参考文献(References):

- [1] 张旭辉,潘格格,郭欢欢,等.基于深度迁移学习的采煤机摇臂部滚动轴承故障诊断方法[J].煤炭科学技术,2022,50(4):256-263.
- ZHANG Xuhui, PAN Gege, GUO Huanhuan, et al.

Fault diagnosis method for rolling bearing on shearer arm based on deep transfer learning[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(4): 256-263.

- [2] 郭秀才,吴妮,曹鑫.基于特征融合与DBN的矿用通风机滚动轴承故障诊断[J].工矿自动化,2021,47(10):14-20,26.
- GUO Xiucui, WU Ni, CAO Xin. Fault diagnosis of rolling bearing of mine ventilator based on characteristic fusion and DBN[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(10): 14-20, 26.
- [3] ZHANG Xiaochen, CONG Yiwen, YUAN Zhe, et al. Early fault detection method of rolling bearing based on MCNN and GRU network with an attention mechanism[J]. Shock and Vibration, 2021. DOI: 10.1155/2021/6660243.
- [4] ZHENG Zhi, FU Jiuman, LU Chuanqi, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis of small dataset based on a new optimal transfer learning network [J]. Measurement, 2021, 177. DOI: 10.1016/J.MEASUREMENT.2021.109285.
- [5] 史志远,滕虎,马驰.基于多信息融合和卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断[J].工矿自动化,2022,48(9):56-62.
- SHI Zhiyuan, TENG Hu, MA Chi. Fault diagnosis of planetary gearbox based on multi-information fusion and convolutional neural network[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(9): 56-62.
- [6] 姚齐水,别帅帅,余江鸿,等.一种结合改进Inception V2模块和CBAM的轴承故障诊断方法[J].振动工程学报,2022,35(4):949-957.
- YAO Qishui, BIE Shuaishuai, YU Jianghong, et al. A bearing fault diagnosis method combining improved inception V2 module and CBAM[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(4): 949-957.
- [7] SABOUR S, FROSST N, HINTON G E. Dynamic routing between capsules[EB/OL]. [2023-06-05]. <https://arxiv.org/abs/1710.09829>.
- [8] 王超群,李彬彬,焦斌.基于门控循环单元胶囊网络的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2021(5):56-62.
- WANG Chaoqun, LI Binbin, JIAO Bin. Fault diagnosis for rolling bearings based on capsule network of gated recurrent unit[J]. Bearing, 2021(5): 56-62.
- [9] CHEN Tianyou, WANG Zhihua, YANG Xiang, et al. A deep capsule neural network with stochastic delta rule for bearing fault diagnosis on raw vibration signals[J]. Measurement, 2019, 148. DOI: 10.1016/j.measurement.2019.106857.
- [10] WEN Long, LI Xinyu, GAO Liang, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.

(下转第154页)

