

液体火箭发动机涡轮泵多维度传感器优化布置

马珮羽¹, 杨宝锋², 陈晖², 翟智¹, 王晨希¹, 马猛¹, 陈雪峰¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安航天动力研究所, 710100, 西安)

摘要: 针对液体火箭发动机涡轮泵健康监测时存在的结构重要模态信息遗漏、故障敏感信息提取不全等问题,提出了一种涡轮泵传感器多维度优化布置方法,并采用故障模拟实验台进行了实验验证。首先,建立了涡轮泵待优化区域的有限元模型并开展了结构约束模态分析以及轴承故障仿真瞬态动力学分析;其次,基于离散人工蜂群算法及瞬态分析结果得出传感器布置候选点集;再次,综合传感器多维度评估方法得出最终的传感器布置方法;最后,通过实验对比分析了传感器布置方法与传统方法的综合指标。计算结果表明:相对于有效独立法,布置测点优化后,传感器监测信号的模态振型符合率提高了 20.1%,对轴承故障检测的准确率提高了 27.5%,验证了多维度优化布置方法具有良好的故障诊断综合性能。

关键词: 液体火箭发动机涡轮泵;传感器优化布置;涡轮泵;离散人工蜂群算法;瞬态动力学分析;多维度评估

中图分类号: TH212;TH213.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202409008 **文章编号:** 0253-987X(2024)09-0072-11

Multidimensional Sensor Optimization Placement for Turbopump in Liquid Rocket Engines

MA Peiyu¹, YANG Baofeng², CHEN Hui², ZHAI Zhi¹, WANG Chenxi¹,
MA Meng¹, CHEN Xuefeng¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Xi'an Aerospace Propulsion, Xi'an 710100, China)

Abstract: A method of multidimensional optimization placement of turbopump sensors is proposed to address the issues of missing structurally important modal information and incomplete extraction of fault-sensitive information during the health monitoring of liquid rocket engine turbopumps. Experimental verification is conducted using a fault simulation test bench. Firstly, a finite element model of the turbopump's optimization area is established to conduct structural constrained modal analysis and transient dynamic analysis of bearing faults. Subsequently, candidate points for sensor placement are identified based on the discrete artificial bee colony algorithm and transient analysis results. The final sensor placement method is determined through a comprehensive multidimensional evaluation method of sensors. Finally, the comprehensive indicators between the proposed sensor placement method and the traditional method are experimentally compared. The calculation results show that, compared with effective independence, after optimizing the placement of measurement points, sensor monitoring signal modal shape compliance increased by 20.1%, and the

accuracy of bearing fault detection increased by 27.5%. This verifies that the multidimensional optimization placement method has good comprehensive performance in fault diagnosis.

Keywords: liquid rocket engine turbopump; sensor optimization placement; turbopump; discrete artificial bee colony algorithm; transient dynamics analysis; multidimensional evaluation

涡轮泵是液体火箭发动机推进剂供应的核心部件,由于其工作在高温(1 000~1 300 K)、高压(5~40 MPa)和高速(10 000~95 000 r/min)的极端条件下^[1],故障的发生率较高、演化较快,因此涡轮泵故障导致的航天事故时有发生。只有获取准确、全面的涡轮泵测量信息,才能保证后续涡轮泵运行状态监测与健康管理系统的正常工作^[2-3]。涡轮泵振动信号属于速变信号,通常能比缓变信号更及时、有效地发现故障。涡轮泵内部空间狭小,无法容纳额外的传感器设备并且传感器只能安装在泵壳体上。实际工作中,受成本、设计装配和测试系统连接等条件的制约,要求在全面获取所需要的测量信息的基础上搭载尽可能少的传感器,以减轻结构质量和设计复杂性。

传感器优化布置问题属于多维组合优化问题^[4],作为整数规划问题,求解难度随着维数及数据量的增加呈指数增长。近年来,为优化传感器的布置方式,国内外学者展开了深入研究。对于速变信号,尤其是振动传感器优化布置,国内外学者已经提出了多种方法,但鲜有关于液体火箭发动机涡轮泵传感器优化配置的研究。

针对此类难解型问题,采用的具体研究方法包括经典方法与智能优化算法。经典方法主要包括有效独立(EI)法和模态置信准则(MAC)法。有效独立法由 Kammer^[5]于1991年提出,该方法利用模态矩阵构成 Fisher 信息矩阵,从备选位置中按照其对目标模态矩阵独立性的贡献度进行排序,迭代删除贡献度最小的位置以保证传感器采集的数据所得到的模态振型之间相互独立,并于在轨实际模态数据上验证了所提方法的有效性。模态置信法则由 Carne 等^[6]于1995年提出,其步骤是首先在结构的整体自由度上布置一定数量的传感器,然后在每次迭代中根据目标函数的变化,选择函数值增加最少的位置删除传感器。这种方法在自由度较少的结构模型中表现良好,但在大型复杂结构中,计算成本大幅上升,实际应用受到了极大限制。随着目标模型结构的日益复杂化和大型化,传统传感器布置方法的优化效率受到限制,在现代智能优化算法蓬勃发展的态势下,传感器优化布置问题的求解逐步摆脱了仅依靠一定顺序逐个筛选的传统迭代算法,而是逐渐向全局优化算法深入发展,并在大型结构传感器优化布置中发挥了

重要作用,以遗传优化算法^[7]、粒子群优化算法^[8-9]、猴群优化算法^[10]、狼群优化算法^[11]、K-means 聚类优化算法^[12-14]等为代表的现代智能优化算法让传感器优化布置问题的解决有了突破性进展。这其中,离散人工蜂群算法^[15]以优越的性能在众多以经典理论为基础的智能优化算法中脱颖而出。

然而,上述传感器优化布置方法大多都是根据简单结构模态信息展开研究,仅对监测目标的典型结构损伤信息较为敏感,并未针对其他模式的涡轮泵动力故障监测效果进行分析。因此,本文从多个维度综合考虑传感器布置测点位置对复杂涡轮泵壳体结构模态信息检测的完备性,以及对涡轮泵多类轴承故障信息的检测敏感性,进一步优化传感器测点的位置、数量,得出最优的传感器布置方法。通过搭建涡轮泵故障模拟实验台开展实验,结合行业标准评价指标对实验结果进行了对比验证,证明了多维度传感器优化布置方法的合理性和有效性。

