

光热汽轮机转子热结构耦合应力预测及优化

李伟业¹, 文思果¹, 丁莹², 綦芮¹, 袁奇¹, 李浦¹

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 哈尔滨汽轮机厂有限责任公司, 150046, 哈尔滨)

摘要: 针对太阳能光热汽轮机中低压转子在冷态启动过程中的应力集中问题,通过有限元建模与混合残差编码网络(HRENet)相结合的方法,开展了瞬态热固耦合分析、应力预测及优化研究。首先,建立了转子有限元模型,模拟冷态启动工况。其次,提出一种新型 HRENet 模型,用于精准预测不同启动参数下转子应力集中点的应力。最后,通过启动优化与结构优化降低转子应力。其中,启动过程的划分和优化是基于初始温度、升温率、初始升温时间和温升率 4 个参数;结构优化则采用自适应多目标方法对转子中心打孔进行设计。研究表明:最大温度应力出现在第 1 级叶根槽倒圆角位置,这主要源于该区域的高温度梯度;与人工神经网络、卷积神经网络、残差神经网络和 Transformer 模型相比,HRENet 的综合加载等效应力预测平均绝对误差分别降低了 65.23%、78.01%、88.23%和 85.65%,均方误差降低了 82.13%、90.43%、98.94%和 96.22%,从而显著提升了预测精度;启动优化结果发现,升温率对应力影响最大,同时启动时间缩短了 23.08%,危险点应力降低了 5.3%;结构优化后,第 1 级叶根槽倒圆角应力分别降低了 33.33%和 28.43%。该研究可为光热汽轮机转子的安全运行与优化设计提供有效方法。

关键词: 光热汽轮机转子;混合残差编码网络;热固耦合分析;启动优化;结构优化

中图分类号: TK14 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202604015 **文章编号:** 0253-987X(2026)04-0187-12

Prediction and Optimization of Thermally Induced Structural Stress in the Rotor of a Solar Thermal Turbine

LI Weiye¹, WEN Siguo¹, DING Ying², QI Rui¹, YUAN Qi¹, LI Pu¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Harbin Turbine Works Co., Ltd., Harbin 150046, China)

Abstract: In response to the issue of stress concentration in the low-pressure rotor of solar thermal turbines during cold start-up, transient thermo-structural coupling analysis, stress prediction, and optimization were performed by combining finite element modeling with a hybrid residual encoding network (HRENet). First, a finite element model of the rotor was established to simulate cold start-up conditions. Second, a novel HRENet model was proposed for accurately predicting the stress at stress-concentration points in the rotor under different start-up parameters. Finally, rotor stress was reduced through start-up optimization and structural optimization. The start-up process was divided and optimized based on four parameters: initial temperature, heating rate, initial heating duration, and temperature rise rate; structural optimization employed an adaptive

收稿日期: 2025-08-15。 作者简介: 李伟业(2000—),男,硕士生;李浦(通信作者),男,副研究员,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(12372058)。

网络出版时间: 2025-11-11

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20251111.1331.002>

multi-objective method to design center-hole drilling in the rotor. Results show that the maximum thermal stress occurs at the fillet of the first-stage blade-root groove, primarily due to the high temperature gradient in this region. Compared with artificial neural networks, convolutional neural networks, residual neural networks, and Transformer models, the mean absolute error of HRENet in predicting the comprehensive loading equivalent stress was reduced by 65.23%, 78.01%, 88.23%, and 85.65%, respectively, and the mean squared error was reduced by 82.13%, 90.43%, 98.94%, and 96.22%, thereby significantly improving prediction accuracy. From start-up optimization, it was found that the temperature rise rate exerts the greatest influence on stress; simultaneously, start-up time was shortened by 23.08% and stress at critical points was reduced by 5.3%. After structural optimization, the stress at the fillet of the first-stage blade-root groove was reduced by 33.33% and 28.43%, respectively. This research provides an effective approach for the safe operation and optimized design of solar thermal turbine rotors.

Keywords: thermal turbine rotor; hybrid residual coding network; thermal solid coupling analysis; initiate optimization; structural optimization

光热汽轮机转子是光热发电系统的核心部件,承担着将高温热能转化为机械能的关键作用,其在高温、变工况条件下长期运行,面临热-机械耦合、高温蠕变、熔盐腐蚀及低周疲劳等多重挑战^[1]。因此,开展热-机械耦合分析对保障该设备安全可靠运行至关重要。

随着能源转型的推进,太阳能光热发电作为清洁能源的重要代表,对实现“双碳”目标具有重要意义。目前,主流光热发电技术包括塔式、槽式、碟式和线性菲涅尔式4种^[2]。其中,塔式技术发展迅速,具备良好的调峰和热电解耦能力;槽式结构简单、维护方便;碟式聚焦温度高但结构复杂;线性菲涅尔式成本较低但效率偏低^[3-4]。我国已在青海、甘肃、新疆等地建成多个商业化光热电站,以推动光热发电的规模化应用。

在光热汽轮机转子研究领域,许多学者已经有了较深层次的研究。焦玉雪等^[5]发现,中低压转子在冷态启动中容易出现最大等效应力和低周疲劳裂纹。麻永前等^[6]通过缩短初始温度的恒定时间,对转子运行进行优化,从而缩减启动时长,降低转子关键部位的应力。赵锦等^[7]通过对光热汽轮机进行数值仿真与寿命管理分析,进而优化结构设计。Łuczyński等^[8]提出热空气预热概念,并将其用于提高汽轮机灵活性,以及延长使用寿命。Moroz等^[9]利用热结构分析结果,采用低周疲劳方法对转子寿命进行评估。

随着人工智能和深度学习技术的迅速发展,代理模型与启发式算法的融合策略在汽轮机转子应力

预测及优化领域取得显著的研究进展^[10]。Wang等^[11]采用支持向量机预测时变应力场,并结合粒子群算法(PSO)优化初始参数,从而实现将启动时长缩短了32分钟。Guo等^[12]提出基于全连接神经网络的应力场预重构模型,为转子强度的快速分析开辟了新途径。Baker等^[13]通过开发新型神经网络自编码器框架,实现了复杂热力曲线的高精度重建,并将必要测点数量降低了50%。Rusin等^[14]基于格林函数理论与人工神经网络(ANN),开发在线热应力监测算法,实时转子-缸体系统应力场的解析。Zhu等^[15]应用深度强化学习优化启动过程的主蒸汽温度控制策略,有效降低了多模式启动工况下的等效应力幅值。

