

DOI: 10.7652/xjtub202002007

采用多尺度注意力机制的旋转机械故障诊断方法

吴静然¹, 丁恩杰^{2,3}, 崔冉¹, 刘建华¹

(1. 中国矿业大学徐海学院, 221008, 江苏徐州; 2. 中国矿业大学物联网(感知矿山)研究中心, 221008, 江苏徐州; 3. 中国矿业大学信息与控制工程学院, 221008, 江苏徐州)

摘要: 针对旋转机械故障诊断需要复杂特征提取过程, 且对混有噪声的信号故障识别准确率偏低的问题, 提出了一种基于注意力机制的多尺度端到端故障诊断方法。该方法在输入端引入随机丢弃抑制输入噪声, 然后利用故障信号具有多个固有振动模态的特点, 通过多尺度粗粒度层获取不同尺度下振动信号, 进而利用全卷积网络实现多尺度特征提取, 接着采用注意力机制将多尺度特征进行融合, 最后利用多分类函数实现旋转机械故障诊断。分别在凯斯西储大学轴承数据集和变速箱数据集对该方法的有效性进行验证, 结果表明: 该方法的故障识别率高达 100%; 人为引入噪声信号的信噪比为 -4 dB 时, 在凯斯西储大学轴承数据集 F 上的故障识别正确率为 84.77%, 在齿轮箱数据集上的识别正确率为 78.365%, 识别正确率明显高于其他机器学习算法, 证明了该方法具有较强的抗噪声干扰能力。

关键词: 旋转机械; 故障诊断; 随机丢弃; 多尺度特征提取; 注意力机制

中图分类号: TH133.33; TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)02-0051-08

A Diagnostic Approach for Rotating Machinery Using Multi-Scale Feature Attention Mechanism

WU Jingran¹, DING Enjie^{2,3}, CUI Ran¹, LIU Jianhua¹

(1. Xuhai College, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221008, China;
2. CUMT-IoT Perception Mine Research Center, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221008, China;
3. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221008, China)

Abstract: A multi-scale end-to-end fault diagnosis method based on attention mechanism is proposed to deal with the problem that rotating machinery fault diagnosis needs complex feature extraction process and the diagnostic accuracy is low for noise-containing samples. A random dropout mechanism is introduced to suppress input noise at the input end. Taking advantage of the fact that fault signal has multiple modals, the vibration signals under different scales are obtained by using coarse-grained layer. Then multi-scale features are extracted by using fully convolutional networks and fused by using an attention mechanism. Finally, rotating machinery fault classification is realized based on a multi-classification function. The validity of the model is verified with the Case Western Reserve University bearing dataset and gearbox dataset, respectively. Experiments show that the fault recognition rate of the method is up to 100%. When the ratio of signal to noise is -4 dB, the fault recognition accuracies are 84.77% and 78.365% on the Case Western Reserve University bearing dataset F and on the gearbox dataset,

respectively. The recognition accuracy is higher than that of other machine learning algorithms, implying the proposed method has strong anti-noise ability.

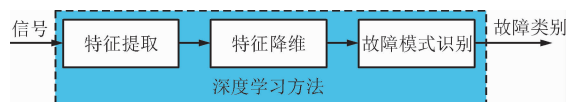
Keywords: rotating machinery; fault diagnosis; random dropout; multi-scale feature extraction; attention mechanism

旋转机械是现代社会重要的工业组成部分。旋转机械常常由于润滑剂污染或过载等原因发生轴承或者变速箱等故障^[1]。一旦发生故障,将直接影响工业生产,甚至造成不同程度财产损失或人员伤亡,因此对旋转机械故障进行准确有效的诊断至关重要。

目前,智能故障识别的方法有两种,传统故障识别方法和深度学习故障识别方法,包含特征提取、特征降维、特征识别 3 个步骤,如图 1 所示。传统故障识别主要依靠专家经验和先进的信号处理方法,如时域统计特征^[2]、频谱分析^[3]、小波变换^[4]、经验模态分解^[5]等,从频域或者时频域提取原始信号的轴承特征,然后导入建立的模型进行学习,最终运用训练完成的模型进行设备状态模式识别。虽然采用信号处理方法或模型改进,故障识别效率均会有一定程度提升,然而模型针对特定域设计,限制了传统方法的适用性推广。



(a) 传统故障识别方法



(b) 深度学习故障识别方法

图 1 智能故障识别方法框图

深度学习克服了当前传统诊断方法的缺陷,将特征提取、特征降维和模式识别统一起来,利用机器运转获取的大量数据,采用深度学习模型,直接对输入信号进行处理。这种方法无需任何人工特征提取过程,自动挖掘代表性信息和敏感特征,实现端到端故障诊断。近年来 1D CNN^[6]、2D CNN^[7]、DBN^[8]等网络广泛应用于旋转机械故障诊断,诊断性能优于传统网络。

