

基于 IWOA-ELM 的叶冠非线性多模态 阻尼特性预测模型

姜媛元, 蒋向华, 杜晨鸿

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 由于叶冠接触面的复杂非线性和多模态阻尼特性分析的巨大计算量, 导致传统方法难以全面、高效、准确地求解, 因而提出改进鲸鱼优化算法-极限学习机(IWOA-ELM)多模态阻尼特性预测模型, 在极短的训练时间与较少的输入数据条件下, 实现快速、准确预测输入和输出比例为数量级比例的多模态阻尼特性。通过能量法和有限元模态分析构建轻量训练集。提出带历史记忆机制的分组协同策略与 Sobol 反向初始化改进 WOA 得到 IWOA, 通过 CEC2017 试验验证 IWOA 具备卓越的全局性能。通过 IWOA 优化 ELM 权值和阈值, 实现模型极低输入-极高输出的强大网络性能。采用带冠叶盘结构验证, 输入一阶弯曲模态 5 个振动应力下对应的 5 个阻尼比, 预测振动应力范围为 0~100 MPa 的前 20 阶模态的完整阻尼特性曲线(共 2000 个阻尼比)。结果显示: IWOA-ELM 模型的方均根误差为 0.26×10^{-4} , 相对于 ELM 模型降低了 73%。说明 IWOA-ELM 具备极高的预测精度。预测时间仅需 0.51 s, 将计算效率提高近 2000 倍, 可以实现对数据量巨大的叶冠多模态阻尼特性的快速求解。IWOA-ELM 阻尼预测模型使得快速而充分地考虑多个模态的减振特性具备可行性, 能够最大程度地降低共振风险, 具有工程实用前景。

关 键 词: 叶冠; 多模态; 干摩擦阻尼; 改进鲸鱼优化算法; 改进极限学习机; 多模态阻尼预测

中图分类号: V231.92

文献标志码: A

Prediction model of nonlinear multimodal damping characteristics of blade shrouds based on IWOA-ELM

Jiang Yuanyuan, Jiang Xianghua, Du Chenhong

(School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing 102206, China)

Abstract: Due to the strong nonlinearity of shroud contact interfaces and enormous computational cost associated with multimodal damping analysis, conventional methods fail to achieve comprehensive, efficient, and accurate solutions. To address this challenge, an improved whale optimization algorithm-extreme learning machine (IWOA-ELM) model was proposed for multimodal damping characteristic prediction, enabling fast and highly accurate mapping from extremely limited inputs to massive outputs under very short training times and small datasets. A lightweight training dataset was constructed using the energy method combined with finite-element modal analysis. An improved WOA (IWOA) was developed by incorporating a history-memory-based group collaborative strategy and Sobol reverse initialization, and its superior global optimization capability was verified using the CEC2017 benchmark suite. The IWOA was further employed to optimize the weights and biases of the ELM, yielding a powerful network capable of realizing extremely low-input and ultra-high-output prediction. Experimental validation was conducted

收稿日期: 2025-10-13

作者简介: 姜媛元(2001—), 女, 硕士生, 主要从事航空发动机结构强度及振动研究。E-mail: 1422461478@qq.com

通信作者: 蒋向华(1976—), 男, 副教授, 博士, 主要从事航空发动机结构、强度、可靠性研究。E-mail: jxh@buaa.edu.cn

引用格式: 姜媛元, 蒋向华, 杜晨鸿. 基于 IWOA-ELM 的叶冠非线性多模态阻尼特性预测模型[J]. 航空动力学报, 2022, X(X): 20250461. Jiang Yuanyuan, Jiang Xianghua, Du Chenhong. Prediction model of nonlinear multimodal damping characteristics of blade shrouds based on IWOA-ELM[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, X(X): 20250461.

on a shrouded bladed-disk structure. The input consisted of damping ratios at five stress points under the first bending mode, while the output corresponded to the complete damping characteristics (2 000 damping values) of the first 20 vibration modes over a stress range of 0—100 MPa. The results showed that the proposed IWOA-ELM achieved a mean squared error of 0.26×10^{-4} , which was reduced by 73% compared with the conventional ELM, demonstrating its outstanding prediction accuracy. Moreover, the prediction time was only 0.51 s, improving computational efficiency by nearly 2 000 times, which enabled rapid evaluation of large-scale multimodal shroud damping characteristics. The proposed IWOA-ELM damping prediction model made it possible for fast and comprehensive consideration of multimodal vibration-reduction performance, effectively reducing resonance risks and exhibiting strong potential for practical engineering applications.

Keywords: shroud; multimodal; dry friction damping; improved whale optimization algorithm; improved extreme learning machine; multimodal damping prediction

在航空发动机的设计与运行中, 转子叶片承担着关键功能。随着发动机性能要求的不断提升, 叶片所承受的气动与离心载荷显著增加, 由此引发的高循环疲劳问题愈加严峻^[1-3]。为抑制叶片振动、降低共振风险, 叶冠干摩擦阻尼器通过耗散能量减少振动, 已被广泛应用于实际工程中, 并被证实是一种高效的减振技术^[4-7]。

围绕提高干摩擦阻尼设计与分析的计算速度, 国内外学者开展了大量研究。早期减振计算速度较低, Phadke 等计算一个响应需要 40 h^[8]。为提高计算速度, Yang 和 Menq 于 1997 年开发了 BDAMPER 软件, 实现了含摩擦阻尼叶片的响应预测^[9], 但仍需要较长时间。Szwedowicz 在 1999 年提出了适用于带冠叶片的循环对称建模方法, 并验证其在工程问题中的可行性^[10], 减少了一定的计算量。为进一步提升减振计算速度, 模态综合法、谐波平衡法等技术被引入响应分析过程, 显著缩短了计算时间^[11-15]。

尽管已有研究取得重要进展, 但基于响应的减振分析方法在工程应用中仍面临若干挑战: 其一, 系统激励在设计阶段通常未知或难以准确获取, 导致可随响应大小而变化的阻尼难于确定; 其二, 阻尼随振动模态而变化, 在复杂工况下开展全模态计算的计算成本过高, 严重制约了方法在产品研制初期方案设计中的应用; 其三, 叶冠摩擦界面的非线性特征显著, 导致阻尼特性求解非常耗时^[16]。

为提升建模效率, 毛辛男等^[17]提出的基于模态分析和能量法的阻尼计算方法, 有效提高了减振计算效率。高世民等^[18]发展了基于能量法的阻尼特性曲线, 该曲线可通过构建特定激励下的“阻

尼比-应力”特性曲线, 当给定激励时, 可不经非线性迭代而直接计算得到阻尼大小, 大大提高了阻尼计算速度。然而, 该类方法仍需依赖有限元仿真或实验获取模态参数, 阻尼比计算依然存在工作量大、周期长等问题。尤其是当结构具有多个危险模态时, 若要充分的考察叶冠干摩擦阻尼器在各个危险模态的减振性能, 则需要计算每个危险模态的阻尼特性曲线, 计算工作量巨大, 使得这类方法更难以满足快速求解、对危险模态考虑充分的工程需求。而在多数情况下, 由于共振来源广泛, 且低阶模态中易引起共振, 结构往往具有多个共振点, 即多个危险模态。因此, 找到一种能够快速、准确地求解多模态阻尼特性的方法十分迫切。

极限学习机(ELM)因其结构简单、训练速度快, 已在预测场景中展现出优良性能^[19-21]。其能够在较短时间内完成预测模型训练并实现快速预测, 从而为叶冠多模态阻尼特性的高效准确建模提供了有力支撑。然而, 为进一步提升减振计算速度, 本研究尝试在尽可能短的训练时间与尽可能少的输入数据条件下, 实现对尽可能多输出目标的准确预测。这对模型的性能提出了更高要求。再考虑到叶冠结构非线性求解的复杂性以及多模态阻尼比计算量大的问题, 进一步加剧了实现难度。尽管传统 ELM 由于结构简洁而计算高效, 但其性能难以满足上述极限需求。

为兼顾 ELM 的优点并弥补其不足, 研究者提出将其与群智能优化算法相结合^[22]。通过利用群智能算法替代初始化权值的随机策略, 可有效提升 ELM 的预测性能。其中, 鲸鱼优化算法(WOA)因具备较强的全局寻优能力, 在 ELM 优化中表现

突出^[23-24]。为进一步增强 WOA 的跳出局部最优能力并提升 ELM 的整体性能, 本文对 WOA 进行了改进, 提出改进鲸鱼优化算法(IWOA)。

基于此, 本文构建了一种 IWOA 优化的 ELM 阻尼特性模型(IWOA-ELM), 能够快速预测带冠叶盘结构的多阶模态阻尼特性, 有效降低计算成本, 显著提升减振计算速度, 为带冠叶片的阻尼分析提供了一种高效、智能化的工程应用方法。

1 IWOA-ELM 多模态阻尼预测

基于能量法的干摩擦阻尼特性分析方法可通过构建阻尼比特性曲线实现叶片减振性能评估, 已在一定程度上提高减振计算速度。然而, 受限于叶冠接触界面的复杂非线性摩擦特性, 该方法在应用于带冠叶片阻尼建模时仍需依赖大量有限元仿真与迭代计算, 整体建模流程耗时较长, 难以满足快速设计与优化需求。

