

基于通道拆分CLAHE和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断

黄晓玲, 张德平

引用本文

黄晓玲, 张德平. 基于通道拆分CLAHE和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211100122-7.

HUANG Xiao-ling, ZHANG De-ping. Fault Diagnosis Based on Channel Splitting CLAHE and Adaptive Threshold Residual Network Under Variable Operating Conditions [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211100122-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于FWA-PSO-MSVM的船舶区域配电电力系统故障诊断

Fault Diagnosis of Shipboard Zonal Distribution Power System Based on FWA-PSO-MSVM
计算机科学, 2022, 49(11A): 210800209-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800209>

结合深度学习与改进的极限学习机的集成学习胸腺瘤CT图像预测方法

Thymoma CT Image Prediction Method Based on Deep Learning and Improved Extreme Learning Machine Ensemble Learning
计算机科学, 2022, 49(11A): 211200097-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200097>

基于多尺度双注意力的人体姿态估计方法研究

Study on Human Pose Estimation Based on Multiscale Dual Attention
计算机科学, 2022, 49(11A): 220100057-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100057>

基于残差网络和循环神经网络混合模型的应用层协议识别方法

Application Layer Protocol Recognition Based on Residual Network and Recurrent Neural Network
计算机科学, 2022, 49(11): 293-301. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800252>

基于多尺度记忆残差网络的网络流量异常检测模型

Network Traffic Anomaly Detection Method Based on Multi-scale Memory Residual Network
计算机科学, 2022, 49(8): 314-322. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200011>

基于通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断

黄晓玲 张德平

南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 211000
(1192389202@qq.com)

摘要 基于深度学习的故障诊断方法在大数据发展的推动下逐渐成为近年来故障诊断领域的研究热点。但是在真实的工业领域,深度学习故障诊断仍存在两点局限性:1)早期故障特征微弱,故障信息提取不足;2)变工况下收集的故障数据分布不一致。这两点导致深度学习故障诊断存在故障识别率低、域适应性差的问题。为解决上述问题,提出了一种基于通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断方法(FEResNet)。该方法从增强重要特征、删除冗余特征两个角度出发,首先对故障信号做 Morlet 小波变换,挖掘变工况下振动信号隐含的判别性时频信息;然后设计通道拆分的 CLAHE 方法,提高时频图的对比度和清晰度,增强故障特征;最后将特征增强后的时频图输入到设计的自适应阈值残差网络中进行训练,删除冗余特征。在 CWRU 数据集上的实验结果表明,该方法在同工况下的预测精度高达 100%,在变工况下的平均预测精度高达 99.03%,域适应性强。

关键词:故障诊断;小波变换;CLAHE;残差网络;特征增强

中图法分类号 TP391.9

Fault Diagnosis Based on Channel Splitting CLAHE and Adaptive Threshold Residual Network Under Variable Operating Conditions

HUANG Xiao-ling and ZHANG De-ping

College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211000, China

Abstract Driven by the development of big data, fault diagnosis method based on deep learning has gradually become a research hotspot in the field of fault diagnosis in recent years. However, in the real industrial field, deep learning fault diagnosis still has two limitations: 1) Early fault features are weak and fault information extraction is insufficient. 2) The distribution of fault data collected under variable conditions is inconsistent. The two points lead to the problems of low fault recognition rate and poor domain adaptability in deep learning fault diagnosis. In order to solve the problems above, a fault diagnosis method based on channel splitting CLAHE and adaptive threshold residual network (FEResNet) under variable operating conditions is proposed, which starts from the two perspectives of enhancing important features and deleting redundant features. Firstly, Morlet wavelet transform is employed for excavating discriminative time-frequency information hidden in vibration signals under variable operation conditions. Then, CLAHE with channel splitting is designed to improve the contrast and clarity of the time-frequency diagram to enhance fault information. Finally, the time-frequency diagram after feature enhancement is input to the designed adaptive threshold residual network to remove redundant features. Experimental results on CWRU dataset show that the prediction accuracy of the proposed method under the same working condition is up to 100%, the average prediction accuracy under different working conditions is up to 99.03%, and the domain adaptability is strong.

Keywords Fault diagnosis, Wavelet transform, CLAHE, Residual network, Feature enhancement

1 引言

故障诊断与预测技术是一项多学科交织的综合性技术,该技术涉及到繁琐的数据收集和数据处理,通过分析设备相关性能指标,提取数据中的重要特征,定位设备异常情况,对零件状态进行精确判断来确定是否需要和设备提前检修。最初,故障诊断需要有经验丰富的专家对故障设备进行人工判断。大数据时代以来,传感器的出现和人工智能技术的蓬勃发展推动故障诊断从原始人工诊断阶段转向智能化诊断

阶段,实现了质的飞跃。多年来,通过研究人员和工程师的智慧和努力,已经开发出多种方法来进行机械故障诊断。根据诊断方法及过程的不同,现有的故障诊断方法可分成三大类别:基于物理模型的故障诊断,基于传统机器学习的故障诊断和基于深度学习的故障诊断^[1]。

基于物理模型的故障诊断依赖人工设计的数学模型来分析故障^[2]。Li 等^[3]通过在确定性缺陷传播率模型中建立对数正态随机变量来建立随机缺陷传播模型;Oppenheimer 等^[4]提出了一种基于物理学的方法,使用集成的观察和寿命

基金项目:国防基础科研基金项目(JCKY2020605C003)

This work was supported by the National Basic Research Program(JCKY2020605C003).

