

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408025

# 航空活塞发动机进排气堵塞的常规与燃烧视角 深度特征诊断研究\*

徐劲松 王 博 韦宝涛 盛 润

(昆明理工大学民航与航空学院 昆明 650500)

**摘 要:**针对进排气的不同堵塞程度会导致航空活塞发动机的性能退化问题,设计了基于常规进排气与缸内燃烧数据的双通道深度视角特征融合诊断模型。为增强对燃烧特征的提取能力,在构建的双通道深度卷积神经网络(DCNN)诊断架构的燃烧视角通道中引入自注意力机制(SA)。通过设定的5类不同程度进排气堵塞健康等级,获得海拔1 920 m的地面台架试验和发动机AMESim+Simulink联合仿真的性能退化数据集,且包含起飞与巡航两种典型工况。以螺旋桨转速2 300 r/min的起飞工况为案例,进行不同进排气堵塞程度的缸压变化趋势分析、各网络层的t-SNE深度特征分布及分类诊断分析,并借助模型组件消融实验进一步验证该诊断架构的合理性。结果表明,针对航空活塞发动机进排气堵塞案例的双通道自注意力深度卷积神经网络(SA-DCNN)诊断模型,其5类健康等级诊断的平均准确率分别达到98.95%和98.62%,表明该诊断模型具有较高的准确性。

**关键词:**航空活塞发动机;进排气堵塞;常规与燃烧视角深度特征诊断;自注意力深度卷积神经网络

**中图分类号:** V234; TN98

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 590

## Research on depth feature diagnosis of convention and combustion perspectives with intake or exhaust blockage for aero piston engine

Xu Jinsong Wang Bo Wei Baotao Sheng Run

(Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** To address the performance degradation problem of aero piston engine caused by different blockage degrees of intake and exhaust, a two-channel deep perspective feature fusion diagnostic model based on conventional intake or exhaust and cylinder combustion data was designed. So the self-attention (SA) mechanism was introduced into the combustion perspective channel of the constructed two-channel deep convolutional neural network (DCNN) diagnostic architecture, which enhanced the ability to extract combustion features. By setting five health levels of different degrees for intake or exhaust blockage, a performance degradation dataset was obtained for the ground bench tests at the altitude of 1 920 m and engine AMESim+Simulink joint simulations, including two typical operating conditions: takeoff and cruise. Using the takeoff condition at a propeller speed of 2 300 r/min as a study case, the trend analysis of cylinder pressure changed with different blockage degrees of intake or exhaust, the t-SNE depth feature distribution and classification diagnosis analysis of each network layer were carried out. And the rationality of the diagnostic architecture was further verified by the model component ablation experiment. The results showed that the two-channel diagnostic model of self-attention and deep convolutional neural network (SA-DCNN) for cases of intake or exhaust blockage on aero piston engine achieved an average accuracy of 98.95% and 98.62% on five levels of health diagnosis, respectively indicating that the diagnostic model had high accuracy.

**Keywords:** aero piston engine; intake or exhaust blockage; depth characteristic diagnosis of convention and combustion perspectives; self-attention and deep convolutional neural network

## 0 引言

由于航空活塞发动机在中小型无人机和轻型通用航空的动力系统中占据主导地位<sup>[1]</sup>,其长期处于高温、高振动、变工况等恶劣环境下运行,关键部件易产生各种性能退化或损坏<sup>[2]</sup>;而作为活塞发动机五大核心系统之一的进排气系统堵塞或泄漏会引发燃烧异常,导致发动机的性能恶化<sup>[3]</sup>,极端情况下可能引发空中停车等重大安全事故。因此,开展针对航空活塞发动机进排气堵塞深度特征的有效诊断方法研究,对提升发动机运行安全性和维护决策效率具有重要意义。

现有发动机故障诊断技术主要分为 3 类:基于物理建模方法、基于知识经验方法和基于数据驱动方法。在物理模型方法中, Kim 等<sup>[4]</sup>建立基于物理的航空燃气涡轮模型进行故障诊断,但依赖精确的数学模型难以适应复杂工况。此外,基于知识经验方法依靠大量的专家知识经验,存在诸多局限性。基于数据驱动方法能定期处理、分析来自系统指定的检测数据,聂浩森等<sup>[5]</sup>采用支持向量机进行柴油机气阀故障诊断分类,王冠等<sup>[6]</sup>通过模糊聚类处理火箭发动机的标签缺失数据;这些早期方法在一定程度上对诊断效率有所提高,但在特征工程阶段缺乏对深层数据特征的数据挖掘问题。

随着人工智能的快速发展,深度学习技术凭借其出色的特征提取优势,逐渐成为基于数据驱动方法的智能诊断研究热点。栾孝驰等<sup>[7]</sup>通过自适应反卷积算法检测涡扇轴承故障,辛佳雯等<sup>[8]</sup>基于级联卷积网络实现航空发动机螺栓缺陷检测,文冠华<sup>[9]</sup>构建 CNN 模型评估柴油机空气系统状态,唐智等<sup>[10]</sup>提出了基于自适应重构相空间-支持高阶张量机的健康评估模型,张俊红等<sup>[11]</sup>设计改进 CNN 缓解数据过拟合, Jin 等<sup>[12]</sup>将 CNN 应用于压气机旋转失速预警系统。有些研究方法是值得借鉴的,但与本研究仍有一些不同之处:1) 研究对象多集中于燃气涡轮机、柴油机等类型,针对航空活塞发动机的研究很少,如康玉祥等<sup>[13]</sup>的 Transformer 框架轴承检测、张世杰等<sup>[14]</sup>的时空图卷积气路诊断;2) 多采用单一数据模态,未充分融合多源异构监测信息的不足,如蔡舒好等<sup>[15]</sup>的 YOLO 损伤检测仅处理图像数据;3) 缺乏对特征学习过程的可视化验证,如:伍济钢等<sup>[16]</sup>的注意力机制模型、Chu 等<sup>[17]</sup>的全缸诊断系统。

通过借鉴上述研究成果与不足,本研究提出一种基于常规与燃烧视角双通道深度学习架构的航空活塞发动机进排气堵塞深度特征诊断方法。该模型包括两条特征提取通道:1) 面向进排气常规视角的深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)通道,提取进排气监测数据的深度特征;2) 面向燃烧视角的自注意

力深度卷积神经网络(self-attention and deep convolutional neural network, SA-DCNN)通道,挖掘燃烧数据中的深度特征。实现多源数据的协同建模与深层特征融合,采用动态融合因子  $\alpha$  实现两通道特征的自适应加权整合。依托发动机台架试验和 AMESim + Simulink 联合仿真构建的数据集对模型进行训练与验证,并通过 t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) 对各网络层提取的深度特征进行可视化,揭示从健康状态到不同堵塞状态的深度特征分布规律。该研究成果将来可为无人机或轻型通航飞机提供高效、可靠的发动机健康状态识别方法,并为发动机智能维护技术的发展提供理论依据与工程参考。