而且, 在多数情况下, 结构往往具有多个危险模态。传统方法若要实现对多个危险模态的充分考虑, 便会计算工作量浩大, 难以快速求解。因此, 本节提出 IWOA-ELM 预测模型, 以满足快速求解、对危险模态考虑充分的工程需求。

IWOA-ELM 阻尼特性预测模型仅仅通过输入低阶模态的某几个阻尼比, 就能预测所有危险模态的阻尼特性曲线, 即所有危险模态的不同振动应力下的阻尼比。

具体实现流程而言, 首先基于能量法开展干摩擦阻尼特性仿真, 构建具有代表性的数据集; 随后, 建立 IWOA-ELM 极低输入-极高输出的网络结构。

本节首先介绍基于能量法的干摩擦阻尼特性分析方法, 然后具体介绍 IWOA-ELM 的构建方法。

1.1 基于能量法的干摩擦阻尼特性分析方法

本研究首先采用能量法对带锯齿形叶冠结构的叶盘系统进行干摩擦阻尼建模, 获取其典型模态下的阻尼特性曲线, 构建基础数据集。

为大幅降低模型复杂度与计算成本, 本文针对带冠叶盘系统建立了基于宏观滑移理论的干摩擦阻尼模型, 并引入预报-校正一维恒正压力摩擦模型和循环对称模型, 描述叶冠界面动力学行为, 在保证主要能量耗散机理被准确刻画的前提下, 该建模框架能够高效表征叶冠结构参数、接触刚度及摩擦特性对阻尼性能的影响规律, 非常适合

用于工程设计早期的快速评估、参数灵敏度分析及多方案对比优化, 为叶冠减振设计提供具有工程指导意义的趋势性结论。

阻尼比特性曲线描述了结构所能提供的等效阻尼比随振动应力变化的关系, 可用于摩擦减振结构的性能评估与设计优化。理想情况下, 阻尼特性曲线峰值阻尼比尽可能高, 主结构振动应力应位于阻尼特性曲线左半支区域, 此时随着应力增加, 减振结构提供的阻尼能力亦增强, 从而提高减振的鲁棒性。此外, 当需评估特定激励下的响应水平时, 可通过激励下的“阻尼比-应力”曲线与阻尼特性曲线的交点确定该工况下的系统阻尼性能, 如图 1 所示。其中, 减振结构开始提供阻尼效应时结构考核点的共振振动应力, 称为临界振动应力 σ_{cr} ; 峰值阻尼比 ξ_{max} 为阻尼比最大值, 其对应的振动应力为 σ_m ^[18]。

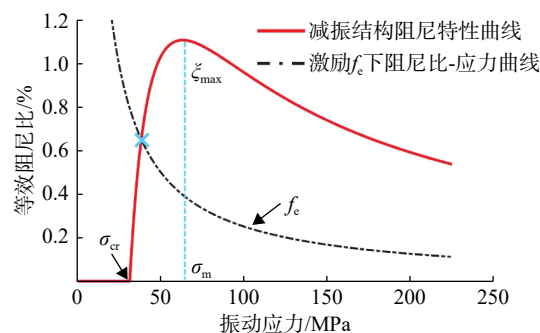


图 1 阻尼特性曲线^[18]

Fig. 1 Damping ratio curve^[18]

在叶冠减振结构设计中, 主结构的工作模态、典型应力范围以及许用应力通常为已知参数。通过构建阻尼特性曲线, 可实现以下两方面的性能优化目标: ①在目标应力范围内获得更高的峰值阻尼比; ②使临界振动应力水平相对较小, 确保结构在进入危险模态前已具备良好的能量耗散能力。

阻尼比的计算基于能量等效原理。摩擦阻尼器通过相对滑移耗散结构的振动能量, 形成迟滞回线, 其围成面积即为单位周期内的摩擦耗能。设周期内摩擦耗能为 W_f , 系统最大动能为 W_{max} , 则等效阻尼比定义为:

$$\zeta = \frac{W_f}{4\pi W_{max}} \quad (1)$$

式中 W_f 是一个周期内摩擦耗能, W_{max} 是系统振动能量, 这里取系统最大动能。其中, W_{max} 可通过模态分析获得, W_f 则基于摩擦接触模型计算得到。

具体而言,本文采用宏观滑移模型,结合预报-校正一维恒正压力接触假设,模拟锯齿形叶冠接触面在主结构振动作用下的相对运动行为,进而获取迟滞回线。

该模型可描述黏滞、滑移两种接触状态,摩擦力可表达为:

$$f_{c,ty}(t) = \begin{cases} k_t(\Delta u_{c,ty}(t) - \Delta h_{ty}(t)) & \text{黏滞} \\ \mu f_{c,nz}(t) \operatorname{sgn}(\Delta h_{ty}(t)) & \text{滑移} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $f_{c,ty}$ 是周期性的切向摩擦力, $\Delta u_{c,ty}$ 是给定接触节点对两节点之间相对位移, Δh_{ty} 是触点的相对位移。 k_t 称为切向接触刚度,接触面法向正压力 $f_{c,nz} = N_0$, N_0 是初始正压力, μ 为摩擦因数。存在临界切向振幅 $A_{cr} = \mu N_0 / k_t$ 使得接触面在运动过程中恰好发生滑移。实际程序计算时,采用预报-校正方式,按照离散时间步迭代求解摩擦力,预报-校正方法参考文献[18]。

1个振动周期内摩擦耗能可由接触模型中的迟滞回线所围成的面积得到:

$$W_f = \oint f_{c,ty}(t) d(\Delta u_{c,ty}(t)) \quad (3)$$

在小变形假设下,模态位移大小 A_m 、模态振动应力大小 σ_m 和模态振动动能 $E_{k,m}$ 和实际位移大小 A 、振动应力大小 σ 、振动动能 E_k 有:

$$\frac{A}{A_m} = \frac{\sigma}{\sigma_m} = \frac{\sqrt{E_k}}{\sqrt{E_{k,m}}} \quad (4)$$

考虑某阶典型模态,在小变形假设下,模态位移、模态应力及模态动能分别与实际响应呈线性关系,可通过带预应力的有限元方法获取归一化模态特性,将给定振动应力工况等效换算为系统的实际动能与位移幅值。利用式计算相应振幅下的摩擦耗能 W_f ,从而可通过式计算当前振动应力下阻尼结构提供的等效阻尼比 ζ 。

上述计算过程构成了基于能量法的干摩擦阻尼分析流程,本文基于此流程求得带冠结构在不同激励应力下的阻尼特性曲线,为后续预测模型的训练提供高质量样本数据的训练集。

需要指出的是,由于真实发动机中叶冠-榫槽-轮盘体系存在多路径耦合传力、三维接触状态及局部非线性效应,本文采用的一维等效接触与宏观摩擦模型在局部应力分布与细观滑移行为的刻画上存在一定简化。因此,在工程定型与精细化强度校核阶段,也可将本文方法与高保真三维有限元分析或试验数据相结合,以进一步提高

预测精度与工程可靠性。

1.2 IWOA-ELM 预测模型

1.2.1 ELM

ELM 因为结构简单所以计算快速,对减振计算速度提高有独特优势,所以,预测模型利用 ELM 的长处,选择其作为基础的网络。首先,对 ELM 进行简要的介绍。

ELM 是一种基于单隐含层前馈神经网络的快速训练算法。与传统 BP 神经网络相比,ELM 在训练过程中仅需随机初始化输入权值 ω 和阈值 b ,无需迭代更新,即可通过广义逆计算输出权重 β ,获得全局最优解。

ELM 的输入、输出关系可表示为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g(\omega_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(\omega_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\omega_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(\omega_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\beta \quad (6)$$

式中 $\mathbf{H}$ 为隐含层输出矩阵, $g(\cdot)$ 为激励函数, L 为隐含节点数, β 为输出权重。 x_N 为第 N 个输入样本向量。当隐含节点数足够大,理论上可实现无限逼近,趋于零误差:

$$\|\mathbf{Y} - \mathbf{T}\| \rightarrow 0 \quad (7)$$

式中 $\mathbf{T}$ 为神经网络的期望输出, $\mathbf{Y}$ 为网络实际输出(预测输出)。

然而,ELM 虽简洁高效,但其本质为单隐层线性拟合模型,在处理强非线性摩擦阻尼时存在局限,因此,本文引入 IWOA 对其进行改进。

1.2.2 IWOA-ELM 阻尼特性预测模型

IWOA-ELM 阻尼特性预测模型通过仅输入低阶模态的某几个阻尼比,实现预测所有危险模态的阻尼特性曲线,即所有危险模态的不同振动应力下的阻尼比,具有极低输入-极高输出的网络结构。

例如,观测某个模态 1 至 100 MPa 范围的振动应力的阻尼比特性曲线,原本需计算 100 个振动应力下的阻尼比。而结构可能具有 n 个危险模态,因此,若要充分的考察干摩擦阻尼器在各个危险模态的减振性能,最大程度地减少共振风险,需要计算 $n \times 100$ 个振动应力下的阻尼比。而每个模态的阻尼比都需要通过 CFD 方法或者试验得出,这样无疑会带来工程难以实行的计算量,难以快速而全面的考虑阻尼器的减振性能。而

