

文章编号: 1000-8055(2023)12-2973-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220106

基于冲击特征提取的旋转机械智能故障诊断

胡爱军, 孙俊豪, 邢磊, 向玲

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院 机械工程系

河北省电力机械装备健康维护与失效预防实验室, 河北 保定 071003)

摘 要: 针对齿轮、轴承故障, 提出了基于冲击特征提取胶囊网络的旋转机械智能故障诊断模型。在胶囊网络的构架基础上, 将原始故障振动信号作为输入, 通过构造首层小波核卷积层, 针对性提取冲击故障特征, 提高深度学习网络特征提取的可解释性。在小波核卷积层之后扩展一层卷积层, 强化首层小波核卷积层提取的特征, 将强化的特征经初级胶囊层、数字胶囊层输出分类结果, 从而构造了“端到端”的小波卷积胶囊网络模型。通过对各层提取的特征可视化分析, 证明了该模型对故障振动信号的冲击特征具有良好的提取能力。3 个不同实验平台的数据集验证结果表明不同故障类型、不同故障程度的齿轮及轴承的识别精度最高可达到 100%, 并具有良好的泛化能力。

关 键 词: 冲击特征; 胶囊网络; 小波卷积核; 齿轮箱; 滚动轴承

中图分类号: V240.2; TH132; TH133.33

文献标志码: A

Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on impact feature extraction

HU Aijun, SUN Junhao, XING Lei, XIANG Ling

(Hebei Key Laboratory of Electric Machinery Health Maintenance and Failure Prevention,
Department of Mechanical Engineering, School of Energy Power and Mechanical Engineering,
North China Electric Power University, Baoding Hebei 071003, China)

Abstract: In view of the gear and bearing faults, an intelligent fault diagnosis model of rotating machinery based on impact feature extraction capsule network was proposed. Based on the structure of the capsule network, the original fault vibration signal was taken as the input, and the first wavelet kernel convolution layer was constructed to extract the impact fault features, so as to improve the interpretability of the feature extraction of the deep learning network. After the wavelet kernel convolution layer, a convolution layer was extended to strengthen the features extracted by the first wavelet kernel convolution layer. The enhanced features were processed through the primary and digital capsule layers to output the final diagnosis result. Therefore, an “end-to-end” wavelet convolution capsule network model was constructed. The impact feature extraction ability of the proposed model was verified through the feature visualization analysis for each layer. The datasets verification results of three different experimental platforms show that the recognition accuracy of gears and bearings with different fault types and fault degrees can reach 100% at most, presenting good generalization ability.

Keywords: impact feature; capsule network; wavelet convolution kernel; gearbox; rolling bearing

收稿日期: 2022-03-04

基金项目: 国家自然科学基金(52175092)

作者简介: 胡爱军(1971—), 男, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事机械设备状态监测与故障诊断研究。E-mail: bdlaohu@126.com

通信作者: 孙俊豪(1998—), 男, 硕士, 主要从事旋转机械设备状态监测与诊断研究。E-mail: 799388772@qq.com

引用格式: 胡爱军, 孙俊豪, 邢磊, 等. 基于冲击特征提取的旋转机械智能故障诊断[J]. 航空动力学报, 2023, 38(12): 2973-2981. HU Aijun, SUN Junhao, XING Lei, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on impact feature extraction[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(12): 2973-2981.

齿轮和轴承是旋转机械中的重要零部件,在设备运行中极易发生故障导致设备损坏甚至事故,此类零部件的状态监测及故障诊断对提高旋转机械智能化健康管理水平,保障设备安全经济运行具有重要意义^[1-2]。

深度学习方法能够自主挖掘海量数据中的有效信息,在计算机视觉、语音识别、自然语言处理等领域取得了重要进展,在旋转机械故障智能故障诊断中越来越得到重视。深度自编码器(DAE)^[3]、深度信念网络(DBN)^[4]、深度卷积神经网络(CNN)^[5-6]等方法已在齿轮、轴承等旋转机械智能故障诊断中得到应用,并在特征提取,网络泛化能力方面不断改进。张淑清等人^[7]将双树复小波和深度信念网络进行结合,提高了轴承故障诊断效果。宫文锋等人^[8]针对轴承故障,提出了一种改进卷积神经网络,用全局均值池化技术代替CNN中的全连接层部分,有效地解决了模型参数量过多的问题,缩短了训练时间,提升了故障诊断的准确率。时培明等人^[9]针对齿轮故障,提出了一种基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别相结合的智能诊断模型,将深度学习自适应提取的频谱特征与数理方法提取的时域特征组成联合特征向量,用粒子群支持向量机对联合特征向量进行故障诊断。杨平等人^[10]针对滚动轴承故障,提出了一种卷积门控循环网络,利用卷积网络提取信号特征,再将所提取到的特征输入到双向门控循环网络,提高了在小样本数据集下的诊断性能。卞景艺等人^[11]提出了一种多尺度一维CNN,将不同尺寸卷积核提取的特征信息进行融合,通过齿轮箱和轴承数据进行实验验证,提高了故障诊断精度,增强了鲁棒性。Ravanelli等人^[12]针对语音识别问题,提出了一种SincNet网络,利用sinc函数约束CNN第1层卷积层,sinc函数基于有意义的物理参数,其波形可以更好地匹配声音振动信号,帮助网络发现核的物理意义,使得网络第1层输出可解释。

