基于 MIC 特征提取与 BO-CatBoost 的航空发动机 RUL 预测

李东君1,李 亚1,李东文1,朱贵富2

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院,昆明,650504;2. 昆明理工大学信息化建设管理中心,昆明,650504)

摘要 针对航空发动机传感器监测的退化参数提取困难,易受噪声干扰及发动机剩余使用寿命预测精度不 足等问题,利用最大信息系数、贝叶斯优化算法和类别特征梯度提升算法,提出了一种新的发动机剩余使用 寿命预测模型。首先,为有效解决特征提取不足的问题,对采集的传感器历史监测特征进行最大信息系数相 关性计算,提取出对发动机寿命运行周期影响较大的关键退化特征。其次,为解决剩余使用寿命预测中的梯 度偏差及预测偏移问题,使用基于贝叶斯优化的类别特征梯度提升方法对航空发动机进行剩余使用寿命预 测。最后,在美国航空航天局提供的商用模块化航空推进系统仿真数据集上进行实验,结果表明所提预测方 法的性能较好,验证了该方法的有效性。

关键词 航空发动机;剩余使用寿命;MIC;Bo-CatBoost;贝叶斯优化

DOI 10. 3969/j. issn. 2097-1915. 2024. 01. 005

中图分类号 V231;U416.216 文献标志码 A 文章编号 2097-1915(2024)01-0031-08

A Remaining Useful Life Prediction of Aero Engines Based on MIC Feature Extraction and BO-CatBoost

LI Dongjun¹, LI Ya¹, LI Dongwen¹, ZHU Guifu²

 Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China; 2. Information Technology Construction Management Center,

Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

Abstract Aimed at the problems that the degradation parameters monitored by aviation engine sensors are difficult to be extracted, is subject to noise interference, and accuracy is insufficient in predicting engine remaining useful Life (RUL), a new remaining useful life prediction model is proposed by utilizing the maximal information coefficient (MIC), bayesian optimization (BO) algorithm, and categorical boosting (CatBoost) algorithm. Firstly, to effectively address the issue of inadequate feature extraction, the collected historical monitoring features of sensors are subjected to maximal information coefficient correlation calculation to extract key degradation features from the significant impact on the engine's operational lifespan. Secondly, to address the gradient bias and prediction offset issues in remaining useful life prediction, the categorical boosting algorithm method based on bayesian optimization is employed to predict the remaining the remaining useful correlation is employed to predict the remaining useful life prediction.

收稿日期: 2023-07-17

基金项目: 国家自然科学基金(61863016)

作者简介:李东君(1998-),女,云南保山人,硕士生,研究方向为机械设备健康管理系统。E-mail:lidongjun@stu.kust.edu.cn

通信作者: 李 亚(1978-),女,云南昆明人,副教授,研究方向为计算机组成原理、多媒体技术、智能控制。E-mail;59515091@qq.com

引用格式: 李东君,王海瑞,李东文,等. 基于 MIC 特征提取与 BO-CatBoost 的航空发动机 RUL 预测[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(1): 31-38. LI Dongjun, LI Ya, LI Dongwen, et al. A Remaining Useful Life Prediction of Aero Engines Based on MIC Feature Extraction and BO-CatBoost[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(1): 31-38.

ning useful life of aero engines. Finally, experiments are conducted on the commercial modular aero-propulsion system simulation (C-MAPSS) dataset provided by national aeronautics and space administration (NASA). The results show that the proposed prediction method has a good performance, and is valid. **Key words** aero engines; remaining useful life; MIC; Bo-CatBoost; bayesian optimization

航空发动机作为飞机的核心部件之一,内部结构复杂,在运行期间,其健康状况易受环境及内部构造等多种因素的影响。相关研究表明,在飞机因机械故障引起的飞行事故中,发动机故障导致的飞行事故数量占比最高^[1]。飞机发动机一旦发生故障或失效,将会严重威胁人们的生命健康及财产安全。为提升发动机运行的安全性、可靠性及稳定性,并有效保障人们的生命及财产安全,对发动机开展视情维修与健康监测具有重要意义。

