

基于等参元示功图的往复式压缩机智能诊断*

吴斯琪¹, 王维民^{1,3}, 曹颜玉², 李启行¹, 孟繁城², 方志法¹

(1.北京化工大学高端机械装备健康监控与自愈化北京市重点实验室 北京,100029)

(2.海洋石油工程股份有限公司 天津,300461)

(3.压缩机技术国家重点实验室 合肥,230041)

摘要 针对往复式压缩机在线监测以及智能化故障诊断预警实际需求,提出一种等参元归一化示功图预处理方法。首先,使用转换示功图坐标域的等参元方式归一化处理示功图;其次,将归一化后的示功图输入卷积神经网络进行分类识别,实现压缩机数据的自学习与故障智能诊断;最后,针对部分易混淆故障类型,将融合阀盖振动频域信号作为模型附加输入,可显著提升模型的识别准确率。采用等参元方式归一化处理过的示功图,无需考虑工艺变化、环境改变等造成示功图图形改变的因素,处理后的样本有助于神经网络智能识别,有更高的准确率和普适性。经 480 个模拟仿真和实验台故障数据验证表明,未融合信号前模型的诊断准确率为 97.99%,融合信号后模型的诊断准确率达到 100%,可用于往复式压缩机的故障识别和健康管理。

关键词 示功图;归一化;往复式压缩机;智能故障诊断;振动信号

中图分类号 TH457;TH17

引言

往复式压缩机作为石油化工行业生产中的重要动力核心装置,其安全可靠长周期地运行对于整个工作系统至关重要,直接关系到企业的人员安全和经济效益^[1],对其实施全方位的状态监测、实现预知性智能化维修势在必行^[2]。往复式压缩机气阀工作时,阀片受到高速、高温气流的冲击以及与阀座和升程限制器频繁撞击,气阀的故障率最高^[3]。气阀故障及活塞环磨损等将导致气缸内压力以及热力过程的变化,示功图可以清楚地反映压缩机的工作状态及存在的故障,借助机器学习、深度学习等智能算法,使基于示功图实现往复式压缩机状态的自动识别与分类成为现实。同时,需要一种示功图预处理在不改变形状特征的前提下增强其故障特征,有效实现归一化以应对变工况的诊断。

示功图的智能识别分类主要借助支持向量机和神经网络,江志农等^[4]使用不同核函数下的支持向量机进行故障诊断。Kurt等^[5]选取排气压力差和压力-容积图($p-V$ 图),将梯度作为特征量,输入支持向量机进行气阀故障分类。王金东等^[6]将示功图输入反向传播(back propagation,简称BP)神经网络进

行示功图故障分类。唐友福等^[7]使用BP神经网络区分气阀故障状态。支持向量机可以进行有无故障的二分类问题,但是面对多种故障分类将增加计算规模。BP神经网络面对多分类故障识别的准确率不高。卷积神经网络可以很好地进行示功图特征自提取自学习,并保证输出较高的识别精度。

仅依靠示功图进行压缩机故障诊断得出的结果对于气阀的某些故障还不够准确。例如,在示功图上气阀泄漏和阀片断裂这2种故障都表现为泄漏特征,但是阀片断裂会在阀盖振动信号中留下多次冲击,可用于进一步区分故障类型。Xiao等^[8]提出基于二维卷积神经网络的多源故障诊断。Wang等^[9]利用压力、振动和温度混合信号进行压缩机故障诊断。Zhang等^[10]融合往复式压缩机不同位置的位移和振动传感器信号,进行概率与权重优化的故障诊断。上述方法使用原始信号,智能模型庞大且复杂,输入大量多源数据时需要处理原始信号,以保证智能识别在应用中的快速响应。

笔者提出一种等参元归一化示功图预处理方法,融合阀盖振动信号,结合卷积神经网络,可实现模型轻量、诊断准确率高且适应变工况的智能化压

*国家自然科学基金资助项目(92160203)

收稿日期:2022-07-22;修回日期:2022-09-06

压缩机故障诊断。

1 理论背景

1.1 往复式压缩机示功图

往复式压缩机示功图综合反映了压缩机的运行状况和工作性能,是有效的参数法诊断手段,可在较深层次上诊断压缩机故障^[11]。将工作腔内气体压力的变化过程表示为工作腔容积变化的函数图形,即 p - V 图。图1为往复式压缩机理论循环示功图。图形是封闭的,图形面积为完成该工作循环所需的功,故称为示功图。图1(a)为理论循环曲线。如图1(b)所示,理论上压缩机工作时,膨胀压缩过程指数为定值,对数 p - V 图中压缩与膨胀过程均为直线,该图能反映压缩机实际热交换情况。