## 1 双通道深度特征诊断模型

双通道深度特征诊断具备特征观测较全面、准确率高的特点。针对航空活塞发动机进排气堵塞状况,本研究提出双通道深度特征诊断的整体架构如图 1 所示,其两个并行通道的深度卷积网络分别提取进排气常规视角数据(1-channel)和燃烧视角数据(2-channel)的深度特征。首先,每个通道分别借助一维深度卷积神经网络(one-dimensional deep convolutional neural network, 1D-DCNN)提取对应特征,而燃烧视角通道增加了自注意力机制;其次,对两个通道的深度特征进行动态网络加权与融合,可获得深度特征的整合优化效果,从而提升特征表达能力和诊断精度;最后,通过全连接层整合融合后的特征,并使用 Softmax 分类器进行最终的分类和诊断。该双通道深度特征诊断方法的设计能够捕捉不同类型的特征信息,增强模型的数据处理能力,提高对复杂数据的诊断准确性。

### 1.1 双通道视角数据的选取及预处理

发动机工作过程的空气流动特性与燃烧响应是发动机性能表现的两个核心方面,通过设计进排气常规视角与燃烧视角的双通道输入结构,能有效识别发动机进排气堵塞条件下的不同健康状态。所选参数都能紧密关联堵塞导致的性能变化,具有明确的物理响应特征与诊断价值。

1) 进排气常规视角通道的输入数据选取。该通道聚焦于空气系统中最能直接反映堵塞时的关键运行参数,它涵盖了进气侧、排气侧以及动力输出层面,有助于构建对进排气堵塞的全局性诊断能力。具体选取为进气压力(受到进气堵塞与排气反压的共同影响)、排气压力(直接表征排气通道是否畅通)、过量空气系数(反映实际进气量与喷油所需理论空气量的关系)、转速和功率(表征发动机的当前运行工况和输出功率性能)作为输入特征。

2) 燃烧视角通道的输入数据选取。缸内燃烧压力是当前工况下油气混合物燃烧状况的直接表征。进排气堵塞会改变气缸换气过程,引发进气不足、残余气滞留,导致燃烧相位延迟、缸压下降等现象。通过选取缸内燃烧压力的原始波形数据作为第 2 通道输入,从燃烧过程的微观层面反映堵塞导致发动机内部恶化的响应特征,及对核心退化趋势的识别能力强化。

3) 数据预处理方法。由于不同特征原始数据之间存在尺度差异,它会影响模型的收敛速度和稳定性。采用 Max-Min 归一化方法,把特征收敛在同一尺度范围内,可以减少尺度差异影响,提高模型的训练效果。Max-Min 的归一化公式为:

$$x' = \frac{x - \text{Min}(x)}{\text{Max}(x) - \text{Min}(x)} \tag{1}$$

式中:  $x$  为原始数据中的某个特征值;  $x'$  为归一化后的数据值。

1.2 1D-DCNN 通道

首先利用输入数据上的一维卷积核进行滑动,将窗口中的每个元素与其对应的权重相乘,然后将这些结果相加,提取局部特征。

输入数据  $x$ 、卷积核  $k$  和输出特征  $y$  的计算公式为:

$$y(t) = \sum_{i=0}^{p-1} x(t+i) \cdot k(i) \tag{2}$$

式中:输入数据  $x(t)$  和输出特征  $y(t)$  表示在时间步长  $t$

上的对应值,卷积核  $k(i)$  的第  $i$  个权重,卷积核的大小决定了卷积核中权重的数量。

激活函数 ReLU 使得神经网络可以学习和表示复杂的非线性关系,其公式为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \tag{3}$$

在进排气常规视角通道中,由于经过处理后的输入原始数据序列较短,1-channel 的 1D-DCNN 选取 2 个卷积层(卷积核大小为 2)和 2 个池化层,进行较细粒度的特征提取;而燃烧通道的原始数据为发动机每个工作循环的气缸缸内燃烧压力,其 2-channel 的 1D-DCNN 选取 5 层卷积(卷积核大小为 3)和 4 个池化层,能较好地捕捉缸压数据中的复杂动态特征。

因此,采用双通道并行深度特征提取,能优化提取与分析不同的深度特征,并在燃烧特征通道的深度卷积层之后,还增加了自注意力(SA)机制层。

1.3 燃烧通道的 SA 机制层

由于燃烧特征包含发动机整个工作循环的复杂信息,SA 机制能够专注捕捉数据或特征内部的依赖关系和全局模式,它与卷积层的结合(图 1)能更好地捕捉每个工作循环中的燃烧过程,并在燃烧的局部和全局特征之间取得平衡。通过自注意力机制再次聚焦燃烧通道的重要深度特征和缸压变化趋势,实现对深度特征的优化提取和全面、准确的诊断分析。

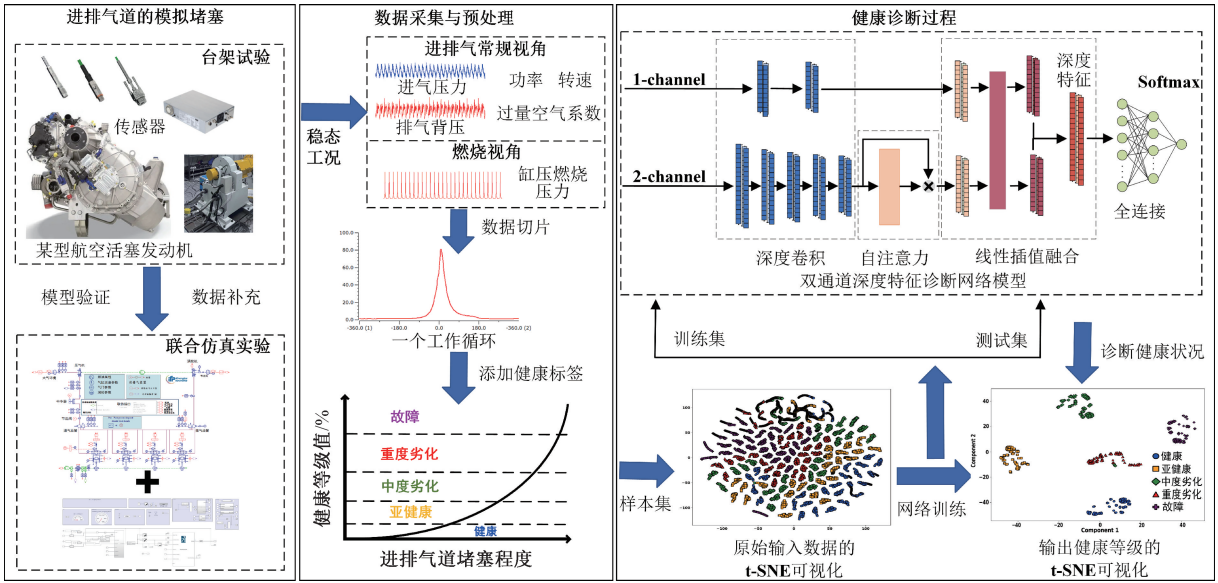


图 1 航空活塞发动机进排气堵塞的深度特征诊断架构

Fig. 1 Depth features diagnosis architecture of intake or exhaust blockage conditions on aero piston engine

如图 2 所示,自注意力层通过筛选重要信息,过滤不重要信息,建立全局的依赖关系,扩大感受野。其利用查询(Query)、键(Key)和值(Value)3个矩阵的线性变换,

