

燃气轮机透平动叶低周疲劳寿命预测的 降阶建模方法

郭怡凡, 高至远, 耿明泽, 王圣博, 姜孝谟, 刘海涛
(大连理工大学 能源与动力工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 针对数值仿真计算量大、难以直接用于在线运维的局限性, 为了满足燃气轮机透平动叶片的在线运维需求, 发展了一种面向低周疲劳寿命预测的降阶建模方法, 以提高寿命预测的效率和准确性。基于一定工况下透平叶片的流-热-固耦合数值仿真多物理场结果, 采用本征正交分解技术, 结合数据驱动的回归拟合方法构建降阶模型, 实现了温度、应力和应变场的快速精准预测。在此基础上, 引入 Manson-Coffin 和 Smith-Watson-Topper 方法, 对叶片的低周疲劳寿命进行高效评估。结果表明: 所构建的降阶模型平均相对误差在温度场为 0.11%, 应力场为 1.01%, 应变场为 0.75%。在预测速度上, 温度场、应力场和应变场分别耗时为 0.005、0.03 s 和 0.31 s。低周疲劳寿命预测的平均相对误差小于 3.5%, 为燃气轮机透平动叶片的在线运维监测和寿命评估提供重要的理论和方法支撑。

关 键 词: 燃气轮机动叶片; 本征正交分解; 数据驱动; 低周疲劳; 寿命预测
中图分类号: V232.4 **文献标志码:** A

Reduced-order modeling method for low-cycle fatigue life prediction of gas turbine rotor blades

Guo Yifan, Gao Zhiyuan, Geng Mingze, Wang Shengbo,
Jiang Xiaomo, Liu Haitao

(School of Energy and Power Engineering, Dalian University of Technology,
Dalian Liaoning 116024, China)

Abstract: Multi-physics numerical simulations of gas turbine rotor blades are computationally intensive, making it difficult to be directly applied for online condition monitoring and life prediction. In order to address this challenge, a reduced-order modeling method for multi-physics-based low-cycle fatigue life prediction of gas turbine rotor blades was developed, aiming to improve both computational efficiency and prediction accuracy. Based on the multi-physics results of fluid-thermal-solid coupled numerical simulations of turbine blades under representative operating conditions, a reduced-order model was constructed using proper orthogonal decomposition combined with data-driven regression techniques, enabling rapid and accurate prediction of temperature, stress, and strain fields. On this basis, the Manson-Coffin and Smith-Watson-Topper methods were employed for efficient evaluation of the blade's low-cycle fatigue life. Results showed that the average relative error of the constructed reduced-order model was

收稿日期: 2025-10-01

基金项目: “先进重型燃机数物融合可靠性模型研究”项目(J040); 沈阳市和大连市科技局项目(ZX20221153, 2022RG10);

国家自然科学基金面上项目(52375231)

作者简介: 郭怡凡(1998—), 男, 博士生, 主要从事基于数据驱动或物理驱动的燃气轮机叶片寿命预测研究。E-mail: gggxccb@163.com

通信作者: 姜孝谟(1973—), 男, 教授, 博士, 主要从事旋转机械人工智能智慧运维及数字孪生研究。E-mail: xiaomojiang2019@dlut.edu.cn

引用格式: 郭怡凡, 高至远, 耿明泽, 等. 燃气轮机透平动叶低周疲劳寿命预测的降阶建模方法[J]. 航空动力学报, 2026, 41(11): 20250453. Guo Yifan, Gao Zhiyuan, Geng Mingze, et al. Reduced-order modeling method for low-cycle fatigue life prediction of gas turbine rotor blades[J]. Journal of Aerospace Power, 2026, 41(11): 20250453.

0.11% for the temperature field, 1.01% for the stress field, and 0.75% for the strain field. The prediction speed was only 0.005 s for the temperature field, 0.03 s for the stress field, and 0.31 s for the strain field. The average relative error of the low-cycle fatigue life prediction was less than 3.5%, providing important theoretical and methodological support for online condition monitoring and life assessment of gas turbine rotor blades.

Keywords: gas turbine rotor blades; proper orthogonal decomposition; data driven; low-cycle fatigue; life prediction

燃气轮机作为现代先进能源动力装备,广泛应用于发电、石化和船舶动力系统中。其中热端部件,尤其是透平叶片,承受高速和高温等循环载荷,其使用寿命常常决定整个机组的可用寿命^[1]。随着燃气轮机循环热效率和比功率不断提升,承受热-机械循环载荷的透平叶片易发生低周疲劳(low cycle fatigue, LCF)损伤^[2-4],对传统定期维护策略构成了极大挑战^[5]。

目前针对燃机叶片的 LCF 寿命预测评估方法主要依赖高保真数值模拟,结合 LCF 机理,在一定工况下对多场耦合结果进行应力-应变分析,从而估算 LCF 寿命。然而,该类方法计算成本高、周期长,难以满足智能运维对快速计算与实时预测的要求。即便在简化为单向耦合的流-热-固分析中,仿真过程依然极为耗时且消耗大量计算资源。因此,为了实现对叶片寿命状态的快速评估并优化维护策略,亟需开发一种轻量化方法可用于叶片 LCF 实时寿命计算。为了解决上述问题,本研究基于燃气轮机透平动叶片在多工况下的流热固耦合仿真结果,发展了一种基于本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)的高效多物理场降阶方法。该方法显著降低了计算成本与时间开销,从而实现透平叶片 LCF 寿命的快速预测与在线评估。

在燃气轮机服役过程中,透平叶片持续处于高温、高压及高速旋转等多重载荷耦合循环作用下,易引发 LCF 损伤并导致寿命衰减。透平叶片 LCF 评估方法主要依赖于疲劳实验与高保真数值仿真的结合。近年来,国内外学者基于数值模拟提出多种 LCF 寿命预测方法,如段红燕等^[6]修正了 Morrow 公式中的疲劳强度系数和指数参数,建立了透平叶片 LCF 寿命预测模型,基于 ANSYS 进行热力耦合计算得到应力应变结果,进行 LCF 寿命预测。穆丽娟^[7]建立了透平叶片高保真的单流道流-热-固耦合仿真模型,构建基于临界面法的 LCF 寿命预测模型。Guo 等^[8]提出一种

损伤耦合弹塑性本构模型,结合流-热-固耦合仿真,进行透平叶片的 LCF 寿命评估。Vo 等^[9]开展了基于流-热-固耦合方法获取应力、应变以及疲劳裂纹形成位置的研究,结合应变寿命法和 Morrow 模型,预测高/低周载荷下的疲劳寿命。

POD 方法在流体动力学问题的建模与降阶分析中被广泛应用^[10-12],尤其在提取主导模态、压缩高维场数据以及构建快速代理模型方面具有显著优势。近年来,在处理 POD 模态系数与多变量工况参数之间的非线性映射关系时,研究者普遍通过插值或回归拟合方法来构建基于数据驱动的 POD 降阶模型,从而实现对目标物理量的快速预测。例如,可钊等^[13]对复杂薄壁结构的刚度阵、质量阵和阻尼阵进行 POD 降阶,结合 Kriging 构建代理模型进行快速频响分析。孙傲等^[14]在主导 POD 时间模态中提取傅里叶模态进行时间缩减,建立超声速尾喷焰湍流的时空降阶模型。

随着数据驱动建模的发展,POD 方法逐渐与机器学习方法相结合。Rao^[15]基于压缩感知原理,利用 POD 与径向基函数(RBF)构建参数降阶模型,通过少量参数逆向估计模型热导率等系数,以用于设计或校准模型参数。Du 等^[16]提出了一种将长短期记忆网络(LSTM)和 POD 相结合的流场风压预测方法,利用有限的压力测点数据预测结构周围任意周向位置的壓力。Luo 等^[17]结合 POD 和多层感知机(MLP),设计了一个基于降阶建模的尾流估计框架,建立了传感器测量值和 POD 系数之间的非线性映射,实现稀疏传感器条件下的流场重构。

