文章编号:1674-7607(2026)02-0045-09 DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.240692

重型燃气轮机动叶片蠕变寿命预测的轻量化建模方法

耿明泽[1]， 郭怡凡[1]， 姜孝谟[1]， 章 旋[2]，
闫斌斌[2]， 周家付[1]， 陈丁聚[1]
(1. 大连理工大学 能源与动力工程系，辽宁大连 116024；
2. 中国联合重型燃气轮机技术有限公司，北京 100016)

摘 要：针对重型燃气轮机动叶片的可靠性运维需求，通过降阶处理数值仿真结果，结合本征正交分解降阶技术和数据驱动的机器学习回归拟合方法，发展了一种轻量化建模方法，从而实现利用拉森-米勒法对蠕变寿命的快速预测。结果表明：所提出的降阶模型在5个危险节点下对叶片蠕变寿命的预测精度误差最大不超过5%，同时降阶方法对温度场和应力场的计算效率分别是传统仿真方法的9.00×10^5倍和1.50×10^5倍。相关研究结果可以为重型燃气轮机动叶片的在线运维监测提供重要的理论和方法支持。

关键词：重型燃气轮机；动叶片；本征正交分解；机器学习；蠕变寿命预测
中图分类号：TK14 **文献标志码**：A **学科分类号**：470.30

Lightweight Modeling Method for Creep Life Prediction of Heavy-duty Gas Turbine Rotating Blades

GENG Mingze[1]， *GUO Yifan*[1]， *JIANG Xiaomo*[1]， *ZHANG Xuan*[2]，
YAN Binbin[2]， *ZHOU Jiafu*[1]， *CHEN Dingju*[1]
(1. School of Energy and Power Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning Province, China;
2. China United Gas Turbine Technology Co., Ltd., Beijing 100016, China)

Abstract: Based on the reliability operation and maintenance requirements for rotating blades of heavy-duty gas turbines, a lightweight modeling method was developed by reducing the order of numerical simulation results, and combining proper orthogonal decomposition (POD) reduced-order technique and a data-driven machine learning regression fitting approach, so as to realize the rapid prediction of creep life using Larson-Miller method. Results indicate that the proposed reduced-order model can achieve a maximum prediction error of no more than 5% for blade creep life at five critical nodes, while the computational efficiencies of the reduced-order method for temperature field and stress field are 9.00×10^5 and 1.50×10^5 times that of traditional simulation method, respectively. Relevant research findings can provide significant theoretical and methodological support for the online operation

收稿日期:2024-11-12 **修订日期**:2024-12-16
基金项目:国家重点项目两机专项资助项目(J040)；沈阳市揭榜挂帅资助项目；大连市领军人才基金资助项目；国家自然科学基金面上资助项目(52375231)
作者简介:耿明泽(2001—)，男，山东济宁人，硕士研究生，研究方向为基于各种降阶模型的燃气轮机叶片智慧运维与寿命预测技术研究。
姜孝谟(通信作者)，男，教授，博士，E-mail：xiaomojiang2019@dlut.edu.cn。

and maintenance monitoring of rotating blades in heavy-duty gas turbines.

Key words: heavy-duty gas turbine; rotating blades; proper orthogonal decomposition; machine learning; creep life prediction

重型燃气轮机关键部件数值仿真计算工作量大,难以适用于智慧运维的快速实时要求。即使在单向流热固多场耦合分析中,全尺寸数值仿真过程仍耗费巨大的时间和计算资源。为了解决上述问题,针对燃气轮机动叶片流热固耦合多工况仿真,研发了一种基于本征正交分解(POD)的模型降阶高效方法,以显著减少计算成本和时间,实现叶片蠕变寿命实时预测。

POD 方法广泛应用于流动问题的研究[1-7],特别是针对模态系数和多变量参数(入口温度、转速等),常常通过回归拟合方法来构建基于数据驱动的 POD 降阶模型。胡文婷[8]利用牛顿、拉格朗日和线性等插值方法,建立了适用于等壁温边界的扁管管翅式换热器中流动和传热方程的 POD 降阶模型。Rao[9]利用压缩感知原理和 POD 与径向基函数(RBF)结合的代理模型,逆估计模型参数。鲁红钰[10]将 POD 模型与拉格朗日插值法结合,针对带有不同翼型涡产生器翅片的扁管管翅式换热器,建立了分析其流动与传热过程模型。Du 等[11]结合长短期记忆(LSTM)网络和 POD 来预测结构上的风压时间序列,利用有限的压力传感器数据准确预测结构周围任意位置的压力时间序列。Huang 等[12]提出了一种结合 POD 的反向传播(BP)神经网络方法,用于预测建筑表面的平均风压系数、均方根(RMS)压力系数,并且将 POD-BP 神经网络方法的预测结果与风洞测试结果进行比较,表明该方法能够成功且高效地预测高层建筑所有表面的压力数据时间序列。因此,本研究针对实际采集到的物理场数据集,将代理模型与 POD 方法结合,进行蠕变疲劳寿命预测。

