

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.010

涡轮叶片缘板阻尼结构多参数同步优化设计

杨光,臧朝平,姜延

(南京航空航天大学 能源与动力学院,江苏 南京 210016)

摘 要:涡轮机中,缘板阻尼器是通过接触面摩擦能量耗散来抑制叶片振动。由于摩擦界面接触力的非线性特性,昂贵的高保真计算成本导致阻尼器的几何设计具有很高挑战性。为此,提出了一种缘板阻尼结构多参数同步优化方法。以含缘板阻尼结构的涡轮叶片为研究对象,由多谐波平衡法求解强迫振动响应,采用 BP 神经网络构建高精度代理模型。以振动幅值最低为优化目标,采用遗传算法优化求解缘板阻尼器最优尺寸参数的组合。仿真结果表明:优化后的缘板阻尼结构减振性能得到极大的优化,与未优化相比叶片峰值振幅降低了 49.84%。

关键词:涡轮机;缘板阻尼结构;多谐波平衡法;神经网络;遗传算法;多参数同步优化

中图分类号:TP183 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)01-0051-05

Multi-parameter Synchronized Optimization Design of Turbine Blades with Underplatform Dampers

YANG Guang,ZANG Chaoping,JIANG Yan

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

Abstract: Underplatform dampers in turbomachinery suppress blade vibration through frictional energy dissipation on the contact surface, and their geometric design faces a big challenge due to the nonlinear characteristics of the friction interface contact force and expensive high-fidelity calculation costs. This paper proposes a multi-parameter synchronization optimization method for underplatform dampers. Turbine blades containing underplatform dampers taken as the research object, the forced vibration response is solved by the multi-harmonic balance method, and a high-precision agent model is built by BP neural network. With the lowest vibration amplitude as the optimization goal, a genetic algorithm is applied to optimize and solve the optimal parameter combination of the underplatform damper. The simulation results show that the vibration damping performance of the optimized edge plate damping structure is significantly optimized, and the blade peak amplitude is reduced by 49.84% compared with the non-optimized one.

Keywords: turbomachinery; underplatform dampers; multi-harmonic balance method; neural network; genetic algorithm; multi-parameter synchronous optimization

0 引言

最近的研究文献[1-6]显示,缘板阻尼器的优化日益引起人们的关注。缘板阻尼器最关键的设计目标在于确定最佳阻尼器的设计形状,最大程度地减少共振振幅^[7]。由于摩擦特性,带缘板阻尼器的涡轮叶片的动态响应呈现强烈的非线性并且缘板阻尼器的减振性能对接触界面的几何形状高度敏感^[8-9]。因此,在设计时需要由叶片-缘板阻尼结构进行高阶非线性动态仿真^[10-11],以捕捉叶片与缘板阻尼器界面处的非线性行为,包括粘滞、滑移和分离等接触状态。

参数模拟方法在寻找最优方法方面被广泛认

为效率不高,并且十分耗时。这是因为每次重复参数模拟只能对解决方案进行局部改进。传统的优化算法,例如梯度算法、遗传算法和粒子群算法等优化算法,都需要大量的函数评估,这使得它们在当前具有计算成本昂贵的目标函数问题中并不适用^[12]。

最近,人们对使用基于代理模型的方法来解决计算成本高昂的基于模拟的优化问题越来越感兴趣^[13]。代理模型是昂贵目标函数在样本点上的近似低成本,其优点在于通过相对较少的函数评估生成令人满意的解决方案,从而引导搜索在未尝试的点/配置处改进解决方案。代理模型的效率和可承受性的关键因素在于随着搜索的进

基金项目:国家自然科学基金项目(52105104,52475106)

