

基于长短期记忆神经网络的多级涡轮过渡态 叶尖间隙预测*

杨超, 毛军逵, 杨悦, 王飞龙, 邵发宁, 毕帅

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏南京 210016)

摘要: 为了解决多级涡轮模型在高维度变量的复杂空间耦合效应下向高效、高精度过渡态叶尖间隙预测提出的挑战, 本文搭建了基于贝叶斯优化和多任务学习算法的长短期记忆神经网络 (BO-MTL-LSTM) 多级涡轮过渡态叶尖间隙智能预测模型, 以实现过渡态叶尖间隙高效、高精度预测。在BO-MTL-LSTM模型中, 通过高效的长短期记忆神经网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 模型对基于有限元分析方法得到的高精度过渡态叶尖间隙时序信息进行学习, 并在LSTM模型的基础上, 引入多任务学习 (Multi-Task Learning, MTL) 用于多个叶尖间隙预测任务之间的信息共享, 以缓解高维度变量复杂空间耦合作用的影响。同时, 结合贝叶斯优化 (Bayesian Optimization, BO) 对神经网络模型超参数进行全局自动优化, 提升预测精度与训练效率。结果表明, 相比于传统计算模型, BO-MTL-LSTM模型在同等预测精度下, 能够在秒量级时间内完成一个完整发动机历程的多级涡轮过渡态叶尖间隙的预测。此外, 相比常规的BO-LSTM模型, BO-MTL-LSTM模型的均方根误差和平均绝对误差分别降低了84.39%和89.21%, 模型训练时间缩短了30%, 该模型可以实现多级叶尖间隙的高效、精准预测。

关键词: 多级涡轮; 叶尖间隙预测; 多任务学习; 长短期记忆神经网络; 贝叶斯优化

中图分类号: V231 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2025) 02-2403004-10

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2403004

1 引言

涡轮叶尖间隙, 定义为涡轮转子叶片与静子机匣之间的径向间隙。在航空发动机中, 多级涡轮叶尖间隙的大小均与航空发动机性能、结构安全息息相关^[1-2]。为了保证航空发动机高效、可靠安全运行, 目前主要采用主动热控制技术对叶尖间隙进行调控, 即通过机匣表面多根带有冲击孔的冷却管, 改变机匣变形, 进而控制多级叶尖间隙的大小^[3-4]。但针对上述主动热控制系统, 由于现有叶尖间隙传感器难以在高温、高转速的涡轮环境中长期、有效地运行, 目前主要通过叶尖间隙预测模型的构建, 实现叶尖间隙的预测与反馈, 进而支撑叶尖间隙的闭环控制以及发动机空气系统、结构设计和性能的分析^[5-6]。因此, 建立高效、高精度的叶尖间隙预测模型是实现

叶尖间隙调控的关键所在。

针对叶尖间隙预测, 学者们发展了许多叶尖间隙预测方法, 主要包括一维理论模型和二维/三维数值计算方法。美国国家航天局的 Kypuros 和 Melcher^[7-8]提出了叶尖间隙一维理论模型, 机匣、轮盘等部件均简化为一维模型, 并以等效热阻法获得其瞬态温度变化, 求解部件变形, 进而获得相应的过渡态叶尖间隙数值。Chapman等^[9]、王佳美等^[10]也将此模型引入到发动机性能计算模型中进行迭代计算, 进而探究了叶尖间隙变化对发动机性能的影响。一维理论模型计算速率快, 但由于其在物理模型与边界条件上进行了大量的简化, 叶尖间隙预测精度有限。随着计算资源的进步, 二维/三维数值计算方法也应用于叶尖间隙预测中, 考虑更为真实的热力学环境, 提升叶尖间隙预测精度。刘兆颖^[11]、何辉

* 收稿日期: 2024-03-01; 修订日期: 2024-04-26。

基金项目: 国家科技重大专项 (2017-III-0010-0036)。

作者简介: 杨超, 硕士生, 研究领域为空气系统热分析和叶尖间隙主动控制。

通讯作者: 毛军逵, 博士, 教授, 博士生导师, 研究领域为动力工程及工程热物理。E-mail: mjke@nuaa.edu.cn

引用格式: 杨超, 毛军逵, 杨悦, 等. 基于长短期记忆神经网络的多级涡轮过渡态叶尖间隙预测[J]. 推进技术, 2025, 46(2): 2403004. (YANG C, MAO J K, YANG Y, et al. Prediction of multi-stage turbine transient tip clearance based on long short-term memory neural network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2025, 46(2): 2403004.)

等^[12]、郭纳贤^[13]采用有限元方法,通过轴向换热边界条件与力学约束的设置,对简化为二维轴对称结构的多级涡轮部件稳态与过渡态叶尖间隙展开了预测研究。Bordo等^[14]在此基础上,对叶片模型进行了三维有限元分析,并在叶片与轮盘的连接处引入了叶片的三维效应,进一步提升叶尖间隙预测精度。Kumar等^[15]则直接对涡轮部件进行了流热固耦合计算,对一级涡轮部件稳态与过渡态叶尖间隙展开了分析,相比于一维理论模型,二维/三维数值计算方法可获得较高精度的叶尖间隙,但其较低的计算速率也使其难以支撑叶尖间隙高效分析与快响应调控。

为了兼顾计算精度与效率,学者们结合高效的机器学习模型,通过离线式的高精度数据训练,构建叶尖间隙智能预测模型,以实现叶尖间隙高效、高精度的预测。Fei等^[16]基于极值响应面法和最小二乘支持向量机法,构建了不同热力学边界参数到二维机匣稳态变形的映射关系,可在毫秒时间内实现机匣稳态变形的预测,且预测变形与计算变形吻合较好。Schmidt等^[17]则利用高斯回归模型对不同结构参数下二维机匣稳态变形进行了预测,建立了机匣结构参数与机匣变形之间的预测模型。针对单级涡轮叶尖间隙预测,Toal等^[18]采用Kriging代理模型,搭建了单级涡轮稳态叶尖间隙智能预测模型,实现了由热力学边界参数到稳态叶尖间隙的快速预测。贾丙辉等^[19]则采用最小二乘-支持向量机模型,对由一维理论模型获得的过渡态叶尖间隙动态变化过程进行了预测。