故障预测和健康管理(prognostics and health management,PHM)技术主要利用机械设备在运行 期间产生的各类数据,运用数据处理与数据分析等 手段,实现对复杂设备的健康状态检测、预测管理及 维修策略支持,有效降低故障发生率和维修成本^[2]。 航空发动机剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)维护预测是PHM的关键任务之一。RUL预 测的主要目标是根据机械设备健康状态的有效信 息,对设备到达安全操作限制的剩余寿命时间进行 估计^[3]。由于航空发动机长期工作在条件恶劣的环 境中,为保证发动机运行的安全性,需要定期对发动 机进行维护,如何有效利用发动机的历史退化信息 对发动机的健康状态进行 RUL 预测是当下研究的 重点。

目前,因预测原理的差异,国内外关于航空发动 机的 RUL 预测方法主要分为 2 类:基于物理失效 模型的 RUL 预测方法和基于数据驱动的 RUL 预 测方法^[4]。虽然基于物理失效模型的 RUL 预测方 法具有良好的预测精度,但由于航空发动机内部系 统构造极为复杂,在对部件进行退化过程建模时需 要掌握部件原理的专业知识,使得预测难度增大且 普适性较差。基于数据驱动的 RUL 预测方法无需 建立复杂的数学模型,它借助机器学习手段挖掘和 分析退化数据隐藏的内部信息来获得数据间内在的 关联特征,且预测的性能和准确率也较高^[5-6]。

随着人工智能技术及智能算法的飞速发展,基 于数据驱动的 RUL 预测方法逐渐成为国内外学者 研究的热点。文献[7]对历史监测数据进行融合,将 贝叶斯理论(bayesian)应用到航空发动机 RUL 预 测中。文献[8]利用最大信息系数(maximal information coefficient,MIC)对短期负荷数据进行特征 选择,将筛选的特征输入构建的模型中进行预测。 文献[9]提出了一种利用皮尔逊相关系数方法对发动机数据子集进行协变量筛选获得最优协变量表达式。文献[10]采用类别特征梯度提升算法(categorical boosting,CatBoost)构建孔隙压力预测模型,有效提升了预测精度。文献[11]提出了一种在联邦学 习框架中使用全局健康退化表示(a global health degradation representation,GHDR)的新的 RUL 预测方法。

对于复杂机械设备的 RUL 预测问题,虽然现 有文献所提方法在航空发动机剩余寿命方面已经取 的一定的成绩,但综合考虑发动机自身复杂的物理 结构及运行环境的恶劣条件等因素,对于发动机的 RUL 预测还存在一些待解决的:发动机传感器由于 受外部环境因素的影响,使监测的数据受到噪声干 扰,无法有效去除环境噪声;针对航空发动机监测参 数非线性特点,现有方法无法充分提取对发动机运 行周期影响较大的关键特征,在 RUL 预测准确度 上仍有提升空间。

针对以上问题,本文提出了一种基于 MIC 特征 提取与贝叶斯优化类别特征梯度提升(bayesian optimization categorical boosting, BO CatBoost)相结 合的发动机 RUL 预测方法。考虑到不同监测特征 对发动机寿命影响的差异,引入 MIC 算法计算各个 特征对发动机 RUL 的相关性,筛选出相关性较大 的特征作为 CatBoost 预测模型的输入,引入贝叶斯 优化(bayesian optimization, BO)算法对 CatBoost 预测模型中的超参数进行训练和调优,得到 RUL 预测结果的最优值。利用评价指标均方根误差 (root mean square error, RMSE)、判定系数(coefficient of determination, R²)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)对预测模型进行性能分析和 评估,有效验证了本文所提方法的可行性。

1 RUL 预测方法

1.1 最大信息系数

最大信息系数 MIC 以互信息(mutual information, MI)为基础,是一种用于衡量 2 个变量之间线 性或非线性相关性强弱的算法^[12]。设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 与 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 分别为数据集中 的随机变量, *n* 为样本数量,则 X 与 Y 之间的 MI为:

$$I(X;Y) = \int_{y} \int_{x} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} dx dy$$
(1)
$$\exists \mathbf{h}: p(x,y) \exists X \exists Y \ge \mathbf{i} \text{ in } \mathbf{k} \ominus \mathbf{k} \ge \mathbf{k} \ge \mathbf{k}$$

