

# 基于深度学习的无人机发动机故障风险预测

陈建<sup>1,2</sup>, 杨振华<sup>1</sup>

(1. 内蒙古科技大学经济与管理学院, 内蒙古包头 014010; 2. 苏州华元世纪科技发展有限公司, 江苏苏州 215104)

**摘要:** 针对无人机涡扇发动机在复杂工况下故障率高、安全隐患突出, 且传统故障诊断方法滞后于风险预警需求的问题, 提出一种融合注意力机制的长短期记忆网络(LSTM)故障风险预测模型, 旨在实现发动机故障的提前识别与风险量化。以国内某知名无人机企业涡扇发动机运行数据为基础开展研究, 通过小波变换完成数据平稳性处理, 采用皮尔逊相关性分析筛选关键特征变量, 结合 $3\sigma$ 原则与四分位数间距(IQR)实现异常数据精准清洗。在此基础上构建以LSTM为核心架构、引入注意力机制的预测模型, 通过动态计算时间步注意力权重, 强化对故障敏感特征的聚焦能力。实验结果表明, 该模型在测试集上的故障预测准确率达92.3%, 搭配专家系统以及基于规则的风险管理平台可为无人机发动机预测性维护提供技术支撑, 对降低运维成本、提升飞行安全冗余具有重要实践价值。

**关键词:** 无人机涡扇发动机; 故障风险预测; 注意力机制; 长短期记忆网络(LSTM)

**DOI:** 10.11907/rjdk.251807

扫描二维码阅读全文: 

**中图分类号:** TP18; V233.7

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1672-7800(2026)005-0028-08

## Fault Risk Prediction of UAV Turbopan Engines Based on Deep Learning

CHEN Jian<sup>1,2</sup>, YANG Zhenhua<sup>1</sup>

(1. School of Economics and Management, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou 014010, China;

2. Suzhou Huayuan Century Technology Development Co., Ltd, Suzhou 215104, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of the high failure rate and prominent safety hazards of unmanned aerial vehicle (UAV) turbopan engines under complex operating conditions, as well as the lag of traditional fault diagnosis methods behind the requirements of risk early warning, this study proposes a fault risk prediction model based on a long short-term memory (LSTM) network integrated with an attention mechanism, with the purpose of realizing early identification of engine faults and quantitative risk assessment. Taking the operational data of turbopan engines from a well-known domestic UAV enterprise as the basis, wavelet transform is used to complete data stationarity processing, Pearson correlation analysis is adopted to screen key feature variables, and the  $3\sigma$  principle combined with the interquartile range (IQR) method is applied to achieve precise cleansing of abnormal data. On this basis, a prediction model is constructed with LSTM as the core architecture and an attention mechanism introduced, where dynamic computation of time-step attention weights strengthens the focusing ability on fault-sensitive features. Experimental results show that the model achieves a fault prediction accuracy of 92.3% on the test set. When combined with an expert system and a rule-based risk management platform, it can provide technical support for predictive maintenance of UAV engines, and has important practical value in reducing operation and maintenance costs and enhancing flight safety redundancy.

**Key Words:** unmanned aerial vehicle (UAV) turbopan engine; fault risk prediction; attention mechanism; long short-term memory (LSTM)

## 0 引言

在航空航天技术与人工智能深度融合的背景下, 无人机已成为推动军民领域效能革新的核心装备<sup>[1]</sup>。军事场景中, 长航时的察打一体无人机可实现超视距侦察与精准

打击, 降低人员伤亡风险; 在民用领域, 无人机已重塑物流、农业、环境监测等多元产业格局。无人机性能的稳定发挥高度依赖核心动力部件——发动机, 其运行状态直接决定无人机任务可靠性与飞行安全性。

发动机作为无人机的“心脏”, 需长期承受极端复杂的工况考验: 高空低气压环境易导致燃烧室效率波动, 强气

收稿日期: 2026-02-26

**作者简介:** 陈建(1993-), 男, 内蒙古科技大学经济与管理学院硕士研究生, 苏州华元世纪科技发展有限公司高级研发工程师, 研究方向为AI与大模型应用; 杨振华(1983-), 男, 博士, 内蒙古科技大学经济与管理学院副教授、硕士生导师, 研究方向为大数据分析、机器学习。本文通讯作者: 陈建。

流冲击会加剧叶片疲劳损伤,空气中的腐蚀性介质还会引发关键部件氧化腐蚀<sup>[2]</sup>。据《2023年无人机安全运行报告》统计,发动机故障占无人机总故障的63.2%,是导致无人机坠机、任务中断的首要诱因<sup>[3]</sup>。并且,发动机故障具有突发性强、连锁反应快的特点,严重时会造成巨额装备损失和地面人员伤亡,威胁公共安全<sup>[4]</sup>。

当前,无人机发动机故障诊断方法主要分为传统物理模型法和数据驱动法两类。传统物理模型法(如故障树分析<sup>[5]</sup>、振动频谱诊断<sup>[6]</sup>)虽在简单工况下具备一定有效性,但存在显著局限:物理模型难以精准刻画发动机内部复杂流场、热循环的动态耦合过程,对多故障叠加场景的诊断精度不足70%,且依赖专家经验构建规则,泛化能力差。现有数据驱动方法在本场景中同样存在明显缺陷:经典机器学习方法如XGBoost、随机森林虽能捕捉特征关联性,但对时序数据的长期依赖建模能力薄弱,预测提前量不足5分钟;传统LSTM及变体模型虽能处理长序列数据,但对故障敏感时间步的区分度不足,存在关键故障征兆被冗余信息淹没的问题。文献[7]的研究表明,传统LSTM在发动机故障预测中的准确率仅为83%~85%,且无法实现风险等级的量化输出<sup>[8]</sup>。此外,多数数据驱动模型仅输出故障二分类结果,未建立与风险等级的映射关系,难以支撑运维决策的精细化需求。

发动机作为无人机的“心脏”,其运行状态直接决定飞行安全与任务可靠性,而缸头温度是反映发动机健康状况的核心监控指标之一。大量故障案例表明,发动机在出现严重故障前,往往会通过缸头温度的异常(过高或过低)发出预警信号。当缸头温度过高时,缸头、曲轴等高温部件的热量会持续传导至滑油,导致滑油氧化速率急剧加快,产生大量油泥杂质并堵塞油路,进而引发发动机动力中断、爆缸等致命故障,大幅缩短无人机整机使用寿命。

