



机电工程
Journal of Mechanical & Electrical Engineering
ISSN 1001-4551, CN 33-1088/TH

《机电工程》网络首发论文

题目：基于 GADF 和 ResNet 的轴向柱塞泵复合故障诊断研究
作者：袁科研，兰媛，黄家海，马晓宝，王君，李国彦，李利娜
收稿日期：2022-11-08
网络首发日期：2023-01-06
引用格式：袁科研，兰媛，黄家海，马晓宝，王君，李国彦，李利娜. 基于 GADF 和 ResNet 的轴向柱塞泵复合故障诊断研究[J/OL]. 机电工程.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail//33.1088.TH.20230106.1251.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 GADF 和 ResNet 的轴向柱塞泵复合故障诊断研究*

袁科研¹, 兰媛^{1,2*}, 黄家海^{1,2}, 马晓宝^{1,2}, 王君^{1,2}, 李国彦^{1,2}, 李利娜^{1,2}

(1. 太原理工大学 机械与运载工程学院, 山西 太原, 030024; 2. 太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原, 030024)

摘要: 轴向柱塞泵是液压动力系统的重要组成部分, 由于其发生故障时会产生严重的危害, 所以对其进行故障诊断是非常有必要的。然而大量的工程实践表明, 轴向柱塞泵往往会同时在不同的部位, 以不同的形式表现为复合故障。由于轴向柱塞泵复合故障振动信号的多分量耦合调制特征及特征参数较难确定, 所以针对此问题, 提出一种基于格拉姆角差场与深度残差网络相结合(GADF-ResNet)的轴向柱塞泵复合故障诊断方法。首先, 对轴向柱塞泵原始振动信号进行了格拉姆角差场(GADF)转换, 将其转换为二维数组, 将数组以灰度图形式存储, 得到了特征样本, 并将其分为训练集与测试集, 以多标签的方式进行了标记; 然后, 将样本输入到深度残差网络(ResNet)中, 通过前向传播和反向传播方式确定了网络最佳结构和参数; 最后, 采用实验的方式, 通过测试集验证了该模型的可行性和鲁棒性。实验结果表明: 采用基于 GADF-Resnet 的轴向柱塞泵复合故障诊断方法对轴向柱塞泵的复合故障进行识别, 其准确率可以达到 87%以上。研究结果表明, 该方法可以有效地识别轴向柱塞泵的复合故障。

关键词: 液压传动系统; 容积泵; 复合故障; 格拉姆角差场; 深度残差网络; 多标签

中图分类号: TH322; TP391

文献标识码: A

Composite fault diagnosis of axial piston pump based on GADF and ResNet

YUAN Ke-yan¹, LAN Yuan^{1,2}, HUANG Jia-hai^{1,2}, MA Xiao-bao^{1,2}, WANG Jun^{1,2}, LI Guo-yan^{1,2}, LI Li-na^{1,2}

(1. School of Mechanical and Transportation Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;
2. Key Laboratory of New Sensors and Intelligent Control of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Axial piston pump was an important part of the hydraulic power system. Due to the serious hazards caused by the failure of the axial piston pump, it was necessary to carry out fault diagnosis of the axial piston pump. However, a large number of engineering practices was showed that the axial piston pump often presents composite faults in different forms at different parts at the same time. Because the multi-component coupling modulation characteristics and characteristic parameters of the composite fault data of the axial piston pump were difficult to determine, a compound fault diagnosis method for the axial piston pump based on Gramian angular difference field - deep residual network (GADF-ResNet) was proposed. Firstly, the original vibration signal of the axial piston pump was converted into a two-dimensional array by Gramian angular difference field (GADF), and the array was stored in the form of a grayscale image to obtain feature samples, which were divided into training sets and test sets, and marked in the form of multiple labels. Then, it was inputted the samples into deep residual network (ResNet) and determined the best network structure and parameters through forward propagation and back propagation. Finally, feasibility and robustness of the model was verified through test sets and experiments. The experimental results show that the compound fault identification accuracy of the axial piston pump based on GADF-Resnet can reach more than 87%. The results show that this method can effectively identify the compound faults of axial piston pump.

