

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407557

噪声干扰环境下的深度强化学习故障诊断方法*

刘小峰 徐全桂 金燕 柏林

(重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室 重庆 400044)

摘要:针对深度强化学习在噪声干扰环境下故障诊断鲁棒性差问题,提出了一种噪声干扰环境自适应的强化学习故障诊断方法。该方法以高效通道注意力机制-深度残差收缩网络为Q网络基本模型,避免Q网络结构复杂导致的梯度消失现象。采用高效通道注意力机制对深度残差收缩网络中软化阈值进行自适应调整,并在残差收缩单元的卷积层引入了膨胀卷积,以获取噪声环境下的不同尺度的故障特征信息,同时采用指数线性单元 SELU 作为激活函数,进一步提升网络对噪声的鲁棒性。设计了基于信噪比的量化奖励函数,结合双重Q网络竞争学习机制与优先经验回放机制方法,进行智能体的自主学习,生成智能体的最优诊断策略,并运用于干扰环境下的设备故障状态识别。实例分析结果表明,采用所提方法对轴承与齿轮箱故障的识别准确率分别能达到98.13%和93.45%,且对不同强度噪声具有较好的鲁棒性与环境自适应性。

关键词: 故障诊断;深度残差网络;阈值软化;深度Q学习;竞争网络;经验优先回放

中图分类号: TH17;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Deep reinforcement learning fault diagnosis method under noisy interference environment

Liu Xiaofeng Xu Quanguai Jin Yan Bo Lin

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming at the poor robustness of deep reinforcement learning for fault diagnosis in strong noise interference environments, a reinforcement learning fault diagnosis method with noise interference environment adaptation is proposed. The efficient channel attention mechanism based deep residual shrinkage network (ECA-DRSN) is taken as the basic framework of Q-network to avoid the phenomenon of gradient vanishing caused by the complex structure of Q-network. In the ECA-DRSN, the efficient channel attention mechanism is used to adaptively adjust the softening threshold, and the dilated convolution is introduced in the convolution layer of the residual shrinkage unit to obtain the fault characteristics in different scales under the noise environment. Meanwhile, the exponential linear unit is used as the activation function to further enhance the noise robustness. A quantized reward function based on signal-to-noise ratio is designed to stimulate self-directed exploratory learning of Agent. Combining the dueling Q network learning mechanism with the prioritized experience replay mechanism, the optimal diagnostic strategy of agent is generated and applied to identify the equipment fault states under noise interference environments. Example analysis results show that the recognition accuracy of bearing and gearbox faults using the method of this paper can reach 98.13% and 93.45%, respectively, and has better robustness to different intensity noise and adaptability to the environment.

Keywords: fault diagnosis; residual network; efficient channel attention; deep Q-learning; competition network; experience priority replay

0 引言

在实际工程应用中的机械设备运行难免会受到环境

干扰或其他外部扰动的影响,其振动信号往往是非线性、非平稳的非高斯信号,且包含了大量的噪声和奇异值^[1],使得传统时频信号处理方法难以提取有效的故障特征参数,增加了数据驱动的网络模型对潜隐特征参数的提取

难度,降低了设备故障诊断的准确性与可靠性。尽管深度学习模型具有强大的非线性特征自适应提取能力,但其大多建立在静态学习机制基础上,而环境干扰噪声的影响往往是随着测试对象或检测目标动态变化的,这使得深度学习故障诊断方法在噪声环境下的泛化性与有效性受到了较大限制。

尽管增加网络层数可增强深度学习模型从噪声中提取特征的能力,然而,随着网络层数的增加,网络模型的梯度流动性会变差,参数优化的难度也会增加,最终导致模型性能下降^[2]。针对深度模型训练过程中的梯度消失问题,深度残差网络^[3](residual networks, ResNet)引入了残差模块的跳跃连接来缓解梯度消失问题,降低了权重优化的难度。范啸宇等^[4]在编码器的输入输出之间室友残差连接,约束网络学习噪声信息。张瑞博等^[5]提出了一种结合注意力机制与多尺度残差分支网络的轴承故障诊断方法。张新良等^[6]设计多头自注意力机制的残差连接实现多通道特征的提取。要指出的是,ResNet 在面对强噪声干扰数据时易出现过度拟合无效特征而难以准确识别故障的情况。针对该问题,Zhao 等^[7]提出了面向噪声数据的深度残差收缩网络(deep residual shrinking networks, DRSN),通过注意力机制调整消噪阈值,结合非线性层转换消除不重要的特征,以实现信号的降噪处理。为了进一步提高 DRSN 对噪声的鲁棒性,Tong 等^[8]通过修改软阈值函数和引入具有自适应斜率参数的新型残差收缩单元,进行嘈杂背景下滚动轴承故障诊断。Wang 等^[9]结合通道数逐层递减的残差收缩单元与最大重叠离散小波包变换,进行了噪声与有用信号的分离。Shi 等^[10]将驱动数据边缘概率分布和条件概率分布的相对权重应用到 DRSN 中,构建了一种动态适应的降噪网络,并应用于噪声干扰和跨工况下的设备故障诊断中。Zhang 等^[11]将变分模式高斯畸变数据增强后的数据输入到 DRSN 中进行训练,实现了在不平衡数据条件下的故障诊断。要指出的是,目前的 DRSN 及相关改进算法所面临的困境是:信号降噪不足会影响模型鉴别性能;降噪过度又面临着有用信息丢失,过度拟合无效特征;信号消噪方法与深度学习网络在特征提取方面的矛盾冲突可能难以调和。可见,摆脱上述困境的核心在于实现噪声环境下的潜隐特征自适应提取。

作为深度强化学习的典型算法,深度 Q 网络^[12](deep Q-learning network, DQN),通过与环境的交互自主学习行为策略,从而在不需要人工设计特征或专家知识的情况下最大化未来累积奖励,在故障诊断领域得到了推广应用。辛阔等^[13]在 DQN 的基础上添加随机置零的方法实现了在不同噪声环境下的稳定故障诊断。Ding 等^[14]使用 DQN 实现了故障与振动信号之间的映射。陈希亮等^[15]采用了重抽样优选缓存经验回放机制,以提升