上述方法中深度网络的构造采用标量神经元,存在特征信息丢失等问题。为了克服卷积神经网络的缺陷,Sabour等人^[13]提出了胶囊网络模型,相比较CNN等采用的标量神经元,胶囊网络采用向量神经元,向量的方向代表目标的姿态参数,向量的长度代表该特征估计的概率大小,可以从输入数据中提取更多的细节特征信息。孙岩等人^[14]针对轴承故障,利用多尺度卷积核Inception结构和

空间注意力机制,替代传统胶囊网络单一卷积层进行特征提取,通过动态路由的特征传递方式构建数字胶囊层,提高了故障诊断精度。王超群等人^[15]针对齿轮故障,提出一种基于门控循环单元的胶囊网络,利用门控循环单元充分提取故障特征,再采用胶囊网络中的向量神经元提取更多的细节特征,完成故障诊断。梁海涛等人^[16]针对轴承故障,提出了循环注意力机制融合胶囊网络模型,利用循环注意力机制筛选更关键的信息,同时结合LSTM(long short term memory)网络提取振动信号的时序特征,最终通过胶囊网络进行故障诊断。胶囊网络在齿轮、轴承故障诊断研究中取得了一定的进展,但多数方法仅在单一数据集上进行验证,泛化能力有待进一步提高,同时深度学习模型本身的“黑箱”特点导致特征提取针对性不足,可解释性有待提高。

齿轮、轴承故障振动信号呈现出冲击响应特征,为了有效提取故障振动信号中的冲击特征,本文提出了基于冲击特征提取胶囊网络的旋转机械智能故障诊断模型。将原始一维振动信号作为输入,利用Laplace小波对振动信号冲击特征敏感的特点^[17],构造首层Laplace小波核卷积层,针对性提取原始故障振动信号中的冲击特征。为获得更高阶特征信息,在首层小波核卷积层后面扩展一层卷积层,强化突出首层小波核卷积层提取到的特征,使特征信息更加全局化;然后利用初级胶囊层将特征标量变成特征向量并进行压缩;最后通过数字胶囊层实现故障诊断与分类,从而构造了“端到端”冲击特征提取胶囊网络模型,不同来源的多个齿轮、轴承故障数据集验证了模型的有效性,并具有良好的泛化能力。

1 胶囊网络

胶囊网络由卷积层、初级胶囊层以及数字胶囊层组成,其基本结构如图1中虚框部分所示。胶囊网络的核心思想就是将传统神经网络中的标量神经元变成向量神经元,以此来减少特征信息的丢失,增强网络提取特征的能力。

胶囊网络中的卷积层采用随机卷积核,提取输入信号的特征信息。

初级胶囊层通过非线性激活压缩函数(squashing)将特征标量转换成特征向量,并将特征向量压缩到 $[0,1]$ 之间,并保持特征向量的初始方向

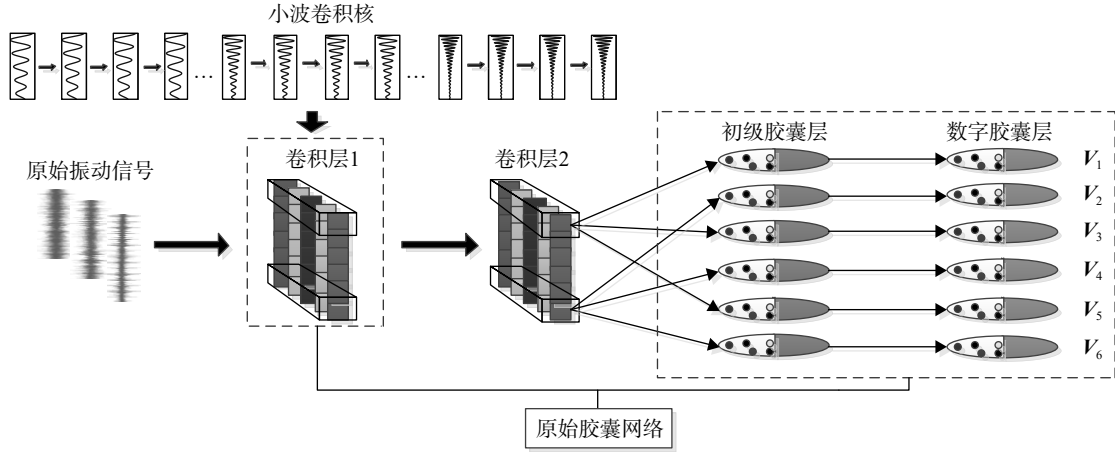


图 1 冲击特征提取胶囊网络模型图

Fig. 1 Impact feature extraction capsule network model diagram

不变, 上述过程的算法表达式如下:

$$U_{ji} = W_{ij} \cdot U_i \quad (1)$$

$$S_j = \sum_i (C_{ij} \cdot U_{ji}) \quad (2)$$

$$V_j = \frac{\|S_j\|^2}{1 + \|S_j\|^2} \cdot \frac{S_j}{\|S_j\|} \quad (3)$$

式中 U_i 记为第 i 个神经元; W_{ij} 记为权重矩阵; U_{ji} 记为预测向量; S_j 记为对 U_{ji} 加权求和之后的输出向量; C_{ij} 记为耦合系数; V_j 记为经过非线性映射后得到的最终输出向量。

数字胶囊层中具有路由算法, 其作用是找一组最佳的耦合系数 C_{ij} , C_{ij} 通过对初始向量 b_{ij} 进行 Softmax 归一化得到, 表达式如下:

$$b_{ij} = b_{ij} + V_j \cdot U_{ji} \quad (4)$$

$$C_{ij} = \text{soft max} (b_{ij}) = \frac{e^{b_{ij}}}{\sum_k e^{b_{ik}}} \quad (5)$$