Key words: hydraulic transmission system; positive displacement pump; compound fault; Gramian angular difference field (GADF); deep residual network (ResNet); multi-label

收稿日期: 2022-11-08

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(51905369); 山西省关键核心技术和共性技术研发攻关专项项目(2020XXX001); 山西省科技重大专项项目(20181102016); 山西省应用基础研究计划青年科技研究基金项目(202103021223090)

作者简介: 袁科研(1997-), 男, 山西长治人, 硕士研究生, 主要从事轴向柱塞泵故障诊断方面的研究。E-mail: yuankeyan0608@163.com

通信联系人: 兰媛, 女, 博士, 副教授。E-mail: lanyuan@tyut.edu.cn

0 引言

在液压传动系统中, 轴向柱塞泵的应用非常广泛。轴向柱塞泵能否可靠地运转决定着整个液压系统的工作性能。

由于轴向柱塞泵长期在高温、高压、高负荷条件下工作, 其内部零件会易于被损坏^[1], 导致出现松靴、滑靴、配流盘磨损和中心弹簧失效等故障。同时, 在实际的工程中, 轴向柱塞泵发生故障往往并不止一处, 会以各种复合的故障模式出现。这些信号在早期易于被背景噪声所埋没, 不易被察觉^[2]。并且复合故障之间会互相干扰, 致使对柱塞泵故障特征的提取变得更加复杂, 加大了对柱塞泵进行故障诊断的难度。因此, 找到一种有效的复合故障诊断方法, 对于轴向柱塞泵的复合故障诊断具有重要的意义^[3-5]。

从原始信号中提取故障特征是复合故障诊断方法的关键步骤。而时频分析方法是一种非常有效的故障特征提取方法^[6]。常用的时频分析方法有: 短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, STFT)、集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 和小波变换^[7]等。这些方法尽管在故障特征提取中取得了一定的效果, 但其在针对非平稳、非线性信号的适用性方面, 以及方法本身的理论方面仍存在着一定的局限性。

神经网络具有对非线性、非平稳信号强大的特征提取能力和自适应性强等特点, 可以弥补传统故障诊断方法的缺陷。因此, 神经网络被引入到了故障诊断领域中。在很多传统的特征识别任务中, 神经网络识别的准确率高, 展示了其出色的能力^[8]。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为神经网络中的代表, 它可以直接将图片像素矩阵作为原始数据输入, 避免了繁琐的故障特征提取过程。并且 CNN 模型具有权值共享、局部连接和降采样等特点^[9], 可以有效减少模型的复杂度与训练参数的数量。

近年来, 在故障诊断领域中, 卷积神经网络的应用越来越广泛^[10]。谷玉海等人^[11]对振动数据进行了经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD), 同时对相关系数最大的本征模函数分量进行了频谱分析,

获得了频谱图, 然后将频谱图转化为二值化图像, 将其作为 CNN 的训练样本, 以此对滚动轴承进行了故障诊断。李恒等人^[12]对滚动轴承振动信号进行了短时傅里叶变换, 得到了滚动轴承的时频谱数据, 然后再使用卷积神经网络, 进行了滚动轴承故障特征的提取与诊断。ZHANG Wei 等人^[13]提出了一种基于自适应批量归一化算法的卷积神经网络模型, 利用卷积神经网络, 自适应地对轴承的故障数据进行了特征提取, 实现了变工况下对轴承故障进行智能诊断的目的。王冉等人^[14]提出了一种基于声成像与卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法, 首先使用叠加法将滚动轴承辐射的空间声场进行了声成像处理, 然后使用 CNN 对声像样本进行了训练, 最后对滚动轴承故障进行了智能诊断。张俊红等人^[15]在 CNN 的架构上, 采用指数线性单元作为激活函数, 使用全局平均池化层代替了全连接层, 降低了 CNN 模型过拟合的风险, 实验结果证明, 采用该方法对柴油机的典型故障进行诊断, 其精度可以达到 99% 以上。CHEN Zhi-qiang 等人^[16]将齿轮箱振动数据的时频特征作为输入样本, 采用该方法, 成功地对齿轮箱进行了故障诊断。

虽然上述有关故障诊断领域的研究都取得了显著的成果, 但是采用上述数据预处理方法对原始数据进行处理的过程中, 会产生一定的信号损失。

格拉姆角差场 (GADF) 能够将时间序列数据转换为图像数据。该方法既保持了信号的完整信息, 也保持了信号对于时间的依赖性。

CNN 网络每一层卷积以及与之相对应的激活操作都会损失掉原始数据的一些信息 (比如卷积核参数的随机性、激活函数的抑制作用等)。而采用深度残差网络 (ResNet), 其中的跳连接可看作是将经过卷积层处理之后的数据与未经过卷积层处理的原始数据进行融合, 起到了信号减损的效果。