缩放点积注意力(scaled dot-product attention)机制等,来计算得到每个元素对其他元素的注意力权重,进而加权求和,得到每个元素的最终表示。



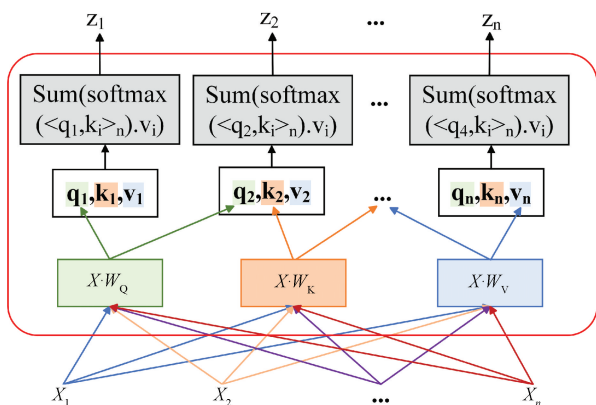


图 2 自注意力模块

Fig. 2 Self-attention module

## 1) 计算查询、键和值

给定一个输入序列  $X$  的表示为矩阵  $X \in \mathbf{R}^{n \times d}$ , 其中  $n$  是序列的长度,  $d$  是特征维度。自注意力机制需要计算查询、键和值矩阵。这些矩阵通常是对输入矩阵  $X$  进行线性变换:

$$Q = XW^Q \quad (4)$$

$$K = XW^K \quad (5)$$

$$V = XW^V \quad (6)$$

其中,  $W^Q$ ,  $W^K$  和  $W^V$  是权重矩阵, 分别对应 Query、Key 和 Value 的线性变换。

## 2) 计算注意力权重

注意力权重用于确定每个位置对其他位置的关注程度, 主要对 Query 和 Key 的点积进行缩放计算, 并结合 Softmax 函数:

$$Attention(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (7)$$

其中,  $QK^T$  为 Query 矩阵和 Key 矩阵的点积, 计算每一对 Query 和 Key 之间的相关性,  $\sqrt{d_k}$  是对“点积”的结果进行缩放, 其中,  $d_k$  是 Key 的维度, 对缩放后的点积进行 Softmax 操作, 以得到每个位置的注意力权重,  $V$  是 Value 矩阵, 对注意力权重进行加权。此处的 Softmax 函数是计算位置之间的相关性概率分布, 输入为注意力分数, 输出为注意力权重。

## 3) 计算最终输出

自注意力机制的最终输出是加权后的 Value 矩阵  $V$ , 其中根据注意力权重进行每个位置的加权求和:

$$Output = Attention(Q, K, V) \quad (8)$$

自注意力层通过计算输入序列中每个位置对其他位置的影响, 生成加权的值矩阵。这种结构加强了模型关注序列中的重要部分, 并有效捕捉长距离的依赖关系, 从而提高了诊断模型的表示能力与性能。

## 1.4 双通道深度特征的线性插值动态融合

为了提升双通道特征融合的灵活性与模型诊断的自适应能力, 本研究在模型结构中引入可训练的动态融合权重因子  $\alpha$ , 并提出基于线性插值的特征融合策略。通过双通道深度特征提取, 分别获得来自进排气常规视角与燃烧视角的特征向量  $F_1$  和  $F_2$ , 以权重  $\alpha$  进行融合层线性加权, 融合表达为:

$$F = \alpha \cdot F_1 + (1 - \alpha) \cdot F_2 \quad (9)$$

其中, 权重  $\alpha$  初始值为 0.5, 表示初始阶段默认两个通道具有相同的重要性。 $\alpha$  被作为网络中的一个可学习参数, 随着模型训练过程一同优化, 即在前向传播过程中,  $\alpha$  参与上述融合表达的计算, 所生成的融合特征  $F$  将作为输入传递至后续分类层。分类层输出结果后, 与真实标签共同构建交叉熵损失函数  $\alpha$ , 并在反向传播阶段通过链式法则计算损失关于  $\alpha$  的梯度  $\partial L / \partial \alpha$ 。

此梯度信息将与深度网络的其他参数一同输入 Adam 优化器, 结合设定的学习率, 执行梯度更新规则, 完成参数调整。为了保证权重  $\alpha$  的取值具有物理合理性, 训练过程中对其取值施加约束, 确保其始终位于  $[0, 1]$  区间之内。因此, 权重  $\alpha$  能够根据训练过程中两通道特征对分类精度的相对贡献自动调整其值, 从而实现特征融合策略的动态最优配置。整个过程在 TensorFlow 平台上实施, 以便精细化地权衡与整合两个视角的特征信息。

## 1.5 融合后的深度特征分类预测诊断

深度特征的诊断分类和预测结果是由网络诊断架构(图 1)中的全连接层和 Softmax 分类层来完成的, 即全连接层把融合后的深度特征映射到进排气堵塞状况对应的分类空间, 再经过 Softmax 分类层计算全连接分类子空间对应健康等级的概率分布, 概率最大的对应健康等级标签就是最终的诊断预测结果, 从而实现对发动机进排气的健康状态判别。

设全连接层的输出为  $z = [z_1, z_2, \dots, z_K]$ , 其中  $K$  是类别的总数,  $e^{z_i}$  是对每个输出值的指数函数, 分母  $\sum_{j=1}^K e^{z_j}$  是所有指数值的和, 确保所有  $\text{Softmax}(z_i)$  的和为 1, 从而构成一个有效的概率分布, 其计算公式如下:

$$\text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (10)$$

## 1.6 健康等级的划分

通常, 将发动机的健康状况划分为 5 个等级是最科学的。本研究针对航空活塞发动机的不同进排气堵塞状况, 把发动机性能从健康状态逐步劣化到故障的过程定义为 5 类健康等级状况如表 1 所示。

如图 3 所示, 根据上述健康等级的定义, 设置了不同健康等级的阈值(threshold)。由于不同进排气堵塞程度



表 1 各健康等级对应的发动机状况描述

Table 1 Description of engine condition corresponding to each health grade

等级	状况描述
健康	发动机运行正常
亚健康	有轻微的性能问题,但尚未明显影响正常运行
中度劣化	发动机的性能明显受限,需要进行维护
重度劣化	发动机运行效率低下,可能会有明显的故障症状
故障	发动机基本无法运转工作,需要立即修复或更换

会使得发动机的输出功率、过量空气系数、气缸的缸压峰值等核心数据下降,这些核心数据经过深度学习之后被转换为对应的深度特征数据。选取相关特征数据下降的百分比作为相应的设定阈值,可实现发动机健康状况的梯度指标描述。

