

引用格式: 聂宇康, 田忠殿, 舒启明, 等. 基于对比学习和卷积自注意力网络的少标记样本减速机故障诊断方法[J]. 中国舰船研究, 2026, 21(2): 358–366.

NIE Y K, TIAN Z D, SHU Q M, et al. Fault diagnosis method for reducers based on contrastive learning and convolution transformer networks with few labeled samples[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2026, 21(2): 358–366 (in both Chinese and English).

基于对比学习和卷积自注意力网络的 少标记样本减速机故障诊断方法



扫码阅读全文

聂宇康¹, 田忠殿², 舒启明¹, 张恒¹, 吴军^{*1}

1 华中科技大学 船舶与海洋工程学院, 湖北 武汉 430074

2 上海船舶设备研究所, 上海 200031

摘要: [目的] 针对传统神经网络在少标记样本下故障诊断准确率低的问题, 提出一种基于对比学习和卷积自注意力网络方法。[方法] 首先, 原始监测数据经过数据增强得到相似样本对。同时, 利用特征提取器将相似样本对映射到深层特征空间。然后, 利用 Transformer 设计交叉预测任务进行局部对比和全局对比, 通过比较相同批次数据间的内在相似性, 实现同故障类型数据的聚类。最后, 通过少量标记样本训练下游分类网络, 提高模型的诊断性能。[结果] 基于自建的减速机实验台, 验证了所提方法的有效性。结果表明, 所提方法在少标记样本下的准确率达到 98.38%。相比现有方法优势明显。[结论] 研究成果可为工业设备少标记样本故障诊断提供关键技术, 助力智能制造发展。

关键词: 减速机; 故障分析; 故障诊断; 对比学习; 数据增强

中图分类号: U664.22

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.04312

0 引言

减速机被广泛应用于汽车、航空航天、船舶等工业领域, 其安全性和可靠性受到高度重视。由于减速机在高转速、高负载的极端环境下服役, 容易发生各种故障, 造成装备计划外停机, 带来巨大经济损失。因此, 需要精准诊断减速机的故障, 确保装备稳定运行^[1-3]。

随着物联网、互联网、大数据的蓬勃发展, 以深度学习为代表的智能故障诊断方法因其强大的特征提取能力成为学者们关注的焦点。Zhao 等^[4]提出一种基于深度卷积神经网络的故障诊断方法, 利用多层卷积池化组合直接从频域信号获取丰富的诊断知识。王晓琪等^[5]提出一种基于全局注意力残差收缩网络的故障诊断方法, 利用深度残差收缩网络提取监测数据中的故障特征, 同时引入阈值软化机制, 降低信号中噪声的影响, 提高了模型的抗干扰性。Huo 等^[6]提出一种基于多

注意力卷积神经网络与门控循环单元并行的故障诊断方法, 结合空间特征和时间特征进行诊断, 提高了模型的准确率。Huang 等^[7]提出一种基于权重共享胶囊网络的故障诊断方法, 通过一维卷积提取故障特征, 基于多层权重共享开发不同胶囊, 采用边际损失函数和动态路由算法对网络参数进行优化, 提高了模型的泛化性。Ding 等^[8]提出一种基于时频 Transformer 的故障诊断框架, 设计了标记器和编码模块, 提取监测数据的时频域特征。由于有足够的有标记样本, 这些方法取得了精准的诊断效果。然而, 在实际工业场景中, 收集大量有标记样本往往费时费力, 限制了上述方法的工程应用。

作为一种自监督学习方法, 对比学习使用无标记样本进行模型训练, 再通过有标记样本微调模型^[9], 从而减少对有标记样本的需求。李巍华等^[10]提出一种基于对称式对比学习的故障诊断方法, 将对称式自监督对比学习优化正负样本的对

收稿日期: 2024-12-13 修回日期: 2025-07-16 网络首发时间: 2026-03-13 10:09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(523B2100); 华中科技大学交叉研究支持计划(2024JCYJ028)

作者简介: 聂宇康, 男, 2001年生, 硕士。研究方向: 机械设备故障诊断。E-mail: nyk2022@hust.edu.cn

田忠殿, 男, 1982年生

吴军, 男, 1977年生, 博士, 教授。研究方向: 装备健康监测与诊断。E-mail: wuj@hust.edu.cn

*通信作者: 吴军

比损失函数作为优化目标, 从而提升网络学习判别特征的能力。Yang 等^[11]提出一种融合无监督图对比学习的故障诊断方法, 将频域信号作为输入并利用皮尔逊相关系数构建正图和负图, 最后使用图 Transformer 网络进行对比学习。Cui 等^[12]提出一种基于自注意力的对比学习故障诊断方法, 将基于自注意力的 Transformer 作为主干网络, 使用正样本进行对比学习实现无标记样本的特征提取。宋秋昱等^[13]提出一种基于自适应原型对比学习的故障诊断方法, 设计相对熵引导集中系数自适应优化的原型对比学习, 通过自监督域适应提取跨域迁移特征, 最后通过少量标签微调实现故障诊断。虽然上述模型能在少标记样本故障诊断任务时取得良好的性能, 但大多数模型往往只关注振动信号的空间特征, 忽略了信号的动态变化, 导致模型诊断性能下降。