IWOA-ELM 阻尼特性预测模型, 仅仅通过输入某低阶模态的某几个阻尼比, 如一阶弯曲模态, 就能预测所有危险模态的阻尼特性曲线, 即所有危险模态的不同振动应力下的阻尼比, 大大提高了减振计算速度, 提供了全面降低共振风险的可行性。而且, 减振分析初始通常也需要进行低阶模态的分析, 这样的设置并不会带来任何计算量的增加, 而是利用了初步减振时的计算结果, 极为便利。

为了在保障预测准确度条件下极限提高减振计算速度, 本研究还尝试在尽可能短的训练时间与尽可能少的输入数据条件下, 实现对尽可能多的输出目标的准确预测。具体而言, 在训练阶段仅依赖有限的输入数据以缩短前期准备时间; 在网络结构上则追求“最大减振计算速度”的输入——输出映射关系。

如此, 便可以仅计算几个实际的阻尼比, 就能够预测出庞大的数据量, 以较少输入准确映射数量级比例的大量输出, 为减振优化提供指导。这会给减振计算速度带来数量级的提高, 然而, 这同时也会大大提高对预测模型的性能要求。此外, 带冠叶片的接触面具有复杂的非线性特征, 进一步增加了计算难度。而且, 本文为了用尽量少的数据进行训练, 减少前期的训练成本, 这又对模型的泛化能力带来挑战。因此, 本文引入 WOA, 从权阈值方面改进 ELM。为了增强 WOA 的改进效果, 进一步提高 ELM 的性能, 本文又将 WOA 改进为 IWOA。

首先, 先阐述 IWOA 如何改进 ELM。IWOA 通过优化其输入层权值 ω 与阈值 b , 构建 IWOA-ELM 预测模型。标准 ELM 的权值在训练前随机选取, 并且在训练过程中保持不变, 它们决定了输入数据如何被映射到隐层空间。然而, 随机选取的初始值可能会影响模型的预测精度。ELM 在初始求解时权值和阈值的质量, 从“随机起点”改进为“最佳起点”, 从而改善 ELM 的后续训练阶段和整体性能。

将适应度函数定义为基于训练集的平均相对百分比误差, 可以有效消除阻尼比幅值差异对误差评价的影响, 避免高阻尼区数据对优化过程的主导作用, 从而保证模型在低阻尼区及临界振动应力附近的预测精度。同时, 该无量纲误差指标能够综合反映模型对阻尼特性曲线整体趋势的拟

合能力, 有利于提升模型训练的稳定性与泛化性能。因此, 适应度函数设置为基于训练集的平均相对百分比误差:

$$J = \frac{1}{N_p N_s} \sum_{k=1}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_p} \left| \frac{\hat{y}_{i,k} - y_{i,k}}{y_{i,k}} \right| \quad (8)$$

式中 J 是适应度函数, N_s 是样本数量, N_p 是每个样本中的离散数据点数量, $y_{i,k}$ 是第 k 个样本在第 i 个数据点处的真实值, $\hat{y}_{i,k}$ 是在对应位置的预测值。

对模型预测性能从平均相对百分比误差 (MAPE, 量符号记为 E_{MAPE})、方均根误差 (RMSE, 量符号记为 E_{RMSE}) 和平均绝对误差 (MAE, 量符号记为 E_{MAE}) 3 个方面, 进行评价, 量化叶冠非线性摩擦阻尼预测结果的好坏, 便于试验中验证和优化模型性能:

$$E_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i) \quad (11)$$

具体流程如下, 如图 2 所示:

- 1) 对叶冠进行多模态减振分析, 获取多模态非线性摩擦阻尼, 构建训练样本和测试样本。
- 2) 根据变量设置 IWOA 的相关参数, IWOA 算法的适应度函数设计为训练集的平均相对百分比误差。
- 3) 进行计算迭代, 当达到最大迭代次数或满足最佳适应度值时, 停止迭代。
- 4) 将 IWOA 算法计算的最优解设置为 ELM 的最优权值 ω 与阈值 b , 在训练集中训练 IWOA-ELM。
- 5) 在测试集中验证对叶冠非线性摩擦阻尼的预测效果, 统计三项误差。

利用 IWOA 对极限学习机 (ELM) 的输入权重与隐含层阈值进行优化, 从而提高 ELM 的性能, 使其可以在准确预测和训练数据极少、训练时间较短的条件下满足极低输入-极高输出叶冠阻尼设计减振计算速度最大化, 实现对多模态阻尼特性的快速求解, 满足对多危险模态快速而全面分析的工程安全需求。

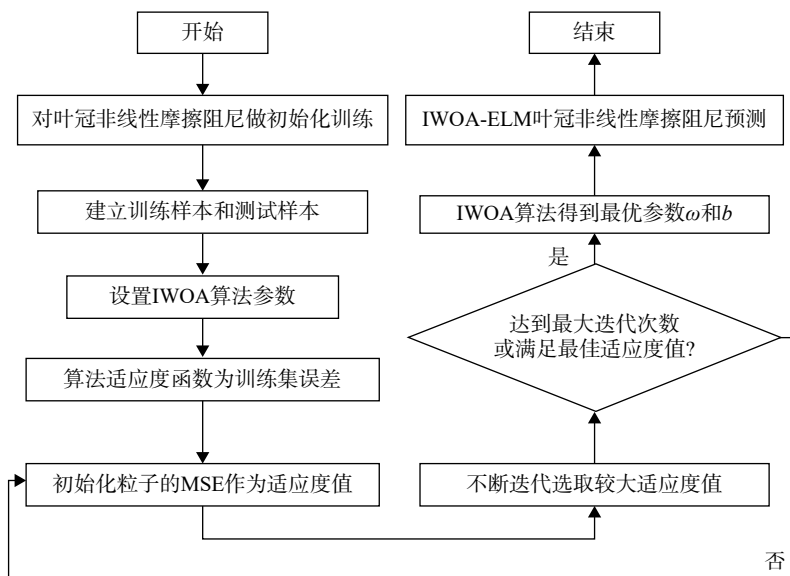


图2 IWOA-ELM 流程图

Fig. 2 Flowchart of the IWOA-ELM

2 IWOA 改进鲸鱼算法

前文已详细介绍了 IWOA 是如何优化 ELM 的,也说明了 IWOA 的必要性。本章主要介绍如何构建 IWOA。

IWOA 是 WOA 的改进算法,传统 WOA 具有参数简单、收敛速度快的优点,能够快速优化多模态叶冠预测 ELM。但传统 WOA 存在容易陷入局部最优的局限,这也是所有群智能算法存在的缺陷。因此,本节通过引入分组协同进化机制、历史记忆增强和 Sobol 反向初始化策略,改进 WOA 容易陷入局部最优的缺点,并利用 WOA 收敛较快的优势,从而获得较好的收敛速度与全局性能,进而提高 ELM 模型对叶冠非线性摩擦阻尼预测精度,满足多模态阻尼快速准确、全面计算的工程需求。

2.1 引入历史记忆机制的分组协同策略

传统鲸鱼优化算法采用单领导者引导的收缩包围策略,虽计算简洁,但在复杂函数场景下,容易陷入局部最优,且缺乏长期搜索记忆,限制了算法的全局搜索能力与适应动态变化的能力。为解决上述问题,本文引入了分组协同的双领导者更新机制,并结合历史记忆辅助搜索策略,在保留全局探索能力的同时,强化局部开发能力和收敛稳定性。

2.1.1 双领导者分工的收缩包围机制

为提升鲸鱼优化算法在迭代中后期跳出局部最优的能力,本文设计了基于历史记忆的分组协

同引导机制。搜索个体根据其当前解到两个领导者的欧氏距离被动态划分为全局探索组与局部开发组。具体而言,记当前个体位置为 X_i , 两个领导者分别为全局领导者 L_1 与局部领导者 L_2 , 则有:若 $\|X_{L_1} - X_i\| < \|X_{L_2} - X_i\|$, 则归入全局组,由 L_1 引导;反之,则由 L_2 引导。

为增强不同分组搜索策略的差异性与适应性,本文在传统 WOA 的基础上引入扰动机制。

对于全局探索组,在收缩包围更新策略中引入标准正态扰动项:

$$X_i^{t+1} = X_{L_1} - A \cdot |C \cdot X_{L_1} - X_i| + \sigma_1 \cdot \mathcal{N}(0,1) \quad (12)$$

对于局部开发组,在局部引导更新中引入均匀扰动项:

$$X_i^{t+1} = X_{L_2} - A \cdot |C \cdot X_{L_2} - X_i| + \sigma_2 \cdot \mathcal{U}(-1,1) \quad (13)$$

其中 A 与 C 分别为传统 WOA 的位置更新因子; $\sigma_1 > \sigma_2$, 控制全局与局部扰动幅度差异; $\mathcal{N}(0,1)$ 为标准正态分布,具有良好的中心集中性与偶尔较远跳跃能力,适合全局扰动; $\mathcal{U}(-1,1)$ 表示均匀分布,扰动幅度稳定,适合局部细粒度调整。