文献检索尚未发现有 POD 方法用于燃机叶片基于多物理场的 LCF 寿命预测评估。本研究通过流-热-固耦合仿真获取叶片的多物理场信息,发展了一种适用于燃气轮机叶片 LCF 寿命预测的降阶建模方法。该方法基于 POD 对温度、应力和应变场进行降维建模,利用数据驱动方法对模态系数进行回归预测,并结合 Manson-Coffin

与 Smith-Watson-Topper(SWT) 模型实现 LCF 寿命估算。为验证建模效果, 本文对比了多重拟合法、克里金法(Kriging)、径向基函数(RBF)、反向传播神经网络(BP)和极限学习机(ELM)等典型机器学习回归方法在模态系数预测中的性能表现, 评估其在寿命预测中的适用性与准确性。该方法在保证精度的同时显著降低计算开销, 实现对燃气轮机关键部件 LCF 寿命的快速预测, 为在线状态监测与智能运维提供有效的方法支持。

1 叶片多物理场仿真

本研究建立了透平动叶片的流-热-固耦合数值仿真模型, 用于获取多工况下的温度、应力与应变场分布, 以获取降阶训练及验证数据。叶片材料为 GH4169, 工质属性考虑随温度变化的热物性参数, 采用线弹性本构, 材料参数参考中国航空材料手册^[18]。在 ANSYS Workbench 平台下首先进行流热耦合仿真, 获取叶片的流场和温度场。随后以此为边界条件, 开展热结构有限元分析, 提取动叶片于一定工况下温度、应力和应变场信息, 用于构建后续的降阶所需多物理场数据集。鉴于燃气轮机叶片在工作过程中不允许出现较大形变, 因此本文采用单向耦合方法进行模拟, 以提高建模效率及数值稳定性^[19]。

计算域如图 1 所示, 燃气主流流体域为了避免回流, 保证数值稳定性, 进行了相应的延长。叶片下方为冷却气入口。

动叶片的内部冷却结构复杂, 涉及冷却肋条和腔体, 流固计算域的网格数量较大, 不利于局部加密。为此, 计算网格采用非结构化网格划分, 将流固耦合计算域分为 6 个部分, 包括主流气体、叶片固体、前冷却腔流体、后冷却腔流体区和叶尖混合流体区及冷气入口区域。在主流气体区域,

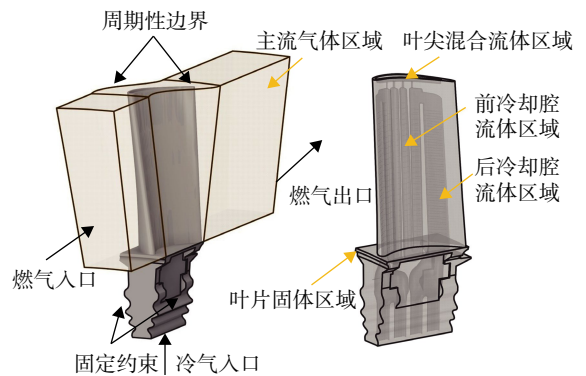


图 1 计算域示意图
Fig. 1 Schematic diagram of the computational domain

对叶片外表面实施局部加密, 并构建边界层网格, 增强近壁面流动与换热的模拟精度。在内部冷却腔体区域, 为了能够更精准地捕捉到流动与温度的梯度变化, 同样布置了边界层网格并局部加密。为保证流固耦合交界面物理量数据传递的准确, 对交界面网格进行了共节点处理。额定工况边界条件燃气入口平均总温为 1 262 K, 径向温度分布如图 2 所示, 总压为 0.54 MPa, 燃气出口静压为 0.3 MPa, 气流进气角为 21°, 冷气垂直其入口平面进气, 总压为 1.58 MPa, 转速为 9 600 r/min, 湍流模型为 $k-\omega$ SST(shear stress transport)模型。

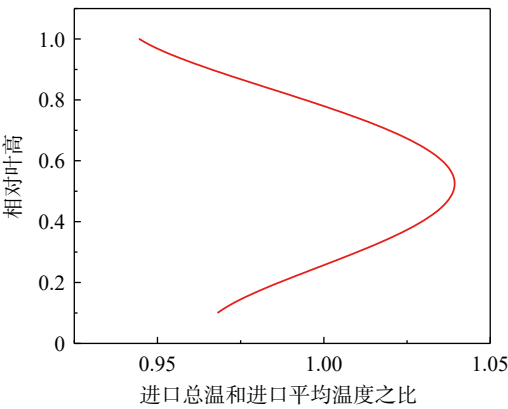


图 2 主流进口径向温度分布
Fig. 2 Mainstream inlet radial temperature distribution

综合考虑平衡精度和求解时间, 在额定工况下进行网格无关性分析, 如表 1 所示。随着网格加密, 进出口压比和叶片温度差变化趋于稳定, 当网格由例 3 加密至例 4 时, 两者变化小于 0.05%。因此最终选择计算模型的总网格约为 677 万, 网格划分如图 3 所示。

叶片有限元网格采用四面体非结构化单元划分, 如图 4 所示, 网格节点数为 31.22 万。

在实际服役过程中, 燃气轮机动叶片承受高速旋转引起的离心载荷、热梯度导致的热载荷及一定程度气动载荷, 考虑到气动载荷相较于离心

表 1 网格无关性分析
Table 1 Analysis of mesh independence

序号	网格数量/10 ⁴	进出口压比	叶片温度差值/K
例 1	386	0.668 1	383
例 2	428	0.668 7	371
例 3	677	0.667 6	369
例 4	900	0.667 6	369
例 5	1 088	0.667 5	370
例 6	1 440	0.667 8	368

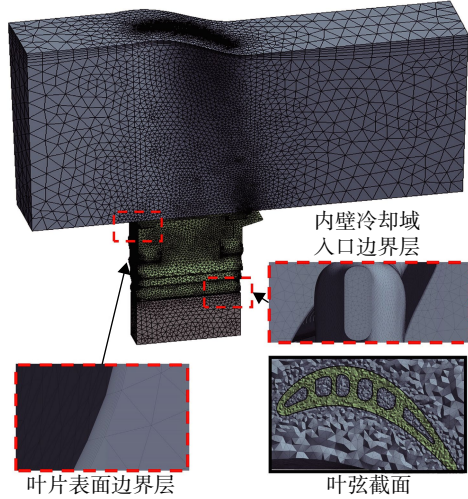


图 3 网格划分示意图

Fig. 3 Schematic diagram of mesh division

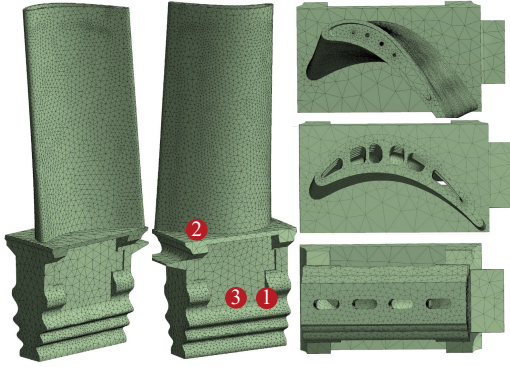


图 4 有限元网格划分

Fig. 4 Finite element meshing

力和热载荷的影响较小,因此边界条件设置时予以忽略,以简化求解过程。

2 基于多物理场降阶的 LCF 寿命预测方法

2.1 本征正交分解

基于不同工况下的数值仿真结果构建快照集合,利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)进行 POD 降阶。在给定的工况条件下,得到的快照集合记为 $\{K_i^l\}_{1 \leq i \leq M, l \leq L}$, M 为空间离散节点总数, L 为快照数量,构成 $M \times L$ 训练集快照矩阵 B_K 。

$$B_K = \begin{bmatrix} K_1^1 & K_1^2 & \dots & K_1^L \\ K_2^1 & K_2^2 & \dots & K_2^L \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ K_M^1 & K_M^2 & \dots & K_M^L \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{M \times L} \quad (1)$$