训练样本的质量。陈仁祥等^[16]则通过采用多智能体策略学习融合的方式,有效提高了轴承的故障诊断精度。另外,Fan 等^[17]针对故障诊断中的数据不平衡问题,提出了基于马尔科夫决策的通用不平衡样本选择策略,以解决不平衡样本选择的无差别优化问题。康守强等^[18]通过改进强化学习 Q 网络结构,实现了对轴承故障诊断中不平衡样本的处理。可见,深度强化学习通过与环境交互,可自适应地从原始高维状态数据中挖掘有效特征信息,实现自监督学习和在线增量式学习,可有效执行复杂噪声环境下的设备状态感知-故障识别决策任务。

基于以上分析,结合 ECA-DRSN (efficient channel attention-dilated residual shrinking network) 与 D3QN (dueling double DQN),提出了一种噪声干扰环境的自适应深度强化学习故障诊断方法。该方法针对 DRSN 的阈值软化对信号的非线性转换中存在的信号失真问题,引入高效通道注意力机制^[19]进行消噪阈值的自适应选择,采用混合空洞卷积以扩大残差收缩单元感受野,并选择 SELU 作为激活函数以提升网络的降噪性能和稳定性。为了提高 ECA-DRSN 提取特征在噪声环境下对设备状态的感知决策能力,提出方法引入了 D3QN 作为智能体主体,采用优先经验回机制,在双重 Q 网络的基础上采用竞争网络进行 Q 函数值计算,并结合信号噪声强度大小进行了奖励函数的设计,增强模型对于不同噪声干扰的鲁棒性。

1 理论背景

1.1 混合膨胀残差收缩单元

传统的残差收缩单元由卷积层、批归一化层和 ReLU 激活函数层组成,尽管增大卷积核有助于捕捉更长远的深层特征信息,但会导致参数量成倍增加,从而加大网络训练难度。采用混合膨胀卷积 (hybrid dilated convolution, HDC) 来替代残差收缩单元中的卷积层,在不增加网络参数的情况下保留更多的输入信号细节信息,提升卷积层的感受视野,获取更多的有效特征信息。设 HDC 的一维信号输入为 $x(n)$,膨胀卷积运算后的输出特征为 $y(n)$,则以 r 为膨胀率的 HDC 可表示为:

$$y(n) = \text{HDC}(x, r) = \sum_{i=1}^N x(n+r \times i) \times w(i) \quad (1)$$

式中: N 为信号长度, $w(i)$ 代表卷积核权重。

对于卷积核大小为 K 的普通卷积,在以 r 的膨胀率执行卷积运算后,卷积核的大小将等于 $K + (K - 1)(r - 1)$ 。当 $K = 3, r = 1$ 时,空洞卷积等同于常规卷积,当 $r = 3$ 和 5 时,其感受野分别变为 7×7 和 11×11 。

传统的残差收缩单元中的 ReLU 激活函数在输入小于 0 值时会进入“死区”,无法继续更新参数,因此采用

式(2)所示的缩放指数线性单元(scaled exponential linear units, SELU)作为激活函数。

$$S(x) = \lambda \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha(e^x - 1), & x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: x 是输入信号, $\lambda \approx 1.0507$, $\alpha \approx 1.6732$ 。

SELU 的负半轴值具有软饱和性,对于输入的噪声信号具有更强的适应能力;其正半轴的线性部分由于 λ 的加入,可在输入过小的时候增大输出,进一步解决了缓解梯度爆炸或梯度消失问题。同时,SELU 的归一化功能也降低计算量,加快了收敛速度,进一步提高了网络的稳定性。

综上,设计的残差收缩单元(residual shrinking building units, RSBU)具体结构如图 1 所示,3 层空洞率分别 1、3、5 的 HDC 级联排列,避免了因距离间隔导致的不相关信息过度提取,且具有卷积核大小为 1、7、11 的普通一维卷积相同的感受野。RSBU 中的每一层 HDC 后,加入批归一化(batch normalization, BN)防止过拟合并加快收敛速度,采用 SELU 来提高对于输入噪声信号的鲁棒性,提高了网络模型的学习速度。

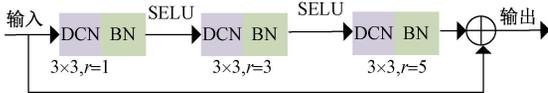


图 1 RSBU 单元结构

Fig. 1 RSBU unit structure

1.2 基于高效通道注意力机制的软阈值化处理

作为常用的信号降噪非线性变换方法,软阈值化利用一个接近零的正阈值 τ ,将输入特征 F_{in} 中绝对值低于 τ 的特征置为零,并将其余特征向着零值进行“收缩”调整,以消除噪声信号的影响,从而使得输出特征 F_{out} 尽可能不受 F_{in} 中冗余特征的影响,其函数表达式为:

$$F_{out} = \begin{cases} \text{sgn}(F_{in}) \cdot (|F_{in}| - \tau), & |F_{in}| \geq \tau \\ 0, & |F_{in}| < \tau \end{cases} \quad (3)$$

由于软阈值化的梯度 $\partial F_{out} / \partial F_{in}$ 只存在 1 和 0,这就使得降噪效果严重依赖于阈值 τ 的设置。如果阈值过高,可能会导致输出特征全部为零;如果阈值过低,则可能无法有效去除噪声的对 F_{out} 的影响。

采用高效通道注意力机制(efficient channel attention, ECA)来计算 τ 。设 $F_{in} \in R^{L \times C}$, L 为信号长度, C 为通道数, ECA 首先对 F_{in} 进行全局平均池化(global average pooling, GAP),得到 $F_{avg} \in R^{(1 \times C)}$,采用卷积核大小为 k 的快速 1D 卷积层 CID 捕获每个通道和其邻接通道的特征关系及重要程度的权重 ω ,最后通过 ω 对 F_{avg} 中各通道特征进行重新编码,得到自适应消噪阈值 τ ,表示如式(4)所示。

$$\tau = F_{avg} \otimes \omega = F_{avg} \otimes \delta(\text{CID}_k(F_{avg})) \quad (4)$$

式中: \otimes 为点乘运算, δ 表示 Sigmoid 激活函数,自适应卷积核大小 $k = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{2} + \frac{1}{2} \right\rfloor$ 。