此外,在迭代中后期,两个领导者具备角色互换能力,促进种群信息在不同区域间的传递,进一步提升算法跳出局部陷阱的能力与全局收敛性能。

图3展示了所提出的分组协同双领导者机制与传统 WOA 在收缩阶段的搜索行为差异。从图中可见,传统 WOA 仅由单一领导者引导,缺乏分

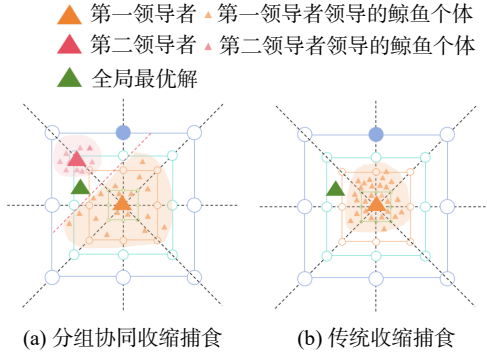


图3 收缩捕食机制对比

Fig. 3 Comparison of the shrink encircling mechanism

组控制与信息交互机制, 导致个体收敛路径趋同, 易陷入局部最优。而分组协同机制通过构建“全局探索组+局部开发组”的动态划分结构, 使搜索个体围绕不同领导者执行差异化策略, 有效保持种群的多样性。

该设计结合群体间距离的自适应分组与分布扰动特性, 构建“大尺度全局搜索与小尺度局部开发协同机制”, 在保持种群多样性的同时提升了算法对潜在最优区域的收敛能力。

2.1.2 历史记忆增强的螺旋搜索策略

为进一步增强领导者在引导过程中的适应性, 本文引入适应度加权的历史记忆因子用于控制螺旋搜索步长大小。当算法选择螺旋机制更新搜索个体, 其更新公式为:

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = [\mathbf{X}_{L_k} - \mathbf{X}_i] \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \cdot \delta + \mathbf{X}_{L_k} \quad (14)$$

其中 $k \in \{1, 2\}$ 代表当前引导该个体的领导者编号; b 为螺旋收缩系数, $l \in [1, a_2]$ 为随机生成的螺旋因子; δ 为历史适应度加权因子,

δ 的定义如下:

$$\delta = 0.5 + 0.5 \cdot \frac{f(\mathbf{X}_{L_1})}{\max(f(\mathbf{X}_{L_1}), f(\mathbf{X}_{L_2}))} \quad (15)$$

该机制可根据历史最优值自适应调节螺旋跳跃幅度: 当 $\mathbf{X}_{L_1}$ 远优于 $\mathbf{X}_{L_2}$ 时, $\delta \rightarrow 1$, 步长较大; 反之步长收缩, 便于局部微调, 避免过冲。

该分组协同双领导者机制融合了全局搜索与局部开发, 动态分组与角色切换提升了整体收敛速度与全局鲁棒性, 历史记忆增强则有效保持个体间的多样性, 为后续搜索提供更优的解集基础。实验结果表明, 该机制在多个标准测试函数与高维神经网络结构优化任务中均展现出优异性能。

2.2 Sobol 反向初始化策略

WOA 通常采用伪随机数方式生成初始种群,

虽实现简便, 但由于计算机生成的伪随机序列具有“假随机”特性, 常导致解向量分布密集、覆盖不均及个体重复等问题, 尤其在多维空间中易造成种群初始多样性不足, 降低算法搜索效率。

为增强初始解集的均匀性与多样性, 本文引入 Sobol 反向初始化策略作为种群初始化机制。该策略结合 Sobol 低差异序列与反向学习机制, 可在不增加样本规模的前提下提高搜索空间的覆盖能力与潜在优质解的探索概率。

Sobol 序列是一种构造于单位超立方体 $[0, 1]^d$ 中的低差异点列, 常用于高维数值积分与全局优化问题。与伪随机序列相比, 其具有更好的填充性能与均匀性。第 i 个 Sobol 点 $\mathbf{x}_i \in [0, 1]^d$ 的生成过程可表示为:

$$\mathbf{x}_i = (x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, \dots, x_i^{(d)}) \quad (16)$$

其中第 j 维分量由方向数 $v_k^{(j)}$ 构成的二进制展开确定:

$$x_i^{(j)} = \bigoplus_{k=1}^m b_k v_k^{(j)} \quad (17)$$

其中 i 的二进制表示为 $i = b_1 2^0 + b_2 2^1 + \dots + b_m 2^{m-1}$, 符号 $\bigoplus$ 表示按位异或运算。Sobol 序列在 $[0, 1]^d$ 中的离散度满足:

$$D_n = O\left[\frac{(\log n)^d}{n}\right] \quad (18)$$

优于蒙特卡洛方法的 $D_n = O(n^{-1/2})$, 尤其适用于高维空间中均匀采样。

为进一步增强种群的多样性, 本文在 Sobol 序列基础上引入了反向学习策略。反向学习旨在通过当前解的对称映射捕捉更可能接近全局最优的区域。结合 Sobol 序列后, 多维优化问题的反向样本定义为:

$$\mathbf{x}^{(r)} = \mathbf{l} + \mathbf{u} - \mathbf{x} \quad (19)$$

其中 $\mathbf{x}$ 为原始 Sobol 样本, $\mathbf{l}$ 和 $\mathbf{u}$ 分别为搜索空间的下限和上限。反向点 $\mathbf{x}^{(r)}$ 与原点关于区间中心 $(\mathbf{l} + \mathbf{u})/2$ 成镜像对称。初始解集选取自集合 $\mathbf{x} \cup \mathbf{x}^{(r)}$, 并根据目标函数值筛选出适应度最优的 N 个个体, 保证初始种群在搜索空间内的均匀分布与多样性, 有效提升算法的收敛性能与全局搜索能力。

图4展示了 Sobol 序列与伪随机初始化在一维空间下的采样分布和频率直方图对比。从图中

可以看出, Sobol 序列具有显著更好的均匀覆盖性, 能够有效避免过密与空洞区域, 为后续迭代提供了良好的基础。

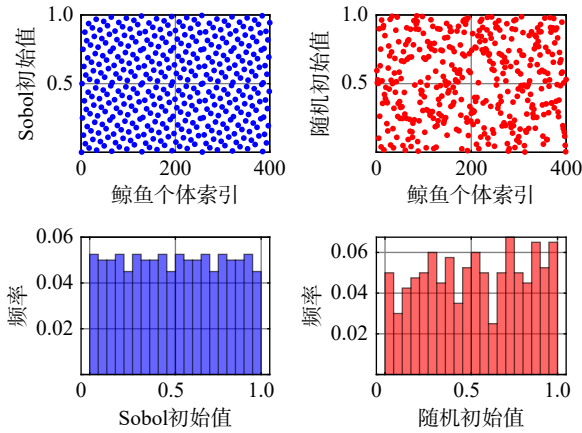


图4 Sobol 序列初始化分布
Fig. 4 Sobol sequence initialization distribution

2.3 性能实验

在本节中, 为了验证各改进策略的有效性, 将 IWOA 与标准 WOA、GWO^[25]、PSO^[26]、COA^[27]、NPD^[28]、HHO^[29] 进行比较, 这些算法包括当前热

门的 4 种基本算法。
CEC2017 是在 2017 年度由计算智能促进会 (CEC)举办的一个关于优化算法性能测试的竞赛中所使用的测试函数集, 被广泛应用于评估和比较各种优化算法的性能。因此, 使用 CEC2017 测试函数共 10 组作为基准进行测试, 包括 1 个单峰函数、2 个简单多峰函数、4 个混合函数、3 个组合函数。维度可选 10 维、30 维、50 维、100 维。随着维度的增加, 该系列函数的求解将变得极其困难, 运行速度也将非常缓慢。由于本文待求解的是一个高维问题, 因此, 本文算法的维度设置为 100 维, 种群数设置为 50, 每个算法的迭代次数设置为 1 000。所有算法的超参数都被设置为初始值, 为保证公平性, 各算法参数根据各自参考文献建议进行设置。统计结果, 返回各算法的最优值(BEST)、平均值(AVG)和标准差(SD)和 IWOA 的排名。