通信作者:张德平(depingshang@163.com)

模型进行诊断和预测;Yu等^[5]着重于为混合系统开发基于模型的预测框架,提出了动态故障隔离方案以改进预测任务。但是基于物理模型的故障诊断方法受限于特定的对象,效率低下,推广性差。

基于传统机器学习的故障诊断依赖设备运行积累的历史数据和在线数据进行故障分析。Achmad等^[6]使用支持向量机进行机器状态监视和故障诊断;Muralidharan等^[7]利用朴素贝叶斯算法和贝叶斯网络算法,从离心泵部件的振动信号中提取出离散小波特征进行故障诊断;Malhi等^[8]提出了一种基于主成分分析方法的特征选择方案来确定轴承缺陷的严重程度,评估机器健康。但是基于机器学习的故障诊断模型结构较浅,很难有效挖掘出高维特征,对模型性能的提升有限。

基于深度学习的故障诊断方法一定程度上摆脱了对专家经验的严重依赖,可以端到端地从原始数据中自动提取内部信息,具备出色的故障分类与诊断能力。Liu等^[9]将分区裁剪后的轴承原始振动信号作为特征学习空间并行输入到一维卷积神经网络中,构建轴承健康状态判别模型。Wei等^[10]将一维信号重构为二维图像格式输入到二维卷积神经网络中,完成了滚动轴承故障的分类诊断。但是深度学习也存在局限性:网络深度的增加会带来许多优化相关的问题,如梯度爆炸、梯度消失等。深度残差网络^[11](Residual Network, ResNet)的提出有效缓解了深度神经网络模型增加层数后带来的退化问题。Wen等^[12]结合迁移学习,把一维时域故障信号转化成RGB的三通道图像,输入到拥有51个卷积层的TCNN(ResNet-50)中进行故障分类。Zhang等^[13]在残差神经网络中加入通道空间注意力机制,对电梯故障进行有效诊断。

典型的深度学习任务以训练集和测试集具有一致的分布为假设前提^[14],但是在真实的生活场景中,测试集和训练集的分布差异会影响模型的诊断结果。尤其在工业故障诊断领域,大型机械设备运行规模庞大,工业环境复杂,深度学习要想应用到该领域,必须具有良好的域适应能力,能够在动态变化的工作状况下实现高精度的故障诊断。上述提到的许多研究都集中关注同种工况下模型的诊断能力,忽略了不同操作条件对数据内部表示的重要影响,难以学习到数据内部通用的知识,导致“模型退化”,即某个工况下训练好的模型在另一工况获取的数据上测试性能下降。

针对当前研究中深度学习故障诊断模型在域适应上的局限性,即故障信息提取不足和变工况故障识别率低下,本文从增强重要特征、删除冗余特征两个角度出发,提出了一种基于通道拆分CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断模型,本文贡献如下:

(1)针对早期故障特征不明显、变工况下故障数据分布差异大的问题,提出基于Morlet小波的变换方法,将非平稳一维时域信号转换为二维时频图,充分提取原始信号中隐含的时频信息,捕获变工况下设备故障状态的固有模式。

(2)针对彩色时频图对比度差、饱和度低、图像整体偏暗且CLAHE方法在时频图上特征增强效果不佳的问题,提出基于通道拆分的CLAHE方法,有效提高了图像对比度,丰富了图像细节,增强了故障特征,改善了输入时频图的质量。

(3)针对冗余特征会降低模型分类准确率的问题,设计了

一种自适应阈值残差网络结构,在残差网络中加入自适应阈值学习机制,对特征软阈值化,消除冗余特征影响,提高模型分类能力。

2 FEResNet 模型

2.1 变工况故障诊断框架

本文提出的FEResNet故障诊断算法框架如图1所示。

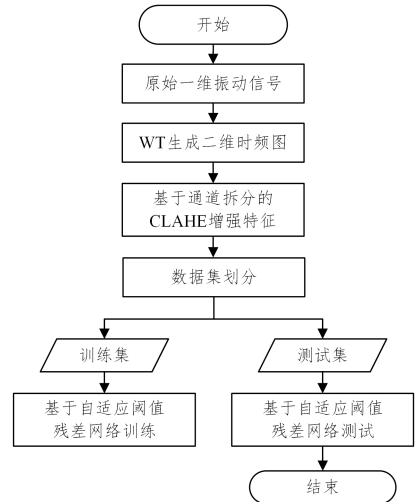


图1 FEResNet故障诊断算法框架

Fig. 1 Fault diagnosis framework based on FEResNet

整个故障诊断流程可以分为以下步骤:

(1)对原始一维振动信号实施基于Morlet的小波变换,获得二维时频图。

(2)对小波变换后的二维时频图执行基于通道拆分的CLAHE,改善时频图对比度,使图片的纹理和细节更加清晰,提高网络输入数据质量。

(3)将特征增强后的时频图输入到设计的自适应阈值残差网络中进行训练。

(4)将训练完毕的模型在测试集上测试,评估故障诊断结果。

2.2 基于Morlet的小波变换时频图像转换方法

故障诊断特征提取技术可以分为3类:时域分析、频域分析和时频分析^[15]。对于实际工业环境中的非平稳振动信号,单方面的时域分析和频域分析无法体现特征随时间的变化情况,不足以区分故障。时频分析可以提供时间和频率的联合分布,更好地处理非平稳信号。小波变换方法用有限长会衰减的小波基代替了无限长的三角函数基,既保留了短时傅里叶变换的局部化思想,又克服了其固定窗函数无法满足非稳态信号变频率的缺陷,能够聚焦到信号的任意细节,是进行时频分析的理想工具。

小波变换可以表示为信号与小波基函数的卷积。在小波变换的过程中,小波基函数的选择与特征提取的成功与否、信号处理的质量密切相关,直接影响到信号的处理结果。因此,选取适合的小波基函数尤为重要。对于脉冲信号,如果信号的波形类似于所选小波基函数的形状,则与小波基函数波形相似的信号特性会被放大,不相似的信号特性会受到抑制。小波基函数与脉冲信号的相似程度决定了最终提取到的故障特征的数量与质量。

非正交的小波函数获得的小波振幅是平滑且连续的,十分适用于对时间序列的处理和分析。Morlet 小波是高斯包络下的单频率副正弦函数,有非正交性,在包含更多振动信号的同时能很好地平衡时间与频率的局部化^[16]。Liang 等^[17]指出,Morlet 小波基函数在小波变换中能有效提取脉冲信号的故障特征信息,可以作为小波变换的最佳小波基函数。因此,本文选取 Morlet 小波基函数实施小波变换。

Morlet 小波基函数的表达式如下:

$$\varphi(t) = \exp(i\omega_0 t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (1)$$

基于 Morlet 的小波变换时频图像转换方法首先对基本 Morlet 小波函数进行平移,距离为 b 。然后以不同的尺度 a 为基础,与待分析的时间序列信号 $x(t)$ 作内积,基本公式如下:

$$W_\varphi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \varphi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, a > 0 \quad (2)$$

其中, $x(t)$ 表示给定的时间序列; φ 表示母小波, φ^* 是 φ 的复共轭; a 表示尺度因子,对基本小波函数 $\varphi(t)$ 做拉伸或压缩; b 表示位移因子。Morlet 小波变换的具体步骤如下:

(1) 基本 Morlet 小波 $\varphi(t)$ 与待分析信号 $x(t)$ 的开始部分作内积,计算内积后得到的小波系数 C 。 C 用来衡量这部分信号和小波的相似度, C 的值越大,代表该时刻信号与小波的函数波形越接近。

(2) 将基本 Morlet 小波 $\varphi(t)$ 向右平移 b 个单位长度,即 $\varphi(t-b)$,重复步骤(1),直至待分析信号 $x(t)$ 分析完毕。

(3) 对基本 Morlet 小波 $\varphi(t)$ 进行扩展,变为 $\varphi\left(\frac{t}{2}\right)$,重复步骤(1)和步骤(2)。

(4) 对基本 Morlet 小波 $\varphi(t)$ 持续进行扩展,重复步骤(1)一步骤(3)。

2.3 基于通道拆分的 CLAHE

在时频图生成和变换过程中,由于噪声等因素影响,导致时频图的特征被淹没,图像质量下降。时频图作为一种特殊的图像,可以采用图像增强技术丰富图像特征,增加图像细节,改善图像质量。作为经典的图像增强技术之一,直方图均衡化操作简便且成效显著。直方图均衡化通过改变图像的直方图,将其变成近似均匀分布,增强图像对比度。高对比度能够提高图像的清晰度和完整度,更好地突出图像的细节部分,丰富图片的特征表示。

设一副图像的像素总个数为 n ,灰度级为 L 。直方图均衡化的实现过程可分为以下 4 步。

(1) 统计每一个灰度级对应拥有的像素个数。

记 n_k 代表在第 k 个灰度级下的像素个数, $k=0,1,2,\dots,L-1$ 。

(2) 计算灰度频率。

第 k 个灰度级出现的概率为:

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (0 \leq r_k \leq 1, k=0,1,L,\dots,L-1) \quad (3)$$

(3) 计算累计分布函数,即新的灰度级变换函数。

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (0 \leq r_k \leq 1, k=0,1,L,\dots,L-1) \quad (4)$$

(4) 计算累计分布函数,即新的灰度级变换函数。将归一化

的 s_k 乘以 $L-1$,四舍五入,保持变换后图像的灰度级与原始图像统一。

对比度受限的自适应直方图均衡化^[18] (CLAHE)以直方图均衡化为理论基础,将图像分割成若干小的子图块,以限制子块对比度为前提,用双线性插值法对每个子块进行直方图均衡化,不仅能有效改善图像的局部对比度,还大大提升了计算效率。对本文所用方法生成的彩色时频图而言,无法直接将灰度图作为对象的 CLAHE 应用于此。Zhang 等^[19]提出了一种基于 HSI 的 CLAHE,首先将 RGB 图像转换到 HSI 空间中,然后单独在亮度通道上进行 CLAHE,最后转换回 RGB 格式。但是该方法在颜色种类单调的时频图上效果不明显,无法有效增强图像对比度。考虑到彩色图像有 3 个通道,灰度图像的直方图均衡化是针对单通道变换,本文提出了一种基于通道拆分的 CLAHE 方法(CS_CLAHE)。如图 2 所示,将彩色图像分解成 R、G、B 3 个通道,分别对每个通道执行 CLAHE,最后合并通道。该方法省去了图像空间转换的过程,实现简单,执行效率高,并且转换后的时频图对比度能得到很大改善。

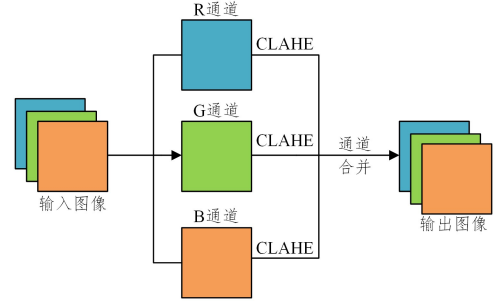


图 2 基于通道拆分的 CLAHE

Fig. 2 CLAHE based on channel splitting

基于通道拆分的 CLAHE 算法伪代码如算法 1 所示。

算法 1 通道拆分的 CLAHE 算法

输入:原图像集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$

输出:增强图像集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$

1. for all $x_i \in X$ do
2. 将彩色图像分解成 3 个通道 $b, g, r = \text{split}(x_i)$
3. 对 B 通道单独执行 CLAHE 算法 $b = \text{CLAHE}(b)$
4. 对 G 通道单独执行 CLAHE 算法 $g = \text{CLAHE}(g)$
5. 对 R 通道单独执行 CLAHE 算法 $r = \text{CLAHE}(r)$
6. 将 3 个通道重新融合成新的三通道图像 $y_i = \text{merge}(b, g, r)$
7. end for

2.4 基于自适应阈值的残差网络模型

为了减少时频图中不重要特征的影响,设计了一种基于自适应阈值的残差网络模型。该模型引入深度残差网络结构,并且在残差块中嵌入软阈值函数,删除不重要的冗余特征。软阈值函数如下:

$$y = \begin{cases} x - \tau, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ x + \tau, & x < -\tau \end{cases} \quad (5)$$

其中, x 表示输入特征; y 表示输出特征; τ 表示阈值,为正数。与 ReLU 激活函数不同,软阈值函数可以将有用的负特征保留下来,而不是直接把负特征置为 0。对软阈值函数求导,可得:

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} 1, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ 1, & x < -\tau \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)可知,输出对输入的导数为 0 或 1,说明利用该函数能有效防止梯度消失和爆炸问题。

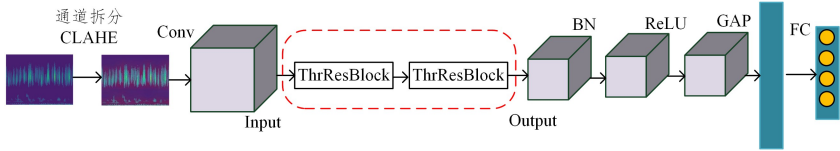


图 3 基于自适应阈值的残差网络整体结构

Fig. 3 Overall structure of residual network based on adaptive threshold

表 1 为滚动轴承数据集的具体描述。数据集 A 为在转速 1772 RPM、负载 1 马力下收集的振动信号,数据集 B 为在转速 1750 RPM、负载 2 马力下收集的振动信号,数据集 C 为在转速 1730 RPM、负载 3 马力下收集的振动信号。