(x) 与 p(y) 分别为 X 与 Y 之间的边缘概率密度。

MIC 克服了 MI 在计算连续变量的联合概率密 度函数困难的缺陷,能最大程度地找到两变量之间 的相关性^[13]。MIC 的计算公式为:

$$MIC(X;Y) = \max_{|x||y| < B_{(N)}} \frac{I(x;y)}{\log_2 \min(x,y)} \quad (2)$$

式中:B 为样本数量;N 为样本变量;I(x;y)为x 与y之间的 MI。2 个变量间的 MIC 值越接近 1,则 其相关性越强,MIC $\in [0,1]$ 。

1.2 CatBoost 算法

类别特征梯度提升算法(CatBoost)是在梯度提 升决策树(gradient boosting decision tree,GBDT) 算法的基础上改进的算法^[14]。CatBoost 算法是由 类别特征和梯度提升组成的一种高准确性梯度提升 框架。该算法以对称决策树作为基学习器,解决了 梯度偏差及预测偏移问题,有效防止模型的过度拟 合。该算法将数据的类别特征进行编码,每层分裂 时,设置分裂阈值,并将所有的类别特征与指定的特 征进行组合,参与下一层分裂。分裂结束后,使用梯 度无偏来估计预测偏移,寻找最优目标。

建立分类特征树的过程中,因需要考虑监测数 据之间的相关性,本文引入 MIC 算法来计算监测参 数之间的非线性关联性。MIC 能有效避免互信息 在计算连续变量的联合概率密度函数困难的问题, 且最大程度地挖掘 2 个变量之间的非线性相关性。

本文使用 CatBoost 回归算法来解决发动机 RUL 的预测问题。设原始数据集为 $|D| = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}, 则 \sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ 为|D|经过重新排序后的序列状态。

$$x_{\sigma_{p,k}} = \frac{\sum_{j=1}^{p-1} \left[x_{\sigma_{j,k}} = x_{\sigma^{i,k}} \right] Y_{\sigma_j} + \partial p}{\sum_{j=1}^{p-1} \left[x_{\sigma_j,k} = x_{\sigma_{i,k}} \right] + \partial}$$
(3)

式中: $x_{\sigma_{j,k}}$ 为数据集 σ_{j} 的第k个特征;p为先验概率,用来减少噪声数据的干扰; ∂ 为大于0时的权重系数值,用于调节p的影响程度。

1.3 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化(BO)算法是一种基于搜索函数和 高斯过程(gaussian processes,GP)的参数更新优化 算法,根据定义的目标函数迭代评估新的参数^[15]。 利用高斯过程进行调参,设置最优参数后,不断迭代 更新先验值和模型参数,直到找到最优的超参数组 合。本文使用贝叶斯算法中的 GP 及采集函数(acquisition function, AF)优化 CatBoost 中的超参数。 GP 回归表达式:

$$f(x) \sim GP(m(x), \mathbf{K}(x, x)) \tag{4}$$

式中:K(x,x)为协方差矩阵;m(x)为均值向量函数。

采集函数对样本的候选值进行评估后得到最优 解。其计算公式为:

$$f(x) = \varphi\left(\frac{\mu(x) - f(x_{\max}) - \alpha}{\sigma(x)}\right) \tag{5}$$

式中: σ(x)为GP的方差; u(x)为样本均值。

φ(*)为标准正态分布的累积分布函数, α 为超
 参数。贝叶斯优化 CatBoost 算法超参数流程如图
 1 所示。



图 1 贝叶斯优化 CatBoost 算法超参数流程图

1.4 评价指标

为更好地验证本文所提 RUL 预测模型的准确 性,选取实验中 2 个常用的模型性能评价指标,即判 定系数 R^{2[16]}、均方根误差 RMSE^[17-19]与平均绝对 误差 MAE^[20]来衡量模型的预测性能。

RMSE通常用于度量模型的预测值和真实值 之间的总体偏差,其值越小,则预测性能精度越高。 RMSE 的计算式为:

$$y_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i}^{n} (\dot{y}_{i} - y_{i})^{2}}$$
 (6)

R²用于反映由样本回归线做出解释的离差平 方和中的比重,其值越接近1,说明模型拟合度越 好,其表达式如下:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \dot{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y}_{i})^{2}}, R \in [0, 1]$$
(7)