然而,由于工业现场环境复杂,噪声无法避免,因此混有噪声情况下的旋转机械故障识别准确率有待提高。考虑到故障振动数据在混有噪声的情况下为非线性非平稳状态,振动数据中耦合不同分量,包含多个固有振动模态,目前部分学者从多尺度特征提取角度进行故障诊断研究。

Zhou 等利用 3 个独立的 DNN 网络从时域提取幅度、斜率和曲率多模态特征进行特征堆叠合并,再利用 softmax 函数实现对旋转机械故障数据的诊断^[9]。Yuan 等通过离散小波变换获得输入信号不同尺度下的系数,利用多个全卷积网络(FCN)实现不同尺度下的特征提取,特征堆叠后利用 softmax 函数实现风力涡轮机叶片结冰检测^[10]。Jiang 等采用多尺度粗粒度层进行信号的多尺度特征表示,利用 CNN 网络实现多尺度特征提取,特征堆叠后再利用全连接层和 softmax 函数实现风力发电齿轮箱故障诊断^[11]。然而,多尺度或者多模态特征对故障诊断的价值并不相同,以上方法仅将获得的特征简单堆叠后进行故障诊断,并未考虑多模态特征或者多尺度特征对故障诊断的不同权重影响。因此如何将多尺度的特征进行有效融合就显得非常重要。

因此,为了避免复杂的时频特征提取过程,提高混有噪声故障信号的识别正确率,利用故障信号具有多个固有振动模态的特点,提出了一种采用多尺度注意力机制的旋转机械端到端故障诊断(MSAF-CNN)方法。在输入端引入随机丢弃抑制输入噪声,采用多尺度粗粒层对故障数据进行多尺度表示,利用全卷积网络进行特征提取,利用注意力机制计算不同尺度权重,加权求和获得融合特征,最后利用多分类函数实现旋转机械故障诊断。通过不同工况和噪声环境下的实验验证本文方法的有效性。

1 注意力机制

注意力机制和人类视觉注意力机制类似,当人们在观察目标对象时,会重点关注目标对象而忽略其他物品。注意力机制本质是对关注部分给以较高权重,对不需要关注部分给以较低权重,进而从大量信息中有针对性的选择出当前任务的关键信息^[12]。在现有的深度学习模型如 CNN、RNN、LSTM 的基础上添加注意力机制后性能会提高。

近几年注意力机制广泛应用于图像和自然语言处理等领域。2015 年,Xu 等提出了 soft 注意力机制和 hard 注意力机制用于实现图像标题自动生成^[12]。soft 注意力机制关注所有图像数据,并计算出各个区域的注意力权重;hard 注意力机制在 soft

注意力机制结果的基础上,筛选点部分不符合条件的注意力机制,即使其权重为 0。同年,斯坦福大学 Luong 基于 LSTM 实现机器翻译提出了全局和本地注意力机制^[13],在编码阶段将 LSTM 所有的中间隐藏状态做加权求和,不同权重反应不同隐藏状态不同的重要性;在解码阶段采用对应权重和中间隐藏状态求得原序列向量编码。

本文借鉴 soft 注意力机制思想,为对给定的上下文环境进行打分,通过 softmax 函数进行归一化

操作,使得所有输入的上下文表示对应的权重和为 1。不同的权重表示注意力分配模型分配给对应上下文环境的不同注意力大小。利用对应权重与上下文环境的加权求和获得综合特征输出。