2 冲击特征提取胶囊网络模型

基本胶囊网络针对图像处理提出, 仅包含一层卷积层进行特征提取, 在振动信号特征提取中针对性及准确性有待提高。本文针对齿轮、轴承故障的冲击特征, 结合小波分析、卷积网络与胶囊网络的各自优势, 提出了冲击特征提取胶囊网络 (impact feature extraction capsule network, IF-CAPS) 模型的构建方法。IF-CAPS 模型由小波核卷积层、特征强化卷积层、初级胶囊层及数字胶囊层组成, 网络模型的结构如图 1 所示。

2.1 Laplace 小波核卷积层

标准卷积层采用随机初始化卷积核与输入信号的高度和宽度进行卷积, 其表达式如下:

$$h_k^l = w_k^l * x + b_k^l \quad (6)$$

式中 h_k^l 代表特征信息; w_k^l 代表第 l 个卷积层的第 k 个卷积核的权重; $*$ 代表卷积操作; x 代表输入信号; b_k^l 代表偏差。

为了增强网络模型对齿轮、轴承故障特征提取的可解释性, 将小波与卷积网络结合, 针对性提取故障振动信号中的冲击特征^[12]。小波是一种著名的信号处理方法, 一般的小波基函数表达式如下:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (7)$$

式中 t 为时间参数; s 为尺度参数, 控制小波的压缩或者膨胀; u 为平移参数, 控制小波的平移; $\psi_{u,s}(t)$ 为小波的波形。

Laplace 小波^[18] 的波形是一种单边指数衰减的复指数小波, 它具有和故障振动信号冲击响应一样的单边衰减的特性, 对振动信号冲击特征敏感。所以本文利用 Laplace 小波基函数构造小波核卷积层。

小波核卷积层由不同尺度参数和平移参数的小波核组成, 它用预定义的基函数 $\psi_{u,s}(t)$ 执行卷积操作, 并且只依赖于两个可学习的参数 s 和 u , 其计算表达式如下:

$$h = \psi_{u,s}(t) * x \quad (8)$$

式中 h 为卷积后的结果; 输入信号 x 为原始故障振动信号。所以在小波卷积层中, 不同的尺度参数 s 和平移参数 u 构成不同的小波核与原始故障振动

信号进行卷积,实现了对原始故障振动信号冲击特征的提取过程。

在小波卷积层的前向传播过程中,只需要更新尺度参数 s 和平移参数 u ,更新过程为

$$\begin{cases} \delta_{u_k} = \frac{\partial H}{\partial u_k} = \frac{\partial H}{\partial z_k} \cdot \frac{\partial z_k}{\partial h_k} \cdot \frac{\partial h_k}{\partial \psi_{u,s}^k} \cdot \frac{\partial \psi_{u,s}^k}{\partial u_k} \\ \delta_{s_k} = \frac{\partial H}{\partial s_k} = \frac{\partial H}{\partial z_k} \cdot \frac{\partial z_k}{\partial h_k} \cdot \frac{\partial h_k}{\partial \psi_{u,s}^k} \cdot \frac{\partial \psi_{u,s}^k}{\partial s_k} \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} u_k = u_k - \eta \delta_{u_k} \\ s_k = s_k - \eta \delta_{s_k} \end{cases} \quad (10)$$

式中 δ 为导数算子代表梯度; $\partial \psi_{u,s}^k$ 为第 k 个小波卷积核; s_k 和 u_k 分别对应尺度参数和平移参数;在小波卷积层的反向传播过程中,参数 s 和 u 将分别通过减去学习率 η 和梯度 δ 的乘积进行更新优化,进而使小波卷积核更有效地与原始故障振动信号进行卷积,充分提取冲击故障特征。

2.2 扩展卷积层

增加 CNN 层数可以更好地适应复杂的识别任务^[19],在深度卷积网络中单层卷积学习到的特征信息往往是局部的,多层卷积中的每个卷积层提取到的特征信息在下一层都会被抽象组合成更高阶的特征信息,并且随着卷积层数的加深,提取的特征信息不断被突出,但盲目增加网络深度可能会出现梯度消失等问题。根据多数据集的实验分析,在首层小波核卷积层后进行卷积层扩展,可以进一步强化小波核卷积层提取的特征信息,使特征信息变得进一步全局化,扩展卷积层表达式如下:

$$y_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} h_i^{l-1} * w_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (11)$$

式中 M_j 代表输入特征矢量; l 代表第 l 层网络,这里指扩展卷积层; h_i^{l-1} 指第 l 层的输入,这里指小波核卷积核提取到的冲击特征; w_{ij}^l 指随机卷积核权重; b_j^l 指随机卷积核偏差。

2.3 IF-CAPS 模型诊断流程

采用 Laplace 小波核替代胶囊网络中的随机卷积核,有针对性地提取原始故障振动信号中的冲击特征;在首层小波核卷积层后面扩展一层卷积层,强化突出首层小波核卷积层提取到的特征信息,使特征信息更加全局化;利用初级胶囊层将特征标量变成特征向量并进行压缩;最后通过数字胶囊层实现故障诊断与分类,从而建立了小波-卷积-胶囊网络结构模型。利用所构建的 IF-CAPS 模型实现智能故障诊断的流程如图 2 所