由此可见,通过叶尖间隙智能预测模型的构建,叶尖间隙高效、高精度的预测已取得初步的成功。但现有研究多针对某单一部件稳态变形或单级涡轮稳态叶尖间隙开展智能预测研究,少有多级涡轮的过渡态叶尖间隙智能预测的相关研究。面向整个发动机历程中,高效、高精度的过渡态叶尖间隙智能预测有利于不同状态切换过程中超调、响应滞后等现象的快速调控,提升发动机性能。同时,由于一体式机匣结构,多级涡轮叶尖间隙的变化将受到不同区域气热参数的影响,不同级的叶尖间隙变化相互关联,存在空间耦合作用特性^[20]。多级涡轮叶尖间隙的调控不能局限于局部测点,需考虑整个部件级调控参量的影响,同时实现多个叶尖间隙的智能预测,进而实现多级涡轮叶尖间隙的协同调控。此外,相比于单级涡轮部件,多级涡轮部件结构参数与气热边界参数急剧增加,高维度变量也将为多级涡轮过渡态叶尖间隙智能预测模型的建立提出挑战。因

此,目前亟待开展多级过渡态叶尖间隙智能预测的研究,如何解决高维度变量预测与多级叶尖间隙空间耦合作用等难题,则是实现多级涡轮过渡态叶尖间隙高效、高精度预测的关键所在。

本文以多级低压涡轮模型为研究模型,发展了基于多任务学习长短期记忆神经网络模型的多级涡轮过渡态叶尖间隙智能预测模型,提取并共享不同级叶尖间隙变化信息与特征,以解决高维度变量预测与多级叶尖间隙空间耦合作用等难题,提高过渡态叶尖间隙预测的精度。此外,在叶尖间隙智能预测模型建立过程中,结合贝叶斯优化算法,对智能预测模型超参数的选择进行优化,进一步提高了预测模型训练效率并降低预测误差,为具有高维度变量的多级涡轮过渡态叶尖间隙预测提供参考。

2 物理模型

带有主动热控制技术(Active Clearance Control, ACC)的四级低压涡轮物理模型如图1所示,主要由ACC冷却管、机匣、动叶、轮盘等部件构成。四级低压涡轮与机匣一体化制造加工而成,内侧设置有外环挂钩结构与导叶、封严结构连接在一起,外侧设置有六根ACC冷却管对机匣进行冷却与叶尖间隙调控,两侧通过螺栓分别与高压涡轮部件、喷管部件进行连接。

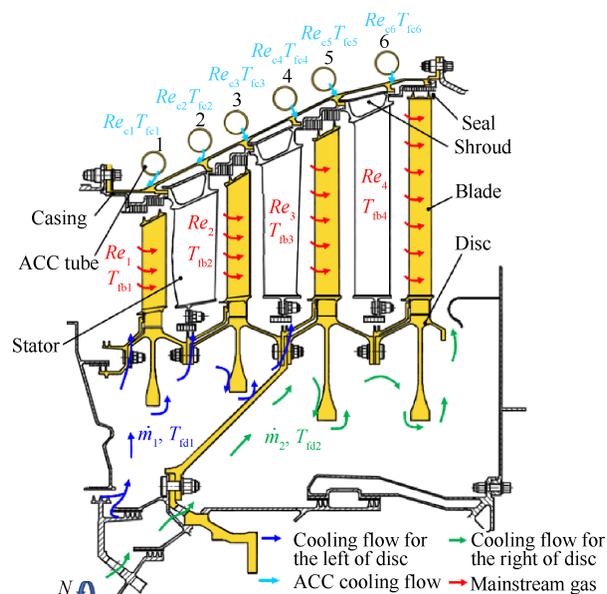


Fig. 1 Physical model of low pressure turbine

低压涡轮空气系统流路与相关参数也展示在图1中,由一路主流燃气流路与三路冷却流路组成,三路冷却流路分别为机匣ACC冷却流路、轮盘左侧冷却

流路、轮盘右侧冷却流路。其中 $Re_{c1} \sim Re_{c6}$ 与 $T_{fc1} \sim T_{fc6}$ 分别为由前向后六根冷却管的冲击小孔冲击雷诺数与冷气温度, \dot{m}_1 与 T_{fd1} 为轮盘左侧冷气流量与温度, \dot{m}_2 与 T_{fd2} 为轮盘左侧冷气流量与温度, $Re_1 \sim Re_4$ 与 $T_{fb1} \sim T_{fb4}$ 为第一级至第四级叶栅通道雷诺数与燃气温度, N 为发动机转速。

本文将重点关注每一级动叶前缘与后缘处的过渡态叶尖间隙变化, 即如图 2 所示的 8 个叶尖间隙测点。

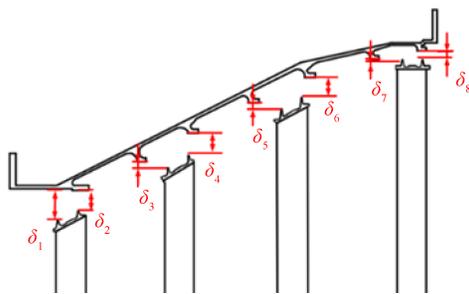


Fig. 2 Tip clearance definition

每个测点叶尖间隙定义为初始间隙、静子件变形量与转子件变形量之间的相对变化量, 如式(1)所示。静子件变形量即当地测点处的机匣变形量, 转子件变形量由当地测点处的轮盘变形量与叶片变形量组成, 初始间隙为初始安装间隙。

$$\delta_i = \delta_{0i} + L_{ci} - L_{di} - L_{bi} \quad (1)$$

式中 δ 为叶尖间隙, δ_0 为初始间隙, L_c 为机匣变形, L_d 为轮盘变形, L_b 为叶片变形, 下角标 i 为叶尖间隙监测点编号。

3 智能预测模型的建立

为了实现上述四级低压涡轮过渡态叶尖间隙的

高效、高精度预测, 本文基于课题组前期发展的叶尖间隙计算方法生成高精度叶尖间隙数据, 在长短期记忆神经网络模型(Long Short-Term Memory, LSTM)的基础上, 结合多任务学习(Multi-Task Learning, MTL)和贝叶斯优化方法(Bayesian Optimization, BO), 解决高维度变量预测与多级叶尖间隙空间耦合作用等难题, 构建有效的多级涡轮过渡态叶尖间隙智能预测模型。

