

基于注意力机制的火箭涡轮泵支承刚度辨识

苏越¹, 许开富², 金路², 王伟², 侯理臻²

(1. 西北工业大学动力与能源学院, 西安 710072; 2. 中国航天科技集团西安航天动力研究所, 西安 710100)

摘要: 作为重要的动力学参数, 刚度辨识及预测对于涡轮泵动力特性具有关键意义, 为此提出一种融合注意力机制和双向长短期记忆 (Bi-directional long short-term memory, BiLSTM) 网络的预测模型。将动力学响应融合输入, 使用 LSTM 神经网络有效挖掘时序相关的历史特征。再将两层 LSTM 网络反向叠加组成 BiLSTM 模型, 适应动力学信息复杂、序列冗长特点, 深入挖掘参数间的非线性特征。随后引入 Attention 层, 利用注意力机制获取特征分配权重, 增强关键信息。最后通过某型涡轮泵的动力学数据训练辨识模型。结果表明, 对于涡轮泵刚度特性, Attention-BiLSTM 模型在序列数据处理方面具有显著优势, 预测平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 可达 2.194 5%。而单一结构的 RNN、LSTM 和 BiLSTM 模型的预测 MAPE 分别为 10.497 7%、5.497 3% 和 2.798 6%。可见该方法有效避免了复杂的动力学反问题求解, 实现了非线性参数的动态识别。

关键词: 液体火箭发动机; 涡轮泵; 支承刚度; 长短期记忆网络; 注意力机制

中图分类号: V434.21

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2024)04-0639-11

An Attention Mechanism-Based Support Stiffness Prediction for Rocket Turbopumps

SU Yue¹, XU Kaifu², JIN Lu², WANG Wei², HOU Lizhen²

(1. School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Xi'an Aerospace Propulsion Institute, China Aerospace Science and Technology Corporation, Xi'an 710100, China)

Abstract: As an important dynamics parameter, stiffness has a key role in turbopump vibration reduction. Therefore, a prediction model that incorporates attention mechanism and bi-directional long short-term memory (BiLSTM) neural network is proposed. Vibration information is input and the time-related historical features are effectively extracted by the LSTM network. Subsequently, the BiLSTM network is built by the inverse superposition of the two-layer LSTM network. This is to accommodate the complex and lengthy sequences of dynamics information, and thus the nonlinear features between parameters are extracted. The weights of the features are obtained by introducing the Attention layer, which will enhance the key information. Finally, the prediction model is trained with turbopump dynamics data. The results show that for turbopump stiffness characteristics, the Attention-BiLSTM model has a significant advantage in sequence data processing, with a mean absolute percentage error (MAPE) of 2.194 5%. In contrast, the MAPEs of RNN, LSTM, and BiLSTM models are 10.497 7%, 5.497 3%, and 2.798 6%, respectively. It can be seen that the method effectively avoids the complex dynamical inverse problem solving and achieves the dynamic identification of nonlinear parameters.

基金项目: 中央高校基本科研业务费 (D5000210486)。

收稿日期: 2023-06-27; **修订日期:** 2023-11-29

通信作者: 苏越, 男, 博士, 副教授, E-mail: suy@nwpu.edu.cn。

引用格式: 苏越, 许开富, 金路, 等. 基于注意力机制的火箭涡轮泵支承刚度辨识[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4): 639-649. SU Yue, XU Kaifu, JIN Lu, et al. An attention mechanism-based support stiffness prediction for rocket turbopumps[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4): 639-649.

Key words: liquid rocket engine; turbopump; support stiffness; long short-term memory network; attention mechanism

为满足载人航天、深空探测等大型空间任务需求,大推力、低成本、可重复使用的重型液体火箭发动机的研发面临着更多挑战,尤其是大功率涡轮泵的设计^[1-3]。作为发动机核心组件,涡轮泵工作于高温高压、高转速和高负载的极端恶劣环境^[4]。多物理场和多激励源的耦合,增加了涡轮泵转子动力学问题的复杂性^[5-6]。为此,涡轮泵建模成为研制过程的重要环节。支承刚度是涡轮泵动态特性的关键参数,对于转子动力学建模至关重要。因此,迫切需要准确评估支承刚度^[7-8],更好地解决非线性因素对刚度的影响。

刚度是旋转机械动力学特性的重要影响因素,广大学者对此开展了一定的研究。如蒋云帆等^[9-10]以某型航空发动机的五号支点轴承为对象,探究了轴承内外环配合参数和拧紧力矩对支承刚度的影响规律。洪杰等^[11]发现支承刚度的变化对航空发动机转子模态有显著影响。对于液体火箭发动机涡轮泵,黄金平等^[7]通过试验发现高速状态下,轴承滚动体的接触状态将改变支承刚度及动态响应,制约临界转速的精确识别。杜家磊等^[8,12]考虑了支承刚度随转速的变化,并分析了动刚度对涡轮泵临界转速、稳定性的影响,进一步提出了结构优化方案。由此可见,支承静刚度不足以准确模拟转子响应,动刚度对于涡轮泵动力学特性具有重要意义。

当前动刚度的辨识主要通过力学模型结合振动测试开展。例如蒋云帆等^[10]基于动力学方程,建立了支承刚度辨识方法,研究了航空发动机轴承装配条件对支承刚度的影响。景晓东等^[13-14]利用有限元法,建立了某型航空发动机静子支承系统的动刚度计算流程,并将经过刚度修正后的临界转速与实际对照。高晔等^[15]采用锤击法测量管路系统的固有频率,同时利用有限元模拟反推航空发动机管路的支承刚度。赵文涛^[16]也利用锤击法测量航空发动机机匣的支承动刚度,揭示了其与静刚度的区别。针对涡轮泵转子,苏越等^[17]发展了一种基于不平衡响应的刚度辨识方法,建立了转子动力学模型和支承刚度分析模型,通过全转速测试发现了支承刚度的动态变化现象,揭示了动刚度的变化规律和参数作用机理。然而,上述基于力学模型的刚度辨识,依赖于准确的动力学模型,结构中的非线性因素常常制约辨识结果。

区别于传统辨识方法,基于机器学习的参数辨

识适合于非线性因素的挖掘,为刚度参数的辨识提供了新的思路。例如,屈美娇^[18]结合支持向量机和遗传算法,建立了航空发动机整机支承刚度和安装节刚度的智能辨识方法。李婧熠^[19]针对轴向磁悬浮轴承,利用遗传算法的全局优化能力、自组织、自适应等优点,建立了支承特性辨识方法。Mao等^[20]通过遗传算法,表征转子-轴承系统不平衡响应的误差,建立轴承刚度等动态参数的识别方法。Han等^[21]利用改进的克里金代理模型和IKSMEA算法,实现了非线性转子的参数辨识。此外,张万民^[22]使用径向基神经网络,建立考虑润滑的轴承-转子系统动力学模型。该模型避免了弹流润滑方程和动力学方程的复杂耦合求解过程,获得了更加准确的刚度阻尼参数。