第一作者简介:杨光(1998—),男,河南商丘人,硕士研究生,研究方向为结构振动隔离与减振,yanguang202@nuaa.edu.cn。

行,预测值在感兴趣的区域变得更加准确,而无需追求整个设计空间的准确性^[14]。

随着计算机算力的提升,神经网络凭借着非线性拟合优势逐渐在代理模型建模领域普及开来。人工神经网络相比传统的多项式拟合方法具有多个优势。首先,神经网络具备强大的非线性拟合能力,能够逼近复杂的非线性函数关系;而传统的多项式拟合方法则仅限于简单的线性或多项式形式。其次,神经网络采用自适应学习,可以根据数据的模式和特征自动调整网络权重和偏差,使其更具灵活性和适应性。最后,神经网络对噪声和不完整数据表现出鲁棒性,能够通过训练来适应噪声并泛化到新的数据样本。这些优势使得人工神经网络在许多领域和任务中成为重要的工具和技术。

遗传算法是一种受到自然选择和遗传机制启发的优化算法,用于解决复杂问题的搜索和优化。该算法模拟进化过程中的基因遗传、变异和自然选择,对候选解析空间中个体的逐代进化,自动发现和逼近问题的最优解或近似最优解。这种算法适用于处理大规模搜索空间、复杂的优化问题,以及缺乏解析的情况,被广泛应用于工程、科学和机器学习等领域。

目前,考虑缘板阻尼器的减振特性并以此开展多参数同步优化设计的研究几乎没有。为此,本文以含缘板阻尼器的涡轮叶片为研究对象,通过BP神经网络构建代理模型。在此基础上,将多谐波平衡法与遗传算法相结合,建立一种缘板阻尼结构多参数同步优化方法。以振动幅值最低为优化目标,获得减振特性最佳的阻尼器结构尺寸的参数组合。对于实际带缘板阻尼器涡轮叶片的优化设计具有指导意义。

1 缘板阻尼结构动力学建模及非线性响应计算

1.1 缘板阻尼结构有限元模型

本文建立了一种含缘板阻尼器的简化涡轮叶片有限元模型。在该模型中,两个叶片通过缘板阻尼器连接,如图1所示。为了模拟离心载荷,在阻尼器下方施加预加载力 F_N ,确保阻尼器与两侧叶片接触。在叶根处(N_1 点、 N_2 点)施加简谐激励。响应点位于叶片的叶尖位置(A 点),并在两侧叶片的底部施加固定约束。图1中用白色点标出了阻尼器上的接触节点对。

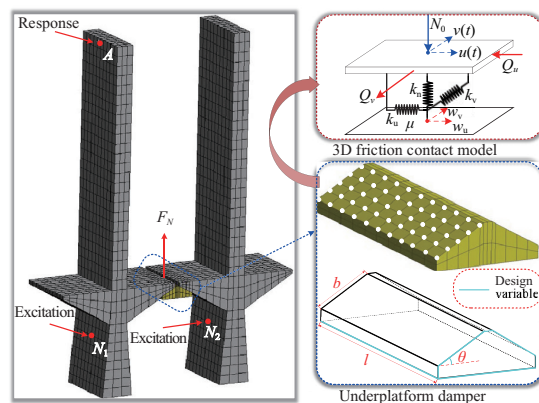


图1 带缘板阻尼器的叶片有限元模型

在设计时,叶片和缘板阻尼器之间是非接触的,采用3D变压力迟滞库伦摩擦模型来模拟摩擦接触^[15]。它由两个耦合的Jenkins单元组成,用于模拟平面内的二维运动,以及一个法向耦合弹簧,如图2所示。不同方向的弹簧模拟了切向和法向接触刚度。其中: k_n 为法向接触刚度; k_u 和 k_v 为切向接触刚度; w_u 和 w_v 分别为叶片接触面沿两个方向的位移; $u(t)$ 和 $v(t)$ 分别为缘板阻尼器沿两个方向的位移; Q_u 和 Q_v 分别为沿两个方向的外激励; μ 为接触面间的摩擦因数。每个接触对的初始接触状态取决于初始间隙 g_0 或初始正压力 N_0 。在这个接触单元中,有3种基本接触情况:分离、粘滞和滑移。当法向接触力趋向负值时,表示两个接触节点开始分离,随后法向接触力变为0。而当法向接触力为正时,表明接触节点仍然保持在接触状态,此时可能出现两种切向接触状态:粘滞状态(切向接触力小于库仑摩擦极限)和滑移状态(切向接触力等于库仑摩擦极限)。