基于上述原因, 笔者提出一种基于 GADF-ResNet 神经网络模型与多标签方式相结合的轴向柱塞泵复合故障诊断方法。

首先, 将采集的一维复合故障数据通过 GADF 算法转化为二维故障图像, 然后用 ResNet 对故障图像进行特征提取, 最后将特征分别输入到四路支线中, 对每

一类故障进行识别，以实现轴对轴向柱塞泵的复合故障进行分类的目的。

1 GADF-Resnet 模型理论

1.1 GADF 原理

笔者将一维时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行归一化处理之后，从直角坐标系转换到极坐标系，然后考虑不同点之间的角度差，以识别不同时间点的时间相关性。

其转化可以分为两个步骤：

(1) 首先使用归一化处理方式，将一维时间序列 X 中的值缩放到区间 $[-1,1]$ 或者 $[0,1]$ 。

其公式如下^[17]:

$$\tilde{x}_i = \frac{(x_i - \max(X)) + (x_i + \min(X))}{\max(X) - \min(X)}, x_i \in [-1, 1] \quad (1)$$

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}, x_i \in [0, 1] \quad (2)$$

其中， $\tilde{x}_i \in \tilde{X}$ ；然后将 \tilde{X} 中的值 \tilde{x}_i 编码为夹角余弦值，时间戳编码为半径。

其公式如下：

$$\begin{cases} \psi_i = \arccos(\tilde{x}_i) \\ r = \frac{t_i}{N} \end{cases} \quad (3)$$

式中： ψ_i —角余弦的极坐标； t_j —时间戳； N —调整极坐标系跨度的常数因子。

对于值区间在 $[-1,1]$ 的时间序列，极坐标变换中的反三角函数可以将其角度范围控制在区间 $[0, \pi]$ ；对于值区间在 $[0, 1]$ 的时间序列，角度范围为 $[0, \frac{\pi}{2}]$ 。

此外，此编码系统对时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的编码结果 $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n\}$ 是唯一的，并且具有唯一的逆映射：

(2) 对于存储时间信息的极坐标系 Ψ ，通过计算系统中每个极坐标的三角函数差，最终得到 GADF 转换结果^[17]。

其公式如下：

GADF

$$= \begin{bmatrix} \sin(\psi_1 - \psi_1) & \sin(\psi_1 - \psi_2) & \cdots & \sin(\psi_1 - \psi_n) \\ \sin(\psi_2 - \psi_1) & \sin(\psi_2 - \psi_2) & \cdots & \sin(\psi_2 - \psi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\psi_n - \psi_1) & \sin(\psi_n - \psi_2) & \cdots & \sin(\psi_n - \psi_n) \end{bmatrix}$$

$$= \sqrt{I - \tilde{X}^2}^T \tilde{X} - \tilde{X}^T \sqrt{I - \tilde{X}^2} \quad (4)$$