针对上述问题,本文以国内某头部无人机企业发动机全生命周期运行数据为基础,提出一种融合注意力机制的长短期记忆网络(LSTM)故障风险预测模型,聚焦于解决长序列数据中关键故障征兆淹没、传统模型无法量化风险等级的缺陷。该模型通过皮尔逊相关性分析筛选关键特征并明确关联逻辑,采用小波变换与复合异常值处理方法提升数据质量;引入时间步动态注意力机制,强化对故障敏感时段特征的权重分配,弥补传统LSTM信息平均化处理的不足;设计预测值与风险等级的映射规则,结合专家系统实现风险量化与决策辅助。研究成果可为无人机发动机预测性维护提供技术支撑,对降低运维成本、提升飞行安全冗余具有重要的理论价值与实践意义。

## 1 方法与数据

### 1.1 发动机故障等级划分

通过故障事件对飞机、乘客与机组人员带来后果的严

重程度定义危险等级,危险等级最高为五级,即灾难性后果,该等级的事件将导致伤亡,通常伴随着飞机损毁<sup>[9]</sup>。四级事件将导致如迫降、飞机机身受损、严重或致命的人员伤害等重大的后果。三级事件将导致如飞机或次级不相关系统的实质性损坏等严重后果。由于一、二级事件的严重程度较低,本文风险评估方法只针对危险等级在三级或三级以上的事件。

咨询通告AC39-8对危险系数作出了定义,即特定故障模式引发对应等级风险事件的概率<sup>[10]</sup>。其计算公式如式(1)所示。

$$R = P \times S \quad (1)$$

其中, $R$ 为第 $i$ 类故障的风险因子, $P$ 为该故障模式的发生概率,由历史故障数据统计得出, $S$ 为对应风险等级的严重度系数(五级取5、四级取4、三级取3)。通过危险系数可将模型预测结果转化为具体风险等级,为运维决策提供量化依据。

### 1.2 发动机故障评估办法

发动机故障评估方法的实际应用,为多领域研究与工程实践提供了丰富依据。陈敏等<sup>[11]</sup>为提升发动机气路相似故障诊断成功率,提出包含测量参数敏感性分析、部件性能参数相关性分析,并将其成功应用于某型航空发动机地面台架试车台的气路故障诊断,验证了多传感器信息融合在复杂故障场景中的有效性。刘健等<sup>[12]</sup>以混合动力系统的动态运行参数为特征量,通过设计并优化BP神经网络结构,实现了对超温与碳沉积故障的准确模式识别与性能预测,使故障诊断准确率达到92.5%以上,显著提高了变工况下系统故障诊断的准确性。

本文研究中,发动机的核心零部件已部署温度、湿度、大气压力等多种传感器,并且厂商已经基于发动机常见故障类型建立了一套完整的专家系统体系,但是如何根据采集的数据快速定位故障是企业面临的一大难点。鉴于此,本文基于厂商专家系统,通过对核心零部件数据的分析和处理,构建一套基于深度学习的故障风险预测模型,旨在帮助企业现有系统基础上实现未来发动机故障预测。

### 1.3 特征筛选

皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient)是一种常用的度量两个变量之间线性相关程度的方法,其取值范围为-1~1区间。当皮尔逊相关系数为1时,表示两个变量之间存在完全正相关关系,即一个变量的增加会导致另一个变量以相同比例增加;当相关系数为-1时,表示两个变量之间存在完全负相关关系,即一个变量的增加会导致另一个变量以相同比例减少;当相关系数为0时,表示两个变量之间不存在线性相关关系。

假设有两个变量 $X$ 和 $Y$ ,其样本数据分别为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ,则皮尔逊相关系数 $r$ 的计算公式如式(2)所示。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

其中,  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别是变量  $X$  和  $Y$  的样本均值。

基于上述原理,使用 Python 中的 Seaborn 库,针对无人机发动机运行数据,利用皮尔逊相关系数分析多个参数之

间的相关性。基于缸头温度故障特征,研究发动机故障的风险预测基础,针对构建好的数据分别计算出特征之间的相关性情况。如图 1 所示,横坐标和纵坐标都表示需要计算的特征关系,其交汇处即体现了两个特征的相关性信息,比如缸头温度和空气盒温度相关系数为 0.80,呈现明显的正相关性。

