

基于长短期记忆网络与轻梯度提升机的航空发动机大修期内剩余寿命预测

杨 硕, 高 成

(沈阳工业大学 化工过程自动化学院, 辽宁辽阳 111003)

摘要: 针对航空发动机大修期内由性能主导的剩余使用寿命预测中复杂设备具有状态变量多、非线性特征严重的特点以及单一模型面临特征提取不充分、预测精度不足等问题, 提出一种长短期记忆网络(LSTM)与轻梯度提升机(LightGBM)的组合新模型方法进行大修期内剩余使用寿命(RUL)预测。通过 LSTM 对原始数据进行特征提取, 将 LSTM 的输出门中特征提取后的数据作为 LightGBM 模型的输入进行 RUL 预测。利用 NASA 提供的发动机实测数据集进行了仿真试验, 实现了对单个发动机的 RUL 预测, 并与其他 6 种模型预测结果进行对比, 对其预测剩余使用寿命的有效性进行验证。结果表明: LSTM 和 LightGBM 组合模型比其他模型的预测误差显著减小, 其 4 组数据集均方根误差仅为 12.45、20.23、12.58、21.75。

关键词: 剩余寿命预测; 组合模型; 轻梯度提升机; 长短期记忆网络; 航空发动机

中图分类号: V239

文献标识码: A

doi: 10.13477/j.cnki.aeroengine.2024.03.012

Remaining Useful Life Prediction of Aeroengine during Overhaul Based on Long Short-Term Memory Network and Light Gradient Boosting Machine

YANG Shuo, GAO Cheng

(School of Chemical Process Automation, Shenyang University of Technology, Liaoyang Liaoning 111003, China)

Abstract: In response to the challenges of predicting the Remaining Useful Life (RUL) during the overhaul period of aeroengines, characterized by numerous state variables and significant nonlinear features, and the limitations of single models in insufficient feature extraction and inadequate prediction accuracy, a novel combined model approach integrating Long Short-Term Memory networks (LSTM) and Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) for RUL prediction was proposed. The proposed method utilizes LSTM for initial feature extraction from raw data, where the features extracted from the output gate of LSTM are subsequently fed into the LightGBM model for RUL prediction. Simulation experiments were conducted using real engine datasets provided by NASA to predict the RUL of individual engines. The efficacy of the model was validated by comparing its predictions with those of six other models. The results show that the combined LSTM and LightGBM model significantly reduces prediction errors, achieving Root Mean Square Error (RMSE) values of 12.45, 20.23, 12.58, and 21.75 across four datasets, thereby outperforming other models.

Key words: remaining useful life prediction; combined model; light gradient boosting machine; long short-term memory network; aeroengine

0 引言

航空发动机作为一个复杂的热机复合动力系统, 承受着极端的工作环境。这些环境特征, 如高低温度交替、高转速以及极限载荷, 常常导致发动机疲劳, 从而影响其可靠性和整体飞行安全。在这一背景下, 发

动机的故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)变得尤为重要。PHM 中的关键环节是剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)的预测, 这是一种基于状态监控和故障诊断的技术, 旨在预测从当前时间到寿命终点的长度。RUL 的准确预测对于航空发动机的维护和安全运行至关重要^[1]。发

收稿日期: 2022-09-20

作者简介: 杨硕(1997), 男, 在读硕士研究生。

引用格式: 杨硕, 高成. 基于长短期记忆网络与轻梯度提升机的航空发动机大修期内剩余寿命预测[J]. 航空发动机, 2024, 50(3): 87-92. YANG Shuo, GAO Cheng. Remaining useful life prediction of aeroengine during overhaul based on long short-term memory network and light gradient boosting machine[J]. Aeroengine, 2024, 50(3): 87-92.