MAE 表示绝对误差的平均值,其计算式为:

$$y_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i}^{n} | \hat{y}_{i} - y_{i} |$$
(8)

式中: y_i 表示第i台发动机的 RUL 预测值; y_i 为第i台发动机的真实值;n表示发动机总数。

基于 MIC 与 BO-CatBoost 的预测 模型框架

本文所提出的航空发动机 RUL 预测模型框架 总体介绍:利用 MIC 算法筛选出能够表征发动机退 化性能的传感器监测参数,为降低监测参数量纲对 预测模型的影响,将监测参数归一化在[0,1]之间。 构建基于贝叶斯超参数寻优的 CatBoost 预测模型 进行训练,将测试集输入训练结束的预测模型中预 测发动机的 RUL。并通过评价指标 RMSE、R²、 MAE 来评价预测模型的性能。

1)数据预处理

在数据预处理阶段,利用 MIC 算法分析各个监测参数与发动机运行寿命间的相关性强弱,筛选出 相关性较强的监测参数用于实验验证;为降低监测 参数量纲对预测模型的影响,对监测参数进行归一 化处理。

2)CatBoost 模型训练

构建基于 CatBoost 算法的发动机 RUL 预测训 练模型,设置超参数及其寻优范围;利用 BO 算法对 CatBoost 训练模型中的超参数进行优化,寻优过程 中返回 RMSE 最小值及寻优参数的取值。利用筛 选出的最优超参数作为预测模型的最终超参数 组合。

3)剩余寿命预测

将经过数据预处理后的监测参数输入到构建的 BO-CatBoost 预测模型中进行训练,返回预测评价 结果 RMSE,R² 及 MAE 的值,实现航空发动机的 RUL 预测。

3 实验验证

3.1 数据集介绍

本文用于实验的数据是来自美国国家航空航天局(national aeronautics and space administration, NASA)发布的涡扇发动机商用模块化航空推进系统仿真数据集(commercial modular aero-propulsion system simulation, C-MAPSS)^[21]。该数据集中包含4个子数据集FD001~FD004,每个子数据

集都由训练集与测试集组成。训练集中包含了发动 机从初始运行状态到磨损失效后的全寿命周期数 据,测试集仅包含发动机在故障发生前的部分运行 周期数据^[22]。每个子数据集中包含飞行高度、马赫 数与油门杆解算器角度3种操作条件,运行周期及 21种航空发动机传感器监测参数。本文选取 FD001~FD004 共4个子数据集进行发动机 RUL 实验。C-MAPSS 数据集见表1。

表1 C-MAPSS 数据集

数据集编号	训练集台数	测试集台数	训练集总量	测试集总量	操作条件	故障工况
FD001	100	100	20 631	13 095	1	1
FD002	260	259	53 758	33 990	6	1
FD003	100	100	24 719	16 595	1	2
FD004	249	248	24 719	41 214	6	2

图 2 展示了 FD001 数据集中 100 台发动机的 最大运行周期分布情况。从图 2 可知,在 FD001 数 据集 100 台发动机中最小的运行周期为 128,最大 的运行周期为 362,其他发动机的运行周期大部分 分布在[145,250]范围内。



3.2 数据预处理

3.2.1 特征提取

不同的监测参数对构建的训练模型具有不同程 度的影响,为有效提升发动机 RUL 预测的精度,采 用基于 MIC 的特征选择方法对影响航空发动机寿 命周期的监测参数进行筛选。表 2 为 FD001 不同 监测参数与发动机 RUL 的 MIC 计算结果。由表 2 可知,编号为 1、5、10、16、18 与 19 的监测参数 MIC 值为 0,且编号 6 的值接近于 0,说明这 7 个监测参 数对航空发动机的寿命运行周期相关性极弱,将这 7 种监测选行航空发动机的 RUL 预测实验。