3.1 智能预测模型建立流程

为了解决多级涡轮过渡态叶尖间隙预测中存在的高维度变量预测与多级叶尖间隙空间耦合作用等难题, 本文提出了 BO-MTL-LSTM 叶尖间隙预测模型, 如图 3 所示, 主要包括样本生成、MTL-LSTM 预测、贝叶斯超参数优化以及预测结果输出四个环节。

在样本生成环节中, 使用课题组发展的叶尖间隙计算方法, 输入随机生成的热力学边界条件组合, 生成高精度过渡态叶尖间隙数据集, 并根据模型需求对数据集进行处理, 确定模型的输入与输出。在本文研究中, 输入为前 30 个时间步(即前 15 s)的热力学边界条件(包括 $Re_{c1} \sim Re_{c6}$, $T_{fc1} \sim T_{fc6}$, \dot{m}_1 , T_{fd1} , \dot{m}_2 , T_{fd2} , $Re_1 \sim Re_4$, $T_{fb1} \sim T_{fb4}$, N , N_c)的变化过程, 其中 N_c 为引入的数据拼接变量与 8 个测点叶尖间隙($\delta_1 \sim \delta_8$)的数值, 输出为后 1 个时间步(即后 0.5 s)的 8 个测点叶尖间隙($\delta_1 \sim \delta_8$)的数值。

在 MTL-LSTM 预测环节中, MTL 算法将对不同测点处过渡态叶尖间隙时序变化特征进行提取, 构建共享特征池, LSTM 模型则对特征与过渡态叶尖间隙的时序变化进行学习, 建立热力学边界条件时序变化到叶尖间隙时序变化的映射关系。随后, 在贝

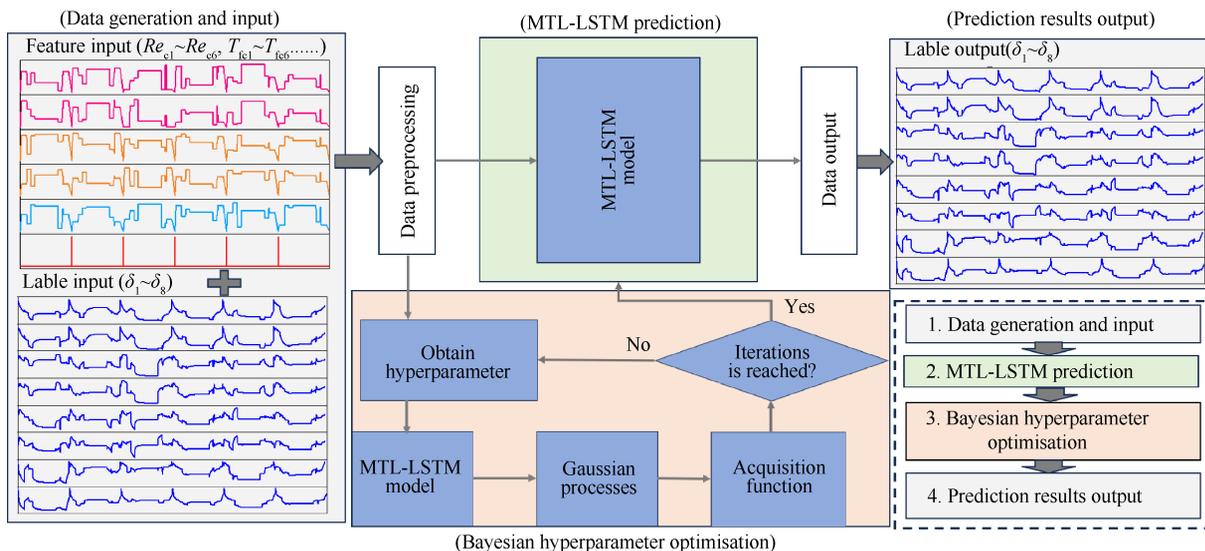


Fig. 3 BO-MTL-LSTM transient tip clearance prediction model

叶斯超参数优化环节中,针对 MTL-LSTM 模型存在较多超参数的问题,引入贝叶斯优化算法完成模型超参数的自动寻优,提升预测精度与训练效率。

最后,便建立了 BO-MTL-LSTM 过渡态叶尖间隙预测模型,可同时输出 8 个测点的叶尖间隙预测数值。

同时,本文也建立了仅基于 LSTM 的叶尖间隙预测模型用于预测效果的对比,该模型不使用 MTL 算法进行样本数据的特征提取与共享,仅采用 LSTM 模型建立热力学边界条件时序变化到叶尖间隙时序变化的映射关系。两种模型都是基于 Python 语言,使用的计算机环境为:Windows 11, i7-1255U 处理器,16 GB 内存,NVIDIA MX550 显卡。

3.2 样本生成

由于机器学习模型为数据驱动模型,高精度的样本直接决定了叶尖间隙预测模型的真实性和准确性。本文以课题组前期所发展的二维有限元叶尖间隙计算方法生成过渡态叶尖间隙样本。机匣、轮盘简化为二维轴对称结构,通过二维热力学边界条件的赋值,利用有限元方法求解二维瞬态导热方程,获得机匣与轮盘部件的温度场变化,再通过热载荷、力学约束的

施加,获得部件位移场变化,进而以各测点处的平均变形获得机匣与轮盘变形。叶片变形则使用一维工程算法求解,将三维叶片沿叶高分成数段,提取每一截面对应高度下的面积、周长、弦长等型面信息,在各分段通过能量守恒并采用有限差分法计算温度,通过各分段的位移叠加求解叶片总位移。详细计算方法可参考文献[21],在此不再赘述。