动机大修期剩余使用寿命预测的方法大体分为2类：一类是基于物理模型的方法^[2]，而另一类是与之不同的基于数据驱动的方法^[3-5]。其中基于物理模型的方式是通过一些物理模型和数学方法的建立，评估当前的健康状况和预测未来的健康状况，所建立的物理数学模型是否精确直接影响着诊断与预测结果^[6]。物理模型方式的优势在于不需要历史数据，就能够实现实时寿命预测。而基于数据驱动的故障诊断方式不需要精确的物理模型，只需依据航空发动机各方面的专家的直接、间接经验和已有测试数据进行航空发动机寿命预测^[7]。

21世纪以来，中国学者做出了一系列重要贡献。Fan等^[8]提出了使用半衰期等效应变能密度作为控制参数的研究。吴学仁等^[9]详细阐述了基于小裂纹理论的预测方法；Sun等^[10]采用了常见的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)进行研究；Wang^[11]结合了图卷积网络(Graph Convolutional Network, GCN)和时域卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)，创建了1个新型的混合卷积神经网络结构；Zheng等^[12]对循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)进行了深入研究。这些成果不仅体现了中国学者在理论和应用研究方面的实力，还展示了在处理复杂数据分析问题时的创新能力。国际上，同期的研究也取得了显著进展。Makkonen^[13]提出了一种预测钢试件疲劳裂纹萌生寿命的统计方法，并总结了裂纹萌生与扩展寿命；Dattoma等^[14]发展了一种非线性连续损伤的力学模型，并推导了多级加载递推公式；Mohanty等^[15]建立了疲劳裂纹扩展模型，以预测循环载荷下结构/构件的安全使用寿命；Williams^[16]对RNN进行了独特的研究；Hochreiter等^[17]引入了长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)；Berghout^[18]等提出了基于叠层自编码器的特征映射技术。这些研究不仅推动了理论的发展，也为实际应用提供了坚实的基础。

基于以上研究成果，本文提出一种利用LSTM提取多维数据中的特征值，将LightGBM的集成方法引入RUL预测。

1 基于LSTM-LightGBM的航空发动机寿命预测模型

1.1 模型构建

LSTM中有输入门、遗忘门和输出门，LSTM用这些部分对输入数据的信息流进行控制，也可用来提取

特征。由于传感器数据固有的顺序特性，LSTM非常适合使用传感器数据进行RUL估计。在这组仿真实验中，提出了一种基于LSTM的RUL估计方法，该方法使用多层LSTM细胞结合标准前馈层，在多工况条件、多种信息和使用寿命退化状况的传感器中来发现隐藏的故障发展。

LSTM的单元结构如图1所示，其计算公式^[17]为

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$h_t = f_t \odot C_t \quad (5)$$

式中： x_t 为当前组合模型的输入值； o_t 、 i_t 和 f_t 分别为输入门、遗忘门和输出门； h_t 为当前时的输出值， W_o 、 W_i 、 W_c 和 W_f 分别为LSTM单元中遗忘门、输入门、当前细胞状态和输出门的得分矩阵； b_o 、 b_i 、 b_f 、 b_c 分别为输入门、遗忘门、输出门与当前细胞状态的偏置向量； o_t 、 i_t 、 f_t 、 c_t 分别为遗忘门、输入门、输出门与当前细胞状态； σ 为sigmoid函数， \odot 代表哈达玛积。

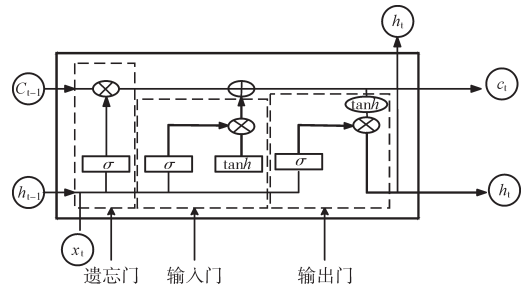


图1 LSTM单元结构

LightGBM是一种高效且快速的Boosting框架，由微软亚洲研究院提出^[19]。决策树是基于逐层拆分的策略，每层的所有叶子节点都拆分成1棵完整的二叉树，使用基于叶的算法，限制树^[20]的深度，每次从这层的叶子中寻找分离增益最大的叶子。使用LightGBM可以提升计算效率，同时降低过拟合风险。

假设数据集为 $X = \{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, N\}$ ，而LightGBM模型为

$$J = \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K g(f_k) \quad (6)$$

式中： \hat{y}_i 和 $g(f_k)$ 为拟合值和模型复杂度约束。

LightGBM是一种多模型集成的方法，如果单个模型是 $x: \xrightarrow{f} y$ ，则集成模型为

$$\hat{y}_i = f(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad (7)$$

式中: K 为集成模型数的总数; $f_k(x_i)$ 为第 k 个学习模型到样本 x_i 的输出值, 也就是 LSTM 中的输出门 f_i , 其条件为 $F = \{f(x) = \beta_q(x)\}, \mathbb{R}^m \rightarrow \{1, 2, \dots, T\}, \beta \in \mathbb{R}^T, T$ 为叶号, 即每个学习模型将决策树分成 q 个叶节点, β 为每个叶节点的权值。