2 MSAFCN 故障诊断方法

本文提出的 MSAFCN 故障诊断方法的网络结构如图 2 所示。主要分为多尺度粗粒度层、特征提取层、注意力机制融合层和分类 4 部分。

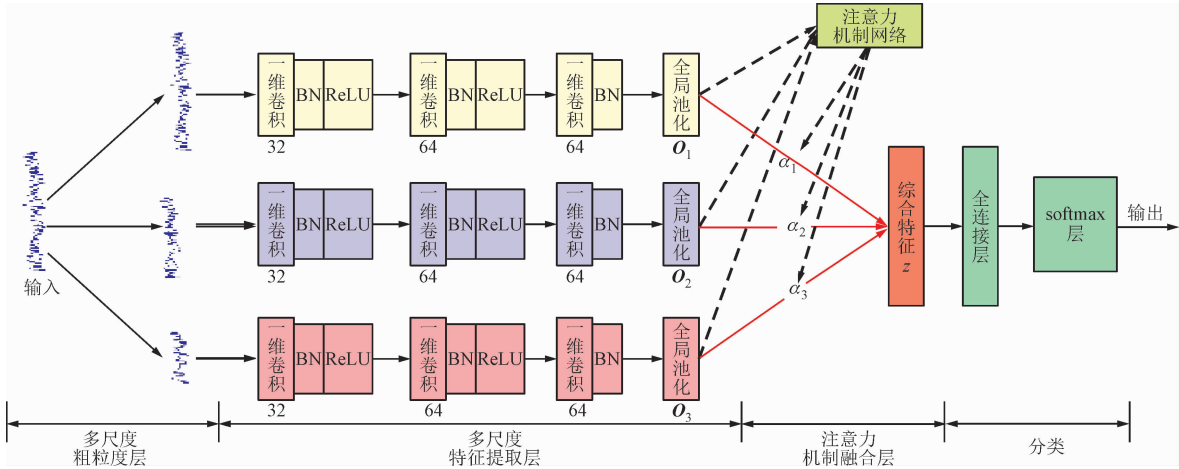


图 2 MSAFCN 方法网络结构

2.1 多尺度粗粒度层

目前多数研究从频域或时频域提取特征,主要基于数字信号处理技术,人为因素影响大,如何从时域提取多尺度特征已成为研究的重点。鉴于多尺度粗粒度过程在故障振动时间序列的应用^[11],本文利用多尺度粗粒度操作进行数据处理,通过无重叠窗口移动求平均,获得多个时间尺度的原始振动信号,在一定程度上滤除了高频扰动和随机噪声,方法操作简单,模型复杂度和计算成本低,可以有效地在时域表征振动信号不同尺度下的特征。

给定一实测振动信号 $\mathbf{X} = \{x_1, \cdots, x_n, \cdots, x_N\}$, N 为原始输入数据的长度, x_n 为原始输入信号第 n 个振动值。设多尺度粗粒度操作获得的输出信号为 $y_{s,j}$,粗粒度计算过程如式(1)所示

$$y_{s,j} = \frac{1}{s} \sum_{n=(j-1)s+1}^{js} x_n, 1 \leq j \leq \frac{N}{s} \quad (1)$$

式中: s 为粗粒度处理的尺度,本文取值范围 1~4。

通过对相邻振动数据求算术平均获得对应尺度的粗粒度时间序列,最终获得的数据长度为 N/s 。尺度 s 越大,获得的数据长度越小。图 3 为 $s=2,3$ 时的粗粒度处理过程。

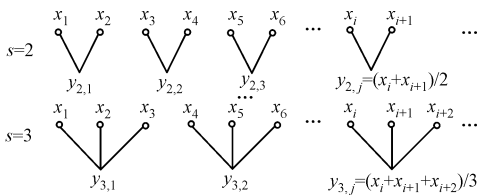


图 3 多尺度粗粒度处理过程

2.2 特征提取层

本文采用时间卷积网络组成的全卷积 FCN 网络进行特征提取。每个基本的卷积块包含一个一维卷积 Conv1D,之后紧跟一个批标准化(BN)和激活函数 ReLU,通过 BN 防止模型过拟合。在特征提取层每个子网的末端,使用全局平均池化,通过计算每个卷积信道的平均值降低数据维度。与全连接层相比,全局平均池层可以通过减少模型中参数的总数来最小化过拟合。

2.3 注意力机制融合层

利用 FCN 提取的多尺度粗粒度特征对故障诊断的价值并非完全相同,如何有效地将多尺度特征进行不同权重的特征融合是关键。本节借鉴注意力机制,自适应地为多尺度粗粒度特征匹配不同权重,

实现高精度故障诊断分类。图4为MSAFCN方法特征注意力机制融合过程。

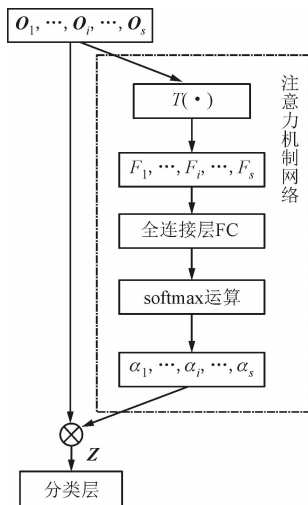


图4 MSAFCN方法特征注意力机制融合过程

设FCN特征提取的输出为 $O_1, \dots, O_i, \dots, O_s$, O_i 为粗粒度操作尺度为 i 时的特征输出。 $O_i(k)$ 为输出特征 O_i 的第 k 个数值, M 为各粗粒度输出数据的个数, 由最后一次卷积运算中卷积核数量决定。函数 $T(\cdot)$ 将第 i 个尺度上多粗粒度输出 O_i 求和, 得到相应的特征 F_i , 如下式

$$F_i = T(O_i) = \sum_{k=1}^M O_i(k) \quad (2)$$

将获得的特征 F_i 通过全连接层获得输出 φ_i , 然后利用 softmax 评估函数获得该尺度特征权重 α_i , α_i 为粗粒度操作尺度为 i 时的权重, 通过 softmax 函数将每个尺度上特征映射到 $(0, 1)$ 概率空间, 各尺度上权重和为 1, 表达式如下

$$\alpha_i = \text{softmax}(\varphi_i) = \frac{e^{\varphi_i}}{\sum_{k=1}^s e^{\varphi_k}} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^s \alpha_i = 1 \quad (4)$$