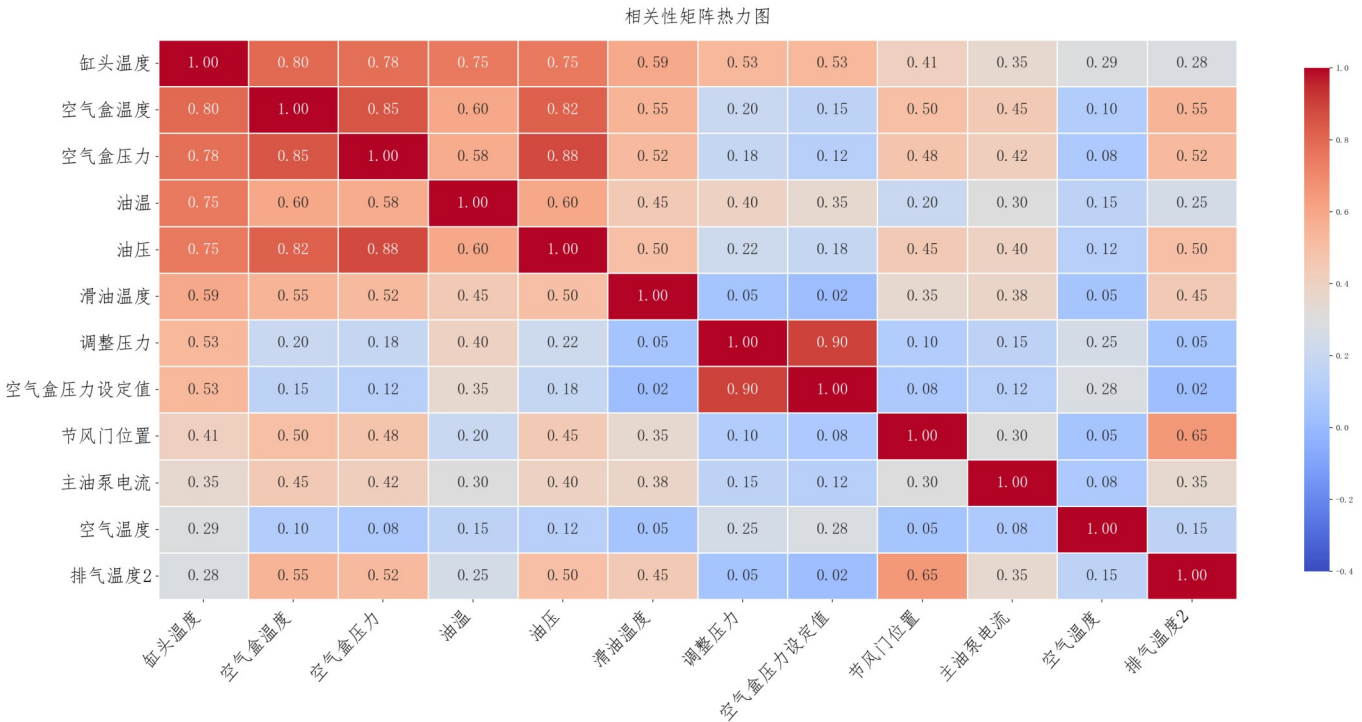


Fig. 1 Correlation matrix diagram

图 1 相关性矩阵图

基于皮尔逊相关性分析,本文设定相关系数阈值  $|r| > 0.70$  作为关键特征筛选标准(显著性水平  $\alpha = 0.01$ )。该阈值确保入选特征与缸头温度具有强相关性,同时避免引入

过多冗余变量。经筛选,最终确定 5 项关键特征变量作为模型输入,具体信息如表 1 所示。

Table 1 Key characteristic variable screening results and physical significance

表 1 关键特征变量筛选结果及物理意义

| 序号 | 特征变量  | 皮尔逊相关系数     | 物理意义        | 与缸头温度关联机制                           | 故障指示作用                         |
|----|-------|-------------|-------------|-------------------------------------|--------------------------------|
| 1  | 空气盒温度 | 0.798       | 进气系统热状态     | 空气盒温度直接反映进气预热状态,与缸头温度呈强正相关(0.798)   | 空气盒温度异常升高预示进气系统过热,可能导致缸头温度连锁上升 |
| 2  | 空气盒压力 | 0.783       | 进气密度与流量     | 压力升高意味着进气量增加,燃烧放热量增大,通过热传导影响缸头温度    | 压力异常波动指示进气系统阻塞或泄漏,间接导致缸头温度失控   |
| 3  | 滑油温度  | 0.754       | 润滑系统热状态     | 滑油承担缸头散热功能,油温升高反映散热效率下降,热量累积使缸头温度上升 | 油温过高表明润滑失效,缸头散热不足,预示过热故障风险     |
| 4  | 滑油压力  | 0.748       | 润滑系统工作状态    | 油压下降导致润滑流量减少,缸头散热能力降低,形成热量积聚        | 油压不足直接触发润滑失效连锁反应,间接导致缸头过热损伤    |
| 5  | 滑油温度  | 0.586→0.75* | 润滑系统热负荷累积表征 | 经特征工程构造的二次项,强化非线性热累积效应表征            | 捕捉滑油温度的高阶变化趋势,识别缓慢性热退化故障       |

注:滑油温度原始相关系数为 0.586,通过多项式特征构造( $x^2$ )提升至 0.75,纳入关键特征集。

## 2 故障风险预测方法

本文基于发动机核心零部件传感器数据,构建基于注意力机制的深度学习故障预测模型,通过传感器数据处理

和运行数据预测,实现未来 30 分钟故障风险预测与管理。该故障风险预测模型方法流程如图 2 所示。

### 2.1 发动机故障风险评估流程

基于发动机故障等级划分和风险因子划分理论,制定基于深度学习的故障风险预测模型的风险评估流程,如图

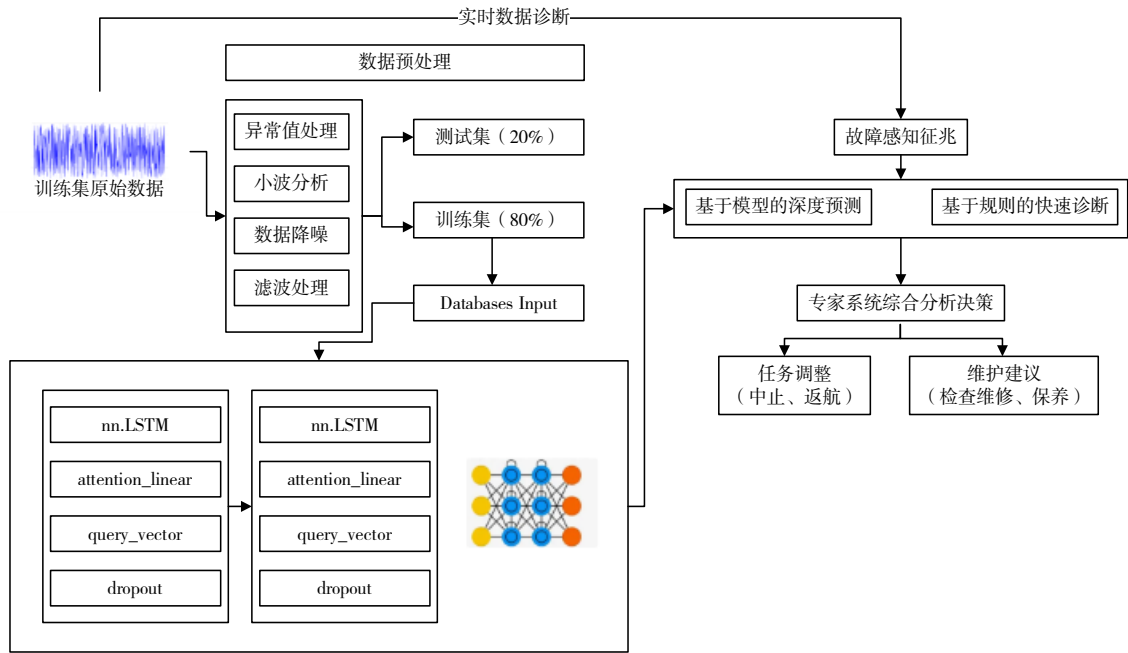


Fig. 2 Fault risk prediction model method flow  
图2 故障风险预测模型方法流程

3所示。其主要步骤包括:①通过传感和仿真平台采集不同工况下的发动机核心零部件数据;②通过数据分析和数据处理,保证训练数据的稳定性;③使用特征工程转换数据,并从多维度生成数据,提高建模可靠性;④使用基于注意力机制的LSTM算法训练故障风险预测模型;⑤引入专家系统,结合故障风险预测模型,共同确定风险因子和风险等级。