$$J^{(0)} = \sum_{i=1}^N L(\hat{y}_i; y_i) + g(f_i) \quad (8)$$

第 1 部分是损失函数值, 第 2 部分是模型的复杂度约束, 根据迭代生成的原理得

$$\hat{y}_i^{(t)} = f_i(x_i) + \hat{y}_i^{(t-1)} \quad (9)$$

那么, 其中 $\hat{y}_i^{(t)}$ 是从 LSTM 特征提取的输出门 f_i , 即 x_i 在 t 次迭代后的预测值

$$J^{(t)} = \sum_{i=1}^N L(f_i(x_i) + \hat{y}_i^{(t-1)}, y_i) + g(f_i) \quad (10)$$

根据皮亚诺附加泰勒的第 1 阶, 如果省略第 3 阶及其以上项的泰勒展式, 则可表示为

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^n L(f_i(x_i) + \hat{y}_i^{(t-1)}, y_i) \approx \\ & \sum_{i=1}^N L(\hat{y}_i, y_i) + \frac{\partial L}{\partial x} \Big|_{x=\hat{y}_i^{(t-1)}} \cdot f(x_i) + \\ & \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial^2 L}{\partial x^2} \Big|_{x=\hat{y}_i^{(t-1)}} \cdot f^2(x_i) \end{aligned} \quad (11)$$

1.2 LSTM-LightGBM 模型求解过程

建立 LSTM-LightGBM 模型, 对 RUL 进行估计, 利用 LSTM 进行特征提取, 然后由 LightGBM 进行回归预测。LSTM 中输出门的输出作为 LightGBM 模型的输入, 由于经过卷积和池化处理, 卷积神经网络的采样输出保留了输入数据的特征, 预测结果将通过 LightGBM。组合模型的流程如图 2 所示。

该模型的计算流程如下:

(1) 从给定的数据集中选择符合生命周期发展的参数集, 由数据标准化可以将样本转换为 2 维形式;

- (2) 重复过程(1), 完成给定数据集的模型输出;
- (3) 用 LSTM-LightGBM 模型得到 RUL 寿命预测。

2 仿真试验

2.1 数据集的描述

NASA 为研究人员和学者们提供的商用模块化航空推进系统仿真数据集(NASAC-MAPSS), 是一种广泛使用的基准数据集^[21], 见表 1。C-MAPSS 数据包括大量的发动机传感器运行数据故障信息。本次模拟测试使用的数据集共包括 4 个数据子集即 FD001、FD002、FD003 和 FD004。训练集中包含多个发动机从正常到失效的全寿命数据, 测试集包括大量直到故障前所记录的不完整数据, 用于 RUL 测试。

表 1 商用模块化航空推进系统仿真数据集

数据集	训练集	测试集	操作工况	故障模式
FD001	100	100	1	1
FD002	260	259	6	1
FD003	100	100	1	2
FD004	249	248	6	2

训练集或测试集中的每个发动机数据由 26 个多变量时间序列组成, 其中第 1 个变量表示发动机序号, 第 2 个变量表示以循环周期 t 为单位的工作时间, 第 3~5 个变量表示对发动机性能有显著影响的 3 个工作参数(高度、马赫数和海平面温度)。

其余 21 个变量见表 2。对应发动机在各种工作条件和故障模式下的工作参数, 每组参数都包含训练数据集、监测数据集还有相应的 RUL 3 部分的内容, 还有数据集中不同的发动机都有各自的磨损程度, 并且数据集中还包含一定量的随机噪声^[22]。

表 2 传感器参数

传感器参数	符号	单位	传感器参数	符号	单位
风扇进口总温	T_2	K	燃油量与 P_{s30} 比率	P_{li}	
LPC 出口总温	T_{24}	K	风扇换算转速	N_{Rf}	r/min
HPC 出口总温	T_{30}	K	HPC 换算转速	N_{Re}	r/min
LPT 出口总温	T_{30}	K	涵道比	B_{PR}	
风扇进口总压	P_2	Pa	燃烧室油气比	f_{arB}	
出口总压	P_{15}	Pa	引气焓值	h_{tBleed}	
HPC 出口总压	P_{30}	Pa	风扇目标转速	N_{f_dmd}	r/min
风扇物理转速	N_f	r/min	换算风扇目标转速	P_{CNR_dmd}	r/min
HPC 物理转速	N_c	r/min	HPT 冷却引气流量	W_{31}	lbm/s
发动机压比	e_{pr}		LPT 冷却引气流量	W_{32}	lbm/s
HPC 出口静压	P_{s30}	Pa			