最后, 利用各尺度特征权重 $\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_s$ 和多粗粒度特征输出 $O_1, \dots, O_i, \dots, O_s$, 计算最终输出综合特征 Z

$$Z = \sum_{i=1}^s \alpha_i O_i \quad (5)$$

2.4 分类

多尺度特征利用注意力机制融合后, 直接连接全连接层, 激活函数为 ReLU。最后输出部分使用 softmax 作为激活函数, 采用预测类标签和实际标签之间的交叉熵作为损失函数, 求得每个类输出的条件概率, 实现多类故障分类。

2.5 MSAFCN 网络参数及训练参数

MSAFCN 网络输入有 4 096 个数据点, 多尺度粗粒度为 4, 每个尺度采用 3 个基本卷积块, 最后一个卷积块不采用 ReLU 激活函数, 卷积核数量分别为 32、64、64, 卷积核大小均为 100×1 。3 个基本卷积块后每个尺度上输出为 64 个特征图, 之后采用全局平均池化, 对每个特征图求平均, 保证特征提取后特征维度保持一致。经过注意力机制融合后的综合特征, 作为包含有 100 个神经元的全连接层的输入, 激活函数采用 ReLU。最后 softmax 层采用全连接层, 激活函数使用 softmax, 神经元个数根据机器故障类别灵活调整预测相应的标签。比如轴承数据集故障类别数量为 10, 输出层神经元个数为 10。

实验使用 Keras 库和 TensorFlow 深度学习框架, 利用 Python 语言编程实现。计算机采用 NVIDIA Tesla K80 GPU, 2.30 GHz 2 核 CPU, 12 GB 内存硬件配置。本文选择自适应动量项 (Adam) 优化算法对目标函数进行优化。训练时 Adam 的学习率最初为 10^{-4} , 最终逐渐降低到 10^{-5} 。为了增强本文方法的鲁棒性能, 引入训练干扰。每个批次使用 10 个样本, 用于增加每个批次样本的均值方差变化范围和对测试样本均值方差相对于训练样本的偏移容忍度。同时对输入层卷积核进行随机丢弃, 相当于训练过程采用不完整信息, 人为引入干扰。随机丢弃率采用 0.1~0.9 均匀分布可变值, 每 5 次训练, 关闭随机丢弃机制, 以免引入过多噪声^[6]。在网络测试过程中, 关闭随机丢弃机制, 保证所有的隐藏神经元对模型测试产生影响。实验过程所有数据的最大训练次数为 20, 长时间参数未优化时关闭网络训练。10 次测试识别正确率平均值用于评估测试结果。

3 案例分析

采用美国凯斯西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU) 轴承故障数据集^[14]和齿轮箱实验台数据^[15], 对本文方法有效性进行验证。

3.1 案例 1——CWRU 轴承故障数据集

3.1.1 数据集描述和预处理 CWRU 轴承故障实验台采用轴承类型为 SKF6205。为了模拟轴承故障, 通过电火花加工, 分别在轴承内圈、轴承外圈和滚动体上引入单点缺陷, 故障缺陷直径分别为 0.177 8、0.533 4、0.711 2 mm, 每种缺陷类型都有 3 个级别的严重程度。

本案例采用 12 kHz、电机负载分别为 0、0.735、

1. 471、2. 206 kW 的振动信号进行实验。考虑到深度学习训练样本数较少时,训练模型识别性能将下降。机器视觉领域的数据增强技术并不适用于一维振动数据。本设计采用重叠采样^[7]方式,数据集采样频率为 12 kHz,样本每间隔 12 点采集 4 096 个数据。本案例对 10 种故障类型进行诊断,如表 1 所示。每个故障类型训练样本和测试样本数量分别为 1 000 和 200 个。