2 基于 ECA-DRSN 的深度 Q 网络

为了应对实际工业环境中可能出现的复杂噪声干扰,保证模型在噪声干扰环境下的鲁棒性,鉴于 ECA-DRSN 对噪声干扰下的特征提取功能与深度 Q 网络的自监督状态感知能力,构建了基于 ECA-DRSN 的深度 Q 网络,结构如图 2 所示,具体参数如表 1 所示。图 1 左侧为深度 Q 网络的结构图,振动信号样本首先经步幅为 2 卷积核大小为 1×7 的 Conv 卷积及卷积核大小 1×3 最大池化层初步提取信息;然后依次输入 4 个 ECA-RSBU 堆叠而成的降噪模块,4 个模块的步幅均为 2,输出通道数 C 依次递增,分别为 16, 32, 64, 128, 提取得到噪声干扰信号的故障特征;故障特征经平均池化后,划分为状态价值函数和动作优势函数两个数据流,最后将输出合成作为最终的 Q 函数输出值。图 2 右侧为 ECA-RSBU 的网络示意图,主体为多个 HDC 单元级联而成的 RSBU 单元,用于充分提取输入数据深层特征,再结合基于 ECA 的软阈值化方法对噪声进行有效抑制,随后对特征进行恒等映射得到与输入特征维度相同的输出特征。

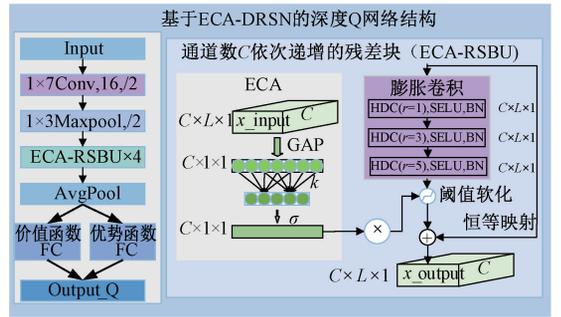


图 2 基于 ECA-DRSN 的 Q 网络示意图

Fig. 2 Schematic diagram of ECA-DRSN based Q-network

3 基于 ECA-DRSN 的 D3QN 故障诊断模型

基于 ECA-DRSN 的 D3QN 故障诊断方法包含环境、代理 agent、由噪声样本及其相应的故障标签确定的状态空间 \mathcal{S} 、评估代理执行行动的成败的奖励 R 、与故障标签相对应的状态识别动作空间 A 、策略 $\pi = A | S$, 以及两个均由 ECA-DRSN 构建的结构相同的 Q 网络(目标网络 Q_T 和估值网络 Q_E)。基于 ECA-DRSN 的 D3QN 故障诊断过程可以被视为一个“故障猜测游戏”,在每个时间步 $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$, 代理通过试错不断地与环境交互。方

法总体流程如图 3 所示,主要包括噪声样本集构建、D3QN 模型训练及样本测试 3 个主要阶段,具体包括以下 6 个步骤。

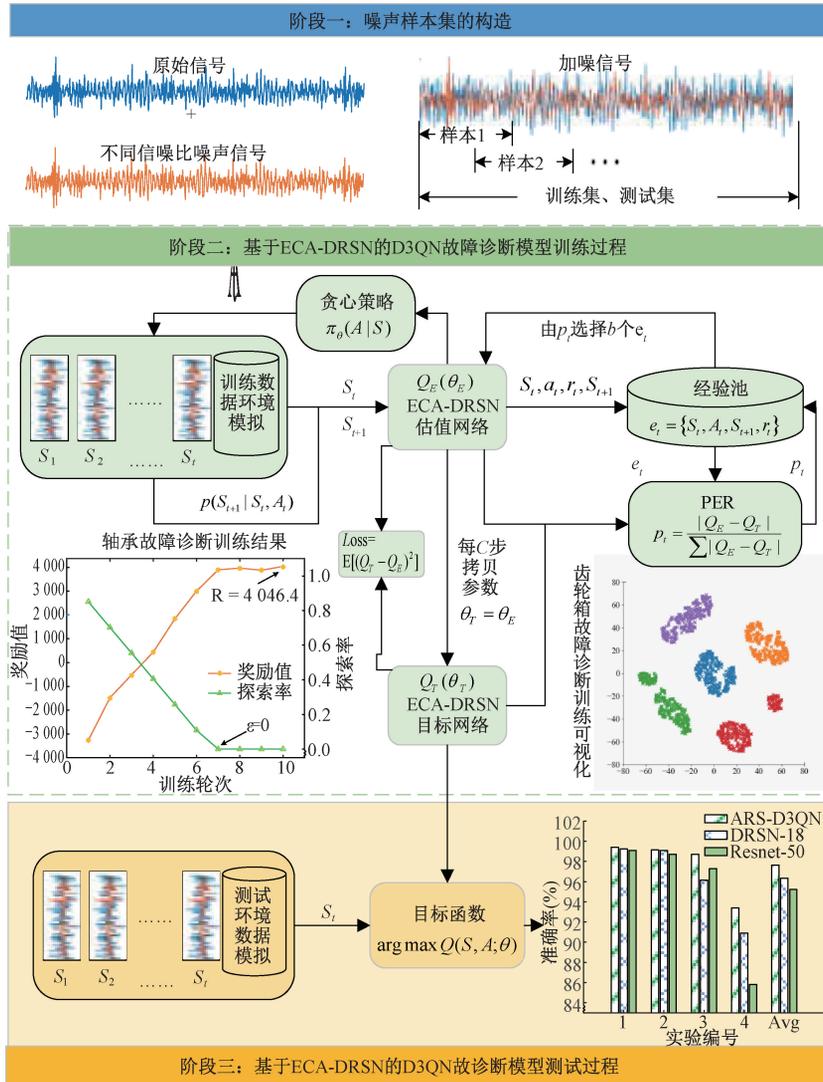


图 3 基于 ECA-DRSN 的 D3QN 故障诊断流程图
Fig. 3 ECA-DRSN based D3QN fault diagnosis flowchart