1 理论基础

1.1 MAC 法

可衡量被测结构模态振型间相关性的模态置信准则(MAC)法已被成功作为目标函数来评价传感器配置方式的优劣^[16]。依照结构动力学相关理论,为更加完整地保留被测结构的模态特性,需使被测结构模态向量间的夹角更大^[17]。模态置信准则值 δ_{ij} 的计算公式为

$$\delta_{ij} = \frac{(\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_j)^2}{\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_i \boldsymbol{\varphi}_j^T \boldsymbol{\varphi}_j} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}_i$ 与 $\boldsymbol{\varphi}_j$ 分别表示模态振型矩阵 $\boldsymbol{\varphi}$ 中第 i 阶与第 j 阶振型向量; δ_{ij} 为模态振型矩阵中 i, j 两阶模态向量的相关性,即模态置信值。 δ_{ij} 的取值范围在 $[0, 1]$ 内,取值为1表示 i, j 两阶模态向量完全相关,取值为0表示两阶模态向量完全正交,因此需使 MAC 矩阵的非对角线元素取值更接近0,才能更好地保留被测结构的模态特性。

由此,定义传感器优化布置问题的目标函数为

$$f_1(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\substack{i=1, j=1 \\ (i \neq j)}}^p [\delta_{ij}(\boldsymbol{\theta})]^2 \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]$ 表示一组传感器配置方式; p 为传感器优化布置时选定的模态总阶数;目标函

数 $f_1(\theta)$ 为 MAC 矩阵非对角元素最小二乘之和,所用方法使目标函数 $f_1(\theta)$ 的数值越小,则传感器配置方法越好。

1.2 离散人工蜂群算法

离散人工蜂群算法^[15](DABC)是在埃尔吉耶斯大学 Karaboga 教授 2005 年提出的人工蜂群算法(ABC)上改进得到^[18],此算法进一步提高了大规模多维离散优化问题的求解效率以及准确率。DABC 算法的具体流程如图 1 所示。

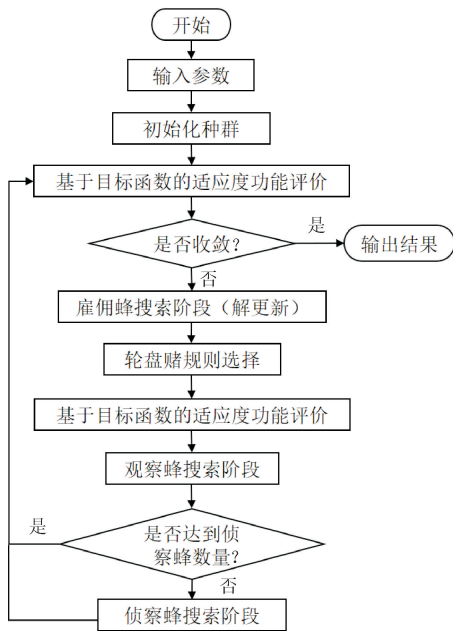


图 1 离散人工蜂群算法流程图

Fig. 1 Flow chart of discrete artificial bee colony algorithm

1.2.1 初始化阶段

定义种群大小 N_p 、蜜源数量 n 、最大迭代次数 $N_{\max}$ 、极限局部寻优次数 N_{limit} ;进行蜜源初始化,即随机生成 n 个可行解空间,由于此应用中待求解优化参数为搜索空间中的特定离散点,因此对算法初始及更新策略进行高斯取整处理,得到离散化的整数优化策略,表示为

$$\theta_{ki} = \theta_i^{\text{lb}} + [r(\theta_i^{\text{ub}} - \theta_i^{\text{lb}})] \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n; k \in \{1, 2, \dots, N_p\}$; r 表示 $[0, 1]$ 范围内均匀分布的某一随机数; θ_{ki} 表示初始化随机生成的可行解空间; θ_i^{ub} 和 θ_i^{lb} 分别表示可搜索空间的上、下界; $[\cdot]$ 为取整函数。

1.2.2 引领蜂阶段

最佳解导向的解更新策略表达为

$$\tilde{\theta}_{ki} = \theta_{ki} + [2(r - 0.5)(\theta_{ki} - \theta_{li}) + r(\theta_i^{\text{ub}} - \theta_{ki})] \quad (4)$$

式中: $\tilde{\theta}_{ki}$ 表示更新的解空间; θ_{ki} 表示初始化随机生成的可行解空间; θ_{li} 表示随机生成的解空间; l 表示 $[1, N_p]$ 范围内的种群随机整数索引,且 $l \neq k$; θ_i^{ub} 表示当前总体的最佳解空间,此处使用最佳解引导更新策略来生成候选解,同时考虑随机性与当前最佳解的相关信息。解更新后需要基于模态置信矩阵的目标函数计算适应度函数值,表示为

$$\text{fitness}(\theta_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(\theta_i)}, & f(\theta_i) \geq 0 \\ \frac{1}{1 + |f(\theta_i)|}, & f(\theta_i) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

若新蜜源的适应度优于原蜜源,则采用贪婪算法用新蜜源替代原蜜源,否则保留原蜜源。

1.2.3 非雇佣蜂阶段

根据计算的个体适应度使用轮盘赌规则选择引领蜂,若个体的跟随概率 $p(i)$ 大于产生的随机数,则跟随蜂选择此引领蜂

$$p(i) = \frac{\text{fitness}(\theta_i)}{\sum_{i=1}^{N_p/2} \text{fitness}(\theta_i)} \quad (6)$$

式中: $\text{fitness}(\theta_i)$ 表示对应于第 i 个蜜源的适应度函数,用来判断引领蜂是否完成 N_{limit} 次循环。若达到局部寻优次数极限但仍未发现更好的蜜源,就转换为侦察蜂按下式产生新的蜜源

$$\theta_i = \begin{cases} \theta_i^{\text{lb}} + [r(\theta_i^{\text{ub}} - \theta_i^{\text{lb}})], & o \geq N_{\text{limit}} \\ \theta_i, & o < N_{\text{limit}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: θ_i 表示侦察蜂产生的可行解空间; o 表示局部寻优次数。

1.3 瞬态动力学分析

瞬态动力学用于研究各种随时间变化载荷的线性及非线性动态响应问题。碰撞冲击问题是典型的非线性瞬态动力学问题,在模拟轴承故障冲击状态时,碰撞时系统满足动力分析方程

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{K}\mathbf{x} = \mathbf{F}(t) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{M}$ 为结构质量矩阵; $\mathbf{C}$ 为结构阻尼矩阵; $\mathbf{K}$ 为结构刚度矩阵; $\ddot{\mathbf{x}}$ 为节点加速度向量; $\dot{\mathbf{x}}$ 为节点速度向量; $\mathbf{x}$ 为节点位移向量; $\mathbf{F}(t)$ 为随时间变化载荷向量。使用 Newmark 时间积分方法^[19] 求解式(8) 可得

$$\mathbf{x}(\theta) = \sum_{i=1}^l \frac{\boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{F} \boldsymbol{\varphi}_i}{\sqrt{(k_i - \omega_i^2 m_i)^2 + (c_i m_i)^2}} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}(\theta)$ 表示传感器按照 θ 方式配置时最大危险点的位移向量; $\boldsymbol{\varphi}_i$ 为第 i 阶固有频率相应的模态振型; ω_i 为第 i 阶固有频率; k_i 为第 i 阶模态刚度; m_i 为第 i 阶模态质量; c_i 为第 i 阶模态阻尼,目标函数