表 2 FD001 不同监测参数与发动机 RUL 的 MIC 计算结果

编号	监测参数名称	MIC 值
1	风扇入口总温度(T2)/℃	0.000
2	LPC 出口总温度(T24)/℃	0.326
3	HPC 出口总温度(T30)/℃	0.304
4	LPT 出口总温度(T50)/℃	0.421
5	风扇入口压力(P2)/Pa	0.000
6	旁通管道总压力(P15)/Pa	0.024
7	HPC 出口总压/Pa	0.391
8	风扇物理转速(Nf)/(r/min)	0.264
9	核心机物理转速(Nc)/(r/min)	0.213
10	发动机压力比(Epr)	0.0
11	HPC出口静态压(Ps30)/P	0.440
12	燃油流量与 Ps30 比(Phi)	0.414
13	校正后风扇速率(NRf)/(r/min)	0.263
14	校正后核心速率(NRc)/(r/min)	0.220
15	涵道比(BPR)	0.374
16	燃烧室燃油气比(FarB)	0.000
17	排气焓值(htBleed)/(J/kg)	0.321
18	风扇转速(Nf_dmd)/(r/min)	0.000
19	校正后风扇转速(PCNfR_dmd)/(r/min)	0.000
20	高压涡轮冷却气流量(W31)/L	0.350
21	低压涡轮冷却气流量(W32)/L	0.362

3.2.2 数据预处理

因航空发动机不同的监测参数具有不同的量 纲,为了缩小监测参数数值之间的差异,提高预测的 效率及准确率,本文选取最小最大归一化公式对发 动机监测参数进行归一化处理。其计算公式 如下^[23]:

$$X'_{i} = \frac{X_{i} - \min(X_{i})}{\max(X_{i}) - \min(X_{i})}$$
(9)

式中: X_i 为第i个原始监测参数; X'_i 为归一化后的监测参数;min(•)和 max(•)分别为求最小值和最大值函数。

3.3 基于贝叶斯优化的 CatBoost 模型

因 CatBoost 训练模型中的超参数取值范围不同,会对发动机的 RUL 预测值带来不同程度的影响。本文使用 BO 算法对 CatBoost 回归预测模型中的超参数进行寻优。搭建 BO-CatBoost 训练模型并设置超参数取值范围。表 3 为 BO-CatBoost 超参数寻优结果。

表 3 BO-CatBoost	超参数寻优结果
-----------------	---------

超参数	范围	最优值
最大迭代次数(iterations)	[990,1001)	999
树深(depth)	[1,6)	5
学习速率(learning_rate)	[0.01~0.09]	0.07

为获得最佳的超参数值,本文分别训练预测模型中的超参数 iterations 与 learning_rate 在不同取 值组合下的评估指标 RMSE 值。图 3 为预测模型 不同超参数值的 RMSE。由图 3 可知,当 iterations 为 999,learning_rate 为 0.07 时,模型训练效果最 好,RMSE 值最小。

图 3 预测模型不同超参数值的 RMSE

3.4 实验预测结果

图 4 展示了 FD001~FD004 数据集下的航空 发动机 RUL 预测结果。图 4 中,红色曲线为发动 机的 RUL 真实值,蓝色曲线为 RUL 预测值。由于 FD001 与 FD003 为在单一操作条件和故障模式下 采集的数据,发动机数量少,预测结果较为稀疏。 FD002 与 FD004 为在多工况环境中采集的数据,发 动机数量较多,与其他 2 个数据集的 RUL 预测相 比,预测难度具有一定挑战性。由对比结果可知,发 动机的 RUL 真实值与 RUL 预测值比较贴合,预测 误差较小,说明本文所提模型的预测效果较好。

图 4 FD001~FD004 数据集下的航空发动机 RUL 预测结果 表 4 不同预测模型在 FD001

3.5 比较分析

为全面评估本文所提算法的性能,实验过程中选择 RMSE、MAE 及 R^2 3 个性能评价指标来衡量 各个预测模型的性能。表 4 展示了不同预测模型在 FD001~FD004 数据集中的 RUL 预测结果。由表 4 可知,与其他预测方法相比,采用 MIC-BO-Cat-Boost 方法进行预测时,评价指标 RMSE 与 MAE 的值最小, R^2 也最接近于 1。

图 5 展示了 MIC-BO-CatBoost 预测模型在 FD001~FD004数据集中的预测误差箱线图。箱子 中间的实线表示 RUL 预测的期望,箱子的规模越 小,表示模型在预测过程中的 RUL 预测结果的不 确定性越低,准确率越高。由图 5 可知,本文所提预 测模型 MIC-BO-CatBoost 在 FD001 与 FD003 数据 集上的箱线图规模较小,预测精确度较高。