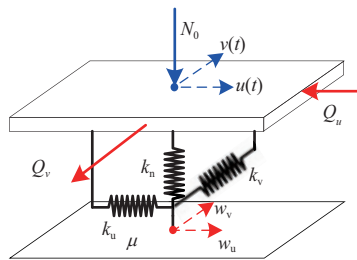


图2 3D变正压力迟滞库伦摩擦模型

1.2 非线性动力学响应求解

系统的整体运动方程可以写成如下形式:

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{u}(t) + \mathbf{F}_{nl}(\dot{\mathbf{u}}(t), \mathbf{u}(t)) = \mathbf{F}_{ex}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{K}$ 分别为系统的质量矩阵、阻尼矩阵

和刚度矩阵; t 为时间; $u(t)$ 为系统在时间 t 的位移; $\dot{u}(t)$ 为对应的速度; $\ddot{u}(t)$ 为对应的加速度; F_m 为阻尼器与叶片摩擦接触产生的非线性力矢量; F_{ex} 为受时间影响的周期外部激励力矢量。

时间积分法^[16]是求解方程(1)最严格的方法。然而,其计算量是十分昂贵的,在研究中广泛用于验证其他数值方法的准确性。多谐平衡法(MHBM)^[17]是求解非线性振动系统最常用的方法,它是迄今为止计算效率最高的方法。根据MHBM,对于系统中的每个自由度,响应可以表示为在第 n 次谐波处截断的傅里叶级数,从而在频域生成一个方程组。对于相邻的叶片间激励为相同振幅的周期性激励,并存在相位差 $\varphi = 2\pi/N_b$ 。因此,本文寻求的位移同样为周期解,也就是 $u(t) = u(t+T)$,其中 T 为激励周期。对于式(1)使用 n 次谐波的截断傅里叶级数分解非线性动态响应:

$$u(t) = Q_0 + \sum_{k=1}^{N_h} Q_{c,k} \cos(k\Omega t) + Q_{s,k} \sin(k\Omega t) \quad (2)$$

式中: N_h 为截断的谐波阶数; Ω 为外部激励频率; Q_0 为 0 阶谐波对应的傅里叶级数; $Q_{c,k}$ 和 $Q_{s,k}$ 为 k 阶谐波对应的傅里叶级数。为了跟踪在一定频率范围内的非线性强迫响应,采用了弧长延拓技术^[18],它能够很好地捕获任何软化或硬化行为。在本研究中,只有与接触约束相关的非线性力被视为非线性,而所有其他可能的非线性源,如大的变形或非线性流固耦合,在动力分析中均无考虑。

2 缘板阻尼结构多参数同步优化设计

2.1 缘板阻尼器的参数关联

本文考虑到的缘板阻尼器结构设计变量如图3所示。

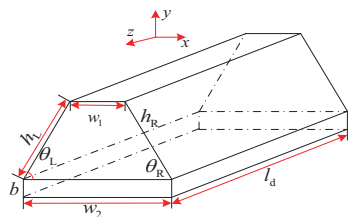


图3 缘板阻尼器结构参数

阻尼器的几何形状可以通过以下参数表征: w_1 和 w_2 分别为上下阻尼器的宽度; b 为底座高度; θ_L 、 θ_R 分别为阻尼器底部的角度; l_d 为阻尼器的延伸长度; h_L 、 h_R 分别为阻尼器左斜边和右斜边长