为解决上述研究的局限性, 本文将提出一种基于对比学习和卷积自注意力网络 (contrastive learn-

ing and convolution transformer network, CL-CTN) 的故障诊断方法。该方法能揭示信号中隐藏的动态特征, 实现减速机的精准诊断。首先, 对原始监测数据进行数据增强, 构建相似样本对。接着, 通过特征提取器提取相似样本对的高维潜在特征。然后, 通过 Transformer 进行局部对比和全局对比, 通过交叉预测任务, 挖掘相似样本对的动态特征, 实现相似样本聚类。最后, 利用少标记样本引导聚类中心, 从而提高模型的诊断准确率。基于搭建的减速机故障模拟实验台, 验证所提出的 CL-CTN 方法的有效性, 并与现有的深度学习学习方法进行比较。同时, 探讨 CL-CTN 在不同数据增强方法、不同样本量下的诊断性能。

1 CL-CTN 网络框架

本文提出的 CL-CTN 框架如图 1 所示, 主要包括数据增强模块、特征提取模块、局部对比模块和全局对比模块。

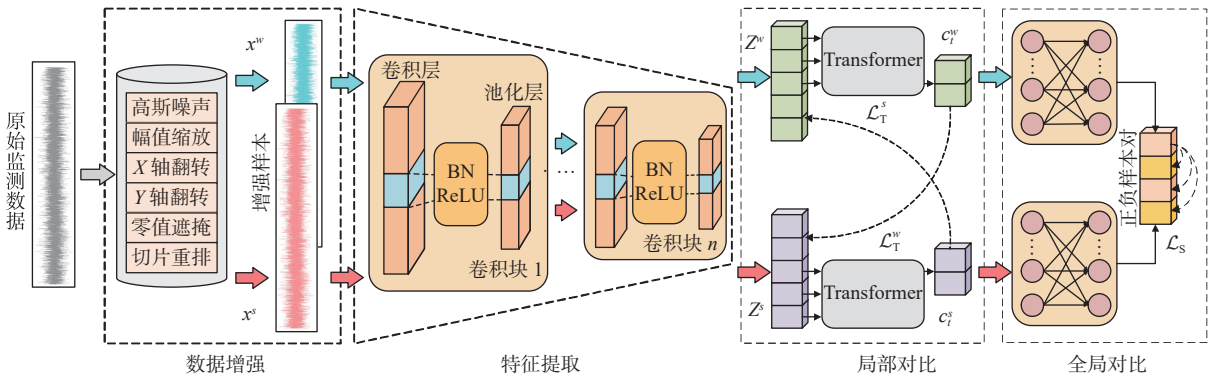


图 1 对比学习和卷积自注意力网络框架图

Fig. 1 Contrastive learning and convolution transformer network architecture

1.1 数据增强模块

数据增强模块采用增强方法将原始监测数据转化为增强样本, 构造相似样本对, 用于后续对比学习。本文所采用的数据增强方法主要包括噪声添加、幅值缩放、X轴翻转、Y轴翻转、零值遮掩、切片重排等。例如, 对于振动信号 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 其样本长度为 N , 数据增强后的信号为 $\hat{\mathbf{x}}$, 进行数据增强如下。

噪声添加: 在振动信号中添加服从高斯分布的噪声。噪声的长度和振动信号的长度相同, 噪声的强度由信噪比 (SNR) 决定, 其计算公式为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_n) \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为高斯噪声; $N(\cdot)$ 为正态分布; σ_n 为方差。

幅值缩放: 根据缩放因子对振动信号进行缩放, 其公式为

$$\hat{\mathbf{x}} = a\mathbf{x}, \quad a \in (1, 10) \quad (2)$$

式中, a 为缩放因子。

X轴翻转: 将振动信号沿 X 轴翻转, 即沿时间维度反转振动信号, 其计算公式为:

$$\hat{\mathbf{x}} = [x_n, \dots, x_2, x_1] \quad (3)$$

Y轴翻转: 将振动信号沿 Y 轴翻转, 即对振动信号幅值取负, 其公式为

$$\hat{\mathbf{x}} = [-x_1, -x_2, \dots, -x_n] \quad (4)$$

零值遮掩: 根据概率 p , 将一些振动信号幅值随机设为零。实际应用过程中, 可以通过 dropout 方法^[14]实现零值遮掩, 其公式为

$$\hat{\mathbf{x}} = \text{dropout}(\mathbf{x}) \quad (5)$$

切片重排: 将振动信号切分成随机数量的片段, 片段的数量最大为 M , 并随机排列组合成新

的信号。例如,当 M 取 3 时,其公式为

$$\hat{\mathbf{x}} = \text{concat}(\mathbf{x}[i:j], \mathbf{x}[j:l], \mathbf{x}[0:i]) \quad (6)$$

式中: $\text{concat}(\cdot)$ 为拼接操作; i, j 为索引下标, $i, j \in (0, N)$, 且 $i < j$ 。

1.2 特征提取模块

特征提取模块主要用于相似样本对的深层潜在特征提取。它是由多个卷积块组成,每个卷积块包括卷积层 f_{Conv} 、批量归一化层 f_{BN} 、激活函数层 f_{ReLU} 和池化层 f_{Pool} 。

卷积层通过卷积核对相似样本对进行卷积操作,实现特征提取,其计算过程可表示为

$$f_{\text{Conv}}(\mathbf{x}) = \mathbf{W} \otimes \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad (7)$$

式中: \mathbf{x} 为原始监测数据; \mathbf{W} 和 \mathbf{b} 分别为权重矩阵和偏置矩阵,决定了卷积核的参数,从而影响特征提取的效果; \otimes 为卷积计算。

批量归一化层用于减少网络内部协变量移位,加速网络训练,其计算过程为

$$f_{\text{BN}}(\mathbf{x}) = \gamma \frac{\mathbf{x} - E(f_{\text{Conv}}(\mathbf{x}))}{\sqrt{\sigma(f_{\text{Conv}}(\mathbf{x}))^2 + \varepsilon}} + \beta \quad (8)$$