同时为了有足够的样本数据进行训练,本文将不同的发动机历程的热力学边界参数与叶尖间隙时序变化数据进行拼接,并引入变量 N_c 标记下一历程的开始。以 Re_1 的数据拼接为例,如图 4 所示,将不同历程的过渡态变化数据拼接在一起,构建文本所需数据集, N_c 在同一个发动机历程内均为 0,在历程结束时变为 1。在文本研究中,经过前期样本充裕度验证设计了 6 个发动机运行历程,每一个历程中不同状态点(包括地面慢车、起飞、爬升、巡航、空中慢车与反推 6 个状态)参数将随机抽样生成,并计算得到模型的样本数据,抽样范围如表 1 所示。此外,本文将 6 个发动机历程数据按 4:1:1 的比例划分为训练集、验证集以及测试集,用于模型的调试与验证,并通过时序窗口的划分,获得模型的输入与输出数据。

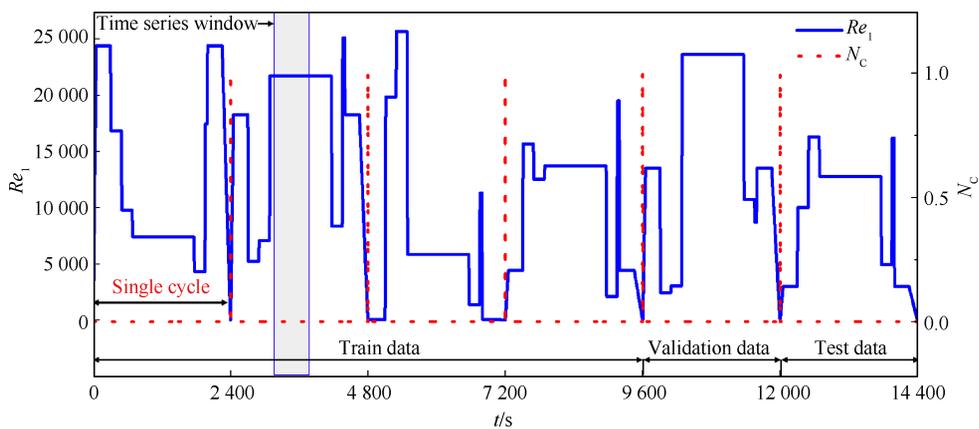


Fig. 4 Typical engine cycle splice

Table 1 Scope of the study parameter

Parameter	Value	Parameter	Value	Parameter	Value
Re_{c1}	0~26 000	Re_{c2}	0~26 000	Re_{c3}	0~26 000
T_{fc1}/K	400~700	T_{fc2}/K	400~700	T_{fc3}/K	400~700
Re_{c4}	0~26 000	Re_{c5}	0~26 000	Re_{c6}	0~26 000
T_{fc4}/K	330~650	T_{fc5}/K	330~650	T_{fc6}/K	330~650
$\dot{m}_1/(kg \cdot s^{-1})$	0.1~0.7	$\dot{m}_2/(kg \cdot s^{-1})$	0.01~0.425	Re_1	8 000~110 000
T_{td1}/K	400~800	T_{td2}/K	400~750	T_{tb1}/K	700~1 350
Re_2	9 000~100 000	Re_3	9 000~90 000	Re_4	10 000~85 000
T_{tb2}/K	700~1 300	T_{tb3}/K	650~1 200	T_{tb4}/K	650~1 100
$N/(r/min)$	500~5 500				

3.3 MTL-LSTM 预测

多级涡轮叶尖间隙的变化受到较多热力学参数的影响,且不同区域气热参数的影响相互关联,存在空间耦合作用特性。因此,本文提出 MTL-LSTM 模型,用于建立高维度热力学变量到多级涡轮叶尖间隙复杂变化的映射关系。

MTL-LSTM 模型结构如图 5 所示,其在两层 LSTM 神经网络堆叠层之间,增加了 MTL 工作层,用于多个叶尖间隙预测任务之间信息共享。在第一层 LSTM 神经网络堆叠层,首先输入前 30 个时间步的特征集($Re_{c1} \sim Re_{c6}, T_{fc1} \sim T_{fc6}, \dot{m}_1, T_{fd1}, \dot{m}_2, T_{fd2}, Re_1 \sim Re_4, T_{fb1} \sim T_{fb4}, N, N_c$)和标签集($\delta_1 \sim \delta_8$),通过第一层 LSTM 单元完成样本数据特征的初步提取。随后,MTL 工作层从第一层 LSTM 单元中提取到的特征中,挑选出关联影响强的特征放入特征共享池,以缓解高维度变量复杂空间耦合作用的影响。最后,在第二层 LSTM 神经网络堆叠层中,通过 LSTM 单元再次对筛选后样本数据特征进行提取,以预测后 1 个时间步内的标签集($\delta_1 \sim \delta_8$)。

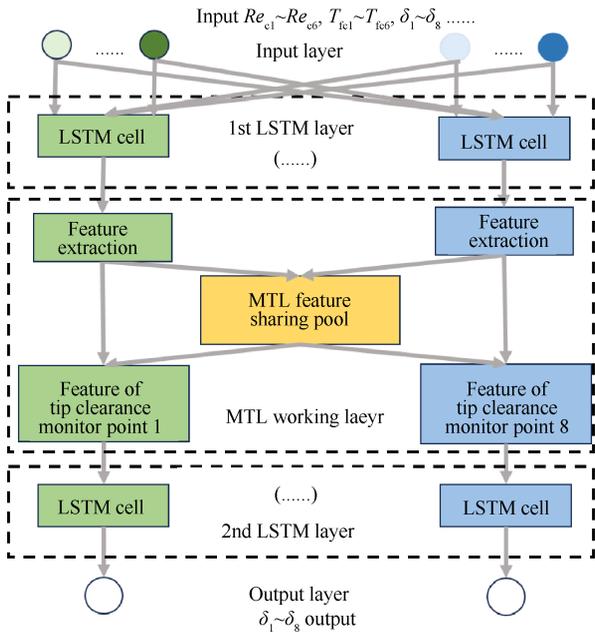


Fig. 5 Structure of MTL-LSTM

典型 LSTM 单元提取时序特征基本原理如图 6 所示,其分别由输入门、遗忘门、输出门构成,具体计算方法如式(2)~(7)所示。输入门和输出门分别对应于模型的输入与输出参量,遗忘门则决定模型中哪些信息需要被保留或丢弃。遗忘门是 LSTM 单元的核心结构,它将上一时刻的隐藏状态(h_{t-1})与当前时刻特征(x_t)联合作为输入,再经过 σ 函数输出,并作用于上一时刻的记忆(C_{t-1}),决定记忆和遗忘的程度。