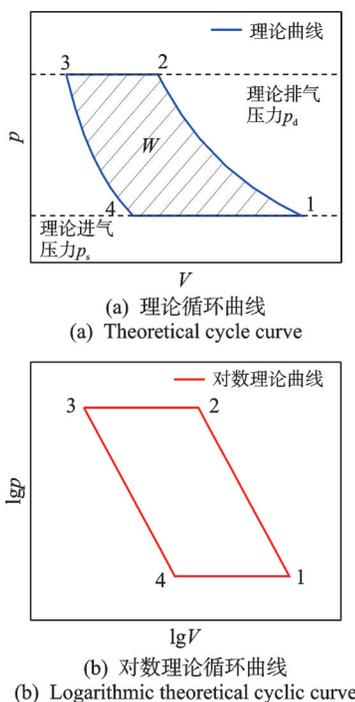


图1 往复式压缩机理论循环示功图

Fig.1 Theoretical cycle indicator diagram of reciprocating compressor

图1中:4-1段表示进气线;1-2段表示压缩过程;2-3段表示排气线;3-4段表示膨胀过程。当往复式压缩机出现异常故障时,对应气缸压力值发生变化,整个封闭图形出现明显形变,不同故障对应不同的形变特征。例如:出现工作气缸泄漏故障时,漏出气体压缩过程线平缓,膨胀过程线陡峭;漏入气体压缩过程线陡峭,膨胀过程线平缓。若堵塞造成气缸进气阻力增大,则进气线偏低;若堵塞造成气缸排气阻力增大,则排气线较正常位置偏高。示功图形变

特征的组合变化有助于判别压缩机故障且易捕获相对特征量,从而实现智能识别诊断。

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural networks, 简称CNN)是由多个卷积层组成的深层网络,通过使用具有平移不变性的多层非线性结构实现对输入信息的分类,具有强大的特征学习能力。CNN包括特征提取和模式识别2部分。卷积层和池化层构成特征提取部分,全连接层和分类层构成模式识别部分^[12-13]。卷积层是CNN的主体,在卷积层中使用卷积核,按指定步长在输入特征图上滑动,遍历输入特征图中的每个像素点。每一个步长,卷积核与输入特征图出现重合,重合区域对应元素相乘、求和再加上偏置项得到输出特征的一个像素点。卷积层输入输出的计算公式为

$$z = f(\sum x \otimes w + b) \quad (1)$$

其中: $f(\cdot)$ 为非线性激活函数; x 为输入特征; \otimes 表示卷积运算; w 为权重项; b 为偏置项。

CNN在图像识别领域应用广泛,可以深层次多渠道地提取图像特征,这为构建 p - V 图样本的识别和分类奠定了理论基础。

1.3 振动信号的频域处理

在振动信号分析中需要把复杂的振动信号分解为多个不同频率的简谐振动信号,以频率为变量来描述信号,其中,快速傅里叶变换被广泛应用。

对比阀片断裂、弹簧失效、气阀泄漏以及正常状态,阀盖的振动信号频域图存在明显差异。图2为气阀在4种状态下的振动信号频域波形。可以看出:正常状态下振动信号能量主要分布在由阀片撞击阀座和升程限制器引起的高频处;阀片断裂时,振动信号的能量向更高频处移动;部分弹簧失效造成阀片撞击阀座和升程限制器引起高频处幅值增大、低频处幅值变小;气阀泄漏时,漏气使阀片受气流脉动冲击,相比阀片断裂幅值更大。由于不同故障的差异模糊,以及同一故障下不同工作周期的故障特征混淆,故阀盖振动信号的时域图不适合作为分类的样本,而频域图内故障特征差异为融合诊断提升准确率提供了基础^[3,14]。