写为

$$g_2(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{x(\boldsymbol{\theta})} \quad (10)$$

1.4 多维度综合优化理论

在实际应用中,优化问题需要考虑的参数和指标并不单一,而要考虑多个维度下的参数。结合多目标优化^[20]方法,本文根据传感器布置位置对结构模态信息的检测符合程度、对模型涡轮泵故障检测的准确程度以及衡量传感器数目的指标提出多维度综合优化理论。以衡量模型的结构模态信息符合程度为目标构建的函数 $g_1(\boldsymbol{\theta})$ 乘以静态结构维度加权项 C_{st} 作为结构维度因子 D_{st} ,将模型模拟故障激励的响应目标函数 $g_2(\boldsymbol{\theta})$ 乘以动态故障维度加权项 C_{dy} 作为动态故障维度因子 D_{dy} ,将不同传感器数量的模态相关性均值 $g_3(\boldsymbol{\theta})$ 乘以模态相关性数量控制维度加权项 C_{num} 作为数量维度因子 D_{num} ,则多维度综合优化问题的数学模型表示为

$$\begin{cases} F(\boldsymbol{\theta}) = C_{st}g_1(\boldsymbol{\theta}) + C_{dy}g_2(\boldsymbol{\theta}) + C_{num}g_3(\boldsymbol{\theta}) \\ \min F(\boldsymbol{\theta}) = \min(D_{st} + D_{dy} + D_{num}) \\ \text{s. t. } C_{st} + C_{dy} + C_{num} = 1 \end{cases} \quad (11)$$

求解多维度优化问题就是在满足约束条件的前提下,寻找决策变量 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]$,使得 $F(\boldsymbol{\theta})$ 最小。

2 传感器优化布置评价指标

为从结构模态检测符合程度、涡轮泵故障检测的准确程度以及传感器配置数目 3 个维度评价传感器优化布置结果,本文提出了多维度综合评价指标。利用仿真与实验模态振型符合率衡量传感器布置方法,检测被采集结构模态振型信息的完备性;采用动态故障检测准确率衡量传感器布置方位对涡轮泵故障诊断的敏感性,通过传感器数量控制指标衡量所选测点采集结构的模态完备性。

2.1 仿真-实验模态振型符合率

测试结构模态时,计算有限元仿真得到的结构约束模态振型数据与实验模态测试得出的模态振型数据矩阵的平均绝对误差并进行归一化处理,可得到计算与实验模态平均绝对误差 R_1 。振型符合率为 R_1 的倒数, R_1 数值越小,振型符合率越高。 R_1 的计算公式为

$$R_1 = \frac{1}{pn} \sum_{i=1, j=1}^{p \times n} \left| \frac{D_{ij} - D'_{ij}}{D_{ij}} \right| \quad (12)$$

式中: D_{ij} 表示有限元约束模态分析得到的振型矩

阵第 i 阶第 j 个测点的元素; D'_{ij} 表示实验模态分析得到的振型矩阵第 i 阶第 j 个测点的元素。

2.2 动力故障检测准确率

在涡轮泵腔体内部预置多种模式的轴承故障,采用小波算法对故障信号进行分析,计算实验故障频率 d_i 与理论故障频率 d'_i 的归一化平均绝对误差 R_2 ,表达式为

$$R_2 = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \left| \frac{d_i - d'_i}{d_i} \right| \quad (13)$$

式中: q 表示轴承预置故障数量。使用 R_2 的倒数表示故障检测准确率, R_2 数值越小,即故障检测的平均绝对误差越小,表示故障检测性能越好。

2.3 传感器数量控制指标

通过对不同数量测点测得的模态振型数据计算其 δ 值,并绘制 MAC 矩阵。MAC 矩阵非对角线元素数值越小,表示在此数量下布置传感器时被测结构的模态完备性越高,表达式为

$$R_3 = \frac{1}{nt} \sum_{i=1, j=1}^{t \times n} \frac{f_1(\boldsymbol{\theta})}{\max f_1(\boldsymbol{\theta})} \quad (14)$$

式中: t 表示待选传感器测点数量。

2.4 多维度综合优化目标函数

结合 1.4 节提出的多维度综合优化理论,构建评价传感器布置方法综合故障诊断性能的目标函数,数学模型如下

$$\begin{cases} F(\boldsymbol{\theta}) = C_{st} \frac{R_1}{\max(R_1)} + C_{dy} \frac{R_2}{\max(R_2)} + C_{num} \frac{R_3}{\max(R_3)} \\ \min F(\boldsymbol{\theta}) = \min(D_{st} + D_{dy} + D_{num}) \\ \text{s. t. } C_{st} + C_{dy} + C_{num} = 1 \end{cases} \quad (15)$$

采用多维度综合指标 $F(\boldsymbol{\theta})$ 的倒数表示故障诊断效果, $F(\boldsymbol{\theta})$ 数值越小,表示传感器布置的效果越优。当传感器数目确定时,去除原式数量控制因子 D_{num} 项,则数学模型转变为双维度模型,即

$$\begin{cases} F(\boldsymbol{\theta}) = C_{st} \frac{R_1}{\max(R_1)} + C_{dy} \frac{R_2}{\max(R_2)} \\ \min F(\boldsymbol{\theta}) = \min(D_{st} + D_{dy}) \\ \text{s. t. } C_{st} + C_{dy} = 1 \end{cases} \quad (16)$$

3 传感器优化布置方法

为了使传感器布置的数目及方位具有较好的结构模态观测能力,同时也具有较强的故障检测能力,本文从多个维度综合考虑传感器布置方法的效果,提出涡轮泵传感器多维度优化布置方法,具体策略如图 2 所示。