动机全生命周期运行数据,涵盖正常工况数据5组、典型故障工况数据5组。正常工况数据包含发动机转速、排气温度、滑油压力、缸头温度、燃油流量等12项关键运行参数。典型故障工况数据包含轴承磨损、燃油喷嘴堵塞、涡轮叶片积碳等常见故障,总计17 000条记录。数据样本分布如表2所示。

Table 2 Model data samples  
表2 模型数据样本

| 组别 | 数据量   | 正常数据  | 异常数据 | 比例/%  |
|----|-------|-------|------|-------|
| 1  | 2 000 | 1 630 | 370  | 20.22 |
| 2  | 1 500 | 1 320 | 180  | 12.00 |
| 3  | 1 020 | 920   | 100  | 9.80  |
| 4  | 1 800 | 1 600 | 200  | 11.11 |
| 5  | 1 500 | 1 290 | 210  | 14.00 |
| 6  | 1 300 | 1 230 | 400  | 30.77 |
| 7  | 2 300 | 2 020 | 280  | 12.17 |
| 8  | 3 000 | 2 600 | 400  | 13.33 |
| 9  | 1 400 | 1 230 | 170  | 12.14 |
| 10 | 1 180 | 1 000 | 180  | 15.25 |

为消除数据噪声,提升特征有效性,本文从平稳性验证、相关性筛选、异常值处理3方面开展数据预处理工作。

2.2.1 小波分析

发动机气路参数监测信号通常呈现出非平稳、非线性特性,其内在的故障特征信息往往被强烈的背景噪声和复杂的工况波动所淹没。传统的傅里叶变换虽擅长处理平稳信号,但其缺乏时频局部化能力,难以精确捕捉瞬态突变特征,而这些瞬态特征恰恰是早期故障萌生的重要标识。为克服上述局限性,采用小波分析(Wavelet Analysis)作为核心的数据预处理工具<sup>[13]</sup>。小波分析通过引入可伸缩和平移的基函数,能够对信号进行多尺度细化分析,即

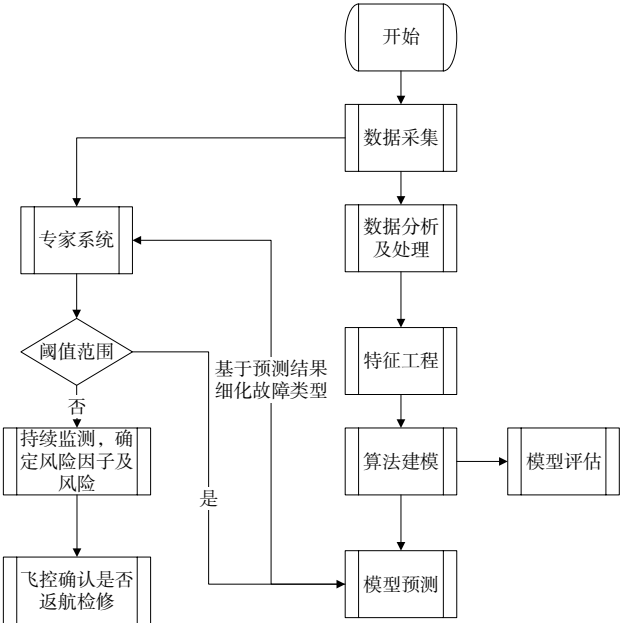


Fig. 3 Risk assessment flow  
图3 风险评估流程

2.2 发动机故障风险数据分析

高质量的运行数据是故障预测模型的核心基础。本文研究数据来源于国内无人机头部企业A,共采集10组发

在低频部分提供高的频率分辨率和低的时间分辨率,在高频部分提供高的时间分辨率和低的频率分辨率<sup>[14]</sup>。

对原始采集的发动机时序数据 $S$ ,利用db5小波进行 $J=5$ 层分解,得到一组小波系数,包括1个低频近似系数CA5和5个高频细节系数CD1,CD2,...,CD5。

$$S(t) = CA_5 + \sum_{j=1}^5 CD_j \quad (3)$$

针对分解后的各层系数,采用阈值去噪方法进行处理。本文采用无偏风险估计阈值(rigrsure)与软阈值函数相结合的方式对细节系数进行处理,以抑制噪声干扰,同时较好地保留信号的边缘特征<sup>[15]</sup>。

经过去噪后的系数包含了丰富的状态信息,直接将所有系数作为特征会导致维度灾难。因此,本文从重构后的

各层子信号中提取时域和频域统计特征,以构建降维后的特征向量。其计算公式如式(4)所示。

$$E_j = \|CD_j\|^2 = \sum_{k=1}^N |cd_{j,k}|^2 \quad (4)$$

其中, $cd_{j,k}$ 为第 $j$ 层细节系数的第 $k$ 个点。在不同故障模式下,信号能量在各频带的分布会发生显著变化,从而形成具有高度区分度的特征向量,为后续深度学习模型提供高质量的输入。

图4是发动机震动信号的数据,从时域震动、去噪后信号、小波细节系数到能量分布,正常与故障状态均呈现出显著差异。故障信号在幅值波动、高频细节波动、特定尺度(CD1/CD2/CD4)能量分布上的异常表现,可作为发动机故障诊断与识别的核心特征,为后续故障定位和机理分析提供数据支撑。