2 p - V 图的等参元归一化

p - V 图中最为重要的是曲线形状,为了便于不

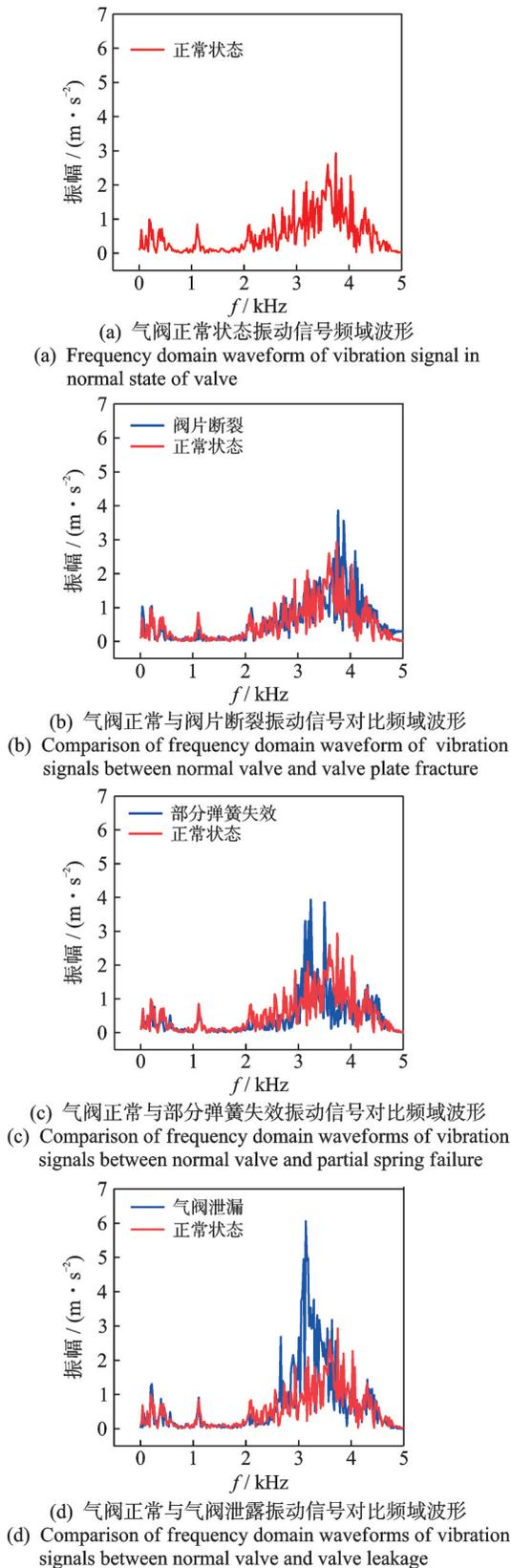


图2 气阀在4种状态下的振动信号频域波形

Fig.2 Frequency domain waveform of vibration signal under four different states of valve

同单位或尺度的比较和处理,需要对 p - V 图进行归一化处理^[15],转换为无量纲数据,便于在往复式压缩

机变化的工况下进行 p - V 图分类识别。3种常用的归一化方式如下。

1) 普通归一化,即

$$X^* = \frac{X}{X_{\max}} \quad (2)$$

2) 最小值-最大值归一化,即

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

3) $[-1 \sim 1]$ 归一化,即

$$X^* = -1 + 2 \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

其中: X 为输入数据; X_{\min} 为输入数据的最小值; X_{\max} 为输入数据的最大值; X^* 为归一化后的输出值。

为显示实测 p - V 图与理论 p - V 图的对比特征,在处理实测 p - V 图时,以理论 p - V 图为基础,其中: \min 为对应的理论最小值; \max 为对应的理论最大值。

为了应对变工况诊断且在一定程度上对比放大 p - V 图故障特征,在对数 p - V 图基础上,提出一种示功图等参元归一化处理办法,步骤如下。

1) 确定往复式压缩机理论对数 p - V 图上4个角点的坐标。

2) 将理论对数 p - V 图等参元归一化为 ξ 、 η 空间的正方形单元,理论对数 p - V 图中任一点的2种坐标 (ξ, η) 和 (x, y) ,其等参元归一化通过以下变换实现,即

$$\begin{cases} x = N_1 x_1 + N_2 x_2 + N_3 x_3 + N_4 x_4 \\ y = N_1 y_1 + N_2 y_2 + N_3 y_3 + N_4 y_4 \end{cases} \quad (5)$$

其中: $x_1, x_2, x_3, x_4, y_1, y_2, y_3, y_4$ 分别为理论对数 p - V 图的4个角点坐标 $(x_1, y_1)(x_2, y_2)(x_3, y_3)(x_4, y_4)$ 。

形函数 $N_i(\xi, \eta)$ 为

$$N_i = \frac{1}{4} (1 + \xi_i \xi)(1 + \eta_i \eta) \quad (6)$$

其中: N_i 为预设形函数; ξ 和 η 为坐标变化的无量纲单元局部坐标; ξ_i 和 η_i 为第 i 个角点的无量纲单元局部坐标; $i=1, 2, 3, 4$ 。

$$\begin{cases} x_1 = x_2 = p_d \\ x_3 = x_4 = p_s \\ y_1 = V_1 \\ y_2 = V_2 \\ y_3 = V_3 \\ y_4 = V_4 \end{cases} \quad (7)$$

其中: p_s 为理论进气压力; p_d 为理论排气压力; V_1, V_2, V_3, V_4 对应理论 p - V 图中4个角点的容积值。

$$A = -\lg(p_s)\lg(V_1) - \lg(p_s)\lg(V_2) + 2\lg(p_s)x + \lg(p_d)\lg(V_4) + \lg(p_d)\lg(V_3) - 2\lg(p_d)x + \lg(V_1)y + \lg(V_2)y - \lg(V_4)y - \lg(V_3)y$$

$$B = -\lg(p_s)\lg(V_1) + \lg(p_s)\lg(V_2) + \lg(p_d)\lg(V_4) - \lg(p_d)\lg(V_3) + \lg(V_1)y - \lg(V_2)y - \lg(V_4)y + \lg(V_3)y$$