度。其中参考值 $w_1 = 3 \text{ mm}$ 、 $w_2 = 33 \text{ mm}$ 、 $l_d = 70 \text{ mm}$ 、 $b = 2 \text{ mm}$ 和 $\theta_L = \theta_R = 30^\circ$ 代表原始设计。同时,可以考察到,如果已知阻尼器结构尺寸中 w_1 、 w_2 、 l_d 、 b 、 θ_L 、 θ_R 这 6 个参数,其他几何参数的长度可根据几何知识求得。

另外,缘板阻尼器结构参数变化时,会引起其他参数的变化。这些参数并不是独立变化的彼此直接具有很强的关联性。表1展示了缘板阻尼器的关键设计参数之间的联系,并给出了这些参数的具体表达式。

表1 缘板阻尼器的关联设计参数

参数	关联性
左侧边长 h_L	$h_L = \frac{\sin(\theta_R)}{\sin(\theta_L + \theta_R)}(w_2 - w_1)$
右侧边长 h_R	$h_R = \frac{\sin(\theta_L)}{\sin(\theta_L + \theta_R)}(w_2 - w_1)$
阻尼器体积 V_d	$V_d = ((w_1 + w_2)h_L \sin(\theta_L)/2 + bw_2) \cdot l_d$
质量 m_d	$m_d = \rho_d V_d$
转动惯量 I_d	$I_d = \frac{m_d}{36}(w_2^2 + h_L^2 + h_R^2)$
离心力 P	$P = m_d R \omega^2$ (R 为阻尼器安装位置)

2.2 基于 BP 神经网络的缘板阻尼结构代理模型建模

图4揭示了反向传播(back-propagation)神经网络的基本结构。其中, $x_1, \dots, x_n$ 为输入样本; $H_1, \dots, H_k$ 为隐含层; $y_1, \dots, y_n$ 为神经网络的输出值。通过计算预测输出与真实输出的误差来改变权重,形成一个反向传播过程。BP神经网络使用链式法则来计算误差在每组神经元中的贡献,并通过迭代来调整权值和阈值以最小化误差。

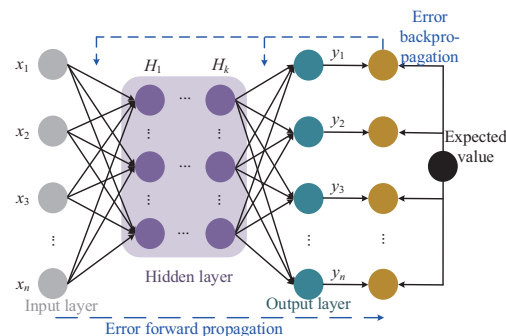


图4 BP神经网络结构图

为了增强BP神经网络的预测能力,使用经过调整的复相关系数 R^2 和方均根误差(RMSE)作为评估指标,来评价训练完毕的神经网络的拟合

质量:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{\text{pre}} - x_{\text{val}})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{\text{val}} - \text{mean}(x_{\text{pre}}))^2} \quad (3)$$

$$R_{\text{SME}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{\text{val}} - x_{\text{pre}})^2} \quad (4)$$

式中: n 为样本总数; x_{pre} 为预测值; x_{val} 为真实值。

2.3 多参数同步优化设计模型

以叶片振幅最小为优化目标的数学模型表示如下:

$$\begin{aligned} & \text{find } x_1, x_2, \dots, x_i \quad (i=1, \dots, d) \\ & \min f(x) \\ & \text{s.t. } \begin{cases} w_1 \in [w_{1,l}, w_{1,u}] \\ w_2 \in [w_{2,l}, w_{2,u}] \\ \theta_L \in [\theta_{L,l}, \theta_{L,u}] \\ \theta_R \in [\theta_{R,l}, \theta_{R,u}] \\ b \in [b_l, b_u] \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: x_i 为设计参数; $f(x)$ 为目标函数值。首先, 采用拉丁超立方采样(LHS)在真实动力学模型上获得采样样本。其次, 采用 BP 神经网络构建缘板阻尼结构代理模型。在此基础上, 设置设计变量初始解、约束函数及目标函数, 以此构建出缘板阻尼结构多参数同步优化模型, 并通过遗传算法对该模型迭代求解, 获取满足目标函数要求的阻尼器几何参数组合。