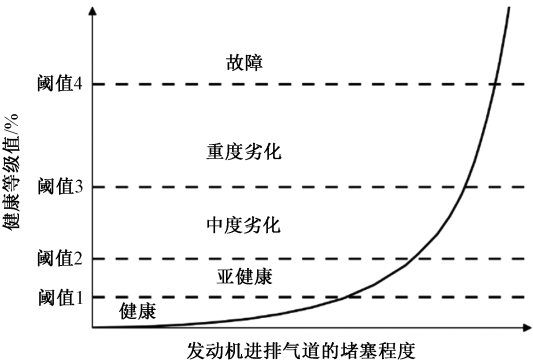


图 3 发动机进排气道堵塞的健康等级

Fig. 3 Health grades of intake or exhaust blockage on aero piston engine

设发动机某特征数据的下降百分比阈值 (Threshold) 公式为:

$$Threshold = \frac{P_h - P_{act}}{P_h} \times 100\%$$

(11)

式中:  $P_h$  是进排气无堵塞下选取的某健康等级特征均值;  $P_{act}$  是发生不同堵塞度时对应的实际特征劣化值。

2 深度特征的诊断数据与分析

2.1 搭建发动机台架试验和联合仿真过程

发动机地面台架试验是以进口的某型四缸四冲程压燃式高压共轨航空活塞发动机为测试对象。该发动机配备齿轮减速器(减速比为 1.69)和全权限数字发动机控制(FADEC)系统,采用废气涡轮增压器与中冷器组成的进气增压中冷系统,发动机的主要性能参数如表 2 所示。试验地点位于昆明(海拔 1 920 m,大气压力 80.2 kPa,环境温度 13.4 ℃),为了模拟不同进排气堵塞状态,在进、排气管路上分别安装可调节不同开度的节流阀作为气道堵塞。

表 2 航空活塞发动机的主要参数

Table 2 Main parameters of aero piston engine

参数	数值
缸径/mm	83
活塞行程/mm	92
排量/L	1.991
压缩比	18
最大连续功率/kW	99
最大扭矩/(N·m)	473
发动机最大转速/(r/min)	3 887
齿轮减速器的减速比	1.69
螺旋桨最大转速/(r/min)	2 300

如图 4 所示,试验测试系统由功率测控、气体流动监测、燃烧过程采集与排放检测 4 个子系统构成。通过江苏联测科技的电涡流测功机测得发动机的动力输出;燃烧过程采用瑞士 Kistler 的 6056 型预热塞式缸压传感器配合 Kibox 燃烧分析仪记录缸内压力曲线;进气流量由上海同圆的质量流量计采集,油耗通过瞬态油耗仪获取,排气排放则使用 AVL 尾气分析仪进行监测。进气压力传感器安装在中冷器后,排气背压传感器安装在涡轮后,具备高频响应和较强抗干扰能力,可实现对发动机运行全过程的精细化采样。

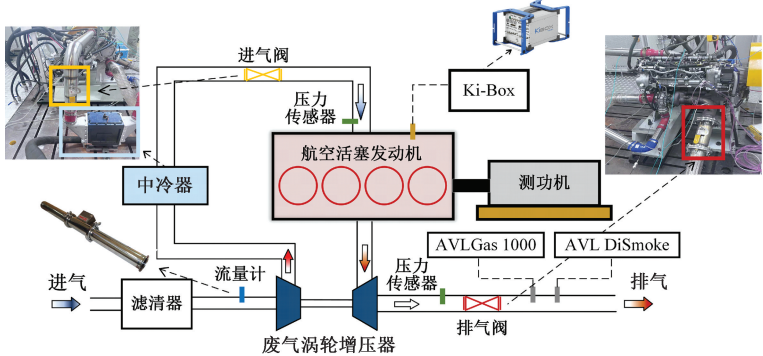


图 4 航空活塞发动机台架布置

Fig. 4 Test bench layout of aero piston engine

仿真过程是借助已自行搭建好的压燃式航空活塞发动机 AMESim 仿真模型和 Simulink 控制模型进行联合仿真<sup>[18]</sup>,主要是通过 AMESim 仿真系统软件建立发动机的系统模型,模拟发动机燃烧室内的热力过程、进排气体交换过程,以及相关辅助功能(如润滑和供油)等;Simulink 控制模型则用于实现与台架试验一致的大气边界条件设定(海拔 1 920 m 所对应的气压与环境温度),并控制发动机的仿真运行参数,包括转速、喷油脉宽等,具备实时反馈与闭环控制能力,确保仿真过程紧贴真实工况。

为模拟不同堵塞程度下的故障状态,仿真中的进排气节流阀与试验中的节流阀安装位置相互对应,该节流阀元件也能设定不同开度,即:从轻度至严重堵塞的多等级堵塞变化,以控制进排气流量、压力等关键物理量,能再现故障注入机制。该方式实现了对进排气堵塞工况的连续可控建模,并与台架试验保持一致性,为模型训练与特征提取提供了稳定、丰富的数据来源。

最后,进行相关台架试验数据与仿真数据的对比,当两者之间的误差低于 5% 时,则能保障仿真模拟的可靠性<sup>[19]</sup>,使得仿真数据为进排气堵塞状况的深度学习诊断网络提供了大量的数据集。

2.2 进排气堵塞的诊断数据集成

多维度的实时数据采集,涵盖了进气压力、排气压力、缸内压力、进气流量和功率输出等多类型物理量,能够全面反映进排气堵塞对发动机性能劣化的影响。由进排气堵塞数据集的 3 个主要工况(一个模拟地面滑行起飞工况的螺旋桨转速 2 300 r/min、两个模拟固定海拔巡航工况的螺旋桨转速 2 010 和 1 750 r/min)构成深度特征诊断方法的训练和测试,即由不同进排气堵塞状况的地面台架试验和联合仿真数据构成诊断数据集;且每个工况对应 5 个健康等级下的数据各有 10 个子集,则共有 50 个子数据集,然后对取得的每组数据进行切片,并以发动机一个工作循环(720 °CA)的采样点数为样本切片长度。因此,每个工况记录了 200 个样本切片,共有 30 000 个样本构成本次发动机进排气堵塞状况的深度学习数据集,其中训练集与测试集的比为 8 : 2,而数据划分是从整个样本中随机抽取构成。

2.3 进气堵塞状况下的诊断数据分析

1) 进气堵塞的发动机燃烧性能下降分析

不同的进气堵塞状况,必然导致发动机的健康劣化程度不同,这种劣化过程的主因是发动机的燃烧性能下降。由于发动机的输出动力来自气缸内的燃烧过程,而进气量不足导致输出功率下降<sup>[20]</sup>。这种由进气堵塞引起的燃烧恶化现象,会使得发动机工作不稳定,严重影响飞行器在飞行过程中的舒适性和安全性。

缸内燃烧压力是衡量发动机工作状况的关键参数。在海拔 1 920 m、螺旋桨转速 2 300 r/min 的条件下,绘制了不同进气堵塞状况(进气堵塞从无堵塞到故障的劣化过程)下 5 个健康等级对应的缸内燃烧压力曲线(图 5)。