表 1 数据集描述

Table 1 Dataset description

Dataset	Speed /(r/min)	Load /hp
A	1772	1
B	1750	2
C	1730	3

本文实验以 1 200 个点为一个故障样本,每种故障选择 600 个样本,4 种故障类型共有 2 400 个样本。对每个样本作 Morlet 连续小波变换得到时频图。划分训练集、验证集、测试集的比例为 8:1:1。模型训练的参数设置如表 2 所列。

表 2 参数设置

Table 2 Parameter settings

Parameter name	Parameter description
Epoch	400
Batch size	128
Optimizer	Adam
Learning rate	0.001
Loss function	Categorical_crossentropy

本文实验在 Windows 10 64 位操作系统进行,运行内存为 16GB,处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-9750H CPU。实验所用深度学习框架为 TensorFlow 和 Keras,语言为 Python3.6。

3.2 基于通道拆分 CLAHE 的时频图效果分析

经 Morlet 小波变换得到的时频图,横坐标含义是时间,单位为 t/s,纵坐标含义是频率,单位为 f/Hz。为了便于将时频图作为图像输入到神经网络,在生成时频图时隐藏了横纵坐标并去除了图像周围的白色背景区域,只保留单纯的时频信息。得到时频图后,对时频图做基于通道拆分的 CLAHE 特征增强。为了说明基于通道拆分的 CLAHE 的效果,本文选择了 4 个在 1hp 电动机负载下的不同类别样本进行分析,包括:一个正常状态的样本、一个内圈故障的样本、一个滚动体故障和一个外圈故障的样本。

图 5 从左到右依次展示了未执行 CLAHE 的时频图像(no_CLAHE)、执行了基于图像转换的 CLAHE 的时频图像(HSI_CLAHE)和执行了基于通道拆分的 CLAHE(CS_CLAHE)的时频图像的效果。图 5(a)一图 5(c)是滚动体故障时频图,图 5(d)一图 5(f)是外圈故障时频图,图 5(g)一图 5(i)是内故障时频图,图 5(j)一图 5(l)是正常状态时频图。

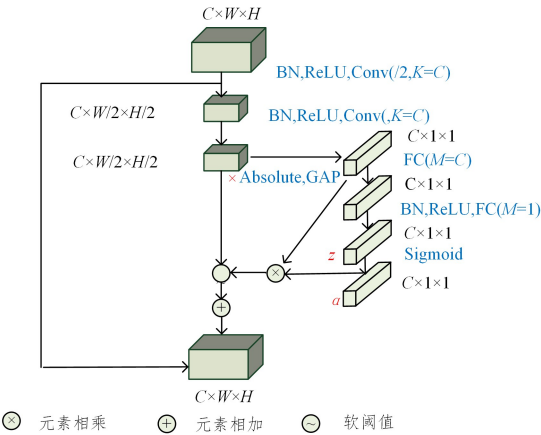


图 4 ThrResBlock 结构

Fig. 4 Structure of ThrResBlock

如图 4 所示,输入 C, W, H 分别表示特征图的通道、宽度、高度。 K 表示通道的个数, M 表示全连接层的输出维度。

首先,特征图经过两个卷积层后,对输出特征 x 的平均值实施全局平均池化操作得到一维向量。然后,该一维向量经过两个全连接层得到输出 z , z 经过 Sigmoid 激活函数后得到缩放系数 $\alpha_c, \alpha_c \in [0, 1]$ 。

$$\alpha_c = \frac{1}{1 + e^{-z_c}} \quad (7)$$

其中, z_c 是第 c 个神经元的特征, α_c 是第 c 个缩放系数。最后,计算阈值:

$$\tau_c = \alpha_c \cdot \text{average} |x_{i,j,c}| \quad (8)$$

其中, τ_c 是第 c 个通道的阈值, i, j, k 分别是特征图 x 的宽度、高度和通道的索引。ThrResBlock 保证了特征图的每个通道都对应一个特定的阈值,并且该阈值是可训练的,具有自适应性。

3 实验分析

3.1 实验数据集与参数设置

凯斯西储大学(CWRU)轴承故障诊断数据集^[20]是最受欢迎的机械故障诊断数据集之一。原始实验数据凯斯西储大学(CWRU)轴承数据中心以 12 kHz 的采样频率从电机驱动机械系统的加速度计获得。轴承一共有 4 种状态:正常、球形故障、内圈故障和外圈故障。每种故障类型的断层直径分别为 0.007 英寸、0.014 英寸和 0.021 英寸。为了更好地研究旋转机械的早期故障检测,本文选取断层直径最小(0.007 英寸)的 4 种故障信号进行实验验证。

