



面向热力性能调控的航天器功能梯度结构智能设计研究

刘海洲, 赵阳, 黄意新*

哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001

*联系人, E-mail: huangyixin@hit.edu.cn

收稿日期: 2024-07-05; 接受日期: 2024-10-09; 网络出版日期: 2024-12-05

民用航天技术预先研究计划(编号: D020304)和国家自然科学基金(编号: 52205257)资助项目

摘要 以高精高稳航天器中含复杂热源的精密载荷安装结构为背景, 提出了一种基于物理信息神经网络的功能梯度结构智能设计方法, 不依赖热控装置, 通过优化材料梯度规律对载荷安装区域局部温度和结构基频进行协同调控. 考虑多种热源和载荷分布情况, 建立热传导与振动问题控制方程, 将之与局部温度优化目标、结构基频要求、材料组分约束一起构建物理信息神经网络损失函数, 以材料梯度规律为设计变量, 采用物理信息神经网络进行逆问题求解. 结果表明, 合理设计材料梯度规律可在不依赖外部热控装置的情况下精确控制结构内指定位置局部温度并保证结构基频. 本文所提出的方法有望降低航天器结构对热控与减隔振装置需求, 提升结构热力稳定性.

关键词 物理信息神经网络, 航天器结构, 功能梯度材料, 热传导, 材料优化设计

PACS: 44.10.+I, 46.40.-f, 46.70.De, 02.30.Zz

1 引言

近年来, 以高分辨率光学遥感卫星、大型空间可展开天线、大型平板SAR为代表的高精高稳航天器发展迅速, 对结构热力性能提出了更高的要求^[1]. 光学元器件等温度敏感载荷的温度控制精度往往影响着遥感任务的成败^[2,3]. 目前常用热控系统包括表贴导热材料、多层隔热组件、分区加热器等^[4], 会增加系统重量与复杂度. 随着航天器精度提升, 结构动力学特性与温度场调控要求日益提升, 如何在不增加系统复杂

度和重量的情况下实现对结构热力性能的精确调控是当前航天器结构领域亟须探索的关键技术.

功能梯度材料(Functionally Graded Material, FGM)是一种由多相组分构成的复合材料, 其材料属性沿空间一个或多个方向连续光滑变化^[5]. 材料的非均匀性为结构热力性能调控提供了新的设计空间^[6]. 在不改变结构几何的情况下, 通过改变结构内材料梯度分布规律可以优化结构动力学特性与响应^[7], 改变结构内热流密度大小与方向进而调节结构温度场^[8]. 该方法不依赖于外部热控装置, 是一种极具应用前景

引用格式: 刘海洲, 赵阳, 黄意新. 面向热力性能调控的航天器功能梯度结构智能设计研究. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2025, 55: 224511
Liu H Z, Zhao Y, Huang Y X. Intelligent design of spacecraft functionally gradient structures for thermal-mechanical performance regulation (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2025, 55: 224511, doi: [10.1360/SSPMA-2024-0261](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2024-0261)

的航天器结构优化设计途径. 国内外学者在相关领域开展了一系列研究. Na和Kim^[9]通过优化功能梯度板横向梯度规律缓和应力、改善结构力学性能. Lieu和Lee^[10]使用非均匀有理B样条有限元和自适应进化萤火虫算法对FGM板进行材料梯度规律优化, 提升了结构在热力载荷下的结构刚度. Correia等人^[11]通过改变FGM组分体积分布规律对功能梯度板的屈曲载荷、固有频率、质量和材料进行了多目标优化. Pham等人^[12]通过FGM优化提升了L形夹层板的固有频率, 降低了结构重量. Luo等人^[13]通过将功能梯度材料引入到加筋圆柱壳中, 并通过优化材料梯度规律提高其在热环境下的承载能力. 骆烜赫等人^[14]提出了一种功能多级加筋圆柱壳, 能有效降低结构质量并提升承载能力.

