

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408064

基于 MTCN 和双重注意力的航空发动机 RUL 预测 *

王 昱 张哲成 杨晓庆

(沈阳航空航天大学自动化学院 沈阳 110136)

摘要:当前航空发动机剩余使用寿命预测常局限于多源传感器数据的整体分析,采用单一时间尺度或以空间维度聚焦退化特征,忽视了不同传感器在不同时刻所呈现的关键特征差异,导致特征提取不充分。为此,首先将各传感器信息视为整体,设计了多尺度时间卷积网络(MTCN),以全面提取其长期与短期特征。在此基础上,引入了包含“通道注意力”和“自注意力”的双重注意力机制,通过自适应的权重分配,不仅显著增强了空间特征的提取,还成功补充了对各传感器信道在关键时间点信息的精准聚焦。通过 MTCN 与双重注意力机制有效协作,实现了时空特征的全面且高效融合。此外,采用高斯误差线性单元(GeLU)作为激活函数,进一步提升模型对航空发动机非线性数据的处理能力。在美国航天局 C-MAPSS 数据集上的实验验证结果表明,该方法应对复杂工况及多样故障模式时,预测精度和鲁棒性均得到大幅提升,与现有先进方法相比,其整体预测指标均方根误差(RMSE)和 Score 分别平均下降了 7% 和 13.1%。

关键词:航空发动机;剩余寿命预测;多尺度时间卷积;双重注意力;GeLU

中图分类号: TN911.7; TP183 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Remaining useful life prediction for aircraft engine based on MTCN and dual attention

Wang Yu Zhang Zhecheng Yang Xiaoqing

(School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: Current aircraft engine remaining useful life prediction methods often rely on a holistic analysis of multi-source sensor data, typically using a single time scale or focusing on spatial features, which neglects key differences in sensor data at different time points. To address these limitations, a novel multi-scale temporal convolutional network (MTCN) is proposed to comprehensively extract both long-term and short-term temporal features from multi-source sensor data. Additionally, a dual attention mechanism, integrating channel attention and self-attention, is designed to enhance spatial feature representation and selectively focus on critical sensor measurements at key time points. The collaborative integration of MTCN and the dual attention mechanism facilitates effective spatiotemporal feature fusion, improving the model's capacity to capture complex degradation patterns. Moreover, the Gaussian error linear unit (GeLU) activation function is employed to enhance the network's nonlinear fitting capability. Experimental evaluations conducted on the NASA C-MAPSS benchmark dataset demonstrate that the proposed method significantly outperforms state-of-the-art approaches, achieving average reductions of 7% in root mean square error (RMSE) and 13.1% in Score, thereby verifying its superior prediction accuracy and robustness.

Keywords: aircraft engine; remaining useful life; multi-scale time convolutional network; dual attention; GeLU

0 引言

航空发动机作为飞机的核心构成部分,其特性包括

可靠性、可维护性、安全性、保障性、可测试性(reliability, maintainability, safety, supportability, testability, RMSST),长久以来一直是学术界与工业界深入探究与高度重视的焦点。预测与健康管理(prognostics and health

management, PHM) 技术, 作为提升 RMSST 特性的关键手段, 扮演着至关重要的角色。这其中, 剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 预测无疑是最为关键的技术环节之一^[1]。

随着传感器技术的飞速进步与广泛应用, 飞机发动机在运行过程中产生了海量的数据, 鉴于发动机运行环境的复杂多变以及故障模式的多样化, 这些数据普遍展现出强烈的非线性特征。近年来, 深度学习方法凭借其在处理非线性数据方面的杰出能力, 已成为航空发动机 RUL 预测领域的研究热点。Sateesh 等^[2]首次将卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 用于 RUL 预测, 通过自动提取传感器特征并利用深度结构抽象信息, 提升了模型对空间特征的学习能力。随后, Li 等^[3]又采用深度卷积神经网络 (deep convolutional neural network, DCNN), 进一步优化特征提取。鉴于发动机数据所具有的时序特性, 文献 [4-5] 使用长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 来学习商用模块化航空动力仿真系统 (commercial modular aero-Propulsion system simulation, C-MAPSS) 数据集中的时序依赖性, 解决了循环神经网络 (RNN) 的记忆丢失问题, 使预测结果得到显著提升。Hu 等^[6]通过构建双向递归神经网络 (deep bidirectional recurrent neural networks, DBRNN) 提取正反向退化特征, 再结合多元回归决策树预测 RUL, 取得了更为出色的性能表现。针对传统数据驱动方法在特征提取中过度依赖先验知识和专家经验, 未能有效利用时间序列数据中的中长期依赖关系进行建模等问题, 刘文彪等^[7]提出使用 CNN 与 LSTM 融合模型, 有效提高了轴承剩余寿命预测精度。近年来, 深度神经网络在对复杂时间序列数据分析中常遭遇梯度消失与爆炸问题, 时间卷积网络 (temporal convolutional network, TCN) 利用因果卷积与空洞卷积有效缓解了这些问题, 实现了网络更深层、更稳定的训练。文献 [8-9] 提出基于 TCN 的寿命预测方法, 通过实验证实了该方法在特征提取和性能预测方面的显著优势。文献 [10] 提出了 TCN 与融合注意力机制的门控循环单元 (attention-enhanced gated recurrent unit, AGRU) 的滚动轴承剩余寿命预测模型。

综上, 航空发动机 RUL 预测本质上是一个高度复杂的任务, 它涉及非线性动态演化以及多维信息的深度融合, 因此实现准确预测极具挑战性。当前的深度学习方法大多局限于退化数据的单尺度特征分析, 未能充分挖掘不同时间尺度上潜在的退化信息, 从而难以全面捕捉复杂工况下的多维特征, 限制了预测精度的进一步提升。更为关键的是, 许多研究在解析传感器信号时, 未能有效甄别出对 RUL 预测具有决定性影响的关键时间点信息, 这种信息的遗漏无疑会对预测准确性造成不利影响。为此, 本文提出了融合自注意力 (self-attention, SA)、通道

注意力 (channel attention, CA) 与多尺度时间卷积网络 (multi-scale temporal convolutional network, MTCN) 的 SA-MTCN-CA 方法, 旨在通过时空维度多层次特征提取与动态权重分配, 全方位提升 RUL 预测性能。