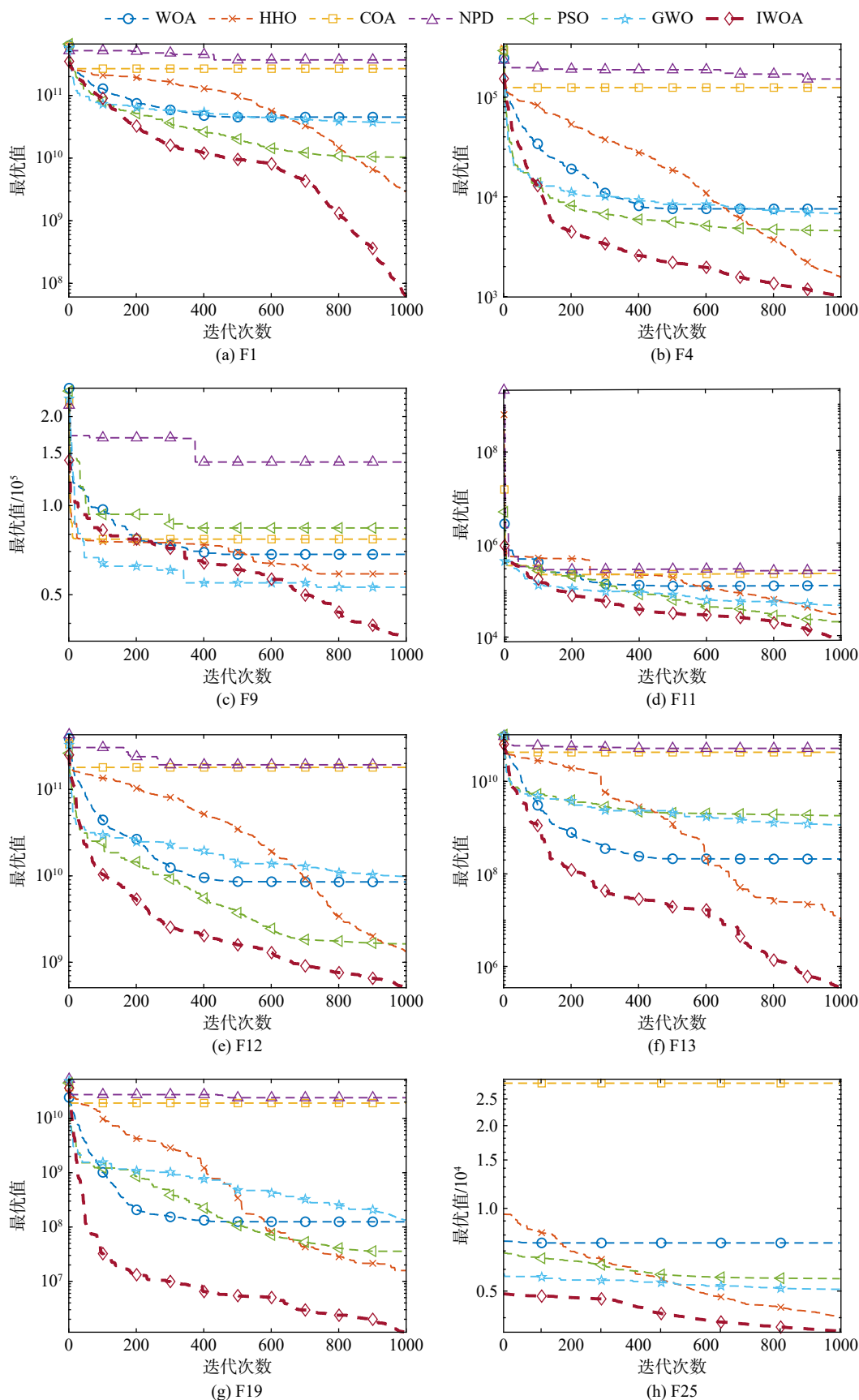
部分实验结果详细记录于表 1, 所有收敛曲线记录于图 5。图 5 中图题的 F_i^* 为各个测试函数的理论最优值, 群智能算法求解的最优值越接近

表 1 实验结果
Table 1 Experimental results

测试函数	参数	标准						IWOA	排名
		WOA	HHO	COA	NPD	PSO	GWO		
F1	最优值/ 10^7	4 510	292	26 800	37 000	1 030	3 670	6.05	1
	平均值/ 10^{10}	6.95	10.4	26.8	42.1	3.84	5.62	2.82	1
	SD/ 10^{10}	5.55	8.26	1.10	6.22	5.31	3.71	5.17	1
F4	最优值	7 582.09	1 567.78	124 636.83	152 015.81	4 591.21	6 802.92	1 013.54	1
	平均值	16 325.69	29 862.45	124 887.12	181 482.38	8 380.38	10 947.97	6 435.14	1
	标准差	22 068.61	31 463.16	5 503.25	13 778.26	13 040.52	14 593.68	15 423.17	1
F9	最优值	68 422.21	58 783.54	77 024.36	140 378.28	84 034.30	52 991.19	34 821.72	1
	平均值	75 748.23	68 499.65	77 344.69	151 457.32	89 126.55	59 064.61	61 776.96	1
	标准差	15 988.20	9 574.80	5 065.74	14 440.89	12 341.84	14 750.72	17 587.43	1
F11	最优值	121 173.38	27 311.99	220 754.70	256 662.73	19 343.43	45 328.13	7 938.64	1
	平均值	191 368.32	864 337.33	250 378.49	6 781 829.68	118 383.02	95 896.68	67 919.27	1
	标准差	184 846.29	20 291 659.85	484 899.99	118 135 064.21	193 789.10	71 841.91	92 542.70	1
F19	最优值/ 10^6	125	15.8	19 100	24 000	35.7	134	1.16	1
	平均值/ 10^8	7.39	32.1	192	257	5.59	8.46	2.69	1
	标准差/ 10^9	2.47	5.80	6.05	2.35	1.81	2.01	2.09	1
F27	最优值	5 094.05	4 610.89	15 180.69	12 038.26	3 714.58	4 272.31	3 669.32	1
	平均值	5 479.56	7 424.07	15 190.62	13 366.96	4 028.11	4 878.64	3 889.49	1
	标准差	1 040.65	2 453.47	113.54	1 632.55	777.53	797.05	868.70	1
F28	最优值	8 081.42	4 849.25	31 002.49	49 541.51	7 474.77	8 215.91	3 688.19	1
	平均值	10 493.06	14 195.29	31 052.67	50 099.37	10 045.15	10 257.70	6 359.01	1
	标准差	5 692.96	6 821.86	1 387.00	1 541.33	4 671.42	3 992.08	5 093.03	1

理论最优值,说明算法寻找最优值的能力越强,可以此为参照标准。IWOA 为红色方块虚线,从表 1 和图 5 可以看出,与其他算法相比,本文提出

的 IWOA、在 10 组测试函数中表现良好,收敛精度最高。由收敛曲线可以看出,在迭代前期,IWOA 具有较快的收敛速度,这是由于 Sobol 反



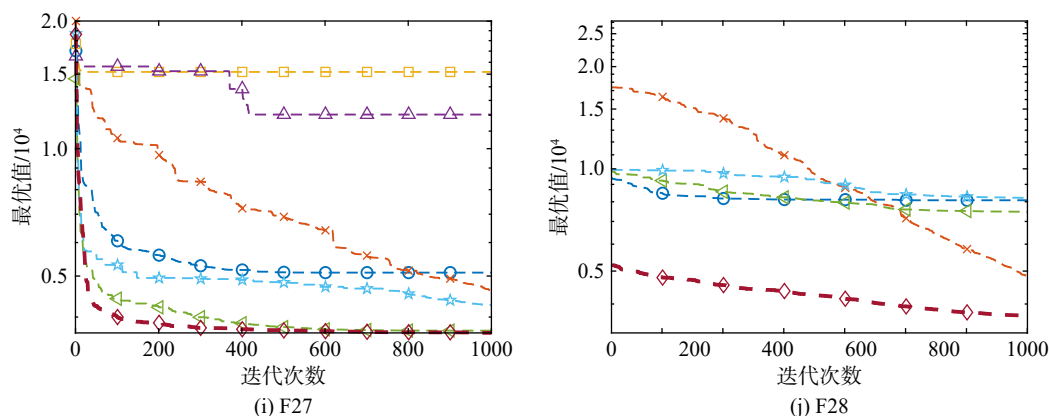


图 5 收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve

向初始化策略提供了最佳的起点,使得 IWOA 的鲸鱼代理在迭代初期具备最靠近最优解的位置,而历史记忆增强能够使 IWOA 快速向最优解的方向移动,由收敛曲线也可以看出,在迭代中后期,由于分组协同进化机制, IWOA 能够融合局部探索的高效率和全面探索的全局性能,保持较快收敛速度的条件下,跳出及局部最优的能力最强,最终收敛的精度明显高于其他 5 个算法。从图 5 看出,虽然 WOA 在 F25、F27 和 F28 中表现较好,但在 F1、F4 和 F13 等函数中难以跳出局部最优解。而 IWOA 在包括 F1、F4 和 F13 等函数的各个单峰函数、混合函数和组合函数都表现优异,显著提高了 WOA 的鲁棒性。从图 5 可以看出, IWOA 在高维的单峰函数、混合函数和组合函数中都有很大的优势,跳出局部最优解的能力最强,并且具有较快的收敛速度,适用于优化高维的 ELM 神经网络,实现对带冠叶片阻尼特性的准确预测。

IWOA 的流程图如图 6 所示。

3 实例验证

为验证所提出的 IWOA-ELM 预测模型的有效性,本文以图 7 所示的涡轮锯齿冠叶盘结构为研究对象开展仿真计算。虽然 IWOA 在 CEC2017 测试函数上表现良好,但优化 ELM 权阈值的具体问题与标准函数优化存在差异,因此在相同 ELM 结构下加入传统 ELM、WOA-ELM、GWO-ELM 作为对照,凸显 IWOA 在本次任务中的特异性优势。