式中 K_i^l 表示第 l 个快照在第 i 个网格节点处的物理变量值,可表示为温度、应力和应变等物理场变量。POD 方法的核心在于从快照矩阵中提

取一组最优的正交基函数 $\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^\infty$,令 $\Phi = [\varphi_1, \dots, \varphi_n]$ 为基矩阵并且建立投影映射,使得原系统在正交基上降维系统的投影误差 E 最小,误差表达式如下:

$$E = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (\|K_l - \Phi \Phi^T K_l\|) \quad (2)$$

该问题的实质为通过寻找合适的正交基函数 $\{\varphi_i(x)\}$,使投影误差最小,即满足最大值:

$$\max_{\varphi \in L_{\text{Leb}}^2(\Omega)} (\langle K_l, \varphi \rangle^2 / \|\varphi\|^2) \quad (3)$$

其中 φ 表示物理场在空间 Ω 中的模态分布, $L_{\text{Leb}}^2(\Omega)$ 为在空间 Ω 中的平方可积函数空间。同时要满足正交归一条件:

$$\langle \varphi_i(x), \varphi_j(x) \rangle_{L^2} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

其中 $i, j = 1, 2, \dots, L$ 。

为实现上述目标,对快照矩阵 B_K 进行基于 SVD 的 POD 分解,得到空间模态 U , 奇异值 S , 模态重构权重 V 表达式如下:

$$[U, S, V] = f_{\text{SVD}}(B_K) \quad (5)$$

模态的能量可以通过奇异值计算得到:

$$D_i = S_i^2 \quad (6)$$

模态系数则表示为如下:

$$A_L = U^T \cdot B_K = S \cdot V^T \quad (7)$$

SVD 可以自动对模态进行排序,能有效保留主要能量贡献的模态,将含有较低能量(特征值较小)的模态截断,实现高效降维,并利用式(8)对含有较高能量的模态进行重构。

$$u(x, \mu) \approx \sum_{i=1}^n [a_i(\mu) \varphi_i(x)] \quad (8)$$

式中 μ 为工况参数, u 为重构的物理场, $a_i(\mu)$ 为第 i 个模态系数, $\varphi_i(x)$ 为第 i 个基函数, n 为截断后保留的模态数。

2.2 回归拟合方法

在完成 POD 分解后,可得到反映物理场主要特征的正交基函数与对应模态系数。为在未知工况下快速预测模态系数并实现物理场重构,本研究将工况参数(透平动叶片进口温度和转速)作为输入,模态系数作为输出,建立工况与模态系数之间的回归映射关系。为全面评估不同回归建

模方法的适用性, 对比 8 种回归模型用于建立工况参数与模态系数之间的映射关系, 包括克里金法(Kriging)、多变量多项式拟合法(multivariate polynomial fitting, MF)、径向基(radial basis function, RBF)、反向传播神经网络(back propagation, BP)、极限学习机(extreme learning machine, ELM)、多层感知机(multilayer perceptron, MLP)、随机森林(random forest, RF)和支持向量回归(support vector regression, SVR)^[20-27]。

建模过程中, 首先将训练集工况参数作为模型输入, 样本空间的模态系数作为输出, 完成回归模型的训练。测试阶段将测试集的未知工况参数输入训练完成的模型, 得到预测的模态系数, 进而重构测试样本的物理场分布, 实现对未知工况物理场快速预测。

2.3 LCF 寿命预测

LCF 广泛存在于燃气轮机叶片、核反应堆部件等承受热-机械循环载荷的高温关键结构中。为描述材料在大应变、小循环次数条件下的疲劳行为, Coffin 和 Manson 创立了 Manson-Coffin 模型, 成为 LCF 预测的经典方法之一^[28]。Smith、Watson 与 Topper 提出考虑主应变和应力影响的 SWT(Smith-Watson-Topper)模型, 进一步提升了在非对称载荷和应力集中区域的寿命预测精度^[29]。本文将采用 Manson-Coffin 和 SWT 分别进行 LCF 寿命预测比较。模型参数通常由 LCF 寿命实验后获取, 根据温度、应力和应变场结果以预测叶片的 LCF 寿命。Manson-Coffin 表达式为

$$\varepsilon_a = \frac{\Delta \varepsilon}{2} = \frac{\sigma'_f}{E} (2N_f)^b + \varepsilon'_f (2N_f)^c \quad (9)$$

式中 ε_a 为应变幅, ε'_f 为疲劳延性系数, σ'_f 为疲劳强度系数(MPa), 上标 b 为疲劳强度指数, 上标 c 为疲劳延性指数, E 为材料弹性模量(MPa), N_f 表示疲劳寿命循环次数。

SWT 表达式为

$$\sigma_{\max} \cdot \varepsilon_a = \sigma'_f{}^2 \cdot \frac{1}{E} (2N_f)^{2b} + \sigma'_f \varepsilon'_f (2N_f)^{b+c} \quad (10)$$

式中 $\sigma_{\max}$ 为循环过程中的最大等效应力(MPa)。

2.4 评价指标

为定量评估降阶模型在物理场预测中的精度, 引入平均相对误差和最大点相对误差两项评价指标。前者反映了模型在全局物理场中的整体预测精度, 能够有效衡量模型整体可靠性; 后者则关注物理场极大值点的预测偏差, 适用于评估模型在

高应力集中区域的预测能力。因考虑到实际工程应用中, 局部极大值对流体机械结构完整性与安全性具有重要影响。两项指标的具体定义如下:

$$\varepsilon_{\text{ave}} = \frac{\sum |y_{\text{pre}} - y_{\text{sim}}|}{\sum y_{\text{sim}}} \quad (11)$$

$$\varepsilon_{\text{max}} = \frac{|y_{\text{pre,max}} - y_{\text{sim,max}}|}{y_{\text{sim,max}}} \quad (12)$$

其中 y_{pre} 为预测值, y_{sim} 为仿真值, ε_{ave} 为平均相对误差, ε_{max} 为最大点相对误差。

2.5 方法框架

图 5 显示了基于多物理 POD 降阶的 LCF 寿命预测方法流程, 主要由 6 个部分组成。

1) 流热固耦合仿真及快照样本提取

基于燃气轮机透平动叶片的数值仿真模型, 开展多工况仿真计算, 提取网格节点空间坐标及对应的温度、应力和应变等多物理场结果作为仿真快照样本, 作为后续降阶建模的数据基础。

2) 快照样本分组

为保证模型训练与验证的有效性, 将快照样本划分为训练集和测试集。训练集用于建立回归模型并确定 POD 基函数, 测试集则用于对比预测结果与仿真真值, 从而评价模型的泛化能力与预测精度。

3) POD 降阶

对训练集通过 SVD 方法进行 POD 分解。提取主要模态, 确定正交基函数向量。通过能量占比排序确定保留的模态阶数, 实现叶片多物理场信息的有效压缩与低维表示。

4) 回归拟合

以叶片入口温度和转速作为输入参数, POD 模态系数作为输出, 利用训练集数据分别训练 8 个数据驱动的回归方法, 建立输入与 POD 模态系数之间的非线性映射关系, 得到快速预测模型。模型预测输出结果为对应模态系数。

5) 多物理场重构

基于回归模型预测得到的 POD 模态系数, 与 POD 分解确定的基函数矩阵相乘, 实现多物理场的快速重构。通过该方法能够在不依赖高成本数值仿真的情况下, 重构叶片在不同工况下的温度场、应力场和应变场分布。