式中: $E(\mathbf{x})$ 和 $\sigma(\mathbf{x})$ 分别为特征向量的均值和标准差; ε 为超参数,可保证分母大于 0,通常设为 10^{-5} ; γ, β 为可学习的拉伸参数和偏移参数,可调整数据分布。

激活函数层用于提高网络的非线性学习能力,其计算过程为

$$f_{\text{ReLU}}(\mathbf{x}) = \max(0, f_{\text{BN}}(f_{\text{Conv}}(\mathbf{x}))) \quad (9)$$

池化层通过对提取的特征下采样,减少计算量,缓解模型过拟合,提升模型鲁棒性,其计算过程为

$$f_{\text{Pool}}(\mathbf{x}) = \text{down}(f_{\text{ReLU}}(f_{\text{BN}}(f_{\text{Conv}}(\mathbf{x})))) \quad (10)$$

式中, $\text{down}(\cdot)$ 为下采样函数。

最终,相似样本对经过特征提取器输出的特征向量可表示为

$$\mathbf{Z} = f_{\text{Pool}}\{f_{\text{ReLU}}[f_{\text{BN}}(f_{\text{Conv}}(\mathbf{x}))]\} \quad (11)$$

式中, \mathbf{Z} 为输出的特征向量。

1.3 局部对比模块

局部对比模块通过自回归模型构造预测任务,如图 2 所示。此外,设计局部对比损失函数,挖掘相似样本对的动态特征。对于深层潜在特征 \mathbf{Z} , 自回归模型 f_{ar} 将前 t 个特征分量 $\mathbf{Z}_{\leq t}$ 映射到

类向量 $c_t = f_{\text{ar}}(\mathbf{Z}_{\leq t}), c_t \in \mathbf{R}^h, h$ 为类向量的维度。类向量 c_t 通过对数双线性函数对未来 K 个特征分量进行预测,其计算过程表示为

$$f_k(c_t) = \exp((W_k(c_t))^T \mathbf{Z}_{t+k}) \quad (12)$$

式中: $\exp(\cdot)$ 为指数函数; W_k 为线性层; \mathbf{Z}_{t+k} 为第 $t+k$ 个特征分量的实际值, $1 \leq k \leq K, K$ 为预测步长。

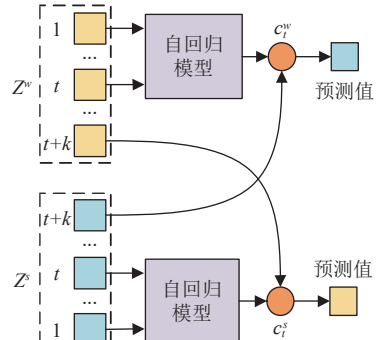


图 2 交叉预测任务

Fig. 2 Cross-prediction task

相似样本对经过自回归模型可得到两个类向量 c_t^s 和 c_t^w , 其中 s, w 为相似样本对。在预测任务中,类向量 c_t^s 用于预测 \mathbf{Z}_{t+k}^w , 类向量 c_t^w 则用于预测 \mathbf{Z}_{t+k}^s 。局部对比损失用于最小化同一样本的预测值和真实值之间的点积,同时最大化和同批次内其他样本真实值之间的点积。例如,同批次内的样本 \mathbf{x} 和 $\bar{\mathbf{x}}$ 经过数据增强模块和特征提取模块后得到的特征向量为 $\mathbf{Z}^w, \mathbf{Z}^s$ 和 $\bar{\mathbf{Z}}^w, \bar{\mathbf{Z}}^s$, 其第 $t+k$ 个特征分量经过交叉预测任务得到的预测值为 $f_k(c_t^s), f_k(c_t^w)$ 和 $f_k(\bar{c}_t^s), f_k(\bar{c}_t^w)$ 。对于预测值 $f_k(c_t^s)$, 局部对比损失用于最小化 $f_k(c_t^s)$ 和 \mathbf{Z}_{t+k}^w 之间的点积,最大化 $f_k(c_t^s)$ 和 \mathbf{Z}_{t+k}^s 之间的点积。同理可得 $f_k(c_t^w), f_k(\bar{c}_t^s), f_k(\bar{c}_t^w)$ 的局部对比损失。最终,对比损失函数 \mathcal{L}_T^s 和 \mathcal{L}_T^w 计算为

$$\mathcal{L}_T^s = -\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \log \frac{\exp((W_k(c_t^s))^T \mathbf{Z}_{t+k}^w)}{\sum_{\bar{\mathbf{Z}} \in B_{t,k}} \exp((W_k(c_t^s))^T \bar{\mathbf{Z}}_{t+k}^w)} \quad (13)$$

$$\mathcal{L}_T^w = -\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \log \frac{\exp((W_k(c_t^w))^T \mathbf{Z}_{t+k}^s)}{\sum_{\bar{\mathbf{Z}} \in B_{t,k}} \exp((W_k(c_t^w))^T \bar{\mathbf{Z}}_{t+k}^s)} \quad (14)$$

式中: $B_{t,k}$ 为同一批次其他样本; $\log(\cdot)$ 为对数函数。

在局部对比模块中,将 Transformer 作为自回归模型。Transformer 结构如图 3 所示,由 L 个相同的层结构,每个层结构包括多头注意力机制和前馈层 2 个子层。前馈层由 2 个全连接层组成,全连接层之间通过 ReLU 激活函数和 dropout 连接。为了在反向传播时梯度更稳定,多头注意力