4 个问贝则侯空住「D001~「D004 数据集中的 KUL 贝则4	4	不同预测模型在	FD001~FD004	数据集中的	RUL预测结
------------------------------------	---	---------	-------------	-------	--------

W. U. A.												
数据集	FD001		FD002		FD003			FD004				
评价指标	RMSE	MAE	R^{2}	RMSE	MAE	R^{2}	RMSE	MAE	R^{2}	RMSE	MAE	$R^{_2}$
KNN	18.44	13.78	0.8	28.57	21.12	0.72	22.25	16.84	0.71	33.39	26.22	0.62
Ridge	21.90	17.60	0.72	32.32	25.71	0.64	22.91	17.99	0.69	47.22	39.79	0.25
XGBoost	23.96	18.81	0.67	34.46	25.32	0.59	24.12	18.46	0.66	35.47	28.3	0.58
CatBoost	26.45	22.5	0.59	48.34	40.59	0.19	27.89	24.07	0.55	50.51	42.56	0.14
MIC-CatBoost	26.68	22.98	0.59	47.97	40.36	0.20	28.02	24.26	0.54	50.25	42.32	0.15
MIC-BO-CatBoost	18.17	12.87	0.81	27.75	19.93	0.73	21.41	15.99	0.73	29.71	24.04	0.67

图 5 MIC-BO-CatBoost 预测模型在 FD001~FD004 数据 集中的预测误差箱线图

为了对比不同模型在 FD001~FD004 数据集中的预测效果,本文构建岭(Ridge)回归^[24]、K 近邻回归(KNN)算法^[25]、极端梯度提升(XGBoost)算法^[26]与本文所提方法进行比较分析。分别选取FD001~FD004 数据集中的第 32 号、3 号、76 号及56 号发动机进行 RUL 预测。图 6 展示了 FD001~FD004 在不同预测模型下的 RUL 预测结果。灰色区间代表 RUL 预测分布的 95%置信区间。由图 6可知,其他预测模型的 RUL 预测结果大部分位于

RUL 真实值之上或之下,说明预测结果表现出滞后 或超前预测,而本文所提方法的 RUL 预测值紧密 围绕 RUL 真实值波动,拟合程度较高。与其他 3 种预测模型的对比结果可知,本文所提方法的 RUL 预测值与真实值的偏差最小,且预测结果基本都被 95%置信区间覆盖,有效说明本文所提方法能够更 好地用于航空发动机的剩余使用寿命预测。

4 结论

本文针对航空发动机非线性特征提取困难及预测精度不高等问题,提出了一种基于 MIC-BO-Cat-Boost 的航空发动机预测模型,使用 C-MPASS 发

动机退化数据集进行验证和分析,得到以下结论:

1)通过 MIC 方法分析各个监测参数对发动机 寿命运行周期的相关性,提取能表征发动机退化过 程的非线性特征。

2)利用 CatBoost 算法对 RUL 预测模型进行训练,有效解决了预测中的梯度偏差及预测偏移问题。

3)使用 BO-CatBoost 算法建立预测模型,通过 在 FD001~FD004 数据集上进行实验评估后,结果 表明与其他预测模型相比,本文所提方法的预测精 度更加贴近发动机的 RUL 真实值,证明了 MIC-BO-CatBoost 预测模型的有效性。