1 航空发动机数据集描述及特点分析

航空发动机依赖转速和推力调控运行, 其气路结构涵盖进气道、风扇、涵道、压气机 (分高低压)、燃烧室及涡轮 (亦分高低压)、尾喷管。各阶段的速度、压力、温度、推力等参数共同反映发动机状态, 对 RUL 预测至关重要。为验证所提方法的有效性, 本文利用 C-MAPSS 数据集开展实验验证。该系统能模拟航空发动机在不同飞行条件 (高度、马赫数、海平面温度) 下的运行状态^[11]。数据集被划分为 4 个子集 (表 1), 包含 26 维时间序列数据, 其中的 21 维对应发动机多元运行参数物理量 (表 2), 剩余的 5 维分别表示发动机台号、运行周期、故障模式和运行工况。

表 1 数据集描述

Table 1 Dataset description

数据集	FD001	FD002	FD003	FD004
训练发动机数量	100	260	100	249
测试发动机数量	100	256	100	248
故障模式	1	1	2	2
运行工况	1	6	1	6

表 2 传感器监测信息

Table 2 Sensor monitoring information

符号	序号	描述	单位
T2	1	风扇入口总温度	℃
T24	2	低压压缩机出口总温度	℃
T30	3	高压压缩机出口总温度	℃
T50	4	低压涡轮出口总温度	℃
P2	5	风扇入口压力	kPa
P15	6	旁路管道总压力	kPa
P30	7	高压压缩机出口总压力	kPa
Nf	8	风扇转速	r/min
Nc	9	核心轴转速	r/min
epr	10	发动机压力比 (P50/P2)	-
Ps30	11	高压压缩机出口静压	Pa
phi	12	燃料流量与 Ps30 比率	$m^3/(Pa \cdot s)$
NRf	13	风扇修正转速	r/min
NRc	14	核心轴修正转速	r/min
BPR	15	旁通比	-
farB	16	燃烧室燃料空气比	-
htBleed	17	抽气焰	-
Nf_dmd	18	风扇需求转速	r/min
PCNfR_dmd	19	风扇修正需求转速	r/min
W31	20	高压涡轮冷却排气量	m^3/s
W32	21	低压涡轮冷却排气量	m^3/s

2 SA-MTCN-CA 深度学习网络模型构建

鉴于航空发动机退化数据的高维非线性特征,本文在数据预处理阶段采用随机森林^[12]提取关键特征,利用

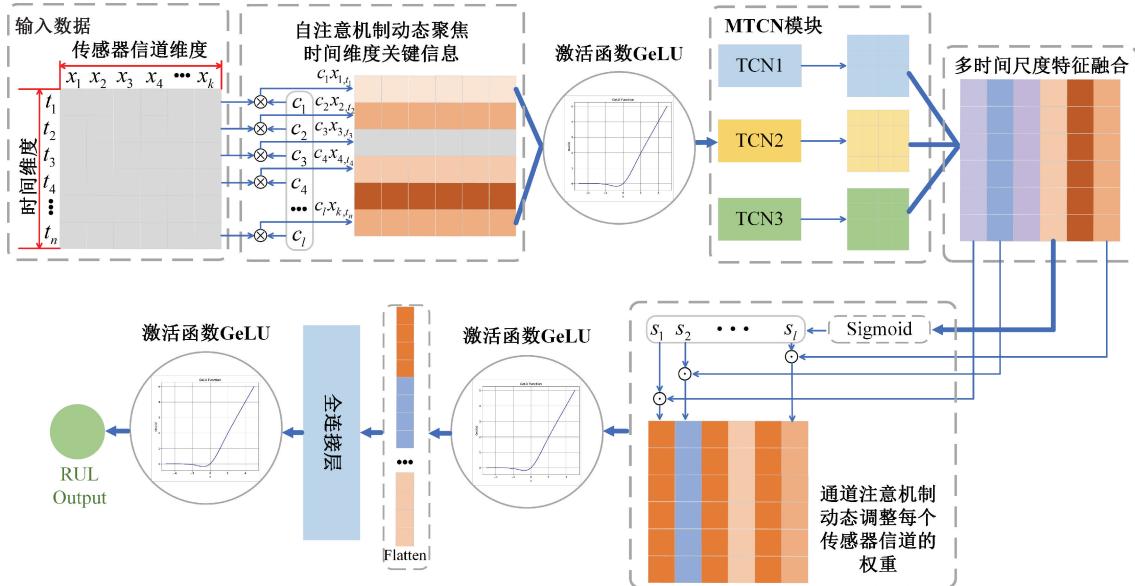


图 1 SA-MTCN-CA 深度学习网络模型

Fig. 1 SA-MTCN-CA deep learning network model

2.1 基于 SA 与 MTCN 的多维时间特征提取

为更有效地捕捉传感器数据中蕴含的复杂时序模式和关键退化信息,首先,引入自注意力机制(图 2),为每个时间步的特征分配动态权重,增强模型对关键时间点信息的捕捉能力。

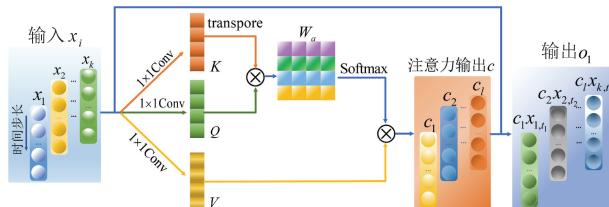


图 2 自注意力模块设计

Fig. 2 Self-attention module design

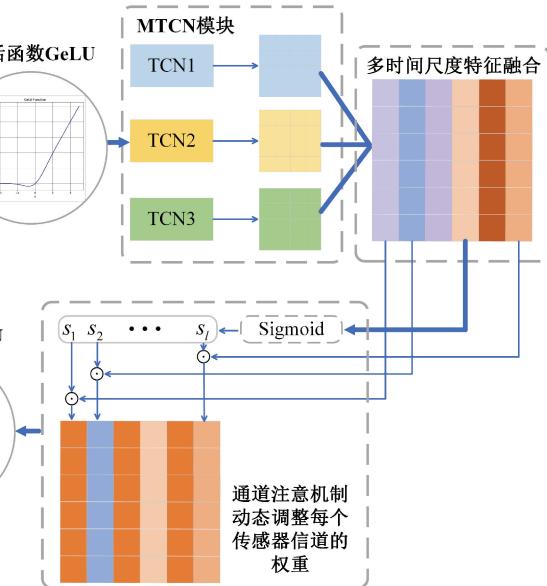
预处理后的数据样本为 $X = [\mathbf{x}_{1,T}, \mathbf{x}_{2,T}, \dots, \mathbf{x}_{k,T}]$, k 为传感器个数, $T = [t_1, t_2, \dots, t_n]$ 为时间步长, 那么第 i 个传感器数据为 $\mathbf{x}_i = [x_{i,t_1}, x_{i,t_2}, \dots, x_{i,t_n}]$ 。首先通过卷积操作对每个传感器的数据生成 Q (Query)、K (Key) 和 V (Value):