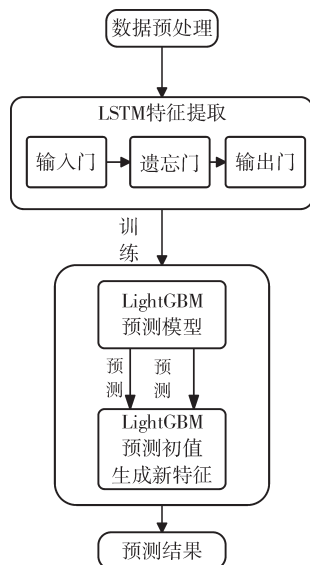


图 2 LSTM-LightGBM 模型流程

发动机在出现故障时,性能参数的变化同样会在发动机的测试数据上得到反馈,如温度、压力、效率等参数^[23]。大量的参数状态的核心参数包含一些无变化的完全参数或者噪声,只有进行对监测数据进行特征提取。

对FD001分析检查数据的描述性统计信息时,共有20631行数据,单元号按预期从1开始到100结束,具体见表3。

表3 FD001数据分析

	数据	发动机运行周期
count	20631	100
mean	51.50656779	206.31
std	29.22763291	46.34274921
min	1	128
25%	26	177
50%	52	199
75%	77	229.25
max	100	362

均值和分位数与从1到100的向量的描述统计数据不一致,因为每个单元具有不同的运行时间,因此行数不同。检查发动机运行时间时,可得出最早失效的发动机是在128个循环后,而运行时间最长的发动机则在362个循环后发生了故障^[24]。平均发动机在199和206个工作循环后出现故障,但是46个工作循环的标准偏差相当大。

2.2 试验结果

本次试验CPU使用Intel Core i5-12600K,内存48G, GPU使用Nvidia GeForce RTX 3060ti,在Python3.9+Win11环境下进行。

将LSTM-LightGBM对于发动机剩余寿命预测。FD001到FD004这4个测试数据集的预测和实际RUL的对比如图3所示。从图中可见,本文提出的LSTM-LightGBM模型可以很好地预测涡扇发动机的RUL。实现了航空发动机故障发生前的预警,提高了涡扇发动机运行的安全性和翻修期的确定,同样实现了航空发动机寿命的预测。

为了进一步验证所建立模型预测效果,使模型结果更清晰,利用数据集整体预测结果选择了FD001中的21号、24号发动机与FD003中的34号、FD004中的178号发动机的数据举例进行建模分析训练如图4所示,该RUL曲线为常数时期是此发动机的健康期。