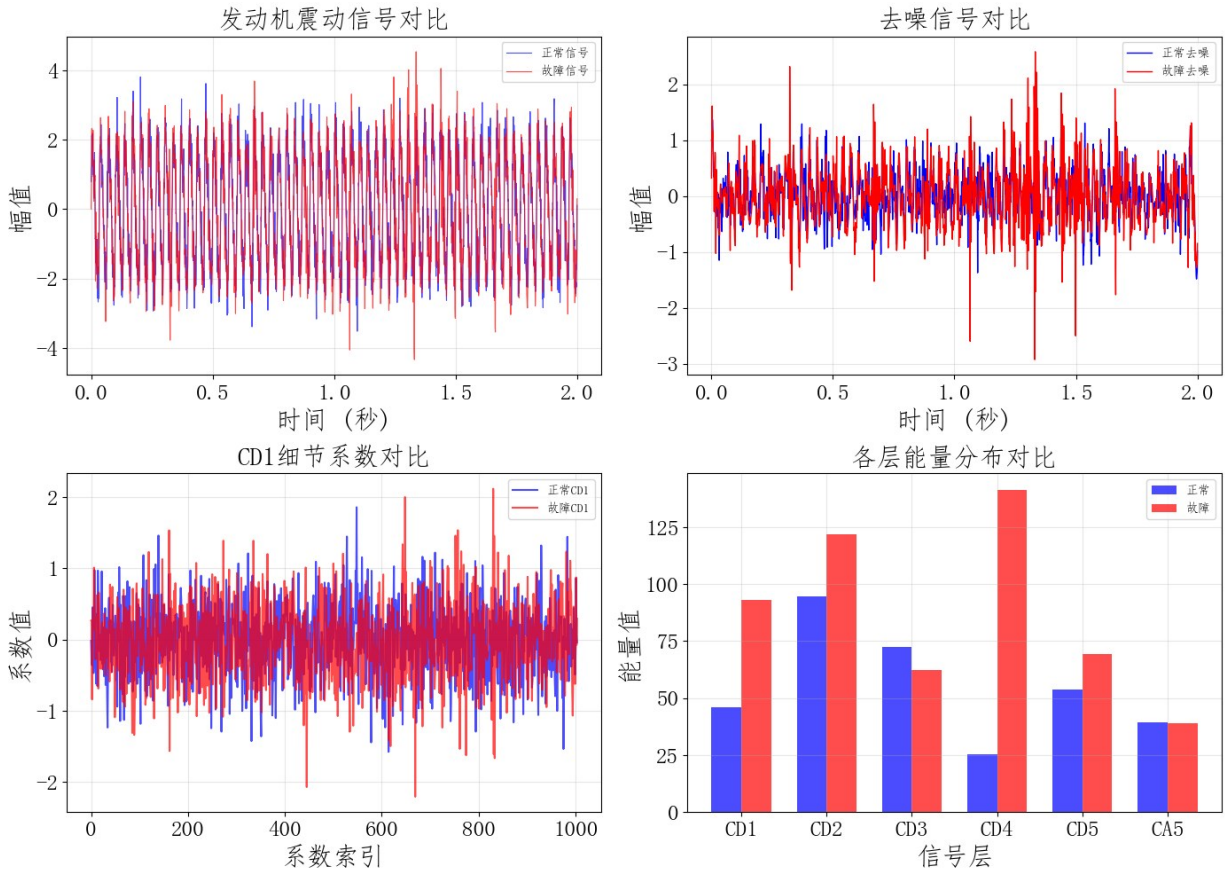


Fig. 4 Wavelet analysis diagram

图4 小波分析图

### 2.2.2 异常数据处理

异常数据的存在会严重影响数据分析的准确性和可靠性,基于统计方法的异常数据识别是一种常用手段<sup>[16]</sup>。以 $3\sigma$ 原则为例,它基于正态分布的特性,认为正常数据集集中在均值附近且距均值超3倍标准差的数据为异常值。以无人机发动机缸头温度 $T$ (服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ )为例,其正常范围为 $\mu - 3\sigma \leq T \leq \mu + 3\sigma$ ,超出该区间即为异常数据。四分位数间距(Inter-Quartile Range, IQR)方

法也是一种有效的异常数据识别方法。该方法通过计算数据的四分位数,确定数据的分布范围,进而识别异常数据。首先将数据从小到大排序,然后计算第一四分位数 $Q_1$ (25%分位数)和第三四分位数 $Q_3$ (75%分位数),四分位数间距 $IQR = Q_3 - Q_1$ 。通常认为,小于 $Q_1 - 1.5 \times IQR$ 或大于 $Q_3 + 1.5 \times IQR$ 的数据为异常数据,如图5所示。