6) LCF 寿命预测

在获得重构的多物理场结果后, 确定危险点并提取其温度、应力和应变幅值作为输入, 结合

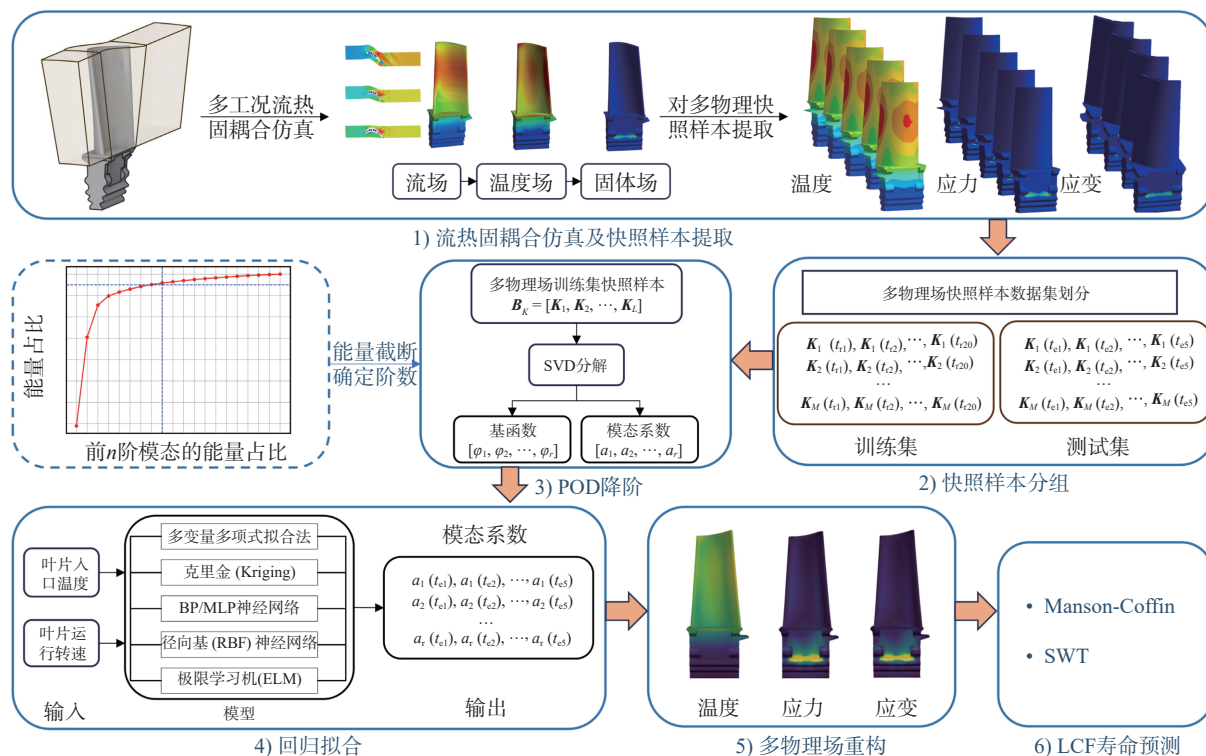


图 5 燃机透平动叶片基于多物理场降阶的 LCF 寿命预测方法流程

Fig. 5 Flowchart for multi-physics reduced-order-based LCF life prediction for gas turbine blades

Manson-Coffin 与 SWT 模型进行 LCF 寿命预测。实现透平叶片基于多物理场的 LCF 寿命高效评估,为在线条件监测和智能运维提供可靠的方法支撑。

3 结果与分析

3.1 多场快照样本提取及分组

燃气轮机在运行过程中存在额定工况,还伴随加载与停机变化工况。本文在额定工况参数范围内对参数空间采样,生成 25 组不同工况下的样本数据,样本分布如图 6 所示。

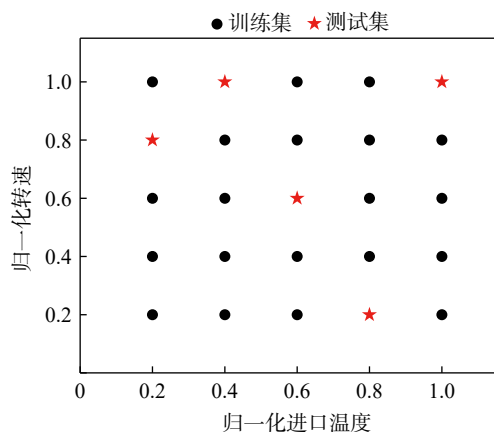


图 6 样本空间中训练集和测试集的分布

Fig. 6 Distribution of training and testing samples in the sample space

为便于模型训练与验证,从中随机抽取 5 组作为测试集,其余作为训练集,构成用于 POD 降阶建模与验证的样本集。红色样本为测试集,从左到右依次为 case 1~case 5,其余 20 个样本作为训练集。

3.2 温度场验证分析

文中第 3.1 节划分的训练集温度场样本经 POD 降阶后,模态特征值及占比如图 7 所示。模态特征值随阶数增加呈指数下降。其中,前 8 阶模态已累计贡献超过 99.9% 的能量,说明温度场的主要特征可被前 8 阶模态充分描述,后续高阶

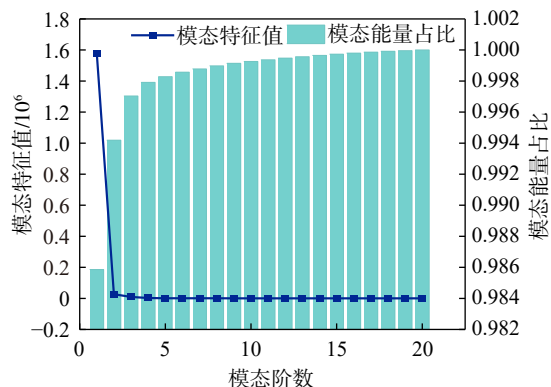


图 7 模态能量及占比

Fig. 7 Modal energy and proportion

模态能量占比可忽略。能量截断后保留前 8 阶模态, 即原始 31 万维数据降维至 8 维。

为分析各阶模态贡献, 图 8 为前 4 阶归一化模态重构结果, 1 阶模态分布与仿真温度场结果分布相似, 反映其捕捉温度场的全局特性。2~4 阶模态体现了局部细节特征, 对细节进行补充。

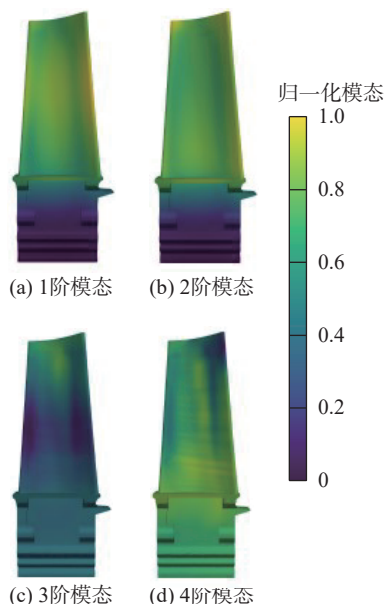


图 8 温度场分布的前 4 阶模态

Fig. 8 The first four modes of temperature field distribution

测试集 case 5 对应于满载工况, 即叶片在额定工况下的运行状态。在此工况下, 叶片承受的温度与离心载荷均达到最大, 因而更接近实际服役中可能导致损伤的极端情况。对该工况进行分析, 更具代表性。基于 8 个机器学习模型对模态系数进行回归预测, 如图 9 所示, MF 和 Kriging 预测效果最佳, 前 4 阶模态预测值与真实值接近, 在小样本下仍能保持较强拟合能力。图 10 展示了 5 个测试算例的温度场预测误差, 在最大值相对误差和平均相对误差两方面, MF 和 Kriging 误差始终较低且波动小, 其余方法受样本量限制, 误差和波动均较大。总体而言, 模态预测精度和物理场重构误差呈正相关关系, 模态预测越精确, 场重构误差越低。由表 2 可知, 所有模型的平均相对误差 ε_{ave} 均小于 5.5%, 其中 MF 和 Kriging 效果较好, ε_{ave} 小于 0.12%。温度最大点相对误差 ε_{max} 均小于 6.7%, MF 和 Kriging 的 ε_{max} 小于 0.04%。流热仿真耗时 70 min, 各模型预测时间远低于直接仿真, MF 模型的预测时间效率最高, 是有限元仿真的 8.4×10^5 倍, Kriging 模型是有限元仿真的 $7.0 \times$