上述研究证明FGM在结构优化设计领域的巨大潜力. 将其应用于航天器结构设计, 有望改变传统的航天器结构热力调控方式. 高精高稳航天器结构中含有大量对温度敏感的精密载荷, 同时也分布着大量发热器件. 需要精确控制精密载荷附近局部温度水平及其稳定性, 并保证结构基频^[15,16]. 若采用FGM制造载荷安装板, 利用材料的非均匀性调节结构内热流密度和方向, 可以调控结构温度场改变特定位置局部温度, 同时优化结构基频; 能降低对外部热控装置需求, 且 not 增加重量与复杂度. 该方法的关键是逆问题求解, 即已知结构内热源分布、精密载荷位置与温度要求、结构基频要求, 设计合理的材料梯度规律.

但基于传统方法进行FGM结构内材料梯度规律优化设计时, 需要循环迭代求解变系数偏微分方程; 而由于材料的非均匀性和梯度规律的多样性, FGM结构热力方程求解计算量大, 成本高. 物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINN)是一种结合了深度学习和物理知识的机器学习模型, 通过将物理问题的控制方程、边界/初始条件引入到损失函数中, 将偏微分方程求解问题转化为损失函数的优化问题^[17]. 其正问题和逆问题的求解流程几乎一致, 求解逆问题时只需将优化目标函数添加至损失函数中作为其中一项即可. 因此, PINN在逆问题求解上具有天然的优势^[18].

近年来, 由于在处理逆问题中数据需求少、鲁棒性好等特性, PINN被用于结构热力优化领域. 在热传导领域, 被用于基于少量测量数据的结构温度场反

演^[19]、热传导参数辨识^[20,21]和含参数化热源温度场快速计算^[22]. 在结构动力学领域, PINN被用于外载荷参数辨识^[23]、结构拓扑优化^[24]和桁架结构优化设计^[25]. 但目前将PINN用于FGM等非均匀材料结构优化设计的研究尚少, 特别是在FGM结构热力协同优化方面鲜有报道.

综上所述, 本文拟探索一种基于FGM优化的结构设计方法, 面向含复杂热源的精密载荷安装板局部温度与结构基频协同优化, 在考虑结构重量与加工工艺约束的前提下, 研究基于PINN的FGM结构智能设计方法, 通过设计结构内材料梯度规律改变结构温度场, 精确调控指定位置局部温度, 同时保证结构基频设计要求, 探索一种航天器结构热力响应调控的新途径, 降低高精高稳航天器结构对外部热控装置的需求.

2 基于PINN的FGM结构智能设计方法

2.1 问题描述

考虑如图1所示的卫星精密载荷安装板, 其上部署有对温度敏感的精密载荷, 并分布着其他发热电子元器件. 精密载荷安装处的局部温度需要控制在一定范围以保证正常工作. 同时需要增大结构固有频率以避免共振. 因此, 优化目标为: (1) 精密载荷局部温度 $T(x_k, y_k)$ 接近设定的目标温度 T_g ; (2) 板结构一阶固有频率 ω 接近最大. 假设结构采用陶瓷-金属功能梯度材料制造, 材料组分沿板内方向变化, 考虑到重量与加工工艺约束, 优化问题的约束条件可表示为: (1) 材料中陶瓷总体积分数 V_s 小于制造工艺和重量要求约束的某值 V_g ; (2) 板内材料体积分数变化的平滑度 S_f 小于制造工艺约束的某值 S_g .

该多目标优化问题可表示为

$$\begin{aligned} &\text{Find: } V_s(x, y), \\ &\text{Minimize: } [T(x_k, y_k) - T_g, -\omega]^T, \\ &\text{Subject to: } V_s < V_g, S_f < S_g. \end{aligned} \quad (1)$$

针对上述优化问题, 本文拟将材料组分分布规律作为PINN的输出, 通过PINN求解逆问题进行材料梯度规律优化, 从而实现精密载荷局部温度调控与结构固有频率的优化.