### 2.3 故障预测模型设计与构建

为避免模型过拟合,采用分层下采样方法划分训练集

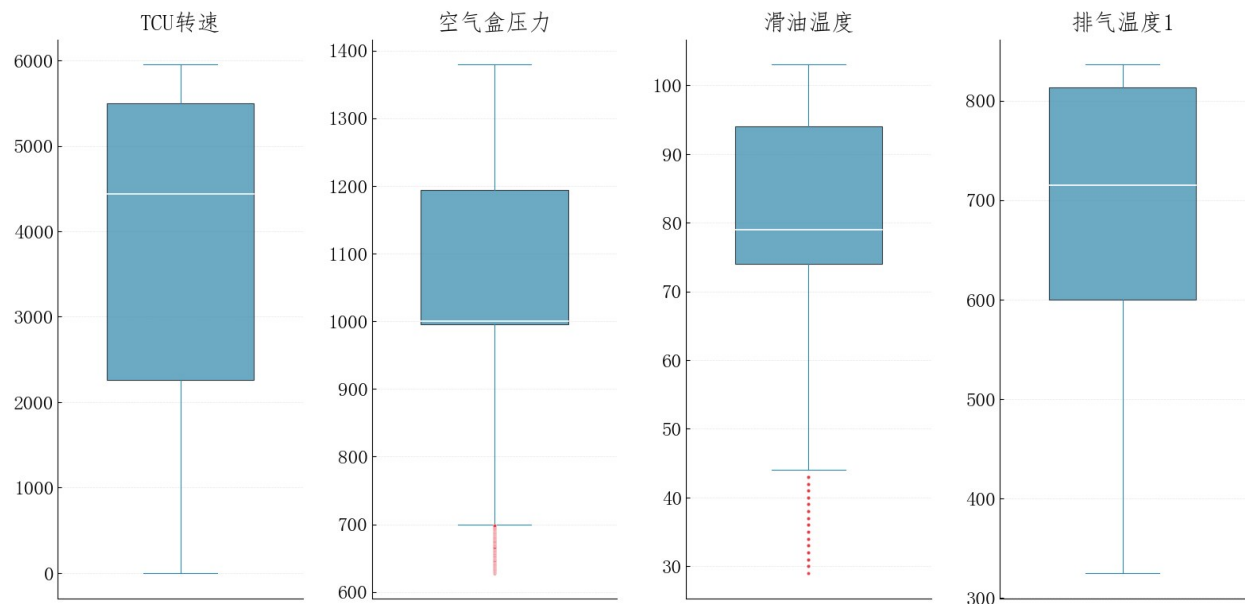


Fig. 5 Box plot  
图 5 箱线图

与测试集。考虑到各小组数据中故障占比差异较大(9.80%~30.77%),从每组数据中按8:2的比例分别抽取训练样本与测试样本,最终得到训练集13 370条(占80%)、测试集3 343条(占20%),确保两组数据的故障分布特征一致。

将10组数据切分为训练集和测试集,确保每组数据的故障特征在训练集与测试集中保持一致。将缸头温度设为模型预测目标变量( $y$ ),输入特征变量( $X=[x_1, x_2, x_3, x_4]$ ),数据集结构如表3所示。

Table 3 Dataset structure  
表 3 数据集结构

| 数据集组别   | 转速( $x_1$ )/r/min | 排气温度( $x_2$ )/ $^{\circ}$ C | 滑油压力( $x_3$ )/kPa | 燃油流量( $x_4$ )/L/h | 缸头温度( $y$ )( $x_5$ )/ $^{\circ}$ C |
|---------|-------------------|-----------------------------|-------------------|-------------------|------------------------------------|
| 1(训练集)  | 2 850~3 200       | 420~580                     | 280~320           | 18~25             | 380~450                            |
| 2(测试集)  | 2 880~3 180       | 430~570                     | 285~315           | 19~24             | 385~445                            |
| ...     | ...               | ...                         | ...               | ...               | ...                                |
| 10(测试集) | 2 900~3 150       | 425~565                     | 290~310           | 20~23             | 390~440                            |

构建基于注意力机制的LSTM预测模型,其核心架构包括输入层、LSTM特征提取层、注意力机制层和全连接输出层。①与传统LSTM/GRU对比:无需双向遍历序列,降低计算复杂度,且注意力权重可解释,能够明确故障敏感时段,更适配无人机实时预警需求;②与机器学习算法对比:引入动态注意力机制,可针对性强化故障敏感时间步权重,解决传统模型对序列信息平均化处理、关键特征淹没的问题;③与注意力机制传统应用对比:采用时间步注意力,更贴合发动机时序数据的故障演化规律,可精准捕捉故障萌发阶段的瞬态特征。

本文采用“历史时间窗口→未来序列预测”模式实现30分钟提前预警,具体设计:通过对比窗口大小30/60/90分钟、预测步长15/30/60分钟的MSE值,确定最优窗口60分钟、预测步长30分钟。模型通过滑动窗口机制滚动训练,每个窗口对应一组“60×5”的输入特征矩阵和“30×1”的输出温度序列,最终取未来30分钟温度序列的最大值作为故障判断基准,兼顾预测连续性与决策实用性。

为进一步利用预测序列的时序特征,本文构建三维风

- 险特征向量对最大值基准进行修正。
- (1)温度上升斜率特征。计算预测序列前10分钟与后10分钟的平均温升率 $k=\frac{T_{t+10}-T_t}{10}$ (单位: $^{\circ}$ C/min)。当 $k>2^{\circ}$ C/min时,风险等级上调一级;当 $0<k<0.5^{\circ}$ C/min时,风险等级下调一级;当 $k<0$ 时,维持原等级但标记“趋势缓解”。
- (2)持续超阈时间特征统计。预测序列中温度超过阈值( $440^{\circ}$ C)的持续时间 $t_{\text{over}}>15$ 分钟风险等级上调一级; $5<t_{\text{over}}<15$ 分钟维持当前等级; $t_{\text{over}}<5$ 分钟标记为瞬时波动,风险等级下调一级。
- (3)温度波动幅值特征。计算序列标准差 $\sigma_T$ ,若 $\sigma_T>10^{\circ}$ C则触发“系统不稳定”预警,风险等级上调一级;若 $\sigma_T<3^{\circ}$ C则按最大值基准等级判定。

风险等级综合判定公式如式(5)所示。

$$R_{\text{final}} = \text{Clip}(R_{\text{base}} + \Delta R_{\text{slope}} + \Delta R_{\text{time}} + \Delta R_{\text{vol}}, 3, 5) \quad (5)$$

其中 $R_{\text{base}}$ 为基于最大值的基准风险等级, $\Delta R$ 为各特征修正量(取值为-1,0,+1),Clip函数将结果限制在3~5级

范围内。

长短期记忆网络(LSTM)的结构设计旨在通过引入输入门、遗忘门和输出门,对信息的流动进行精确控制。输入门决定了当前输入信息中有多少将被保留并添加到记忆单元中;遗忘门控制着记忆单元中旧信息的保留或遗忘程度;输出门则决定了记忆单元中的哪些信息将被输出以用于当前时刻预测。

注意力机制通过计算注意力权重实现对关键信息的聚焦。在模型处理发动机运行数据序列  $X = [x_1, x_2, \dots, x_T]$  时(其中  $T$  为时间步总数),首先会计算每个时间步  $t$  的注意力分数  $e_t$ 。注意力分数的计算方式有多种,常见的有点积注意力、加性注意力等。以点积注意力为例,其计算公式如式(6)所示。

$$e_t = q^T k_t \quad (6)$$

其中,  $q$  是查询向量(Query),可以看作是模型当前关注焦点信息的表示<sup>[17]</sup>;  $k_t$  是键向量(Key),代表第  $t$  个时间步的输入信息。通过计算查询向量与每个时间步键向量的点积,得到每个时间步的注意力分数,这些分数反映了当前查询向量与各时间步信息的相关性。为了将注意力分数转化为注意力权重,需要使用 Softmax 函数进行归一化处理,如式(7)所示。

$$\alpha_t = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{i=1}^T \exp(e_i)} \quad (7)$$