上述参数辨识大多采用单一的神经网络结构,基于复杂模型的深度学习在非线性参量预测中表现更加优异。符式峰等^[23]利用主成分分析和反向传播神经网络,构建了航空发动机大修周期预测方法。朱俊名^[24]结合卷积神经网络和注意力机制的优势,实现发动机部件类别、位置和功能等非线性信息的识别预测。李浩等^[25]使用双向长短期记忆(Bi-directional long short-term memory, BiLSTM)网络构建深度学习模型,捕捉了航空发动机剩余寿命和性能退化数据集的非线性关联。该模型克服了预测结果对网络结构的依赖,实现了从监测数据中对时序关系和分布特征的全局学习。王坤等^[26]提出了一种耦合注意力机制长短期记忆网络(LSTM)模型,充分利用数据间的非线性和时序特征,成功预测辅助动力装置的排气温度。万周等^[27]针对航空发动机,利用LSTM的长期预测能力建立了支承刚度的辨识方法。然而,针对大工况范围,高寿命的涡轮泵,其动力学参数识别仍然较少。

基于注意力机制的BiLSTM模型也得到广泛关注。张加劲^[28]针对现有算法对航空发动机多维数据特征提取不足的问题,提出了一种基于注意力机制的卷积神经网络和双向长短期网络融合模型,准确预测出航空发动机剩余使用寿命,比传统方法有更高的预测精度。王雷等^[29]针对传统深度学习模型在变工况条件下故障诊断泛化能力差的问题,提出一种基于迁移学习的双向长短期记忆网络和注意力机制融合的故障识别方法,成功应用于航空器翼梁故障。可以看出,该模型在航空发动机涡轮

泵多工况动力学参数辨识方面具有潜力,不仅避免了动力学反问题中复杂的寻优过程,实现复杂非线性结构的动态参数识别,而且计算精度更高。

由此可见,基于数据驱动的动力学参数识别还处于早期研究阶段。考虑到深度学习免于特征提取,深入学习隐含特征的优势。这为解决复杂的非线性动力学反问题,辨识涡轮泵转子系统的刚度提供了新思路。同时,理论模型无法考虑性能退化等阶段随机引入的复杂非线性,通过智能辨识方法,深入挖掘了振动响应与刚度之间的复杂映射关系,能够在转子运行后期性能退化阶段准确辨识刚度参数,克服理论模型的局限。因此,本文在LSTM神经网络的基础上,提出耦合注意力机制和双向循环特征的涡轮泵支承刚度识别方法。采用双向网络从历史数据学习特征,引入注意力机制匹配信息

权重,以区分涡轮泵刚度特性的重要影响因素。最终利用转子数据训练模型,验证刚度辨识方法。进一步,通过对比不同网络结构,验证辨识模型的优势。

1 支承刚度预测模型

1.1 模型结构

在刚度参数的预测辨识中,利用了涡轮泵动力学参数的历史信息。传统的机器学习在处理此类信息时,未能充分利用数据间的非线性和时序性,信息内部的潜在关联被忽略,从而引起了相对较高的预测误差。因此,针对涡轮泵转子的支承刚度参数辨识问题,本文提出一种深度学习预测模型。该模型包括输入层、两层LSTM网络、Attention层和输出层,具体结构如图1所示。

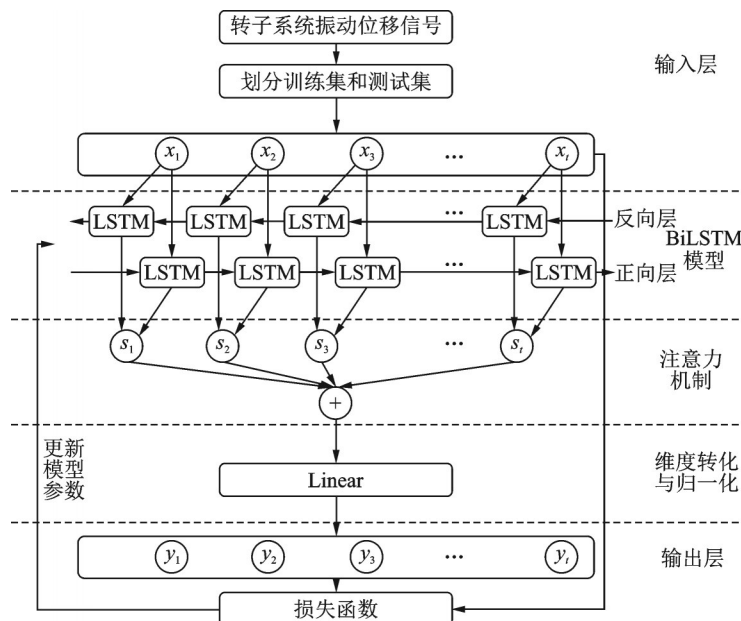


图1 基于Attention机制的BiLSTM涡轮泵刚度辨识模型结构图

Fig.1 Structure of Attention-BiLSTM prediction model

该模型中将动力学振动响应数据作为输入,先通过LSTM层有效挖掘输入信息的历史阶段特征,反映长期记忆的影响。再将两层LSTM网络层结合,组成BiLSTM模型。其不仅可以有效挖掘过去的信息,也考虑未来数据的影响。随后引入Attention层,利用注意力机制获取不同输入信息的重要程度。通过计算动力学输入信息的权重,模型可以对输入数据进行学习,从而获得与刚度相关的特征提取,建立具有优异序列数据处理能力的深度学习网络。因此,提出一种基于Attention机制的BiLSTM涡轮泵刚度辨识模型,通过结合不同网络结构的特点,提高动力学参数预测模型的能力。

1.2 LSTM模型结构

模型中的LSTM神经网络是传统的循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)的变体。RNN模型具有序列数据处理能力的神经网络,可以将前一时刻隐藏层节点 h_{t-1} 的信息作为输入,输给下一时刻的神经元, W_{t-1} 是前一时刻隐藏层对当前隐藏层的权重。通过反复迭代,从而在全连接网络的基础上实现对先前知识的考虑,形成一种处理序列变化数据的独特结构。因此,在 t 时刻隐藏层的输出描述为

$$h_t = f(W_t \times h_{t-1} + x_t + b_t) \quad (1)$$

式中: t 和 $t-1$ 代表时刻, x_t 为时刻 t 隐藏层的数据输入, b_t 代表偏差。可以看出RNN在训练中依赖

前 N 个时间步,因此对于长期依赖问题,反向传播中会出现梯度消失的问题^[30]。

作为RNN变体的LSTM,增加单元状态 C_t ,并通过3个门函数替代,从而很好地处理梯度消失和梯度爆炸问题。其中遗忘门决定神经元中需要丢弃的信息,输入门决定进入神经元状态的信息,输出门决定从神经元状态中的导出信息。这种结构特点使得LSTM网络具备优异的记忆长期依赖学习能力^[31]。