结合上面的研究内容, 可制定出的缘板阻尼结构多参数同步优化流程图如图 5 所示。

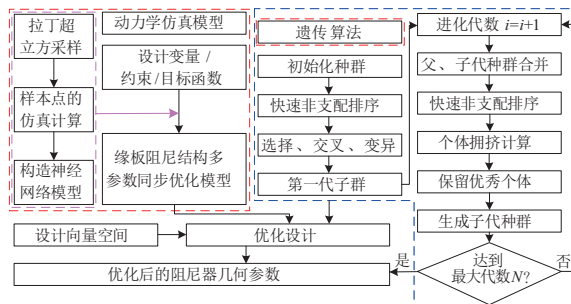


图5 缘板阻尼结构多参数同步优化设计流程图

3 多参数同步优化设计结果分析

采用遗传算法进行多参数同步优化, 初始种群数设置为 1 000, 迭代次数为 400。优化参数包括 w_1 、 w_2 、 b 、 θ_L 、 θ_R 。需要说明的是阻尼器延伸长度 l_d 受叶片结构尺寸约束, 将不再加入优化序列。

缘板阻尼器的初始解(原始结构尺寸)见 2.1 节。以振动幅值最低为优化目标开展缘板阻尼结构多参数同步优化。图 6 展示了振动幅值(目标函数值)随迭代次数的变化曲线。

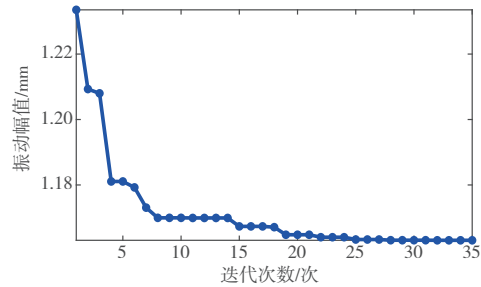


图6 振动幅值随迭代次数的变化曲线

观察图 6 可以看出, 当设置的优化迭代次数超过 28 次后, 振动幅值几乎无变化。这里选取第 35 次的计算解作为缘板阻尼器的最终优化解。表 2 展示了缘板阻尼器优化前后的结构尺寸。

表2 缘板阻尼器优化前后结构参数

参数	优化前	优化后
w_1/mm	3	2.34
w_2/mm	33	25.42
$\theta_L/(\circ)$	30	57.27
$\theta_R/(\circ)$	30	44.58
b/mm	1	2.33

在此基础上, 为了直观地展示优化后的阻尼器对振动幅值的抑制效果, 分别将优化前后的阻尼器尺寸带入先前构建的神经网络代理模型中, 其优化前后的幅频响应如图 7 所示。

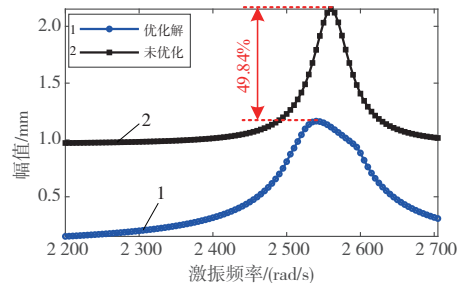


图7 优化前后系统的幅频响应曲线

从图 7 中可以看出, 与未优化(初始值)的缘板阻尼器的减振效果相比, 优化解得到的响应峰值振幅降低了 49.84%, 进而验证了本文提出的优化方法的有效性。

4 结语

提出了一种缘板阻尼结构多参数同步优化方法。该方法将 LHS 采样与多谐波平衡法相结合,并利用 BP 神经网络构建代理模型。在此基础上,设置优化目标,采用遗传算法求解振幅最低时缘板阻尼器结构参数的组合,并将优化前后缘板阻尼结构的幅频响应进行对比。验证了本文提出的多参数同步优化方法的有效性。具体研究结论如下。