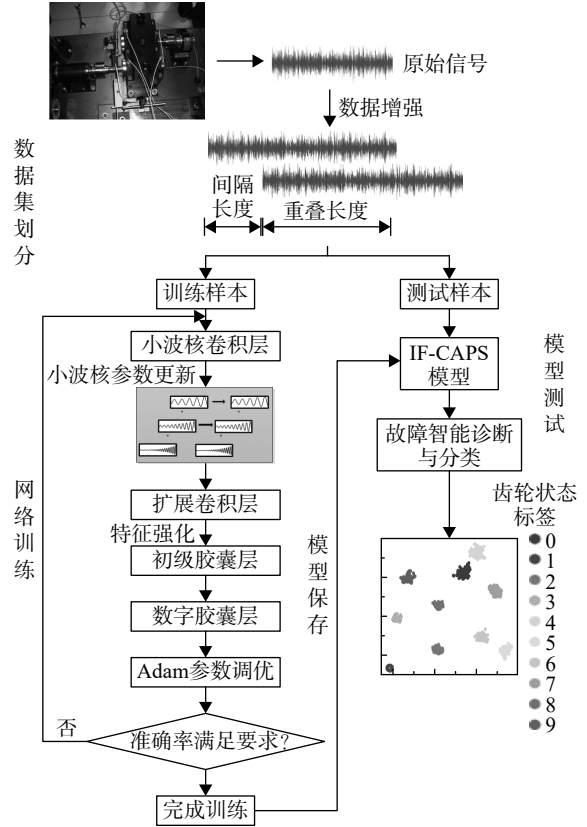


图 2 智能诊断流程图

Fig. 2 Intelligent diagnosis flow chart

示,包括数据集划分、网络训练、模型保存和模型测试等 4 个阶段。

3 故障数据集验证

3.1 齿轮箱故障实验

3.1.1 实验数据

为了验证 IF-CAPS 模型的有效性,在齿轮箱故障实验台进行了故障模拟实验,该齿轮箱为单级齿轮传动,主动轮与从动轮均为直齿轮,齿数分别为 55 齿和 75 齿。齿轮箱通过制动器电流调节实现加载,实验台结构如图 3 所示。

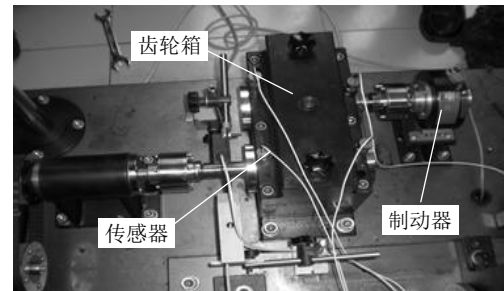


图 3 华北电力大学齿轮箱实验台

Fig. 3 Gear box test bench of North China Electric Power University

实验中采用加速度压电传感器采集振动信号, 采样频率为 5 120 Hz。齿轮箱故障类型包括 3 种单一故障类型: 大齿轮断齿、大齿轮点蚀、小齿轮磨损, 以及两种复合故障类型: 大齿轮断齿+小齿轮磨损、大齿轮点蚀+小齿轮磨损。选取其中一种故障类型说明其故障特点, 大齿轮断齿故障图片与其时域信号波形如图 4 所示。

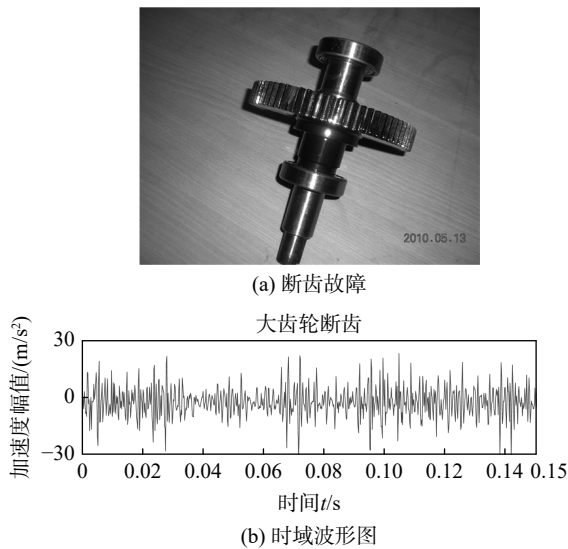


图 4 齿轮故障类型及其时域波形
Fig. 4 Gear fault type and the time domain waveform

在 800 r/min 的转速条件下采集正常状态以及 5 种不同故障类型的振动数据, 运用数据增强算法^[20]对样本进行重叠采样, 将增强后的数据集按照 8 : 2 的比例划分得到 2 520 个训练样本集和 630 个测试样本集, 样本集的具体描述见表 1, 标签设置成 0~5, 分别代表 1 种正常状态和 5 种故障类型。

表 1 华北电力大学齿轮箱样本集
Table 1 Gearbox sample set of North China Electric Power University

标签	故障类型	训练样本数	测试样本数
0	正常状态	420	105
1	大齿轮点蚀故障	420	105
2	大齿轮断齿故障	420	105
3	小齿轮磨损故障	420	105
4	大齿轮断齿+小齿轮磨损	420	105
5	大齿轮点蚀+小齿轮磨损	420	105

3.1.2 实验分析

在模型的训练过程中, 使用 Adam^[21] 优化器对模型进行优化, Adam 优化器的算法和传统的

随机梯度下降不同, 参数的更新不受梯度的伸缩变换影响, 其具有实现简单、计算高效、对内存需求少等优点。将学习率设置为 0.000 5, 迭代次数设置为 100, 数字胶囊层的动态路由次数设置为 3, Batchsize 设置为 64, 损失函数选用交叉熵损失函数(cross entropy loss function), IF-CAPS 模型具体参数设置见表 2。