图2展示了LSTM网络的结构特征,当前信息 x_t 伴随着前一时刻的单元状态 C_{t-1} 和隐藏层输出 h_{t-1} 一起输入。数据首先进入遗忘门(式(2))进行计算,通过查看 x_t 与 h_{t-1} 信息确定单元状态 C_{t-1} 的信息取舍。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

式中: σ 为Sigmoid函数,其输出介于 $[0,1]$ 之间的值,作为激活函数; W_f 为遗忘门的权重; b_f 表示遗忘门的偏置; f_t 为元素介于 $[0,1]$ 之间的向量,表示遗忘门的输出结果。其中0表示完全忽略,将被丢弃,1表示完全接受,共同决定单元状态 C_{t-1} 信息保留情况。

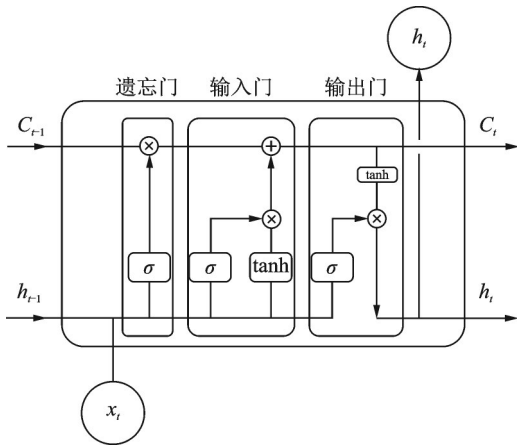


图2 LSTM模型结构图

Fig.2 Structure of LSTM model

随后信息进入输入门,确定当前单元状态的更新,如式(3~5)所示。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes \tilde{C}_t \quad (5)$$

式中: W_i 和 b_i 是输入门的权重与偏置,同样借助Sigmoid激活函数,利用 i_t 决定更新 C_t 中的哪些特征信息。之后通过一个tanh函数层得到新的候选单元状态信息 \tilde{C}_t ,如式(4)所示。最终通过完成单元状态 C_t 更新(式(5)),更新规则为通过遗忘门忘记部分信息,输入门输入更新信息 \tilde{C}_t 。

单元信息更新后,需要通过输出门判断单元输出,即隐藏层状态 h_t ,表达式为

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh(C_t) \quad (7)$$

式中: W_o 和 b_o 分别为输出门的权重与偏置,将输入 h_{t-1} 和 x_t 通过Sigmoid层得到判断条件,形成输出门输出 o_t 。同时将单元状态 C_t 经过tanh层,得到 $[-1,1]$ 之间值的向量,通过矢量乘确定此LSTM单元的隐藏层输出 h_t ,即下一个LSTM单元的输入。

1.3 BiLSTM模型结构

LSTM模型只能依据之前时刻的信息来预测下一时刻的输出状态。但当前时刻的状态还可能与未来信息有关。因此,模型中通过将两层独立LSTM模型反向叠加形成BiLSTM结构,适用于信息复杂、序列非常长的动力学响应数据集。

图1展示了BiLSTM结构示意图,每个时刻 t ,输入时序信息同时提供给两个独立的LSTM单元。双向LSTM单元计算过程如下^[32]

$$h_t = f(w \cdot x_t + v \cdot h_{t-1} + b) \quad (8)$$

$$h'_t = f(w' \cdot x_t + v' \cdot h_{t+1} + b') \quad (9)$$

$$y_t = g(V \cdot h_t + V' \cdot h'_t + c) \quad (10)$$

式中: h_t 为正向LSTM神经网络的隐藏层输出, h'_t 为反向LSTM神经元隐藏层输出。单元的最终输出由正序和逆序的输出信息进行组合,如式(10)所示,从过去和未来两个维度对信息进行学习。研究表明,该神经网络结构模型对特征提取效率优于单个LSTM结构模型。

1.4 考虑注意力机制的模型优化

在识别刚度参数的机器学习模型中,需要接受和处理大量动力学响应,而特定时刻往往只有部分信息是重要的。因此,将注意力机制引入预测模型,针对输入信息分配不同的概率权重。通过赋予关键特征以更大的概率权值,快速识别数据集中的趋势变化,提高预测性能,同时又不过度增加模型复杂度。如图3所示,算法上可通过权重系数对输入进行加权,从而判断具体特征在输入中的重要程度,区分关键信息^[33]

$$\text{Attention}(Q, S) = \sum_{i=1}^{L_s} \text{Similarly}(Q, K_i) \times V_i \quad (11)$$

式中:将Source源中元素视为由系列的 $\langle \text{Key}, \text{Value} \rangle$ 数据对构成,此时若给定目标集中的期望元素Query,本研究中为最后一个隐藏层状态,通过计算Query和各个Key的相关性,确定每个Key对应Value的权重系数,然后对Value进行加权求和,即得到了最终的Attention数值。

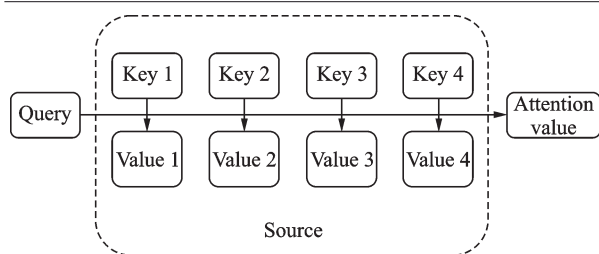


图3 注意力机制示意图

Fig.3 Schematic diagram of attention mechanism

2 刚度参数辨识试验与分析

2.1 试验数据

涡轮泵的支承刚度是重要的转子动力学参数,主要通过轴承、轴承座和润滑等支承部件提供。服役状态下,可通过采集涡轮泵转子振动信息,完成动力学状态监测,进而利用深度学习预测模型实现刚度参数识别。

为了检验预测模型有效性,以某型涡轮泵转子为对象,搭建动力学试验系统,获取数据集。试验

系统如图4所示。转子通过球轴承支承,主轴上依次串装诱导轮、离心轮、轴套、涡轮部件,整个轴系通过轴端紧锁螺母压紧。

同时结合试验条件和需求,改造了试验器驱动、润滑和防护系统。其中,不同于运行状态下依靠燃气冲击的驱动方式,试验中采用高速电机带动涡轮泵转子。通过伞绳将涡轮端法兰与260SD18 Q60型电机柔性连接。采用油浴润滑保证长时间运行。同时设计安装防护装置,防止物体飞溅,保证测试安全。测试中利用光电传感器捕捉转速信息。依次选择轴端、离心轮、轴套、涡轮左侧为位移监测位置,采样频率10 kHz。传感器成对正交安装,以完整捕捉采集振动信息,获取动力学响应。