针对现有神经网络在转子应力预测中存在的诸多局限性,构建了一种基于残差网络的混合残差编码网络(HRENet)。与传统的残差神经网络(ResNet)相比,HRENet通过优化跳跃连接机制,在保留深层特征提取能力的同时,精确维持应力分布的空间位置信息,实现了应力峰值、分布规律及时间演化过程的高精度预测。相比普通卷积神经网络(CNN)网络,HRENet通过多尺度特征融合和跨层连接解决了信息瓶颈问题,使局部应力集中区域的细节特征更加突出,显著提高了预测精度。与循环神经网络/长短期记忆网络相比,HRENet采用完全并行化的计算架构,训练速度提升明显,同时保持了明确的空间位置信息,避免了循环神经网络中常见的位置信息混合问题。相比于纯Transformer架构,HRENet针对中等长度序列优化设计,既保证

了特征提取的有效性,又避免了 Transformer 在小数据集上容易过拟合的问题,在实际工程应用中表现出更好的泛化能力。

本文针对某光热汽轮机转子开展冷态工况下的有限元热固耦合分析,从而阐明应力随时间的瞬态演化关系。基于 HRENet 神经网络模型,开展应力集中点温度和应力的同步预测,为转子应力快速预测提供了高效的分析方法。对转子进行启动优化和结构优化,旨在降低应力集中点的应力,提高转子的安全性和耐久性。

1 有限元模型分析

1.1 转子有限元模型

本文以某太阳能光热汽轮机中低压转子为研究对象,建立中低压转子二维轴对称有限元模型,模型网格如图 1 所示。其中,网格单元数为 7.4×10^4 ,节点数为 23×10^4 。另外,由图可知,由于转子在运行过程中存在较高的温度和应力,因此在转子叶根槽、倒圆角及内孔处等应力集中位置进行了网格加密。

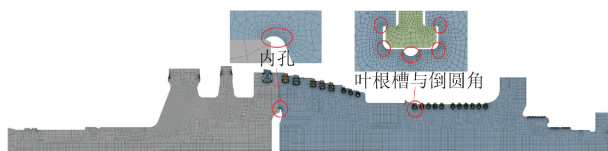


图1 汽轮机中低压转子模型网格

Fig. 1 Model mesh of medium-low pressure rotor for steam turbine

中低压转子材料为 30Cr1Mo1V 和 30Cr2Ni4MoV,其材料属性如表 1 和表 2 所示。

表1 30Cr1Mo1V 材料参数

Table 1 Material parameters of 30Cr1Mo1V

温度/℃	弹性模量/GPa	泊松比	密度/(kg·m ⁻³)
20	214	0.288	7 870
100	212	0.292	7 870
200	205	0.287	7 870
300	199	0.299	7 870
400	190	0.294	7 870
500	178	0.305	7 870
600			7 870

表2 30Cr2Ni4MoV 材料参数

Table 2 Material parameters of 30Cr2Ni4MoV

温度/℃	弹性模量/GPa	泊松比	密度/(kg·m ⁻³)
20	204	0.286	7 860
100	201	0.305	7 860
200	196	0.299	7 860
300	190	0.304	7 860
400	182	0.299	7 860
500	173	0.298	7 860
600	161	0.295	7 860

1.2 边界条件

由于转子在运行过程中与高温高压蒸汽间存在剧烈的热交换,同时还受到来自叶片的机械载荷作用,因此转子的边界条件可划分为热边界条件、机械载荷条件和位移边界条件。

(1)热边界条件:转子轴颈外表面设定为 20 ℃ 的室温温度;转子中心设定为热流密度为 0 的绝热边界条件;转子轮缘与汽封设定为与气体强制对流换热的第三类边界条件^[16],具体如图 2 所示。

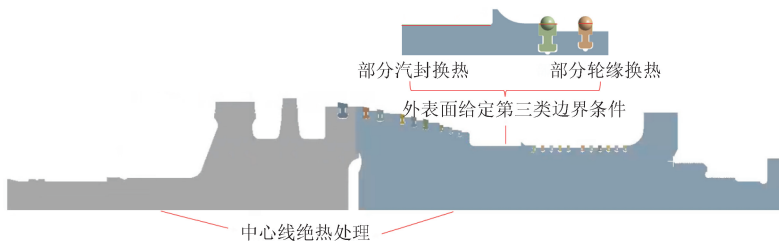


图2 转子热边界条件

Fig. 2 Thermal boundary conditions of the rotor

轮缘换热系数的计算式为^[17]

$$h = \frac{Nu\lambda}{R} \quad (1)$$

$$Nu = 0.1Re^{0.68} \quad (2)$$

$$Re = \frac{uR}{\nu} \quad (3)$$

式中: h 为传热系数; Nu 为努塞尔数; λ 为气流导热系数; Re 为雷诺数; R 为外缘半径; u 为外缘处圆周速度; ν 为气流运动黏度系数。

汽封换热系数的计算式为^[18]

$$h = \frac{Nu\lambda}{2\tau} \quad (4)$$

$$Nu = 0.043 \left(\frac{\tau}{H} \right)^{0.3} \left(\frac{\tau}{S} \right)^{0.2} Re^{0.8} \quad (5)$$

$$Re = \frac{w2\tau}{\nu} \quad (6)$$

式中: τ 为汽封间隙; H 为汽封环境宽度; S 为汽封齿宽; w 为汽封间隙中气流的平均流速。

(2) 机械载荷条件: 在各级叶根顶部面施加叶片质量及惯性矩, 对模型整体施加工作转速对应的离心力载荷。

(3) 位移边界条件: 在转子端面添加轴向位移约束, 在中心线位置添加径向约束, 以保证静态求解的无刚体位移。T 型叶根承力面与转子叶根槽之间设置摩擦接触, 摩擦系数为 0.15, 出气侧设置无分离接触。

1.3 有限元冷态启动计算

冷态启动曲线如图 3 所示, 主要描述蒸汽温度、蒸汽压力以及机组转速随时间的变化情况。启动过程的主要节点介绍如下: P_0 为满转速时刻; P_1 为升温时刻; P_2 为升压时刻; P_3 为满负荷时刻(此时温度、压力达到最大值)。

为消除量纲影响, 便于在同一坐标系中对比不同物理量的变化趋势, 对时间、应力和温度进行了统一的等比例缩放处理。此举旨在揭示应力与温度等参数在启动过程中的协同变化规律, 而非比较其绝对数值。经过缩放, 各曲线的形状与相位关系得以清晰呈现, 从而更直观地揭示其内在关联。后续相关图表均沿用此处理方法。

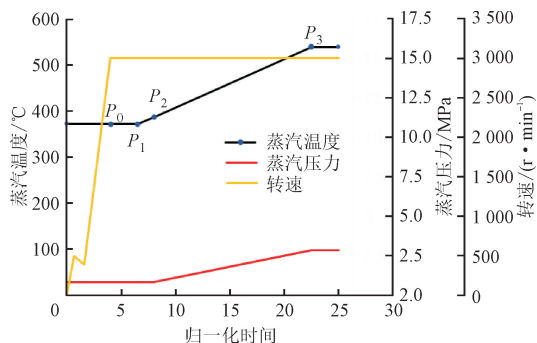


图 3 转子冷态启动曲线

Fig. 3 Rotor cold start curve

在转子各工况启动应力分析中, 采用 Von Mises 等效应力作为度量局部应力集中程度的指标。该等效应力因其坚实的力学理论基础(畸变能屈服准则)、对多轴应力状态的综合能力、对应力集中峰值的敏感性以及与疲劳寿命分析的直接相关