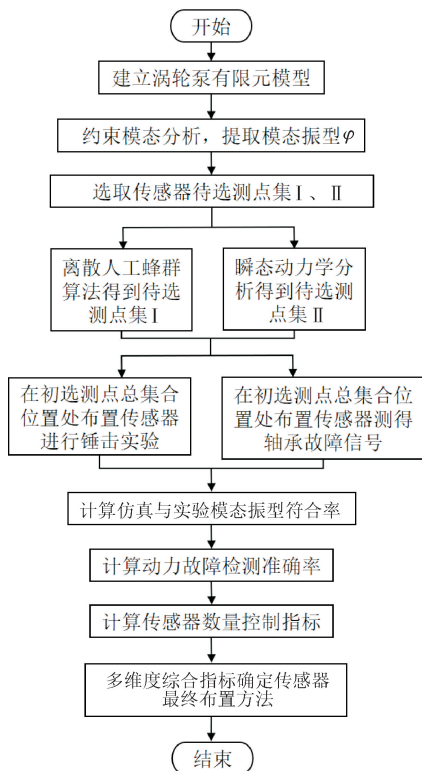


图2 传感器优化布置策略

Fig. 2 Sensor optimization layout strategy

3.1 选取结构模态信息敏感测点

将建立好的涡轮泵壳体模型导入有限元分析软件,简化实际模态中的流体激振影响^[21],根据约束模态分析结果提取涡轮泵壳体的模态振型。为选取对被测结构的模态特性信息较为敏感的传感器测点,采用以MAC模态置信值为目标函数的优化算法进行优化迭代。由于待优化的传感器位置参数只能从模态数据的原始离测点集中选择,且提取的模态信息数据量十分庞大,因此采用离散人工蜂群算法进行优化,得到的传感器测点待选位置数据集I即为对涡轮泵结构信息较为敏感的测点集。离散人工蜂群算法优化过程如下。

步骤1 将提取的涡轮泵壳体的模态振型作为离散人工蜂群算法的输入参数,设定传感器位置的上界与下界、种群大小、最大迭代次数、极限局部寻优次数,然后进行变量值初始化产生初始蜜源。

步骤2 引领蜂搜索新的蜜源,并基于模态置信矩阵的目标函数进行适应度功能评价,若找到的新蜜源适应度更优,则使用新蜜源代替原蜜源。计算引领蜂被跟随蜂跟随的概率,并根据轮盘赌规则选择引领蜂,同时搜索新的蜜源,若新蜜源适应度值更优则更新蜜源。

步骤3 在搜索过程中,若蜜源迭代次数达到阈值后未成为更好的蜜源,则该蜜源被放弃,侦察蜂会搜索更优的新蜜源,直到达到引领蜂数量后进行迭代次数判断,满足条件则输出最优的蜜源位置,即为最优的传感器布置方法。

3.2 选取涡轮泵动力故障敏感测点

涡轮泵轴承失效是一种重要的故障模式,占发动机系统故障的15.64%,主要轴承故障模式为轴承的内外圈磨损以及滚动体磨损^[22]。由于涡轮泵轴承故障监测传感器仅能安装在涡轮氧泵壳体上,因此在研究轴承故障冲击响应过程中,仅以涡轮泵氧壳体作为研究对象,不考虑内部转子作用状态,这样便可将这种复杂作用简化为单侧面激振问题。首先,考虑到实际涡轮泵壳体模型较为复杂,为保证计算准确并使模型能够反映轴承故障真实的力学状态,将用于仿真计算的模型适当简化,去除螺栓、垫圈等不影响整体结构性能的细小零件结构,保证模型可顺利划分网格并提高后续计算的效率。其次,选取涡轮泵壳体结构施加激励力,以此模拟当壳体内部轴承发生故障时,故障激励力由轴承外圈传递到薄壁支承再反映到涡轮泵壳体表面的交变载荷。通过时间积分法对目标结构进行瞬态动力学分析,并进行后处理得到模拟轴承故障冲击结果,用以评定安装在涡轮泵壳体上的传感器接收故障载荷冲击时的动态特性。最后,根据目标区域的瞬态响应位移结果,选取变形幅值大的节点即对轴承故障信息敏感性强的节点位置作为传感器测点待选位置数据集II。

3.3 多维度综合指标确定方法

为了最终确定具有综合故障诊断性能的传感器布置方法,本文采用2.4节提出的多维度综合优化指标对传感器优化结果进行评价,通过指标数值对比获取最终的传感器优化布置方法。

4 应用实例

4.1 实验台参数

液体火箭发动机涡轮泵中出现壳体裂纹损伤以及轴承故障的总计占比达到涡轮泵故障模式的50%以上。因此,本文在真实涡轮泵缩比模型上开展预置故障部件的故障模拟实验,用以验证本文提出的多维度传感器优化布置方法。实验均以本特利转子实验台为基础展开,图3为故障模拟实验台,红色虚线框示意轴承安装位置,绿色实心点为均布测点位置示意。

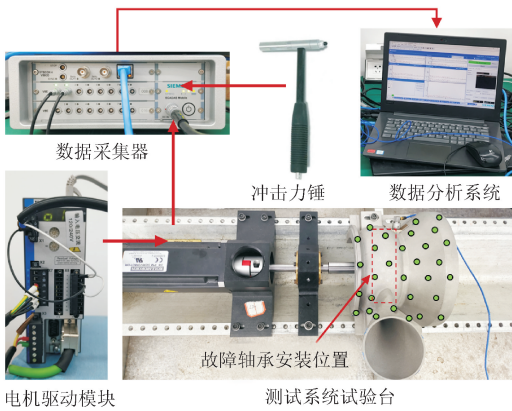


图 3 故障模拟实验台
Fig.3 Fault simulation test bench

实验台由本特利 RK4 转子实验台基本模块、真实涡轮泵缩比样件、电机驱动模块、2 个轴承座及一系列配套预置故障、正常轴承、冲击力锤、数据采集器及其分析系统组成。涡轮泵模型的具体参数为：3D 打印材料采用不锈钢，泊松比为 0.3，密度为 $7\,890\text{ kg/m}^3$ ，弹性模量为 $2.0\times10^{11}\text{ Pa}$ 。数据采集器选择西门子振动噪声数据采集仪 LMS SCADAS。本文通过实验计算传感器布置方法的检测振型符合率以及动态故障诊断的准确性。预置故障轴承状态如表 1 及图 4 所示。

表 1 轴承故障状态
Table 1 Bearing failure condition

轴承型号	损伤模式	故障编号	损伤面积/ (mm×mm)
NU202EM	内圈损伤	F1	0.5×0.5
	滚动体损伤	F2	1.0×1.0
N202EM	外圈损伤	F3	0.5×0.5