完成测试系统调试后,开展动力学测试。试验中平稳升高转速,运行涡轮泵转子适当时间后降低转速,停止运行。测试期间记录各测点信息,最高转速为12 500 r/min。共采集4次重复试验中的动力学监测数据,形成数据集。

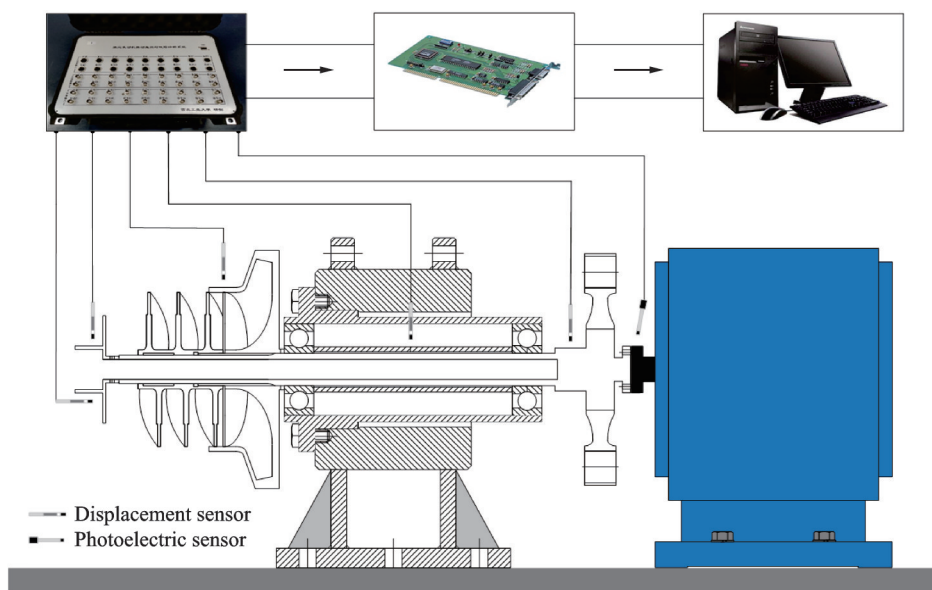


图4 涡轮泵试验系统示意图

Fig.4 Schematic diagram of the turbopump rotor test system

2.2 数据处理

试验获得数据集被用于检验1.1节提出的深度学习算法对于涡轮泵刚度参数预测的有效性。数据集由与时间序列相关的动力学信息组成,具体包含轴端、离心轮、轴套、涡轮侧水平以及竖直方向的8个振动位移时域信号。根据课题组发展的刚度辨识方法^[10],反解动力学方程,从不平衡响应中获得涡轮泵刚度,并将对应时刻的刚度作为数据标签。该数据集记录了4次运转中涡轮泵动力学特性的演化。

训练模型之前,将涡轮泵转子部件的振动位移信号进行预处理,同时添加刚度作为标签值,构建

数据集。将80%的数据集训练模型,20%作为预测集。为了防止不同参数的数据量值差异过大,提升模型的收敛速度和预测精度。本文采用线性函数归一化方法,将动力学参数转换到[0, 1]间。使得数据适应激活函数。归一化方法如下

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (12)$$

式中: \bar{x}_i 表示归一化后的数据, x_{\min} 和 x_{\max} 分别为最小和最大值, x_i 为待处理的数据值。同时为了实现连续预测,提高模型精度,采用滑动窗口方式处理训练数据,提高预测模型鲁棒性。为保证输出与输入数据一致,也需开展反归一化处理。

3 结果与讨论

3.1 模型参数设置

对数据集完成预处理后,利用训练集进行模型训练,剩余数据用于验证模型准确性。实际应用中,网络模型参数对训练结果有重要影响。针对本文中考虑 Attention 机制的 BiLSTM 涡轮泵刚度辨识模型,不能一味增加神经元层数和节点数量,避免引起过拟合等问题。为此在训练过程中对模型参数进行优化,考虑到运算时间和计算复杂性,将 LSTM 神经元隐藏层数设定为 1~3,每层神经元单元个数分别设定为 16、32、64、128。之后采用涡轮泵动力学响应训练模型,从而利用计算出的平均绝对误差 (Mean square error, MSE) 参数对比模型训练结果,评估最优参数,结果如图 5 所示。

可以看出,拥有不同隐层数和节点数模型性能展现出显著差异,其中具有 2 层隐层神经元,每层包含 64 个神经元节点的模型在 MSE 指标下的误差最小,展现出了最优的性能。表 1 展示了部分参数组合下的模型训练结果。

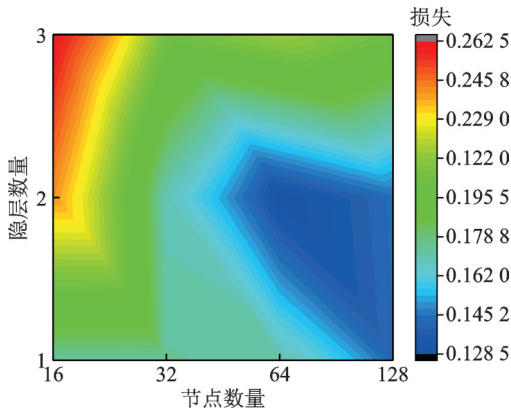


图 5 模型参数对训练损失的影响
Fig.5 Influence of model parameters on training loss

表 1 不同结构下深度学习模型训练结果
Table 1 Training results of deep learning models under different structures

编号	单元数量	层数	MSE
1	16	1	0.172 94
2	32	1	0.173 60
3	64	1	0.171 13
4	128	1	0.141 88
5	16	2	0.240 58
6	32	2	0.168 72
7	64	2	0.128 73
8	128	2	0.143 97
9	16	3	0.262 23
10	32	3	0.204 69
11	64	3	0.215 49
12	128	3	0.201 95

为了全面评估模型预测结果,在 MSE 基础上,进一步对比了均方根误差 (Root mean absolute error, RMAE)、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 及 Smooth L1 损失函数。图 6 展示了不同损失函数指标训练 Attention-BiLSTM 模型的过程。可以看出不同指标都可以帮助模型实现参数优化,完成训练过程。然而 Smooth L1 和 MSE 指标损失显著小于其他指标,同时 Smooth L1 指标经过更少的迭代步数达到收敛,因此其具有更高的效率和更好的收敛性。后文采用 Smooth L1 指标完成训练。