性, 成为评估转子结构强度和安全性的黄金标准。由于各工况复杂, 转子要承受热和离心力载荷, 因此在线弹性假设下, 本文等效应力为热应力与机械应力共同作用的结果, 即综合加载等效应力(简称综合应力)。此结论为分析复杂热-机耦合载荷下的应力分布的有效方法。另外, 在进行疲劳寿命评估时, 若危险点材料处于塑性阶段, 由于应力分析存在的局限性, 疲劳寿命将直接地依赖于应变范围。

冷态启动过程中转子最大综合应力时刻的云图如图 4 所示。分析结果表明, 转子最大综合应力集中于第一级叶根槽的 C_1 与 C_2 点。通过对比, C_2 点的应力值显著高于 C_1 点, 因此被确定为关键危险点。 C_2 点的不同应力变化如图 5 所示, 其综合应力在转速上升阶段急剧增加, 在满负荷时刻达到最大值, 当运行参数稳定后, 转子内温度趋于均匀时, 逐渐降低至较低水平。



图 4 冷态启动过程中转子最大综合应力云图

Fig. 4 Contour of rotor maximum combined stress at critical moment during cold start

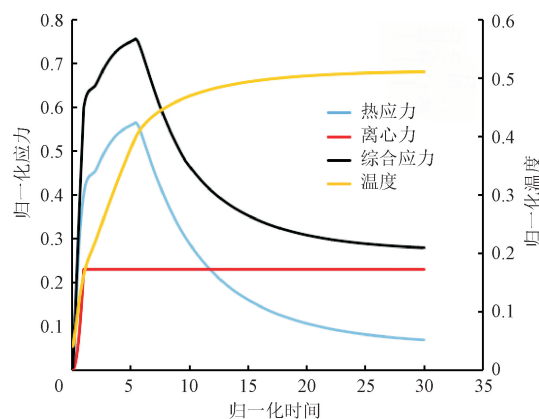


图 5 危险点 C_2 的不同应力、温度随时间的变化

Fig. 5 Variation of temperature and stress of danger point C_2 with time

为确保有限元计算结果的准确性, 对转子模型进行了网格收敛性验证。在危险点 C_2 处创建了 4 套具有不同网格密度的模型进行对比, 各套网格在该区域的单元尺寸及对应的最大综合应力结果如表 3 所示。

表3 网格收敛性研究结果

Table 3 Research results on grid convergence

网格名称	C ₂ 点处单元尺寸/mm	弧形分段数	最大综合应力/MPa	相对于更密网格的变化率/%
Mesh1	0.5	6	755.0	
Mesh2	1.0	4	749.5	0.73
Mesh3	2.0	2	732.4	2.28
Mesh4	5.0	1	711.6	2.84

结果表明:当单元尺寸从1.0 mm(Mesh2)加密至0.5 mm(Mesh1)时,最大应力的变化率仅为0.73%,小于设定的收敛标准(2%)。因此,采用Mesh1的网格密度足以获得可靠的数值解,后续所有计算均基于此网格密度开展。

有限元方法虽能精确计算转子的温度场和应力场,但其较高的计算资源消耗和较长的求解时间使其难以应对电网波动等突发工况的实时分析需求。近年来,随着人工智能技术的快速发展,神经网络等智能算法凭借其强大的学习能力,在工业领域展现出显著优势,为汽轮机组应力状态的实时预测与监测提供了新的技术路径^[19]。

2 神经网络预测模型应力预测

2.1 HRENet 神经网络模型

本文提出了一种用于准确预测不同启动参数下,光热汽轮机中低压转子应力集中点应力的混合残差编码网络,即HRENet模型。该模型结构如图6所示,该模型包含输入层、特征扩展层、初始卷积层、下采样路径、瓶颈层、上采样路径以及输出层。其中,输入层包括初始温度 T_0 、升速率 η_0 、初始升温时间 t_0 和温升率 η_1 这4个关键物理参数,它们共同决定了启动过程中转子的热边界条件与机械载荷历程,是影响危险点综合应力的决定性因素。将输入特征向量 $\mathbf{X}$ 定义为 $\mathbf{X} = [T_0, \eta_0, t_0, \eta_1]$ 。令 $\mathbf{X}$ 中的任一输入特征为 X ,为消除量纲差异并加速模拟训练收敛,所有 X 在送入HRENet前均进行最大-最小归一化处理,将其线性缩放至 $[0, 1]$ 区间。其归一化公式为

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (7)$$

式中: X_{norm} 为每个特征归一化后的值; $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别为每个特征在整个训练数据集中的最大值和最小值。

特征扩展层输入形式为 $[B, 4]$ 的张量,其中 B 是批处理大小,通过2个全连接层将4维特征扩展到256维,再将扩展后的特征重塑为 $[B, 1, 256]$,以便进行一维卷积;下采样路径由3个下采样模块组成,每个模块包含2个残差块,其中第2个残差块进行步长为2的下采样;瓶颈层2个残差块使用 1×1 卷积,无空间信息交换,主要用于通道变换;上采样路径由3个上采样模块组成,每个模块使用上采样和跳跃连接。



图6 HRENet模型结构

Fig. 6 HRENet model structure

为了验证模型对转子危险点应力的预测效果,本文通过各项评价指标对测试集所有结果进行评价。评价指标有均方误差 E_{MSE} 、均方根误差 E_{RMSE} 、平均绝对误差 E_{MAE} 、决定系数 R^2 和一致性相关系数 E_{CCC} 。其中, E_{CCC} 的表达式为

$$E_{\text{CCC}} = 1 - \frac{n^{-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sigma_y^2 + \sigma_{\hat{y}}^2 + (\mu_y - \mu_{\hat{y}})^2} \quad (8)$$

式中: n 为样本数; y_i 为第 i 个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的预测值; σ_y 为真实值的标准差; $\sigma_{\hat{y}}$ 为预测值的标准差; μ_y 为真实值的均差; $\mu_{\hat{y}}$ 为预测值的均差。

将有限元分析得到的危险点 C_2 作为预测点,该点的温度和应力在启动过程中会随时间变化,且相邻时间点的样本数据之间具有一定的相关性。因此,可将温度和应力预测视为时间序列建模问题。将有限元冷态启动仿真计算得到的 C_2 应力和温度作为原始数据,并对其进行归一化处理,从而提高神经网络的收敛性。这些样本会被分为训练集(80%)和测试集(20%)^[20],从而全面验证模型在应对未知、多变工况的准确性和可靠性。