步骤 1: 噪声样本集构造。在待测机械设备的正常及不同故障状态下的振动信号的基础上,将振动信号分割为多个等长度时间序列样本并对样本的状态类别进行标注,按比例划分为训练样本和测试样本。向训练集/测试集各样本中添加白噪声,使得加噪样本的信噪比 $n \in [-5 \text{ dB}, 10 \text{ dB}]$, 构建噪声样本训练集 $D_{train} = \{x_i, l_i, n_i\}_{i=1}^N$, 噪声样本测试集 $D_{test} = \{x_k, l_k, n_k\}_{k=1}^M$, 其中, x 代表加噪后的信号样本, $l \in \{1, 2, \dots, L\}$ 表示状态标签, L 表示设备健康状态的类别数, n 表示样本信噪比, N, M 表示样本数量;

步骤 2: 奖励函数设计。为强噪声干扰下的代理执行动作设计如式(5)和(6)中的即时奖励函数:

$$r_t(x_t, A_t, l_t, n_t) = \begin{cases} 1 + |\vartheta|, & A_t = l_t \\ -1 - |\vartheta|, & A_t \neq l_t \end{cases} \quad (5)$$

$$\vartheta = [\alpha n_t / 2] \quad (6)$$

式中: ϑ 为基于信噪比的额外奖惩值, $n_t = 10 \times \lg_{10}(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}})$ 为加噪样本信噪比, $\alpha = 0.1$ 为噪声奖惩因子, P_{signal} 和 P_{noise} 分别对应加噪样本 x_t 的原始信号和加入噪声的功率。式(5)中的设计的奖励函数以“ ± 1 ”为基础奖惩值,通过样本信噪比 n_t 调节奖励值 r_t ,以增强网络模型对噪声干扰的鲁棒性。从式(5)和(6)可知, n_t 越大,信号样本受噪声影响小,代理能相对准确进行故障状态决策,此时无需额外奖励。 n_t 越小,噪声干扰影响大,代

理更易做出状态识别动作的错误决策,有必要增加强化学习的奖惩力度,增大额外奖惩值 ϑ 能迫使代理在学习探索中对强噪声样本给予其更多关注,增强代理在噪声环境下进行故障辨识的稳定性;

步骤 3:动作执行。外部环境将当前状态 $S_t = (x_t, l_t, n_t) \in S$ 输入模型代理,调节选择行动 A_t ,并根据式(5)响应奖励信号 $r_t \in R$,找到式(7)中长期累积奖励 R_t 最大的最优行为策略。

$$R_t = \sum_{t'=t}^{T_s} \gamma^{t'-t} r_{t'} \quad (7)$$

式中: $\gamma \in [0, 1]$ 为折扣因子, T_s 表示每个训练集的终止时间步长。 $r_t \in R$ 为执行动作 A_t 的即时奖励;

步骤 4:损失函数计算。构建元组 $e_i = \{S_i, A_i, S_{i+1}, r_i\}$,并添加至经验池中,优先经验回放启动阈值为 D 。为确保训练数据的独立性,从经验池中随机抽取由 T 个元组构成的一节训练数据输入至 Q_T 和 Q_E 网络,生成相关的动作值函数,参照式(8)计算网络训练的 loss 函数 $L(\theta_E)$ 。每隔 D 次训练,将 θ_E 参数值拷贝至 θ_T 。

$$\begin{cases} L(\theta_E) = E[(Y_t - Q_E(S_t, A_t; \theta_E))^2] \\ Y_t = R_{t+1} + \gamma Q_T(S_{t+1}, \underset{a \in A}{\operatorname{argmax}} Q_E(S_t, A_t; \theta_E); \theta_T) \end{cases} \quad (8)$$

式中: Y_t 是 Q_T 网络的目标值。 θ_E 和 θ_T 分别表示 Q_E 和 Q_T 网络的超参数集合;

步骤 5:采用梯度下降法对网络进行训练至 $L(\theta_E)$ 收敛,得到 Q 网络的最优参数和 Agent 最优策略,表达如式(9)所示。

$$\pi(A | S_t) = \begin{cases} \operatorname{random}(A_t \in A), \varepsilon \\ \underset{A_t \in A}{\operatorname{argmax}} Q_E(S_t, A_t; \theta_E), 1 - \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\varepsilon = \max\left[\left(1 - 0.99 \times \frac{tr_{idx}}{tr_{num}}\right), 0\right]$ 为探索率,表示随机选择行动概率,0.99 为探索率的衰减系数, tr_{idx} 和 tr_{num} 分别表示已训练次数及训练总次数;

步骤 6:将环境调整为测试环境,利用已经训练好的代理在测试环境中获取 D_{test} 中样本 x_k 对应的最优动作 A_k ,并与 x_k 的标签 l_k 相比较,验证 Agent 诊断策略的故障识别准确率。

4 故障实例分析

4.1 轴承公开数据集的故障实例分析

采用 CWRU 轴承数据集来验证所提方法的有效性。以驱动端加速度信号作为原始数据源,其采样频率为 12 kHz,在表 1 中 4 种工况下获取正常(N)、状态数滚动体故障(B)、内圈故障(IR)以及外圈故障(OR)4 种健康状态数据,其中每个故障状态包含 3 种故障尺

寸(0.007 inch, 0.014 inch, 0.021 inch),总的数据集包含如表 1 所示的 10 类故障模式。将每种工况下的各故障模式下的原始加速度信号按照长度 1 024、步长 800 进行滑窗分割,得到共 150 个信号样本。按照提出方法的步骤 1,向原始信号样本中加入不同强度的高斯白噪声,并按照 2:1 的比例分配给训练集与测试集。训练集数据具体设置如表 1 所示。

表 1 CWRU 训练集数据具体设置

Table 1 CWRU training set data specific settings					
故障类别 l_t	N	B07	B14	B21	IR07
n_r/dB	-3.45	-2.15	-2.26	-3.57	4.16
训练样本数	100×4	100×4	100×4	100×4	100×4
故障类别 l_t	IR14	IR21	OR07	OR14	OR21
n_r/dB	-0.39	8.20	9.26	-5.67	9.73
训练样本数	100×4	100×4	100×4	100×4	100×4
每种故障类别的 4 种工况:0 hp(1 730 r/min)、1 hp(1 750 r/min)、2 hp(1 772 r/min)、3 hp(1 797 r/min)					