参考文献

- ZAVILA O, HOCKO M, BUBA H, et al. Analysis of Aviation Accidents Associated with Aircraft Jet Engine Surge, On-Board Fire and Crew Ejection[C]// 2019 Modern Safety Technologies in Transportation (MOSATT). Kosice: IEEE, 2019: 152-155.
- [2] 陈保家,郭凯敏,陈法法,等. 基于残差 NLSTM 和 注意力机制的航空发动机剩余寿命预测[J]. 航空动 力学报,2023,38(5):1176-1184.
- [3] 徐硕,侯贵生. 基于 VAE-D2GAN 的涡扇发动机剩 余使用寿命预测[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (2):417-425.
- YANG H, XUEWEN M, YONG S, et al. Prognostics and Health Management: A Review from the Perspectives of Design, Development and Decision
 [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2022, 217 (1): 108063.
- [5] WANG F F, TANG S J, LI L , et al. Remaining Useful Life Prediction of Aero-Engines Based on Random-Coefficient Regression Model Considering Random Failure Threshold[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(2): 530-542.
- [6] WANG X, LI Y, XU Y X, et al. Remaining Useful Life Prediction for Aero-Engines Using a Time-Enhanced Multi-Head Self-Attention Model[J]. Aerospace, 2023,10(1):80.
- [7] 赵申坤,姜潮,龙湘云.一种基于数据驱动和贝叶斯 理论的机械系统剩余寿命预测方法[J].机械工程学 报,2018,54(12):115-124.
- [8] 余帆,王磊,江巧永,等.基于特征筛选的 VMD-MIC-SSA-Informer 短期负荷预测[J]. 陕西科技大学 学报,2022,40(5):191-196,203.
- [9] 张晓彤. 基于威布尔分布的涡扇发动机寿命预测研 究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019.
- [10] 李华洋, 谭强, 朱施杰, 等. 基于 CatBoost 算法的孔 隙压力预测方法及其在井壁稳定分析中的应用[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(2): 136-142.

- [11] XI C, HUI W, SILIANG L, et al. Remaining Useful Life Prediction of Turbofan Engine Using Global Health Degradation Representation in Federated Learning [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2023, 239(11);109511.
- [12] RESHEF D N, RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al. Detecting Novel Associations in Large Data Sets
 [J]. Science, 2011, 334(6062):1518-1524.
- [13] 闫浩思,赵文杰. 基于 MIC 和 MPA-KELM 的脱硫 出口 SO_2 浓度预测[J]. 计量学报,2023,44(2): 271-278.
- [14] 康文豪,徐天奇,王阳光,等. 双层特征选择和 Cat-Boost-Bagging 集成的短期风电功率预测[J]. 重庆理 工大学学报(自然科学版),2022,36(7):303-309.
- [15] 张其霄,董鹏,王科文,等. 基于贝叶斯优化 LSTM 的发动机剩余寿命预测[J]. 火力与指挥控制,2022, 47(4):85-89.
- [16] PAN T Y, ZHANG S, LI F D, et al. A Meta Network Pruning Framework for Remaining Useful Life Prediction of Rocket Engine Bearings with Temporal Distribution Discrepancy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 195(7):110271.
- [17] HU K, CHENG Y W, WU J, et al. Deep Bidirectional Recurrent Neural Networks Ensemble for Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Engine. [J].
 IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 53 (4): 2531-2543.
- [18] TIAN H X, YANG L Z, JU B. Spatial Correlation and Temporal Attention-Based LSTM for Remaining Useful Life Prediction of Turbofan Engine[J]. Measurement, 2023, 214(6):112816.

- [19] PENG C, WU J Q, TANG Z H, et al. A Spatio-Temporal Attention Mechanism Based Approach for Remaining Useful Life Prediction of Turbofan Engine [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022(7):1-15.
- [20] 车畅畅, 王华伟, 倪晓梅, 等. 基于 1D-CNN 和 Bi-LSTM 的航空发动机剩余寿命预测[J]. 机械工程学 报, 2021, 57(14):304-312.
- [21] SAXENA A, KAI G, SIMON D, et al. Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation [C]//International Conference on Prognostics and Health Management. Denver: IEEE, 2008:1-9.
- [22] 李路云,王海瑞,朱贵富.基于数据融合与 GRU 的航 空发动机剩余寿命预测[J].空军工程大学学报, 2022,23(6):33-41.
- [23] 苗青林,张晓丰,高杨军,等.双通道深度卷积神经网 络的航空发动机剩余使用寿命预测方法[J].空军工 程大学学报(自然科学版),2022,23(2):12-18.
- [24] 施文骏. 基于数据驱动的电动汽车锂电池寿命预测 方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2020.
- [25] VIALE L C , DAGA A P, FASANA A, et al. Least Squares Smoothed K-Nearest Neighbors Online Prediction of the Remaining Useful Life of a Nasa Turbofan[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 190(3):110154.
- [26] 常家康,吕宁,詹跃东,等.基于 XGBoost-RFECV 算 法和 LSTM 神经网络的 PEMFC 剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(1):126-133.

(编辑:陈斐)