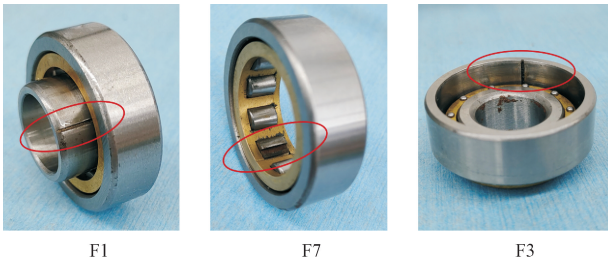


图 4 故障轴承示意图
Fig. 4 Schematic diagram of the fault bearing

4.2 涡轮泵壳体传感器测点位置初选

在建模软件中建立某型号液体火箭发动机涡轮泵模型的简化三维模型，分别利用 3.1、3.2 节的方法得到传感器位置待选测点集 I 以及传感器位置待选测点集 II。

4.2.1 传感器待选测点集 I

首先,将在 SOLIDWORKS 建模软件中建立的涡轮泵壳体模型导入 ANSYS Workbench 2020 中划分网格,涡轮泵壳体模型划分为 17 657 个节点,8 864个单元。其次,将模型两侧对称的固定槽孔底面进行约束展开模态分析,计算得到的前 10 阶模态频率及振型如表 2 所示;采用以最佳解为导向的离散人工蜂群算法筛选出 5~8 个节点,对比以上 5~8 个节点的 $f_1(\theta)$ 值,选取具有最小 $f_1(\theta)$ 值的节点配置方式作为传感器测点位置待选数据集 I,算法优化的目标函数变化趋势见图 5。具体的初选测点数据集 I 的位置参数见表 3,待选测点对应有限元模型的位置如图 6 所示。

表 2 模型前 10 阶模态频率及振型
Table 2 Modal frequencies and the mode shapes of the first 10 modes of the model

阶数	计算模态频率/Hz	计算模态振型
1	820.644	沿纵向摆动
2	1 016.144	沿纵向膨胀
3	1 074.398	沿轴向摆动
4	1 427.446	沿轴向膨胀
5	1 507.480	沿轴向弯扭
6	2 491.529	沿纵向摆动
7	2 770.449	沿横向弯扭
8	3 310.216	沿横向膨胀
9	3 402.343	沿轴向弯扭
10	3 442.241	沿横向扭转

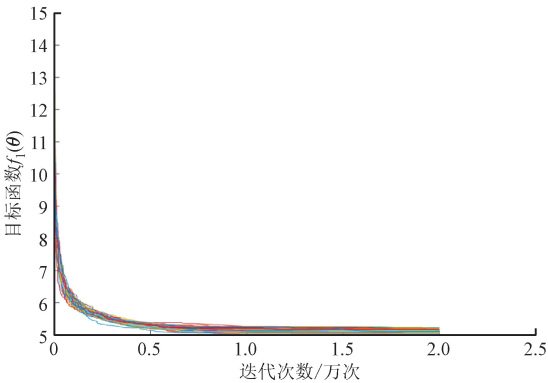


图 5 目标函数值全局变化趋势图
Fig. 5 Global trend chart of objective function values

表 3 待选数据集 I 位置
Table 3 Location of data set I to be selected

节点编号	1	2	3	4	5	6
测点位置编号	196	133	56	2 345	107	4 933

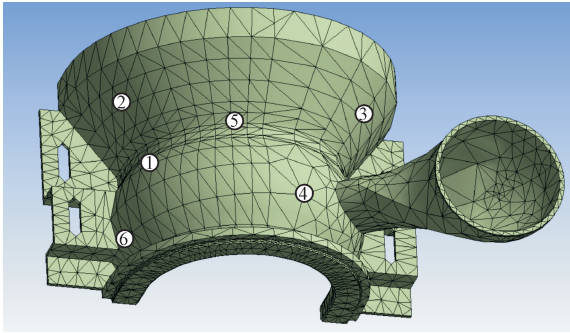


图 6 对应有有限元模型的传感器待选测点位置集 I
Fig.6 Candidate sensor points set I for finite element model

4.2.2 传感器待选测点集 II

基于 ANSYS Workbench 2020 中的 Transient Structural 模块,采用4.2.1小节中的模型模拟轴承故障状态。将轴承损伤激励设置为环轴承一圈壳体部位的半正弦波加速度冲击载荷,如图 7 所示。设置冲击力幅值为 3 000 N,根据实验台转轴 600 r/min 的转速设置相位为 1 200°,其余默认。求解完成后,得出模拟冲击载荷工况下目标区域总变形随时间的变化如图 8 所示。

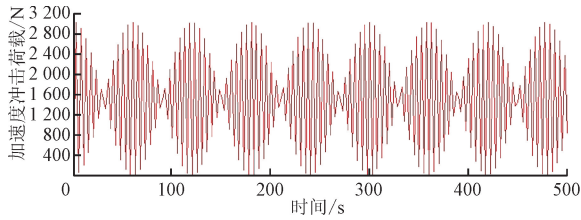


图 7 半正弦波加速度冲击载荷
Fig.7 Half-sine wave acceleration shock load

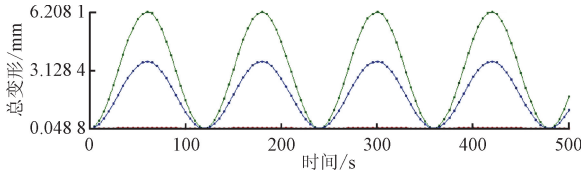


图 8 总变形瞬态结果
Fig.8 Transient results of total deformation

由图 8 可知,瞬态分析的最大变形为 6.208 1 mm,根据各个区域变形云图选取具有较大变形幅值的节点数据作为传感器测点待选位置数据集 II,节点位移变形云图结果如图 9,数据集 II 的位置参数见表 4。

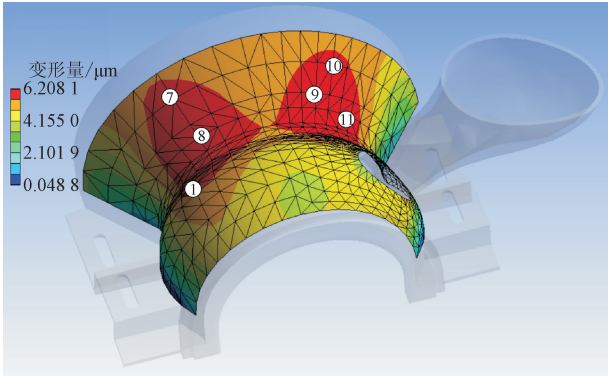


图 9 对应有有限元模型的传感器待选测点位置集 II
Fig.9 Candidate sensor points set II for finite element model

表 4 待选数据集 II 位置

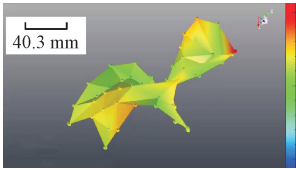
Table 4 Location of data set II to be selected						
节点编号	1	7	8	9	10	11
测点位置编号	196	374	393	414	429	454

4.3 多维度指标检测实验

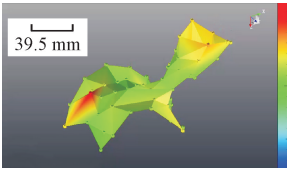
本节在 4.2 节得到的两个测点集合上运用多维度综合评价指标,得到最终的传感器优化布置方法。