构建预测模型后,设置超参数对模型进行训练。

模型为常见架构的神经网络,包含 ResNet、ANN、CNN 以及 Transformer。为确保结果的公平性,所有模型的学习率均为 0.001,迭代次数均为 500,批处理大小为均 20。

本文采用均方误差(E_{MSE})作为损失函数,该函数具有连续可微的数学特性,与梯度下降优化算法高度兼容。同时, E_{MSE} 对大误差更为敏感,这种特性使模型能够优先修正显著的偏差,从而有效提升预测精度^[21]。优化算法通过自适应调整神经网络的参数实现损失函数的最小化。本文采用 Adam 优化器,该算法融合了梯度下降的高效参数更新机制与动量法的惯性加速特性,同时引入自适应学习率的优化策略,该策略能够根据参数梯度的一阶矩和二阶矩估计进行动态调整,显著提升模型收敛速度和训练稳定性^[21-22]。

各预测模型的总参数与参数大小如图 7 所示,HRENet 在总参数方面仅高于 ANN,低于其他 3 种网络;在参数大小方面高于 ANN 和 Transformer,低于 CNN 和 ResNet。总的来说,各模型参数都处于同一数量级,HRENet 的计算资源消耗位于平均水平。

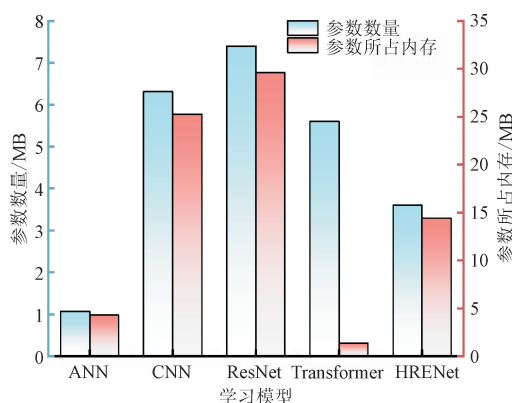


图 7 预测模型参数的对比

Fig. 7 Comparison of prediction model parameters

图 8 展示了训练过程中 5 种预测模型损失函数的变化情况。横轴表示遍历次数(即训练轮数),纵轴表示损失函数值,采用对数刻度。训练过程表明,所有模型均能收敛,但性能差异显著。HRENet 表现最佳,收敛速度最快且最终损失值最低;Transformer 与 ResNet 为第二梯队,收敛较快但最终性能不及 HRENet;CNN 与 ANN 表现相对较差,收敛缓慢且最终损失值最高。综上所述,HRENet 在收敛速度、稳定性和最终性能上均优于对比模型。

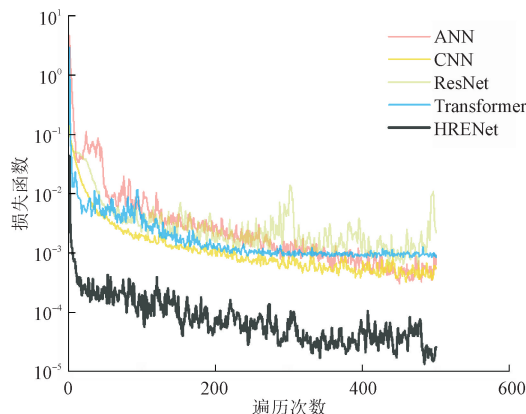


图 8 预测模型训练过程损失函数的变化

Fig. 8 Changes in loss function during prediction model training process

2.2 预测结果

为了验证该模型对于转子危险点应力的预测效果,各模型的测试结果如图 9 所示。ANN 与 CNN 由于难以捕捉复杂模式,其结果的 E_{MAE} 分别达到了 10 MPa 与 16 MPa, E_{MSE} 分别达到了 0.2 MPa 与 0.4 MPa。ResNet 与 Transformer 在此次预测中表现较差,原因是 ResNet 在下采样过程中丢失了细节信息,Transformer 在小数据集上极易过拟合,其结果的 E_{MAE} 分别达到了 30 MPa 与 24 MPa, E_{MSE} 分别达到了 3.6 MPa 与 1.0 MPa。尽管这 4 种模型的 R^2 与 E_{CCC} 均达到 92% 以上,表明其对数据趋势的学习能力较强,但预测结果中的 E_{MAE} 均在 10 MPa 以上,这凸显了其对于数据趋势准确捕捉的局限性。特别是在光热汽轮机转子的启动优化过程中,10 MPa 以上的代理模型预测误差是不被允许的。对比而言,本文提出的 HRENet 不仅具有良好的预测一致性,而且结果的 R^2 系数为 99.92%,接近理论最大值 1。同时, E_{CCC} 为 99.96%,这证明了预测值与真实值几乎完全位于 45° 对角线上,一致性表

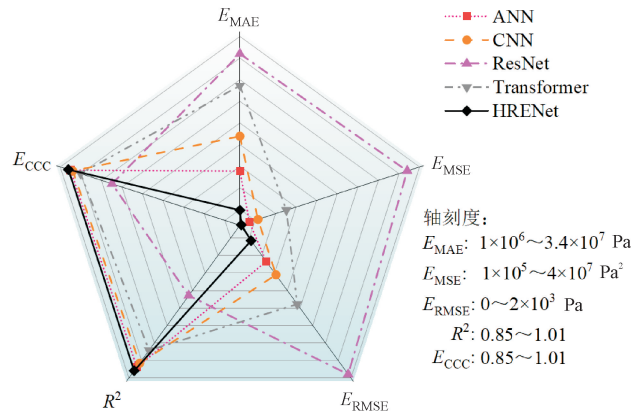


图 9 模型训练结果误差评价

Fig. 9 Error evaluation of model training results

现较好。此外,其 E_{MAE} 低至 3.57 MPa,相较于其他对比模型(ANN、CNN、ResNet 与 Transformer),误差分别降低了 65.23%、78.01%、88.23% 和 85.65%;其结果的 E_{MSE} 为 0.03 MPa,相较于上述其他对比模型,误差分别降低了 82.13%、90.43%、98.94% 和 96.22%,远低于其他模型,这说明 HRENet 的预测值与真实值的离散度极低。因此,数据结果证明,HRENet 在准确性和解释力上均显著优于 ANN、CNN、ResNet 与 Transformer 这 4 种模型,是转子应力预测任务的最优模型。