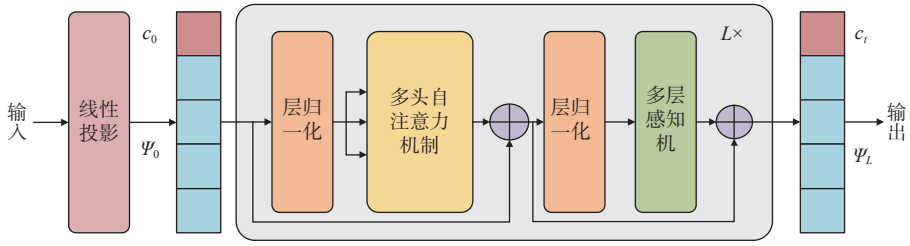


图3 Transformer 结构图

Fig. 3 Transformer model structure

机制和前馈层之间采用残差连接, 并对其进行层归一化。Transformer 首先通过线性投影层将输入特征映射到隐藏层, 计算过程表示为

$$\tilde{\mathbf{Z}} = W_{\text{Pro}}(\mathbf{Z}_{\text{in}}) \quad (15)$$

式中: $\tilde{\mathbf{Z}}$ 为隐藏层输出, $\tilde{\mathbf{Z}} \in \mathbf{R}^h$, h 为隐藏层维度; W_{Pro} 为线性投影层; \mathbf{Z}_{in} 为输入特征。

接着, 在隐藏层输出 $\tilde{\mathbf{Z}}$ 前添加一个可学习的类向量 c_0 , 使得输入特征变为 $\psi_0 = [c_0, \tilde{\mathbf{Z}}]$, 其中, 下标表示第一层的输入。将 ψ_0 输入到 Transformer 的层结构中可得到

$$\tilde{\psi}_l = \text{MultiHead}(\text{Norm}(\psi_{l-1})) + \psi_{l-1} \quad (16)$$

$$\psi_l = \text{MLP}(\text{Norm}(\tilde{\psi}_l)) + \tilde{\psi}_l \quad (17)$$

式中: $\tilde{\psi}_l$ 和 ψ_l 分别为多头注意力机制和前馈层的输出, $1 \leq l \leq L$; $\text{MultiHead}(\cdot)$ 为多头注意力机制; $\text{Norm}(\cdot)$ 为层归一化; $\text{MLP}(\cdot)$ 为多层感知机。

最终, 从输出的 ψ_L 中重新分离类标记 c_l , 即 $c_l = \psi_L^0$ 。类标记将用于全局对比模块中的输入。

1.4 全局对比模块

全局对比模块通过非线性投影头实现, 通过比较不同样本之间的相似性和差异性来学习数据的高维表示。具体来说, 同一批次的 B 个样本, 经过数据增强、特征提取器和局部对比后可得到 $2B$ 个类标记。在全局对比模块中, 将同一样本类标记视为正样本对, 不同样本间的类标记视为负样本对。对于类标记 c_l^i , 同一输入通过另外一种数据增强方式得到的类标记记为 c_l^j , (c_l^i, c_l^j) 为正样本对, c_l^i 与剩余 $2B-2$ 个类标记为负样本对。全局对比损失最大化正样本对之间的相似性, 最小化负样本对之间的相似性, 损失函数 \mathcal{L}_S 定义为

$$\mathcal{L}_S = - \sum_{l=1}^B \log \frac{\exp(\text{sim}(c_l^i, c_l^j)/\tau)}{\sum_{m=1}^{2B} \exp(\text{sim}(c_l^i, c_l^m)/\tau)} \quad (m \neq l) \quad (18)$$

$$\text{sim}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{\mathbf{u}^T \mathbf{v}}{\|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\|} \quad (19)$$

式中: $\text{sim}(\cdot)$ 为余弦相似度; \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 为特征向量; $\|\cdot\|$ 为 L_2 范数; τ 为温度系数, 可调节模型对困难样本的关注程度。

CL-CTN 在预训练过程中的对比损失包括局部对比损失和全局对比损失:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_T^s + \mathcal{L}_T^w + \mathcal{L}_S \quad (20)$$

式中, \mathcal{L} 为整体对比损失。

2 基于对比学习和卷积自注意力网络的故障诊断流程

基于 CL-CTN 的减速机故障诊断流程如图 4 所示, 主要由模型构建与预训练、模型微调、模型故障诊断 3 个部分组成。

模型构建与预训练主要包括以下 4 个步骤:

1) 收集减速机的振动信号, 构建无标记训练数据集 $D_u = \{x_i\}_{i=1}^N$, 其中 x_i 表示第 i 个样本。

2) 构建 CL-CTN 模型, 初始化模型权重参数, 设置模型超参数。样本长度 N 设置为 1024, 样本批次 B 设置为 64, 训练轮数设置为 80。特征提取器中, 卷积块数量设置为 3。局部对比模块中, 预测步长 K 设置为 10, Transformer 层结构数量 L 设置为 3, 多头注意力机制数量设置为 6。全局对比模块中, 温度系数 τ 设置为 0.2。

3) 对训练数据集 D_u 进行数据增强, 构建相似样本对, 将相似样本对输入模型并计算对比损失。采用 Adma 优化器对模型的参数进行迭代更新, 以最小化整体对比损失。在训练过程中, 模型最大迭代次数设置为 100, 学习率设置为 0.01。

4) 当模型达到预设的训练轮数后, 停止模型训练, 保存模型中特征提取器的权重参数。

模型微调主要包括以下 3 个步骤:

1) 收集减速机不同故障类型下的振动信号, 构建有标记训练数据集 $D_l = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中, x_i 为第 i 个样本, y_i 为故障类型。