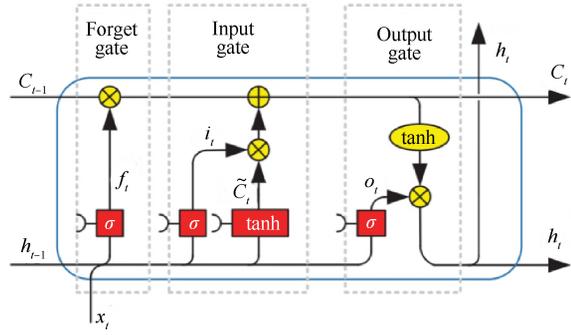


Fig. 6 LSTM cell

$$R_{f,t} = \sigma(W_{fh}h_{t-1} + W_{fx}x_t + b_f) \quad (2)$$

$$R_{i,t} = \sigma(W_{ih}h_{t-1} + W_{ix}x_t + b_i) \quad (3)$$

$$R_{\tilde{c},t} = \tanh(W_{ch}h_{t-1} + W_{cx}x_t + b_{\tilde{c}}) \quad (4)$$

$$C_t = R_{f,t} \cdot C_{t-1} + R_{i,t} \cdot R_{\tilde{c},t} \quad (5)$$

$$R_{o,t} = \sigma(W_{oh}h_{t-1} + W_{ox}x_t + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = R_{o,t} \cdot \tanh(C_t) \quad (7)$$

式中 x_t 为当前时刻模型的输入, h_{t-1} 与 h_t 分别为上一时刻隐藏状态与当前时刻计算得到的隐藏状态, C_{t-1} 与 C_t 分别为上一时刻存储的记忆与当前时刻计算得到的记忆, $R_{f,t}, R_{i,t}$ 与 $R_{o,t}$ 分别为遗忘门、输入门、输出门计算结果, $R_{\tilde{c},t}$ 为更新的单元状态, W, b 分别为每个门对应的权重与偏置, 下角标 f, i, o 分别代表遗忘门、输入门、输出门对应的参数。

MTL 实现特征共享方式如图 7 所示,其计算方法如式(8)~(9)所示。首先将第一层 LSTM 单元中对不同输入变量的权重 W 与偏置 b 进行存储,建立特征共享池,如式(8)所示。后续不同输入变量与不同叶尖间隙预测任务($\delta_1 \sim \delta_8$)之间神经元的连接紧密程度由特征共享池中的 W 和 b 的大小决定,进而实现不同输入对叶尖间隙预测任务影响程度的区分,提升叶尖间隙的预测精度。每次循环迭代之后,会产生每个任务的损失函数(l_n),将不同任务的损失函数进行加权求和,得到 MTL 的损失函数(L_{MTL})。如式(9)所示,在模型训练过程中,MTL 会不断调整特征选取策略,通过改变从不同任务中获取特征量的权重(W_n),以确保其损失函数最小化,并通过反向梯度传播优化网络参数。

$$S = f(W, b) \quad (8)$$

$$L_{MTL} = \sum_{i=1}^n (W_n \cdot l_n) \quad (9)$$

式中 n 表示不同间隙预测任务。

3.4 贝叶斯超参数优化

由于 MTL-LSTM 模型存在较多的神经网络层,训练过程中需要调节很多超参数,如隐藏层神经元

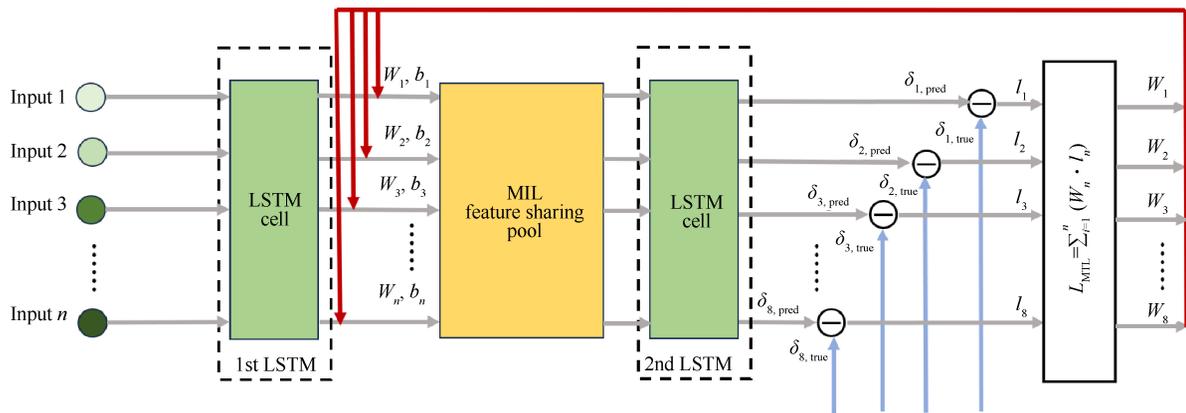


Fig. 7 Workflow of MTL

数量、学习率、批大小、学习率下降因子、学习率调整步长和权重衰减。为了使叶尖间隙预测模型取得较好的预测效果,本文还在 MTL-LSTM 模型中引入了贝叶斯优化算法,对上述超参数数值进行全局自动优化。贝叶斯优化是一种用于全局优化问题的迭代优化方法,它基于高斯过程(Gaussian Process, GP)建模的方式来寻找最优超参数,能够快速找到最佳的超参数组合^[22]。

GP的核心思想是通过一组超参数观测数据来估计一个连续函数,获得目标函数的概率模型,其可以表达为

$$f(h) \sim GP(m(A), k(A, A')) \quad (10)$$

式中 $m(A)$ 为均值通常设置为 0; $k(A, A')$ 为协方差函数; A 和 A' 为超参数矩阵。

在每一步,需要选择一组新的超参数数据点来观测,通常是通过最大化或最小化某个采样策略来选择,本文采用最小化 MTL-LSTM 模型训练过程的损失函数,它可以表示为

$$L = \frac{\sum_{i=1}^k (\delta_{i,true} - \delta_{i,pred})}{k} \quad (11)$$

式中 δ_{true} 是叶尖间隙的真实值, δ_{pred} 是叶尖间隙预测值, k 是叶尖间隙测点数。

贝叶斯优化是一个迭代的过程,在每一步中都会更新高斯过程模型,并使用选定的采样策略选择下一组超参数数据点,这个迭代过程会持续,直到达到停止条件或找到足够接近全局最优解的解。