具体的,理论对数 p - V 图等参元归一化变换后, ξ 和 η 分别表示为

$$\xi = -A/B \tag{8}$$

$$\eta = \frac{\lg(p_s) + \lg(p_d) - 2y}{g(p_s) - \lg(p_d)} \tag{9}$$

3) 将实测对数 p - V 图与其对应的理论对数 p - V 图使用相同的坐标变换公式,实现等参元归一化变换,实测对数 p - V 图通过等参元变化后变成一个非正方形的封闭图形。

4) 将等参元归一化后的理论 p - V 图和实测 p - V 图放在同一张图中完成示功图处理。

图3为等参元归一化示功图示例。等参元归一化后横纵坐标均为无量纲值,如图3(b)所示。

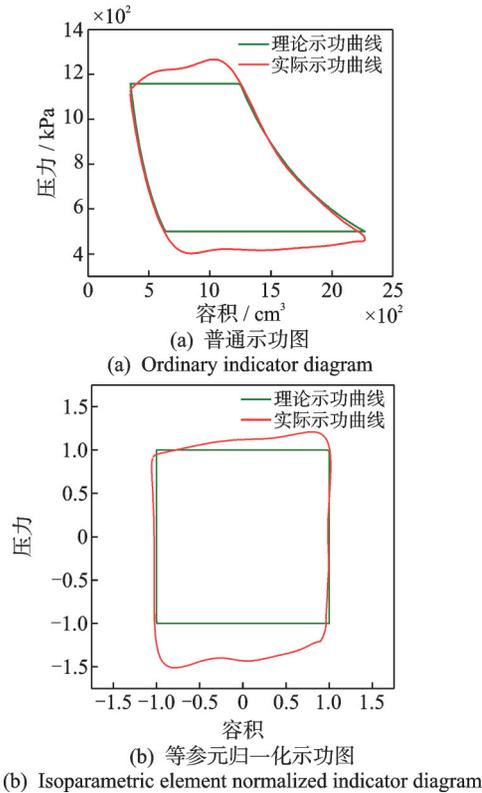


图3 等参元归一化示功图示例
Fig.3 Example of isoparametric element normalized indicator diagram

图4为等参元归一化 p - V 图处理流程。往复式压缩机的理论循环 p - V 图等参元归一化,成为在 $[-1,1]$ 范围内、边长为单位长度2的正方形,实际

p - V 曲线按照同样的方式进行变换,将故障的特征对比增强,关注故障引起的变化,在提升卷积神经网络智能识别准确率的同时,还可以进一步轻量化模型。以等参元归一化的理论 p - V 图为基础,无需考虑工艺变化和环境改变等造成 p - V 图图形改变的混淆因素,这种处理方法有助于神经网络智能识别拥有更强的适应性。

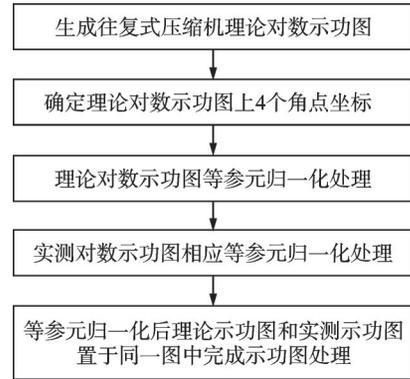


图4 等参元归一化 p - V 图处理流程
Fig.4 Process of isoparametric element normalized p - V diagram

3 卷积神经网络故障诊断

使用搭建的4层卷积神经网络进行 p - V 图的识别分类,表1为等参元归一化示功图CNN参数配置。选择交叉熵函数作为损失函数,Adam为优化器,卷积层使用激活函数ReLU提升训练速度,使用丢弃层防止过拟合,提升鲁棒性。

表1 等参元归一化示功图CNN参数配置

Tab.1 CNN network parameters of isoparametric element normalized indicator diagram

网络层	无量纲输入尺寸	核尺寸	激活函数/池化操作
卷积层1(C_1)	$240 \times 320 \times 3$	$3 \times 3 \times 16$	ReLU
池化层1(P_1)	240×320	2×2	最大池化
卷积层2(C_2)	120×160	$3 \times 1 \times 32$	ReLU
池化层2(P_2)	120×160	2×2	最大池化
卷积层3(C_3)	60×80	$3 \times 1 \times 64$	ReLU
池化层3(P_3)	60×80	2×2	最大池化
卷积层4(C_4)	30×40	$3 \times 1 \times 16$	ReLU
池化层4(P_4)	30×40	2×2	最大池化
全连接层1(F_1)	15×20	128	ReLU
全连接层2(F_2)	128	15	Softmax