在实际工业的长期运行中,叶片会受到高温、高速、高压等多种力学和热力学的耦合作用,导致蠕变现象的发生,进而降低叶片的使用寿命。传统方法中,叶片基于蠕变故障的寿命预测通常依赖试验数据和经验公式。近年来,国内外学者发展了不同的蠕变寿命预测方法。曹宇等[13]研究了 T91/TP347H 异种钢焊接接头的蠕变行为,并且采用修正的 θ 投影模型和蠕变断裂经验公式,提出了新的蠕变寿命预测模型,显著提高了预测精度。王峥等[14]利用 Ω 方法预测 T/P91 耐热钢的蠕变持久寿命,并且将其与传统方法比较,展示了加速 Ω 方法在蠕变寿命预测上的优越性。张雪莲[15]改进了 Lemaitre 蠕变损伤模型,结合投影法对 DD3 镍基单晶合金进行蠕变寿命预测。段红燕等[16]调整了 Morrow 修正公式中的疲劳强度系数和指数,建立了涡轮叶片低周疲劳寿命预测模型,并且利用拉森-米勒(L-M)法预测涡轮叶片蠕变持久寿命。柳晖等[17]对 L-M 法进行改进,推导出指数型和对数型蠕变寿命预测公式。Koster 等[18]利用自主开发的损伤估计模型,预测材料处于等温和变温条件时,单晶涡轮叶片在蠕变疲劳载荷下的使用寿命。Marahleh 等[19]对应力断裂测试结果进行外推,并且利用寿命分数规则确定蠕变寿命。

本研究首次研发了一种针对重型燃气轮机叶片蠕变寿命预测的轻量化建模方法,通过 POD 降阶模型对叶片流-热-固耦合的温度与应力的多物理场进行降维,利用机器学习方法对得到的模态系数进行预测,再利用时间-温度参数法的 L-M 模型,进行燃气轮机动叶片蠕变寿命预测,为其在线状态监测提供有效方法。

1 叶片有限元建模

针对燃气轮机动叶片构造流热固耦合仿真模型,构建降阶数据集,动叶片材料为 INC718,考虑燃气主流温度分布不均匀性和工质热物性变化的影响。在 ANSYS Workbench 平台采用流-热-固耦合技术进行数值模拟,获得了透平动叶片的流场和温度场后,对动叶片模型进行了热结构有限元分析,得到动叶片在给定条件下的温度场、应力场和应变场数据。整体计算域如图 1 所示,通过建模的方形入口模拟冷却气入口真实情况,为了避免主流流体域回流,对其进行了相应的延长。

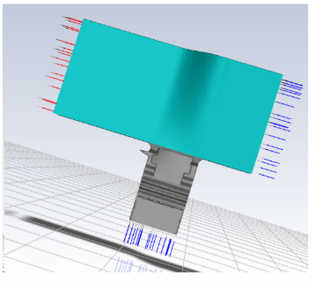


图 1 计算域示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the computational domain

动叶片的内部冷却结构非常复杂，流体和固体区域的网格数量过大，不利于局部细化。计算网格采用非结构化划分，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、叶尖混合流体和模拟冷气输入的区域。根据网格无关性，为了平衡精度和求解时间，最终选择计算模型的总网格数约为 677 万，整体网格分布和局部网格加密如图 2 所示。在主流气体域中，对叶片外表面进行了局部加密，并且构建了相应的边界层网格。在内部冷却通道上，为了能够更精准地捕捉流动与温度的变化，构建了边界层网格与局部加密。为了保证流固耦合交界面数据传递的准确性，对交界面网格进行了共节点处理。

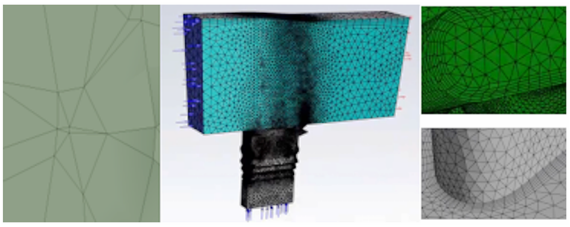


图 2　网格划分示意图

Fig. 2　Schematic diagram of grid division

有限元网格划分均采用四面体非结构化单元，如图 3 所示，网格单元总数约为 19 万。所建立的叶片模型有 4 个气膜孔，根部没有倒圆角。燃气轮机动叶片在运行过程中承受高速旋转带来的离心载荷、热载荷、气动载荷等，气动载荷相对于离心载荷、热载荷较小，因此设置边界条件时忽略。利用上述模型进行数值模拟，为降阶模型提供训练和验证数据集。



图 3　有限元网格划分

Fig. 3　Finite element meshing

2　降阶模型

2.1　本征正交分解

通过不同工况序列的快照，通过奇异值分解(SVD)进行 POD 降阶。通过流-热-固耦合仿真获得物理场快照 $\boldsymbol{K}\in \mathrm{R}^{n\times m}$：

$$\boldsymbol{K}=[\boldsymbol{k}(1),\ \boldsymbol{k}(2),\ \cdots,\ \boldsymbol{k}(m)] \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{K}$ 为温度场或应力场的快照矩阵；n 为网格节点总数；m 为工况数量；$\boldsymbol{k}(m)$ 为第 m 个工况下所有节点物理场值的向量。