2) 冻结 CL-CTN 模型中特征提取器的权重参数, 同时将多层感知机作为分类器。

3) 利用有标记训练数据集 D_l 对分类器进行

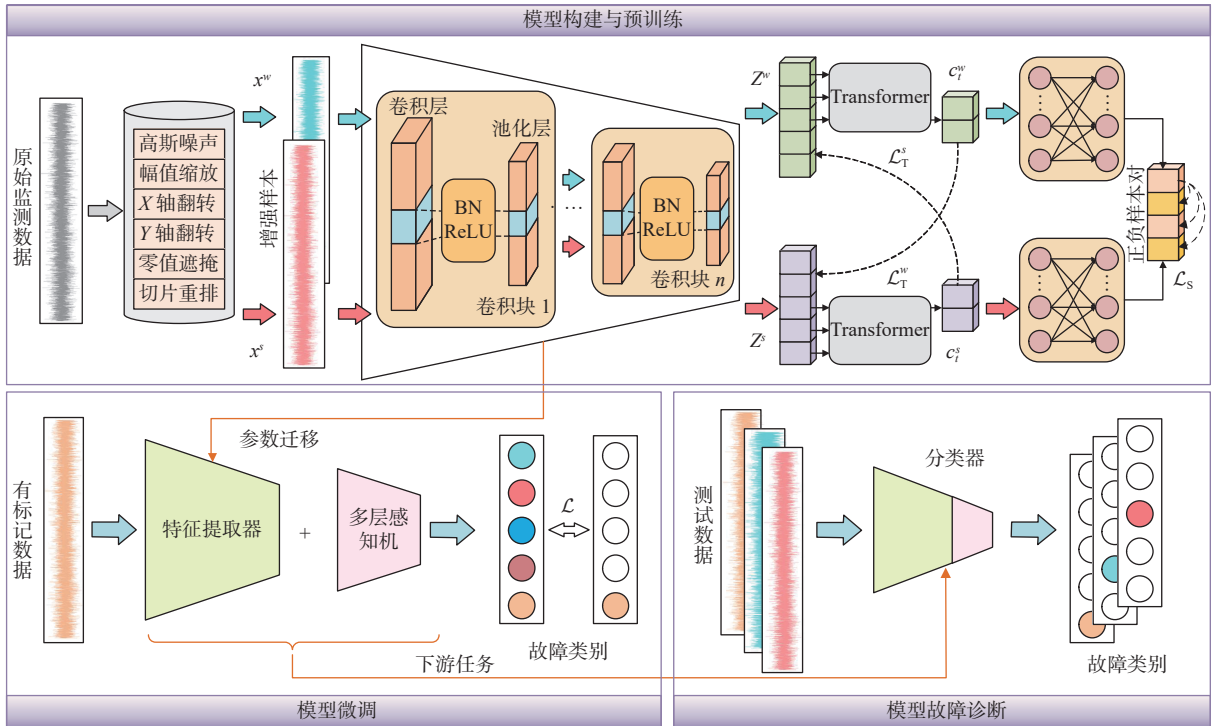


图4 基于对比学习和卷积自注意力网络的减速机故障诊断流程

Fig. 4 Fault diagnosis process based on contrastive learning and convolution transformer network

优化, 微调完成后保存特征提取器和分类器的权重参数。

模型故障诊断主要包括以下2个步骤:

- 1) 收集减速机运行时的振动信号, 构建测试集 $D_{test} = \{x_i\}_{i=1}^N$, 其中, x_i 表示第 i 个样本。
- 2) 将测试集输入特征提取器和分类器, 得到故障诊断结果。

3 实验分析与讨论

3.1 实验介绍

为验证所提出的方法的有效性, 搭建减速机故障模拟实验台。如图5所示, 该实验台主要由拖动电机、加载电机、正常减速机、故障减速机、轴承座等组成。其中, 拖动电机和加载电机为变频调速三相异步电动机, 基本参数为额定功率 11 kW、额定转速 1500 r/min、额定转矩 72 N·m。正常减速机和故障减速机为 ZLY112 减速机。在拖动电机外壳和故障减速机外壳安装采样频率为 20 kHz 的加速度传感器, 用于测量拖动电机 Y 方向加速度, 和故障减速机 X, Y, Z 方向加速度。实验采集的监测数据描述如表1所示。减速机故障台模拟了正常工况、3种单一故障和2种复合故障。单一故障包括点蚀、断齿和轴承外圈磨损, 复合故障包括点蚀与轴承外圈故障和断齿与轴承外圈故障。实验中, 每种故障模式收集 1000 个样本, 每个样本的长度为 1024。

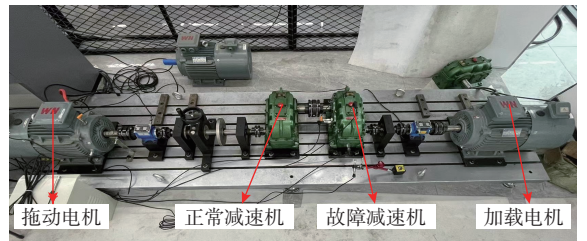


图5 减速机故障模拟实验台

Fig. 5 Fault simulation test bench of reducer

表1 监测数据描述

Table 1 Description of monitoring data

编号	故障类型	故障模式	转速/(r·min ⁻¹)	负载	信号长度
D1		正常	1000	0.4	1256000
D2		点蚀	1000	0.4	1256000
D3	单一故障	断齿	1000	0.4	1256000
D4		轴承外圈磨损	1000	0.4	1256000
D5	复合故障	点蚀+轴承外圈磨损	1000	0.4	1256000
D6		断齿+轴承外圈磨损	1000	0.4	1256000