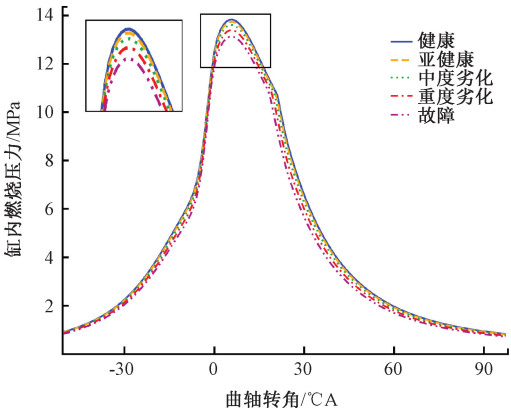


图 5 进气堵塞时的缸压变化

Fig. 5 Changes of cylinder pressure during intake blockage

表 3 是不同进气堵塞状态下最大燃烧缸压与进气采样气压数据,以及对应健康等级之间各自的压差百分比。

表 3 2 300 r/min 时不同进气堵塞状况的  
最大缸压与进气压力

Table 3 Maximum cylinder pressure and intake pressure data on different intake blockage of 2 300 r/min

等级	最大缸压/ MPa	缸压降比/ %	进气压力/ kPa	进气压降比/%
健康	13. 89	0	227. 14	0
亚健康	13. 83	0. 43	224. 09	1. 34
中度劣化	13. 72	1. 22	219. 82	3. 22
重度劣化	13. 52	2. 66	214. 37	5. 62
故障	13. 28	4. 39	208. 98	8. 00

从图 5 和表 3 可知,随着进气堵塞状况从健康不断劣化到故障时,由于进气量的不足,导致缸内燃烧压力也呈现出不同梯度的下降趋势,即:从健康等级到故障等级,发动机的进气压力总共下降了约 19 kPa,最高缸内燃烧压力总共下降了约 0. 6 MPa,进气压降比大约是燃烧最大缸压降比的 1. 8~3 倍之间。此外,燃烧压力的降低也使得发动机每一个工作循环产生的输出动力有所减少。

2) 可视化深度特征诊断过程的数据分析

利用深度学习的多层神经网络感知不同数据集里的梯度变化表征,并形成各层的对应深度特征。经过前期大量的网络训练,深度学习神经网络逐渐加强了对深度特征的感受野,并提升了判断力的准确性,但深度学习的这种特征感受野相当于一个“黑匣子”。

t-SNE 是一种降维技术,可将高维特征投影到二维空间中,提供了一种直观地拨开“黑匣子”的可视化方式,把不同层次的深度特征展示出来。图 6 是进气堵塞的各通道 t-SNE 特征图,且图 6(a)是 1 通道经过深度卷积提取的进气堵塞常规视角深度特征图,图 6(b)是 2 通道经过深度卷积和自注意力机制提取的进气堵塞状况的燃烧视角深度特征图,图 6(c)是经过双通道动态融合后的综合视角深度特征图;每一个点代表各自进气堵塞状态的可视化健康度特征,且 t-SNE 的降维基本能保留各特征点之间的相对距离。通过计算当前等级类别所有点坐标的平均值,得到每个健康等级在二维 t-SNE 空间中的中心点坐标,并在图中用“x”标出。

在图 6(c)的进气堵塞状况双通道动态融合深度特征图中,计算得到各不同等级中心点与健康中心点的欧氏距离(表 4),不同进气堵塞状况下的各中心点(亚健康、中度劣化、重度劣化和故障的中心点),距离健康中心点越来越远,这与缸压峰值(图 5)的劣化规律一致;且其中对健康(health)的特征点分布较为紧密,说明诊断网络初期对动态融合后的 health 状态较为敏感,能很快识别该 health 特征,而对其它特征等级的辨识度尚可。

表 4 不同健康等级的进气堵塞特征中心与健康中心的距离  
Table 4 Distance between blockage feature centers of different health levels and health center on intake blockage

等级	中心点坐标	与健康中心点距离
健康	-45.3,-44.1	0
亚健康	-37.8,2.0	46.7
中度劣化	-10.6,16.6	69.9
重度劣化	23.2,1.5	81.4
故障	46.4,21.6	112.8

经过随后的全连接层和 Softmax 分类层进一步得到不同输入健康等级数据的可视化 t-SNE 特征图如图 7 所示,其中的健康等级特征呈现出明显的分类聚合状态,说明双通道深度特征诊断模型具有很强的深度特征提取能力,可有效的地辨识和区分不同的进气堵塞状况,从而提高诊断的准确率。

2.4 排气堵塞状况下的诊断数据分析

1) 排气堵塞的发动机燃烧性能下降分析  
活塞发动机的排气堵塞会直接引起气缸内的排气背压增加,造成废气排出不畅,增加了气缸内的残留废气量,使得新鲜空气的进入量减少,导致缸内气体的交换效率降低,缸内最大燃烧压力明显下降,恶化了燃烧过程,最终出现发动机的功率急剧下降、燃烧不完全和发动机过热等问题<sup>[21]</sup>。

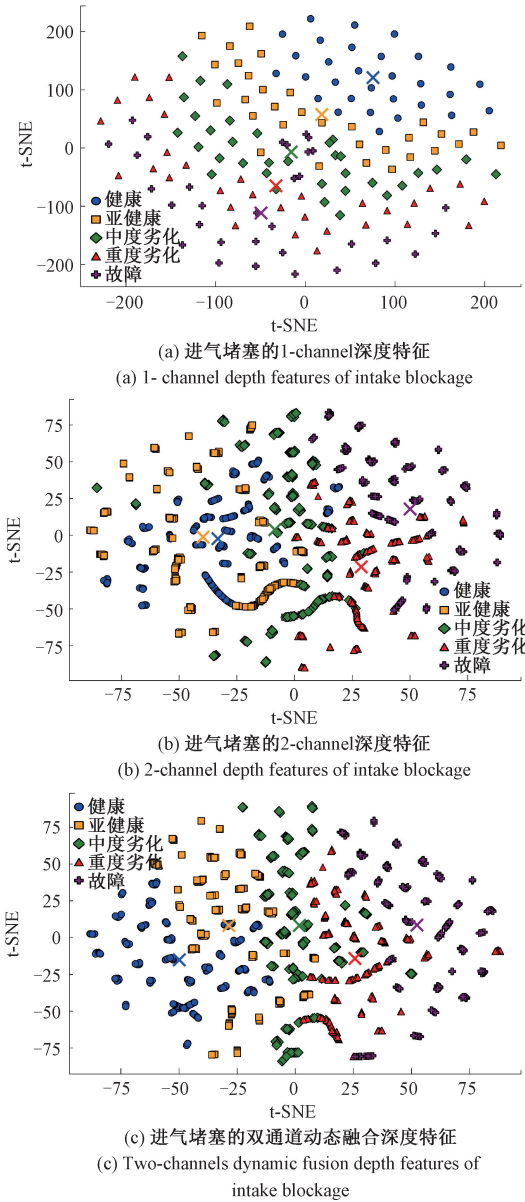


图 6 进气堵塞的各通道视角 t-SNE 特征  
Fig. 6 Various channels view t-SNE features of intake blockage

图 8 是在海拔 1 920 m、螺旋桨转速 2 300 r/min、不同排气堵塞状况下 5 个健康等级的缸内燃烧压力曲线。这 5 条缸压曲线(排气堵塞度从无堵塞到故障的劣化过程)所对应的排气背压(表 5)是逐渐上升的,即:随着排气堵塞状况的不断劣化,排气背压不断上升,而最大缸压峰值是不断下降。它与进气堵塞状况(表 3)的最大缸压峰值对比可知,相同健康等级下的排气堵塞缸压下降率约为进气堵塞缸压下降率的 3 倍,排气堵塞对发动机气缸内的燃烧恶化影响更大,它比进气堵塞对航空活塞发动机性能劣化的危害更为严重。