式中： I —单位行向量。

矩阵的运算形式是常规内积的惩罚形式，矩阵的正对角线包含时域信号的原始值和角度信息。

笔者将 GADF 矩阵表示为二维 GADF 图像，建立极坐标，保持绝对时间关系。

1.2 Resnet 网络原理

残差块结构如图 1 所示。

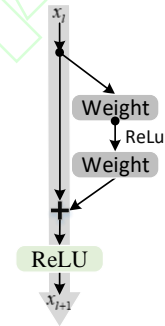


图 1 残差块

在深度学习过程中，为了防止多层网络优化时出现梯度消失或爆炸的问题，HE Kai-ming 等人^[18]于 2015 年提出了残差网络（Resnet）。

从结构上看，Resnet 是一个正向的跳连接。

残差网络由一系列残差块组成，残差块可以表示为：

$$x_{i+1} = x_i + F(x_i, W_i) \quad (5)$$

式中： x_i —直接映射部分； $F(x_i, W_i)$ —残差部分。

残差块分成直接映射和残差两部分。其中，直接映射部分反映在图 1 中左侧；残差部分反映在图 1 中右侧，其输出形式可化为如下的数学计算：

$$F = W_2 \sigma(W_1 x) \quad (6)$$

式中： σ —非线性函数 ReLU； W_1, W_2 —权重参数； x —输入特征。

当输入和输出维度发生变化时（如降维处理），可以对直接映射部分 x_i 做线性变换 W_s ，如下式所示：

$$x_{l+1} = x_l W_s + F(x_l, W_l) \quad (7)$$

Resnet 的最大优点是在减少训练时间的同时提高了训练精度,且在一定程度上降低了模型复杂度,使所需参数量下降。

此外,由于笔者使用了更深的网络,使分类准确度加深,且不会出现梯度消失现象。

2 基于 GADF-Resnet 的故障诊断方法

2.1 模型概况

GADF-Resnet 诊断模型由原始信号层、GADF 构图层、滤波器层,以及 SoftMax 分类输出层组成。

GADF-Resnet 诊断模型的具体结构如图 2 所示。

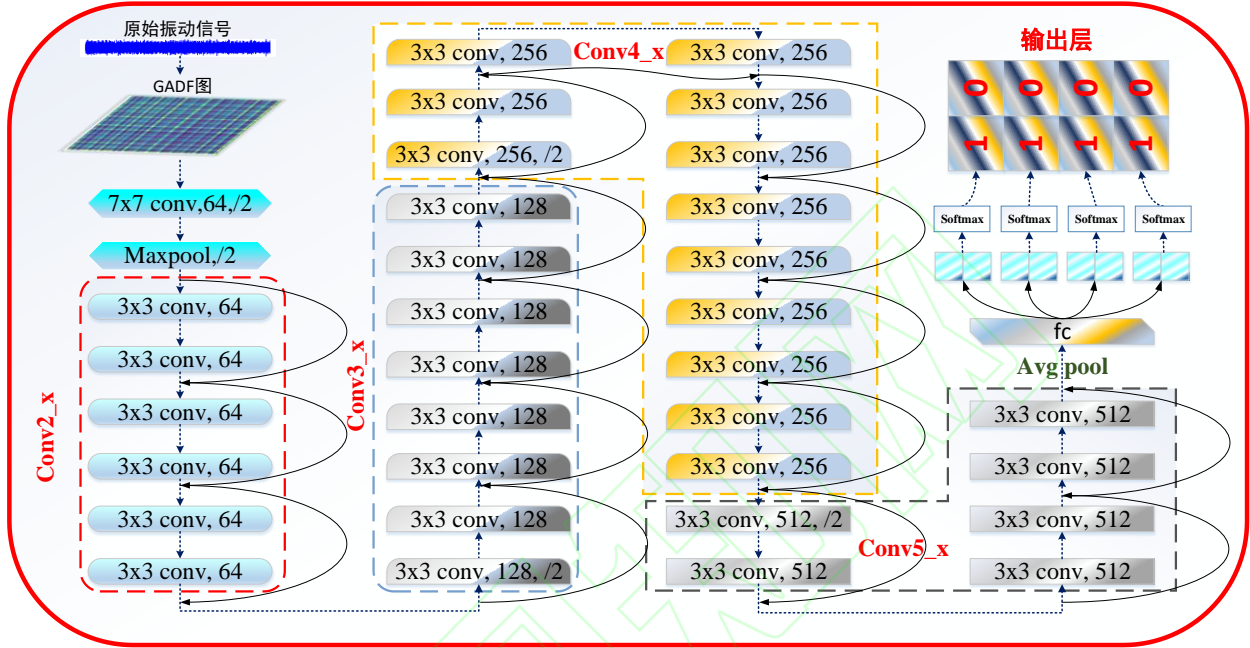


图 2 GADF-Resnet 模型结构图

从图 2 可以看出,基于 GADF-Resnet 模型的柱塞泵复合故障状态识别流程如下:

(1) 对一维原始信号进行 GADF 转换,将其变为二维信号,并输入到滤波器层;

(2) 滤波器层会对输入的二维信号进行多次卷积与池化运算,自动提取信号特征并进行特征降维,然后输入到全连接层;