经过CNN模型中不同卷积层数、不同数量卷积核以及不同尺寸卷积核的训练测试,使得整体模型网络规模较小、训练速度快、稳定性强,具有自学习

功能且实用性更强。

通过数值模拟、实验数据积累和实测运行数据可建立 p - V 图训练基础样本库,为等参元归一化 p - V 图编写标签,生成 p - V 图样本数据库。将 p - V 图样本分成训练集和测试集,输入配置好的 CNN 模型进行参数训练,在达到一定的识别准确率和稳定性时完成模型训练。通过 p - V 图可知,可分类的往复压缩机故障共有 14 种,分别为:进气阀泄漏、排气阀泄漏、活塞环泄漏、排气阀阀片自阀座上跳开、进气阀咬住/卡塞、排气阀咬住/卡塞、气缸余隙容积过大、阀片震颤、气阀或吸气管通道截面积小、排气阀或排气管通道截面积小、排气阀阀片断裂、排气阀弹簧故障、进气阀阀片断裂和进气阀弹簧故障。加上正常状态,分类达 15 种。不同故障对应不同的图线特征。接收实时采集的实际示功图进行等参元归一化处理,输入到训练完成的 CNN 模型中输出分类结果,实现往复压缩机状态识别和故障诊断。

图 5 为有自学习功能的 CNN 故障诊断系统诊断流程。自学习可以省去人工识别、人工处理和人工提取特征的步骤,直接采集实时数据自行处理诊断状态。输入的采集信号可以是动态压力信号、各位置振动信号、温度信号、超声信号或二维的动态压力信号等。首先,根据阈值判定该信号是否正常,异常时输入 CNN 自学习模型,模型输出诊断结果;然后,通过现场维修查看诊断结果(故障部位和故障类型)是否准确。若诊断错误或出现模型未曾学习过的新故障,可添加标签扩充样本库,重新训练智能模

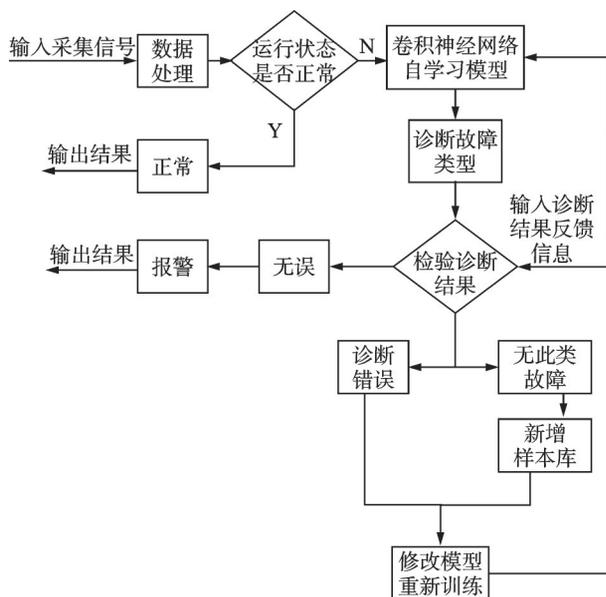


图 5 有自学习功能的 CNN 故障诊断系统诊断流程

Fig.5 Diagnosis flow of CNN fault diagnosis system with self-learning function

型并不断更新,这样模型的诊断准确率会更高、诊断更加全面。

4 实验验证与分析

4.1 故障实验介绍

基于某大型往复压缩机综合实验平台实物装置如图 6 所示。该实验平台采用与实际生产平台配套的大型压缩机完全等效的压缩机结构形式和功能设计,能完全复现压缩机的各种工作模式、使用场景和工况参数,功率高达 160 kW,以确保实验数据与压缩机真实运行数据相吻合。该两级双作用往复压缩机的型号为 DKY160M166×166×102×102,气缸冷却方式为自然冷却。



图 6 综合实验平台实物装置

Fig.6 Physical device of comprehensive experimental platform

往复压缩机主要参数如表 2 所示。使用威卡-IS-3 动态压力传感器测量缸体内部动态压力,量程为 0~25 MPa,精度为量程的 ±0.5%,采样频率为 5 120 Hz。使用 PCB-EXT0603CO1 温振复合传感器测量进气/排气阀阀盖上的温度和振动信号,灵敏度为 10.6 mV/(m·s⁻²),量程为 ±50 g,采样频率为 10 240 Hz。使用 Bentley 3300-8mm 电涡流位移传感器用于测量曲轴键相,精度为 ±0.038 mm,采样频率为 5 120 Hz。图 7 为实验数据监测和采集界面。

表 2 往复压缩机主要参数

Tab.2 Main parameters of reciprocating compressor

主要参数	数值
额定进气压力/MPa	0.3
进气压力变化范围/MPa	0.2~0.6
额定排气压力/MPa	2.0
排气压力变化范围/MPa	1.2~2.5
压缩机气缸数	4
压缩机级数	2
压缩机主机转速/(r·min ⁻¹)	600~1 500
外形尺寸(长×宽×高)/mm	5 000×2 800×3 000