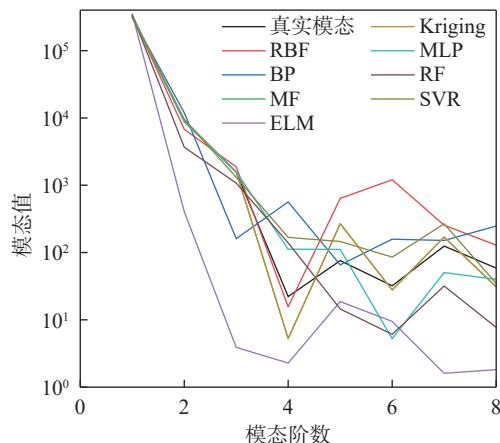
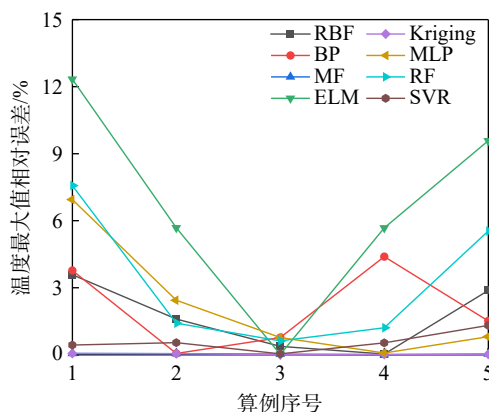
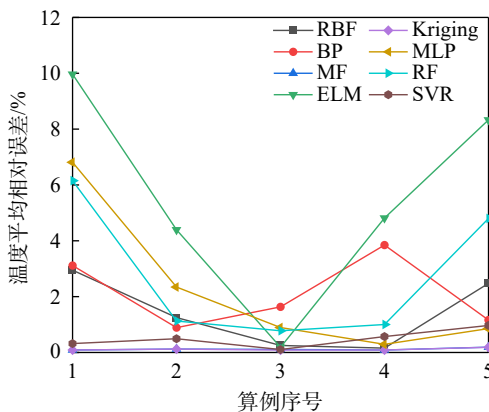


图 9 测试算例 5 温度场模态预测结果

Fig. 9 Test case 5 temperature field modal prediction results



(a) 温度最大值相对误差对比



(b) 温度平均相对误差对比

图 10 温度场相对误差对比

Fig. 10 Comparison of relative errors in temperature fields

10^4 倍。

对测试算例 case 5 的可视化对比如图 11 所示, 由图 11(a) 所示的仿真温度场分布可知, 叶片温度从榫头至叶尖温度逐渐上升, 最高可达 1101 K。图 11(b) 给出了 POD-Kriging 预测温度场, 其和仿真温度场在整体形貌上高度一致。通过预测误差图, 如图 11(c) 所示, 绝大部分节点预测误差较小,

表 2 温度场中不同回归方法的计算时间与误差

指标	RBF	BP	MF	ELM	Kriging	MLP	RF	SVR	有限元
计算时间/s	0.18	0.02	0.005	0.020	0.060	0.020	0.020	0.080	4 200
计算效率/ 10^4	2.3	21	84	21	7.0	21	21	53	
最大值平均相对误差/%	1.695	2.103	0.037	6.658	0.032	2.211	3.271	0.574	
平均相对误差/%	1.416	2.129	0.119	5.539	0.114	2.239	2.771	0.491	

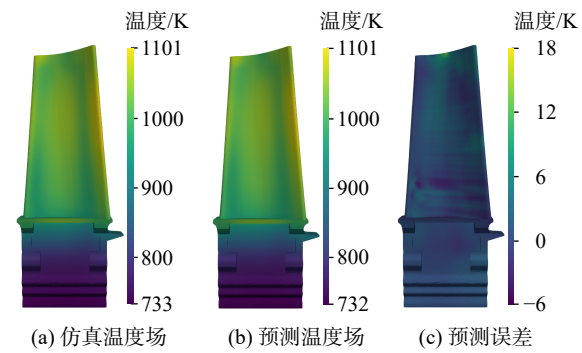


图 11 测试算例 5 温度场
Fig. 11 Test case 5 temperature field

最大误差主要集中在叶尖中部。综合精度与效率, 温度场预测优先采用 MF 或 Kriging。

3.3 应力场验证分析

根据图 12 所示, 模态能量占比累计至第 17 阶时超过 99.9%。据此于 17 阶截断, 将原约 31 万维应力场数据压缩至 17 维数据用于回归与重构。图 13 对比了 case 5 中各模型模态系数预测情况。真实系数随阶数增加呈近指数降低, 1~4 阶能量占比较大, 8 种模型中 MF 和 Kriging 在前 4 阶与真实曲线基本重合。预测应力场的相对误差, 如图 14 所示, 各模型的平均相对误差中, 受应力响应强非线性与局部梯度影响, 其误差整体显著高于温度场, 最小值为 1.007%; 应力最大值相对误差方面, MF 与 Kriging 均不超过 0.08%。

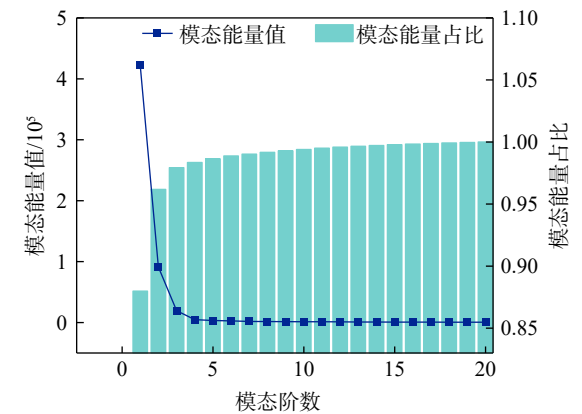


图 12 应力模态能量和占比
Fig. 12 Modal energy and proportion of stress

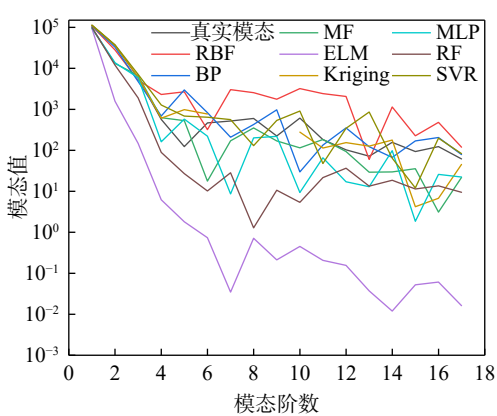
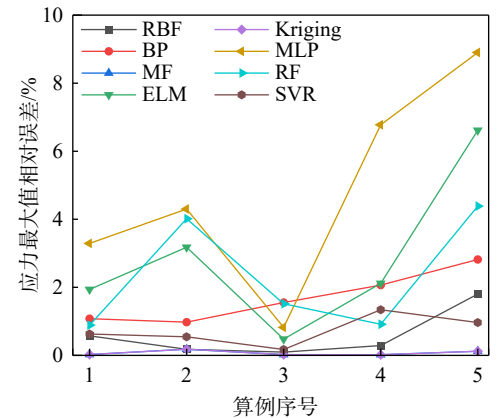
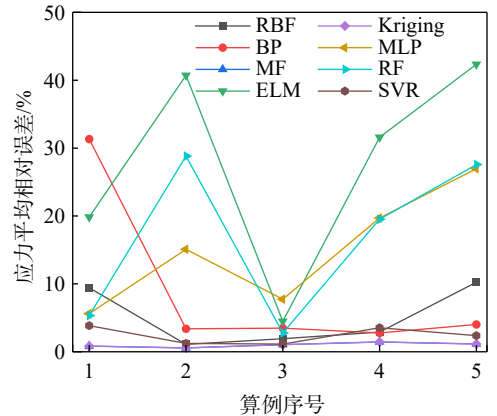