$$\mathbf{Q} = W_q \times \mathbf{x}_i \quad (1)$$

$$\mathbf{K} = W_k \times \mathbf{x}_i \quad (2)$$

$$\mathbf{V} = W_v \times \mathbf{x}_i \quad (3)$$

MIN-MAX 归一化消除量纲差异,并通过滑动时间窗口增强时序建模能力。同时,参考文献[13],以 125 为阈值将 RUL 划分为恒定与线性递减阶段。本文提出的 SA-MTCN-CA 网络如图 1 所示,主要实现从时间和空间两个维度深入捕捉传感器数据间的退化特征。



式中: W_q 、 W_k 和 W_v 是 Conv1D 的权重。在此基础上,计算注意力输出 c :

$$c = \text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (4)$$

其中, d_k 是 Key 的维度大小,用于缩放点积,使结果更加稳定。随后,将输入 \mathbf{x}_i 与注意力输出 c 在时间维度上对传感器特征进行加权组合拼接得到输出 o_1 , 动态聚焦关键时间步的信息。

$$o_1 = c\mathbf{x}_i = \{c_1x_{1,t_1}, c_2x_{2,t_2}, \dots, c_kx_{k,t_n}\} \quad (5)$$

在此基础上,为进一步强化模型的时序建模能力,设计了 MTCN 模块,如图 3 所示。MTCN 通过并行多路径卷积和逐层膨胀卷积捕捉不同时间尺度的特征。每个路径使用不同的卷积核大小,并通过指数膨胀因子逐步扩大卷积操作的时间覆盖范围,从而捕获更长时间跨度内的时序依赖关系。而残差连接、ReLU 激活函数和 Dropout 层增强了网络的表达能力和鲁棒性。每一个 TCN 路径下的输出 Y_k 为:

$$Y_k = \text{ReLU}(\text{Conv}(o_1) + \text{Res}(o_1)) \quad (6)$$

式中: $\text{Conv}(o_1)$ 是膨胀卷积操作; $\text{Res}(o_1)$ 是残差操作。最终将 3 个尺度的 TCN 输出融合为全面的综合时序特征 o_2 :

$$o_2 = \text{Concat}(Y_1, Y_2, Y_3) \quad (7)$$

式中: Y_1, Y_2, Y_3 为不同 TCN 路径的输出。

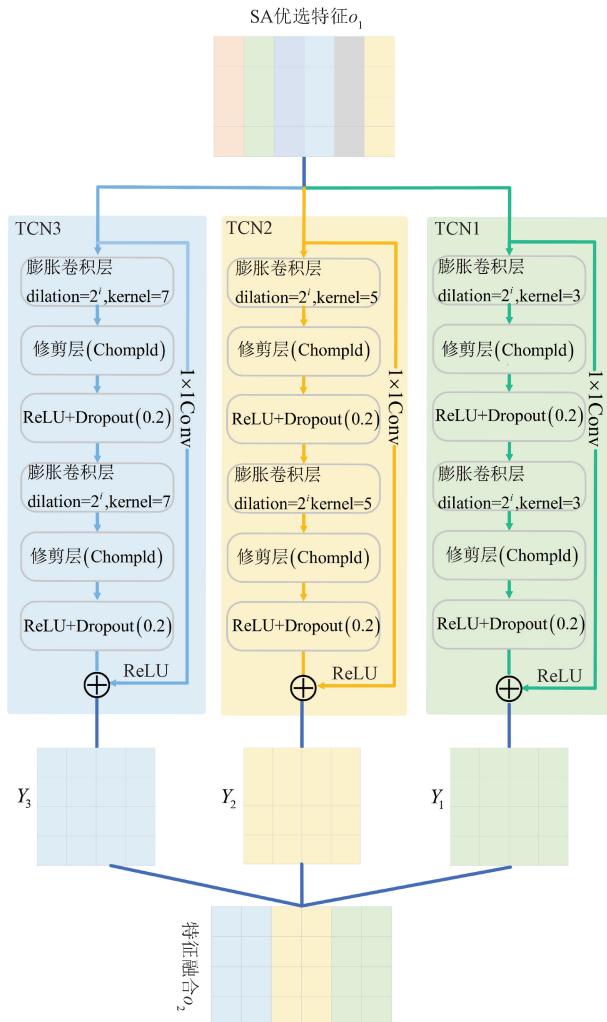


图 3 MTCN 模块设计

Fig. 3 MTCN module design

2.2 引入通道注意力的空间特征增强

通过 SA 和 MTCN 的结合已实现对输入数据的时间维度特征的捕捉,充分挖掘数据间的时序关联。考虑到不同传感器对于 RUL 预测的贡献度亦存在差异,若简单地对所有通道采用等权重处理,会导致信息冗余或噪声干扰,从而影响预测的准确性,因此引入通道注意力机制,自适应地调整各通道权重,以强化那些对预测至关重要的数据的空间表达能力,有效抑制不相关及冗余信息,提升模型的预测性能。