3.1 采集数据及处理

叶片材料为 DZ125,轮盘材料为 GH4169。利

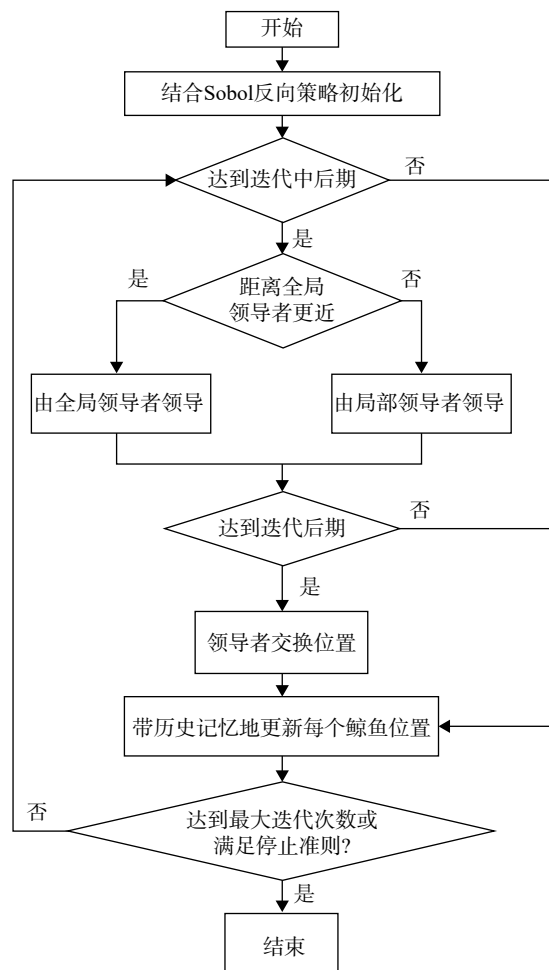


图 6 IWOA 流程图

Fig. 6 Flowchart of the IWOA

用循环对称性,建立叶-盘单个扇区的全六面体网格,单元数为 100 574,节点数为 118 315。

燃油喷嘴数量为 10,可能激发结构 10 节径的振动。为此,本文求解 10 节径下前 20 阶模态的阻尼比。叶冠具有预扭设计,是靠接触面的摩擦耗散振动能量的,而接触面的正压力对于摩擦行

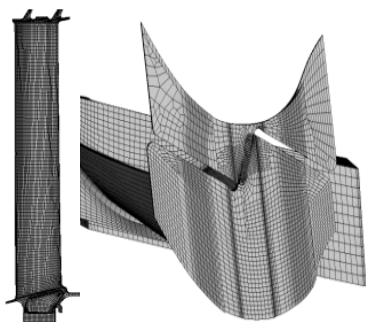


图 7 锯齿冠叶盘局部模型(经变形处理)

Fig. 7 Local model of the serrated shroud blade disk (after deformation processing)

为具有至关重要的影响。在学者的理论和实验中,也证实了这一观点。所以,将训练集的根本变量设置为叶冠的初始正压力,针对不同叶冠初始正压力条件,开展减振性能计算。因此,训练后的 IWOA-ELM 可以实现对不同叶冠正压力下的多模态阻尼特性快速预测,而无需求解每一个正压力下的多个模态的阻尼特性,为提高叶冠减振性能和求解最优正压力提供高效、关键的指导。

设置工作转速为 3 300 r/min, 设定初始正压力范围为 50~110 N, 间隔为 3 N, 共获得 20 组不同初始正压力工况。对于每组工况,开展带预应力有限元分析,位移云图如图 8 所示。提取接触面模态位移、模态最大应力和模态最大动能,计算前 20 阶模态在 0~100 MPa 振动应力范围(共 2 000 个应力点)下的阻尼比,构建完整的多模态阻尼曲线训练数据集。本模型适应的边界条件也由此数据集决定,即训练后的 IWOA-ELM 适用于预测工作转速为 3 300 r/min, 初始正压力范围为 50~110 N 的 0~100 MPa 振动应力范围下的图 7 带锯齿冠叶片的前 20 阶模态的阻尼比。

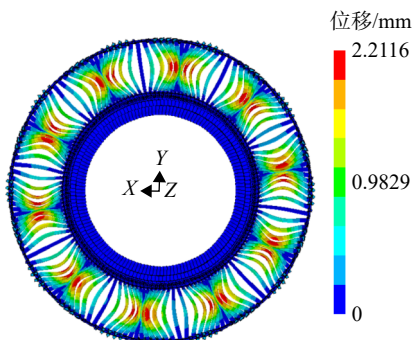


图 8 10 节径弯曲振型

Fig. 8 Bending mode of the 10EO

3.2 神经网络结构及其参数选择

影响 IWOA-ELM 模型准确性的关键参数包

括隐含层节点数、种群数量、最大迭代次数、适应度函数、训练集数据质量。经过试验,在 IWOA 算法中,种群数量为 200,最大迭代次数为 200,适应度函数为式(8)时最优。最优隐含层节点数用 ELM 进行验证实验,由图 9 可以看出,隐含层节点数对于相对误差影响较大。隐含层节点设置为 9 时相对误差最小,因此隐含层节点设置为 9。优化算法的维度为神经网络权值与阈值的个数。

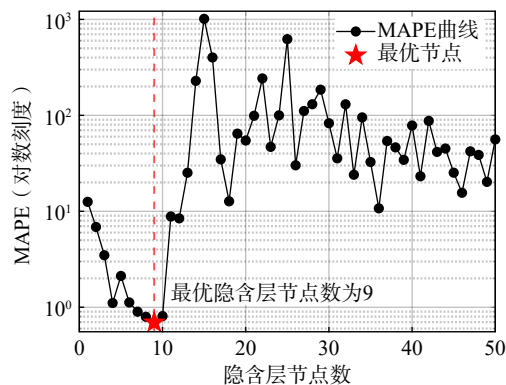


图 9 不同隐含层节点的 MAPE 曲线

Fig. 9 MAPE curves for different numbers of hidden-layer neurons

模型输入为 10 节径阶下的一阶模态在 5 个典型振动应力水平下的阻尼比参数(5、10、30、50、100 MPa),具体数值如表 2 所示。

表 2 训练集输入数据

Table 2 Input data of the training set

编号	$\zeta_{\sigma}/\text{MPa}$				
	5	10	30	50	100
1	-0.58	-0.58	0.80	0.32	-0.46
2	0.26	0.26	-0.31	0.90	0.43
3	0.79	0.79	-1.00	-0.06	0.86
4	0.05	0.05	0.06	1.00	0.23
5	0.47	0.47	-0.73	0.64	0.61
6	0.58	0.58	-0.96	0.45	0.70
7	1.00	1.00	-1.00	-0.73	1.00
8	-0.26	-0.26	0.50	0.85	-0.10
9	-1.00	-1.00	1.00	-1.00	-1.00
10	-0.89	-0.89	0.97	-0.61	-0.86
11	0.16	0.16	-0.12	0.97	0.33
12	0.68	0.68	-1.00	0.22	0.78
13	-0.79	-0.79	0.93	-0.25	-0.72
14	-0.47	-0.47	0.71	0.54	-0.34
15	0.89	0.89	-1.00	-0.37	0.93

为提升模型的泛化能力,训练过程中采用随机抽样策略,随机排列样本顺序以避免模型对样

本排列产生依赖性。模型输出为第 1~20 阶模态在 0~100 MPa 振动应力范围内的完整阻尼特性曲线,共覆盖 2 000 个应力点。因此,神经网络的结构为 5-9-2000。

为避免高阻尼值对模型训练造成偏差,采用归一化处理将原始数据映射至 $[-1, 1]$ 区间,以消除变量间尺度不一致对模型性能的不利影响,防止大数值主导网络学习过程,从而提高预测模型的稳定性与准确性。

3.3 精度分析

模型的适应度曲线如图 10 所示。IWOA-ELM 在迭代初期收敛速度较快,初始解的质量最优,在迭代后期跳出局部最优解的能力最强,全局性能最优。WOA-ELM 略优于 GWO-ELM,虽然相差不大,但由于 WOA 的时间复杂度低于 GWO,因此,在 WOA 的基础上进行优化,更有利于达到本文快速求解叶冠非线性多模态阻尼的目标。

4 种模型的训练集和测试集的误差对比由图 11 可见,IWOA-ELM 的相对误差最小,ELM 模型的相对误差最大,WOA-ELM 略优于 GWO-ELM,但两者都不如 IWOA-ELM。不同模型的预测精度指标参考式(9)~式(11)计算,根据表 3 可知,相