图 13 测试算例 5 应力场模态预测结果
Fig. 13 Test case 5 stress field modal prediction results



(a) 应力最大值相对误差对比



(b) 应力平均相对误差对比

图 14 应力场相对误差对比
Fig. 14 Comparison of relative errors in stress fields

为评估降阶模型在预测应力场的计算效率, 本文进一步分析模型预测重构应力场的时间消耗与仿真耗时对比, 效率对比结果见表 3 可知, 仿真应力计算耗时约为 11 min, 而 MF 模型预测耗时

0.03 s, 预测时间效率达到了有限元仿真的 2.2×10^4 倍, Kriging 模型预测耗时 0.04 s, 计算效率为 1.7×10^4 倍。由此可见, 所提降阶模型大幅度降低计算成本, 并且显著提升了物理场预测效率。

表 3 应力场中不同降阶方法的计算时间与误差

Table 3 Computational time and error of different regression methods in stress field

指标	RBF	BP	MF	ELM	Kriging	MLP	RF	SVR	有限元
计算时间/s	0.45	0.12	0.03	0.03	0.04	0.27	0.39	0.05	6 600
计算效率/ 10^3	1.5	5.5	22	22	17	24	17	13	
最大值平均相对误差/%	0.587	1.698	0.074	2.866	0.074	4.820	2.345	0.730	
平均误差/%	5.118	8.995	1.007	27.799	1.007	15.027	16.807	2.424	

对测试算例 case 5 的仿真应力场、预测应力场与误差分布进行可视化, 如图 15 所示, 预测应力场与仿真结果具有较高一致性。综合精度与效率, 在应力场快速预测中优先采用 MF、Kriging。

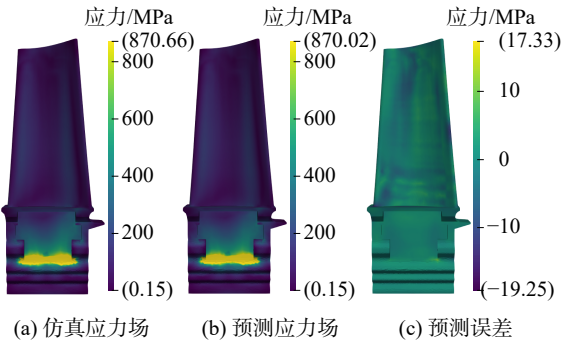


图 15 测试算例 5 应力场
Fig. 15 Test case 5 stress field

3.4 应变场验证分析

根据图 16 所示, 应变场累计模态能量占比在第 17 阶超过 99.9%, 前 4 阶模态承载大部分能量。以 case 5 为例, 图 17 中 Kriging 模态预测结果与

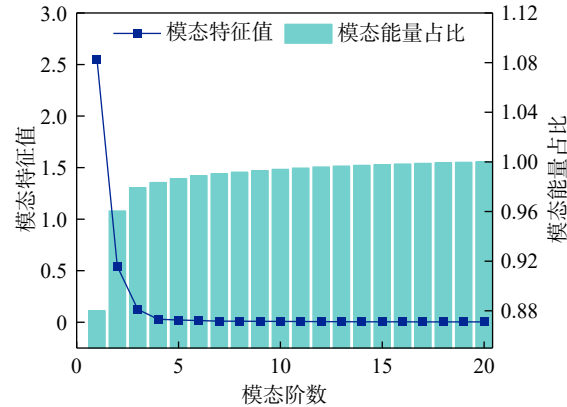


图 16 应变模态能量和占比
Fig. 16 Modal energy and proportion of strain

真实模态最接近。各模型两种应变预测误差如图 18 所示, Kriging 优于其他方法, 平均相对误差为 0.752%。由表 4 可知, 8 种模型在预测效率方面较仿真均有较大提升。对 case 5 的应变场进行可视化, 如图 19 所示, 预测场和仿真结果形貌一致, 误差较小。应变场预测优先采用 Kriging 模型。

在温度场、应力场与应变场的多组预测结果中, Kriging、MF、SVR 和 BP 的平均误差相对最小, 因此选取这 4 种方法作为代表进行对比分析。

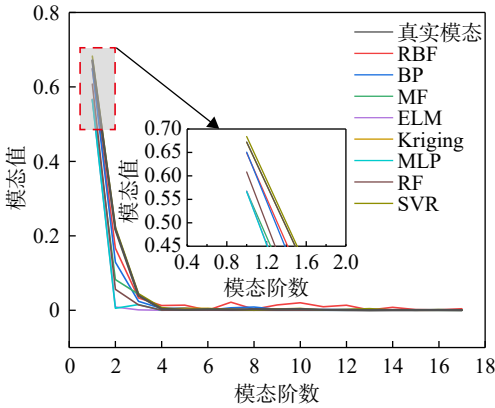
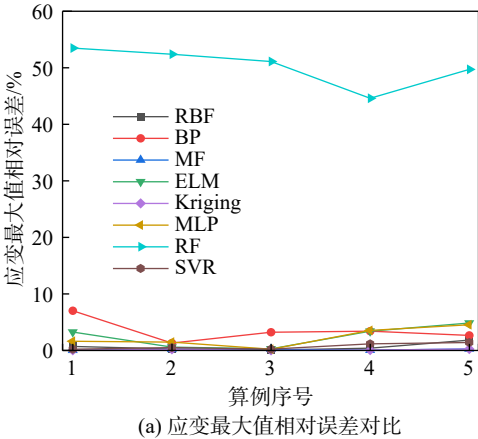
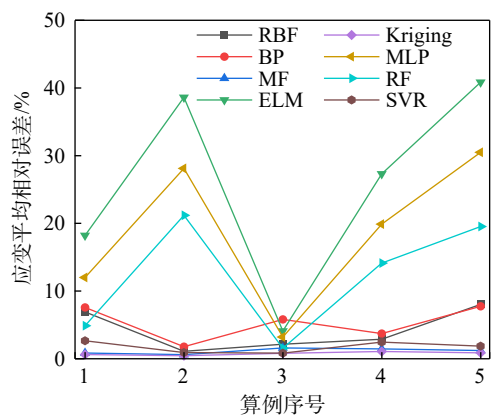


图 17 测试算例 5 应变场模态预测结果
Fig. 17 Test case 5 strain field modal prediction results





(b) 应变平均相对误差对比

图 18 应变场相对误差对比

Fig. 18 Comparison of relative errors in strain fields

表 4 应变场中不同降阶方法的计算时间与误差

指标	RBF	BP	MF	ELM	Kriging	MLP	RF	SVR	有限元
计算时间/s	0.69	0.12	0.16	0.03	0.31	0.49	0.37	0.04	6 600
计算效率/ 10^3	0.96	5.5	4.10	22.00	2.10	1.30	1.80	17.00	
最大值平均相对误差/%	0.642	3.509	0.137	2.463	0.097	2.267	50.258	0.694	
平均误差/%	4.207	5.314	1.132	25.811	0.752	18.734	12.445	1.733	

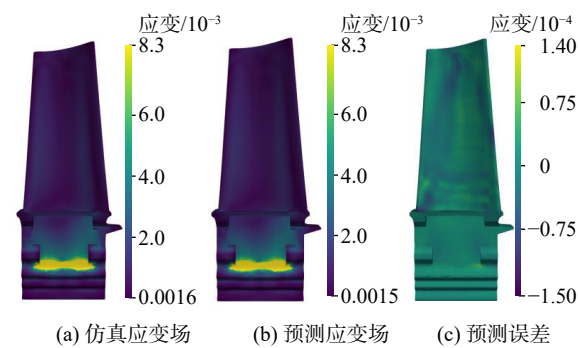


图 19 测试算例 5 应变场

Fig. 19 Test case 5 strain field

采用 K 折交叉验证对各模型进行评估,以减小小样本划分带来的偶然性影响,并通过误差均值与误差棒对比分析模型在不同划分下的稳定性。较小的误差棒意味着模型在多次训练-测试划分下表现更稳定。图 21 展示了 4 种方法在交叉验证下的平均相对误差对比。Kriging 与 MF 在误差均值和稳定性方面均优于其他方法;SVR 次之,表现出一定的波动;而 BP 模型的平均误差最高,且波动范围最大,说明其对样本划分较为敏感,泛化能力不足。这一结果进一步证明了 POD-Kriging 与 POD-MF 在小样本条件下的优势。