表 1 CWRU 轴承数据集故障类型划分

损伤位置	损伤尺寸/mm	标签	训练样本数	测试样本数
健康		0	1 000	200
	0. 177 8	1	1 000	200
滚动体	0. 533 4	2	1 000	200
	0. 711 2	3	1 000	200
内圈	0. 177 8	4	1 000	200
	0. 533 4	5	1 000	200
	0. 711 2	6	1 000	200
外圈	0. 177 8	7	1 000	200
	0. 533 4	8	1 000	200
	0. 711 2	9	1 000	200

3. 1. 2 CWRU 轴承故障分类结果 为了验证 MSAFCN 方法的有效性,创建数据集 A~F:

- (1)数据集 A,训练和测试数据为空载工况下的振动数据;
- (2)数据集 B,训练和测试数据为电机负载 0. 735 kW 工况下的振动数据;
- (3)数据集 C,训练和测试数据为电机负载 1. 471 kW 工况下的振动数据;
- (4)数据集 D,训练和测试数据为电机负载 2. 206 kW 工况下的振动数据;
- (5)数据集 E,训练和测试数据为电机负载 0. 735、1. 471、2. 206 kW 工况下的振动数据;
- (6)数据集 F,训练和测试数据为电机负载 0、0. 735、1. 471、2. 206 kW 工况下的振动数据。

本文采用基于时频域特征映射诊断模型^[16]、基于 EMD+SVM 诊断模型^[17]、利用稀疏滤波无监督特征学习模型^[18]、基于局部特征的门控递归单元 LFGRU 网络^[19]、基于能量波动多尺度特征学习策略 Deep ConvNet^[20]和基于迁移学习训练网络^[15]作为基准方法,与本文方法进行比较。其中:文献[16-19]训练样本数分别为 80、880、400、2 560;文献[20]中数据集 A~D、E 的训练样本数分别为 500、2 000;文献[15]数据集 A~D、E 的训练样本数分别

为 5 000、4 000。本文采用重叠采样方法,有足够的训练数据,训练过程数据集 A~E 使用样本数均为 10 000,数据集 F 使用样本数为 6 000。

不同方法对不同数据集的故障识别正确率对比如表 2 所示。由表 2 可知:本文 MSAFCN 方法在无需任何特征提取的情况下,数据集 E 的故障识别准确率明显优于文献[16-19]方法;与深度学习 ConvNet 方法相比,本文方法的故障识别正确率明显均优于 ConvNet 方法;与迁移学习预训方法^[15]相比,本文方法在数据集 C 上的故障识别正确率比预训方法低 0. 5%,在数据集 D、E 上的故障识别正确率为 100%,比预训方法高 0. 04%和 0. 05%。

表 2 不同方法对 5 种数据集的故障识别正确率

诊断方法	识别正确率/%				
	A	B	C	D	E
文献[16]					95. 8
文献[17]					97. 91
文献[18]					99. 66
LFGRU ^[19]					99. 6
ConvNet ^[20]	98. 8	98. 8	99. 4	99. 4	99. 8
预训方法 ^[15]	100	100	100	99. 96	99. 95
本文方法	100	100	99. 5	100	100

虽然迁移学习预训方法与 MSAFCN 方法相比故障识别正确率相差不大,但从方法实现角度来看,预训方法需要首先利用连续小波变换,将时域表示的传感器振动数据转换为单通道时频域图像表示,随后数据增强为 3 通道图像数据,随即固定 VGG 模型前 3 个卷积块参数,训练微调后面两个卷积块和全连接层参数。预训方法需要首先进行复杂的连续小波变换过程,过程繁琐耗时,对硬件内存要求较高,而本文方法可以直接利用振动数据进行端到端故障诊断。同时,预训方法仅从不同工况下进行性能验证,并未考虑抗噪性能。

3. 1. 3 抗噪性能分析 工业现场环境复杂,工业现场的噪声无法避免,使用加速度传感器测得的振动信号易被污染,在进行故障诊断过程中需从不同噪声信号中诊断出轴承的故障。

评价信号噪声强弱的标准是信噪比(R_{SN}),计算公式如下

$$R_{SN} = 10\lg(P_S/P_N)$$

(6)

式中: P_S 为信号的能量; P_N 为噪声的能量。由式(7)可知, R_{NR} 越小,信号中含有噪声越多。

为了验证本文方法的抗噪性能,与 WDC-NN^[6]、TICNN^[6]以及 MSCNN^[11]方法进行对比。

实验采用与文献[6]相同的数据集 G 进行验证。给测试信号分别加入信噪比为-4、-2、0、2、4、6、8、10 dB 的高斯白噪声,然后测试故障识别正确率,实验结果如图 5 所示。