- 煤柱合理宽度的微地震监测[J]. 煤炭学报, 2009, 34(7): 871-874.
- KONG Linghai, JIANG Fuxing, LIU Jie, et al. High-precision microseismic monitoring system to reasonable width of segment coal pillar in extra-thick coal seam fully mechanized top-coal caving mining[J]. Journal of China Coal Society, 2009, 34(7): 871-874.
- [15] 张广超, 何富连, 来永辉, 等. 高强度开采综放工作面区段煤柱合理宽度与控制技术[J]. 煤炭学报, 2016, 41(9): 2188-2194.
- ZHANG Guangchao, HE Fulian, LAI Yonghui, et al. Reasonable width and control technique of segment coal pillar with high-intensity fully-mechanized caving mining[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(9): 2188-2194.
- [16] 张广超, 何富连. 大断面综放沿空巷道煤柱合理宽度与围岩控制[J]. 岩土力学, 2016, 37(6): 1721-1728, 1736.
- ZHANG Guangchao, HE Fulian. Pillar width determination and surrounding rocks control of gob-side entry with large cross-section and fully-mechanized mining[J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, 37(6): 1721-1728, 1736.
- [17] 赵宾, 王方田, 梁宁宁, 等. 高应力综放面区段煤柱合理宽度与控制技术[J]. 采矿与安全工程学报, 2018, 35(1): 19-26.
- ZHAO Bin, WANG Fangtian, LIANG Ningning, et al. Reasonable segment pillar width and its control technology for fully mechanized top-coal caving face with high stress[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2018, 35(1): 19-26.
- [18] 蒋威, 鞠文君, 汪占领, 等. 厚硬基本顶综放沿空巷道覆岩应力分布特征及合理煤柱宽度确定[J]. 采矿与安全工程学报, 2020, 37(6): 1142-1151.
- JIANG Wei, JU Wenjun, WANG Zhanling, et al. Characteristics of overburden stress distribution and rational pillar width determination of gob-side roadway with thick and hard basic roof in fully mechanized top coal caving workplace[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2020, 37(6): 1142-1151.
- [19] 杜贝举. 坚硬顶板特厚煤层临空巷道强矿压机理及控制研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- DU Beiju. Study on strong ground pressure mechanism of gob-side roadway and its control in extra thick coal seam with hard roof[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [20] 王志强, 武超, 罗健侨, 等. 特厚煤层巨厚顶板分层综采工作面区段煤柱失稳机理及控制[J]. 煤炭学报, 2021, 46(12): 3756-3770.
- WANG Zhiqiang, WU Chao, LUO Jianqiao, et al. Instability mechanism and control of section coal pillar in fully mechanized mining face with super thick roof and extra thick seam[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(12): 3756-3770.
- 
- (上接第 103 页)
- [11] LIANG Pengfei, DENG Chao, WU Jun, et al. Single and simultaneous fault diagnosis of gearbox via a semi-supervised and high-accuracy adversarial learning framework[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 198. DOI: [10.1016/j.knsys.2020.105895](https://doi.org/10.1016/j.knsys.2020.105895).
- [12] YAN Jialin, KAN Jiangming, LUO Haifeng. Rolling bearing fault diagnosis based on Markov transition field and residual network[J]. Sensors, 2022, 22(10). DOI: [10.3390/S22103936](https://doi.org/10.3390/S22103936).
- [13] WANG Mengjiao, WANG Wenjie, ZHANG Xinan, et al. A new fault diagnosis of rolling bearing based on Markov transition field and CNN[J]. Entropy, 2022, 24(6). DOI: [10.3390/E24060751](https://doi.org/10.3390/E24060751).
- [14] 姜家国, 郭曼利. 基于 MTF 和 DenseNet 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(9): 63-68.
- JIANG Jiaguo, GUO Manli. Fault diagnosis method of rolling bearing based on MTF and DenseNet[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(9): 63-68.
- [15] 赵志宏, 李春秀, 窦广鉴, 等. 基于 MTF-CNN 的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(2): 126-131.
- ZHAO Zhihong, LI Chunxiu, DOU Guangjian, et al. Bearing fault diagnosis method based on MTF-CNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 126-131.
- [16] 瞿红春, 朱伟华, 高鹏宇, 等. 基于注意力循环胶囊网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2022, 42(6): 1108-1114, 1243.
- QU Hongchun, ZHU Weihua, GAO Pengyu, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on attention recurrent capsule network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(6): 1108-1114, 1243.
- [17] PECHYONKIN M. Understanding Hinton's capsule networks. Part 3. Dynamic routing between capsules[EB/OL]. [2023-06-05]. <https://pechyonkin.me/capsules-3/>.
- [18] Bearing Data Center of Case Western Reserve University. Seeded fault test data [EB/OL]. [2023-06-05]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter/>.
- [19] LEE J, QIU H, YU G, et al. Bearing data set[EB/OL]. [2023-06-05]. <https://data.nasa.gov/download/brfb-gzcv/application%2Fzip>.
- [20] ZHANG Wei, PENG Gaoliang, LI Chuanhao, 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). DOI: [10.3390/s17020425](https://doi.org/10.3390/s17020425).