(3) 然后将特征分别输入到 4 个 SoftMax 分类函数中,分别对每条支线的特征进行识别,完成对轴向柱塞泵复合故障诊断任务。

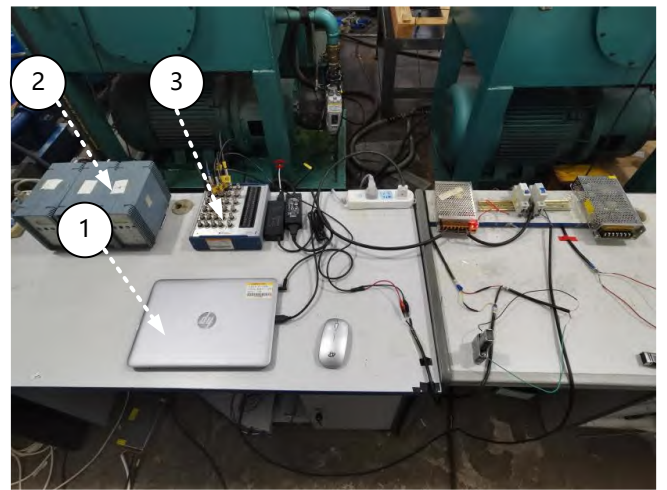
此模型可以对复合故障进行分类的原因是通过全连接层输出 8 个特征,每两个输出特征作为一组故障的特征,这样就相当于全连接层输出四组特征,并且每组特征是相互独立的;然后将四组特征分别输入到 4 个 SoftMax 分类器中,进行分类,每个分类器只负责一种故障的诊断;最后将四组特征的损失函数进行联合,以优化整个模型,对轴向柱塞泵的复合故障进行诊断。

2.2 实验台及数据集采集

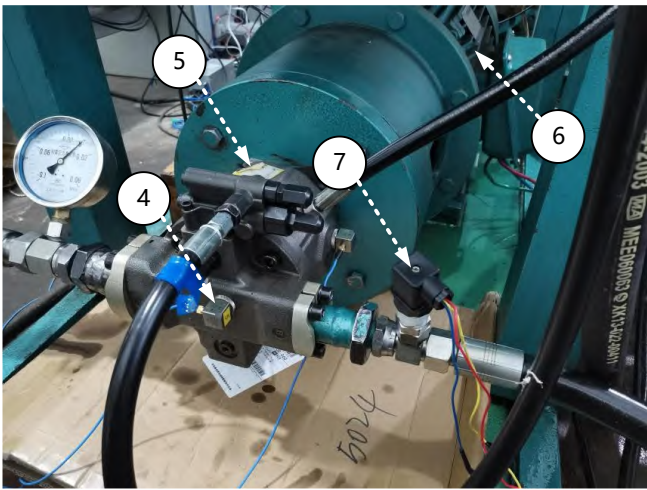
笔者以欧盛 OS-A10VSO45-TY 型斜盘式轴向柱塞

泵作为实验对象,在 37 kW 的液压工作站上提取了其 8 种不同状态的实验数据(具体包括:正常、滑靴、松靴、中心弹簧失效、配流盘磨损、松靴故障与滑靴磨损复合、滑靴磨损与配流盘磨损复合和配流盘磨损与松靴复合),并对轴向柱塞泵的复合故障类型进行了识别。

轴向柱塞泵典型故障实验台具体结构如图 3 所示。



(a) 数据采集设备



(b) 轴向柱塞泵实验平台

图 3 轴向柱塞泵典型故障实验台

1—电脑；2—耦合器；3—数字采集卡；4—加速度传感器；5—轴向柱塞泵；6—驱动电机；7—压力传感器

实验过程中，驱动电机驱动泵缸和柱塞一同旋转时，加速度传感器采集柱塞泵的振动信号;然后笔者将采集卡连接 LabVIEW，将耦合器放大的振动信号储存在电脑中。

笔者针对每种状态共采集 20 组数据，每组共计 90000 个数据点。

2.3 数据集生成

笔者将实验按照 2.2 节描述进行，对采集到的数据信号进行切片，每个切片作为一个样本。信号的切片原则是保留至少一个转动周期的振动信息^[19]。

每段信号的点数为：

$$K \geq k \frac{60}{n} f \tag{8}$$

式中：K—每段切片信号包含的点数；k—正整数,表示转动 k 圈的信号；n—泵的转速，r/min；f—采样频率，Hz。

因此，笔者将 2 500 个点作为一个样本。由于每种故障的数据有 20 组，每组数据包含 90 000 个点，所以每种故障的数据各生成了 720 个样本，共计 5 760 个样本，以标签标记，训练样本与测试样本随机产生，其比例为 7:3。