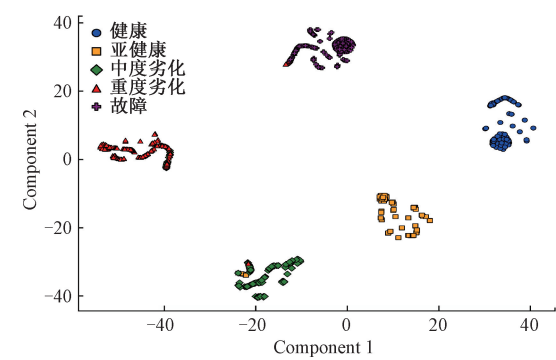


图 7 进气堵塞的最终可视化深度特征诊断

Fig. 7 Final visual depth feature diagnosis of intake blockage

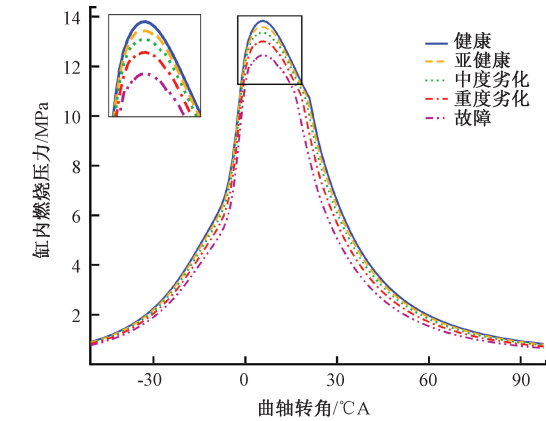


图 8 排气堵塞时的缸压变化

Fig. 8 Changes of cylinder pressure during exhaust blockage

表 5 2 300 r/min 时不同排气堵塞状况的  
最大缸压与排气背压

Table 5 Maximum cylinder pressure and back-pressure  
data on different exhaust blockage at 2 300 r/min

等级	最大缸压/ MPa	缸压降比/ %	排气背压/ kPa	背压增比/%
健康	13. 89	0	105. 68	0
亚健康	13. 44	3. 24	115. 01	8. 83
中度劣化	13. 15	5. 33	119. 74	13. 31
重度劣化	12. 75	8. 21	121. 36	14. 84
故障	12. 19	12. 24	122. 37	15. 79

2) 可视化深度特征诊断过程的数据分析

随着排气堵塞程度的增加,燃烧废气排出变得更加困难,导致发动机气缸内的废气积累与新鲜空气的交换不完全。该排气堵塞状况使得排气特征分布如图 9 所示,发生明显的变化,这与进气堵塞状况的深度特征图有一定的相似性,但在 t-SNE 可视化降维空间中的特征中心却呈现出了更大的偏移量如表 6 所示。

如图 9 所示,在用 t-SNE 提取排气堵塞的可视化深度特征图中,图 9(a) 是 1-channel 经过深度卷积提取的排气堵塞常规视角深度特征图,图 9(b) 是 2-channel 经

过深度卷积和自注意力机制提取的排气堵塞状况的燃烧视角深度特征图,图 9(c) 是经过动态融合后,排气堵塞双通道综合视角深度特征图;展示了排气堵塞状况下的不同健康等级可视化深度特征数据点的分布情况。从图 9 可知,随着排气堵塞状况的加重,各个劣化等级特征中心点逐渐远离健康状态的中心点。

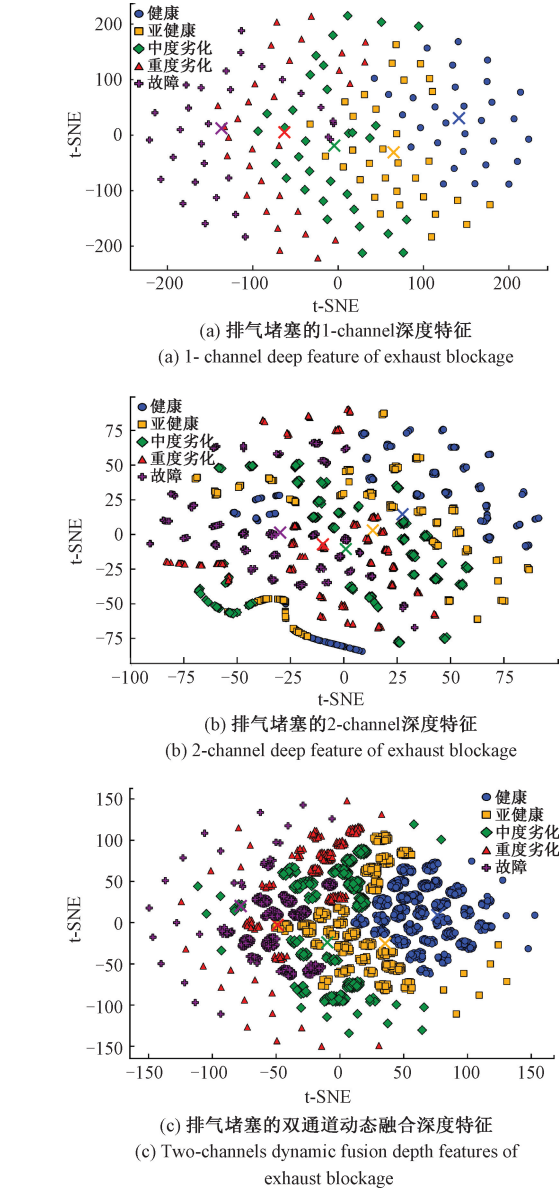


图 9 排气堵塞的各通道视角 t-SNE 特征

Fig. 9 Various channels view t-SNE  
features of exhaust blockage

针对图 9(c) 的排气堵塞动态融合深度特征图,进行各等级中心点坐标与健康中心点的欧氏距离(表 6) 计算,且与进气堵塞中心距离的表 4 对比可知,各排气堵塞中心与健康中心点距离大约是各进气堵塞中心与健康中心点距离的 1.3~1.8 倍,说明排气堵塞特征偏离健康中

心点更远,其健康恶化程度更为严重。

表 6 不同健康等级的排气堵塞特征中心与健康中心的距离

Table 6 Distance between blockage feature centers of different health levels and health center on exhaust blockage		
等级	中心点坐标	与健康中心点距离
健康	96. 4, -3. 2	0
亚健康	40. 2, -31	63
中度劣化	-6. 1, -20. 7	104
重度劣化	-42. 4, 7. 3	139. 2
故障	-104. 1, 31. 5	203. 6

图 10 是排气堵塞最终视角的 t-SNE 可视化深度特征结果,属于最终输出分类层。由图 10 可知,排气堵塞 5 种健康等级对应的深度数据特征已经被明显地进行聚类提取,说明所提取的深度特征能有效地区分不同的健康等级,进而提升了诊断辨识的准确度。