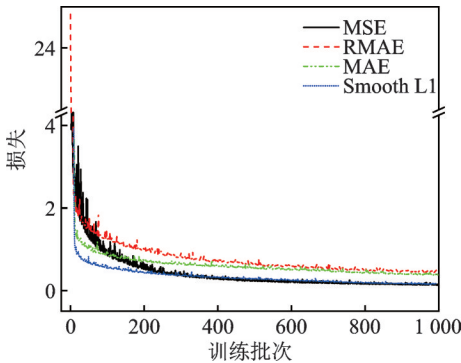


图 6 损失函数类型对模型训练的影响
Fig.6 Influence of loss function on model training

对比深度学习结果,最终建立了一个包含每层 64 个神经元节点,总共 2 层隐层网络的 Attention-BiLSTM 模型,用于涡轮泵刚度特性的预测,为了预防过拟合,网络层之间加入 Dropout 机制,丢失率设定为 0.2,其余模型参数如表 2 所示。在本文网络模型进行迭代更新参数时,利用学习率决定权重系数更新步长,过大的学习率易使模型学习过程越过最优解,反之则会导致模型学习速度缓慢,且容易陷入局部最优解。经过尝试,确定学习率为 7×10^{-3} ,公式为

$$w_{j+1} = w_j - \alpha \frac{\partial \text{Loss}}{\partial w_j} \tag{13}$$

式中: w 为权重系数, α 为学习率

表 2 深度学习神经网络模型参数
Table 2 Deep learning neural network model parameters

参数	数值
隐藏层层数	2
节点数量	64
训练轮次	1 000
批次大小	32
损失函数	Smooth L1
激活函数	Tanh
学习率	7×10^{-3}

图 7 展示了模型训练过程中的损失变化,其中横坐标代表迭代次数。经过 1 000 步迭代后,模型的损失收敛稳定。可以看出,建立表 2 的深度学习网络,能够获得较优的结果。

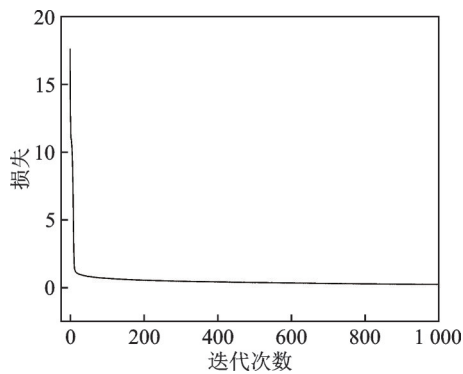


图 7 Attention-BiLSTM 模型训练过程
Fig.7 Training process of the Attention-BiLSTM model

3.2 模型预测结果

模型训练完成后,为检验参数识别模型,选择测试集对模型进行验证。图 8 比较不同运行过程中,预测的涡轮泵刚度和真实的刚度数据。其中蓝色曲线代表真实值,红色曲线代表预测值。可以看出 4 次涡轮泵运行中预测趋势基本一致,预测结果均接近实际的刚度值,反映出不同运行过程中发动机涡轮泵刚度特性的真实变化。

具体而言,在运行过程中,转速将随着运行时间的增加而升高,刚度也随之表现出相同的趋势。同时转子将在转速分别为 1 000、3 000、4 000、5 000、6 000、7 000、8 000、9 000 和 10 000 r/min 处停留一定时间,以观察涡轮泵的稳态响应。可以看出,在转速突然进入稳定段时,转子刚度发生一定幅值的跳跃,这与惯性有关。之后,随着平台段运行时间的持续,转子刚度随之回落,进入稳定阶段。此外,转子减速时的规律与升速阶段一致,均展现出动态变化的规律。

为了更好地进行分析,将涡轮泵刚度的预测结果进行定量对比。首先将不同运行过程的平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 展示在表 3 中。可以看出,测试 1~4 中,预测结果的 MAPE 均小于 3%,刚度的预测与实际非常吻合。同时,图 9 显示了不同运行工况下刚度辨识误差的分布概率。4 次运行中的误差中位数集中于 0 附近。尽管不同运行中误差分布有所区别,例如测试 1 的预测误差范围最小,稳定性最优,测试 4 和 2 次之,测试 3 误差分布范围更广泛。但对于 50% 的刚度辨识值,其误差小于 2%,90% 的刚度预测结果集中于实际值±5% 内。可见本文建立的 Attention-BiLSTM 模型,其预测结果准确稳定。

综上所述,涡轮泵刚度具有随运行工况动态改变的特点,因此刚度参数的准确预测对动力学设计具有重要意义,也具有较高挑战。而本文提出的深度学习模型能够捕捉到不同动力学信息之间的内

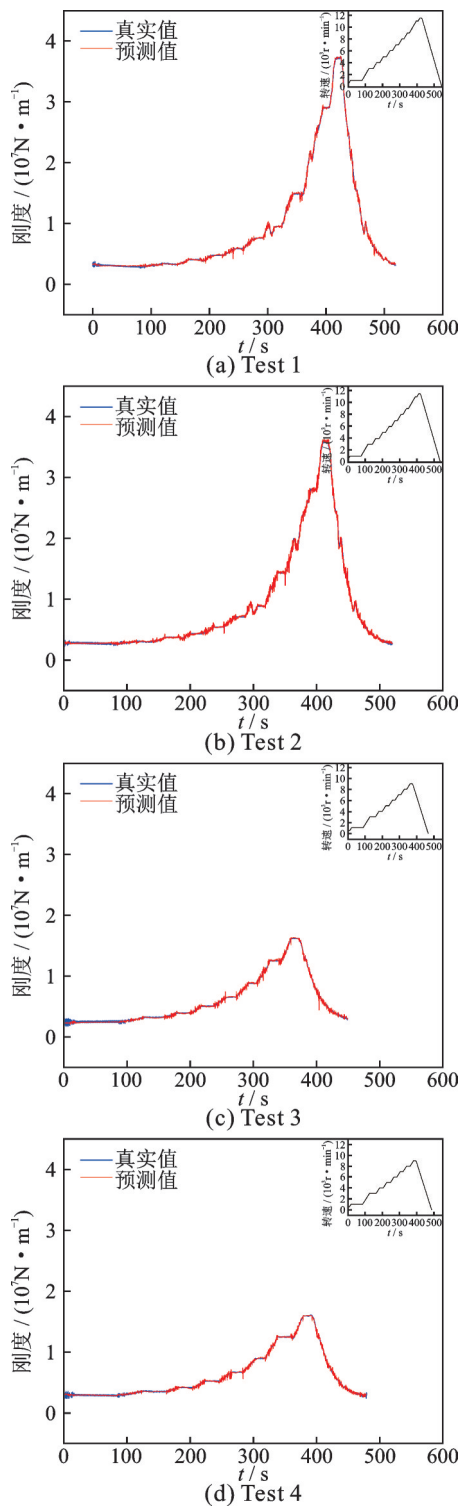


图 8 BiLSTM-Attention 模型预测结果
Fig.8 Prediction results of the BiLSTM-Attention model

表 3 深度学习神经网络模型误差对比
Table 3 Error comparison of deep learning neural network model