4.3.1 结构模态测试实验

首先,进行涡轮泵壳体模型的模态敲击实验。在 Simcenter Testlab 软件的 Impact Testing 模块建立具有 63 个均布测点的试件几何模型,设置分析带宽为 5 120 Hz,频率分辨率为 0.625 Hz,采集时间为 1.60 s。使用灵敏度为 1.1 mV/N 装有硬锤头的 PCB 086C04冲击力锤移动并锤击 63 个测点,将灵敏度为 100 mV/g 的 M352C65 加速度传感器分别布置于编号为 1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11 这 11 个待选测点开展实验。对 63 个激振点依次锤击,敲击时锤头垂直于壳体表面,控制锤击力度以保证敲击信号未发生连击且接近脉冲信号。为提高采集信号的相关性,减少噪声信号干扰,对同一激振点多次敲击并计算传递函数的平均值,以保证采集信号的可靠性。对选定的测试模态数据采用时域多自由度算法开展模态分析,模态振型云图如图 10 所示。



(a)第 1 阶模态



(b)第 2 阶模态

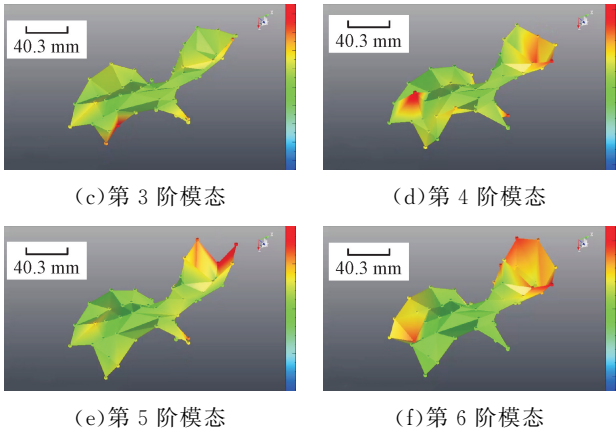


图 10 编号 1 节点的前 6 阶模态振型云图

Fig. 10 Cloud map of the first six modal shapes of node 1

对比发现,实验模态分析得到壳体前 6 阶模态振型与有限元模态分析所得的不同阶数的模态振型分别对应符合,说明了采用实体模型展开实验的有效性。

表 6 11 个待选节点计算与实验模态振型符合率

Table 6 Calculation of 11 test points-coincidence rate of mode shape

参数	数值										
	节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6	节点 7	节点 8	节点 9	节点 10	节点 11
$R_1/\%$	0.542 6	0.852 8	0.633 1	1.628 8	1.820 6	1.471 9	1.182 5	0.615 7	0.948 3	1.713 8	0.744 8
R_1^{-1}	184.300	117.260	157.950	61.395	54.927	67.939	84.567	162.417	105.450	58.350	134.260

4.3.2 轴承故障检测实验

将 4.1 节所述 3 种故障模式的轴承逐次装配在本特利实验台的阶梯轴上并置于涡轮泵壳体腔内用螺栓固定,将灵敏度为 100 mV/g 的 M352C65 加速度传感器分别布置于 11 个待选测点。由于所用试验台没有保护措施,需将驱动器设置在一个相对较低的转速下,因此在 Kollmorgen WorkBench 中设置 AKM 电机驱动器的转速为 600 r/min,启动电机展开检测,使用小波分析方法处理采集到的加速度数据,并计算其故障频率。将 11 个待选测点的故障检测频率与故障轴承的经验计算频率进行对比,

表 8 11 个待选节点动力故障检测准确率

Table 8 Dynamic fault detection accuracy of 11 points to be selected

参数	数值										
	节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6	节点 7	节点 8	节点 9	节点 10	节点 11
$R_2/\%$	1.800 0	2.421 5	3.665 7	4.013 7	2.510 4	3.840 3	2.381 7	2.102 0	3.110 6	3.911 4	2.891 3
R_2^{-1}	55.556	41.2971	27.280	24.915	39.834	26.040	41.987	47.574	32.148	25.566	34.587

4.4 多维度综合评价指标

首先,针对计算与实验模态振型符合率以及动力故障检测准确率得到的单维度指标数值,剔除排序较后的 6 个节点,余下待选测点编号为 1、2、8、9、

对有限元模态分析结果与实验模态分析结果进行计算处理,由于篇幅所限,仅给出传感器布置在编号 1 节点的前 6 阶模态频率对比及误差,结果见表 5。

表 5 编号 1 节点的前 6 阶模态频率对比及误差

Table 5 Comparison and errors of the first 6 modal frequencies of node 1

阶数	计算模态 频率/Hz	实验模态 频率/Hz	频率 误差/%
1	820.644	806.750	1.69
2	1 016.144	1 020.856	0.46
3	1 074.398	1 088.469	1.31
4	1 427.446	1 439.340	0.83
5	1 507.480	1 532.121	1.63
6	2 491.529	2 518.011	1.06

根据式(12)求解得到 11 个待选节点的单点计算与实验模态振型符合率,计算结果见表 6。

由于篇幅所限,仅给出传感器布置在节点 196(标记为编号 1)的故障频率计算值与经验计算值对比及误差,如表 7 所示。表 8 为 11 个待选节点动力故障检测准确率。

表 7 编号 1 节点的故障频率对比及误差

Table 7 Comparison of fault frequencies and their errors at node 1

故障 编号	故障频率 计算值/Hz	故障频率 经验计算值/Hz	频率 误差/%
F1	62.0	61.27	1.18
F2	18.8	18.40	2.13
F3	43.0	42.10	2.09

11。根据涡轮泵常见损伤及故障模式发生率^[23],设置静态结构维度加权项 C_{st} 为 0.3,动态故障维度加权项 C_{dy} 为 0.1,模态相关性数量控制维度加权项 C_{num} 为 0.6。由于数量控制维度加权项系数远远大

于其他两部分指标,因此为减少数据计算容量,需首先确定传感器数量。

基于式(14)的数量控制指标,对不同传感器节点数量组合对应的模态振型数据进行计算,得到不同传感器数量的模态相关性均值归一化结果,见图 11。由图可见,当传感器节点数为 3 时,不同测点位置间的模态振型相似度最低,表示此时振型的区分度越大,故障的诊断性能越好。