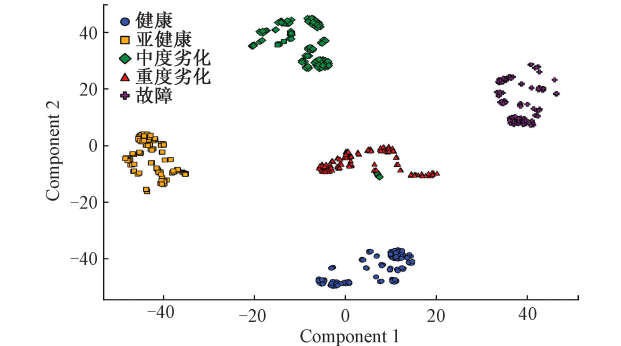


图 10 排气堵塞最终视角的深度特征诊断

Fig. 10 Final visual depth feature diagnosis of exhaust blockage

2. 5 进排气堵塞深度特征诊断方案的优化对比与模型组件消融实验分析

两个以上的 CNN 属于 DCNN,双通道深度学习诊断的旧框架都采用 DCNN 网络模型,通过局部感受野和固定的卷积核进行特征提取,但卷积层对全局特征和长距离依赖的捕捉能力有限;而自注意力机制引入了全局依赖关系,减少了单一卷积操作所带来的局部特征误差,增强了模型对复杂特征关系的捕捉能力。因此,在 2-channel 中的 DCNN 之后引入 SA,从而构成优化后的新方案框架(图 1)。

如图 11 所示,对注意力权重热力图进行可视化分析,横坐标为曲轴转角(℃A),纵坐标为样本编号,颜色表示注意力权重。这两类任务中的注意力均集中在 -20℃A ~ 40℃A 区间,该区段是对应缸内燃烧的核心阶段,说明模型能够在核心阶段对故障密切相关的特征进行有效关注,从而提升诊断性能。

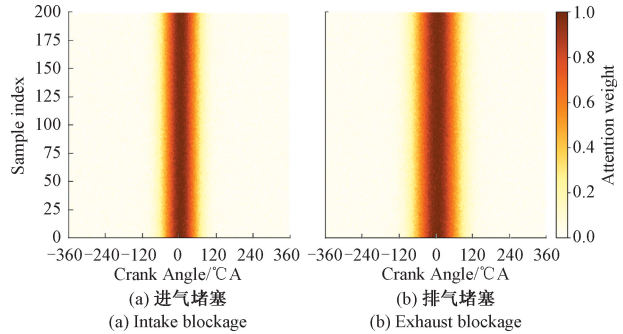


图 11 注意力权重热力图

Fig. 11 Attention weight heatmap

如表 7、8 所示,对旧方案( old scheme )和优化新方案( improved scheme )的测试集总体准确率对比可知,优化后的新方案在进气堵塞和排气堵塞的平均诊断准确率( average accuracy )分别为 98. 95% 和 98. 62%,均略高于旧方案;新方案的标准差( standard deviation )分别下降了 10. 3% 和 6. 81%。因此,新方案在 2-channel 的 DCNN 之后新增的 SA 使得整体准确率有所提升,提高了诊断系统的可靠性。

表 7 进气堵塞的新框架与旧框架的诊断结果对比

Table 7 Comparison of intake blockage diagnosis between old and improved framework				
	框架	神经网络	平均准确率/%	标准差
旧方案	1-channel	DCNN	98. 03	0. 016 4
	2-channel	DCNN		
改进方案	1-channel	DCNN	98. 95	0. 014 7
	2-channel	SA-DCNN		

表 8 排气堵塞的新框架与旧框架的诊断结果对比

Table 8 Comparison of exhaust blockage diagnosis between old and improved framework				
	框架	神经网络	平均准确率/%	标准差
旧方案	1-channel	DCNN	97. 79	0. 019 1
	2-channel	DCNN		
改进方案	1-channel	DCNN	98. 62	0. 017 8
	2-channel	SA-DCNN		

本研究采用模型组件消融实验,以评估深度学习诊断架构中各关键模块对整体性能的贡献度,即:通过逐步添加或移除替换模型中的特定组件,观察系统性能的变化,从而验证该组件的必要性或优化潜力。该模型组件消融实验的策略是首先以缸压数据为输入,然后采用模块叠加的方式逐步构建模型结构,先从传统卷积神经网络 Baseline 模型开始逐渐叠加模块,经历 Single-Channel + Attention 模型(在 Baseline 的基础上引入自注

意力机制)、Two-Channel + Fixed Weight 模型(采用进排气数据与缸压数据的双通道输入,且融合权重  $\alpha$  固定为 0.5,初步考察双视角的融合效果)、Full Model 模型(在双通道结构基础上,引入自注意力机制与动态融合权重  $\alpha$ ,实现特征贡献度的自适应调节)。以上所有模型组件都在相同的训练集与测试集上进行评估对比,且平均准确率(accuracy)为核心性能指标。

表 9 为模型组件消融实验中各模型在起飞和巡航工况下发动机进气堵塞与排气堵塞诊断任务中的表现。结果表明,模型的性能随着结构优化逐步提升,新增各模块均对诊断性能发挥了关键的改进作用;相比 Baseline 模型,新增注意力机制后的单通道结构在进气与排气堵塞诊断中的平均准确率分别提升了约 1.39%和 3.36%,验证了注意力机制在强化关键特征提取方面的有效性;随着引入双通道结构之后,准确率大幅提升至 95%以上,说明多视角信息融合显著增强了诊断能力;最终,融合全模块的 Full Model 模型在两类任务中均达到接近 99%的准确率,充分证明动态融合策略能根据工况特征,自适应优化特征权重分配,从而进一步提升模型诊断性能。

表 9 模型组件消融实验

Table 9 Ablation experiment of model component		
诊断任务	模型组件	平均准确率/%
进气堵塞	Baseline	88.76
	Single-Channel + Attention	90.15
	Two-Channel+Fixed Weight	97.07
	Two-Channel+Dynamic Weight	98.95
排气堵塞	Baseline	86.42
	Single-Channel+Attention	89.78
	Dual-Channel+Fixed Weight	96.32
	Dual-Channel+Dynamic Weight	98.62

综上所述,模型组件消融实验有效验证了双通道输入、自注意力机制与动态权重因子  $\alpha$  的协同作用,这一协同机制已成为推动诊断性能显著提升的关键因素。

3 结 论

本研究围绕航空活塞发动机进排气堵塞智能诊断问题,提出了一种融合常规进排气视角与燃烧缸压视角的双通道自注意力深度卷积神经网络诊断架构。该方法以地面台架试验和 AMESim+Simulink 联合仿真的数据集为基础,通过双通道结构实现多视角特征的融合提取,并引入自注意力机制和动态融合权重  $\alpha$ ,以增强对关键特征的选择性关注,解决了复杂劣化状态下特征提取不充分和融合策略单一等技术难点。在海拔 1 920 m 起飞工况下进行的进排气堵塞诊断实验中,所提方法在准确率方

面分别达到了 98.95%和 98.62%,并在特征分辨上表现优异,且 t-SNE 可视化进一步验证了模型对深层判别信息的提取能力。通过模型组件消融实验,系统地验证了双通道结构、自注意力机制与动态融合策略在性能提升中的关键作用。

未来将进一步拓展研究该诊断模型的更多工况适应性和在线实时诊断能力,探索通过迁移学习技术把该双通道深度学习诊断方法能够迁移至不同的发动机机型,完成对其它机型的进排气堵塞诊断,提高通用化智能诊断的效率。

参考文献

[ 1 ] ZHOU Y, LI X Y, DING S T, et al. Technologies and studies of gas exchange in two-stroke aircraft piston engine: A review[ J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2024, 37(1):24-50.