POD 方法的核心是寻找一组最优正交基函数 $\{\boldsymbol{u}_i \mid i=1,2,\cdots,m\}$，建立映射 $\boldsymbol{U}$，使得原系统与投影在正交基上降维系统的误差 E 达到最小。误差表达式为

$$E=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\left\|\boldsymbol{k}(i)-\boldsymbol{U}\boldsymbol{k}(i)\right\|) \tag{2}$$

实质上是寻求合适的正交基函数 $\{\boldsymbol{u}_i \mid i=1,2,\cdots,m\}$，满足最大值：

$$\max_{\boldsymbol{u}_i\in L^2(\Omega)}\frac{(|\boldsymbol{k}(i),\ \boldsymbol{u}_i|^2)}{\left\|\boldsymbol{u}_i\right\|^2} \tag{3}$$

式中：$L^2(\Omega)$ 为定义在空间区域 Ω 上的 L^2 函数空间。

同时，要满足：

$$\langle \boldsymbol{u}_i,\ \boldsymbol{u}_j\rangle_{L^2}=\begin{cases}1, & i=j\\ 0, & i\neq j\end{cases} \tag{4}$$

其中，$i=1,\ 2,\ \cdots,\ m$；$j=1,\ 2,\ \cdots,\ m$。

基于上述研究，最优正交基函数可以通过奇异值分解(SVD)获得，分解表达式为

$$\boldsymbol{K}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{S}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{V}$ 分别为流-热-固耦合物理场数据的左、右奇异向量($\boldsymbol{U}\in \mathrm{R}^{n\times m}$，$\boldsymbol{V}\in \mathrm{R}^{n\times m}$，均为正交矩阵，左奇异向量的列向量代表了物理场在空间上的模态，右奇异向量的列向量代表了工况模态)；$\boldsymbol{S}$ 为对角矩阵，包含了数据集分解中的奇异值，奇异值的平方体现了模态在数据集快照中的能量。

$$D_i=S_i^2 \tag{6}$$

式中：D_i 为相关计算参数；S_i 为 $\boldsymbol{S}$ 对角线上面的第 i 个元素。

S_i^2 直接反映了原始数据在第 i 个正交模态上的投影能量。奇异值越大，代表 D_i 在系统中的重要性和能量存储能力越强。只需要选择能量占比比较大的前 r 阶模态($r<m$)，保留系统中最重要的特征，便可以得到近似矩阵 $\boldsymbol{K}_r$：

$$\begin{cases}\boldsymbol{K}_r=\boldsymbol{U}_r\boldsymbol{A}_r\\ \boldsymbol{A}_r=\boldsymbol{U}_r^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\end{cases} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{U}_r$ 为原矩阵中对应于前 r 个奇异值列向量组成的矩阵($\boldsymbol{U}_r\in \mathrm{R}^{n\times r}$)；$\boldsymbol{A}_r$ 为将高维的空间降低到低维获得的中间变量矩阵，包含模态系数，其维度为 $r\times m$，相当于把原来的 n 维降低到 r 维，极大地缩

减了计算资源。

2.2 回归拟合建模

所构建的变工况参数包括燃气轮机涡轮动叶片入口温度和转速，其中温度通过函数表达式来建模，选取其变化部分作为预测标签。为了实现对物理场的准确预测，采用了常用的 5 种不同代理模型作为训练模型，在训练过程中，首先将变工况参数作为输入，样本空间的模态系数作为输出，构建训练集。训练完成后，将测试集变工况参数输入到模型中，得到测试集样本空间的模态系数输出，从而预测未知物理场。

对于多重拟合(MF)法[20]，该方法通过组合多个单一函数进行多阶拟合，对于线性和部分复杂非线性问题均有较好的适应性，通过寻找与数据最匹配的曲线，MF 能够捕捉到数据中的细微变化，从而提供更精确的预测和解释。克里金(KR)法[21]是一种基于空间自相关性优化插值的统计学方法，它假设数据在空间上是均匀分布的，如果数据在空间上存在非均匀性，模型的预测效果可能会受到影响。径向基函数(RBF)[22]利用高斯等径向基函数对数据进行拟合，适用于具有局部非线性特征的回归问题，但是容易受到噪声数据的干扰。BP 神经网络[23]能够处理复杂的非线性映射，尤其在高维数据下表现优越。然而，该模型的训练时间较长且容易受到过拟合的影响，需要大量的数据集。极限学习机(ELM)[24]具有较快的训练速度和较好的泛化能力，尤其适用于大规模数据集，但在一些高复杂度问题中可能表现较弱。