具体样本集如表 1 所示。

表 1 样本集

数据类型	标签	样本数	合计	训练集	测试集
正常状态	[[1,0],[1,0],[1,0],[1,0]]	720	5 760	4 032	1 728
松靴	[[0,1],[1,0],[1,0],[1,0]]	720			
滑靴磨损	[[1,0],[0,1],[1,0],[1,0]]	720			
配流盘磨损	[[1,0],[1,0],[0,1],[1,0]]	720			
中心弹簧失效	[[1,0],[1,0],[1,0],[0,1]]	720			
松靴故障+滑靴磨损	[[0,1],[0,1],[1,0],[1,0]]	720			
滑靴磨损+配流盘磨损	[[1,0],[0,1],[0,1],[1,0]]	720			
配流盘磨损+松靴	[[0,1],[1,0],[0,1],[1,0]]	720			

2.4 模型训练及参数设置

笔者首先使用交叉熵损失函数来衡量模型的实际输出和预期输出之间的距离；之后使用 Adam 算法不断优化交叉熵损失函数，以缩短两个分布之间的距离。

同时，在模型训练过程中，为了减小过拟合，在每个滤波层之后，将执行归一化处理，以减少参数调整，

加快网络收敛速度，避免过度拟合。

原始振动信号的数据维度为 1×2 500, 经过 GADF 转换为维度 3×50×50 的数据。在 GADF-Resnet 中，包含 1 个卷积层、4 个残差块、2 个池化层，每层卷积操作之后所使用的激活函数为 ReLU;使用的优化器为 Adam 优化器，学习率为 0.01。

GADF-Resnet 的具体结构如表 2 所示。

表 2 GADF-Resnet 网络参数设置

网络层名称	名称	详细参数
输入层	数据维度	3×50×50
滤波层 1	卷积层	T=7×7; I=3; O=64

	池化层	T=3×3; M=Max_pool
滤波层 2	残差连接 1	T=3×3; I=64; O=64; N=3
滤波层 3	残差连接 2	T=3×3; I=64; O=128; N=4
滤波层 4	残差连接 3	T=3×3; I=128; O=256; N=6
滤波层 5	残差连接 4	T=3×3; I=256; O=512; N=3
池化层	均值池化	T=3×3; M=Avg_pool
Flatten 层	/	C=1 000
SoftMax 层	/	C=4×2

注：T—卷积核尺寸；I—数据输入通道数；O—数据输出通道数；M—池化方式；N—残差连接数；C—通道数

3 实验及结果分析

3.1 多标签分类评价指标

多标签分类的 6 个基本评价指标分别为准确率、精确率、召回率、F1 值、汉明损失 (Hamming loss) 以及子集准确率。笔者选子集准确率作为该模型的评价指标。

子集准确率定义为：

$$MR = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I(y^{(i)} = \hat{y}^i) \quad (9)$$

式中： m —样本总数； $y^{(i)}$ —真实标签； \hat{y}^i —预测标签。

该公式意义为：对于每一个样本而言，只有真实值 $y^{(i)} \in L^{2 \times 4}$ 与预测值 $\hat{y}^i \in L^{2 \times 4}$ 完全相同，才表示预测正确，即只要有一个故障的预测结果有差异，就表示预测错误。

3.2 结果分析

确定了 GADF-Resnet 结构后，笔者使用上述实验中采集到的数据集进行训练。训练过程中，以子集准确率作为评价指标，当网络收敛的时候，使用测试集进行验证，其复合故障诊断的准确率达到 87.6% 左右。

测试集的准确率如图 4 所示。

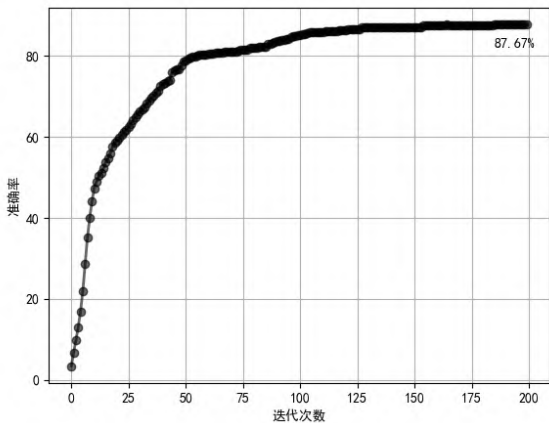


图 4 GADF-Resnet 测试集准确率

从图 4 可以看出：（1）笔者所提出的复合故障诊断方法是有效的；（2）使用 GADF 算法将一维振动信号数据转化为二维图像的方法，可以充分地保留轴向柱塞泵原始复合故障数据的特征。