表 2 IF-CAPS 模型具体参数
Table 2 Specific parameters of IF-CAPS model

层类型	核尺寸	步长	输出尺寸
小波核卷积层	15 × 1	1	64 × 64 × 387
卷积层 2	15 × 1	1	64 × 256 × 373
初级胶囊层	9 × 1	2	5 856 × 8
数字胶囊层			6 × 16

为了验证所提 IF-CAPS 模型的有效性, 分别构建原始胶囊网络模型(CAPS)、以小波核卷积层替换原始胶囊网络中卷积层的小波胶囊网络模型(LW-CAPS)、对原始胶囊网络扩展卷积层的卷积胶囊网络模型(C-CAPS)以及本文提出的 IF-CAPS 模型, 输入相同的样本集进行对比分析。CAPS 模型中卷积核大小为 9 × 9, 其他模型中的超参数均与 IF-CAPS 模型的超参数保持一致。利用 t-distribution stochastic neighbor embedding(t-SNE)算法, 将每个网络模型提取到的故障特征进行可视化, 结果如图 5 所示。

图 5 中, 对比首层卷积层提取的特征结果可知, 在采用标准卷积算法的图 5(a)、图 5(c)中, 标签 0 和标签 4 样本均出现了特征散点, 不同故障类型的类间距较小, 特征相互重叠, 且分布较广, 聚集性较差; 在采用小波核卷积层的图 5(b)、图 5(d)中, 散点消失, 各类故障类型的类间距分布距离变大, 类内分布密度变高, 故障类型的辨识度显著提高, 说明采用小波核卷积层对故障振动信号中冲击特征提取取得了良好效果。在初级胶囊层特征中, 图 5(a)原始胶囊网络结果中出现了标签 1、2 等特征散点, 不同标签的特征类间距小, 故障特征重叠, 图 5(c)卷积胶囊网络结果中散点消失, 相同故障类型的类内分布密度提高, 说明扩展卷积层的加入使提取的特征得到强化, 增强了网络模型提取特征的能力; 图 5(b)小波胶囊网络结果中标签 1、2、5 特征界限清晰, 聚集性较高, 标签 0、3、4 也表现出较好的聚集性, 再次说明小波核卷积层针对冲击故障具有良好的特征提取能力; 图 5(d)在小波胶囊扩展卷积层后的结果中, 各标

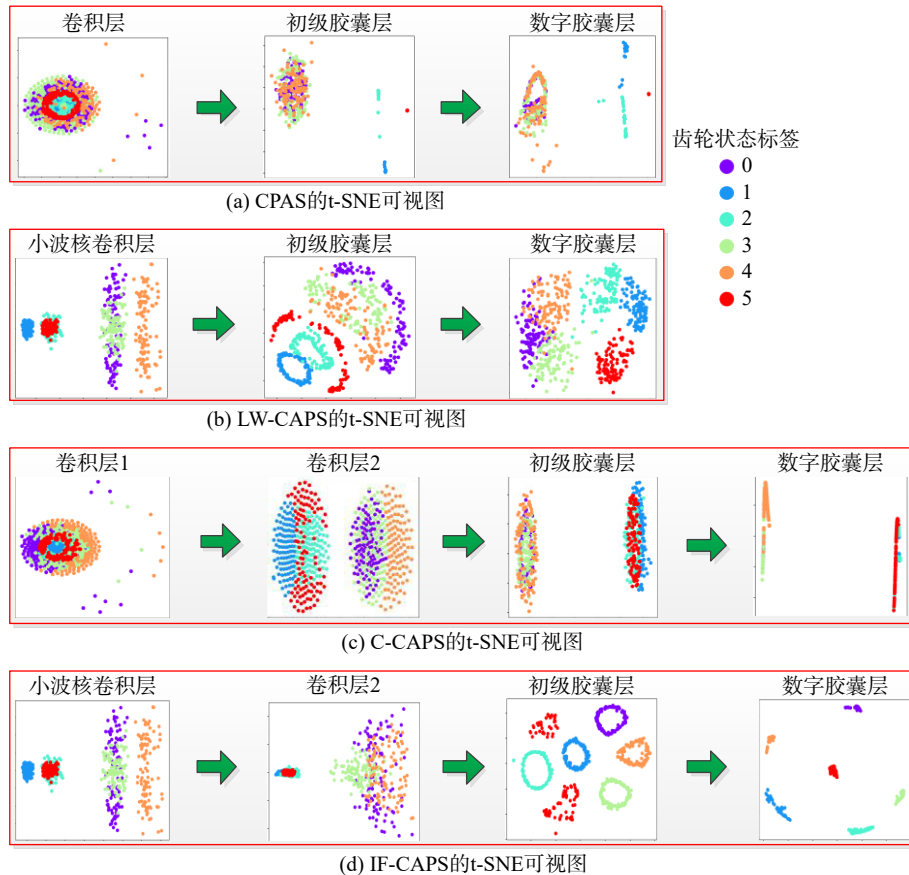


图 5 华北电力大学齿轮箱数据集 CAPS、LW-CAPS、C-CAPS 和 IF-CAPS 模型每层的 t-SNE 可视化图

Fig. 5 Visualization diagram of t-SNE for each layer of CAPS, LW-CAPS, C-CAPS and IF-CAPS models based on gearbox dataset of North China Electric Power University