2.3 L-M 蠕变寿命预测建模

蠕变寿命时间-温度参数法是目前较流行的一种计算方法，可以在进行蠕变寿命试验后，计算材料的 L-M 模型参数，并且根据温度和应力预测叶片的寿命，其表达式为

$$\lg t_c = b_0 + b_1/T + b_2 X/T + b_3 X^2/T + b_4 X^3/T \tag{8}$$

式中：t_c 为持久寿命；b_1、b_2、b_3、b_4 均为待定系数，由试验数据确定；T 为热力学温度；X 为应力对数 $\lg\sigma$（σ 为应力）。

L-M 法对应的热强参数 P 为

$$P = T(\lg t_c + c) \tag{9}$$

式中：c 为常数。

2.4 总体建模流程图

总体建模流程图如图 4 所示，首先利用 ANSYS 软件对燃气轮机叶片进行仿真分析得到训练集快照和测试集快照，然后计算训练集模态系数矩阵作为输出，其中：$\boldsymbol{a}_r$ 为模态系数向量，是 $\boldsymbol{A}_r$ 中的向量；$a_i(t_j)$为第 t_j 个训练集工况下的第 i 个模态系数；工况参数作为输入，引用代理模型进行回归拟合，获得降阶模型框架下预测的测试集模态系数矩阵；$a_i(c_j)$为第 c_j 个测试集工况下的第 i 个模态系数；$\hat{a}_i(c_j)$为第 c_j 个测试集工况下的第 i 个模态系数的预测值；取 POD 基函数集 $\boldsymbol{U}$ 的前 r 列 $\boldsymbol{U}_r$ 对原始物理场进行降阶表示与重构。

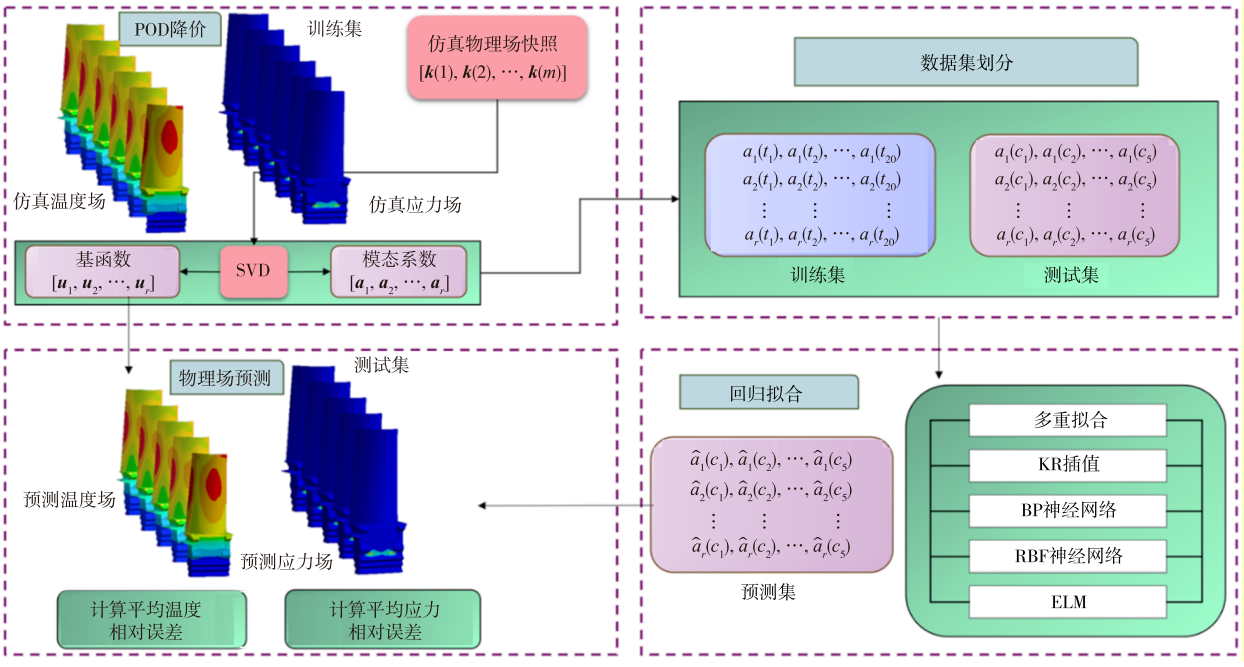


图 4 总体建模流程

Fig. 4 Flowchart of overall modeling process

3　结果与分析

考虑到燃气轮机工作时的额定工况和加载或停机时的变化工况，生成 25 种工况样本数据，从中抽取 5 种作为测试集，20 种样本作为训练集。本算例生成如图 5 所示的样本空间进行降阶测试，共生成 25 个样本数据，其中，随机选取其中 5 个样本作为测试集（图 5 中红色样本，从左到右依次为 Case 1～Case 5），其余 20 个样本作为训练集。