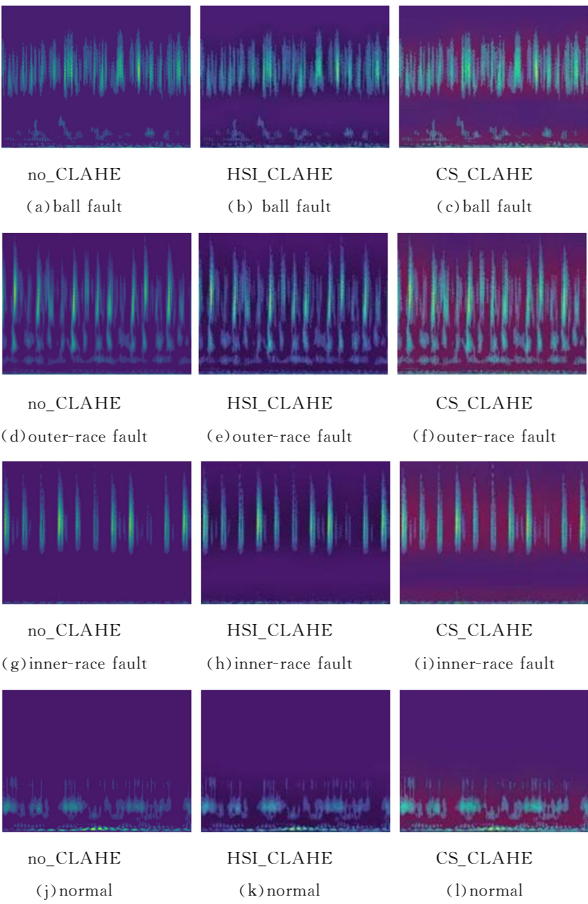


图 5 不同图像增强算法对比

Fig. 5 Comparison of different image enhancement algorithms

从图 5 可以直观看出,与未执行 CLAHE 和执行基于通道转换的 CLAHE 的图像相比,本文提出的基于通道拆分的 CLAHE 使图像整体的亮度和对比度有了很大提升,原图像模糊的边缘部分变得更加明晰,判别性特征更加显著。

为了进一步验证本文提出的基于通道拆分的 CLAHE 算法的有效性,用均值、标准差、图像信息熵、清晰度指标评价图像的质量。均值反映了图像的亮度,均值越大,图像亮度越高。标准差反映了图像像素值与均值的离散程度,标准差越大,图像质量越好。信息熵反映了图像平均信息量,信息熵越大,图像细节信息越丰富。随机选取 1hp 下 4 种故障类型的时频图进行计算,每种故障 50 张,共有 200 张。表 3 列出了不同图像增强算法的指标评价平均值。

表 3 不同图像增强算法评价

Table 3 Evaluation of different image enhancement algorithms

Algorithm	Mean	Standard deviation	Entropy	Clarity
no_CLAHE	74.41	35.56	2.94	168.46
HSI_CLAHE	72.31	37.96	4.57	586.68
CS_CLAHE	84.13	38.22	4.42	613.36

由表 3 可知,采用基于通道拆分的 CLAHE 方法后,图像的均值、标准差、信息熵、清晰度相比未执行 CLAHE 方法的原始图像均得到了提升,在图像信息熵和清晰度这两个指标上提升的幅度较大。基于图像转换的 CLAHE 方法在均值上没有提升,反而略有下降。基于通道拆分的 CLAHE 方法在图像上计算出的均值、标准差、清晰度都比基于图像转换的

CLAHE 方法高,图像信息熵相差不大。总的来说,基于通道拆分的 CLAHE 方法比基于图像转换的 CLAHE 方法更能有效改善图片质量,增加图片特征信息。

3.3 单一/变工况对比分析

为了验证本文提出的方法的有效性,将其与 WDC-NN^[21],TICNN^[22] 和 LeNet-5^[23] 网络在同一实验环境下进行单一工况、变工况对比分析。表 4 列出了不同模型在单一工况下的准确率对比。

表 4 单一工况结果对比

Table 4 Comparison of results under single working condition

(单位:%)				
Algorithm	Dataset A	Dataset B	Dataset C	Average
WDCNN	100	95.42	97.08	97.5
TICNN	97.92	97.08	94.99	96.66
LeNet-5	100	100	99.58	99.86
FEResNet	100	100	100	100

从表 4 可以看出,单一工况条件下,WDCNN,TICNN 和 LeNet-5 网络均能达到 95% 以上的准确率。本文方法达到了 100% 的准确率,比 WDCNN 提高了 2.50%,比 TICNN 提高了 3.34%,比 LeNet-5 提高了 0.14%。实验结果说明了本文提出的方法在单工况条件下表现极佳。

表 5 为变工况下域适应方案设置的具体描述。其中,源域指打上标签的训练数据,目标域指未打上标签的测试数据。根据不同域的组合,共有 6 种域适应方案设置。

表 5 域适应方案设置

Table 5 Scheme setting for domain adaptation

Source domain	Target domain	
Training set A	Testing set B	Testing set C
Training set B	Testing set A	Testing set C
Training set C	Testing set A	Testing set B