签的类间界限清晰,类内特征聚集度显著提高,证明了本文方法特征提取的有效性。

对比数字胶囊层输出特征结果,IF-CAPS 各标签类型的间距大,同种故障类型的类内分布密度高,聚集性好,取得了最佳效果。

为进一步验证 IF-CAPS 的优越性,将 IF-CAPS 与 CNN、CAPS、LW-CAPS 进行故障诊断精度对比。其中 CNN 由两层卷积层和两层全连接层组成。第 1 层、第 2 层的卷积核尺寸大小都为 9×9 ,步长分别为 1、2,第 1 层全连接层的节点数为 256,因为齿轮箱有 6 种健康状态,所以第 2 层全连接层的节点数为 6,剩余超参数的设置与 IF-CAPS 保持一致。测试精度如表 3 所示,基于 CNN 的故

障诊断精度为 88.57%,基于 CAPS 的故障诊断精度为 91.90%,基于 LW-CAPS 的故障诊断精度为 98.64%,而基于本文所提的 IF-CAPS 的故障诊断精度达到了 100%,同时从表中可以看出,IF-CAPS 的收敛速度相比较其他 3 种模型也有所提高。

3.2 其他数据对比实验

3.2.1 数据来源

为了进一步验证所提模型的有效性和泛化能力,采用东南大学公开的齿轮箱数据集^[22]和美国凯斯西储大学公开的滚动轴承数据集^[23]进行验证。

东南大学齿轮箱数据集是在传动系统动态模拟器(drivetrain dynamic simulator, DDS)上获取的,转速负载设置为 20 Hz-0 V 和 30 Hz-2 V,齿轮箱故障状态包括:缺齿、裂纹、齿根断裂和齿面磨损。选择 30 Hz-2 V 工况下的数据,采用重叠采样的方式进行数据增强,按照 5:1 的比例划分得到 5 000 个训练样本和 1 000 个测试样本,样本集具体描述见表 4,标签设置成 0~4 分别代表 1 种正常状态和 4 种故障类型。

表 3 3 种模型测试精度

Table 3 Test accuracy of three models

方法	精度/%	收敛迭代次数
CNN	88.57	80
CAPS	91.90	100
LW-CAPS	98.64	45
IF-CAPS	100.00	20

表 4 东南大学齿轮箱样本集

Table 4 Gearbox sample set of Southeast University

标签	故障类型	训练样本数	测试样本数
0	正常状态	1 000	200
1	缺齿故障	1 000	200
2	齿根断裂故障	1 000	200
3	齿面磨损故障	1 000	200
4	裂纹故障	1 000	200

美国凯斯西储大学采用驱动端深沟球轴承 SKF6250 故障数据, 采样频率为 12 kHz, 实验台如图 6 所示。故障尺寸包括 0.007、0.014 mm 和 0.021 mm; 每种故障尺寸下包括 3 种故障类型, 分别为内圈故障、外圈故障和滚动体故障。选择 0 载荷下的数据, 采用重叠采样的方式进行数据增强, 按照 8 : 2 的比例划分得到 4 800 个训练样本和 1 200 个测试样本, 样本集具体描述见表 5, 标签设置成 0~9 分别代表 1 种正常状态和 9 种故障类型。

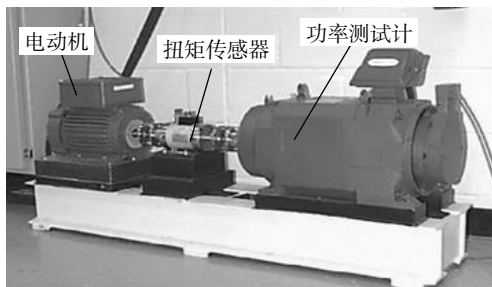


图 6 凯斯轴承实验台

Fig. 6 Case bearing test bench

表 5 美国凯斯西储大学轴承样本集

Table 5 Case Western Reserve University bearing sample set

标签	故障类型	故障直径	训练样本数	测试样本数
0	正常状态	0	480	120
1	内圈故障	0.007	480	120
2	内圈故障	0.014	480	120
3	内圈故障	0.021	480	120
4	外圈故障	0.007	480	120
5	外圈故障	0.014	480	120
6	外圈故障	0.021	480	120
7	滚动体故障	0.007	480	120
8	滚动体故障	0.014	480	120
9	滚动体故障	0.021	480	120

3.2.2 实验分析

采用与文中第 3.1.1 节相同的诊断流程, 将

CNN、CAPS、LW-CAPS 与所提 IF-CAPS 模型得到的故障诊断准确率结果如图 7 所示, 从图中可知, 在东南大学齿轮箱数据集下, IF-CAPS 模型的故障诊断准确率达到 99.98%, 分别超过 CNN 模型 11.48%、CAPS 模型 8.72% 和 LW-CAPS 模型 2.88%; 在凯斯轴承数据集下, IF-CAPS 模型的故障诊断率达到了 100%, 分别超过 CNN 模型 9.42% 和 CAPS 模型 6.44% 和 LW-CAPS 模型 4.83%。

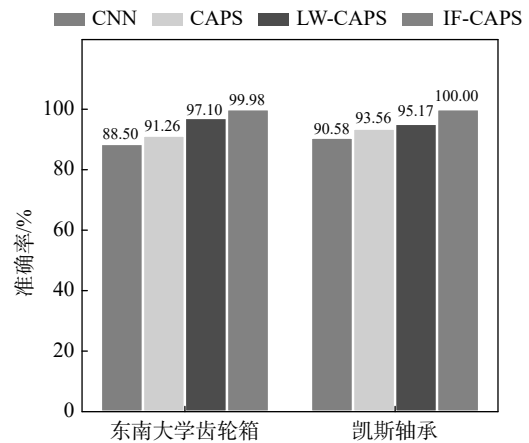


图 7 不同来源的两组数据在 4 种模型下准确率对比图

Fig. 7 Comparison of accuracy of two groups of data from different sources under four models