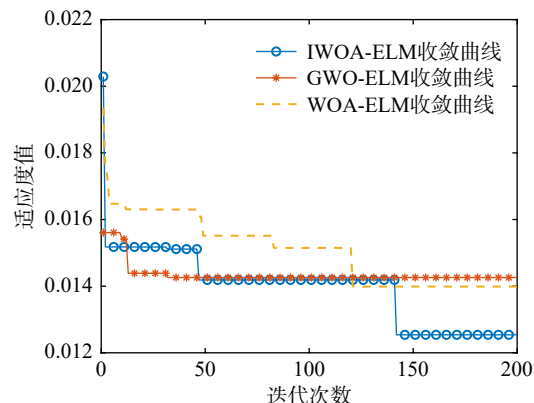
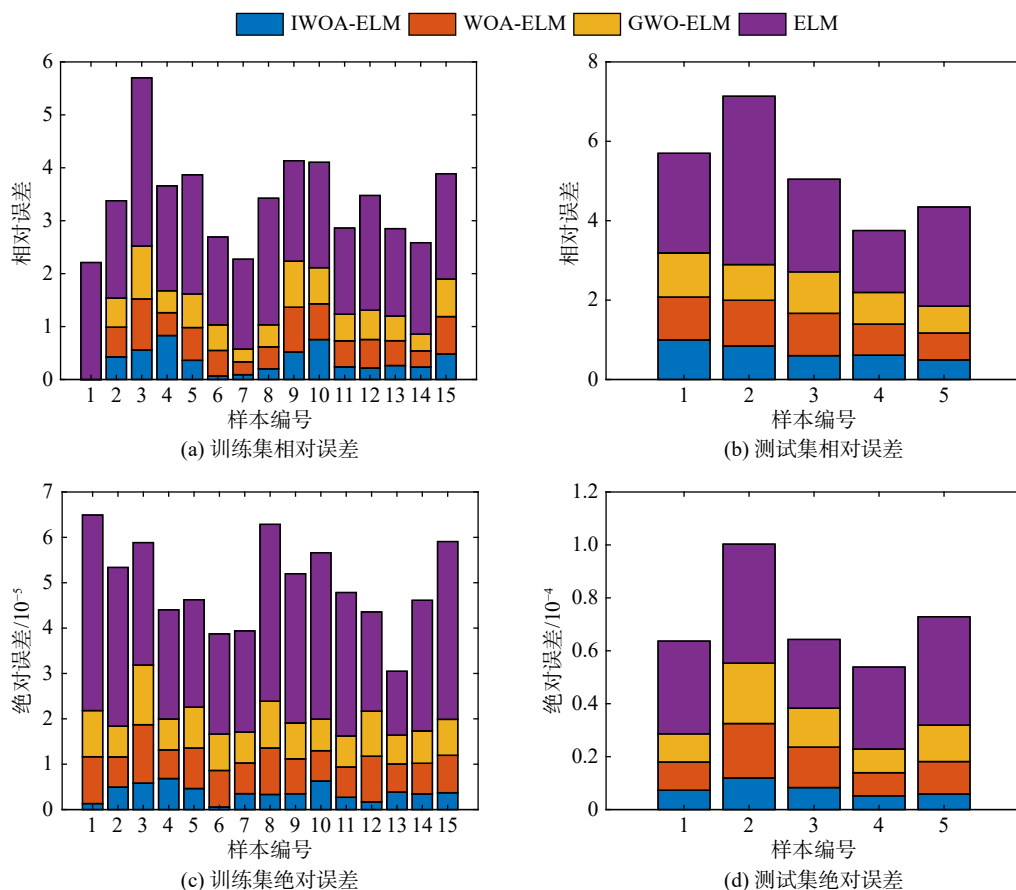


图 10 3 种算法的适应度曲线

Fig. 10 Fitness curves of three algorithms

对于单一的 ELM 预测模型,无论是训练集还是测试集,WOA、IWOA 优化后的模型都在不同程度上提高了 ELM 的预测精度。IWOA 模型的预测精度相对于另外 3 种模型是最高的,其次是 WOA-ELM,说明了 IWOA 改进策略不仅在 CEC2017 函数中表现优异,在多模态阻尼预测任务中也具有特异性优势。

在训练集样本中,IWOA-ELM 模型的 MAPE 值为 0.71, RMSE 值为 0.46×10^{-4} , MAPE 相对于 ELM 模型降低了 72%, RMSE 相对于 ELM 模型降低



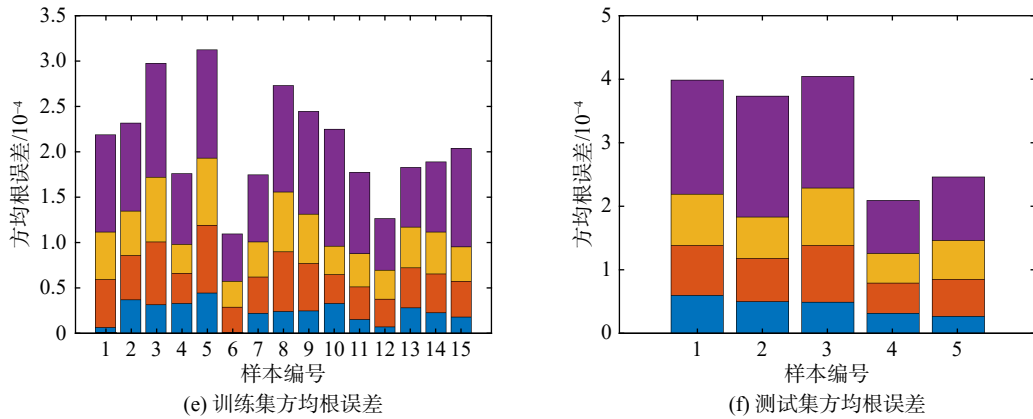


图 11 训练集和测试集误差

Fig. 11 Errors of the training set and test set

了 72%; 在测试集样本中, IWOA-ELM 模型的 RMSE 值为 0.26×10^{-4} , RMSE 相对于 WOA-ELM 模型降低了 45%, 相对于 GWO-ELM 模型降低了 46%, 相对于 ELM 模型降低了 73%。IWOA-ELM 模型的 MAPE 值为 0.35, MAPE 相对于 WOA-ELM 模型降低了 31%, 相对于 GWO-ELM 模型降低了 32%, 相对于 ELM 模型降低了 68%。在预测样本中, IWOA-ELM 表现最优, 预测精度最高, 同时具备较好的鲁棒性。预测曲线如图 12 所示, 结

果表明, 预测的阻尼比曲线在整体趋势和局部峰值方面均与实际阻尼特性高度一致。以测试集中 1 阶弯曲模态为例, IWOA-ELM 预测峰值阻尼比与实际的峰值阻尼比的相对误差为 1.79×10^{-6} , 以 2 阶弯曲模态为例, 预测峰值阻尼比为 2.82%, 其与实际的峰值阻尼比的相对误差为 1.03×10^{-4} 。

综上所述, IWOA-ELM 模型在预测叶冠非线性摩擦阻尼特性方面相较于 GWO-ELM、WOA-

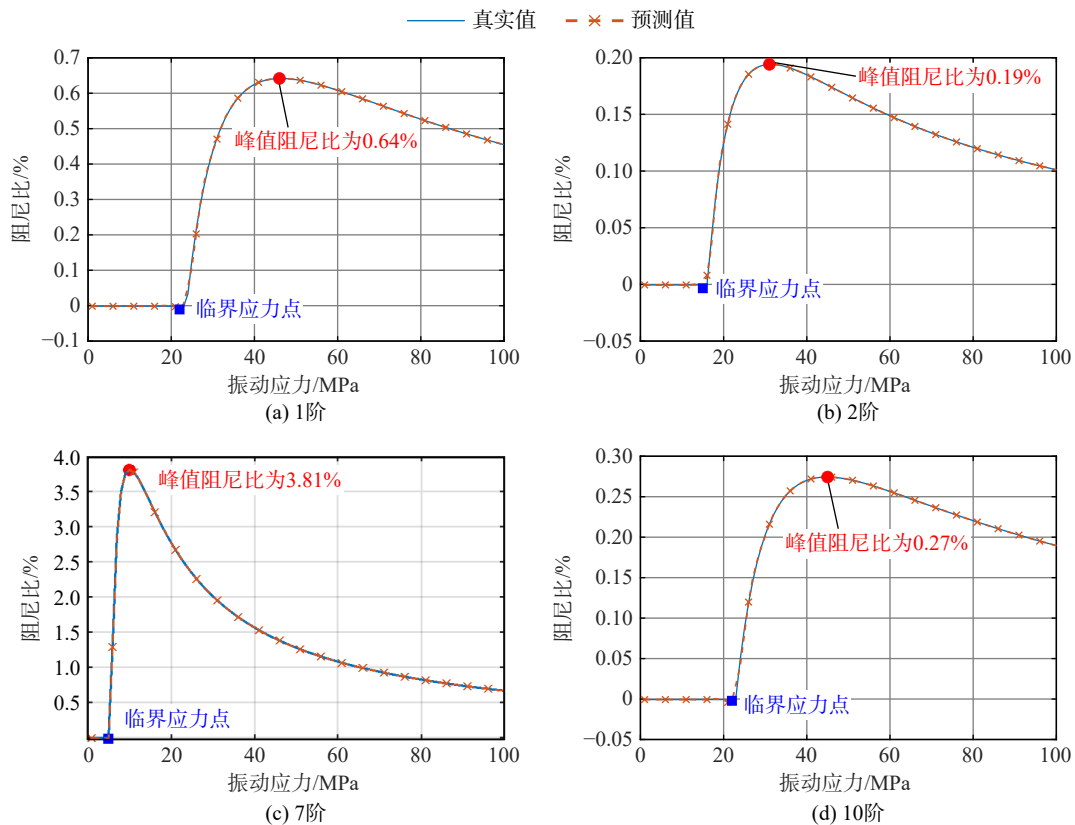


图 12 实际与预测的阻尼特性曲线

Fig. 12 Actual vs. predicted damping characteristic curves

ELM 与传统 ELM 更具优势, 预测精度最高。在 AMD Ryzen 77735H(3.20 GHz)处理器、16 GB 内存的计算平台上, 传统能量法由于需执行带预应力的模态分析并进行后续阻尼计算, 单阶阻尼特性曲线的计算时间约为 20 min。而 IWOA-ELM 模型预测所用时间仅为 0.51 s, 将传统方法的计算速度至少提高了 2 000 倍, 能够快速预测完整的前 20 阶阻尼比特性曲线, 进而提取出峰值阻尼比及其对应的振动应力等关键减振特征参数, 为