图 7 实验数据监测和采集界面

Fig.7 Experimental data monitoring and acquisition interface

基于此实验台开展气阀泄漏、阀片断裂和部分弹簧失效的故障实验。选取的压缩机为一组低压缸和一组高压缸,选择其中一个进气阀或排气阀制造故障。采集的数据包含 4 种气阀状态,每种状态进行 3 种工况实验。故障实验操作如表 3 所示。

表 3 故障实验操作

Tab.3 Fault test operation

气阀状态	工况实验
正常运转	工况 1:进气压力为 0.4 MPa;排气压力为 1.6 MPa;转速为 1 300 r/min。
	工况 2:进气压力为 0.4 MPa;排气压力为 1.3 MPa;转速为 1 300 r/min。
	工况 3:进气压力为 0.4 MPa;排气压力为 1.3 MPa;转速为 1 200 r/min。
弹簧故障	拆除其中部分弹簧,运行 3 种工况。
气阀泄漏故障	切割外圈形成缺口造成泄漏,运行 3 种工况。
阀片断裂故障	将阀片部分切断,将断裂后的整个阀片安装回气阀内,运行 3 种工况。

4.2 等参元归一化示功图样本学习

基于示功图反映的压缩机故障特点,分类故障类型及其数字标签如表 4 所示。其中:进气阀泄漏、

表 4 分类故障类型及其数字标签

Tab.4 Categorize fault types and labels

故障类型	标签	故障类型	标签
进气阀泄漏	0	排气阀泄漏	1
活塞环泄漏	2	排气阀阀片自阀座上跳开	3
进气阀咬住/卡塞	4	排气阀咬住/卡塞	5
气缸余隙容积过大	6	阀片震颤	7
进气阀或进气管通道截面积小	8	排气阀或排气管通道截面积小	9
正常状态	10	排气阀阀片断裂	11
排气阀弹簧故障	12	进气阀阀片断裂	13
进气阀弹簧故障	14		

排气阀泄漏、排气阀阀片断裂、排气阀弹簧故障、进气阀阀片断裂、进气阀弹簧故障以及正常状态数据可通过故障实验获取。每种故障的每个工况取 30 个样本,其余的故障特征通过函数实现进排气压力变化、压缩膨胀线斜率变化以及气阀开闭突变模拟得到。

自学习样本数据库构建如表 5 所示。训练样本数据库中的原始 p - V 图数据分别进行 3 种常用归一化和等参元归一化处理,使用 CNN 结构训练,在训练集 p - V 图故障特征完全学习的状态下对比测试集的准确率。

不同归一化方式测试集准确率如表 6 所示。

表 5 自学习样本数据库构建

Tab.5 Construction of self-learning sample database

数据来源	训练集数目	测试集数目
理论模拟(8种故障)	480	240
故障实验(6种故障+1种正常状态)	480	240
总计	960	480

表 6 不同归一化方式测试集准确率

Tab.6 Accuracy of test sets with different normalization methods

归一化方式	测试集准确率/%
普通归一化	60.00
最小值-最大值归一化	75.30
[-1~1]归一化	77.88
等参元归一化	97.99

等参元归一化示功图测试混淆矩阵如图 8 所示。在变工况的状态下进行故障识别和分类,相比其他归一化,等参元归一化方式的准确率最高,可达 97.99%。实际情况下某些故障数据难以大量获取,本模型示功图训练测试样本由理论函数模拟、仿真计算以及故障实验综合获得,同时包含低压缸和高压缸数据。结合提出的等参元归一化方法,使获取的样本数据消除混淆影响,并在一定程度上均衡数据差异。该模型在实际工程样机的测试运行数据识别中表现良好,训练好的 CNN 模型输入新的 p - V 图,识别时间为 0.07 s。

从图 8 可以看到,标签 12 的排气阀弹簧故障有 14.29% 判定为正常状态,而正常状态各有 2.08% 的概率误判为进气阀泄漏和进气阀弹簧故障。由于气阀泄漏、阀片断裂和弹簧故障在示功图上显示为泄漏特征,仅靠示功图无法准确区分,需要进一步融合阀盖振动信息实现精确诊断。