由图 5 可见:MSAFCN 方法在不同信噪比下的故障识别正确率均明显优于主流的 WDCNN、TICNN 和 MSCNN 方法; $R_{SN}=-4$ dB 时,MSAFCN 方法分类正确率为 84.77%,比多尺度 MSCNN 方法高出 48.67%,比 WDCNN 方法高出 17.82%,比 TICNN 方法高出 2.72%; $R_{SN}=-2$ dB 时,分类正确率为 98.53%,在 R_{SN} 为 4~10 dB 时 MSAFCN 方法分类正确率为 100%,均优于其他方法。实验结果表明,在不需要额外去噪的情况下,MSAFCN 方法具有较强的抗噪性能,鲁棒性好。

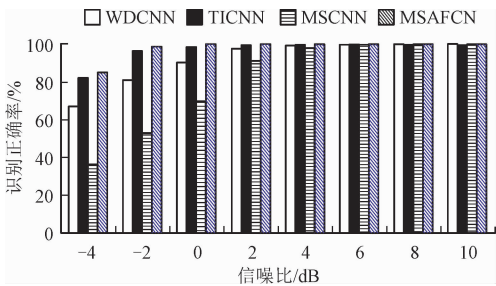


图 5 4 种方法在不同信噪比下的识别正确率对比

图 6 为在输入层包含随机丢弃和无随机丢弃机制下本文方法的识别正确率对比。由图 6 可知,在不同信噪比下,有随机丢弃机制的 MSAFCN 方法识别正确率明显高于无随机丢弃机制,具有良好的抗噪性能。尤其是随着信噪比的下降,包含有随机丢弃机制的 MSAFCN 方法优势更加明显。随机丢弃机制能有效从输入端直接削弱噪声的干扰,避免了网络训练的过拟合,保证 FCN 网络进行有效的故障特征提取。

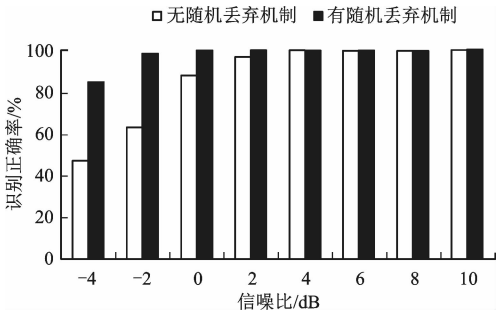


图 6 在输入层有、无随机丢弃机制下本文方法的识别正确率对比

3.2 案例 2——齿轮箱数据集

3.2.1 数据集描述和预处理 齿轮箱数据集从

Spectra Quest 公司的传动系动态模拟器获取。动态模拟器由电机、行星齿轮箱、并联齿轮箱、制动器、电机控制器和制动控制器构成。实验台表面装有 7 个 608A11 振动传感器,其中 3 个测量行星齿轮箱在 x 、 y 、 z 3 个方向的振动,另外 3 个测量齿轮箱的 3 个方向的振动,最后一个用于测量驱动电机。实验台采用扭矩传感器 FT293 测量扭矩负载,采样频率为 1 024 Hz。分别在转速为 1 200 r/min、空载(工况 A)以及转速为 1 800 r/min、扭矩负载为 8 N·m (工况 B)两种工况下采集轴承和变速箱振动信号,构成轴承和变速箱数据集。每个数据集均包含 4 种故障类型和 1 种健康状态,如表 3 所示。对原始数据每间隔 48 点采集 4 096 个数据点构成数据集。实验过程中,训练样本数为 5 000,测试样本数为 1 000。

表 3 齿轮箱数据集故障类型划分

位置	故障类型	标签	训练样本数	测试样本数
变速箱	健康	0	1 000	200
	角裂纹	1	1 000	200
	缺角	2	1 000	200
	根部裂缝	3	1 000	200
	表面磨损	4	1 000	200
轴承	健康	0	1 000	200
	滚动体裂纹	1	1 000	200
	内圈裂纹	2	1 000	200
	外圈裂纹	3	1 000	200
	内外圈裂纹	4	1 000	200

3.2.2 齿轮箱故障分类结果 将本文方法测试结果与文献[19]的 SAE-DNN、GRU、BiGRU、LFG-RU 方法以及迁移学习预训方法^[15]进行对比,如表 4 所示。表 4 结果表明,本文 MSAFCN 方法的分类精度均优于其他主流基于机器学习的分类方法。

表 4 不同工况下不同方法故障识别正确率对比

诊断方法	识别正确率/%			
	轴承		变速箱	
	工况 A	工况 B	工况 A	工况 B
SAE-DNN ^[19]	87.5	92.1	92.7	91.9
GRU ^[19]	91.2	92.4	93.8	90.5
BiGRU ^[19]	93.0	93.6	93.8	90.7
LFGRU ^[19]	93.2	94.0	94.8	95.8
预训方法 ^[15]	99.94	99.42	99.64	99.02
本文方法	100.0	99.995	100.0	100.0