其中,  $\alpha_t$  是第  $t$  个时间步的注意力权重,其取值范围在 0~1 区间,且  $\sum_{i=1}^T \alpha_i = 1$ 。注意力权重越大,表明该时间步的信息对于当前预测任务越重要。

得到注意力权重后,模型会根据这些权重对输入序列进行加权求和,得到一个包含关键信息的上下文向量  $c$ 。其计算公式如式(8)所示。

$$c = \sum_{i=1}^T \alpha_i x_i \quad (8)$$

上下文向量  $c$  融合了输入序列中不同时间步的信息,且关键信息在其中所占比重更大。模型将上下文向量  $c$  与其他特征相结合,用于后续故障风险预测。通过注意力机制,模型能够在处理大量发动机运行数据时,快速准确地捕捉到与故障风险相关的关键信息,避免被无关信息干扰。预测值与风险等级的映射规则基于缸头温度预测值与正常阈值的偏差,结合危险系数公式,设计映射规则,将预测结果转化为三级、四级、五级风险等级,具体如下:①正常范围:缸头温度  $y \in [380, 440]^\circ\text{C}$ , 无风险;②三级风险:  $440^\circ\text{C} < y \leq 460^\circ\text{C}$ , 风险因子  $R = 3 \times P$  ( $P$  为该温度偏差对应的故障发生概率,由历史数据统计得  $P = 0.3 \sim 0.5$ );③四级风险:  $460^\circ\text{C} < y \leq 480^\circ\text{C}$ , 风险因子  $R = 4 \times P$  ( $P = 0.5 \sim 0.8$ );④五级风险:  $y > 480^\circ\text{C}$ , 风险因子  $R = 5 \times P$  ( $P > 0.8$ )。

温度偏差阈值采用  $3\sigma$  原则确定,正常均值  $\mu = 410^\circ\text{C}$ 、 $\sigma = 10^\circ\text{C}$ ,  $440^\circ\text{C}$  对应  $\mu + 3\sigma$ , 作为温度异常判定基准;故障条件概率  $P$  结合核密度估计(KDE)与极大似然估计,基于

2019–2023 年 47 起发动机故障案例的温度数据拟合分布,计算得到三级、四级、五级风险区间的基础概率。同时,引入贝叶斯方法,利用实时运行工况数据对历史先验概率进行动态修正,实现风险概率的自适应更新,提升预警精度。

## 2.4 与专家系统的融合方式

为解决单一模型仅依赖缸头温度、易受工况波动干扰的问题,采用模型预测→规则校验→决策输出三级融合逻辑,将专家系统作为后处理模块,通过知识库量化规则与协同逻辑修正预测偏差、定位故障类型,提升决策可靠性。①模型输出未来 30 分钟缸头温度预测序列及初始风险等级;②专家系统结合大气压力、滑油温度、转速等实时参数,通过工况修正、多参数协同规则校验并修正风险等级;③融合计算结果与规则结论,输出最终风险等级、故障类型及运维建议(三级:缩短巡检;四级:立即返航;五级:紧急迫降)。

专家知识库由行业专家制定,覆盖燃油、润滑、涡轮增压器等 12 类故障模式,规则采用量化公式与布尔逻辑实现;其中缸头温度基准阈值为  $440/460/480^\circ\text{C}$ ,并结合滑油温度动态修正,滑油温度  $> 120^\circ\text{C}$  时阈值下调 5% 以提升故障识别灵敏度,滑油温度  $< 80^\circ\text{C}$  时上调 3% 以降低误判概率。模型通过“缸头温度超阈+多参数佐证”的协同逻辑精准定位故障,可判别燃油喷嘴堵塞(三级风险)、润滑失效(五级风险)等典型故障;该方案依托量化阈值与明确逻辑实现故障定位与风险动态修正,弥补了单一模型仅判风险、不辨故障的缺陷,为运维决策提供精准技术支撑。

## 3 验证与分析

为验证模型的有效性,选取 LSTM 算法、GRU 算法、XGBoost 算法作为对比,从预测精度、故障识别及时性两个维度进行性能评估,评估指标包括 MSE(均方误差)、MAE(平均绝对误差)。基于模型预测缸头温度的预测值和风险等级的映射规则计算出每个模型在测试集上的准确率。在缸头温度测试集上的性能比较结果如表 4 所示。

Table 4 Comparison of prediction accuracy of different models

表 4 不同模型预测精度比较

| 模型                | MSE | MAE | 预测准确率/% |
|-------------------|-----|-----|---------|
| LSTM 模型           | 3.8 | 2.9 | 83.6    |
| XGBoost 模型        | 4.3 | 3.1 | 78.9    |
| GRU 模型            | 3.5 | 2.7 | 85.2    |
| LSTM-attention 模型 | 2.3 | 1.8 | 92.3    |

可以看出,本文 LSTM-attention 模型在各项精度指标上均显著优于传统 LSTM、GRU 和 XGBoost 模型, MSE 较 GRU 降低 34.3%, MAE 较 GRU 降低 33.3%, 预测准确率达到了 92.3%。该结果表明,注意力机制的引入能够有效聚焦故障敏感时间步特征,解决传统 LSTM 对关键信息“平均化处理”的缺陷,从而提升缸头温度预测精度。

通过模型预测和基于规则的快速诊断以及专家系统

的辅助,可实现对无人机发动机的快速诊断与风险预测。经试车台长期运行测试可知,当前发动机核心零部件由原来故障8~9次/年降低到2~3次/年,显著降低了企业维护成本和损失成本。