从图中可见,例举的发动机无论处于循环周期的

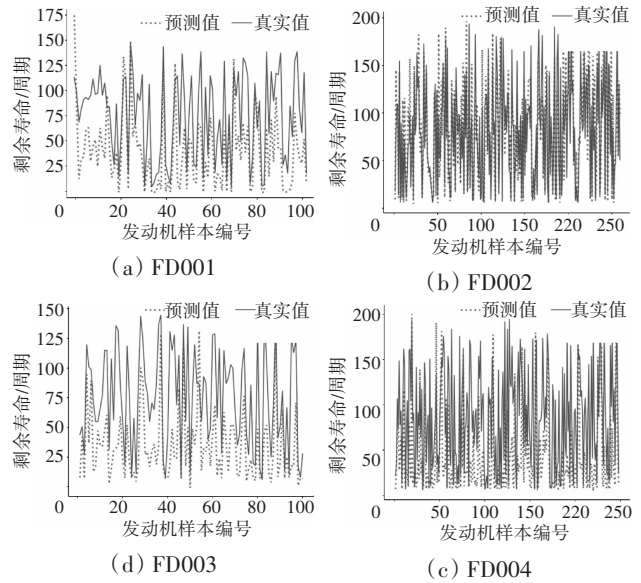


图3 数据集整体的预测和实际RUL的对比

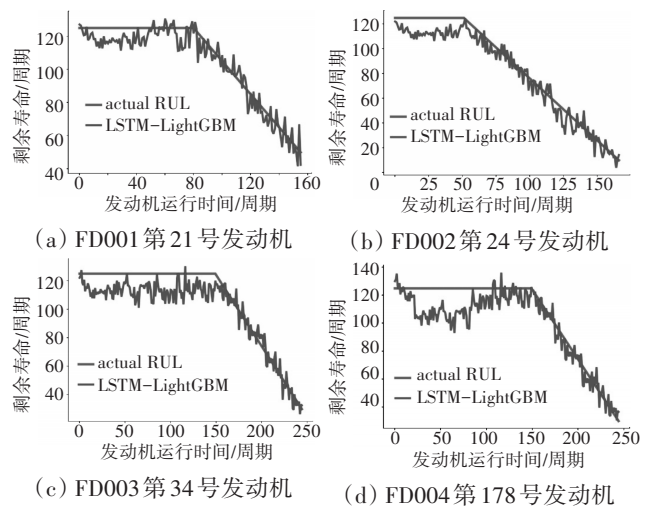


图4 特定模型分析

前期、中期还是后期,该模型得到的预测值均与真实RUL的拟合程度相对准确,预测总体分布在真实RUL附近,由此可见,LSTM-LightGBM组合模型针对航空发动机这类复杂设备具有较高的使用寿命预测精度。

在LSTM-LightGBM模型的训练过程中,提取的训练样本和测试样本的工作循环次数直接影响模型提取特征的能力,在训练过程中选择不同的dropout值对模型进行优化。当dropout值为0.22时,LSTM-LightGBM模型的预测性能最好。

2.3 多模型预测结果对比

为了对比不同方法的优势与不足,本文选取SVR、CNN、CNN-FNN、DeepLSTM和BiLSTM这5种常用的基于神经网络的RUL预测方法与进行比较。

支持向量回归估计法(Support Vector Regression,

SVR)的优势在于对异常值具有鲁棒性,其决策模型可以轻松更新。具有出色的泛化能力,实现容易。但是此模型劣势在于不适合大型数据集,而航空发动机产生的数据集往往很大。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的优势在于可以自动进行特征提取,其不足为该模型的池化层会丢失大量有价值信息,忽略局部与整体之间关联性,这对于航空发动机寿命衰减的原因造成一定程度上的不明确。

单一的长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM),如DeepLSTM,每个LSTM的cell里面都意味着有4个全连接层(Multilayer Perceptron, MLP),如果LSTM的时间跨度很大,并且网络又很深,那么这个计算量会很大并且很费时。

其余2种方法也是近2年的组合模型,但是精度和误差的方面稍弱于本文模型。

本文运用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和评分函数(Score)对寿命的预测性能做评价。在寿命预测领域,这两项指标最重要的一点便是反映模型超前或滞后预测的程度,如果预测误差越小,则Score和RMSE的值均会越小,因此二者值越小,说明模型的性能越先进^[25]。其RMSE与Score值对比结果见表4、5。

表4 不同方法的RMSE结果对比

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
SVR ^[26]	20.96	42.00	21.05	45.35
CNN ^[26]	18.45	30.29	19.82	29.16
CNN-FNN ^[27]	12.61	22.36	12.64	22.43
DeepLSTM ^[28]	16.14	24.49	16.18	28.17
BiLSTM ^[29]	13.65	23.18	13.74	24.86
本文方法	12.45	20.23	12.58	21.75

表5 不同方法的Score结果对比

方法	FD001	FD002	FD003	FD004
SVR ^[26]	1382	589900	1598	371140
CNN ^[26]	1290	13570	1596	7886
CNN-FNN ^[27]	274	10412	284	12466
DeepLSTM ^[28]	338	4450	852	5550
BiLSTM ^[29]	295	4130	317	5430
本文方法	267	1958	273	4635

从表中可见,与这5种RUL预测方法与进行比较相比, RMSE与Score评价结果各组数据均有不同程度提升。具体对比如图5、6所示,由于SVR的Score与其他模型差距过大,因此不在图6中展现。