3.2 故障诊断实验结果讨论

为探究 CL-CTN 的诊断性能, 本节将开展减速机 6 种故障模式下的诊断实验。实验中, 对比学习的一支分支采用切片重排和 X 轴翻转组合的数据增强方法, 另外一支分支采用 X 轴翻转和噪声添加组合的数据增强方法。同时, 训练集和测试集按照 7:3 划分, 其中训练集的 1% 为有标记样本, 剩余为无标记样本。图 6 展示了 CL-CTN

对 6 种故障模式的分类结果。图中, 横坐标表示模型预测标签, 纵坐标表示真实标签, 对角线网格表示模型分类正确的样本数量。从图中可知, CL-CTN 诊断准确率达到 98.38%, 其中, 点蚀(D2)、轴承外圈磨损(D4)、点蚀+轴承外圈磨损(D5)、断齿+轴承外圈磨损(D6)被完全诊断正确。

为进一步探究 CL-CTN 特征提取能力, 采用 t-随机邻近嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 对模型前后高维特征进行维数约简。图 7 展示了 t-SNE 对原始数据、预训练和微调特征提取器输出特征进行维数约简的结果。从图中可知, 原始监测数据难以分辨。经过预训练后, 原始监测数据开始聚集, 表明模型初步学习到故障模式的特征, 但是不同故障模式之间仍然存在一定混淆。经过微调优化后, 不同故障模式之间存在明显的决策边界, 表明模型能够更好地

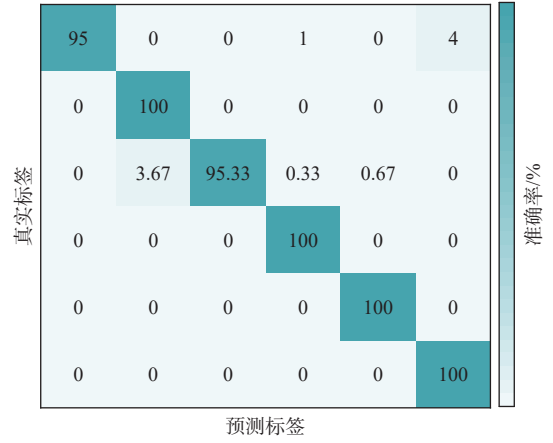


图 6 不同故障模式诊断结果

Fig. 6 Diagnostic results of different fault modes

地区分不同故障模式。因此, CL-CTN 可以通过预训练和微调逐步提高特征提取能力, 从而实现更高的准确率。

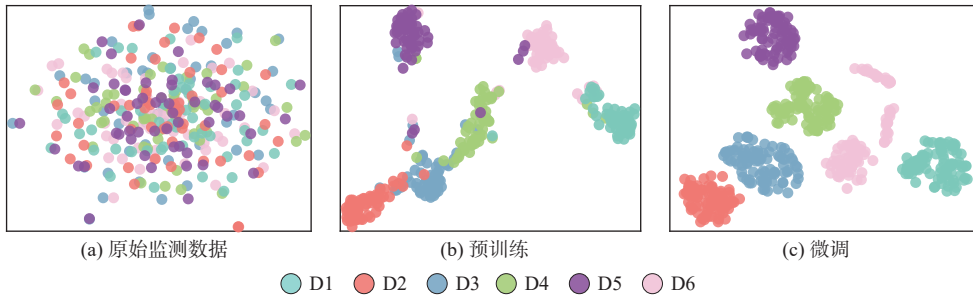


图 7 t-SNE 降维

Fig. 7 t-SNE dimensionality reduction

3.3 数据增强实验结果讨论

数据增强对提高对比学习泛化性至关重要, 通常组合 2 个数据增强方法往往比单个数据增强方法的效果更好^[15]。为了研究最有效的组合数据增强方法, 在 1.1 节中提到的数据增强方法下进行消融实验。实验中, 数据增强方法参数设置如表 2 所示, 并只数据增强对比学习的一个分支, 而另一分支不作处理。此外, 有标记样本和无标记样本设置同 3.2 节。

表 2 数据增强方法参数设置

Table 2 Parameters set in data augmentation methods

方法	参数	方法	参数
噪声添加	SNR = 6	零值遮掩	$p = 0.2$
幅值缩放	$a = 1.3$	切片重排	$M = 5$

图 8 展示了不同数据增强方法对模型性能的影响。图中, 对角线对应单个变换, 非对角线对应 2 个变换的排列和组合, 最后一列对应该行的平均值。从图中可知, 不同的数据增强方法故障诊断准确率都能达到 80% 以上。其中, X 轴翻转

和切片重排能获得较高的准确率, 噪声添加和 Y 轴翻转次之, 幅值缩放和零值遮掩相对较差。这是由于 X 轴翻转和切片重排具有更高的随机性, 能生成更多的相似样本, 因此准确率较高; 而幅值缩放生成相似样本规模较小, 零值遮掩则可能破坏信号的原始物理含义, 因此模型效果较

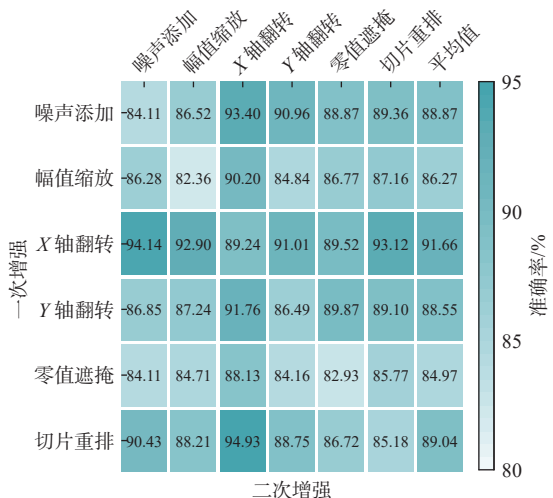


图 8 不同数据增强方法对比结果

Fig. 8 Comparison results of different data augmentation methods

差。组合数据增强方法相较于单一数据增强方法能学习到更好的特征表示,因此,诊断准确率更高。其中,切片重排和 X 轴翻转组合的数据增强方法最佳。

3.4 样本实验结果讨论

在对比学习中,无标记样本量决定了预训练结果的质量,有标记样本量决定微调结果的质量。因此,本节将通过样本实验,探究无标记样本量和有标记样本量对模型性能的影响。实验中,每种故障模式的无标记样本量设置为10, 20, 30, 40, 50, 100, 有标记样本量从1到10依次递增,共进行50组实验。同时,将剩余数据作为测试集,测试模型的诊断准确性。每组实验重复10次,取平均结果进行分析。