[ 2 ] YING Y L, LI J CH. An improved performance diagnostic method for industrial gas turbines with consideration of intake and exhaust system[ J]. Applied Thermal Engineering, 2023,222: 119907.

[ 3 ] 万明定,聂学选,毕玉华,等. 不同大气压力下进/排气节流对 SCR 性能的影响[ J]. 内燃机学报, 2023, 41(3):263-270.

WAN M D, NIE X X, BI Y H, et al. Effects of intake and exhaust throttling on SCR performance under different atmospheric pressures [ J]. Transactions of CSICE, 2023,41(3):263-270.

[ 4 ] KIM S, IM J H, KIM M, et al. Diagnostics using a physics-based engine model in aero gas turbine engine verification tests [ J]. Aerospace Science and Technology, 2023, 133: 108102.

[ 5 ] 聂浩森,车驰东. 基于振动信号 PSD-SVM 方法的不定负荷下柴油机气阀间隙异常故障诊断[ J]. 振动与冲击, 2024, 43(2):299-305.

NIE H M, CHE CH D. Fault diagnosis of the gas valve of a diesel engine under uncertain load on PSD-SVM[ J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(2):299-305.

[ 6 ] 王冠,王婧雨,刘巧珍,等. 数据驱动的运载火箭涡流泵异常分析方法[ J]. 宇航学报, 2022, 43(7): 964-973.

WANG G, WANG J Y, LIU Q ZH, et al. Data-driven anomaly analysis method of launch vehicle oxygen turbopump[ J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(7): 964-973.

[ 7 ] 栾孝驰,佟鑫宇,沙云东,等. 基于振动与声发射敏感参数识别的主轴承故障诊断方法[ J]. 推进技术, 2024,45(12):274-286.

LUAN X CH, TONG X Y, SHA Y D, et al. Main



- bearing fault diagnosis method based on vibration and acoustic emission sensitive parameter recognition [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45 ( 12 ): 274-286.
- [ 8 ] 辛佳雯,王睿,谢艳霞,等. 基于关键点检测的航空发动机螺栓安装缺陷自动化检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(03): 98-106.
- XIN J W, WANG R, XIE Y X, et al. An automatic detection method of aero-engine bolt installation defects based on key point detection [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(3): 98-106.
- [ 9 ] 文冠华. 柴油机空气系统健康状态评估和预测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- WEN G H. Health assessment and predict of diesel engine air system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [ 10 ] 唐智,柏林,白豪,等. 弱数据下多源传感融合的某试车台气路健康评估方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(5): 10-18.
- TANG ZH, BO L, BAI H, et al. Health assessment method for gas circuit system of engine test bed based on multi source sensor information fusion under weak data environment[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(5): 10-18.
- [ 11 ] 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.
- ZHANG J H, SUN SH Y, ZHU X L, et al. Diesel engine fault diagnosis based on an improve convolutional neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(6): 139-146.
- [ 12 ] JIN H J, ZHAO Y P, WANG ZH Q, et al. A rotating stall warning method for aero-engine compressor based on Deep ESVD-CNN [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 139: 108411.
- [ 13 ] 康玉祥,陈果,盛嘉玖,等. 低转速航空发动机滚动轴承故障深度异常检测方法[J]. *振动与冲击*, 2024, 43(7): 186-195.
- KANG Y X, CHEN G, SHENG J J, et al. Deep anomaly detection method for low-rotating speed rolling bearing faults of aero-engine [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, 43(7): 186-195.
- [ 14 ] 张世杰,胡家文,苗国磊. 基于工况识别与自训练时空图卷积的航空发动机气路故障诊断[J]. *推进技术*, 2024, 45(11): 245-254.
- ZHANG SH J, HU J W, MIAO G L. Fault diagnosis of aero-engine gas path based on condition recognition and self-training ST-GCN model [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45(11): 245-254.
- [ 15 ] 蔡舒妤,何冲. 基于 FDG-YOLO 轻量化模型的航空发动机损伤检测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024>.
- CAI SH Y, HE CH. A damage detection method for aero-engine based on FDG-YOLO lightweight model[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0024>.
- [ 16 ] 伍济钢,文港,杨康. 改进注意力机制的航空发动机试验转子系统智能故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2024, 43(4): 261-269.
- WU J G, WEN G, YANG K. Improve attention mechanism for intelligent fault diagnosis of experimental rotor systems in aero engines [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, 43(4): 261-269.
- [ 17 ] CHU S L, ZHANG J J, LIU F C, et al. Fault identification model of diesel engine based on mixed attention: Single-cylinder fault data driven whole-cylinder diagnosis [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 255: 124769.
- [ 18 ] 徐劲松,刘保含,陈科中. 不同海拔下压燃式航空活塞发动机预喷的燃烧与排放特性[J]. *推进技术*, 2024, 45(12): 232-241.
- XU J S, LIU B H, CHEN K ZH. Combustion and emission characteristics of pilot injection on compression-ignition aero piston engine under different altitudes [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2024, 45 ( 12 ): 232-241.
- [ 19 ] 徐劲松,陈科中,刘保含. 航空活塞发动机的层次熵权性能评价方法[J]. *航空动力学报*, 2023, 38(11): 2747-2756.
- XU J S, CHEN K ZH, LIU B H. Hierarchical entropy weight performance evaluation method of aero piston engine [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2023, 38(11): 2747-2756.
- [ 20 ] 王成东,魏民祥,李冰林,等. 电动增压航空活塞发动机进排气系统设计研究[J]. *航空动力学报*, 2025, 40(2): 171-179.
- WANG CH D, WEI M X, LI B L. Study and analysis of intake and exhaust system of electric turbocharged aviation piston engine [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2025, 40(2): 171-179.
- [ 21 ] MA Z T, ZHANG K, XIANG H C, et al. Experimental study on influence of high exhaust backpressure on diesel engine performance via energy and exergy analysis [J]. *Energy*, 2023, 263: 125788.

## 作者简介



徐劲松,2014 年于昆明理工大学获得博士学位,现为昆明理工大学教授,主要研究方向为航空发动机的燃烧、控制与故障诊断。

E-mail: 372606249@qq.com

**Xu Jinsong** received his Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2014. Now he is a professor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include combustion, control and fault diagnosis of aero engine.



王博(通信作者),2022 年于南昌航空大学获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为航空发动机的燃烧与故障诊断。

E-mail: 2447842938@qq.com

**Wang Bo** (Corresponding author)

received her B. Sc. degree from Nanchang Hangkong University in 2022. Now she is a M. Sc. degree at Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include combustion and fault diagnosis of aero engine.