工程减振设计提供可靠依据, 显著提高设计效率。IWOA-ELM 非线性多模态阻尼特性预测模型显著提高了减振计算速度, 具备收敛快、准确度高、效率高等优点, 适用于在多危险模态振动问题下的叶冠等复杂结构的减振特性的快速求解与综合优化分析, 可作为数据驱动代理模型嵌入现有发动机叶片设计流程中, 在 MATLAB/Python 环境中通过脚本接口与有限元交互, 以秒级速度提供阻尼预测, 具有工程实用前景。

表 3 不同模型的预测精度指标
Table 3 Prediction accuracy metrics of different models

样本	数量	方法	相对误差(MAPE)	绝对误差(MAE)/10 ⁻⁵	方均根误差(RMSE)/10 ⁻⁴
训练集	15	IWOA-ELM	0.71	0.77	0.46
		WOA-ELM	0.95	1.35	0.69
		GWO-ELM	0.91	1.42	0.70
		ELM	2.61	3.55	1.52
测试集	5	IWOA-ELM	0.35	0.374	0.26
		WOA-ELM	0.51	0.817	0.47
		GWO-ELM	0.52	0.827	0.48
		ELM	1.11	2.94	0.97

4 结 论

本文构建了 IWOA-ELM 多模态阻尼特性预测模型,显著提升了在多模态问题中求解带冠叶盘非线性摩擦阻尼特性的计算速度。

1) 提出融合带历史记忆机制的分组协同策略与 Sobol 反向初始化的改进算法 IWOA, 用其优化 ELM 权值和阈值, 用 CEC2017 验证了其改进策略的有效性。

2) 采用 IWOA 优化 ELM 权值, 提出了 IWOA-ELM 阻尼特性预测模型, 基于能量法和有限元仿真法, 实现仅需输入第 1 阶模态下 5 个典型应力点的阻尼比, 即可准确预测带锯齿冠叶盘前 20 阶模态在振动应力范围为 0~100 MPa 下的完整阻尼比曲线。

3) 以带锯齿形叶冠叶盘为研究对象进行验证, 结果显示: 在测试集样本中, IWOA-ELM 模型的 RMSE 值为 0.26×10^{-4} , 相对于 ELM 模型降低了 73%; IWOA-ELM 模型的 MAPE 值为 0.35, 相对于 ELM 模型降低了 68%。在 4 种 ELM 算法中, IWOA-ELM 表现最优, 预测精度最高, 同时具备较好的鲁棒性。IWOA-ELM 单次预测仅需 0.51 s, 计算效率提高近 2 000 倍。

未来工作可在此基础上引入多路径耦合传力机制与三维摩擦模型, 逐步提高模型的物理保真度, 并通过实验手段形成快速筛选到精细验证的分层设计流程, 进一步增强工程适用性与预测可靠性。

参考文献:

[1] 陈璐璐, 马艳红, 杨鑫, 等. 带干摩擦阻尼结构叶片振动响应试验[J]. 航空动力学报, 2008, 23(9): 1647-1653.
Chen Lulu, Ma Yanhong, Yang Xin, et al. Experiment of vibration and response of blade with dry friction structure[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(9): 1647-1653. (in Chinese)

[2] 蒋向华, 杨晓光, 王延荣. 某型航空发动机涡轮盘结构可靠度计算[J]. 航空动力学报, 2005, 20(3): 407-412.
Jiang Xianghua, Yang Xiaoguang, Wang Yanrong. Structure reliability evaluation of a gas turbine disk[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(3): 407-412. (in Chinese)

[3] 杜晨鸿, 王延荣, 李迪, 等. 模拟叶片三棱柱式缘板阻尼器减振试验研究[J]. 航空动力学报, 2025, 40(8): 20230739.
Du Chenhong, Wang Yanrong, Li Di, et al. Experimental investigation on vibration suppression of a model blade by triangular prism underplatform damper[J]. Journal of Aerospace Power, 2025, 40(8): 20230739. (in Chinese)

[4] Yang B D, Chen J J, Menq C H. Prediction of resonant response of shrouded blades with three-dimensional shroud constraint[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1999, 121(3): 523-529.

[5] 李迪, 洪杰, 陈璐璐. 带冠涡轮叶片干摩擦阻尼减振试验研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2008, 21(4): 22-27.

- Li Di, Hong Jie, Chen Lulu. Experiment of dry friction damping effect of shrouded turbine blade[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2008, 21(4): 22-27. (in Chinese)
- [6] Griffin J H. Friction damping of resonant stresses in gas turbine engine airfoils[J]. Journal of Engineering for Power, 1980, 102(2): 329-333.
- [7] Cardona A, Lerusse A, G radin M. Fast Fourier nonlinear vibration analysis[J]. Computational Mechanics, 1998, 22(2): 128-142.
- [8] Phadke R, Berger E J. Friction damping analysis in turbine blades using a user-programmed function in ANSYS[C]//Proceedings of the 12th International Symposium on Transport Phenomena and Dynamics of Rotating Machinery. Honolulu, US: Pacific Center of Thermal Fluids Engineering, 2008: 20176.
- [9] Yang B D, Menq C H. Modeling of friction contact and its application to the design of shroud contact[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1997, 119(4): 958-963.
- [10] Szwedowicz J. Cyclic finite element modeling of shrouded turbine blades including frictional contacts[C]//Proceedings of the International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exhibition. New York: American Society of Mechanical Engineers, 1999: 9-14.
- [11] Kaptan F, Von scheidt L P, Wallaschek J. Numerical and experimental study of shrouded blade dynamics considering variable operating points[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. New York: American Society of Mechanical Engineers, 2018: 34-45.
- [12] Pourkiaee S M, Zucca S. A reduced order model for nonlinear dynamics of mistuned bladed disks with shroud friction contacts[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2019, 141: 011031.
- [13] Voldrich J, Polach P, Lazar J, et al. Use of cyclic symmetry properties in vibration analysis of bladed disks with friction contacts between blades[J]. Procedia Engineering, 2014, 96: 500-509.
- [14] Mitra M, Zucca S, Epureanu B I. Effects of contact mistuning on shrouded blisk dynamics[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. New York: American Society of Mechanical Engineers, 2014: 26-37.
- [15] Berthillier M, Dupont C, Mondal R, et al. Blades forced response analysis with friction dampers[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 1998, 120(2): 468-474.
- [16] Afzal M, Arteaga I L, Kari L. Numerical analysis of multiple friction contacts in bladed disks[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2018, 137: 224-237.
- [17] 毛辛男, 王延荣. 一种基于模态的叶片缘板阻尼器减振设计方法[J]. 推进技术, 2018, 39(6): 1361-1368.
Mao Xinnan, Wang Yanrong. An efficient design method of an underplatform damper for suppression of blade vibration in a given eigen-mode[J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(6): 1361-1368. (in Chinese)
- [18] 高世民, 王延荣, 叶航. 薄壁结构干摩擦阻尼减振设计分析[J]. 航空发动机, 2022, 48(5): 116-123.
Gao Shimin, Wang Yanrong, Ye Hang. Design analysis for dry friction damping vibration suppression of thin-walled structures[J]. Aeroengine, 2022, 48(5): 116-123. (in Chinese)
- [19] 徐睿, 梁循, 齐金山, 等. 极限学习机前沿进展与趋势[J]. 计算机学报, 2019, 42(7): 1640-1670.
Xu Rui, Liang Xun, Qi Jinshan, et al. Advances and trends in extreme learning machine[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(7): 1640-1670. (in Chinese)
- [20] 钟诗胜, 雷达. 一种可用于航空发动机健康状态预测的动态集成极端学习机模型[J]. 航空动力学报, 2014, 29(9): 2085-2090.
Zhong Shisheng, Lei Da. A dynamic ensemble extreme learning machine model for aircraft engine health condition prediction[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(9): 2085-2090. (in Chinese)
- [21] Xie S, Lei L, Sun J, et al. Research on emotion recognition method based on IWOA-ELM algorithm for electroencephalogram[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2024, 41(1): 1-8.
- [22] 许德刚, 王再庆, 郭奕欣, 等. 鲸鱼优化算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(2): 328-336.
Xu Degang, Wang Zaiqing, Guo Yixin, et al. Review of whale optimization algorithm[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(2): 328-336. (in Chinese)
- [23] 蒋向华, 杨晓光, 王延荣. 结构可靠度逐步逼近径向基神经网络响应面法[J]. 航空动力学报, 2008, 23(1): 26-31.
Jiang Xianghua, Yang Xiaoguang, Wang Yanrong. An iterative RBF ANN response surface method for structural reliability analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(1): 26-31. (in Chinese)
- [24] Rahebi J. Vector quantization using whale optimization algorithm for digital image compression[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(14): 20077-20103.
- [25] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [26] Shami T M, El-saleh A A, Alswaiti M, et al. Particle swarm optimization: a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031-10061.
- [27] Dehghani M, Montazeri Z, Trojovsk  E, et al. Coati Optimization Algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259: 110011.
- [28] Ji Junzhong, Wu Tongxuan, Yang Cuicui. Neural population dynamics optimization algorithm: a novel brain-inspired meta-heuristic method[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 300: 112194.
- [29] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris Hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.

(编辑: 王碧珺)