表 6 列出了变工况下,模型在数据集 A,B,C 的 6 种域适应方案上对滚动轴承故障分类准确率的对比。

表 6 变工况结果对比

Table 6 Comparison of results under variable working conditions

(单位:%)				
Scenario setting	WDCNN	TICNN	LeNet-5	FEResNet
A→B	97.92	95.83	92.50	100
A→C	97.50	94.99	73.33	99.58
B→A	97.50	97.50	95.42	100
B→C	93.75	94.17	100	100
C→A	94.58	93.33	97.5	99.58
C→B	91.67	95.42	100	100
Average	95.49	95.21	93.12	99.86

从表 6 可以看出,在不同的工作条件下,WDCNN,TIC-NN 和 LeNet-5 网络的平均准确率达到 90% 以上。但受变工况操作状态的影响,其精度与在单一工况下相比有所下降。本文提出的方法平均准确率能达到 99% 以上,比 WDCNN 提高了 4.37%,比 TICNN 提高了 4.65%,比 LeNet-5 提高了 6.74%,在不同的工作条件下,展现出了强大的域适应性。

为了进一步验证本文方法在域适应性上的提升效果,采用余弦相似度来表征图片的相似程度。图 6 以滚动体故障为例,由左到右,依次展示了负载为 1 hp,2 hp,3 hp 这 3 种不同

工况下通过本文方法生成的二维时频图。

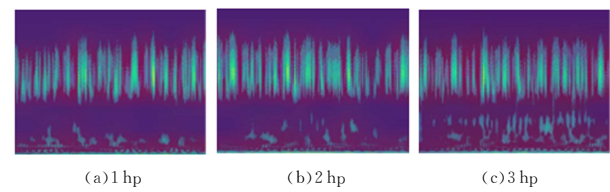


图 6 3 种不同工况下滚动体故障时频图

Fig. 6 Time-frequency diagram of ball fault under three working conditions

余弦相似度方法将图片的特征转化为高维空间的向量，计算向量之间的余弦值。余弦值越接近于 1，说明两张图片越相似。对图 6 中 3 种不同工况下滚动体故障的时频图两两计算余弦相似度，结果如表 7 所列。

表 7 不同工况下时频图余弦相似度

Table 7 Cosine similarity of time-frequency diagram under different working conditions

1 hp and 2 hp	1 hp and 3 hp	2 hp and 3 hp
0.991	0.989	0.986

由表 7 数据可知，在不同工况下，对于同种类型的滚动体故障，本文方法生成的时频图之间的余弦相似度均接近于 1。从表 7 也可以直观看出，通过本文方法在不同工况下生成的时频图具有较高的相似度，故障特征不受跨域影响，说明本文提出的方法能捕获到信号固有的内部特征，抗干扰能力强，有效解决了故障诊断在实际工业中因跨域导致特征差异大而无法识别的问题。

3.4 消融实验对比分析

本节采用消融实验探索分析基于通道拆分的 CLAHE 和自适应阈值残差网络结构对故障诊断精度提升的贡献，表 8 为具体的对比方案。

表 8 对比方案

Table 8 Comparison schemes

Scheme	CS_CLAHE	ThResNet
Scheme 1	✓	×
Scheme 2	×	✓
Scheme 3	✓	✓

其中，方案 1 表示仅对时频图做通道拆分的 CLAHE，方案 2 表示仅对时频图采用自适应阈值残差网络结构。方案 3 即本文提出的方法，对时频图做通道拆分的 CLAHE 并输入到自适应阈值残差网络。表 9 和表 10 分别列出了方案 1、方案 2、方案 3 在单一工况和变工况下的模型故障诊断分类结果。

表 9 单一工况结果对比

Table 9 Comparison of results under single working condition (单位：%)

Scheme	Dataset A	Dataset B	Dataset C	Average
1	100	100	99.58	99.86
2	99.2	100	100	99.73
3	100	100	100	100

由表 9 可知，在单一工况下，方案 1 和方案 2 都可以达到 99% 以上的分类精度，但是方案 3 可以使模型提高到 100% 的分类精度，证明了通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络结合的有效性。

表 10 变工况结果对比

Table 10 Comparison of results under variable working conditions (单位：%)

Scenario setting	Scheme 1	Scheme 2	Scheme 3
A→B	94.99	96.67	100
A→C	96.97	98.33	99.58
B→A	89.99	96.67	100
B→C	100	98.75	100
C→A	100	98.75	99.58
C→B	97.92	100	100
Average	96.59	98.19	99.86

由表 10 可知，在域适应方案中，方案 3 的平均分类精度分别比方案 1、方案 2 的平均分类精度高 3.27% 和 1.67%。在域适应设置 B→A 和 A→B 中，方案 3 相较于方案 1 和方案 2，分类精度提升十分明显，最大提升跨度可达 10.01%。