为了系统验证所提方法的优越性,选取各模型在整个验证集上的部分预测结果,并进行归一化处理,以直观对比各方法的预测性能^[23]。

图 10 展示了不同模型预测结果的对比。由图可知,HRENet 与有限元的曲线最为接近,这表明 HRENet 在模拟应力随时间变化的性能上具有较高的准确性和可靠性。相比之下,ANN、CNN 和 ResNet 的预测结果在序列初期与有限元的曲线较为接近,但在时间较长时,其结果曲线均开始偏离,尤其是在归一化时间超过 10 之后,ResNet 的预测值明显低于其他方法。这表明这 3 种网络在长时间预测上的稳定性较差,无法捕捉长时间的依赖关系。此外,这 3 种网络的归纳偏置更偏向于层级特征提取,天然适合分类或粗粒度预测,但用于高精度回归时,存在信息丢失的结构性问题。Transformer 在预测前中期,其曲线出现了明显的偏离,预测效果低于有限元和 HRENet,这可能是由于在前期训练数据不足时,该模型极易过拟合,从而导致在测试集上泛化能力差,未能充分发挥理论优势;在训练后期,自注意力机制能够有效捕捉长距离依赖,从而提高预测精度。综上所述,HRENet 在模拟应力随时间变化的性能上与有限元方法相当,具有较高的准确

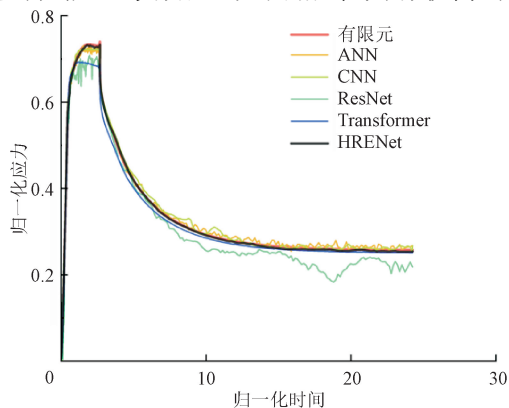


图 10 不同模型预测结果与有限元结果的对比

Fig. 10 Comparison of prediction results from different models and finite element results

性和可靠性,其余模型则因结构或数据适应性问题,在长期预测中精度下降。

3 启停曲线-结构联合优化

为了降低转子最大应力,提高汽轮机使用效率,对转子进行启停曲线-结构联合优化,优化流程如图 11 所示。

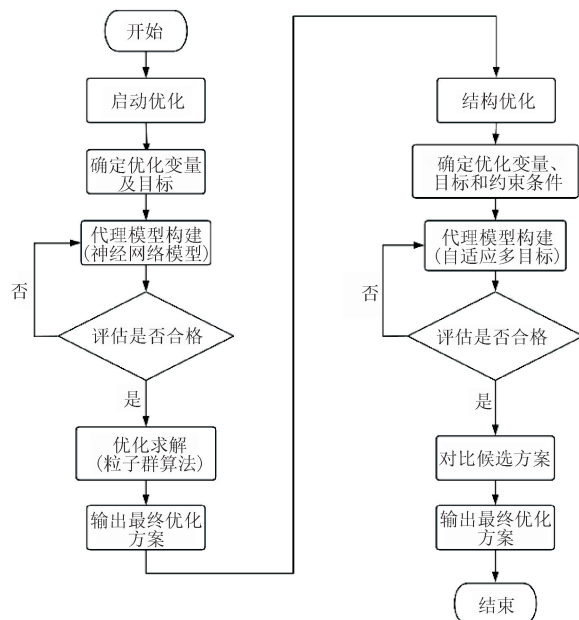


图 11 转子启停曲线-结构联合优化流程图

Fig. 11 Flow chart of joint optimization for rotor start-stop curve and structure

3.1 启动优化

为了缩短机组启动时间,减少启动成本,实现节能降耗,提高机组的启动灵活性和市场竞争能力,对汽轮机启动进行优化改造^[24]。在启动过程中,我们通过分析启动曲线中的蒸汽温度和转速,结合初始温度 T_0 、升速率 η_0 、初始升温时间 t_0 和温升率 η_1 这 4 个关键参数,对启动过程进行划分和优化。训练好的 HRENet 模型作为危险点的预测模型,优化目标包括启动时间和启动过程中危险点的最小应力值。为了确保优化方向倾向于减少启动时间,我们将启动时间定义为惩罚项,从而在优化过程中优先考虑启动时间的缩短,优化的目标函数 $F(\mathbf{X})$ 定义为

$$F(\mathbf{X}) = \max(\mathcal{F}(T_0, \eta_0, t_0, \eta_1)) / S_{\text{baseline}} + p(T_0, \eta_0, t_0, \eta_1) \quad (9)$$

约束条件为

$$\begin{cases} T_{0,\min} < T_0 < T_{0,\max} \\ \eta_0 > 0 \\ t_0 > R_{\max} / \eta_0 \\ \eta_1 > 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X} = [T_0, \eta_0, t_0, \eta_1]$ 为优化的输入特征向量; $\mathcal{F}(T_0, \eta_0, t_0, \eta_1)$ 为通过 HRENet 模型预测的转子应力; $T_{0,\min}$ 和 $T_{0,\max}$ 为可采用的最小和最大初始蒸汽温度; $R_{\max}$ 为最大转速; S_{baseline} 为原方案危险点最大综合应力。 $p(T_0, \eta_0, t_0, \eta_1)$ 为启动时间的惩罚函数, 表达式为

$$p = \begin{cases} \mu (t_{\text{total}} - t_{\text{baseline}})^2, & t_{\text{total}} > t_{\text{baseline}} \\ 0, & t_{\text{total}} \leq t_{\text{baseline}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: t_{total} 为通过 T_0, η_0, t_0, η_1 求得的启动总时间; t_{baseline} 为原方案启动总时间; μ 为惩罚因子, 通过设定为 1 个足够大的值, 以确保符合启动时间要求。

粒子群算法通过模拟群体智能行为, 通过迭代更新粒子位置和速度, 以寻找全局最优解。该算法具有收敛速度快、适应性强等优点, 适用于复杂非线性优化问题^[25]。因此, 采用粒子群算法对目标进行寻优, 以完成最优启动曲线的参数优化, 设定迭代步数为 50, 收敛容差为 0.001, 粒子数为 20, 参数的寻优空间由厂方根据熔盐换热温度、蒸汽状态及可调控的运行状态等因素确定。启动优化中的 4 个设计参数 (初始温度 T_0 、升速率 η_0 、初始升温时间 t_0 、温升率 η_1) 经归一化处理, 数值范围均设置为 0~1.2。

该优化过程在初始化粒子群参数后, 通过所提出的 HRENet 计算目标函数, 得出每个粒子的适应度值, 并更新个体和全局最优解。此时, 如果满足收敛标准, 则输出该最优解, 过程终止。否则算法在更新粒子速度和位置后, 重新进入适应度评估和解更新的迭代循环, 直至收敛, 并输出最终的最优解。优化过程目标值的变化如图 12 所示。

由图 12 可知, PSO 优化过程呈现出典型的快速收敛特性: 在迭代初期 (约前 12 次), 目标函数值急剧下降, 表明该算法具有较强的全局探索能力, 可迅速定位至优异参数区域; 在平稳收敛期, 目标值仅