## 4 结语

针对无人机发动机故障预警滞后、传统预测模型精度不足的问题,本文提出融合注意力机制的LSTM故障风险预测模型。通过小波分析、滤波处理与“ $3\sigma$ +IQR”异常值处理完成数据预处理,构建“LSTM-attention”双层特征提取架构,实现对缸头温度的精准预测与故障提前预警。实验结果显示,该模型在测试集上的预测准确率达92.3%,较传统LSTM提升8.7%,RMSE降至2.3℃,预测精度显著优于对比模型,相关研究成果可为无人机发动机预测性维护提供技术支撑,对降低设备运维成本、提升飞行安全性具有重要的实际应用价值。

同时,本文研究也存在一定局限性,后续将从3方面开展优化工作:①提升模型泛化能力,扩充多型号无人机涡扇发动机、多故障类型的训练数据,验证模型对叶片断裂、燃油泄漏等未见故障类型的适配性,增强模型通用性;②强化传感器鲁棒性,针对传感器数据丢失、偏差等失效情况,引入数据补全与异常传感器识别模块,消除传感器异常对模型的影响;③优化模型实时性,采用模型量化、剪枝等技术降低计算复杂度与开销,解决当前模型难以部署于机载边缘设备的问题,满足边缘计算的实时性需求。

## 参考文献:

- [1] MEI W J, GUO Y G. Design and implementation of emergency decision support system for dam under strong earthquake[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2024, 46(5): 1234-1242.  
梅文健,郭永刚. 大坝强震应急决策支持系统设计与实现[J]. 地震工程学报, 2024, 46(5): 1234-1242.
- [2] LI P, CHOI J H, ZHANG D, et al. Reinforced symbolic learning with logical constraints for predicting turbine blade fatigue life[J]. Aerospace Science and Technology, 2024(1): 21-32.
- [3] LIU X H. Risk assessment of large unmanned aerial vehicles based on scenarios[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2024: 12-43.  
刘小慧. 基于场景的大型无人机运行风险评估[D]. 天津: 中国民航大学, 2024: 12-43.
- [4] LIAO R. Emergency parachute landing damage avoidance and landing point positioning system[D]. Kunming: Yunnan University, 2019.  
廖锐. 无人机应急伞降避损与落点定位系统[D]. 昆明: 云南大学, 2019.
- [5] LI H G, XU L N, WU J, et al. Research on starting fault of Volkswagen Magotan engine based on FTA method[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2024, 62(9): 143-147.  
李海岗,徐丽娜,吴娟,等. 基于FTA法的大众迈腾发动机起动故障研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(9): 143-147.
- [6] XIE L F, MENG L J. Vibration signal acquisition and spectrum analysis based on Zynq[J]. Instrument Technique and Sensor, 2020(11): 2-4.  
谢玲芳,孟令军. 基于Zynq的振动信号采集及频谱分析[J]. 仪表技术与传感器, 2020(11): 2-4.
- [7] FANG S D, LIU L Z, KONG L Q, et al. SOH estimation of lithium batteries with indirect health indicators based on bidirectional long short-term memory network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 160-168.  
方斯硕,刘龙真,孔赖强,等. 基于双向长短期记忆网络含间接健康指标的锂电池SOH估计[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(4): 160-168.
- [8] HE Y H, JIANG J F, XU J W. Quantization pruning optimization method of attention mechanism[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2024, 46(1): 113-120.  
何源宏,姜晶菲,许金伟. 注意力机制量化剪枝优化方法[J]. 国防科技大学学报, 2024, 46(1): 113-120.
- [9] WANG R Q, LI H X, LI Q D. Research on comprehensive fault diagnosis strategy for new energy electric vehicles[J]. Automotive Practical Technology, 2025, 50(2): 5-8.  
王仁群,李海霞,李清德. 新能源电动汽车综合故障诊断策略研究[J]. 汽车实用技术, 2025, 50(2): 5-8.
- [10] BAI J, WU Y S, WANG W. Analysis method of aeroengine advisory circular based on citation index[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2013, 31(5): 19-23.  
白杰,吴延松,王伟. 基于引文索引的航空发动机咨询通告分析方法[J]. 中国民航大学学报, 2013, 31(5): 19-23.
- [11] CHEN M, TONG W G, TANG H L, et al. Research on flow channel design method of axial flow compressor[J]. Aeroengine, 2015, 41(5): 53-57.  
陈敏,同王刚,唐海龙,等. 轴流压气机流道设计方法研究[J]. 航空发动机, 2015, 41(5): 53-57.
- [12] LIU J, XIAO S Y, LYU X J, et al. Fault diagnosis and performance prediction of SOFC/GT hybrid system based on bp neural network[J]. Thermal Energy and Power Engineering, 2025, 40(12): 152-161, 196.  
刘健,肖圣营,吕小静,等. 基于BP神经网络的SOFC/GT混动系统故障诊断与性能预测[J]. 热能动力工程, 2025, 40(12): 152-161, 196.
- [13] LIU Y, ZHAI M Y, LIU Y X, et al. An improved short-term power load forecasting method based on fractal interpolation and wavelet analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 276-280.  
刘映,瞿明岳,刘永笑,等. 一种改进的基于分形插值和小波分析的电力负荷短期预测方法[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 276-280.
- [14] BOTERO S. Dynamic linkages between economic policy uncertainty and external variables in Latin America: wavelet analysis[J]. Economies, 2025, 13: 2-13.
- [15] LIU X, BIAN S F, ZHAI G J, et al. Improved wavelet filtering algorithm based on Stein unbiased risk estimate[J]. Science of Surveying and Mapping, 2024, 49(12): 158-166.  
刘先,边少锋,翟国君,等. 改进的Stein无偏风险估计的小波滤波算法[J]. 测绘科学, 2024, 49(12): 158-166.
- [16] GONG Y L, WANG Y C, LIU Z W, et al. Wind power data cleaning method based on quartiles and sigmoid improved model[J]. Electric Power Science and Engineering, 2025, 41(3): 55-62.  
宫永立,王玉超,刘志文,等. 基于四分位数和Sigmoid改进模型的风电数据清洗方法[J]. 电力科学与工程, 2025, 41(3): 55-62.
- [17] TONG S, ZUO Z, LIU Z, et al. Hybrid attention mechanism of feature fusion for medical image segmentation[J]. IET Image Processing, 2024, 18(1): 45-68.

(责任编辑:孙娟)