两种叶尖间隙预测模型经过贝叶斯算法优化后的超参数如表 2 所示。

4 预测效果对比

为了验证本文所发展的多级涡轮过渡态叶尖间

Table 2 Optimised hyperparameter

Hyperparameter	BO-MTL-LSTM	BO-LSTM
Hidden layer	512	128
Learning rate	$2.563 \ 3 \times 10^{-4}$	$6.249 \ 3 \times 10^{-4}$
Batch size	16	32
Weight decay	$1.230 \ 8 \times 10^{-6}$	$3.374 \ 9 \times 10^{-6}$
Learning rate decay factor	0.609 2	0.442 3
Step size	10	2

隙智能预测模型的有效性,本节将分别从样本精度验证、预测精度对比与预测效率对比分别说明本文所发展模型的真实性和准确性以及高效性。

4.1 样本精度验证

叶尖间隙计算方法的精度直接决定了智能预测模型预测结果的真实性和准确性。本文以某型发动机暖机过程中叶尖间隙的计算为例,将通过典型时刻过渡态叶尖间隙计算数值与实验数值的对比,验证 3.2 节所述叶尖间隙计算方法的精度。

某型发动机暖机历程转速设置如图 8 所示,图中竖轴为经过无量纲化的转速,横轴为发动机运行时间。整个暖机历程包括了地面慢车状态(S1)、暖机状态(S2)和地面最大起飞状态(S3) 3 个状态,共 638 s。针对上述暖机历程,在转速切换过程时,气热参数的变化将使得叶尖间隙变化幅度大且迅速,同时,在转速平台期,叶尖间隙值趋于准稳态,其数值大小也值得关注。因此,本文选取了 6 个转速切换点(1, 3, 4, 6, 7, 8)和 4 个准稳态点(2, 5, 9, 10)的数据用于精度对比,结果如表 3 所示。所选取的 10 个点数据实验值(δ_{exp})与计算值(δ_{cal})绝对误差最大不超过 10%,可见本文使用的计算方法所生成的样本误差小,与真实值拟合度高,可为后续叶尖间隙的预测提供高精度的样本。

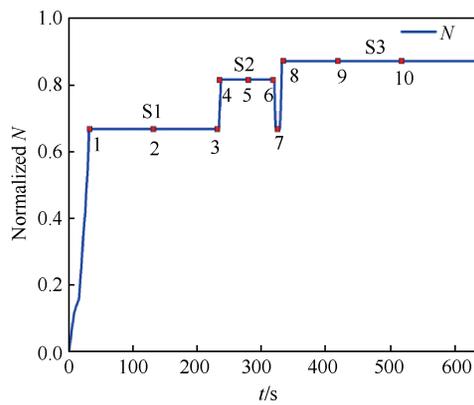


Fig 8 Rotation speed setting

4.2 预测精度对比

鉴于实验数据获取难度较大,两种间隙预测模型的预测结果均与高精度样本进行对比,结果如图9所示。其中 δ_i 分别表示8个叶尖间隙测点, t 表示发动机的运行时间,BO-MTL-LSTM和BO-LSTM分别代表两个不同间隙预测模型的间隙预测值,True代表叶尖间隙计算值。

以8号间隙测点为例,在图9中可以明显看到,BO-LSTM模型预测的叶尖间隙曲线与真实曲线有较

Table 3 Validation of simple data

Point	Time/s	δ_{Exp}/mm	δ_{Cal}/mm	Error/%
1	35	1.77	1.728	2.41
2	127	1.87	1.912	2.23
3	234	1.88	1.891	0.58
4	240	1.57	1.481	5.65
5	280	1.58	1.541	2.53
6	320	1.55	1.525	1.64
7	329	1.71	1.862	8.89
8	334	1.52	1.412	7.14
9	420	1.28	1.283	0.23
10	520	1.22	1.243	1.89

大的偏差,间隙值的每一次突变都会使得预测值大幅度地波动,预测不稳定,存在预测响应提前或延后等现象。但得益于多任务学习的特征提取与共享,BO-MTL-LSTM模型可以从不同的叶尖间隙预测任务中获取叶尖间隙受不同区域气热参数影响变化的共同特征。这将不同级的叶尖间隙变化相互关联,间隙预测精度高,与真实的间隙曲线基本拟合。如在930 s时,BO-LSTM模型的预测误差为33.72%,而BO-MTL-LSTM模型的预测误差仅为1.21%。此