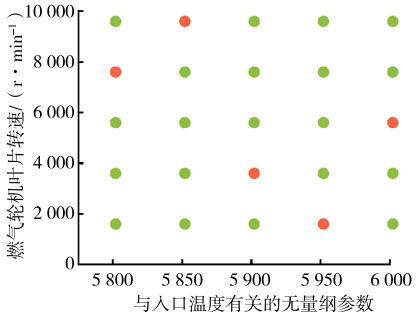


图 5　样本空间

Fig. 5　Sample space

对于预测的温度和应力场结果，使用平均相对误差与最大点相对误差进行评估。平均相对误差衡量了模型的整体预测精度和准确性，最大点相对误差是指物理场最大点的相对误差。本研究使用这 2 个评价指标是因为在实际工业中，常常关注极端值点对流体机械的影响。2 个评价指标的定义为分别为

$$\varepsilon_{ave}=\frac{\sum|\boldsymbol{F}_{pre}-\boldsymbol{F}_{sim}|}{\sum\boldsymbol{F}_{sim}} \tag{10}$$

$$\varepsilon_{max}=\frac{|\boldsymbol{F}_{pre,max}-\boldsymbol{F}_{sim,max}|}{\boldsymbol{F}_{sim,max}} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{pre}$为预测值；$\boldsymbol{F}_{pre,max}$为预测物理场中的最大值；$\boldsymbol{F}_{sim}$为仿真值；$\boldsymbol{F}_{sim,max}$为数值仿真物理场中的最大值；ε_{ave}为平均相对误差；ε_{max}为最大点相对误差。

相对于传统的仿真，降阶模型可以极大地提升运算的速度。定义计算效率 ε_{eff}：

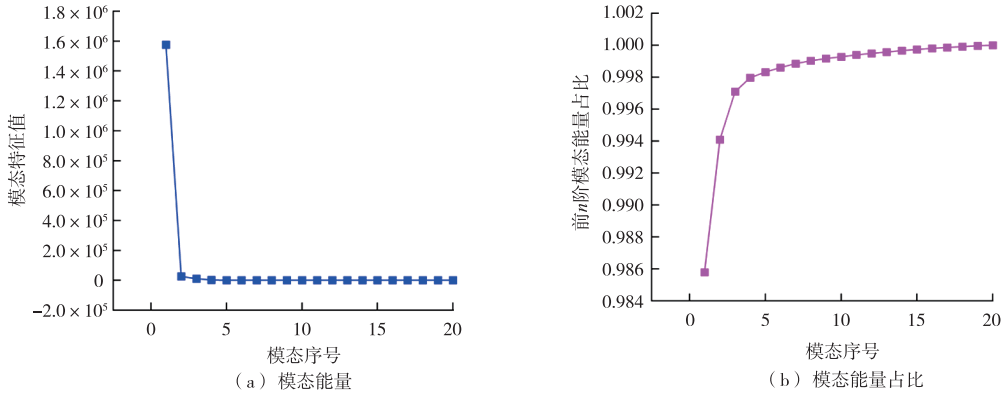
$$\varepsilon_{eff}=\frac{t_{sim}}{t_{rom}} \tag{12}$$

式中：t_{sim}为传统仿真模型计算所需要的时间；t_{rom}为降阶模型的计算时间。

需要注意的是，预测应力时，因为应力是非线性量，所以对其的预测精度略逊于温度场。

3.1　温度降阶拟合分析

图 6 为温度降阶的模态能量与模态能量占比。对训练集样本进行 POD 降阶，降阶的模态能量如图 6(a)所示，考虑对能量占比超过 99.9%的模态进行截断。根据图 6(b)，只需要前 8 阶模态，即可将几十万维数据降维到 8 维数据进行拟合预测。

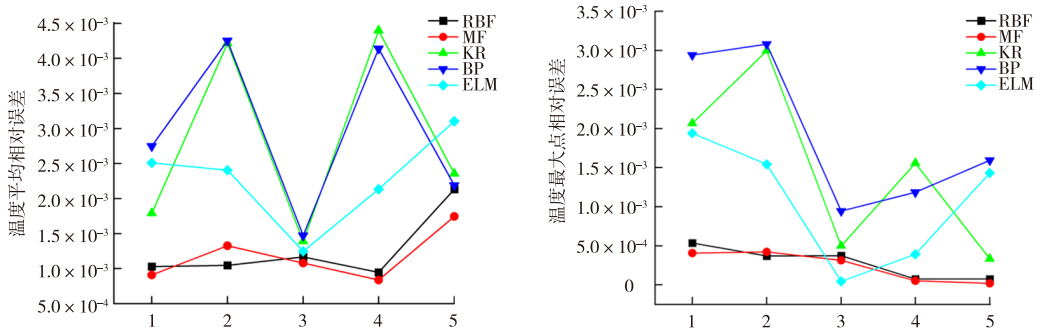


（a）模态能量　　（b）模态能量占比

图 6　温度降阶的模态能量与模态能量占比

Fig. 6　Modal energy and the energy contribution of each mode for temperature order reduction

通过 5 个代理模型进行模态系数预测，结果如图 7 所示。所有代理模型的温度平均相对误差结果均小于 0.5%，MF 尤其显著，预测平均相对误差均小于 0.18%；所有代理模型的温度最大点相对误差均小于 0.3%，MF 预测温度最大点相对误差均小于 0.05%。表 1 为采用不同降阶方法的温度计算时间与误差，根据有限元计算时间为 4 500 s 为基准衡量计算效率。如表 1 所示，MF 模型的预测效率是有限元仿真的9×10^5倍。因此，针对温度场选用 MF 模型预测所得的温度数据。如图 8 所示，用 ParaView 可视化软件分别将误差最大算例（Case 5）的原始温度场、预测温度场和误差场进行可视化，可以看出原始温度场与预测温度场基本一致，预测仍具有较高的精度，但是个别点仍有一定偏差。