所设计的 CA 模块如图 4 所示,其中, a 表示传感器数量, H 表示时间维度, W 表示传感器信道维度。

首先将 MTCN 所捕获的不同时间尺度的特征在传感器信道维度上进行全局平均池化,生成每个通道的全局特征向量。

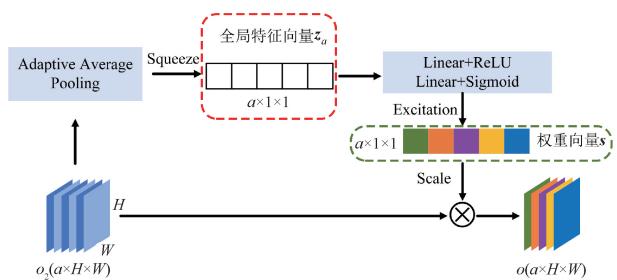


图 4 CA 模块设计

Fig. 4 Channel-attention module design

$$z_a = \frac{1}{W} \sum_{t=1}^T x_{t,a} \quad a = 1, 2, \dots, a_0 \quad (8)$$

式中: $x_{t,a}$ 是第 t 个时间步的第 a 个通道值。

接着,将全局特征向量依次通过两个全连接层,生成通道权重向量:

$$s = \sigma(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot z_a)) \quad (9)$$

式中: W_1 和 W_2 是全连接层的权重矩阵; σ 是 Sigmoid 激活函数。

通过权重向量 s 调节每个通道的特征重要性:

$$o = x'_i \odot s \quad (10)$$

式中: x'_i 是经过 MTCN 网络处理后所得的输入; \odot 表示按通道加权。最终通过通道注意力模块获取经过时间维度和空间维度自适应调节的特征 o 。

此外,在 SA-MTCN-CA 的自注意力、通道注意和全连接层中,均采用(Gaussian error linear unit, GeLU)激活函数,增强非线性表达、捕捉复杂的非线性特征,提升 RUL 预测性能。

2.3 性能评估

为了定量评估所提出方法的性能,本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)和惩罚函数(Score)作为模型性能的评估标准,如式(11)和(12)所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (11)$$

$$Score = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \left(e^{-\frac{h_i}{13}} - 1 \right), & h_i = \hat{y}_i - y_i < 0 \\ \sum_{i=1}^n \left(e^{\frac{h_i}{10}} - 1 \right), & h_i = \hat{y}_i - y_i \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: n 为预测样本总数; \hat{y}_i 为发动机寿命预测值; y_i 为发动机寿命真实值。式(12)中,当 $h_i \geq 0$ 时,意味着预测值大于真实值,属于延迟预测;反之,当 $h_i < 0$ 时,属于超前预测。本文所设计的惩罚函数具有不对称性,对延迟预测实施更重惩罚,以防冒进预测引发灾难。

模型训练过程如图 5 所示,网络采用均方误差(MSE)作为损失函数,使用 Adam 优化器进行训练。

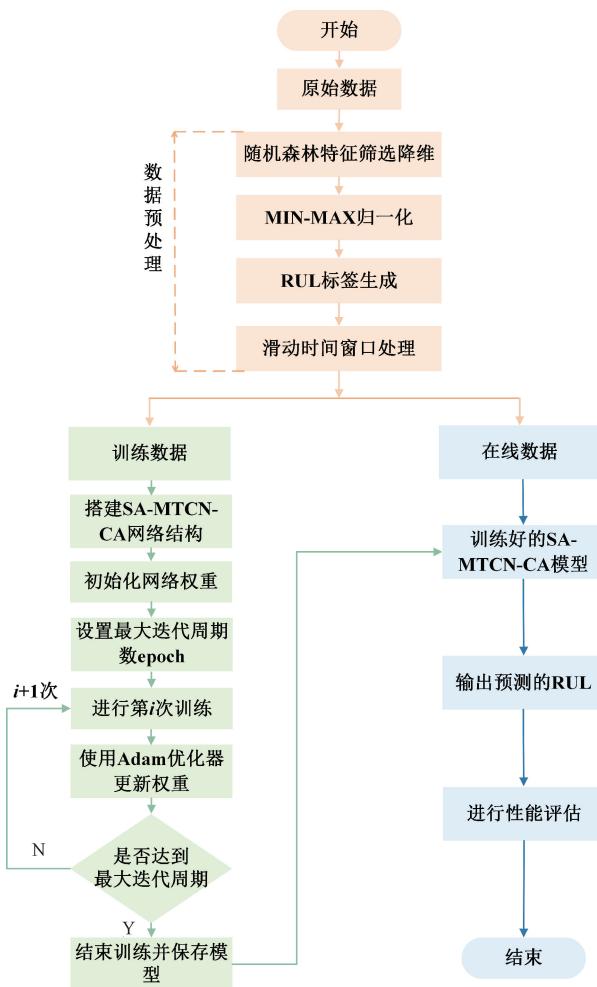


图 5 模型训练过程

Fig. 5 Flow chart of model training process

3 实验结果及分析

3.1 随机森林法筛选关键特征

采用随机森林特征重要度筛选法,完成 FD001、FD002、FD003 以及 FD004 四个子数据集的重要度分析,获得各传感器特征的重要度排序,结果如图 6 所示,去除重要度为 0 的传感器特征用于 RUL 预测。

3.2 模型超参数设置及时间窗口选择

FD001、FD002 和 FD004 数据集的 epoch 设置为 150, FD003 数据集为 120, 所有数据集的批大小均为 512, 其他超参数设置如表 3 所示。

本文在 4 个子集上分别开展滑动时间窗口实验,得到预测结果如图 7 所示。由图 7 可知,4 个子集的时间窗口大小分别为 30、40、45、50 时,模型所预测的 RMSE 和 Score 指标最小,性能最佳。