数据集	1	2	3	4
MAPE/%	2.194 5	2.516 0	2.877 9	2.240 2

在关联,以及时序信息间的长期依赖关系。预测与实际吻合,较好辨识刚度演化规律。

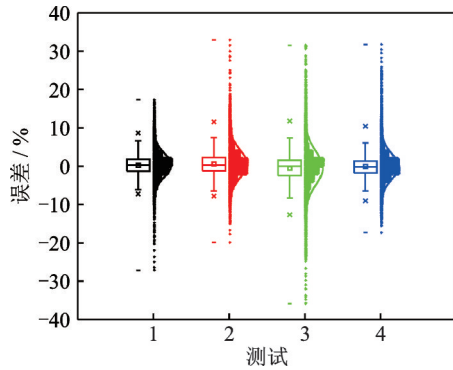


图9 BiLSTM-Attention模型预测误差分布

Fig.9 Distribution of prediction error for the BiLSTM-Attention model

3.3 结果讨论

为了验证所提出的 Attention-BiLSTM 深度学习算法性能, 本文将其与常规的神经网络模型进行对比。具体包含 RNN、LSTM 和 BiLSTM 模型。在使用相同数据集训练模型后, 图 10 展示了上述不同算法模型在训练过程中的损失函数演化, 其中横坐标代表迭代次数。可以看出, 4 种训练模型均可以优化算法参数, 降低损失函数。然而不同模型的训练过程存在显著差异。相比 Attention-BiLSTM 模型, RNN、LSTM 和 BiLSTM 模型损失指标 Smooth L1 的演化规律相近, 然而 Attention-BiLSTM 模型的收敛速度更快。表明本文提出的模型, 凭借独特的双向结构和注意力机制, 在模型训练中表现出更好的收敛效果, 同时也将提升预测能力。

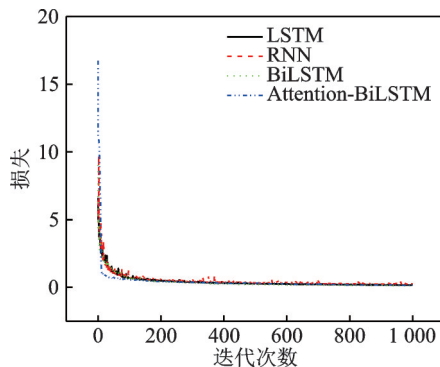
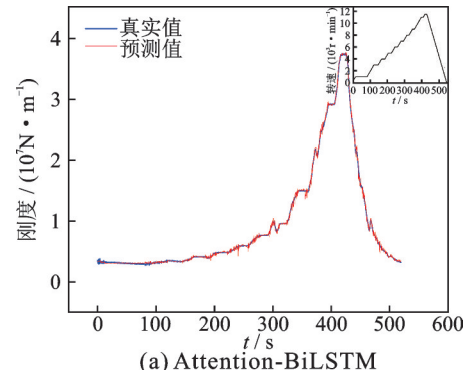


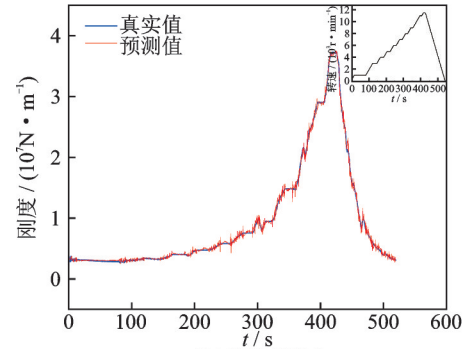
图10 不同模型训练过程比较

Fig.10 Training process comparison of different models

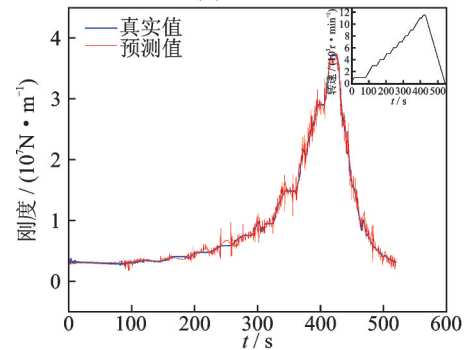
为进一步对比算法模型, 分别采用 4 种模型对测试 1 数据进行验证, 并应用 Smooth L1 指标进行评估, 具体预测结果如图 11 所示, 其中蓝色曲线代表真实刚度, 红色曲线代表不同模型的预测结果。可以看出, 4 种模型的预测趋势基本一致, 预测结果也接近实际刚度曲线。然而, Attention-BiLSTM 模型的预测结果更贴近真实蓝色曲线, 其预测精度显著高于 RNN、LSTM 和 BiLSTM 模型, 特别是在刚度参数发生剧烈变化的阶段。以上现象充分展示了本



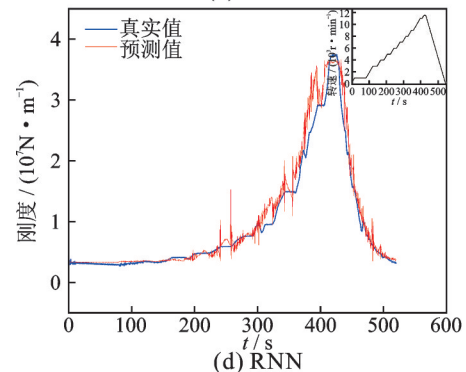
(a) Attention-BiLSTM



(b) BiLSTM



(c) LSTM



(d) RNN

图11 不同模型预测结果比较

Fig.11 Prediction result comparison of different models

文建立的 Attention-BiLSTM 模型在构建长任务依赖关系, 有效预测刚度参数方面的优越性能。

进一步, 为了全面对比不同模型的差异, 将上述各种模型预测性能进行定量展示。表 4 给出了 4 种模型的 MAPE。可以看出, Attention-BiLSTM 模型显著优于其他模型。其中与 BiLSTM 模型相比, MAPE 提高了 0.604 1%, 表明引入注意力机制, 具备了处理长任务预测中相互依赖关系的能力, 提高模型的预测精度。相比 LSTM 模型, 由于

引入双向网络结构,Attention-BiLSTM 模型能够更好地处理时间序列数据,因此 MAPE 提升幅度更大。而 RNN 模型 MAPE 最低,可进一步体现其在长期依赖关系挖掘中的不足。

表 4 不同模型 MAPE 结果比较

模型	Attention-BiLSTM	BiLSTM	LSTM	RNN
MAPE/%	2.194 5	2.798 6	5.497 3	10.497 7

图 12 中展示了不同模型预测误差的柱状分布及拟合正态分布曲线,反映模型预测结果的稳定性。当横坐标数值大于 0,表明预测结果高于真实情况,过高估计了刚度参数。相反,当其小于 0 时,预测刚度低于实际情况。从图中可以看出,4 种预测模型的误差均值集中在零附近,略高于 0,表明模型偏向于较高的预测刚度。其中,RNN 模型的误差均值为 6.368 1%,显著高于其他模型。另一方面 BiLSTM 模型误差分布的标准差最小,Attention-BiLSTM 与其相近,LSTM 模型达到 7.614 2%,特别是 RNN 模型标准差高达 12.367 8%。