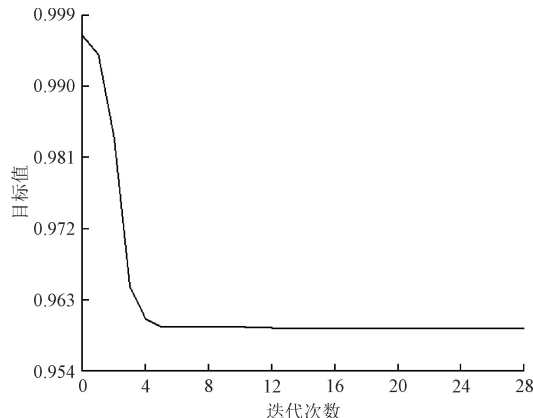


图 12 优化过程目标值变化曲线

Fig. 12 Optimization process target value change curve

微幅波动, 证明该算法已进入局部开发阶段, 正精细逼近理论最优解。该收敛轨迹有效验证了 PSO 参数设置的合理性, 并清晰展现了最优结果的可追溯性与可靠性, 同时也凸显了 HRENet 模型的核心作用, 其极高的计算效率使优化过程充分可靠。

图 13 和图 14 分别为优化前后启动曲线对比和优化前后危险点 C_2 的应力变化对比。由结果分析可知, 优化后的启动时间缩短了 23.08%, 危险点的应力降低了 5.3%。由启动曲线可知, 优化后提高了初始蒸汽温度, 提前了升温时间, 降低了升温阶段的温升率和转速的升速率。在换热初始阶段, 由于蒸汽与金属的温差增大, 换热强度加剧, 导致优化后应力变大。同时, 优化后曲线的最大应力出现在机组达到满负荷时刻, 这符合汽轮机负荷增加过程中热量交换与热应力变化的典型规律, 且该值低于优化前的最大应力值。上述结果验证了所提优化方案的有效性与合理性。

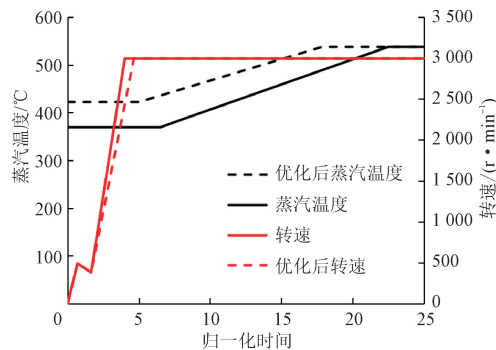


图 13 优化前后启动曲线对比

Fig. 13 Comparison of startup curves before and after optimization

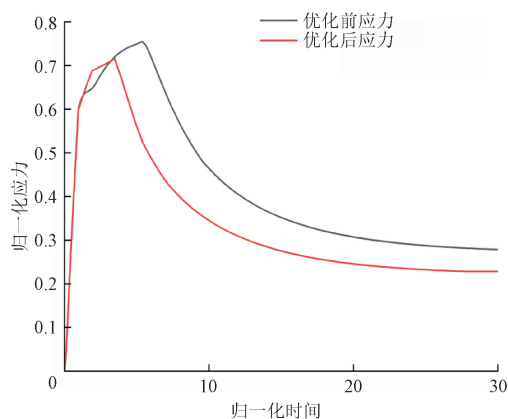


图 14 优化前后危险点 C_2 的应力随时间的变化

Fig. 14 Changes in stress of danger point C_2 over time before and after optimization

3.2 结构优化

转子在复杂工况下长期运行, 其结构强度和可靠

性直接影响设备的安全性和使用寿命,特别是在冷态启动工况下,转子关键部位承受较高的热应力和应力幅值,存在较大的失效风险。因此,为提高转子的安全性和耐久性,有必要针对其结构进行优化设计。

从1.3节分析可知,冷态启动工况下,转子叶根槽部位应力较大,可能引发局部塑性变形或疲劳损伤,进一步影响转子的结构稳定性和使用寿命,因此有必要对其结构进行优化。优化的核心目标是降低转子的最大应力,从而提高转子整体强度和可靠性。

图15为转子结构优化示意图。由图可知,通过中心打孔的方式,减小转子厚度,以实现转子中心轴区域温度梯度场的重构,从而降低应力。其中, R 为中心孔的半径, L 为中心孔的长度, α 为中心孔倒圆角半径。

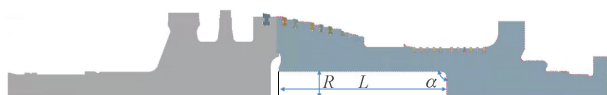


图15 转子结构优化示意图

Fig. 15 Schematic diagram of rotor structure optimization

优化过程中,设置 R 、 L 、 α 为3个设计变量, C_1 点最大应力 σ_a 的最小化目标函数 f_1 表达式为

$$\min f_1 = \min(\sigma_a(R, L, \alpha)) \quad (12)$$

C_2 点最大应力 σ_b 的最小化目标函数 f_2 为

$$\min f_2 = \min(\sigma_b(R, L, \alpha)) \quad (13)$$

强度约束设置为: C_1 点、 C_2 点最大应力需低于材料许用应力 σ_{allow} ,可表示为

$$\max(\sigma_a) \leq \sigma_{allow} \quad (14)$$

$$\max(\sigma_b) \leq \sigma_{allow} \quad (15)$$

几何约束为

$$\begin{cases} 0.01 \leq R/m \leq 0.30 \\ 1.3 \leq L/m \leq 2.5 \\ 0.001 \leq \alpha/m \leq 0.050 \end{cases} \quad (16)$$

强度约束确保了优化后的转子在降低应力的同时必须满足基本的强度要求。几何约束确保优化后的设计变量在一个合理的范围内,从而避免出现孔太大导致转子强度整体失效或孔太小没有优化意义等不合理的几何形状。

在优化计算过程中,有限元仿真往往计算成本较高,因此采用自适应多目标方法构建代理模型,以降低计算成本并提高优化效率。自适应多目标方法是基于受控精英概念的非支配排序遗传算法II(NSGA-II)的变体,支持多个目标和约束,旨在寻找全局最优解。代理模型通过少量样本点训练后,可用于预测不同设计参数下的优化目标值,实现快速优化分析。

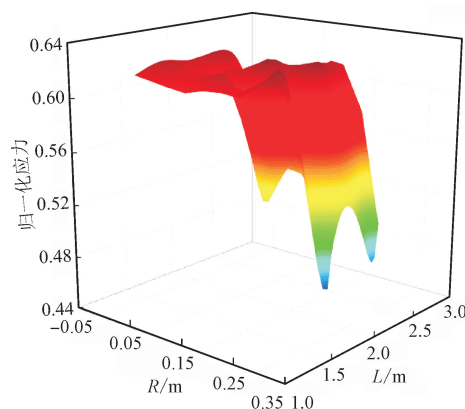
初始样本数为24,每次迭代生成24个样本,并在最多6次迭代中找到3个候选样本,最大允许帕累托百分比为70,收敛稳定性百分比为2,部分样本数据如表4所示。