此外,针对数据集的复杂度差异,FD001 和 FD003 数

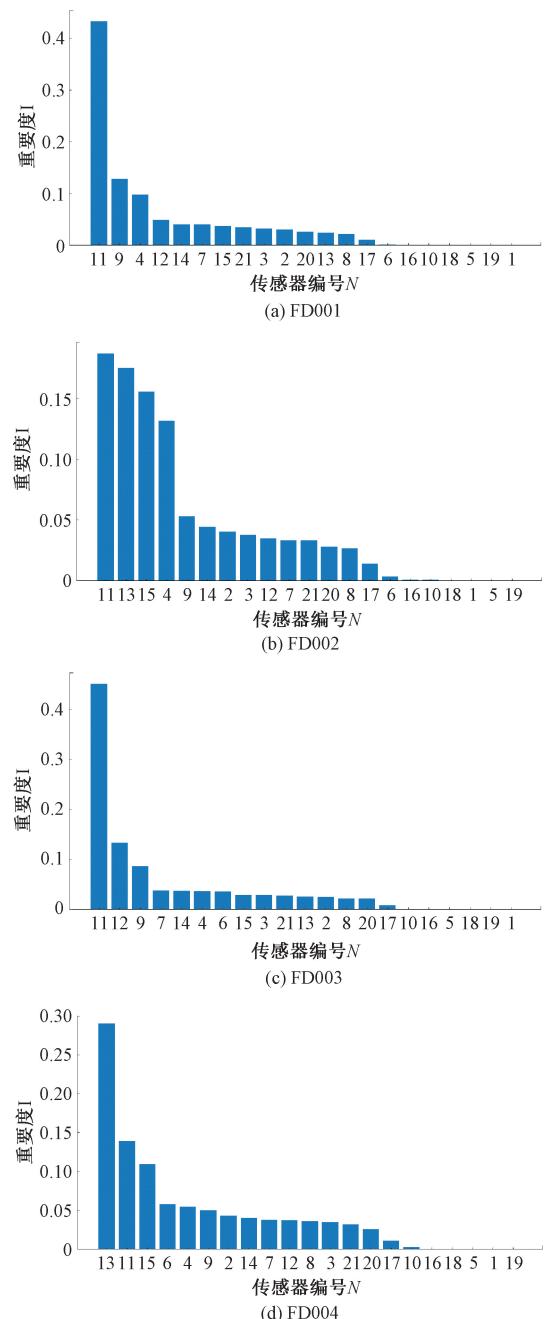


图 6 数据集中特征的重要性

Fig. 6 Feature importance in the dataset

据集采用 StepLR 调度器,每 40 个 epoch 将学习率降低至原来的 2%,以实现快速收敛和精细优化。FD002 和 FD004 数据集采用 MultiStepLR 调度器,在第 100 和 130 个 epoch 将学习率调整为当前的 10%,以应对高复杂度和多样工况,提升训练的稳定性。

3.3 RUL 预测结果

4 个数据集中实际 RUL 与 SA-MTCN-CA 预测 RUL 的对比情况如图 8 所示。

表 3 SA-MTCN-CA 超参数设置

Table 3 Hyperparameter of SA-MTCN-CA

模块类型	参数	参数值
SA	卷积核的数量	14/15/15/16
	卷积核的大小	1
	激活函数	ReLU
	激活函数	ReLU
MTCN	TCN 层数	6
	卷积核的大小	3,5,7
	膨胀率	2^i
	激活函数	ReLU
CA	压缩率 r	2

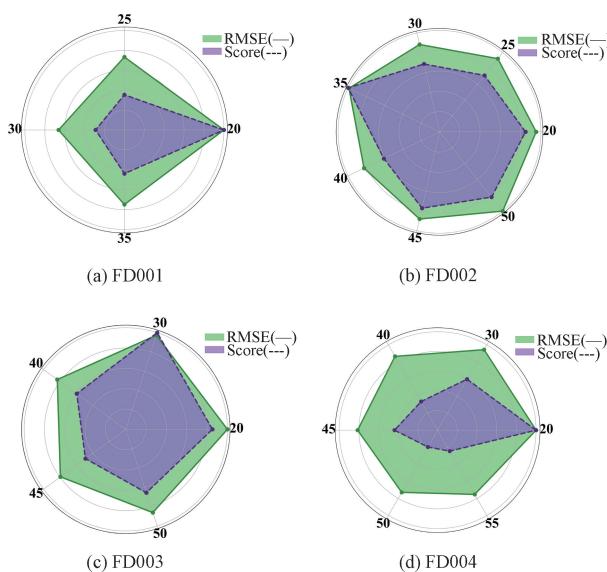


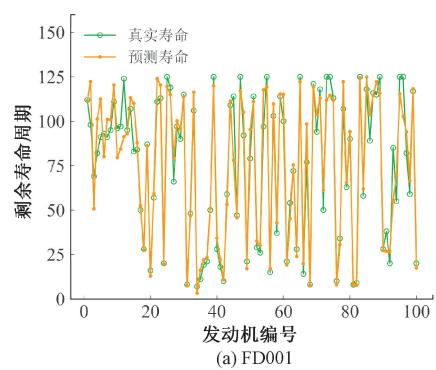
图 7 滑动窗口大小对比

Fig. 7 Sliding window size comparison

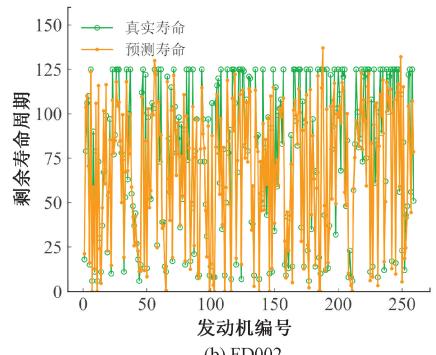
为了进一步探究在预测过程中,各台发动机的具体预测情况,分别对 4 个子数据集的发动机单独进行了研究,从 FD001 和 FD004 子数据集的测试集中随机挑选一台发动机的 RUL 预测结果,如图 9 所示。

综合图 8 和 9 结果可知,模型在发动机寿命初期的预测存在一定波动,但随着接近寿命终点,预测值逐渐与实际 RUL 一致,表明该模型能够准确预测发动机的 RUL,满足故障前应急维修决策的需求。

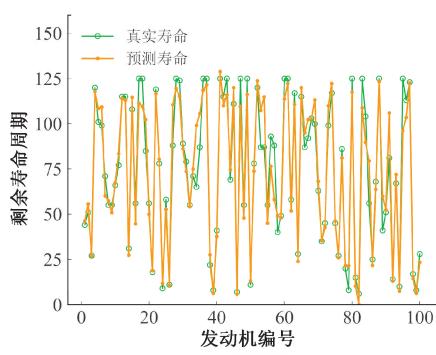
预测值与实际值的误差分析如图 10 所示。在 FD001 和 FD003 数据集上,大部分气泡呈浅蓝色或接近白色,且气泡较小,说明误差较小,接近零值。而在包含多工况的 FD002 和 FD004 数据集上,尽管故障模式复杂,但也仅有少量气泡呈深蓝色。总体来看,模型预测结果与实际值高度接近,具备较强的泛化能力和较高的预测精度。