虽然在 CWRU 轴承数据集中,预训模型和

MSAFCN 方法分类精度差别不大,但是在齿轮箱数据集中 MSAFCN 方法的分类精度明显优于预训方法,显示出 MSAFCN 方法具有更强的数据集适应能力。

3.2.3 抗噪性能分析 对工况 A 中的轴承数据集加入不同信噪比 R_{SN} 的高斯白噪声,进而测试 R_{SN} 从 -4 dB 到 10 dB 的环境下的故障识别正确率。由图 7 可知,本文提出的 MSAFCN 方法故障识别正确率明显高于 MSCNN,显示出 MSAFCN 方法较强的抗噪性能。由图 8 可知,包含有随机丢弃机制可以有效提高方法的抗噪性能,验证了随机丢弃机制的有效性。

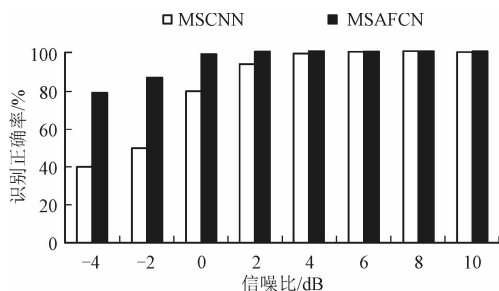


图7 2种方法在不同信噪比下的识别正确率对比

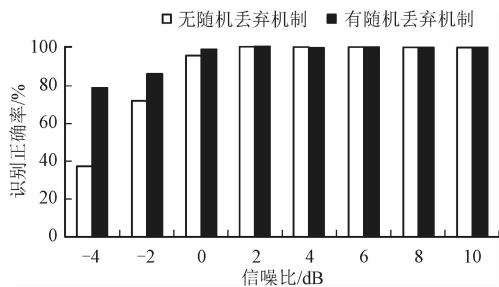


图8 工况 A 下本文方法在有、无随机丢弃机制时的识别正确率对比

4 结 论

(1)利用旋转机械故障信号具有多个固有振动模态的特点,提出了基于注意力机制的多尺度端到端故障诊断方法——MSAFCN 方法,无需借助任何数字信号处理技术或专家知识提取多尺度轴承故障特征。该方法引入多尺度粗粒度层进行特征表征,利用多个 FCN 网络在不同尺度提取振动信号特征,采用注意力机制将多尺度特征进行有效融合,有效地克服了传统 FCN 网络提取只能从一个维度提取特征的局限。实验结果表明,MSAFCN 方法的故障诊断准确率达 100%。

(2)为了获得较高的抗噪性能,在输入层引入随机丢弃机制。训练数据样本采用无噪声数据,测试

过程引入 -4~10 dB 的噪声干扰,分别利用 CWRU 轴承数据集 F 和变速箱数据集在 -4 dB 噪声环境下验证,结果显示 MSAFCN 方法的故障识别率达到 84.77% 和 78.365%,识别正确率明显高于其他主流机器学习方法,表现出较强的抗噪声干扰能力。

参考文献:

- [1] 张雪英, 栾忠权, 刘秀丽. 基于深度学习的滚动轴承故障诊断研究综述 [J]. 设备管理与维修, 2017(18): 130-133.
ZHANG Xueying, LUAN Zhongquan, LIU Xiuli. Research review of rolling bearing fault diagnosis based on deep learning [J]. Equipment Management and Maintenance, 2017(18): 130-133.
- [2] WANG D, TSUI K L. Statistical modeling of bearing degradation signals [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2017, 66(4): 1331-1344.
- [3] LIU Tao, CHEN Jin, DONG Guangming. Rolling element bearing fault diagnosis based on frequency band entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(1): 77-80.
- [4] 邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(8): 22-29.
DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, et al. A fault diagnosis method of rolling element bearings with adaptive frequency window empirical wavelet transform [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(8): 22-29.
- [5] 俞啸. 数据驱动的滚动轴承故障特征分析与诊断方法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2017: 16-84.
- [6] ZHANG Wei, LI Chuanhao, PENG Gaoliang, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 439-453.
- [7] 肖雄, 王健翔, 张勇军, 等. 一种用于轴承故障诊断的二维卷积神经网络优化方法 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(15): 4558-4568.
XIAO Xiong, WANG Jiangxiang, ZHANG Yongjun, et al. A two-dimensional convolution neural network optimization method for bearing fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4558-4568.
- [8] QIN Yi, WANG Xin, ZOU Jingqiang. The optimized deep belief networks with improved logistic sigmoid units and their application in fault diagnosis for planetary gearboxes of wind turbines [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(5): 3814-