设置优先经验回放启动阈值 D 为 4 000,即抽取经验池中的 4 000 个元组作为一个训练轮次,获取该轮次的累积奖励值 R_t 与探索率 ε ,并对网络进行更新,得到奖励函数值与探索率的变化曲线如图 4 所示。在训练过程中,每个训练轮次的累积奖励值的变化趋势与探索率相反,在前 7 个训练轮次中,累积奖励值以较为平稳的斜率持续上升,此后探索率的归零迅速收敛,对应的累积奖励值趋于平稳,在第 8 轮次收敛。

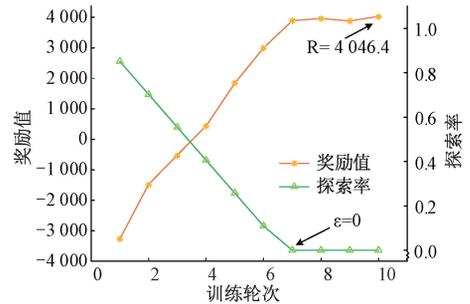


图 4 CWRU 数据集训练累积奖励值变化趋势

Fig. 4 Trends in training cumulative reward values for the CWRU dataset

加噪样本和 ECA-DRSN 最后一层输出特征的 T-SNE 分布如图 5 所示。由图 5(a)可知,加入噪声后,样本分布混乱、可分性差,类别之间的边界完全模糊。经 ECA-DRSN 降噪提取的各类别特征的 T-SNE 分布如图 5(b)所示,类别边界清楚,特征具有较好的可分性,说明 ECA-DRSN 网络能从强噪声干扰中提取有效的故障特征,并提高特征在噪声环境下的故障鉴别能力。

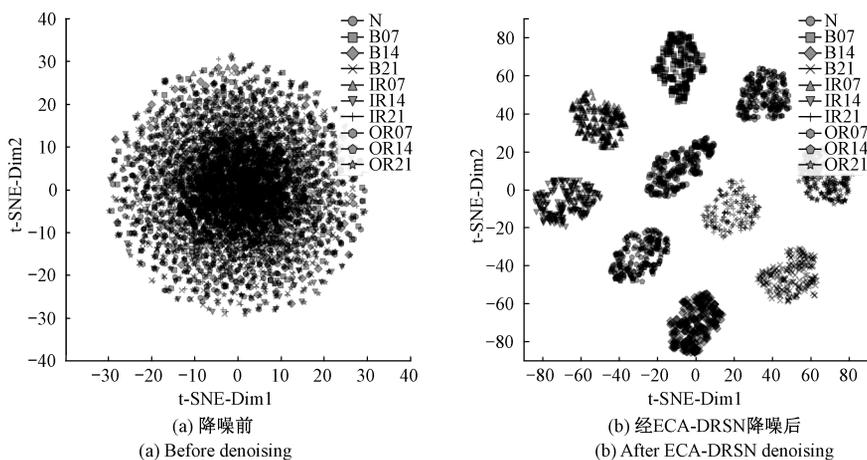


图 5 CWRU 数据特征分布 t-SNE 图

Fig. 5 CWRU dataset feature distribution t-SNE plot

表 2 CWRU 测试集数据具体设置及诊断准确率

Table 2 CWRU test set data specific settings and diagnostic accuracy

实验编号	测试样本	噪声功率 P_{noise}/dBW	诊断精度/%
A	10×50×4	—	100
B	10×50×4	132.73	99.40
C	10×50×4	419.73	99.15
D	10×50×4	1 327.30	98.70
E	10×50×4	4 197.30	93.40

按照表 2 所示,构建不同信噪比的测试数据集,采用不同的测试任务来验证提出方法对噪声的鲁棒性。利用图 4 学习收敛后的智能体完成表 2 中 A~E 的测试任务,得到的测试结果如表 2 所示。可见,当噪声功率小于 1 327.30 dBW 时,基于 ECA-DRSN 的 D3QN 故障诊断方法几乎可以忽略噪声的影响,达到 99% 以上的诊断精度;当噪声功率大于 1 327.30 dBW 时,噪声对原始信号中的故障特征产生明显这比效应,但仍能达到 90% 以上的诊断精度。可见,ECA-DRSN 网络能较好地噪声样本中提取有效的故障特征信息,基于 ECA-DRSN 的 D3QN 模型对噪声干扰有较好的鲁棒性。

为了进一步验证提出方法噪声干扰环境下进行故障识别的优越性,以表 1 与 2 中的数据分别作为训练数据测试数据,采用文献[4]中 Resnet-50 算法,文献[5]的 DRSN-18 算法和文献[20]中的基于 CNN 的 D3QN 算法完成表 2 中 A~E 的测试任务,结果如图 6 所示。从图 6 可知,所提方法在不同噪声强度的干扰环境下获得的诊断精度均高于其他 3 类对比算法,平均精度达 98.13%。在噪声功率较大的实验 E 中,算法精度仍可达到 93.4%,较于另外 3 种算法分别提高了 3.5%,7.6% 和 1.45%。

在任务 D、E 中,诊断结果混淆矩阵如图 7 所示。在任务 D 中,所提方法对噪声环境下的各种故障模式均具

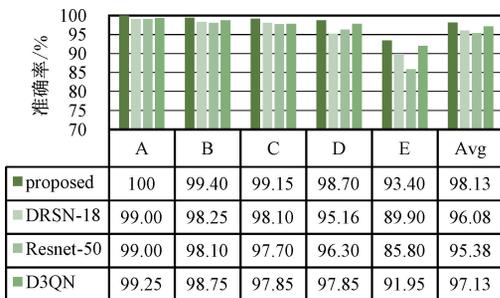


图 6 CWRU 数据集故障诊断结果对比

Fig. 6 Comparison of fault diagnosis results for CWRU dataset

有较高的识别准确度,除了 3 种损伤程度的滚动体故障识别准确率保持在 95% 以上,其他故障模式的识别准确度基本在 100%。在任务 E 中随着噪声功率增大,滚动体故障程度的识别率有较大幅度的下降,基本维持在 75%~90% 之间,而其他故障模式的识别准确率均保持在 92.5% 以上。要指出的是,经过任务 E 中滚动体故障程度的识别率有所下降,但从图 7(b) 中可看出,噪声强度的增强并没有降低故障类型的识别率,其原因在于,功率过大的干扰噪声会完全掩盖了滚动体故障程度的特征信息,但 ECA-DRSN 模型仍能从强噪干扰中提出信号结构特征信息,以实现准确的故障类型的识别。