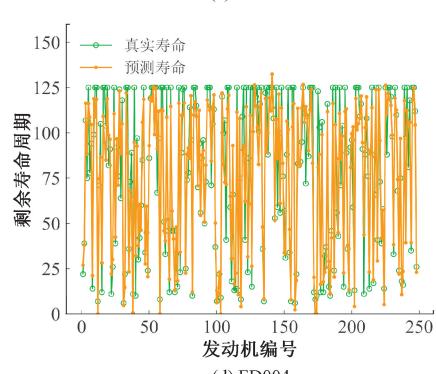
(a) FD001



(b) FD002



(c) FD003



(d) FD004

图 8 预测 RUL 与实际 RUL 结果的比较

Fig. 8 Comparison of predicted RUL and actual RUL

4 方法对比及性能分析

4.1 引入 GeLU 的 SA-MTCN-CA 模型性能分析

在 SA-MTCN-CA 结构中,引入 GeLU 激活函数显著

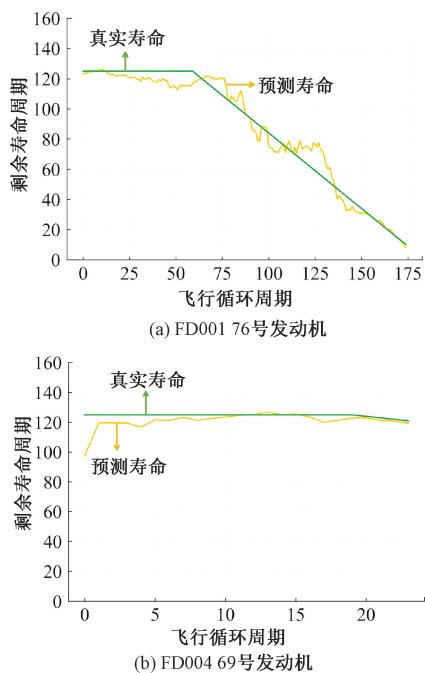


图 9 单台发动机的 RUL 预测结果

Fig. 9 RUL prediction for a single engine

增强了模型的非线性表达能力。以 FD001 数据集为例, 将 GeLU 激活函数与其他传统的激活函数所测得的指标值进行比较, 实验结果如表 4 所示。

表 4 不同激活函数预测结果对比

Table 4 Comparison of prediction results with different activation functions

激活函数	RMSE	Score
GeLU	10.84	171.1
ReLU	12.36	261.04
LeakyReLU	11.93	223.48
ELU	11.65	214.52
Softplus	12.95	303.3
Swish	12.40	251.07

由表 4 可知, 与其他激活函数相比, GeLU 的选择性激活特性更擅长捕捉多层次时间模式, 在准确性方面表现优异。

4.2 方法对比

本文在 3.3 和 4.1 节于 C-MAPSS 数据集上进行了一系列实验, 验证了所提方法的有效性。为了进一步证实本文所提出的方法的优越性, 将其与目前较为先进的一些深度学习方法进行了比较, 这些方法中包括最新流行的 Transformer 模型和图神经网络以及几个优秀的注意机制模型。比较结果如表 5 所示。

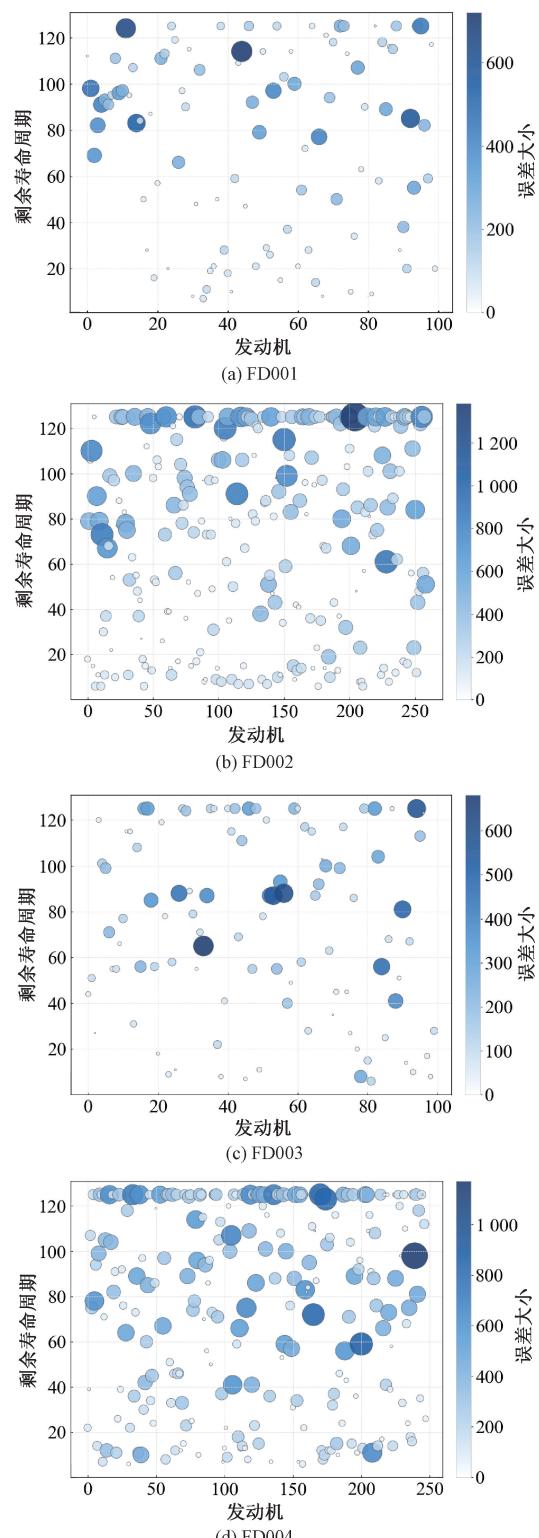


图 10 误差分析

Fig. 10 Error analysis

由表 5 可知, 本文方法 RMSE 和 Score 两项指标的平均值均为最低, 分别比第 2 名下降 7% 和 13.1%, 说明其对各类工况的适应度最好, 综合预测性能出色。本文方