本文所有数值模拟与计算均在一台工作站

图 20 展示了在不同训练样本数量下 4 种模型的平均相对误差对比情况。随着样本数量的增加,整体误差均呈下降趋势。其中, MF 与 Kriging 方法在小样本区间(训练样本数小于 8)仍保持较低误差,表现出较强的稳健性;SVR 随样本数增加逐渐收敛;而 BP 模型误差波动明显,对训练集样本数较为敏感。这一结果表明,基于 POD 降阶的 Kriging 与 MF 方法在小样本条件下相比 SVR 与 BP 这类机器学习模型更具优势,不仅能够保持较高的预测精度,而且在误差波动上更稳定。综上, POD-Kriging 与 POD-MF 在小样本数据条件下展现出较高的预测精度和稳定性,相比其他方法更符合轻量化寿命预测的需求。

上完成,配置为 Intel Xeon Platinum 8173M CPU (2.0 GHz, 28 cores)、128 GB 内存,操作系统为 Windows 10,主要软件环境为 ANSYS Workbench、Matlab 和 Python 3.9。

3.5 LCF 寿命快速预测

基于材料手册^[18]中提供的 GH4169 材料参数,结合降阶重构得到的温度、应力和应变结果,应用 Manson-Coffin 和 SWT 疲劳寿命预测模型,评

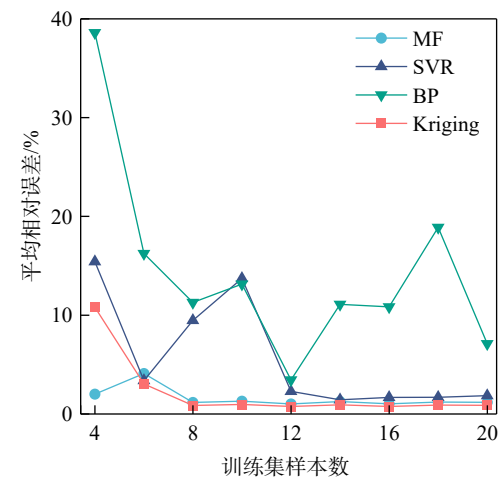


图 20 不同训练样本数下平均相对误差对比

Fig. 20 Average relative error under different training sample sizes

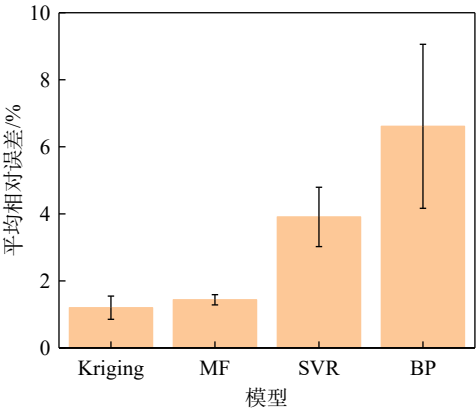


图 21 4 种模型在交叉验证下的平均相对误差对比
Fig. 21 Comparison of average relative errors of four models under cross-validation

估叶片 LCF 寿命,以验证基于多物理场降阶 LCF 寿命预测的有效性。考虑到 LCF 模型参数通常源于实验,其适用范围在工程实际中通常存在一定偏差,部分节点可能超出参数标定范围,从而导致预测结果存在一定不确定性。为评估模型的稳健性与可靠性,参考已有文献关于燃气轮机叶片 LCF 易损区域的研究,选取额定工况,即 case 5 的叶身和叶根中 3 个危险点进行验证,危险点位置如图 4 所示。表 5 为降阶模型预测物理场值和仿真值对比结果,将两者分别代入 Manson-Coffin 和 SWT 疲劳计算模型,得到的 LCF 寿命及其相对误差如表 6 所示。结果表明验证点的相对误差小于 3.32%。

LCF 寿命以启停循环次数作为表征。一次循环对应一次由停机状态启动,升速至工作工况,并返回停机状态。表 6 中的寿命预测结果表示在所考虑载荷谱条件下叶片可承受的启停次数。Manson-Coffin 模型与 SWT 模型在物理假设上存

表 5 危险点物理场预测结果

Table 5 Dangerous point physical field prediction results

危险节点	预测物理场	预测值	仿真值	相对误差/%
1	温度场/K	813.86	813.04	0.10
	应力场/MPa	870.02	870.66	0.07
	应变场/ 10^{-3}	8.28	8.30	0.23
2	温度场/K	955.74	954.57	0.12
	应力场/MPa	630.48	632.06	0.25
	应变场/ 10^{-3}	5.82	5.84	0.36
3	温度场/K	773.41	773.79	0.05
	应力场/MPa	690.21	691.11	0.13
	应变场/ 10^{-3}	5.16	5.17	0.14

表 6 LCF 寿命预测

Table 6 Low cycle fatigue life prediction

危险节点	方法	预测寿命/循环周次	仿真寿命/循环周次	相对误差/%
1	Manson-Coffin	11 331	11 103	2.05
	SWT	5 875	5 788	1.50
2	Manson-Coffin	67 805	65 628	3.32
	SWT	23 957	23 279	2.91
3	Manson-Coffin	214 624	211 579	1.44
	SWT	27 663	27 301	1.32

在差异。由于前者未显式考虑循环中的最大应力或平均应力效应;后者通过引入最大应力与应变幅的乘积作为损伤参量,反映平均拉应力对裂纹萌生过程的影响,对应力集中和主拉应力状态更加敏感。鉴于透平动叶在离心载荷与热梯度作用下普遍存在较大的平均拉应力,因此 SWT 模型往往给出更为保守的寿命预测。

4 结 论

1) 本研究针对燃气轮机透平动叶片 LCF 寿命预测中高维度、多场耦合计算耗时长的问題,提出了一种基于 POD 降阶与回归拟合的轻量化建模方法。将原始 31 万维度的物理场数据有效降至有限低维,在保证预测精度的前提下显著提升了计算效率。本文建立的 POD-Kriging 和 POD-MF 在多物理场下均能准确捕捉其主要特征,仅仅使用少量模态即可高精度重构物理场。与全阶有限元模型相比,以 POD-Kriging 为例,预测速度在温度场、应力场和应变场分别提升了约 7.0×10^4 倍、 1.7×10^4 倍和 2.1×10^3 倍,为燃气轮机透平动叶片 LCF 的实时监测提供了可能。

2) 数值结果表明,预测物理场和全阶仿真物理场云图高度一致。在叶片节点物理量上,整体相对误差较小,仅少数点绝对误差相对较大。结果表明所构建的降阶模型在温度场、应力场和应变场预测中的平均相对误差分别为 0.11%、1.01% 和 0.75%,验证了所建模型的精度与可靠性。

3) 通过控制训练样本数量和采用 K 折交叉验证分别评估了模型在小样本条件及不同训练-测试划分下的表现。结果表明,POD-Kriging 与 POD-MF 在训练样本数较少时依然能够保持较低的预测误差和较强的稳健性,其余机器学习方法则对样本规模和划分更为敏感。这说明在有限样本下 Kriging 和 MF 更适合建模需求。在本研究的

小样本条件下,交叉验证时,Kriging 和 MF 均值误差最小、波动范围最小,表现出更优的稳定性。但需要指出的是,随着样本规模的扩大,神经网络类方法在复杂非线性关系建模上的潜力仍值得进一步探索。