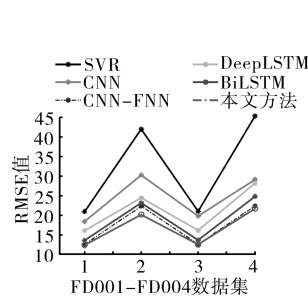


图5 不同方法的RMSE结果对比

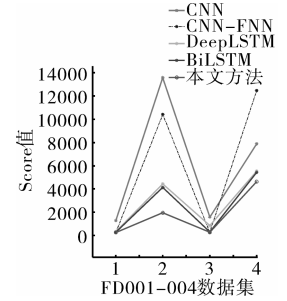


图6 不同方法的Score结果对比

RMSE定义为

$$S_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_{ri} - A_{ci})^2}{N}} \quad (12)$$

为了评价RUL评估模型在测试数据上的性能,给出1个衡量模型的质量的评分函数

$$S_{score} = \begin{cases} \sum_{i=1}^n (e^{-\frac{p_i}{13}} - 1), & p_i < 0 \\ \sum_{i=1}^n (e^{-\frac{p_i}{10}} - 1), & p_i \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: n 为测试集中的样本总数, $p_i = R_{UL}^{est} - R_{UL}$, R_{UL} 为测试样本*i*的实际 R_{UL} 。

式(13)在模型低估 R_{UL} 和模型高估 R_{UL} 时给予不同的惩罚。

该评分指标函数,对于预测值大于真实值的高估情况的惩罚远大于预测值小于真实值的低估情况,更符合实际应用。从表4、5与图5、6中可见,组合模型明显优于单一模型,并且本文模型要优于其他组合模型。

3 结束语

本文对于航空发动机的使用寿命预测提出了一种基于长短期记忆网络与轻梯度提升机,即LSTM网络和LightGBM组合模型,该组合模型能够发挥这2种模型分别的优势——考虑数据间时序关联,也处理特征不连续的有效信息。相对于其他模型,所提出的LSTM-LightGBM组合模型更加稳定。与其他组合模型相比,预测精度更高,极端预测误差更小。

参考文献:

[1] 武卉,杨明媛,王德友,等. 多动态参数同步测试系统构建及其应用[J]. 航空学报, 2014, 35(2): 391-399
 WU Hui, YANG Mingsui, WANG Deyou, et al. Construction and application of synchronized test system of multi-dynamic parameters