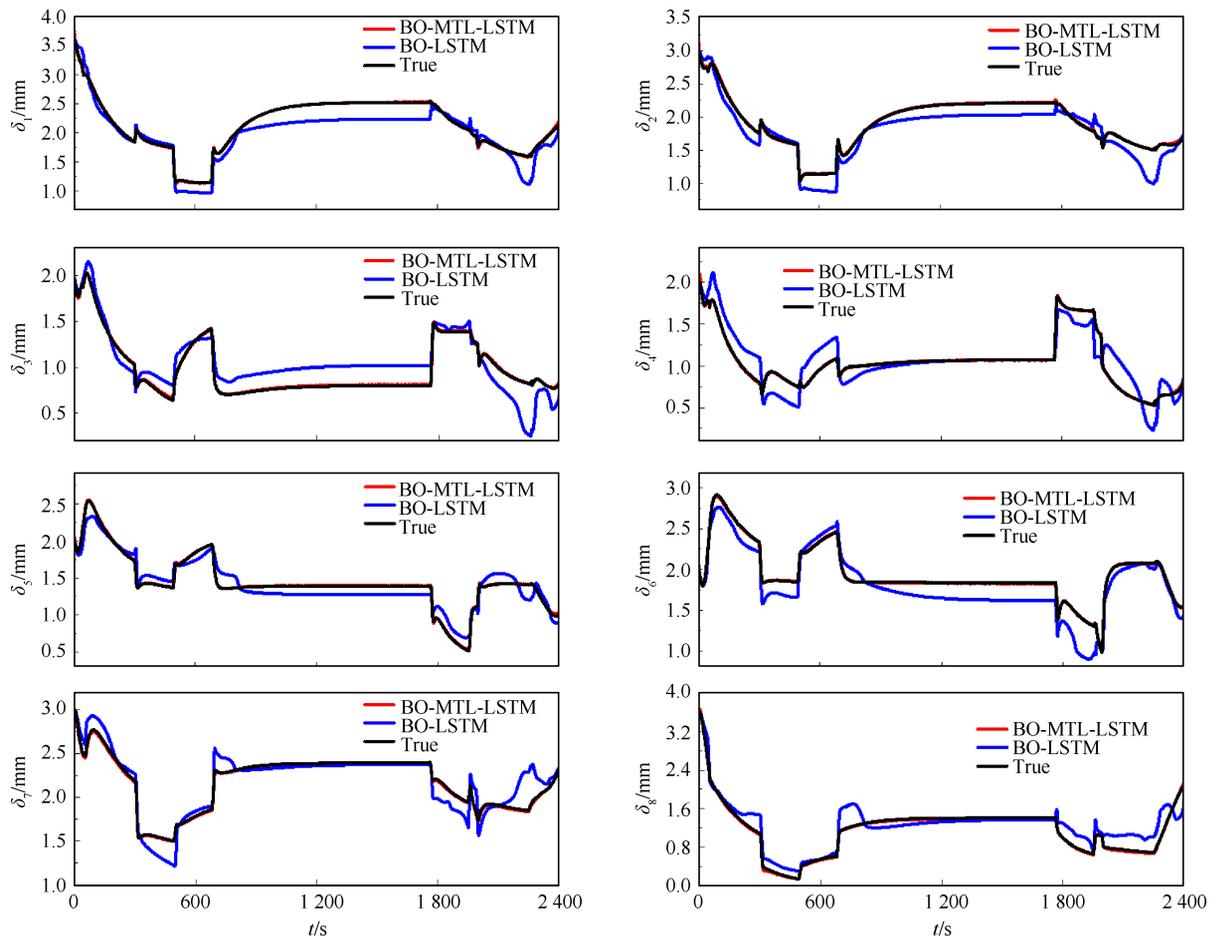


Fig 9 Tip clearance prediction results

外,从图9中看出,相比于BO-LSTM模型,BO-MTL-LSTM模型对其他测点叶尖间隙也具有较好的预测效果。

为了客观评价预测结果,本文使用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)来评估不同间隙预测模型的准确性和有效性,其表达式分别为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (12)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |y_i - \hat{y}_i| \quad (13)$$

式中 y_i 为预测目标, \hat{y}_i 为预测结果, p 为间隙预测次数。

表4给出了两种间隙预测模型的评价指标计算结果, RMSE和MAE取8个叶尖间隙测点评价指标的平均值。BO-MTL-LSTM模型的RMSE和MAE远低于BO-LSTM模型,其值分别比单一LSTM模型的值降低了84.39%和89.21%,也说明BO-MTL-LSTM模型可以提供更加准确的间隙预测结果。

Table 4 Comparison of errors

Model	RMSE	MAE
BO-LSTM	0.155 1	0.122 3
BO-MTL-LSTM	0.024 2	0.013 2

4.3 预测效率对比

首先,本节对两种间隙预测模型的训练效率进行对比,以其损失函数收敛轮数表示,BO-LSTM模型在训练到80轮时损失函数基本稳定,在100轮时训练结束。而BO-MTL-LSTM模型仅需要20轮训练损失函数便可达到基本稳定,在40轮训练后结束。结果表明,BO-MTL-LSTM模型的训练更加高效稳定。

此外,在叶尖间隙预测时间上,将两种间隙预测模型与本文计算所使用的传统有限元方法进行对比,结果如表5所示,传统的有限元计算方法完成一个2400 s的发动机历程的间隙预测约需要41 h,而利用机器学习方法完成一个2400 s的发动机历程的间隙预测只需秒量级的时间,极大地提高了预测的效率。同时,文本所提出的BO-MTL-LSTM模型在间

Table 5 Comparison of prediction time

Model	Train time/s	Prediction time/s
FEM		147 600
BO-LSTM	800	2
BO-MTL-LSTM	560	2

隙模型训练时间上,较BO-LSTM模型缩短了30%,也说明了BO-MTL-LSTM模型有更好的训练效率,缩短模型构建时间。

5 结 论

本文通过研究,得到如下结论:

(1)针对多级涡轮过渡态叶尖间隙预测,本文结合高精度的有限元叶尖间隙数值样本与高效的BO-MTL-LSTM模型,搭建了多级涡轮过渡态叶尖间隙智能预测模型,可实现多级涡轮过渡态叶尖间隙高效、高精度预测。相比于传统叶尖间隙计算方法,BO-MTL-LSTM模型在同等预测精度下,可在秒量级时间内完成一个2400 s的发动机历程叶尖间隙计算,而传统叶尖间隙计算方法则需花费41 h。

(2)针对多级涡轮过渡态叶尖间隙预测受高维度变量影响且存在耦合效应的问题,本文在常规LSTM模型中,引入MTL层用于多个叶尖间隙预测任务之间信息共享,以缓解高维度变量复杂空间耦合作用的影响。相比于单一的LSTM模型,BO-MTL-LSTM模型的RMSE和MAE值分别比单一LSTM模型降低了84.39%和89.21%,且预测效率也提升了30%。

(3)针对MTL-LSTM模型中存在较多超参数的问题,本文引入了BO算法对超参数进行全局自动优化,预测模型在较小收敛轮数便可达到较好的预测效果,大幅度缩短了模型建立的时间。

致 谢:感谢国家科技重大专项的资助。

参考文献

- [1] TALLMAN J, LAKSHMINARAYANA B. Methods of desensitizing tip clearance effects in turbines [C]. Louisiana: Proceedings of ASME Turbo Expo 2001, 2001.
- [2] 张清华. 发动机叶尖间隙技术[J]. 国际航空, 1987(2): 37-38.
ZHANG Q H. Aero-engine tip clearance control technology [J]. International Aviation, 1987(2): 37-38. (in Chinese)
- [3] CFMI. Basic engine: CFM56-7B training manual [M]. Montreaux: CFMI, 2000.
- [4] LIU F Y, MAO J K, HAN C, et al. Study of a cooling feed pipe with a covering plate on a ribbed turbine case [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2019, 141(7): 1-10.
- [5] GARG S. Aircraft engine advanced controls research under NASA aeronautics research mission programs [C]. Salt Lake City: AIAA Propulsion and Energy Forum,