表4 部分样本数据

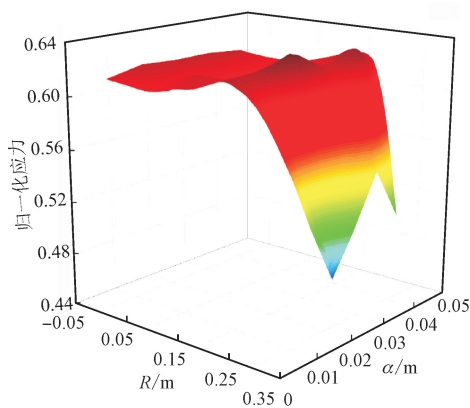
Table 4 Partial sample data

序号	R/m	L/m	α/m
1	0.112 71	1.40	0.045 576
2	0.124 79	2.00	0.003 835
3	0.136 88	1.70	0.020 169
4	0.148 96	2.30	0.036 502
5	0.161 04	1.55	0.009 280

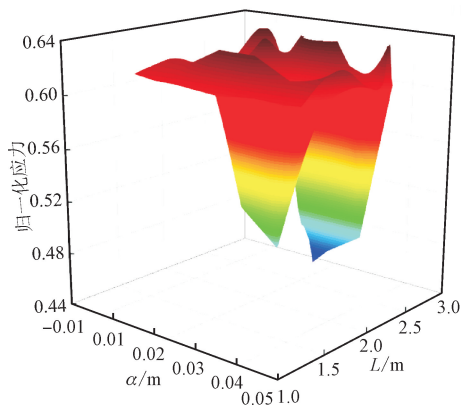
图16和图17的响应曲面分析揭示了设计参数 R 、 L 和 α 对 C_1 、 C_2 点应力的影响规律。分析结果表明:当 R 趋近最大值、 L 约为1.82 m、 α 在0.02~0.03 m范围内时,两处应力集中点的应力值最小。该优化组合的力学机理在于:较大的 R 可有效缓解叶根槽处的应力集中;适中的 L 能在保证结构整体强度的同时避免因孔道过长引发新的应力集中;而合适的 α 则有助于平衡应力分布与局部结构强度。各参数间存在明显交互效应,说明需进行多参数协同优化,以避免单目标优化可能导致的局部应力恶化。



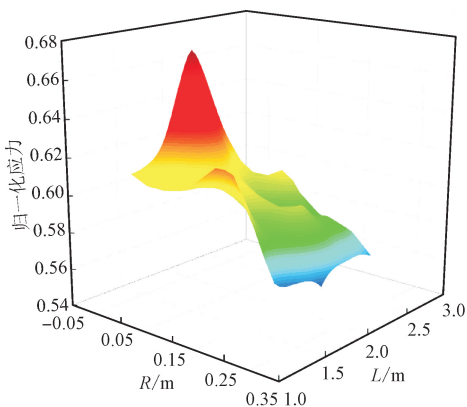
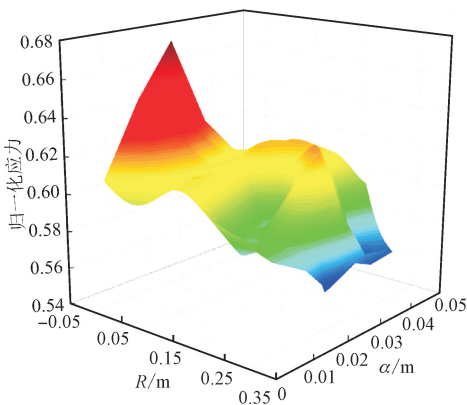
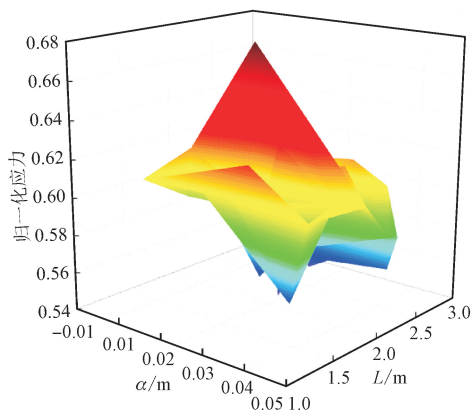
(a) σ_a 随 R 和 L 变化的响应面



(b) σ_a 随 R 和 α 变化的响应面

(c) σ_a 随 α 和 L 变化的响应面图 16 C_1 点的应力对关键设计参数的响应曲面分析Fig. 16 Response surface analysis of stress at points C_1 to key design parameters

比较优化后所得候选点,发现候选点 1 的变量值 ($R=0.293\ 620\ \text{m}$, $L=1.812\ 500\ \text{m}$, $\alpha=0.027\ 752\ \text{m}$) 与上述响应面分析最为接近;比较应力值,发现候选点 1 所计算出的 C_1 、 C_2 点的应力最小,分别为 457.40 和 540.38 MPa,对比优化前应力 (C_1 、 C_2 点分别为 686.00 和 755.00 MPa) 降低的最多,分别降低了 33.33% 和 28.43%,这表明候选点 1 是最合适的参数组合。

(a) σ_b 随 R 和 L 变化的响应面(b) σ_b 随 R 和 α 变化的响应面(c) σ_b 随 α 和 L 变化的响应面图 17 C_2 点的应力对关键设计参数的响应曲面分析Fig. 17 Response surface analysis of stress at points C_2 to key design parameters

4 结 论

本文建立了太阳能光热汽轮机中低压转子有限元模型,进行了冷态启动有限元计算。提出了一种用于准确预测不同启动参数下光热汽轮机中低压转子应力集中点应力的 HRENet 模型,并且对原转子模型进行了启动优化与结构优化,得到如下主要结论。

(1) 开展冷态启动工况下的光热汽轮机转子瞬态热固耦合分析,发现最大温度应力出现在转子第 1 级叶根槽倒圆角位置,即 C_2 点,这是由于此处的温度梯度较大。

(2) 提出了一种用于准确预测不同启动参数下光热汽轮机中低压转子应力集中点应力的 HRENet 模型,并与 ANN、CNN、ResNet 和 Transformer 这 4 种神经网络模型进行对比。结果表明,HRENet 模型在冷态启动预测转子瞬态温度应力方面具有显著优势,相较于 ANN、CNN、ResNet 和 Transformer 模型,综合加载等效应力预测平均绝对误差分别降低了 65.23%、78.01%、88.23% 和 85.65%,均方误差分别降低了 82.13%、90.43%、98.94% 和 96.22%。