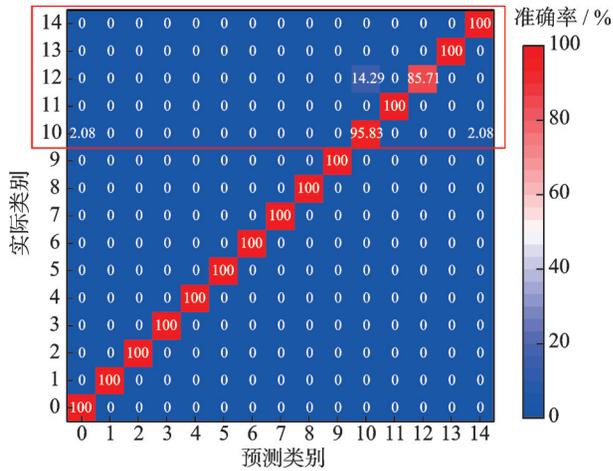


图 8 等参元归一化示功图测试混淆矩阵

Fig.8 Confusion matrix of isoparametric element normalized indicator diagram test

4.3 融合数据样本学习

基于二级往复压缩机高压缸盖侧排气阀 3 种工况下的故障实验,将同一工作周期内等参元归一化处理的动态压力数据和阀盖振动频域数据同时输入 CNN 进行识别,目的是进一步分类气阀泄漏、阀片断裂、弹簧故障和正常状态。训练集有 480 组融合数据,测试集有 240 组融合数据,迭代 30 轮后模型测试准确率如图 9 所示。融合时、频域数据测试混淆矩阵如图 10、11 所示。

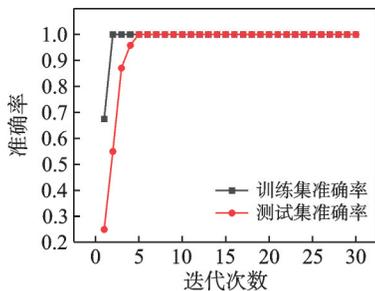


图 9 模型测试准确率

Fig.9 Model test accuracy

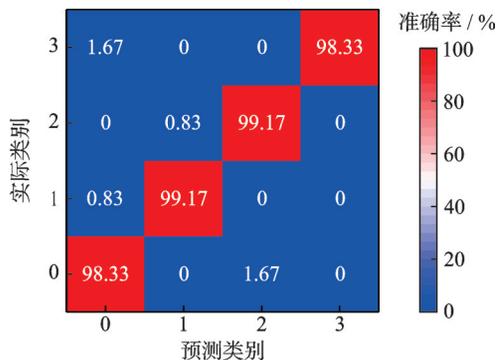


图 10 融合时域数据测试混淆矩阵

Fig.10 Test confusion matrix by fusing time domain data

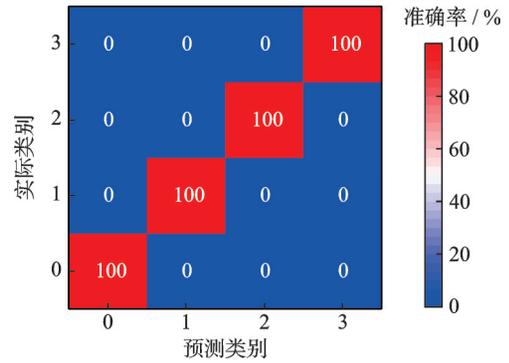


图 11 融合频域数据测试混淆矩阵

Fig.11 Test confusion matrix by fusing frequency domain data

气阀泄漏、阀片断裂、部分弹簧故障和正常状态的标签分别为 0, 1, 2 和 3,这 4 种状态下气阀在阀盖的振动信号频域中区分特征明显。如图 9 所示,阀盖振动的时域信号与等参元归一化压力的数据融合诊断准确率为 98.81%,每一类中都存在一定的混淆。10 轮训练内,利用阀盖振动的频域信号与等参元归一化压力数据融合对这 4 种状态的区分准确率可达到 100%。

使用本研究模型和融合数据样本,每一轮训练时间为 20 s,10 轮训练内就可以输出准确结果,快速且稳定,可实现对气阀泄漏、阀片断裂及部分弹簧故障诊断率进一步提升的目的,相比阀盖振动时域信号,融合其频域信号诊断效果更佳。

5 结论

1) 使用等参元归一化方法处理往复压缩机 p - V 图可以有效放大故障特征,使特征更加明显,诊断准确率相比现有归一化技术更高,可解决往复压缩机变工况状态诊断问题。

2) CNN 可有效分类不同故障下的等参元归一化 p - V 图,在多种工况下测试的识别准确率达 97.99%,在往复压缩机智能故障诊断和实时健康管理中发挥关键作用。

3) 进一步融合阀盖振动的频域信号可提升等参元归一化示功图识别的准确率,对进气阀或排气阀的气阀泄漏、阀片断裂、部分弹簧故障和正常状态的识别可达到 100%,降低诊断误报率。

4) 根据 p - V 图从形状变化反映故障的特点,故障数据库可以通过理论函数模拟以及数值计算来补充丰富,不局限于故障实验和实际运行数据。

5) 基于等参元归一化的示功图处理并融合振动信号信息,可有效实现往复压缩机故障的变工况诊断,加入 CNN 可以进一步实现实时的压缩机状态智能化分类,为压缩机智能化故障预示和健康管理提供了可行方案。