- 3824.
- [9] ZHOU Funa, HU Po, YANG Shuai, et al. A multi-modal feature fusion-based deep learning method for online fault diagnosis of rotating machinery [J]. *Sensors*, 2018, 18(10): 3521.
- [10] YUAN Binhang, WANG Chen, JIANG Fei, et al. Wavelet FCNN: a deep time series classification model for wind turbine blade icing detection [EB/OL]. [2019-02-01]. <https://arxiv.org/pdf/1902.05625v1.pdf>.
- [11] JIANG Guoqian, HE Haibo, YAN Jun, et al. Multi-scale convolutional neural networks for fault diagnosis of wind turbine gearbox [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(4): 3196-3207.
- [12] XU K, BA J, KIROS R, et al. Show, attend and tell: neural image caption generation with visual attention [C] // 32nd International Conference on Machine Learning. Feriburg, Germany: IMLS, 2015: 2048-2057.
- [13] LUONG M T, PHAM H, MANNING C D. Effective approaches to attention-based neural Machine translation [C] // Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Dartmouth, MA, USA: ACL, 2015: 1412-1421.
- [14] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data file [DB/OL]. [2018-01-11]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages>.
- [15] SHAO Siyu, STEPHEN M A, YAN Ruqiang, et al. Highly-accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [16] LI Weihua, ZHANG Shaohui, HE Guolin. Semisupervised distance-preserving self-organizing map for machine-defect detection and classification [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(5): 869-879.
- [17] ZHANG Xiaoyuan, LIANG Yitao, ZHOU Jianzhong, et al. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM [J]. *Measurement*, 2015, 69: 164-179.
- [18] LEI Yaguo, JIA Feng, LIN Jing, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(5): 3137-3147.
- [19] ZHAO Rui, WANG Dongzhe, YAN Ruqiang, et al. Machine health monitoring using local feature-based

- gated recurrent unit networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(2): 1539-1548.
- [20] DING Xiaoxi, HE Qingbo. Energy-fluctuated multi-scale feature learning with deep convNet for intelligent spindle bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(8): 1926-1935.

[本刊相关文献链接]

- 李潇潇, 闫柯, 葛临风, 等. 高速轴承喷油润滑流场特性研究. 2019, 53(12): 17-24. [doi: 10.7652/xjtuxb201912003]
- 陈飞, 金英泽, 袁小阳. 载荷方向对立式转子轴承润滑性能的影响. 2019, 53(12): 25-30, 37. [doi: 10.7652/xjtuxb201912004]
- 李亚倩, 杨攀, 陈渭. 考虑紊流和滑移影响的液态金属润滑螺旋槽轴承设计. 2019, 53(8): 15-23. [doi: 10.7652/xjtuxb201908003]
- 胥永刚, 田伟康, 曹金鑫, 等. 精细谱负熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2019, 53(8): 31-39, 128. [doi: 10.7652/xjtuxb201908005]
- 任佟, 陈东菊, 李彦生, 等. 气体轴承的动态特性分析及实验研究. 2019, 53(8): 68-75. [doi: 10.7652/xjtuxb201908009]
- 刘锐, 邹俊荣, 任超, 等. 采用规范化局部保持投影的轴承故障诊断方法. 2019, 53(6): 54-61. [doi: 10.7652/xjtuxb201906008]
- 朱永生, 陈凯达, 闫柯, 等. 利用打印条码的转子轴向位移径向监测方法. 2019, 53(4): 1-8. [doi: 10.7652/xjtuxb201904001]
- 李昊, 耿海鹏, 孙岩桦, 等. 拱箔成型工艺对箔片轴承性能影响的仿真分析. 2019, 53(4): 9-14. [doi: 10.7652/xjtuxb201904002]
- 李昊, 耿海鹏, 孙岩桦, 等. 箔片安装位置对气体轴承性能影响的仿真分析. 2019, 53(3): 81-87. [doi: 10.7652/xjtuxb201903012]
- 刘学婧, 刘磊, 徐华, 等. 滚子分布方式对球面滚子轴承服役性能的影响. 2018, 52(12): 9-17. [doi: 10.7652/xjtuxb201812002]
- 邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法. 2018, 52(8): 22-29. [doi: 10.7652/xjtuxb201808004]
- 韦祥, 李本威, 张赞. 采用符号时间序列分析的轴承早期微弱故障预警. 2018, 52(6): 84-90. [doi: 10.7652/xjtuxb201806013]
- 张胜伦, 裴世源, 徐华, 等. 考虑瞬态冲击和弹性变形的滑动轴承特性与动力学响应. 2018, 52(1): 100-106. [doi: 10.7652/xjtuxb201801015]

(编辑 刘杨)