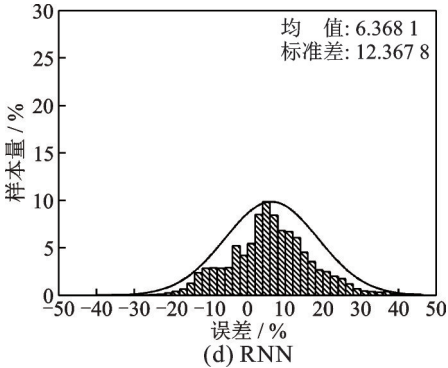
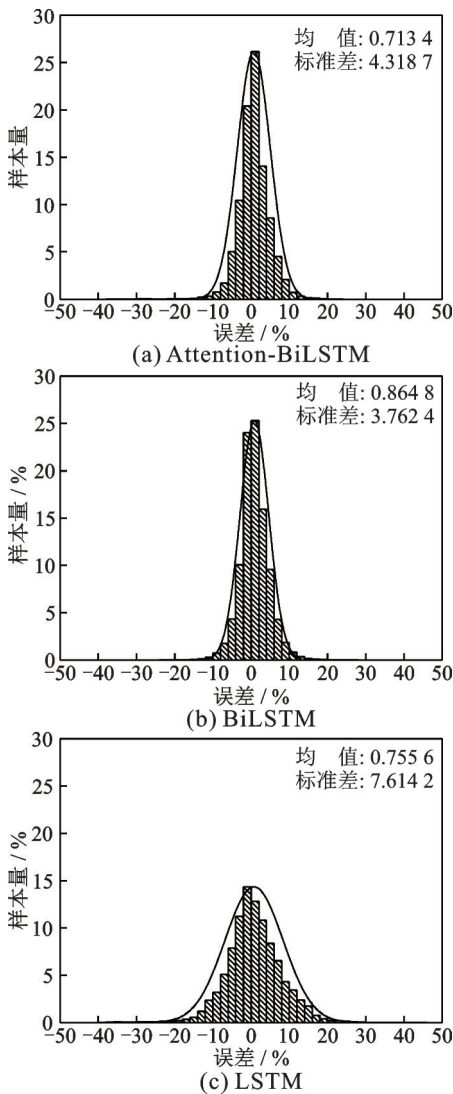


图 12 不同模型的预测误差分布

Fig.12 Distribution of prediction errors of different models

因此,在误差结果的分散性方面,Attention-BiLSTM 模型误差集中,BiLSTM 和 LSTM 模型次之,RNN 模型分散性最大。

综上所述,与其他模型相比,Attention-BiLSTM 模型预测结果集中,精度有较大提高,同时误差分布范围较小,反映出辨识结果具有较好的稳定性。因此,本文建立的深度学习模型,耦合了注意力机制和双向长短期记忆网络的优势,深入提取顺序敏感信息中的时间特征,同时充分快速挖掘多个参数间的内在关联。从而在刚度参数辨识方面,展现出了更高精度和稳定性。

4 结 论

提出了一种深度学习算法,将双向长短期记忆网络和注意力机制优点相结合,提出了涡轮泵刚度特性预测模型,并通过试验数据进行验证,得到以下结论:

(1) 模型中的双向长短期记忆网络对时序振动信息具有敏感性,实现了动力学数据间非线性关系的深度挖掘。注意力机制可对动力学特征进行有效提取,增强关键信息,预测 MAPE 达到 2.194 5%。

(2) 单一结构的 RNN、LSTM 和 BiLSTM 模型的预测 MAPE 分别为 10.497 7%、5.497 3% 和 2.798 6%。可见本文提出的 Attention-BiLSTM 深度学习模型显著提高涡轮泵刚度参数辨识的准确性,同时预测稳定性更优。

(3) 提出的 Attention-BiLSTM 深度学习模型,充分利用了神经网络的泛化能力,深入捕捉动力学参数间的非线性关联。与传统的动力学反问题求解相比,避免了过程复杂的寻优迭代,降低了运算量。对数据量较大、多维度的动力学参数辨识预测问题提供了新的思路。

参考文献:

[1] 黄道琼,王振,杜大华. 大推力液体火箭发动机中的动力学问题[J]. 中国科学:物理学 力学 天文学,

- 2019, 49(2): 23-34.
- HUANG Daoqiong, WANG Zhen, DU Dahua. Structural dynamics of the large thrust liquid rocket engines [J]. *Scientia Sinica Physica, Mechanica & Astronomica*, 2019, 49(2): 23-24.
- [2] 李斌, 闫松, 杨宝锋. 大推力液体火箭发动机结构中的力学问题[J]. *力学进展*, 2021, 51(4): 831-864.
- LI Bin, YAN Song, YANG Baofeng. Mechanical problems of the large thrust liquid rocket engine[J]. *Advances in Mechanics*, 2021, 51(4): 831-864.
- [3] 杜大华, 李斌. 液体火箭发动机结构动力学设计关键技术综述[J]. *航空学报*, 2023, 44(10): 1-17.
- DU Dahua, LI Bin. Review on key structural dynamic design technologies in liquid rocket engines[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(10): 1-17.
- [4] 项乐, 许开富, 陈晖, 等. 液体火箭发动机涡轮泵低温空化实验研究进展[J]. *航空学报*, 2023, 44(7): 1-18.
- XIANG Le, XU Kaifu, CHEN Hui, et al. Development of experimental study of cavitating flow for LRE cryogenic turbopump[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(7): 1-18.
- [5] 张振臻, 陈晖, 高玉闪, 等. 液体火箭发动机故障诊断技术综述[J]. *推进技术*, 2022, 43(6): 20-38.
- ZHANG Zhenzhen, CHEN Hui, GAO Yushan, et al. Review on fault diagnosis technology of liquid rocket engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(6): 20-38.
- [6] 金路, 王俨凯, 王彤, 等. 涡轮泵转子失稳故障分析[J]. *火箭推进*, 2020, 46(4): 23-30.
- JIN Lu, WANG Yankai, WANG Tong, et al. Analysis and diagnosis of turbine pump rotor instability[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2020, 46(4): 23-30.
- [7] 黄金平, 薛杰, 窦昱, 等. 涡轮泵转子失稳故障的临界转速识别[J]. *火箭推进*, 2022, 48(3): 25-31.
- HUANG Jinping, XUE Jie, DOU Yu, et al. Critical speed identification of quasi-rigid rotor for turbo-pump [J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2022, 48(3): 25-31.
- [8] 杜家磊, 李铭, 王怡萱, 等. 支承结构参与振动对涡轮泵转子动特性的影响[J]. *推进技术*, 2023, 44(4): 1-7.
- DU Jialei, LI Ming, WANG Yixuan, et al. Effects of vibration of supporting structure on dynamic characteristics of a turbopump rotor[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(4): 1-7.
- [9] 蒋云帆, 廖明夫. 航空发动机高压转子前轴承刚度特性分析[J]. *推进技术*, 2014, 35(8): 1123-1130.
- JIANG Yunfan, LIAO Mingfu. Stiffness characteristics analysis on high-pressure rotor front bearing of aero-engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2014, 35(8): 1123-1130.
- [10] 蒋云帆, 廖明夫, 陈静, 等. 发动机轴承装配条件对支承刚度的影响[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(2): 348-354.
- JIANG Yunfan, LIAO Mingfu, CHEN Jing, et al. Support stiffness dependent on aero-engine bearing assembly conditions[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(2): 348-354.
- [11] 洪杰, 王华, 肖大为, 等. 转子支承刚度对转子动力特性的影响分析[J]. *航空发动机*, 2008(1): 23-27.
- HONG Jie, WANG Hua, XIAO Dawei, et al. Effects of dynamic stiffness of rotor bearing on rotor dynamic characteristics[J]. *Aeroengine*, 2008(1): 23-27.
- [12] 杜家磊, 王怡萱, 李铭, 等. 超高转速氢涡轮泵柔性转子动特性仿真分析[J]. *火箭推进*, 2022, 48(2): 86-93.
- DU Jialei, WANG Yixuan, LI Ming, et al. Dynamic characteristics simulation and analysis for the flexible rotor of an ultra-high speed hydrogen turbopump[J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2022, 48(2): 86-93.
- [13] 景晓东. 某型航空发动机转子支承刚度的有限元分析[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2013.
- JING Xiaodong. Finite element analysis of rotor support dynamic stiffness of an aeroengine[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2013.
- [14] 李玲玲, 王克明. 某型航空发动机后支承刚度的有限元计算[J]. *沈阳航空工业学院学报*, 2007(3): 5-7.
- LI Lingling, WANG Keming. Finite element computation of an aero-engine rear support dynamic stiffness [J]. *Journal of Shenyang Aerospace University*, 2007(3): 5-7.
- [15] 高晔, 孙伟, 朴玉华, 等. 基于实测频响函数反推管路卡箍支承刚度与阻尼[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(3): 664-670.
- GAO Ye, SUN Wei, PIAO Yuhua, et al. Inverse identification of support stiffness and damping of hoop based on measured FRF[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(3): 664-670.
- [16] 赵文涛. 考虑实测支承刚度的航空发动机整机振动建模及验证[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- ZHAO Wentao. Research on the whole engine vibration modeling and validation of aero-engine considering the dynamic stiffness of the tested casing bearing [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [17] 苏越, 许开富, 高永强, 等. 轴向力对火箭发动机涡轮泵动力学的影响分析[J]. *航空动力学报*, 2023. DOI: 10.13224/j.cnki.jasp.20220859.
- SU Yue, XU Kaifu, GAO Yongqiang, et al. Influ-

- ence of axial force on dynamic behavior of rocket engine turbopump[J]. Journal of Aerospace Power, 2023. DOI: 10.13224/j.cnki.jasp.20220859.
- [18] 屈美娇. 航空发动机整机结构系统耦合振动及其智能优化研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- QU Meijiao. Research on coupled vibration of whole aero engine structure system and its intelligent optimization[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [19] 李婧熠. 轴向磁悬浮轴承刚度辨识及高刚度控制方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
- LI Jingyi. Research on stiffness identification and high stiffness control method of axial magnetic bearing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020.
- [20] MAO W, HAN X, LIU G, et al. Bearing dynamic parameters identification of a flexible rotor-bearing system based on transfer matrix method[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2016, 24(3): 372-392.
- [21] HAN F, GUO X, MO C, et al. Parameter identification of nonlinear rotor-bearing system based on improved kriging surrogate model[J]. Journal of Vibration and Control, 2017, 23(5): 794-807.
- [22] 张万民. 深沟球轴承油膜惯性及系统动力学性能研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
- ZHANG Wanmin. Study on film inertia and system dynamic performance of deep groove ball bearing[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019.
- [23] 符式峰, 贾晓亮, 安磊, 等. 基于PCA-BP的航空发动机大修周期预测方法[J]. 航空计算技术, 2022, 52(3): 62-66.
- FU Shifeng, JIA Xiaoliang, AN Lei, et al. Method of PCA-BP based aero engine overhaul makespan prediction[J]. Aeronautical Computing Technique, 2022, 52(3): 62-66.
- [24] 朱俊名. 基于Hololens的航空发动机典型部件识别关键技术研究[D]. 德阳: 中国民用航空飞行学院, 2022.
- ZHU Junming. Research on key technologies of aero engine typical component recognition based on HoloLens[D]. Deyang: Civil Aviation Flight University of China, 2022.
- [25] 李浩, 王卓健, 李哲, 等. 基于堆栈自编码器和DeepAR的航空发动机剩余寿命预测[J]. 推进技术, 2022, 43(11): 1-9.
- LI Hao, WANG Zhuojian, LI Zhe, et al. Prediction of remaining useful life of aero-engine based on stacked autoencoder and DeepAR[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(11): 1-9.
- [26] 王坤, 侯树贤. 基于深度学习的辅助动力装置性能参数预测方法研究[J]. 推进技术, 2022, 43(1): 290-299.
- WANG Kun, HOU Shuxian. Prediction method of auxiliary power unit performance parameter based on deep learning[J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(1): 290-299.
- [27] 万周, 刘璟泽, 张大海, 等. 基于LSTM的航空发动机整机支承刚度识别方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2021, 51(4): 672-678.
- WAN Zhou, LIU Jingze, ZHANG Dahai, et al. Identification method for support stiffness of whole aero-engine based on LSTM[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2021, 51(4): 672-678.
- [28] 张加劲. 基于注意力机制和CNN-BiLSTM模型的航空发动机剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 231-237.
- ZHANG Jiajing. Remaining useful life estimation of aeroengine based on CNN-BiLSTM and attention mechanism[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 231-237.
- [29] 王雷, 何坤, 李宗帅, 等. 基于BiLSTM-Attention的迁移学习变工况故障识别方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 205-212.
- WANG Lei, HE Kun, LI Zongshuai, et al. Transfer learning based on BiLSTM-Attention research on fault identification methods for variable operating conditions[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 205-212.
- [30] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNÍK J, et al. LSTM: A search space odyssey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.
- [31] YU Y, SI X, HU C, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. Neural Computation, 2019, 31(7): 1235-1270.
- [32] SIAMI-NAMINI S, TAVAKOLI N, NAMIN A S. The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). [S.l.]: IEEE, 2019: 3285-3292.
- [33] WANG Y, HUANG M, ZHU X, et al. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. [S.l.]: [s.n.], 2016: 606-615.