4) 由于材料本构关系和 Manson-Coffin、SWT 等 LCF 寿命模型本身存在一定局限,本文选择 3 个典型危险点来验证整个方法的有效性和可行性。结果显示预测寿命的相对误差小于 3.32%。该方法显著提升了寿命预测的效率和精度,为燃气轮机透平动叶片的在线运维监测和寿命管理提供了可行的技术路径。

本研究基于仿真数据构建了 POD 降阶与回归拟合的轻量化模型,但在实际应用中仍存在若干值得进一步研究的方向。当前建模主要依赖有限的仿真样本,未来可进一步拓展多工况、多负荷及运行波动条件下的样本集,从而提升模型对复杂工况的适用性与普适性。其次,在燃机实际监测数据中,运行参数(如进口温度、压力比、转速、流量等)与 POD 模态系数之间可能存在隐含的非线性关联。未来可结合实际运行监测数据与数值仿真结果,建立“运行参数—模态系数—寿命指标”的多层次映射关系,为模型在工程实践中的落地应用提供可能。在当前条件下本文寿命预测仅以 LCF 为重点,为提升架构的普适性后续将增加对多种寿命的研究。受限于透平叶片服役环境,目前缺乏可获取的实验测试条件,本文未进行直接实验验证,后续结合可实验对象开展物理场测量与对比验证。为提升模型对复杂非线性特征的代表能力,计划探索更好的非线性特征提取方法,以实现更高精度、更强鲁棒性与更具泛化能力的降阶模型。

参考文献:

- [1] Cheng Muwei, Yang Xiaoguang, Fan Yongsheng, et al. A comprehensive computational framework for damage assessment of turbine blades considering multidamage mechanism and service history[J]. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, 2025, 48(8): 3398-3415.
- [2] Zhu Shunpeng, Yue Peng, Yu Zhengyong, et al. A combined high and low cycle fatigue model for life prediction of turbine blades[J]. *Materials*, 2017, 10(7): 698.
- [3] Yue Peng, Ma Juan, Huang Han, et al. Threshold damage-based fatigue life prediction of turbine blades under combined high and low cycle fatigue[J]. *International Journal of Fatigue*, 2021, 150: 106323.
- [4] Rani P, Agrawal A K. Fatigue life evaluation of a low-pressure stage steam turbine blade[J]. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2024, 12(4): 5431-5443.
- [5] Xu Liang, Sun Zineng, Ruan Qicheng, et al. Development trend of cooling technology for turbine blades at super-high temperature of above 2000 K[J]. *Energies*, 2023, 16(2): 668.
- [6] 段红燕,王小宏,张涪榕,等.基于热力耦合计算的涡轮叶片疲劳/蠕变寿命预测[J]. *兰州理工大学学报*, 2017, 43(4): 59-65.
Duan Hongyan, Wang Xiaohong, Zhang Huanrong, et al. Prediction of fatigue/creep life of turbine blade based on thermal-mechanical coupling calculation[J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2017, 43(4): 59-65. (in Chinese)
- [7] 穆丽娟.基于临界面法的涡轮单晶叶片低周疲劳寿命预测方法研究[D].北京:中国科学院大学,2017.
Mu Lijuan. Investigation on low cycle fatigue life prediction method of single crystal turbine blades based on critical plane approach[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017. (in Chinese)
- [8] Guo Zixu, Huang Dawei, Yan Xiaojun, et al. A damage coupled elastic-plastic constitutive model and its application on low cycle fatigue life prediction of turbine blade[J]. *International Journal of Fatigue*, 2020, 131: 105298.
- [9] Vo D T, Mai T D, Kim B, et al. Numerical investigation of crack initiation in high-pressure gas turbine blade subjected to thermal-fluid-mechanical low-cycle fatigue[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2023, 202: 123748.
- [10] Begiashvili B, Groun N, Garicano-mena J, et al. Data-driven modal decomposition methods as feature detection techniques for flow problems: a critical assessment[J]. *Physics of Fluids*, 2023, 35(4): 041301.
- [11] Lu Kuan, Zhang Kangyu, Zhang Haopeng, et al. A review of model order reduction methods for large-scale structure systems[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021(1): 6631180.
- [12] 魏代同,陈星,陈玉刚,等.基于本征正交分解的叶片碰摩系统降阶方法[J]. *航空动力学报*, 2022, 37(4): 711-720.
Wei Daitong, Chen Xing, Chen Yugang, et al. Reduced order method of blade rubbing system based on proper orthogonal decomposition[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2022, 37(4): 711-720. (in Chinese)
- [13] 可钊,时永鑫,张鹏,等.基于全局 POD 降阶模型的复杂薄壁结构减振优化[J]. *航空学报*, 2023, 44(13): 227900.
Ke Zhao, Shi Yongxin, Zhang Peng, et al. Vibration reduction optimization of complex thin-walled structures based on global POD reduced-order model[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(13): 227900. (in Chinese)
- [14] 孙傲,牛青林,王晓冰.基于 POD 的超声速尾喷焰流场时空降阶模型[J]. *航空动力学报*, 2024, 39(7): 20230419.
Sun Ao, Niu Qinglin, Wang Xiaobing. Spatiotemporal reduced-order model of supersonic exhaust plume based on POD[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2024, 39(7): 20230419. (in Chinese)
- [15] Rao P P. Inverse parameter estimation using compressed sensing and POD-RBF reduced order models[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2024, 422: 116820.
- [16] Du Xiaoqing, Hu Caiyao, Dong Haotian. POD-LSTM model for predicting pressure time series on structures[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2024, 245: 105651.
- [17] Luo Zhaohui, Wang Longyan, Xu Jian, et al. A reduced order modeling-based machine learning approach for wind turbine wake flow estimation from sparse sensor measurements[J]. *Energy*, 2024, 294: 130772.

- [18] 《中国航空材料手册》编辑委员会. 中国航空材料手册: 第二卷[M]. 北京: 中国标准出版社, 2002.
Editorial Committee of China Aviation Materials Handbook. China aviation materials handbook: Volume 2[M]. Beijing: China Standards Press, 2002. (in Chinese)
- [19] Cai Liuxi, He Yao, Wang Shunsen, et al. Thermal-fluid-solid coupling analysis on the temperature and thermal stress field of a nickel-base superalloy turbine blade[J]. *Materials*, 2021, 14(12): 3315.
- [20] Bhattacharyya B. Uncertainty quantification of dynamical systems by a POD-Kriging surrogate model[J]. *Journal of Computational Science*, 2022, 60: 101602.
- [21] Wetherill G B, Duncombe P, Kenward M, et al. The analysis of response surface data[M]//Regression Analysis with Applications. Dordrecht: Springer Netherlands, 1986: 249-265.
- [22] Xiao D, Fang F, Pain C, et al. Non-intrusive reduced-order modelling of the Navier-Stokes equations based on RBF interpolation[J]. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, 2015, 79(11): 580-595.
- [23] Yan Feng, Jiao Kaituo, Nie Chaofei, et al. Fast prediction of the temperature field surrounding a hot oil pipe using the POD-BP model[J]. *Processes*, 2023, 11(9): 2666.
- [24] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [25] Yuan Qingyang, Yao Peijun, Zhao Wenjun, et al. Optimization of sparse sensor layouts and data-driven reconstruction methods for steady-state and transient thermal field inverse problems[J]. *Sensors*, 2025, 25(16): 4984.
- [26] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [27] Zhang F, O'Donnell L J. Support vector regression[M]. *Machine learning*. Academic Press, 2020: 123-140.
- [28] Gillis P P. Manson-coffin fatigue[J]. *Acta Metallurgica*, 1966, 14(12): 1673-1676.
- [29] Stephens R I, Dindinger P M, Gunger J E. Fatigue damage editing for accelerated durability testing using strain range and SWT parameter criteria[J]. *International Journal of fatigue*, 1997, 19(8/9): 599-606.

(编辑: 陈 越)