1) 基于 BP 神经网络构建的代理模型与遗传算法相结合能实现优化参数的快速求解。另外,在对缘板阻尼器进行优化时,需要考虑到结构参数的相互关联。

2) 与未优化(初始值)缘板阻尼器的减振效果相比,优化解得到的响应的峰值振幅降低了 49.84%。意味着缘板阻尼器能够更有效地吸收和耗散振动能量,降低系统在外界激励作用下响应的最大幅度。后续将开展缘板阻尼结构减振优化设计试验,进一步验证本文优化方法的准确性。

参考文献:

- [1] 刘京,侯文斌. 涡轮叶片减振专利技术综述[J]. 中国高科技,2024(20):45-47.
- [2] GASTALDI C, GOLA M M. Pre - optimization of asymmetrical underplatform dampers [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2017, 139(1):012504.
- [3] 杜传宇,姜睿,刘跃聪,等. 高压涡轮叶片缘板阻尼片阻尼效果试验研究[J]. 燃气涡轮试验与研究,2022, 35(2):32-35.
- [4] YUAN J, FANTETTI A, DENIMAL E, et al. Propagation of friction parameter uncertainties in the nonlinear dynamic response of turbine blades with underplatform dampers [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 156:107673.
- [5] WU Y N, XUAN H J, WU C Y, et al. Study on the forced torsional vibration response of multiple rotating blades with underplatform dampers [J]. Aerospace, 2023, 10(8):725.
- [6] 满吉鑫,高庆,曾武,等. 涡轮叶片双层干摩擦阻尼器减振特性研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(21): 238-245.
- [7] YUAN Y, JONES A, SETCHFIELD R, et al. Robust design optimisation of underplatform dampers for turbine applications using a surrogate model [J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 494:115528.
- [8] PESARESI L, SALLES L, JONES A, et al. Modelling the nonlinear behaviour of an underplatform damper test rig for turbine applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85:662-679.
- [9] 周渝航,林枫,孙景国. 叶片缘板阻尼结构参数敏感特性分析[J]. 热能动力工程, 2024, 39(3):18-24.
- [10] 王相乾,周标,陈伟. 含接触界面的叶片非线性模态分析方法[J]. 推进技术, 2023, 44(12):160-168.
- [11] 黄行蓉,孙赫,吴坚,等. 某涡扇发动机涡轮叶片动测应变模态频移现象分析[J]. 航空动力学报, 2022, 37(11):2388-2397.
- [12] HAN Z H, ZHANG K S. Surrogate - based optimization[M]//Real-World Applications of Genetic Algorithms. London:InTech, 2012:343-362.
- [13] LI M Y, WANG Z Q. Surrogate model uncertainty quantification for reliability-based design optimization[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 192:106432.
- [14] VOUTCHKOV I, KEANE A. Multi - objective optimization using surrogates[J]. Springer, 2024
- [15] 陈琳. 一种库仑粘滑运动分析的新方法及其在涡轮叶片缘板阻尼器中的应用[D]. 郑州:郑州大学, 2023.
- [16] CAMERON T M, GRIFFIN J H. An alternating frequency/time domain method for calculating the steady - state response of nonlinear dynamic systems [J]. Journal of Applied Mechanics, 1989, 56(1):149.
- [17] HU S J, SHE H X, YANG G, et al. The influence of interface roughness on the vibration reduction characteristics of an under - platform damper [J]. Applied Sciences, 2023, 13(4):2128.
- [18] Krack M, GROSS J. Harmonic balance for nonlinear vibration problems[M]. Cham: Springer International Publishing, 2019.

收稿日期:2023-12-21