图9展示了样本量对所提出模型性能的影响,其中横坐标表示有标记样本量,纵坐标表示故障诊断准确率。从图9可知,当有标记样本量少于5时,随着无标记样本的增加,模型能够从预训练过程中学到鲁棒性更强的通用特征,从而提高诊断准确率。当无标记样本量少于20时,随着有标记样本的增加,模型能够更好地学习到特定的故障特征,模型准确率至少提高了12.03%。当无标记样本量超过50时,数据中的信息已被充分挖掘,模型性能提升趋于饱和,因此准确率提升缓慢。

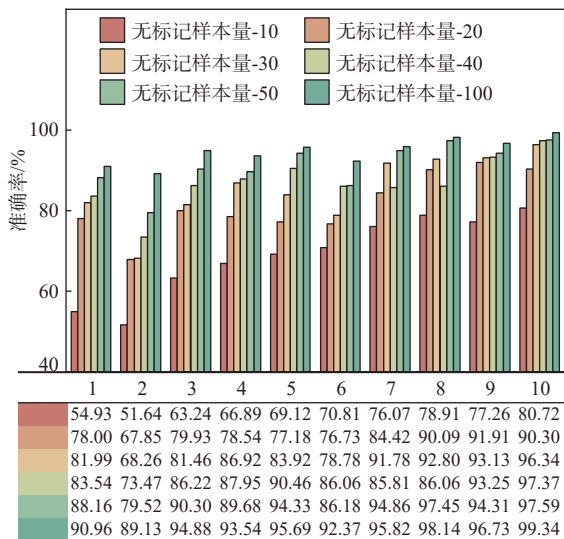


图9 样本量对模型性能影响

Fig. 9 Effect of sample size on model performance

3.5 对比实验结果讨论

为了进一步验证CL-CTN在故障诊断中的优越性能,与现有故障诊断方法进行对比实验。对比方法包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[16]、深度残差网络(deep residual net-

work, ResNet)^[17]、Transformer^[18]、动量对比(momentum contrast, MoCo)^[19]、CL-CTN-A和CL-CTN-B。其中,CNN, ResNet和Transformer为有监督的故障诊断方法,MoCo和CL-CTN-A以及CL-CTN-B为自监督的故障诊断方法。CL-CTN-A为缺少局部对比的CL-CTN方法,CL-CTN-B为缺少全局对比的CL-CTN方法。实验中,无标记样本量设置为50,有标记样本量为1, 5, 10, 20和50。

图10展示了所提出方法与现有故障诊断方法的对比结果,其中横坐标表示有标记样本量,纵坐标表示故障诊断准确率。从图10可知,模型的识别准确率都随有标记样本的增加而增加。当有标记样本到达20时,7种方法的诊断准确率都能达到82.88%以上。然而,当有标记样本量在1~10之间时,有监督的故障诊断方法在少标记样本下容易出现过拟合,自监督的故障诊断方法缺乏局部对比或全局对比,模型容易受到原始数据中动态特征的影响,导致准确率下降,而CL-CTN通过局部对比和全局对比能提高模型的鲁棒性。

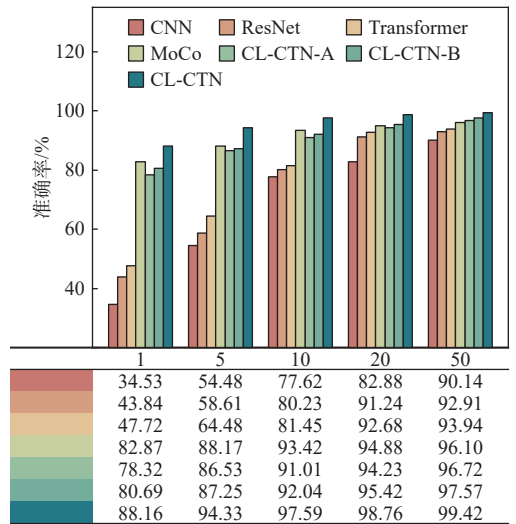


图10 不同方法的准确率

Fig. 10 Accuracy of different methods

4 结语

本文针对少标记样本场景下的减速机故障诊断问题,提出了一种基于CL-CTN的故障诊断方法。利用局部对比模块和全局对比模块,该方法可以有效地捕捉原始数据中的动态特征,提高模型的准确率。基于减速机故障模拟实验台,对所提出的方法进行了验证。结果表明,所提方法在少标记样本条件下的准确率达到98.38%,相比于现有方法,在诊断准确率上有一定幅度的提高。研究成果可为设备故障诊断提供技术支持,从而

降低维护成本,提高工业生产效率与安全性。需要注意的是,本文所提出的方法为黑箱模型,缺乏可解释性,后续研究将聚焦模型可解释性,推动故障诊断技术的创新发展。

参考文献:

- [1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94–104.
LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94–104 (in Chinese).
- [2] 朱仁杰,宋恩哲,姚崇,等. 强噪声背景下基于 CEEMDAN 与 BRECAN 的船舶电机故障诊断[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(2): 20–29.
ZHU R J, SONG E Z, YAO C, et al. Marine motor fault diagnosis based on CEEMDAN and BRECAN under strong noise conditions[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(2): 20–29 (in both Chinese and English).
- [3] ZHANG X L, CHEN W, WANG B J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using support vector machine with ant colony algorithm for synchronous feature selection and parameter optimization[J]. Neurocomputing, 2015, 167: 260–279.
- [4] ZHAO D Z, WANG T Y, CHU F L. Deep convolutional neural network based planet bearing fault classification[J]. Computers in Industry, 2019, 107: 59–66.
- [5] 王晓琪,吴轲,赵观辉,等. 基于全局注意力残差收缩网络的柱塞泵故障诊断方法[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(2): 39–46.
WANG X Q, WU K, ZHAO G H, et al. Fault diagnosis of piston pump based on global attention residual shrinkage network[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(2): 39–46 (in both Chinese and English).
- [6] HUO Z H, YANG X Y, ZHANG T, et al. Multi-attention parallel CNN-GRU fault diagnosis method for rolling bearing[C]//Proceedings of 2021 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision, and Safety for Technical Processes. Chengdu: IEEE, 2021: 1–6. DOI: 10.1109/SAFEPROCESS52771.2021.9693542.
- [7] HUANG R Y, LI J P, WANG S H, et al. A robust weight-shared capsule network for intelligent machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6466–6475.
- [8] DING Y F, JIA M P, MIAO Q H, et al. A novel time-frequency Transformer based on self-attention mechanism and its application in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108616.
- [9] PENG P, LU J X, TAO S T, et al. Progressively balanced supervised contrastive representation learning for long-tailed fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3506112.
- [10] 李巍华,何琛,陈祝云,等. 基于对称式对比学习的齿轮箱无监督故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 121–131.
LI W H, HE C, CHEN Z Y, et al. Unsupervised fault diagnosis of gearbox based on symmetrical contrast learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 121–131 (in Chinese).
- [11] YANG C Y, LIU J, ZHOU K B, et al. Semisupervised machine fault diagnosis fusing unsupervised graph contrastive learning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(8): 8644–8653.
- [12] CUI L, TIAN X C, WEI Q Z, et al. A self-attention based contrastive learning method for bearing fault diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 121645.
- [13] 宋秋昱,李学岗,江星星,等. 多通道数据融合的自适应原型对比学习智能诊断方法[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(10): 3860–3871.
SONG Q Y, LI X G, JIANG X X, et al. Multi-channel data fusion-based adaptive prototype contrastive learning intelligent diagnosis method[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(10): 3860–3871 (in Chinese).
- [14] 董绍江,李洋,梁天,等. 基于 CNN-BiLSTM 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 1009–1016. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2022.05.025.
DONG S J, LI Y, LIANG T, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on CNN-BiLSTM under variable working conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 1009–1016. DOI: 10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2022.05.025 (in Chinese).
- [15] WAN W Q, CHEN J L, ZHOU Z T, et al. Self-supervised simple Siamese framework for fault diagnosis of rotating machinery with unlabeled samples[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(5): 6380–6392.
- [16] 彭成,李玲玲,陈宇峰,等. 融合时空特征的滚动轴承多位置多类型故障诊断方法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(9): 3221–3231.
PENG C, LI L L, CHEN Y F, et al. Multi-position and multi-type fault diagnosis method of rolling bearing based on spatio-temporal features[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(9): 3221–3231 (in Chinese).
- [17] 陈仁祥,张晓,朱玉清,等. 基于深度残差收缩迁移网络的复杂工况下滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2024, 43(3): 194–200.
CHEN R X, ZHANG X, ZHU Y Q, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under complex operating conditions based on deep residual shrinkage transfer network[J]. Jour-

- nal of Vibration and Shock, 2024, 43(3): 194–200 (in Chinese).
- [18] ZHU Y Y, XIE B, WANG A Q, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox under limited labeled data through temporal predictive and similarity contrast learning embedded with self-attention mechanism[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 245: 123080.
- [19] HE K M, FAN H Q, WU Y X, et al. Momentum contrast for unsupervised visual representation learning[C]// Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 9726–9735. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.00975.

Fault diagnosis method for reducers based on contrastive learning and convolution transformer networks with few labeled samples

NIE Yukang¹, TIAN Zhongdian², SHU Qiming¹, ZHANG Heng¹, WU Jun¹

1 School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

2 Shanghai Marine Equipment Research Institute, Shanghai 200031, China

Abstract: [**Objectives**] To address the challenge of low fault diagnosis accuracy in traditional neural networks with few labeled samples, a method based on contrastive learning and convolution transformer network is proposed. [**Methods**] First, raw monitoring data are transformed into similar sample pairs by data augmentation. These similar sample pairs are then mapped to a deep feature space by a feature extractor. A transformer network is utilized to design cross-prediction tasks for both local and global comparisons, facilitating the clustering of data with the same fault type by comparing the intrinsic similarity between the same batches of data. Finally, the downstream classification network is trained with few labeled samples to improve the diagnostic performance of the proposed model. [**Results**] The effectiveness of the proposed method is validated using a self-built reducer test rig. The results show that accuracy of the proposed method reaches 98.38% with few labeled samples, showing significant advantages over existing methods. [**Conclusions**] The research results can provide the key technology for fault diagnosis of industrial equipment with few labeled samples, contributing to the advancement of intelligent manufacturing.

Key words: reducer; failure analysis; fault diagnosis; contrastive learning; data augmentation