同时, 在凯斯轴承数据集下将所提模型与文献 [10] 中的方法 (SSFDM)、文献 [16] 中的方法 (AR-CN)、人工变性天牛算法 (ATLA) 与堆叠降噪自编码器 (SDAE) 相结合的方法 (ATLA-SDAE) [24] 进行精确度对比。文献 [16] 仅将凯斯数据分为正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障 4 种故障类型, 精确度为 94.10%; 文献 [10] 和文献 [24] 中将凯斯数据分为了不同故障尺寸下的 10 种故障类型, 与本文故障类型的划分方法一致, 但是从表 6 中可以看出本文所提 IF-CAPS 模型的精确度远高于 SSFDM 模型与 ATLA-SDAE 模型, 并将不同故障类型、不同故障尺寸下的轴承故障精准分类。

表 6 凯斯轴承数据集下不同模型精确度对比

Table 6 Accuracy comparison of different models under Case bearing data set

方法	精度/%
文献 [10]	95.50
文献 [16]	94.10
文献 [24]	94.63
IF-CAPS	100.00

利用 t-SNE 对 IF-CAPS 模型分类层的聚类效果进行可视化处理,结果如图 8、图 9 所示。从图中可知,东南大学齿轮箱 5 种不同类型界限清晰,不同类型之间的类间距大,相同类型的类内密度高,分布集中,仅标签 4 出现极少数识别错误,故障类型辨识度较高;凯斯轴承 10 种不同故障尺寸类型之间界限清晰,类间距较大,相同类型分布集中,聚集性高。对不同实验来源的实验分析结果表明 IF-CAPS 模型对齿轮和轴承不同类型、不同尺寸的故障数据均取得了很高的分类精度,具有良好的泛化能力。

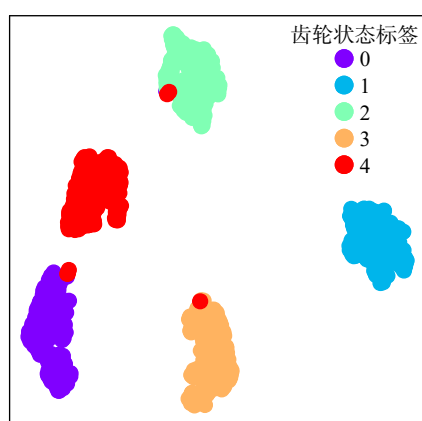


图 8 东南大学齿轮箱数据集 IF-CAPS 模型的 t-SNE 聚类结果

Fig. 8 t-SNE clustering diagram of IF-CAPS model based on the gearbox dataset of Southeast University

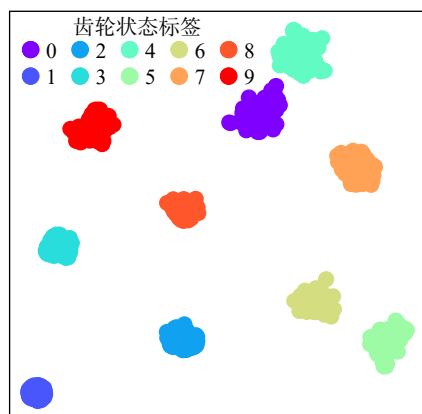


图 9 凯斯西储大学轴承数据集 IF-CAPS 模型的 t-SNE 聚类结果

Fig. 9 t-SNE clustering diagram of IF-CAPS model based on the bearing dataset of Case Western Reserve University

4 结 论

本文针对旋转机械智能故障诊断方法存在可解释性有待提高及泛化能力不足等问题,针对齿

轮箱、轴承的故障振动信号呈现出冲击响应特征的特点,结合小波分析、卷积网络与胶囊网络的各自优势,提出了一种“端到端”的基于冲击特征提取胶囊网络的旋转机械智能故障诊断模型。通过不同结构网络模型每一层输出特征可视化对比分析,验证了所提出的 IF-CAPS 模型构建方法的合理性及特征提取的有效性。在相同的网络结构及超参数下,对 3 个不同实验平台的故障数据分析结果表明,IF-CAPS 模型对于包括复合故障在内的不同类型齿轮故障,以及不同尺寸、不同类型的轴承故障均取得了满意的诊断精度,具有良好的泛化能力。为了适应现场复杂条件下的故障识别任务,将进一步开展对于不同工况及不同实验条件下的迁移学习诊断研究。

参考文献:

- [1] 刘东东,程卫东,万广通.基于故障特征趋势线模板的滚动轴承故障诊断[J].机械工程学报,2017,53(9):83-91.
LIU Dongdong, CHENG Weidong, WAN Guangtong. Rolling bearing fault diagnosis based on fault characteristic trend line template[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(9): 83-91. (in Chinese)
- [2] 陈是抒,彭志科,周鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2020,56(17):91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107. (in Chinese)
- [3] 童靳于,罗金,郑近德.基于增强深度自编码网络的滚动轴承故障诊断方法[J].中国机械工程,2021,32(21):2617-2624.
TONG Jinyu, LUO Jin, ZHENG Jinde. Fault diagnosis method of rolling bearing based on enhanced depth self coding network[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(21): 2617-2624. (in Chinese)
- [4] 杨宇,罗鹏,甘磊,等.SADBN及其在滚动轴承故障分类识别中的应用[J].振动与冲击,2019,38(15):11-16,26.
YANG Yu, LUO Peng, GAN Lei, et al. SADBN and its application in rolling bearing fault classification and identification[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(15): 11-16, 26. (in Chinese)
- [5] 胡芑庆,陈徽鹏,程哲,等.基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J].机械工程学报,2019,55(7):9-18.
HU Fuqing, CHEN Huipeng, CHENG Zhe, et al. Fault diagnosis method of planetary gearbox based on empirical mode decomposition and deep convolution neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 9-18. (in Chinese)
- [6] 李俊,刘永葆,余义红.卷积神经网络和峭度在轴承故障诊断中的应用[J].航空动力学报,2019,34(11):2423-2431.
LI Jun, LIU Yongbao, YU Youhong. Application of convolution neural network and kurtosis in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(11): 2423-2431. (in Chinese)
- [7] 张淑清,胡永涛,姜安琦,等.基于双树复小波和深度信念网络的轴承故障诊断[J].中国机械工程,2017,28(5):532-536,543.

- ZHANG Shuqing, HU Yongtao, JIANG Anqi, et al. Bearing fault diagnosis based on dual tree complex wavelet and deep belief network[J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(5): 532-536, 543. (in Chinese)
- [8] 宫文峰, 陈辉, 张泽辉, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究[J]. *振动工程学报*, 2020, 33(2): 400-413.
- GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Zehui, et al. Research on intelligent fault diagnosis of rolling bearing based on improved convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2020, 33(2): 400-413. (in Chinese)
- [9] 时培明, 梁凯, 赵娜, 等. 基于深度学习特征提取和粒子群支持向量机状态识别的齿轮智能故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068.
- SHI Peiming, LIANG Kai, ZHAO Na, et al. Gear intelligent fault diagnosis based on deep learning feature extraction and particle swarm support vector machine state recognition[J]. *China Mechanical Engineering*, 2017, 28(9): 1056-1061, 1068. (in Chinese)
- [10] 杨平, 苏燕辰. 基于卷积门控循环网络的滚动轴承故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(11): 2432-2439.
- YANG Ping, SU Yanchen. Rolling bearing fault diagnosis based on convolution gated cyclic network[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(11): 2432-2439. (in Chinese)
- [11] 卞景艺, 刘秀丽, 徐小力, 等. 基于多尺度深度卷积神经网络的故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(18): 204-211.
- BIAN Jingyi, LIU Xiuli, XU Xiaoli, et al. Fault diagnosis method based on multi-scale depth convolution neural network[J]. *Vibration and Shock*, 2021, 40(18): 204-211. (in Chinese)
- [12] RAVANELLI M, BENGIO Y. Speaker recognition from raw waveform with sincnet [C]//2018 IEEE Spoken Language Technology Workshop (SLT). Athens, Greece: IEEE, 2018: 1021-1028.
- [13] SABOUR S, FROSST N, GEOFFREY E H. Dynamic routing between capsules[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, US: Curran Associates, 2017: 3859-3869.
- [14] 孙岩, 彭高亮. 改进胶囊网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2021, 53(1): 23-28.
- SUN Yan, PENG Gaoliang. Fault diagnosis method of rolling bearing based on improved capsule network[J]. *Journal of Harbin University of Technology*, 2021, 53(1): 23-28. (in Chinese)
- [15] 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, 64(5): 56-62.
- WANG Chaoqun, LI Binbin, JIAO Bin. Fault diagnosis of rolling bearing based on gated circulating unit capsule network[J]. *Bearing*, 2021, 64(5): 56-62. (in Chinese)
- [16] 梁海涛, 王立纲, 王亮. 基于 ARCN 模型的轴承故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2021, 36(9): 1793-1803.
- LIANG Haitao, WANG Ligang, WANG Liang, et al. Bearing fault diagnosis based on ARCN model[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2021, 36(9): 1793-1803. (in Chinese)
- [17] 顾晓辉, 杨绍普, 刘永强, 等. 基于多目标交叉熵优化的轮对轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(4): 285-292.
- GU Xiaohui, YANG Shaopu, LIU Yongqiang, et al. Fault feature extraction method of wheelset bearing based on multi-objective cross entropy optimization[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(4): 285-292. (in Chinese)
- [18] 臧怀刚, 刘子豪, 李玉奎. 基于形态滤波和 Laplace 小波的轴承故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2016, 27(9): 1198-1203.
- ZANG Huaigang, LIU Zihao, LI Yukui. Bearing fault diagnosis based on morphological filtering and Laplace wavelet[J]. *China Mechanical Engineering*, 2016, 27(9): 1198-1203. (in Chinese)
- [19] WANG X, ZHANG W. Anti-occlusion face recognition algorithm based on a deep convolutional neural network[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2021, 96: 107461.
- [20] 叶壮, 余建波. 基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(1): 110-120.
- YE Zhuang, YU Jianbo. Feature extraction of gearbox vibration signal based on multi-channel weighted convolutional neural network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(1): 110-120. (in Chinese)
- [21] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[R]. San Diego, CA, US: 3rd International Conference for Learning Representations, 2015.
- [22] SHAO S Y, MCALEER S, YAN R, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [23] SMITH W, RANDALL R. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64/65: 100-131.
- [24] 余萍, 曹洁. 优化堆叠降噪自动编码器滚动轴承故障诊断[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(11): 307-314.
- YU Ping, CAO Jie. Optimized stacking noise reduction automatic encoder rolling bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Solar Energy*, 2021, 42(11): 307-314. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)