3.3 模型鲁棒性分析

考虑到设备在实际使用中负载会发生变化，笔者对 10 MPa 和 15 MPa 负载下柱塞泵的各种故障状态的识别分别进行研究。

此外，由于设备可能会相继在不同的负载下运行，因此会采集到不同工况下的混合数据，所以分别取每种工况下的数据 1/2 的样本，组成复合工况下的混合数据样本集进行研究。

三种数据集的结果如表 3 所示。

表 3 不同工况下的数据集的准确率

数据集	准确率/%
10 MPa 工况下的数据集	87.67
15 MPa 工况下的数据集	88.32
10 MPa 与 15 MPa 混合工况下的数据集	85.45

由图 3 可知：在每种工况下，复合故障状态识别准确率均在 87% 左右波动。该结果表明，模型有较强的鲁棒性。

3.4 模型对比实验

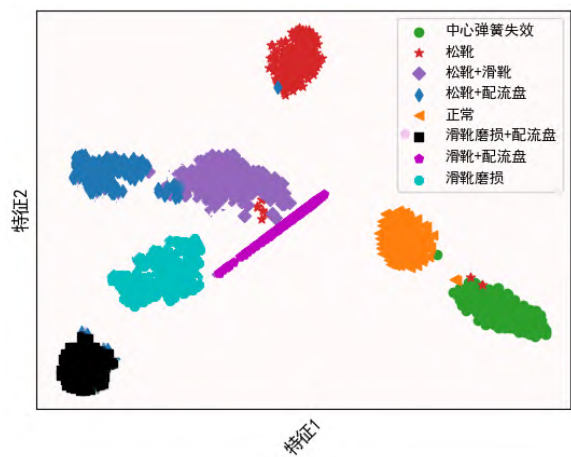
虽然 GADF-Resnet 模型在复合故障诊断中的效果已经得到了验证，但是其学习过程仍然难以表达。

为了验证 GADF-Resnet 模型提取的特征对于斜盘式柱塞泵复合故障诊断的敏感程度，笔者使用一维卷积神经网络 (1dimension-convolutional neural network, 1D-CNN) 与其进行对比（其中，1D-CNN 使用的多标签方法与 GADF-Resnet 模型一样）。

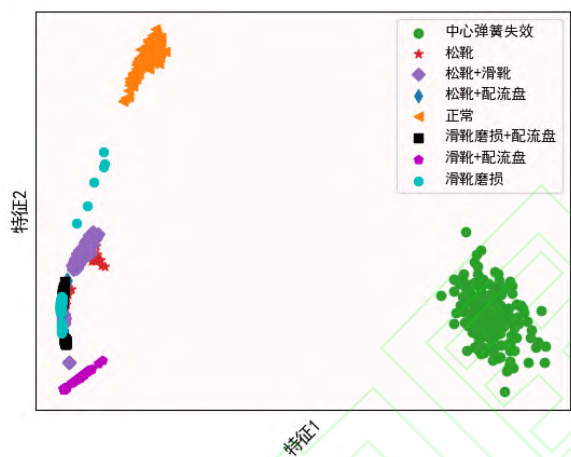
为了直观地了解原始信号的特征提取过程，笔者使用 t 相邻域嵌入 (t-stochastic neighbor embedding, t-

SNE)降维的方法, 对该模型提取的特征进行降维与可视化。

可视化结果如图 5 所示。



(a) GADF-ResNet 全连接层



(b) 1D-CNN 全连接层

图 5 特征提取的 t-SNE 可视化

从图 5 可以看出: 与 1D-CNN 模型相比, 采用 GADF-ResNet 模型提取出的特征相对于柱塞泵复合故障诊断的敏感程度更高。该结果证明, GADF-ResNet 网络模型能从原始信号中自适应地提取有效的特征。

最后, 笔者将提取的特征分别输入到多标签分类器, 进行故障诊断。

诊断及准确率对比结果如表 4 所示。

表 4 诊断及准确率对比结果

模型	迭代次数	准确率/%
GADF-ResNet	200	87.67
1D-CNN		70.82

从表 4 可以看出: 与 1D-CNN 模型相比, GADF-ResNet 模型对轴向柱塞泵的复合故障诊断正确率更高,

提高了 17%左右。

4 结束语

为了对柱塞泵进行智能复合故障诊断, 笔者提出了一种基于 GADF-ResNet 模型的轴向柱塞泵复合故障状态识别方法。

该方法先利用 GADF 理论, 将一维原始振动信号序列转变为二维数组; 然后使用 ResNet 模型对数组进行了特征提取, 用 4 个非线性分类器进行了分类; 最后, 对于该模型在不同工况下的性能进行了分析, 并且将该模型与 1D-CNN 模型进行了对比实验。