4.2 齿轮箱故障诊断实例

采用美国康涅狄格大学 (university of connecticut, UConn) 齿轮数据集^[21]构建噪声影响下的故障诊断环境。该实验平台采集的齿轮时域振动信号包含 5 类健康状态类别:健康、缺齿、裂纹、剥落以及削尖,信号采样频率为 20 kHz,对样本信号按照样本长度 1 024 点无重叠分割,获得每种健康状态类别数据各 364 个样本,共计 1 820 个样本,按照 1:1 的比例将样本划分为训练集和测试集。

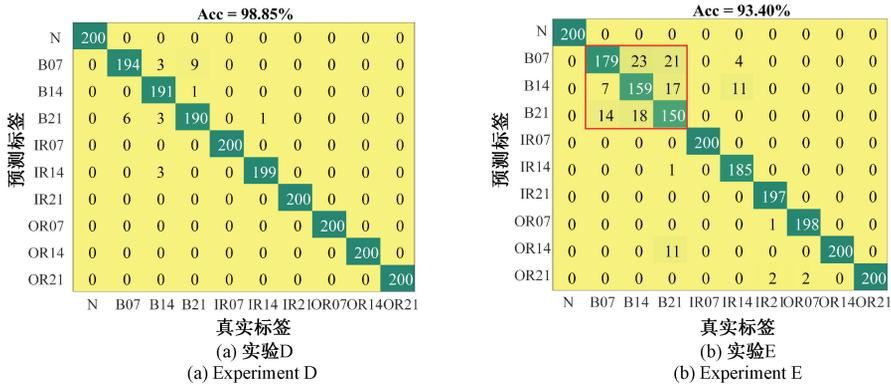


图 7 CWRU 数据集诊断混淆矩阵

Fig. 7 Diagnostic confusion matrix for the CWRU dataset

按照方法步骤 1 在不同故障类型的训练样本中加入不同强度的白噪声,得到不同信噪比的训练噪声样本,输入至基于 ECA-DRSN 的 D3QN 模型。进行 10 个轮次的训练。D3QN 训练模型的学习率初始值设置为 0.000 1,并且每一个训练轮次乘上一个 0.9 的系数;优先经验回放启动阈值 D 为 9 100,结合式(5)中的奖励函数,统计训练过程中的累积奖励值与探索率,结果如图 8 所示。在前 8 个训练轮次中,模型的累积奖励值以较为平稳的斜率持续上升,且在第 9 个轮次达到最高值 1 092 并收敛。

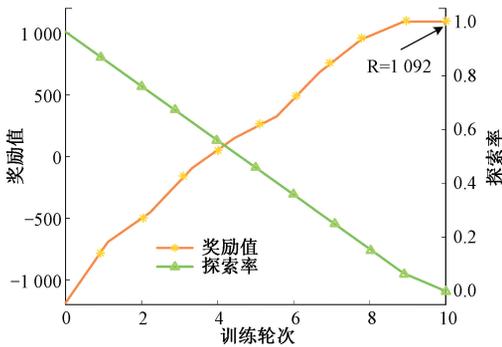


图 8 UConn 数据集模型训练累积奖励值变化趋势

Fig. 8 Trends in cumulative reward for model training on the UConn dataset

向测试样本中加入不同功率的白噪声,建立测试样本信噪比分别为-15、-10、-8、-6、-4 和-2 dB 的测试任务 I~VI。例如,测试任务 I 中各故障模式的测试样本的信噪比均为-15 dB。采用训练好的基于 ECA-DRSN 的 D3QN 模型对各个测试任务进行训练的诊断结果如图 9 所示,并与在相同训练数据支撑下的 DRSN-18 算法、Resnet-50 算法以及传统的基于 CNN 的 D3QN 算法的诊断结果进行比较。

由图 9 可知,4 种算法的诊断精度大体都随信号中

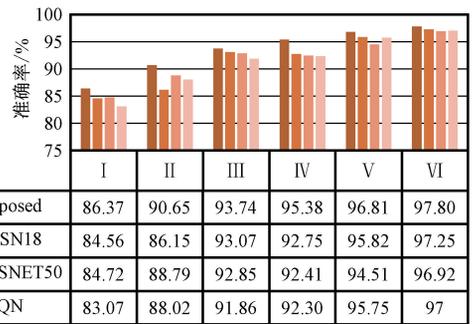


图 9 UConn 数据故障诊断对比试验结果

Fig. 9 Results of the UConn data fault diagnosis comparison tests

干扰噪声强度增大而有所下降,文中方法在不同强度的噪声干扰下获得的诊断精度要明显高于比较算法。当信噪比为大于等于-8 dB 时,4 种算法的准确率基本能够达到 90% 以上,但是在信噪比为-10 dB 时,所提方法的诊断精度仍高于 90%,而对比算法均低于 90%。尽管随着噪声强度的进一步提升至信噪比为-15 dB 时,提出方法的诊断精度下降至 86.37%,但仍高于 3 种对比算法,充分说明了所提方法在噪声环境下进行故障状态识别的优越性。

4.3 实验室自测转子轴承故障诊断实例

在实验室自行搭建的转子轴承试验台上进行验证采集。以 12 kHz 的采样频率采集得到 SKF 深沟球轴承在 1 500 r/min,1 670 r/min,1 860 r/min 和 2 054 r/min 4 种转速下的轴承振动信号,每种转速下测试轴承均包含正常(NC)、内圈故障(IR)、外圈故障(OR)和滚子故障(RB)4 种健康状态。针对轴承每种工况下所处的 4 种健康状态,按照长度 1 024 进行重叠采样,每种工况每种健康状态类型划分出 300 个样本,共计 4 800 个样本,按照 6 : 4 的比例将样本划分为训练集和测试集。