（a）温度平均相对误差　（b）温度最大点相对误差

图 7　温度降阶的 2 种模型评估标准分别对比

Fig. 7　Comparison of the two model evaluation standards for temperature order reduction

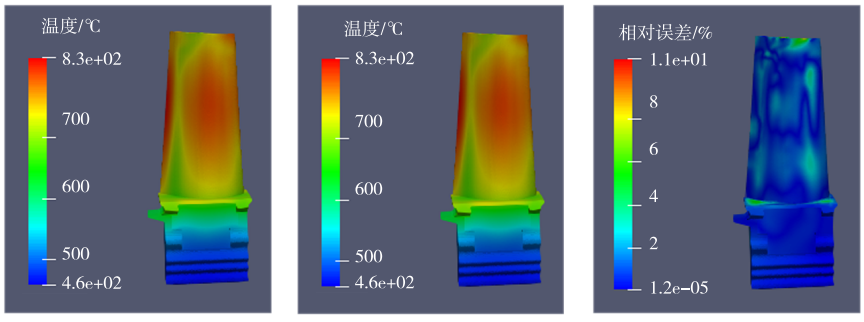
表 1　不同降阶方法的温度计算时间与误差

Tab. 1　Computational time and error of temperature by different reduced-order methods

方法	计算时间/s	计算效率	平均相对误差/%
RBF	0.60	7.50×10^{3}	0.13
MF	5.00×10^{-3}	9.00×10^{5}	0.12
KR	0.06	7.50×10^{4}	0.28
BP	0.02	2.25×10^{5}	0.30
ELM	0.02	2.25×10^{5}	0.23

3.2　应力降阶拟合分析

图 9 为应力降阶的模态能量与模态能量占比。根据图 9(b)所示，只需要前 17 阶模态，就可以将几十万维数据映射降维到 17 维数据进行拟合预测。还原应力场后计算的评价指标，如图 10 所示，仍然是 MF 的预测效果最好。但由于应力的非线性性质，应力平均相对误差比温度平均相对误差大了一个数量级，最小为 0.60%，最大达到 2.20%；MF 预测的应力最大点相对误差不超过 0.13%。表 2 为采用不同降阶方法的应力计算时间与误差，根据有限元计算时间为 4 500 s 为基准衡量计算效率。由表 2 可发现，MF 模型的预测效率是传统有限元仿真的 1.50×10^{5} 倍，其 5 个工况应力平均相对误差也是 5 个模型中最小的。



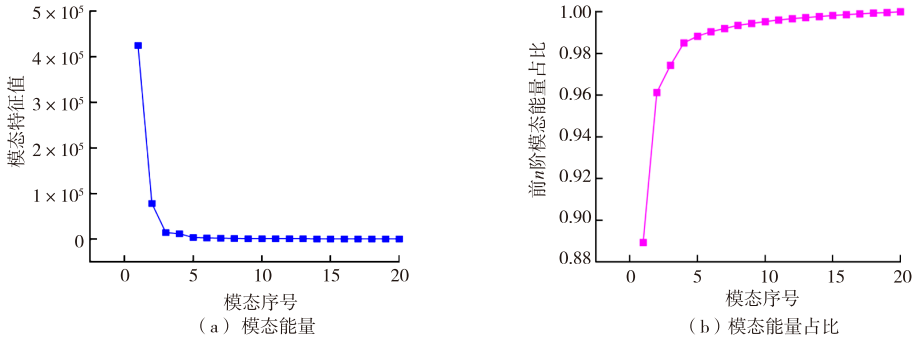
（a）原始温度场　（b）预测温度场　（c）相对误差

图 8　燃气轮机叶片温度场可视化

Fig. 8　Visualization of the temperature field of gas turbine blades

综合以上预测效果，应力物理场仍选用 MF 模型预测所得的应力数据进行下一步工作，同样地，如图 11 所示，用 ParaView 软件分别将误差最大算例 Case 5 的原始应力场、预测应力场和误差场可视化，可以看出原始应力场与预测应力场基本一致，与温度场的相对误差可视化图同理，除个别点外，整体的相对误差仍然很低。

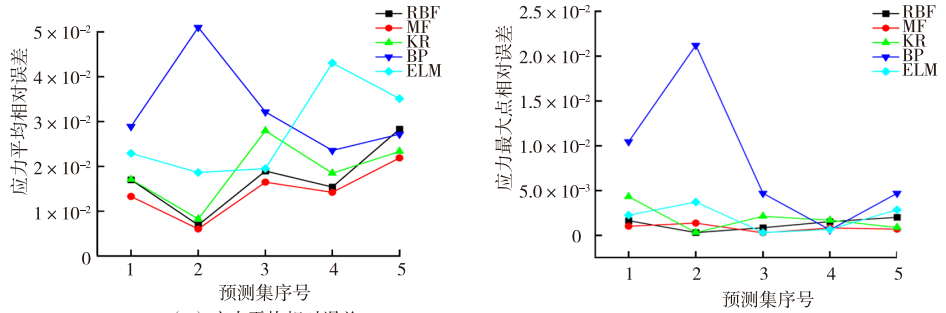
在温度和应力预测中，MF 方法在精度和效率上均表现出最佳效果。这通常与 RBF、ELM、BP 等机器学习和神经网络拟合方法对数据量需求较高有关。而流-热-固耦合仿真实验过程复杂且繁琐，在资源、时间和成本的限制下，往往难以获得大量实验数据。此外，采用随机抽样的方式可能导致训练集无法满足克里金法对数据均匀性的要求，从而影响了模型的精度。因此，基于以上原因，MF 方法在精度上优于其他方法。同时，由于 MF 方法无需调节额外参数，而 RBF、ELM 和 BP 等模型则需要在训练过程中进行参数选择和优化，使得 MF 方法在计算效率上也占有优势。