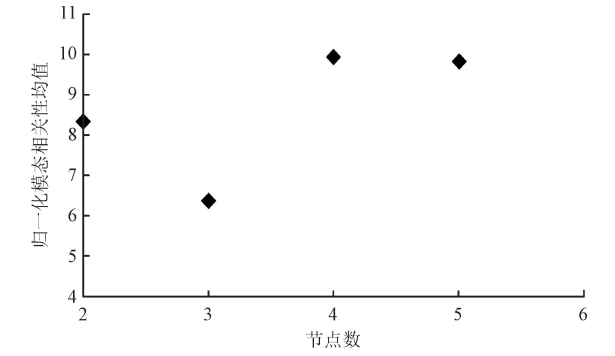


图 11 传感器节点数量评价指标

Fig. 11 Evaluation indicators for the number of sensor nodes

在上述传感器数量确定的情况下,根据上述待选测点计算与实验模态振型符合率、待选测点动力故障检测准确率和两个维度的评价结果可知,编号为 1 的节点具有最小的多维度综合指标,表明其具有最好的综合故障诊断性能。因此,将编号为 1 的节点与剩余 4 个节点进行 3 节点配置组合,此时传感器数量确定为 3 个;进行双维度优化, C_{st} 、 C_{dy} 的取值分别为 0.75 和 0.25,基于式(16)计算求得的双维度综合指标 $F(\theta)$ 数值如表 9 所示。

表 9 双维度综合指标

Table 9 Dual dimensional comprehensive indicators		
传感器节点组合布置方式	$F(\theta)$	$F^{-1}(\theta)$
节点 1+节点 2+节点 8	0.408 6	2.447 4
节点 1+节点 2+节点 9	0.475 3	2.103 9
节点 1+节点 2+节点 11	0.442 8	2.258 4
节点 1+节点 8+节点 9	0.436 1	2.293 1
节点 1+节点 8+节点 11	0.403 6	2.477 7
节点 1+节点 9+节点 11	0.470 2	2.126 8

根据表 9 可知,编号为 1+8+11 的节点所组成的传感器布置方式多维度综合指标数值的倒数为 2.477 7,其数值在以上 6 种配置方法中最高,表示其具有最好的综合故障诊断性能。综上,最终选择的配置方案为采用编号为 1、8、11 的节点即 196 号、393 号、454 号传感器测点位置组合。

4.5 方法验证

为证明采用编号为 1、8、11 的节点组合作为传感器配置方式的合理性,采取模态置信准则评价指标,绘制出上述 6 种方案下的 MAC 模态矩阵三维图以及测点实际布置方案可视化图,分别如图 12 和图 13 所示。从图 12 可以明显看出,采用编号为 1、8、11 的节点作为传感器测点布置方案时,MAC 矩阵的非对角元素数值更小,此种布置方案可以将被测模型的模态特性更好地保留下来,再次印证了本文提出的多维度综合评价指标的合理性。

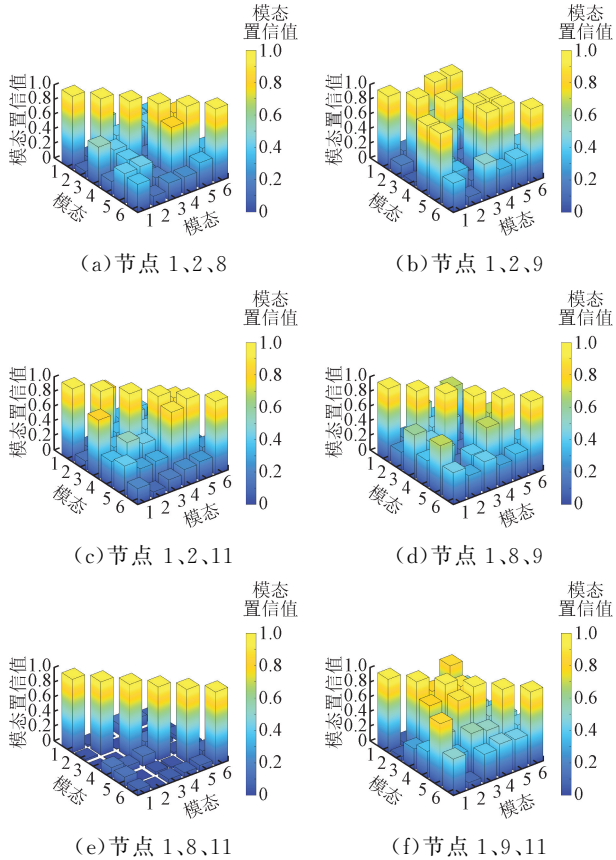
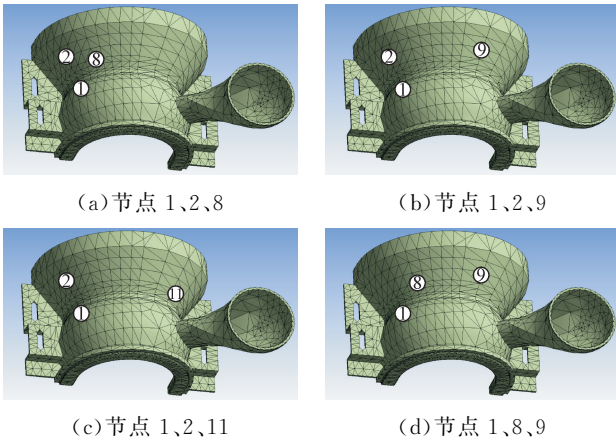


图 12 MAC 模态矩阵三维图

Fig. 12 3D plot of the MAC modal matrix



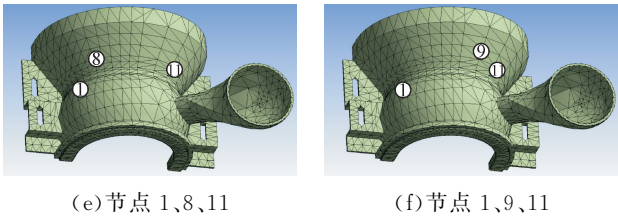


图 13 测点布置方案可视化对比

Fig. 13 Comparison of visualization for sensor placement schemes

4.6 方法对比

采用有效独立法作为对照组对涡轮泵壳体进行传感器位置优化,所得传感器的布置方式节点编号为 1、3 和 10,2 种方法综合指标对比见表 10。由表 10 可知,优化所得布置方式的指标数值均小于本文得到的编号为 1、8、11 的节点的 3 个数值指标,对比显示多维度综合法的振型符合率提高了 20.1%,对轴承故障检测的准确率提高了 27.5%,双维度综合指标倒数提升了 21.37%,也证明了传感器在编号为 1、8、11 这 3 个节点位置处布置的合理性。

表 10 2 种方法综合指标对比

Table 10 Comparison of comprehensive indicators of two methods

对比指标	有效独立法	多维度综合法
R_1^{-1}	133.53	160.33
R_2^{-1}	27.891	35.561
$F^{-1}(\theta)$	2.041 5	2.477 7

5 结 论

本文构建了一种针对液体火箭发动机涡轮泵壳体的传感器多维度优化布置方法,以故障模拟实验台验证了所提方法的有效性,所得主要结论如下。

(1)使用以模态置信数值为目标函数的离散人工蜂群算法,筛选出对涡轮泵壳体结构模态信息敏感的待选测点集I,保证了传感器监测数据的模态信息完备性。

(2)采用瞬态动力学分析方法模拟涡轮泵故障激励,从原始测点中选取具有较大变形幅值的节点数据,作为对涡轮泵动力故障敏感的待选测点集Ⅱ。

(3)综合考虑了结构模态、轴承故障响应以及传感器数目等信息,根据多维度综合优化理论对传感器的数目及位置展开优化,优化后模态振型符合率提高了 20.1%,对轴承故障检测的准确率提高了 27.5%,验证了综合优化结果具有良好的布置性能。

参考文献:

[1] 谢光军. 液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测技术及系统研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.