(3) 分别对原模型进行了启动优化与结构优化,启动优化中结合初始温度 T_0 、升速率 η_0 、初始升温时间 t_0 和温升率 η_1 这 4 个关键参数,对启动过程进行划分和优化,结果发现温升率 η_1 对应力影响最大,优化后的启动时间缩短了 23.08%,危险点的应力降低了 5.3%。结构优化中对转子中心打孔,采用自适应多目标方法,得到最优的变量组合,其 C_1 、 C_2 点应力分别降低了 33.33% 和 28.43%。

参考文献:

- [1] 刘春雨. 太阳能光热电站储能系统热性能研究及技术经济分析[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
- [2] 杜凤丽, 原郭丰, 常春, 等. 太阳能热发电技术产业发展现状与展望[J]. 储能科学与技术, 2013, 2(6): 551-564.
DU Fengli, YUAN Guofeng, CHANG Chun, et al. Concentrating solar power: current status and perspective[J]. Energy Storage Science and Technology, 2013, 2(6): 551-564.
- [3] 高嵩, 许继刚. 塔式光热电站设计国家标准与 IEC 标准的对比研究[J]. 电力勘测设计, 2023(12): 6-9.
GAO Song, XU Jigang. Comparative research on design of solar power tower plant between national and IEC standard[J]. Electric Power Survey & Design, 2023(12): 6-9.
- [4] 张忠涛. 基于相变储能系统的槽式太阳能光热电站运行特性研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2023.
- [5] 焦玉雪, 徐自力, 尹刚, 等. 太阳能光热发电汽轮机转子热机械应力分析及启动优化[J]. 汽轮机技术, 2020, 62(6): 417-420.
JIAO Yuxue, XU Zili, YIN Gang, et al. Start-up optimization and analysis of thermo-mechanical stress of solar thermal steam turbine rotor[J]. Turbine Technology, 2020, 62(6): 417-420.
- [6] 麻永前, 包一鸣, 张伟康. 光热发电中汽轮机运行的优化措施分析[J]. 电子技术, 2022, 51(1): 290-291.
MA Yongqian, BAO Yiming, ZHANG Weikang. Analysis on optimization measures of steam turbine operation in photothermal power generation[J]. Electronic Technology, 2022, 51(1): 290-291.
- [7] 赵锦, 刘雄, 岳书培, 等. 光热发电汽轮机频繁启停灵活性研究[J]. 自动化应用, 2025, 66(7): 161-164.
ZHAO Jin, LIU Xiong, YUE Shupe, et al. Research on frequent start and stop flexibility of steam turbines for concentrated solar power generation[J]. Automation Application, 2025, 66(7): 161-164.
- [8] ŁUCZYŃSKI P, TOEBBEN D, PEHLE L, et al. Thermo-structural analysis of steam turbine in pre-warming operation with hot air[C]//ASME Turbo Expo 2019; Turbomachinery Technical Conference and Exposition. New York, NY, USA: ASME, 2019: V008T29A013.
- [9] MOROZ L, FROLOV B, KOCHUROV R. Steam turbine rotor transient thermo-structural analysis and lifetime prediction[C]//ASME Turbo Expo 2016; Turbomachinery Technical Conference and Exposition. New York, NY, USA: ASME, 2016: V008T26A038.
- [10] ZHAO Nailong, WANG Weizhe, ZHANG Junhui, et al. Numerical investigation on life improvement of low-cycle fatigue for an ultra-supercritical steam turbine rotor[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(4): 1747-1754.
- [11] WANG Wei, DONG Chao, SUN Yongjian. On start-up optimization for a 300 MW steam turbine[J]. Journal of Engineering, Technology and Applied Science, 2023, 1(1): 1-21.
- [12] GUO Ding, LIU Tianyuan, ZHANG Di, et al. Fast reconstruction method of the stress field for the steam turbine rotor based on deep fully convolutional network[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2022, 144(2): 021023.
- [13] BAKER M, ROSIC B. The hybrid pathway to flexible power turbines: part I novel autoencoder methods for the automated optimization of thermal probes and fast sparse data reconstruction, enabling real-time thermal analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2024, 146(3): 031020.
- [14] RUSIN A, NOWAK G, LIPKA M. Practical algorithms for online thermal stress calculations and heating process control[J]. Journal of Thermal Stresses, 2014, 37(11): 1286-1301.
- [15] ZHU Guangya, GUO Ding, LI Jinxing, et al. Intelligent steam turbine start-up control based on deep reinforcement learning[J]. Energy, 2025, 320: 135335.
- [16] 史进渊. 大功率电站汽轮机寿命预测与可靠性设计[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
- [17] 袁奇, 李浦. 燃气轮机拉杆转子结构动力学[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2021.
- [18] 徐佳敏, 李汪繁. 高低齿汽封表面换热系数计算方法研究[J]. 热力发电, 2022, 51(6): 147-153.
XU Jiamin, LI Wangfan. Research on calculation method of heat transfer coefficient of stepped seal surface[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(6): 147-153.
- [19] 赵翔, 茹东恒, 王鹏, 等. 基于 NARX 神经网络方法的汽轮机转子关键部位应力预测[J]. 应用数学和力学, 2021, 42(8): 771-784.
ZHAO Xiang, RU Dongheng, WANG Peng, et al. On the stress prediction of key components in steam turbine rotors based on the NARX neural network[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2021, 42(8): 771-784.
- [20] HARRINGTON P. Machine learning in action[M]. Greenwich, CT, USA: Manning Publications Co, 2012.
- [21] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2017-01-30) [2025-06-20].

- <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [22] 李敏, 李红娇, 陈杰. 差分隐私保护下的 Adam 优化算法研究 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(6): 253-258.
- LI Min, LI Hongjiao, CHEN Jie. Adam optimization algorithm based on differential privacy protection [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(6): 253-258.
- [23] 李伟业, 冯建欣, 文思果, 等. 时序卷积网络在转子热固耦合应力预测及寿命评估中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(10): 87-95.
- LI Weiye, FENG Jianxin, WEN Siguo, et al. Application of temporal convolutional network in rotor thermomechanical coupling stress prediction and life assessment [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2025, 59(10): 87-95.
- [24] 陈志峰, 支德胜. 汽轮机启动过程优化分析 [J]. 技术与市场, 2019, 26(3): 124.
- CHEN Zhifeng, ZHI Desheng. Optimization analysis of steam turbine start-up process [J]. Technology and Market, 2019, 26(3): 124.
- [25] 刘萌, 王印松, 牟文彪, 等. 基于多策略分区勘探粒子群算法的主蒸汽温度优化控制 [J]. 热力发电, 2021, 50(7): 23-30.
- LIU Meng, WANG Yinsong, MOU Wenbiao, et al. Optimization control of main steam temperature system based on multi strategy partition exploration particle swarm optimization algorithm [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(7): 23-30.
- (编辑 刘懿莹)