（a）模态能量　　（b）模态能量占比

图 9　压力降阶的模态能量与模态能量占比

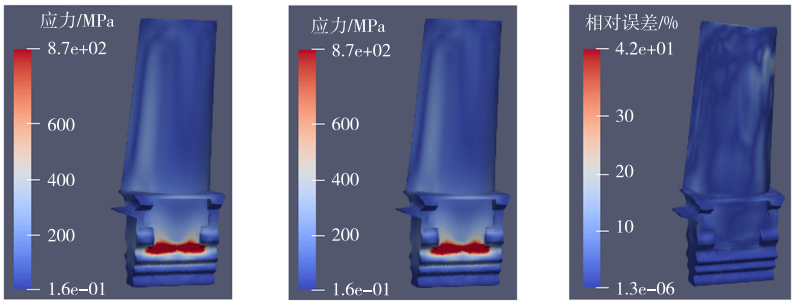
Fig. 9　Modal energy and the energy contribution of each mode for stress order reduction



（a）应力平均相对误差　　（b）应力最大点相对误差

图 10　压力降阶的 2 种模型评估标准分别对比

Fig. 10　Comparison of the two model evaluation standards for stress order reduction



（a）原始应力场　　（b）预测应力场　　（c）相对误差

图 11　燃气轮机叶片应力场可视化

Fig. 11　Visualization of the stress field of gas turbine blades

表 2　不同降阶方法的应力计算时间与误差

Tab. 2　Computational time and error of stress by different reduced-order methods

方法	计算时间/s	计算效率	平均相对误差/%
RBF	0.80	5.63×10^{3}	1.73
MF	0.03	1.50×10^{5}	1.44
KR	0.20	2.25×10^{4}	1.90
BP	0.05	9.00×10^{4}	3.26
ELM	8.00	5.63×10^{2}	2.78

3.3　蠕变寿命预测

从文献[25]中选择与 INC718 材料相近的 L-M 参数，根据预测的应力和温度结果，来预估蠕变寿命，验证轻量化建模进行寿命预测的可行性。由于 L-M 参数本身是在实验条件下得出的，难免有一些节点超出一定范围，使 L-M 模型计算结果存在一定的不确定性。选取某计算工况的叶身和叶根某些危险点进行验证，将预测物理场和有限元物理场结果代入 L-M 模型，计算得到的蠕变寿命及其相对误差如表 3 所示，显示相对误差小于 5%。

表 3　蠕变寿命预测

Tab. 3　Prediction of creep life

危险节点编号	预测温度/K	预测应力/MPa	预测寿命/h	相对误差/%
174 815	611.04	172.37	1 747.72	1.42
171 702	626.90	190.26	1 560.79	0.46
165 742	637.77	204.80	1 406.97	2.53
17 005	640.67	207.03	1 255.43	4.30
168 758	642.06	206.75	1 124.27	4.76

4 结论

(1) 轻量化模型可以极大减少所研究系统的维数,将几十万维度数据集降至低维度,对于物理场的映射响应,不仅精度较高,而且温度场和应力场的预测效率分别是全阶有限元仿真的 9.00×10^5 倍和 1.50×10^5 倍,为燃气轮机动叶片故障的实时监测提供了可能。

(2) 从可视化云图可以看出,真实物理场和预测物理场几乎一致。在叶片节点物理信息误差上,除了极个别点,从整体误差分布来看物理场的相对误差依然非常小。

(3) 由于材料和拉森-米勒法本身的限制,并未像其他蠕变研究一样探究燃气轮机动叶片的最小蠕变寿命及一些复杂情况,而是仅挑选 5 个危险点来验证整个轻量化模型的有效性和可实现性。后续研究可以通过改进材料模型、引入更精细的蠕变模型,进一步探索透平动叶片在不同工况下的蠕变寿命,并且扩展至更复杂的工况和使用条件。

(4) 本研究基于数据驱动模型,在建模过程中需要大量的算例数据集,后续可能对这一部分的工作进行进一步的延展。另外,由于纯数据驱动模型在实际应用时,通常存在数据量少和鲁棒性的问题,因此后续应考虑发展 POD 与物理信息融合的方法。

参考文献:

[1] 路宽, 张亦弛, 靳玉林, 等. 本征正交分解在数据处理中的应用及展望[J]. 动力学与控制学报, 2022, 20(5): 20-33.
LU Kuan, ZHANG Yichi, JIN Yulin, et al. Application and outlook of proper orthogonal decomposition in data processing[J]. Journal of Dynamics and Control, 2022, 20(5): 20-33.