按照方法步骤 1 在不同故障类型的训练样本中加入

不同强度的白噪声,得到不同信噪比的训练噪声样本,输入至基于 ECA-DRSN 的 D3QN 模型。进行 10 个轮次的训练。训练过程中的累积奖励值与探索率,结果如图 10 所示。在前 8 个训练轮次中,模型的累积奖励值以较为平稳的斜率持续上升,且在第 9 个轮次达到最高值并收敛。加噪样本和 ECA-DRSN 最后一层输出特征的 T-SNE 分布如图 11 所示。可知,经 ECA-DRSN 降噪提取出的各类别特征类别边界清楚,特征具有较好的可分性,验证了 ECA-DRSN 网络能从强噪声干扰中提取有效的故障特征。

向测试样本中加入不同功率的白噪声,建立测试样本信噪比分别为-15、-12、-10、-8、-5、-2 dB 的测试任务 1~6。采用训练好的基于 ECA-DRSN 的 D3QN 模型

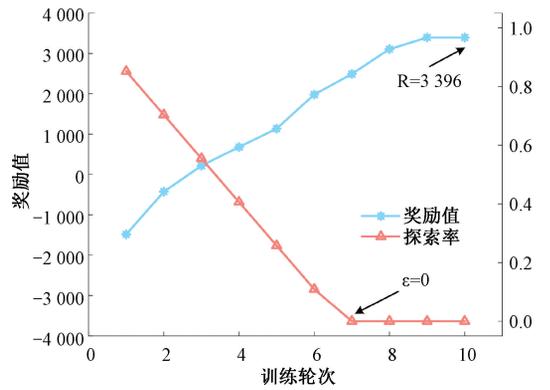


图 10 自测转子轴承数据集模型训练累积奖励值变化趋势
Fig. 10 Trends in cumulative rewards for model training of self-tested rotor bearing dataset

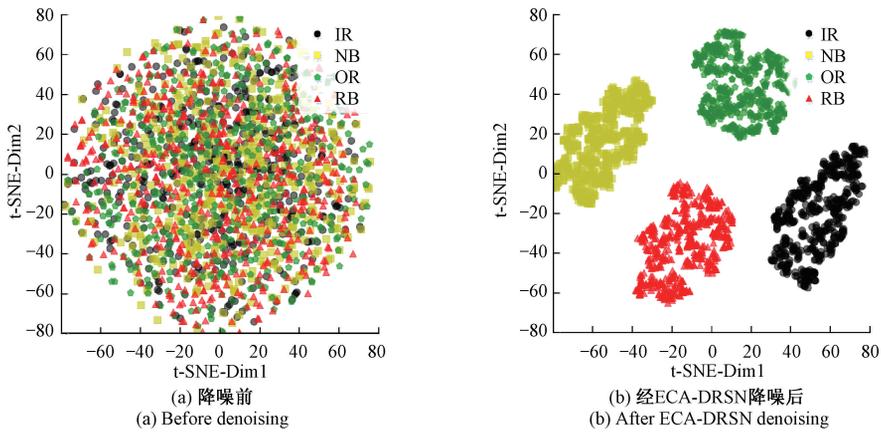


图 11 CWRU 数据特征分布 t-SNE 图

Fig. 11 CWRU dataset feature distribution t-SNE plot

对各个测试任务进行训练的诊断结果如图 12 所示,并在相同训练数据支撑下的 DRSN-18 算法、Resnet-50 算法、WDCNN^[22]、DCNN^[23]以及传统的基于 CNN 的 D3QN 算法的诊断结果进行比较。

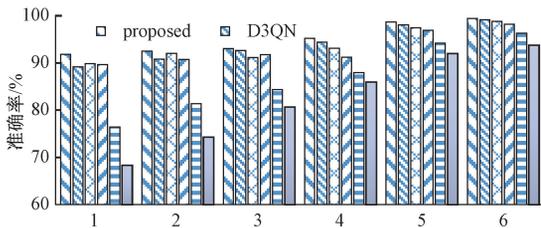


图 12 自测转子轴承数据故障诊断对比试验结果
Fig. 12 Self-tested rotor bearing data troubleshooting comparison test results

由图 12 和表 3 可知,6 种算法的诊断精度大体都随信号中干扰噪声强度增大而有所下降,文中方法在不同强度的噪声干扰下获得的诊断精度要明显高于比较算法。在任务 1~4 中,所提方法得到的诊断结果混淆矩阵

如图 13 所示。当信噪比为大于等于-5 dB 时,6 种算法的准确率基本能够达到 90%以上,但是在信噪比为-8 dB 时,所提方法的诊断精度仍高于 95%,而对比算法均低于 95%。尽管随着噪声强度的进一步提升至信噪比为-15 dB 时,提出方法的诊断精度下降至 91.83%,仍高于对比算法,充分说明了方法在噪声环境下进行故障状态识别的优越性。

表 3 自测转子轴承数据故障诊断对比试验结果具体值
Table 3 Self-measured rotor bearing data troubleshooting comparison test results specific values

对比方法	1	2	3	4	5	6
proposed	91.83	92.53	93.1	95.25	98.64	99.47
D3QN	89.22	90.81	92.69	94.41	98.06	99.13
DRSN18	89.91	92.04	91.18	93.13	97.49	98.84
RESNET50	89.65	90.76	91.75	91.21	96.91	98.22
WDCNN	76.4	81.35	84.42	87.96	94.21	96.35
1DCNN	68.28	74.27	80.66	85.93	91.99	93.75

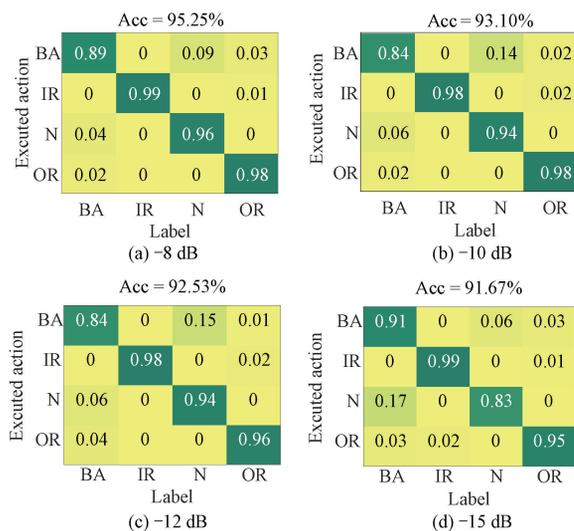


图 13 自测转子轴承数据集诊断结果混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrix of diagnostic results for self-tested rotor bearing dataset