[2] 夏鲁瑞. 液体火箭发动机涡轮泵健康监控关键技术及系统研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.

[3] 杨硕. 基于支持向量机的涡轮泵故障检测算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2015.

[4] 伊廷华, 张旭东, 李宏男. 基于协同爬猴群算法的传感器优化布置方法研究 [J]. 计算力学学报, 2014, 31 (6): 681-686.

YI Tinghua, ZHANG Xudong, LI Hongnan. Collaborative-climb monkey algorithm for optimal sensor placement [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2014, 31(6): 681-686.

[5] KAMMER D C. Sensor placement for on-orbit modal identification and correlation of large space structures [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1991, 14(2): 251-259.

[6] CARNE T G, DOHRMANN C R. A modal test design strategy for model correlation [J]. Proceedings of SPIE-the International Society for Optical Engineering, 1994, 2460: 927.

[7] DOWNEY A, HU Chao, LAFLAMME S. Optimal sensor placement within a hybrid dense sensor network using an adaptive genetic algorithm with learning gene pool [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17 (3): 450-460.

[8] DOWNEY A, HU Chao, LAFLAMME S. Optimal sensor placement within a hybrid dense sensor network using an adaptive genetic algorithm with learning gene-pool [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(3): 450-460.

[9] SEYEDPOOR S M. A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization [J]. International Journal of Non-Linear Mechanics, 2012, 47(1): 1-8.

[10] 赵建华, 张陵, 孙清. 利用粒子群算法的传感器优化布置及结构损伤识别研究 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(1): 79-85.

ZHAO Jianhua, ZHANG Ling, SUN Qing. Optimal placement of sensors for structural damage identification using improved particle swarm optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(1): 79-85.

[11] YI Tinghua, LI Hongnan, ZHANG Xudong. Health monitoring sensor placement optimization for Canton Tower using immune monkey algorithm [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2015, 22 (1):

- 123-138.
- [12] YI Tinghua, LI Hongnan, WANG Chuanwei. Multiaxial sensor placement optimization in structural health monitoring using distributed wolf algorithm [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2016, 23 (4): 719-734.
- [13] LI Shiqi, ZHANG Heng, LIU Shiping, et al. Optimal sensor placement using FRFs-based clustering method [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 385: 69-80.
- [14] YOGANATHAN D, KONDEPUDI S, KALLURI B, et al. Optimal sensor placement strategy for office buildings using clustering algorithms [J]. *Energy and Buildings*, 2018, 158: 1206-1225.
- [15] 张恒, 李世其, 刘世平, 等. 一种聚类优化的传感器布置方法研究 [J]. *振动与冲击*, 2017, 36 (14): 61-65.
- ZHANG Heng, LI Shiqi, LIU Shiping, et al. Optimal sensor placement by using clustering method [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36 (14): 61-65.
- [16] SUN Hao, BÜYÜKÖZTÜRK O. Optimal sensor placement in structural health monitoring using discrete optimization [J]. *Smart Materials and Structures*, 2015, 24 (12): 125034.
- [17] YI Tinghua, LI Hongnan, ZHANG Xudong. Sensor placement on Canton Tower for health monitoring using asynchronous-climb monkey algorithm [J]. *Smart Materials and Structures*, 2012, 21 (12): 125023.
- [18] 刘艳, 刘贵杰, 刘波. 传感器优化布置研究现状与展望 [J]. *传感器与微系统*, 2010, 29 (11): 4-6.
- LIU Yan, LIU Guijie, LIU Bo. Research status and prospect on optimal placement of sensor [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2010, 29 (11): 4-6.
- [19] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization: technical report TR06 [R/OL]. (2005-01-01) [2023-12-01]. http://mf.erciyes.edu.tr/abc/pub/tro6_2005.pdf.
- [20] CHEN Benlan. Analysis of shock calculation based on Newmark integral method [C]//*Journal of Physics: Conference Series*. Bristol, United Kingdom: IOP Publishing, 2021: 012056.
- [21] 杨金亮. 基于智能算法的传感器布设多目标优化方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [22] 杨宝锋, 金路, 王晓锋, 等. 两条流体力传递途径下涡轮泵壳体振动特性 [J]. *火箭推进*, 2023, 49 (1): 72-79.
- YANG Baofeng, JIN Lu, WANG Xiaofeng, et al. Vibration characteristics of the turbopump casing under two different fluid force transmission paths [J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2023, 49 (1): 72-79.
- [23] 刘士杰, 梁国柱. 航天飞机主发动机高压燃料涡轮泵的故障模式 [J]. *航空动力学报*, 2015, 30 (3): 611-626.
- LIU Shijie, LIANG Guozhu. Failure modes of space shuttle main engine high-pressure fuel turbopump [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30 (3): 611-626.

(编辑 亢列梅)

(上接第 47 页)

- [21] SHIELDS B J, STEVENS J, LI Jun, et al. Bayesian reaction optimization as a tool for chemical synthesis [J]. *Nature*, 2021, 590 (7844): 89-96.
- [22] ABRAHAM R, MANI A. Heat transfer characteristics in horizontal tube bundles for falling film evaporation in multi-effect desalination system [J]. *Desalination*, 2015, 375: 129-137.
- [23] NIU Runping, KUANG Daqing, WANG Shizheng, et al. Simulation and experimental studies on the liquid desiccant dehumidification of horizontal tubes having a staggered arrangement [J]. *Journal of Building Engineering*, 2020, 27: 100931.
- [24] LIN Haoyu, MUNEESHWARAN M, YANG Chengmin, et al. On falling film evaporator: a review of mechanisms and critical assessment of correlation on a horizontal tube bundle with updated development [J]. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 2024, 150: 107165.
- [25] 何茂刚, 王小飞, 张颖. 制冷用水平管降膜蒸发器的研究进展及新技术 [J]. *化工学报*, 2008, 59 (S2): 23-28.
- HE Maogang, WANG Xiaofei, ZHANG Ying. Review of prior research and new technology for horizontal-tube falling-film evaporator used in refrigeration [J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*, 2008, 59 (S2): 23-28.

(编辑 亢列梅)