- [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(2): 391-399. (in Chinese)
- [2] 刘伟民, 胡志忠. 一种基于神经网络的航空发动机剩余寿命预估方法[J]. *航空发动机*, 2021, 47(3): 8-15.
LIU Weimin, HU Zhongzhi. An aeroengine remaining useful life prediction method based on neural network[J]. *Aeroengine*, 2021, 47(3): 8-15. (in Chinese)
- [3] 车畅畅, 王伟华, 倪晓梅, 等. 基于 GSP 仿真和 SDAE 的航空发动机故障诊断[J]. *航空发动机*, 2022, 48(1): 13-18.
CHE Changchang, WANG Huawei, NI Xiaomei, et al. Aeroengine fault diagnosis based on GSP simulation and SDAE[J]. *Aeroengine*, 2022, 48(1): 13-18. (in Chinese)
- [4] 陈聪, 娄高, 高洁, 等. 基于 ABC-RBF 神经网络的飞机燃油流量监测与故障诊断[J]. *航空发动机*, 2022, 48(3): 89-93.
CHEN Cong, LOU Gao, GAO Jie, et al. Aircraft fuel flow prediction and fault diagnosis based on ABC-RBF neural network[J]. *Aeroengine*, 2022, 48(3): 89-93. (in Chinese)
- [5] 李少尘, 陈敏, 胡金涛, 等. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断进展综述[J]. *航空发动机*, 2022, 48(2): 33-49.
LI Shaochen, CHEN Min, HU Jintao, et al. A review of research progress on aircraft gas turbine engines gas path fault diagnosis[J]. *Aeroengine*, 2022, 48(2): 33-49. (in Chinese)
- [6] Volponi A J, Liang T. Improved engine health monitoring using full flight data and companion engine information[J]. *SAE International Journal of Aerospace*, 2016, 9(1): 91-102.
- [7] 童志伟, 鲁峰, 黄金泉. 基于 CRBMs-RVR 的涡轴发动机输出功率衰退预测[J]. *航空发动机*, 2022, 48(3): 76-82.
TONG Zhiwei, LU Feng, HUANG Jinquan. Output power degradation prediction of turboshaft engine based on continuous restricted Boltzmann machines and relevance vector regression[J]. *Aeroengine*, 2022, 48(3): 76-82. (in Chinese)
- [8] Fan Z C, Chen X D, Chen L. An equivalent strain energy density life prediction model[C]//5th Fracture Mechanics Symposium. Changsha: FM, 2007: 277-282.
- [9] 吴学仁, 刘建中. 基于小裂纹理论的航空材料疲劳全寿命预测[J]. *航空学报*, 2006, 27(2): 219-226.
WU Xueren, LIU Jianzhong. Total fatigue life prediction for aeronautical materials by using small-crack theory[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006, 27(2): 219-226. (in Chinese)
- [10] Sun W, Zhao R, Yan R, et al. Convolutional discriminative feature learning for induction motor fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(3): 1350-1359.
- [11] Wang M, Li Y, Zhang Y, et al. Spatio-temporal graph convolutional neural network for remaining useful life estimation of aircraft engines[J]. *Aerospace Systems*, 2021, 4(1): 29-36.
- [12] Zheng S, Vishnu A, Ding C. Accelerating deep learning with shrinkage and re-call[C]//2016 IEEE 22nd International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS). WuHan: IEEE, 2016: 963-970.
- [13] Makkonen M. Predicting the total fatigue life in metals[J]. *International Journal of Fatigue*, 2009, 31(7): 1163-1175.
- [14] Dattoma V, Giancane S, Nobile R, et al. Fatigue life prediction under variable loading based on a new non-linear continuum damage mechanics model[J]. *International Journal of Fatigue*, 2006, 28(2): 89-95.
- [15] Mohanty J R, Verma B B, Ray P K. Prediction of fatigue crack growth and residual life using an exponential model: Part I (constant amplitude loading) [J]. *International Journal of Fatigue*, 2009, 31(3): 418-424.
- [16] Williams G, Baxter R, He H, et al. A comparative study of RNN for outlier detection in data mining[C]//2002 IEEE International Conference on Data Mining. Maebashi City: IEEE, 2002: 709-712.
- [17] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [18] Berghout T, Mouss L H, Kadri O, et al. Aircraft engines remaining useful life prediction with an improved online sequential extreme learning machine[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(3): 1062.
- [19] Ke G, Meng Q, Finley T, et al. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017(1): 30.
- [20] Tang M, Zhao Q, Ding S X, et al. An improved lightGBM algorithm for online fault detection of wind turbine gearboxes[J]. *Energies*, 2020, 13(4): 807.
- [21] Ramasso E, Saxena A. Performance benchmarking and analysis of prognostic methods for CMAPSS datasets[J]. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2014, 5(2): 1-15.
- [22] 郭庆, 郑天翔, 李印龙. 基于性能非线性退化统计模型的发动机剩余寿命预测[J]. *航空发动机*, 2022, 48(4): 75-81.
GUO Qing, ZHENG Tianxiang, LI Yinlong. Prediction of engine residual life based on performance nonlinear degradation statistical modeling[J]. *Aeroengine*, 2022, 48(4): 75-81. (in Chinese)
- [23] Zhao L, Mo C, Sun T, et al. Aero engine gas-path fault diagnosis based on multimodal deep neural networks[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2020(1): 1-10.
- [24] Williams D, Zheng S, Zhang X, et al. Tidewatch: fingerprinting the cyclicity of big data workloads[C]//IEEE INFOCOM 2014-IEEE Conference on Computer Communications. Toronto: IEEE, 2014: 2031-2039.
- [25] 胡修宇, 李英顺, 王德彪, 等. 基于 IGWO 组合模型的炮控系统健康预测方法[J]. *火炮发射与控制学报*, 2023, 44(03): 28-34.
HU Xiuyu, LI Yingshun, WANG Debiao, et al. Health prediction method of gun control system based on an IGWO combined model [J]. *Journal of Gun Launch & Control*, 2023, 44(03): 28-34. (in Chinese)
- [26] Sateesh B G, Zhao P, Li X L. Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life[C]//International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Springer: Cham, 2016: 214-228.
- [27] Li X, Ding Q, Sun J Q. Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, 172: 1-11.
- [28] Zheng S, Ristovski K, Farahat A, et al. Long short-term memory network for remaining useful life estimation[C]//2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). Dallas: IEEE, 2017: 88-95.
- [29] Wang J, Wen G, Yang S, et al. Remaining useful life estimation in prognostics using deep bidirectional LSTM neural network[C]//2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing). Chongqing: IEEE, 2018: 1037-1042.