表 5 在 C-MAPSS 数据集上本文方法和先进方法的性能比较

Table 5 Compare the performance of the proposed method with the latest methods on the C-MAPSS dataset

方法	年	FD001		FD002		FD003		FD004		平均值	
		RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score
TCN ^[14]	2018	13.91	330	18.93	2 327	20.22	1 557	22.81	3736	18.97	1 987.5
TaFCN ^[15]	2022	13.99	336	17.06	1 946	12.01	251	19.79	3 671	15.71	1 551
AE-DBN ^[16]	2022	11.27	219	14.24	1 255	11.13	264	26.85	2 135	15.87	968.25
Trans. +TCNN ^[17]	2022	12.31	252	15.35	1267	12.32	296	18.35	2 120	14.58	983.75
Transformer ^[18]	2022	11.43	203	15.25	924	11.32	154	18.36	1 490	14.09	693
STFA-GCN ^[19]	2022	11.35	194	19.17	2 493	11.64	224	21.41	2 760	15.89	1 417
SCTA-LSTM ^[20]	2023	12.10	207	16.90	1 267	12.14	248	21.93	3 310	15.77	1 258
CNN-LSTM-SAM ^[21]	2023	12.6	261	15.3	1 156	13.8	253	18.6	2 425	15.1	1 023.8
WCGAN-GPConvLSTM ^[22]	2023	—	—	18.99	822	—	—	21.82	1 474	—	—
MSIDSN ^[23]	2023	11.74	205	18.26	2 046	12.04	196	22.48	2 910	16.13	1 339
DBN-SO-BiGRU ^[24]	2024	12.23	242.8	—	—	11.93	235.4	—	—	—	—
MCLBLSTM ^[25]	2024	12.27	228.3	18.70	1 629	12.41	276.7	19.80	2 457	15.8	1 147.8
本文	2024	10.84	171.1	16.10	1 121	10.38	172.85	14.98	943.8	13.1	602.2

法在数据集 FD001、FD003 和 FD004 上的 RMSE 值相比其他方法的最优结果分别下降了 3.8%、6.7% 和 18.4%，而尽管在 FD002 数据集上的 RMSE 值略逊于 AE-DBN 的方法, 但本文方法在该数据集上的 Score 值仍占优。此外, 本文方法在 FD001、FD004 数据集上的 Score 值相比其他方法的最优结果分别下降了 11.8%、36.7%。尽管在 FD002 数据集以及 FD003 数据集上 WCGAN-GPConvLSTM、Transformer 方法的 Score 值更低, 但本文方法在其他数据集上的综合表现也是优于此两种方法。

综合上述分析, 可以清晰地看出, 本文方法凭借高效的捕捉更全面、层次更深退化信息的能力, 不仅显著降低了 RUL 预测中的相对误差, 有效规避了延迟预测可能引发的严重后果, 还充分展示了其在泛化能力和鲁棒性方面的优越性能。

4.3 消融实验

通过相同的超参数配置分别对 TCN、MTCN、SA-MTCN、SA-MTCN-CA 4 种深度学习模型进行了训练和测试, 旨在评估本文方法所引入的不同策略模块对 RUL 预测性能的影响。比较结果如图 11 所示。实验结果表明, 4 种模型在 Score 和 RMSE 指标上的预测精度排序为 MTCN < TCN < SA-MTCN < SA-MTCN-CA。

进一步分析可知, 尽管 MTCN 在 Score 指标上略逊于 TCN, 但通过多尺度卷积操作, 它能够有效捕捉时间序列中的多尺度特征, 从而在 RMSE 指标上整体表现优于 TCN。同时, SA 机制通过在时间维度上捕捉关键时刻特征, 帮助模型聚焦于对 RUL 预测至关重要的时间步, 使得 SA-MTCN 模型在 RMSE 和 Score 指标上均优于 TCN 和 MTCN。此外, CA 机制的引入, 又使模型能够在各传感器之间动态调整关注度, 增强了对空间特征的提取能力, 因此, SA-MTCN-CA 模型在所有数据集上表现最佳。

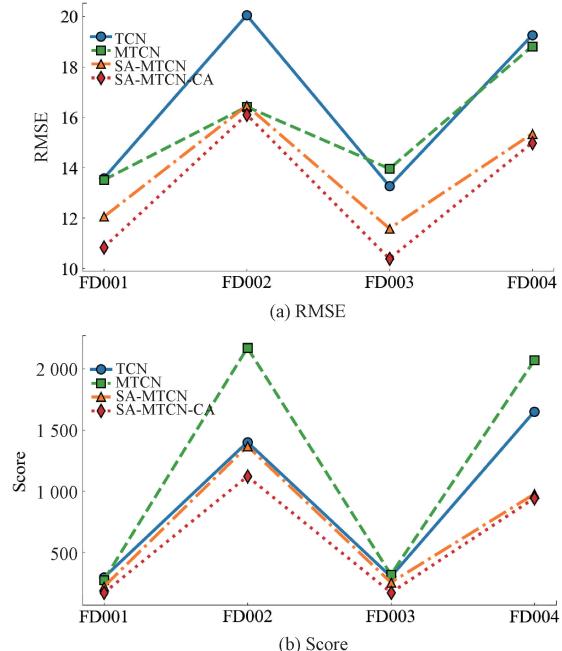


图 11 消融实验结果

Fig. 11 Ablation study results

5 结 论

针对现有方法在单一传感器特征提取、多尺度时序建模以及多通道空间特征融合方面的不足, 本文提出了一种结合双重注意力机制与 MTCN 的航空发动机 RUL 预测模型。其中, 多尺度时间卷积结构利用不同尺度卷积核提取长短期特征的优势, 有效提升了长期预测的稳定性。自注意力机制通过精准捕捉各传感器信道时间维度的关键退化特征, 有效过滤冗余信息干扰。通道注意力机制动态优化多传感器数据的空间特征, 增强对关键