- 2016.
- [6] GARG S. Aero-propulsion control research in support of NASA aeronautics strategic research thrusts [C]. Cincinnati: AIAA Propulsion and Energy Forum, 2018.
- [7] KYPUROS J A, MELCHER K J. A reduced model for prediction of thermal and rotational effects on turbine tip clearance [R]. NASA/TM-2003-212226, 2003.
- [8] KYPUROS J A, MELCHER K J. Toward a fast-response active turbine tip clearance control [R]. NASA/TM-2003-212627, 2003.
- [9] CHAPMAN J W, KRATZ J K, GUO T H, et al. Integrated turbine tip clearance and gas turbine engine simulation [C]. Salt Lake City: AIAA Propulsion and Energy Forum, 2016.
- [10] 王佳美, 薛 莹, 屠秋野, 等. 压气机叶尖间隙对整机过渡态性能的影响 [C]. 杭州: 中国力学大会论文集, 2019.
- [11] 刘兆颖. 考虑发动机性能退化的涡轮叶尖间隙预估方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
LIU Z Y. Research on method of turbine tip clearance prediction considering engine performance degradation [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019. (in Chinese)
- [12] 何 辉, 毛军逵, 刘方圆, 等. 考虑发动机性能退化的涡轮叶尖间隙预估方法研究 [J]. 推进技术, 2020, 41(10): 2283-2291.
HE H, MAO J K, LIU F Y, et al. Method of turbine tip clearance prediction engine performance degradation [J]. Journal of Propulsion Technology, 2020, 41(10): 2283-2291. (in Chinese)
- [13] 郭纳贤. 基于气热固双向耦合的核心机叶尖间隙预估与调控 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2023.
GUO N X. Prediction and regulation of core engine tip clearance based on aero-thermo-structural two-way coupling [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023. (in Chinese)
- [14] BORDO L, BRUZZONE S, PERRONE A, et al. Prediction of clearance in industrial gas turbine validated by field operation data [C]. Copenhagen: Proceedings of ASME Turbo Expo 2012, 2012.
- [15] KUMAR R, KUMAR V, BUTT M, et al. Thermo-mechanical analysis and estimation of turbine blade tip clearance of a small gas turbine engine under transient operating condition [J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 179: 115700.
- [16] FEI C W, BAI G C, CHAO T. Extremum response surface method for casing radial deformation probabilistic analysis [J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2013, 10(1): 47-52.
- [17] SCHMIDT T, GUMMER V, KONLE M. Potential of surrogate modelling in compressor casing design focusing on rapid tip clearance assessments [J]. The Aeronautical Journal, 2021, 125(1291): 1587-1610.
- [18] TOAL D J, KEANE A J, BENITO D, et al. Multi-fidelity multi-disciplinary whole engine thermomechanical design optimization [J]. Journal of Propulsion and Power, 2014, 30(6): 1654-1666.
- [19] 贾丙辉, 张小栋, 侯育军. 涡轮叶尖间隙动态建模的 LS-SVM 方法 [J]. 计算机仿真, 2012, 29(4): 95-100.
JIA B H, ZHANG X D, HOU Y J. Turbine blade tip clearance dynamic modeling using least square support vector machines [J]. Computer Simulation, 2012, 29(4): 95-100. (in Chinese)
- [20] YANG Y, MAO J K, GUO N X, et al. Evaluation of turbine tip clearance with performance degradation using multilayer perceptron [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2023, 145(9): 091007.
- [21] 徐逸钧. 低污染民用航空发动机径向间隙计算程序开发 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
XU Y J. Calculation program development of radial tip clearance in low-pollution civil aero engine [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014. (in Chinese)
- [22] SHAHRIARI B, SWERSKY K, WANG Z, et al. Taking the human out of the loop: a review of Bayesian optimization [J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(1): 148-175.

(编辑:梅 瑛)

Prediction of multi-stage turbine transient tip clearance based on long short-term memory neural network

YANG Chao, MAO Junkui, YANG Yue, WANG Feilong, SHAO Fanning, BI Shuai

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To address the challenges posed by multi-stage turbines toward efficient and high-precision transient tip clearance prediction under complex spatial coupling effects of high-dimensional variables, this paper builds a multi-stage turbine transient tip clearance prediction model based on Bayesian optimization and multi-task learning algorithm with long short-term memory neural network (BO-MTL-LSTM), aiming to achieve efficient and high-precision prediction of transient tip clearance. In the BO-MTL-LSTM model, the efficient long short-term memory (LSTM) neural network learns high-precision transient tip clearance chronological information obtained from the finite element analysis based method. Additionally, multi-task learning (MTL) is incorporated based on the LSTM model to share information among multiple tip clearance prediction tasks, alleviating the complex spatial coupling effects of high-dimensional variables. Simultaneously, the Bayesian optimization (BO) algorithm is applied to automatically optimize the hyperparameters of the neural network model globally, enhancing prediction accuracy and training efficiency. The results demonstrate that compared to the conventional computational model, the BO-MTL-LSTM model efficiently predicts multi-stage turbine transient tip clearance for a complete engine history within a second-scale time frame while maintaining the same prediction accuracy. Furthermore, in comparison to BO-LSTM model, the BO-MTL-LSTM model achieves an 84.39% reduction in root-mean-square error and an 89.21% reduction in average absolute error. The model training time is also shortened by 30%, enabling efficient and accurate prediction of multi-stage tip clearance.

Key words: Multi-stage turbine; Tip clearance prediction; Multi-task learning; Long short-term memory neural network; Bayesian optimization

Received: 2024-03-01; **Revised:** 2024-04-26.

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2403004

Foundation item: National Science and Technology Major Project of China (2017-III-0010-0036).

Corresponding author: MAO Junkui, E-mail: mjke@nuaa.edu.cn