5 结 论

在实际环境中,环境或者设备自身产生的各种强度下的噪声可能会掩盖振动信号中的分类信息,针对这个问题,提出噪声干扰环境自适应的强化学习故障诊断方法,采用ECA-DRSN模块能够实现对噪声信息的降噪和消噪,有效提取其深层有效特征。而数据驱动的常用深度神经网络难以完成强噪声影响下故障识别特征的提取,导致早期故障诊断失效。将ECA-DRSN与D3QN网络融合,能够使智能体充分得到训练,获得最优诊断策略。最后实验结果表明,尽管基础数据集上性能提升有限,但在加入噪声后,论文提出的方法表现出了显著优势。未来工作将进一步扩展这一研究,测试模型在实际工业环境中的表现,以验证其在更多样化噪声干扰条件下的适应能力。

参考文献

- [1] QIAO Z J, LEI Y G, LI N P. Applications of stochastic resonance to machinery fault detection: A review and tutorial[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 502-536.
- [2] HE K M, ZHANG X, REN SH Q, et al. Identity mappings in deep residual networks [J]. Springer, Cham, 2016, DOI: 10. 1007/978-3-319-46493-0_38.
- [3] HE K M, ZHANG X, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016: 770-778.
- [4] 范啸宇, 刘韬, 王振亚, 等. 嵌入 NLB 模块的 FCN 在

轴承信号降噪中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4): 55-65.

FAN X Y, LIU T, WANG ZH Y, et al, Application of FCN embedded in NLB module for bearing signal noise reduction [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4): 55-65.

- [5] 张瑞博, 李凌均. 基于注意力机制与 Inception-ResNet 的轴承故障诊断方法 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(21): 107-113.

ZHANG R B, LI L J. Bearing fault diagnosis method based on attention mechanism and Inception-ResNet [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(21): 107-113.

- [6] 张新良, 李占, 周益天. 宽卷积局部特征扩展的 Transformer 网络故障诊断模型 [J]. *国外电子测量技术*, 2024, 43(2): 139-149.

ZHANG X L, LI ZH, ZHOU Y T. Fault diagnosis model for Transformer network with wide convolutional local feature expansion [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2024, 43(2): 139-149.

- [7] ZHAO M H, ZHONG SH SH, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(7): 4681-4690.

- [8] TONG J Y, TANG SH Y, WU Y, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on improved deep residual shrinkage networks [J]. *Measurement*, 2023, 206: 112282.

- [9] WANG Q, XU F. A novel rolling bearing fault diagnosis method based on adaptive denoising convolutional neural network under noise background [J]. *Measurement*, 2023, 218: 113209.

- [10] SHI H T, GAN CH X, ZHANG X CH, et al. A fault diagnosis method for rolling bearings based on RDDAN under multivariable working conditions [J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(2): 025003.

- [11] ZHANG ZH J, ZHANG CH L, LI H. Highly imbalanced fault diagnosis of rolling bearings based on variational mode gaussian distortion and deep residual shrinkage networks [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, DOI: 10. 1109/TIM. 2023. 3308256.

- [12] MNH V. Playing atari with deep reinforcement learning [J]. *ArXiv preprint arXiv: 1312. 5602*, 2013.

- [13] 辛阔, 王建国, 张文兴. 基于深度 Q 学习策略的旋转机械故障诊断方法研究 [J]. *机电工程*, 2021, 38(10): 1261-1268.

XIN K, WANG J G, ZHANG W X. Rotating machinery fault diagnosis method based on deep Q learning strategy [J].

- Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(10):1261-1268.
- [14] DING Y, MA L, MA J, et al. Intelligent fault diagnosis for rotating machinery using deep Q-network based health state classification; A deep reinforcement learning approach [J]. Advanced Engineering Informatics, 2019, 42:100977.
- [15] 陈希亮, 曹雷, 李晨溪, 等. 基于重抽样优选缓存经验回放机制的深度强化学习方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(4): 600-606.
CHEN X L, CAO L, LI CH X, et al. Deep reinforcement via good choice resampling experience replay memory[J]. Control and Decision, 2018, 33(4): 600-606.
- [16] 陈仁祥, 周君, 胡小林, 等. 多 Agent 深度 Q 学习和模糊积分的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(11): 147-153.
CHEN R X, ZHOU J, HU X L, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on multi-Agent deep Q-learning and fuzzy integral [J]. Vibration and Shock, 2021, 40(11): 147-153.
- [17] FAN S, ZHANG X M, SONG Z H. Imbalanced sample selection with deep reinforcement learning for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(4): 2518-2527.
- [18] 康守强, 刘哲, 王玉静, 等. 基于改进 DQN 网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3):201-212.
KANG SH Q, LIU ZH, WANG Y J, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on the improved DQN network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3):201-212.
- [19] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534-11542.
- [20] 柏林, 何牧耕, 陈兵奎, 等. 基于域泛化 D3QN 的跨工况故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2024, 60(22): 165-178.
BO L, HE M G, CHEN B K, et al. Domain generalization D3QN for machinery fault diagnosis across different working conditions [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(22): 165-178.
- [21] PEI C, ZHANG SH L, TANG J. Preprocessing-free gear fault diagnosis using small datasets with deep convolutional neural network-based transfer learning[J]. IEEE Access, 2018, 6:26241-26253.
- [22] ZHANG W, PENG G L, LI CH H, 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):425.
- [23] CAO J, HE Z D, WANG J H, et al. An antinoise fault diagnosis method based on multiscale 1DCNN[J]. Shock and Vibration, 2020, 2020(1): 8819313.

作者简介



刘小峰(通信作者), 2002 年于重庆大学获得学士学位, 2007 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学教授, 主要研究方向为设备故障诊断与结构健康监测。

E-mail: liuxfeng0080@126.com

Liu Xiaofeng (Corresponding author)

received her B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Chongqing University in 2002 and 2007. She is now a professor at Chongqing University. Her main research interests include equipment fault diagnosis and structural health monitoring.