综上，通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络相结合的方法比仅做通道拆分 CLAHE 和仅采用自适应阈值残差网络在单一工况和变工况下具有更好的分类性能和域适应能力。本文提出的通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络对提高模型同工况下的分类精度和变工况下的域适应能力具有显著效果。

结束语 本文提出了一种基于通道拆分 CLAHE 和自适应阈值残差网络的变工况故障诊断模型 (FEResNet)。该模型针对现有故障诊断模型无法适应实际工业应用中变化的工作负载的问题，重点关注变工况下数据的本质特征，首先对一维振动信号实施小波变换，挖掘变工况下故障数据的固有本质特征，获得二维时频图；然后对二维时频图执行通道拆分的 CLAHE 操作，使图像的细节、纹理等部分更加明显和清晰，增强了图像的判别性特征，改善了图片的对比度，为网络提供高质量的输入；最后，设计了一种自适应阈值残差网络结构，用软阈值的方式删除冗余特征，提高网络的故障分类能力。由于阈值的训练和计算需要消耗一定的时间，因此，在未来工作中，将尝试优化阈值函数或网络结构，提高模型的收敛速度。

参考文献

[1] ZHAO W H, YAN W W. Research on data driven fault diagnosis[J]. Microcomputer Information, 2010, 26(28): 104-106.

[2] ZHAO R, YAN R, CHEN Z, et al. Deeping Learning and Its Applications to Machine Health Monitoring: A Survey[J]. arXiv: 1612.07640, 2016.

[3] LI Y, KURFESS T R, LIANG S Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14(5): 747-762.

[4] OPPENHEIMER C H, LOPARO K A. Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts[C]// Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II. International Society for Optics and Photonics, 2002.

[5] YU M, WANG D, LUO M. Model-Based Prognosis for Hybrid Systems With Mode-Dependent Degradation Behaviors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 61(1): 546-554.

[6] WIDODO A, YANG B S. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(6): 2560-2574.

[7] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. A comparative study of Nave Bayes classifier and Bayes net classifier for fault diagno-

- sis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(8): 2023-2029.
- [8] MALHI A, GAO R X. PCA-based feature selection scheme for machine defect classification[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2004, 53(6): 1517-1525.
- [9] LIU L, ZHU J C, HAN G J, et al. Bearing health monitoring and fault diagnosis based on 1D-CNN joint feature extraction[J]. *Journal Of Software*, 2021, 32(8): 2379-2390.
- [10] WEI Z, GAO L P, CHUANHAO L. Bearings Fault Diagnosis Based on Convolutional Neural Networks with 2-D Representation of Vibration Signals as Input[J]. *MATEC Web of Conferences*, 2017, 95: 13001.
- [11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016: 770-778.
- [12] WEN L, LI X, GAO L. A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 32(10): 6111-6124.
- [13] ZHANG X H, GAO B P, WENG X L, et al. Application of Improved ResNet Network in the Diagnosis of Vibration Fault of Elevator Car[J]. *Modern Electronic Technology*, 2021, 44(17): 169-172.
- [14] ZHANG H, Cisse M, DAUPHIN Y N, et al. mixup: Beyond Empirical Risk Minimization[J]. *arXiv:1710.09412*, 2017.
- [15] HOU Z L. Research Status and Development Prospects of Fault Diagnosis of Rotating Machinery [J]. *Mechanical Research and Application*, 2021, 34(4): 210-213.
- [16] GRINSTED A, MOORE J C, JEVREJEVA S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2004, 11(5/6): 561-566.
- [17] LIANG P F, DENG C, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery via wavelet transform, generative adversarial nets and convolutional neural network[J]. *Measurement*, 2020, 159: 107768.
- [18] ZUIDERVELD K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization[J]. *Graphics Gems*, 1994: 474-485.
- [19] ZHANG P, WANG Y, WANG S S. Improved algorithm for low-contrast image enhancement based on CLAHE transform[J]. *Journal of Qingdao University (Engineering Technology Edition)*, 2011, 26(4): 57-60.
- [20] SMITH W A, RANDALL R B. 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.
- [21] WEI Z, PENG G, LI C, 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(3): 425.
- [22] WEI Z, LI C, PENG G, 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 & Signal Processing*, 2017, 100(FEB. 1): 439-453.
- [23] WAN L, CHEN Y, LI H, et al. Rolling-Element Bearing Fault Diagnosis Using Improved LeNet-5 Network[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2020, 20(6): 1693.



HUANG Xiao-ling, born in 1997, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include artificial intelligence and big data analysis, reliability modeling analysis.



ZHANG De-ping, born in 1973, Ph.D., postgraduate supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include artificial intelligence and big data analysis, reliability modeling analysis.