研究结论如下:

(1)GADF-ResNet 模型可以自适应地提取柱塞泵复合故障振动信号的特征, 且无论是在相同工况, 还是不同工况下, 对轴向柱塞泵的复合故障状态识别的准确率均在 87%以上, 说明该模型的鲁棒性较强;

(2) 与 1D-CNN 相比, 该模型不仅结构更稳定, 而且对轴向柱塞泵的复合故障状态识别准确率也提高了 17%左右。

上述研究结论表明, 基于 GADF-ResNet 模型的轴向柱塞泵复合故障状态识别方法可以对柱塞泵的复合故障进行准确识别。

在后续的研究中, 笔者将结合故障解耦机理, 找到复合故障信号更敏感的特征, 以期进一步提高上述复合故障诊断方法的准确率。

参考文献(References):

[1] KUMAR S, BERGADA J M, WATTON J. Axial piston pump grooved slipper analysis by CFD simulation of three-dimensional NVS equation in cylindrical coordinates[J]. *Computers&Fluids*,2009,38(3):648-663.

[2] 曾祥辉. 基于超限学习机的轴向柱塞泵多故障诊断[D].太原: 太原理工大学机械与运载工程学院,2019.

[3] 张 龙, 徐天鹏, 王朝兵, 等.基于卷积门控循环网络的齿轮箱故障诊断[J]. *吉林大学学报:工学版*,2022,52(2):368-376.

[4] WANG Zhi-jiang, ZHAO Wen-lei, DU Wen-hua, et al. Data-driven fault diagnosis method based on the conversion of erosion operation signals into images and convolutional neural network[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2021, 149 (12) : 591-601.

[5] 陈菲,杨峥,张志成,罗巍.面向无标签数据的旋转机

- 械故障诊断方法[J].吉林大学学报:工学版,2022,52(11):2514-2522.DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb20210355.
- [6] WANG Zhi-jian, HE Xin-xin, YANG Bin, et al. Subdomain adaptation transfer learning network for fault diagnosis of roller bearings[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2022,69(8): 8430-8439.
- [7] 乔志城,刘永强,廖英英.改进经验小波变换与最小熵解卷积在铁路轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2021,40(2):81-90, 118.
- [8] 段艳杰,吕宜生,张杰,等.深度学习在控制领域的研究现状与展望[J].自动化学报,2016,42(5):643-654.
- [9] CUI Ling-li, HUANG Jin-feng, ZHANG Fei-bin. Quantitative and localization diagnosis of a defective ball bearing based on vertical-horizontal synchronization signal analysis[J].**IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2017, 64(11): 8695-8705.
- [10] 任浩,屈剑锋,柴毅,等.深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J].控制与决策,2017,32(8):1345-1358.
- [11] 谷玉海,朱腾腾,饶文军,等.基于EMD二值化图像和CNN的滚动轴承故障诊断[J].振动.测试与诊断,2021,41(1):105-113, 203.
- [12] 李恒,张氢,秦仙蓉,等.基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2018,37(19):124-131.
- [13] ZHANG Wei, PENG Gao-liang, LI Chuan-hao, 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.
- [14] 王冉,石如玉,胡升涵,等.基于声成像与卷积神经网络的轴承故障诊断方法及其可解释性研究[J].振动与冲击,2022,41(16):224-231.
- [15] 张俊红,孙诗跃,朱小龙,等.基于改进卷积神经网络的柴油机故障诊断方法研究[J].振动与冲击,2022,41(6):139-146.
- [16] CHEN Zhi-qiang, LI Chuan, SANCHEZ R, et al. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. **Shock and Vibration**, 2015,254(2):1-10.
- [17] 梁浩鹏,曹洁,赵小强.基于GADF和PAM-Resnet的旋转机械小样本故障诊断方法[J/OL].控制与决策:1-8[2022-12-30]. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0378.
- [18] HE Kai-ming, ZHANG Xiang-yu, REN Shao-qing, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770-778.
- [19] 魏晓良,潮群,陶建峰,等.基于LSTM和CNN的高速柱塞泵故障诊断[J].航空学报,2021,42(3):435-445.

【编辑:司红岩】