参 考 文 献

- [1] 刘华敏,吕倩,余小玲,等.基于人工智能的往复压缩机故障诊断研究综述[J].流体机械,2020,48(9):65-70,82.
LIU Huamin, LÜ Qian, YU Xiaoling, et al. Research review on fault diagnosis of reciprocating compressor based on artificial intelligence[J]. Fluid Machinery, 2020, 48(9): 65-70, 82. (in Chinese)
- [2] 高金吉.工业互联网赋能装备智能运维与自主健康[J].计算机集成制造系统,2019,25(12):3013-3025.
GAO Jinji. Intelligent maintenance and autonomous health of equipment enabled by industrial internet [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(12): 3013-3025. (in Chinese)
- [3] 马海辉,余小玲,吕倩,等.一维卷积神经网络在往复压缩机气阀故障诊断中的应用[J].西安交通大学学报,2022,56(4):101-108.
MA Haihui, YU Xiaoling, LÜ Qian, et al. Application of one-dimensional convolutional neural network in fault diagnosis of gas valve of reciprocating compressor [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(4): 101-108. (in Chinese)
- [4] 江志农,张进杰,敖静晖.基于支持向量机的往复压缩机示功图识别研究[J].流体机械,2012,40(5):21-25.
JIANG Zhinong, ZHANG Jinjie, AO Jinghui. Research on reciprocating compressor indicator diagram fault recognition based on support vector machine [J]. Fluid Machinery, 2012, 40(5): 21-25. (in Chinese)
- [5] KURT P. Early fault detection in reciprocating compressor valves by means of vibration and $p-v$ diagram analysis[J]. Predictive Maintenance in Dynamic Systems, 2019(1): 167-205.
- [6] 王金东,张嘉钟,刘树林.应用神经网络识别往复压缩机指示图[J].振动、测试与诊断,2003(3):63-65.
WANG Jindong, ZHANG Jiazong, LIU Shulin. Identification of indicator diagram of reciprocating compressor by neural network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2003(3): 63-65. (in Chinese)
- [7] 唐友福,王磊,刘树林.基于示功图几何性质与神经网络的往复压缩机气阀故障诊断[J].压缩机技术,2018(1):7-12.
TANG Youfu, WANG Lei, LIU Shulin. Fault diagnosis of reciprocating compressor gas valve based on geometrical properties of the indicator diagram and neural networks [J]. Compressor Technology, 2018(1): 7-12. (in Chinese)
- [8] XIAO S, NIE A, ZHANG Z, et al. Fault diagnosis of a reciprocating compressor air valve based on deep learning [J]. Applied Sciences, 2020, 10(18): 6596.
- [9] WANG H, DONG F, ZHOU X, et al. Fault diagnosis of reciprocating compressor using component estimating empirical mode decomposition and de-dimension template with double-loop correction algorithm [J]. IEEE Access, 2019(7): 90630-90639.
- [10] ZHANG Y, JI J C, MA B. Fault diagnosis of reciprocating compressor using a novel ensemble empirical mode decomposition-convolutional deep belief network [J]. Measurement, 2020, 156: 107619.
- [11] 郁永章.容积式压缩机技术手册(化工、动力、制冷) [M].北京:机械工业出版社,2000:5-6.
- [12] HAN D Y, TIAN J H, XUE P, et al. A novel intelligent fault diagnosis method based on dual convolutional neural network with multi-level information fusion [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 35(8): 3331-3345.
- [13] 吴耀春,赵荣珍,靳伍银,等.面向数据不平衡的卷积神经网络故障辨识方法[J].振动、测试与诊断,2022,42(2):299-307.
WU Yaochun, ZHAO Rongzhen, JIN Wuyin, et al. Intelligent fault identification method based on convolutional neural network for imbalanced data [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(2): 299-307. (in Chinese)
- [14] 巴鹏,江泽磊,李睿.往复压缩机气阀故障模拟实验与数据处理[J].机床与液压,2022,50(3):104-110.
BA Peng, JIANG Zelei, LI Rui. Fault simulation experiment and data processing of air valve of reciprocating compressor [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(3): 104-110. (in Chinese)
- [15] 宋林,王立平,吴军,等.基于信息物理融合和数字孪生的可靠性分析[J].吉林大学学报(工学版),2022,52(2):439-449.
SONG Lin, WANG Liping, WU Jun, et al. Reliability analysis based on cyber-physical system and digital twin [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 439-449. (in Chinese)



第一作者简介:吴斯琪,女,1998年8月生,硕士。主要研究方向为人工智能、机器学习及故障监测诊断。
E-mail:1017646023@qq.com

通信作者简介:王维民,男,1978年4月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械转子与叶片动力学、故障机理及诊断方法。
E-mail:wwmbuct@163.com