传感器的选择性聚焦。此外,GeLU 激活函数被应用于注意力模块和全连接层,通过平滑非线性变换,进一步提升模型的预测精度。在 C-MAPSS 数据集上的综合实验结果表明,该模型在 4 个子数据集上的 RMSE 和 Score 评价指标较先进方法平均降低了 7% 和 13.1%,在复杂工况条件下展现出卓越的预测鲁棒性能。

未来研究将深入探索图神经网络与 Transformer 等深度学习技术,满足多源异构传感器数据对物理关联及长时依赖关系的建模需求,进一步提升 RUL 预测精度。

参考文献

- [1] XIA J, FENG Y W, LU C, et al. LSTM-based multi-layer self-attention method for remaining useful life estimation of mechanical systems [J]. Engineering Failure Analysis, 2021, 125: 105385.
- [2] SATEESH B G, ZHAO P L, LI X L. Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life [C]. Database Systems for Advanced Applications, 2016: 214-228.
- [3] LI X, DING Q, SUN J G. Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 172: 1-11.
- [4] YUAN M, WU Y T, LIN L. Fault diagnosis and remaining useful life estimation of aero engine using LSTM neural network [C]. IEEE/CSAA International Conference on Aircraft Utility Systems, 2016: 135-140.
- [5] GUO X L, LI Q, CHENG N. Remaining useful life estimation of turbofan engine using LSTM neural networks [C]. 2018 IEEE CSAA guidance, in: Navigation and Control Conference (CGNCC), 2018.
- [6] 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, 2021, 53(4): 2531-2543.
- [7] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.
- [8] LIU W B, DUAN L X, GENG F, et al. Bearing performance degradation prognosis based on CNN-BLSTM network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 80-86.
- [9] CHEN J G, CHEN D J, LIU G P. Using temporal convolution network for remaining useful lifetime prediction [J]. Engineering Reports, 2021, 3(3): e12305.
- [10] 王智龙, 龙江, 魏友, 等. 基于 TCN-AGRU 的滚动轴承全寿命周期剩余使用寿命预测分析 [J]. 电子技术, 2023, 52(1): 356-359.
- [11] WANG ZH L, LONG J, WEI Y, et al. Analysis of on life-cycle remaining useful life prediction of rolling bearings based on TCN [J]. Electronic Technology, 2023, 52(1): 356-359.
- [12] 郭晓静, 徐晓慧, 郭佳豪. 基于改进 GRU 的航空发动机寿命预测自注意力优化算法 [J]. 航空动力学报, 2024, 39(12): 447-457.
- [13] GUO X J, XU X H, GUO J H. Self-attentive optimization algorithm for aero-engine life prediction based on improved GRU [J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(12): 447-457.
- [14] 汪千程, 苏春, 文泽军. 基于协整分析的风力机多工况监测与故障诊断 [J]. 中国机械工程, 2022, 33(13): 1596-1603.
- [15] WANG Q CH, SU CH, WEN Z J. Multi-condition monitoring and fault diagnosis of wind turbines based on cointegration analysis [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(13): 1596-1603.
- [16] HEIMES F O. Recurrent neural networks for remaining useful life estimation [C]. International Conference on Prognostics and Health Management. IEEE, 2008: 1-6.
- [17] BAI S J, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling [J]. ArXiv preprint arXiv: 1803.01271, 2018.
- [18] FAN L C, CHAI Y, CHEN X L. Trend attention fully convolutional network for remaining useful life estimation [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 225: 1-12.
- [19] AL-KHAZRAJI H, NASSER A R, HASAN A M, et al. Aircraft engines remaining useful life prediction based on a hybrid model of autoencoder and deep belief network [J]. IEEE Access, 2022, 10: 82156-82163.
- [20] WANG H K, CHENG Y, SONG K. Remaining useful life estimation of aircraft engines using a joint deep learning model based on TCNN and transformer [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, doi: 10.1155/2021/5185938.
- [21] ZHANG Z C, SONG W, LI Q Q. Dual-aspect self-attention based on transformer for remaining useful life prediction [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and

- Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [19] KONG Z Q, JIN X H, XU Z G, et al. Spatio-temporal fusion attention: a novel approach for remaining useful life prediction based on graph neural network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.
- [20] TIAN H X, YANG L Z, JU B T, et al. Spatial correlation and temporal attention-based LSTM for remaining useful life prediction of turbofan engine [J]. Measurement, 2023, 214: 112816.
- [21] LI J, JIA Y J, NIU M B. Remaining useful life prediction of turbofan engines using CNN-LSTM-SAM approach [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 10241-10251.
- [22] 陈维兴, 常东润, 李宗帅. 基于改进生成对抗网络与ConvLSTM的航空发动机剩余寿命预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 211-221.
CHEN W X, CHANG D R, LI Z SH. Aeroengine residual life prediction method based on improved generative adversarial network and ConvLSTM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 211-221.
- [23] ZHAO K, JIA Z, JIA F, et al. Multi-scale integrated deep self-attention network for predicting remaining useful life of aero-engine [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 120: 1-10.
- [24] 吴兴华, 包俊, 王洪亮, 等. 基于DBN-SO-BiGRU融合模型的航空发动机RUL预测 [J/OL]. 控制工程, 1-10 [2025-11-25].
- WU X H, BAO J, WANG H L, et al. Aero-engine RUL prediction based on DBN-SO-BiGRU fusion model [J/OL]. Control Engineering of China, 1-10 [2025-11-25].
- [25] 秦子轩, 张晓东, 白广芝. 基于多尺度特征融合的航空发动机剩余寿命预测 [J]. 航空发动机, 2024, 50(4): 114-120.
- QIN Z X, ZHANG X D, BAI G ZH, et al. Aeroengine remaining useful life prediction based on multi-scale feature fusion [J]. Aeroengine, 2024, 50(4): 114-120.

作者简介



王昱(通信作者), 2003年于东北大学获得学士学位, 2006年于东北大学获得硕士学位, 2017年于西北工业大学获得博士学位, 现为沈阳航空航天大学副教授, 主要研究方向为机器学习与智能决策。

E-mail: wangyu@sau.edu.cn

Wang Yu (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Northeastern University in 2003, M. Sc. degree from Northeastern University in 2006, and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2017, respectively. Now she is an associate professor in Shenyang Aerospace University. Her main research interests include machine learning and intelligent decision-making.