[2] 王军辉, 田书玲. 基于本征正交分解的并列双圆柱绕流尾流场分析[J]. 气体物理, 2023, 8(4): 46-54.
WANG Junhui, TIAN Shuling. Proper orthogonal decomposition of flow past parallel twin cylinders[J]. Physics of Gases, 2023, 8(4): 46-54.

[3] LEGRESLEY P A, ALONSO J J. Investigation of non-linear projection for POD based reduced order models for aerodynamics [C]//Proceedings of the 39th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Reno: AIAA, 2001: 926.

[4] 卢垚, 刘欢, 吴加学. 基于本征正交分解的湍流去噪[J]. 海洋学报, 2022, 44(9): 132-144.
LU Yao, LIU Huan, WU Jiaxue. Turbulence denoising based on proper orthogonal decomposition [J]. Haiyang Xuebao, 2022, 44(9): 132-144.

[5] 余奎锋. 本征正交分解方法的应用研究[D]. 荆州: 长江大学, 2021.

[6] 刘震雄. 跨声速轴流压气机失速机理探究及失速过程的模态分解[J]. 动力工程学报, 2020, 40(1): 23-30.
LIU Zhenxiong. Stall mechanism study and stall process modal analysis for a transonic axial compressor[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2020, 40(1): 23-30.

[7] 刘震雄, 竺晓程, 杜朝辉. 跨声速压气机转子叶顶区域流场非定常计算和 POD 分析[J]. 动力工程学报, 2018, 38(6): 458-466.
LIU Zhenxiong, ZHU Xiaocheng, DU Zhaohui. Numerical investigation and POD analysis on unsteady flow field in tip region of a transonic compressor rotor [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2018, 38(6): 458-466.

[8] 胡文婷. 基于 POD 方法的扁管管翅式换热器换热数值模拟[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2017.

[9] 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.

[10] 鲁红钰. 不同翼型涡产生器扁管板翅式换热器流动与传热性能的 POD 分析[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2020.

[11] 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.

[12] HUANG Dongmei, HE Shiqing, HE Xuhui, et al. Prediction of wind loads on high-rise building using a BP neural network combined with POD[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2017, 170: 1-17.

[13] 曹宇, 刘川槐, 潘卫国, 等. T91/TP347H 异种钢焊接接头蠕变行为分析及寿命预测[J]. 动力工程学报, 2021, 41(8): 707-712.
CAO Yu, LIU Chuanhuai, PAN Weiguo, et al. Creep behavior analysis and life prediction of T91/TP347H dissimilar steel welded joint[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2021, 41(8): 707-712.

[14] 王峥, 王延峰, 万海波. 基于 Ω 方法的 T/P91 耐热钢蠕变持久寿命预测[J]. 动力工程学报, 2019, 39(5): 425-432.
WANG Zheng, WANG Yanfeng, WAN Haibo.

Creep rupture life prediction of T/P91 heat-resistant steels based on Ω method[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2019, 39(5): 425-432.

[15] 张雪莲. 多尺度下镍基单晶高温合金涡轮叶片疲劳蠕变寿命预测[D]. 成都：电子科技大学，2022.

[16] 段红燕，王小宏，张洹榕，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.

[17] 柳晖，徐国平. 拉森-米勒蠕变寿命预测方法的研究[J]. 上海师范大学学报(自然科学版)，2009，38(5)：489-491.
LIU Hui, XU Guoping. Research of Larson-Miller creep life prediction[J]. Journal of Shanghai Normal University (Natural Sciences), 2009, 38(5): 489-491.

[18] KOSTER A, ALAM A M, RÉMY L. A physical-base model for life prediction of single crystal turbine blades under creep-fatigue loading and thermal transient conditions[J]. European Structural Integrity Society, 2002, 29: 203-212.

[19] MARAHLEH G, KHEDER A R I, HAMAD H F. Creep-life prediction of service-exposed turbine blades [J]. Materials Science, 2006, 42(4): 476-481.

[20] UYANIK G K, GÜLER N. A study on multiple linear regression analysis [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 106: 234-240.

[21] KLEIJNEN J P C. Kriging metamodeling in simulation: a review[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 192(3): 707-716.

[22] DU K L, SWAMY M N S. Radial basis function networks[M]//DU K L, SWAMY M N S. Neural Networks in a Softcomputing Framework. London: Springer, 2006: 251-294.

[23] LI Jing, CHENG Jihang, SHI Jingyuan, et al. Brief introduction of back propagation (BP) neural network algorithm and its improvement[C]//JIN D, LIN S. Advances in Computer Science and Information Engineering: Volume 2. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 553-558.

[24] WANG Jian, LU Siyuan, WANG Shuihua, et al. A review on extreme learning machine[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(29): 41611-41660.

[25] 《中国航空材料手册》编辑委员会. 中国航空材料手册：第 2 卷　变形高温合金　铸造高温合金[M]. 北京：中国标准出版社，2002.