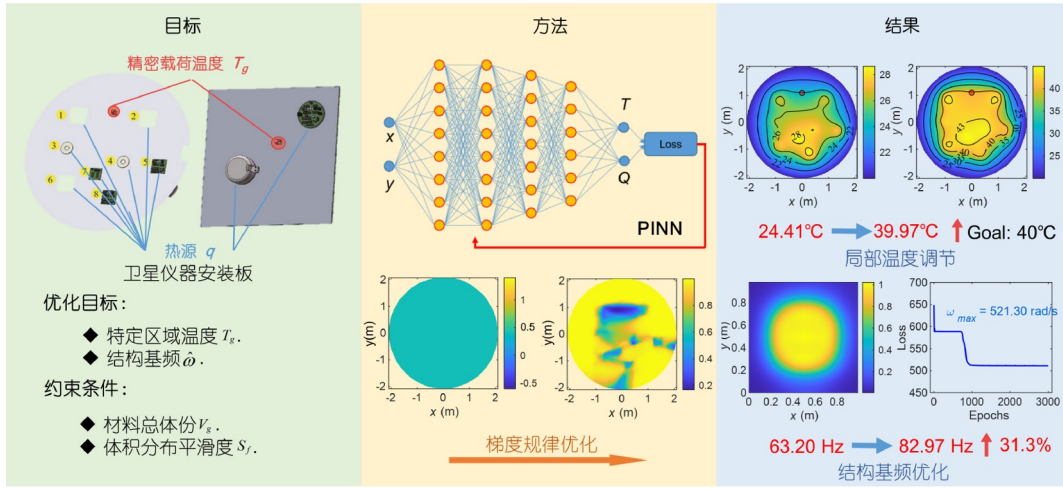


图 1 (网络版彩图)面向航天器结构热力响应调控的FGM结构PINN设计方法示意图

Figure 1 (Color online) Sketch of physics-informed neural networks for local thermal-mechanical response regulation of spacecraft structures.

2.2 热传导与振动问题控制方程

为求解结构温度场与固有频率, 建立FGM结构热传导和振动问题控制方程, 分别采用PINN和Chebyshev谱方法求解温度场和固有频率, 以便建立用于神经网络训练的优化目标损失函数.

(1) 热传导控制方程

功能梯度材料的材料属性 $Q(x, y)$, 如热导率、弯曲刚度、弹性模量、密度、泊松比为随位置变化函数 $\lambda(x, y)$, $D(x, y)$, $E(x, y)$, $\rho(x, y)$, $\nu(x, y)$. 根据混合定律, 材料属性 $Q(x, y)$ 与陶瓷体积组分相关:

$$Q(x, y) = V(x, y)Q_c + (1 - V(x, y))Q_m \quad (2)$$

其中, $V(x, y)$ 为陶瓷体积组分, Q_c 为陶瓷材料属性, Q_m 为金属材料属性.

功能梯度材料的二维稳态热传导控制方程为^[26]

$$\frac{\partial \lambda}{\partial x} \frac{\partial T}{\partial x} + \frac{\partial \lambda}{\partial y} \frac{\partial T}{\partial y} + \lambda \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} \right) + q(x, y) = 0, \quad (3)$$

其中, T 为温度, $q(x, y)$ 为分布式热源.

边界条件为

$$T(x, y) = \phi(x, y), \quad (4)$$

其中, $\phi(x, y)$ 为给定的边界条件.

(2) 振动控制方程

由于功能梯度材料控制微分方程是变系数的, 因此即使是在线弹性理论范围内的动力学分析仍具有很

大的挑战性^[5]. Chebyshev谱方法能通过少量控制点快速计算出结构基频, 相较于传统有限元方法计算成本低、收敛性好, 可以降低神经网络大规模迭代中的运算成本. 文中采用的Chebyshev谱近似方法在作者先前的研究^[27,28]中已经给出, 简要回顾如下.

二维Chebyshev多项式表示为

$$f(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} a_{ij} T_i(x) T_j(y), \quad (5)$$

其中, a_{ij} 为Chebyshev多项式系数, 在控制点处的函数值 $f_{ij} = f(x_i, y_j)$ 可以组成向量 $\mathbf{f}$:

$$\mathbf{f} = \{f_{00} \cdots f_{0n} f_{10} \cdots f_{1n} \cdots f_{m0} \cdots f_{mn}\}. \quad (6)$$

在控制点处函数 $f(x, y)$ 关于 x 的 p 阶导数、内积、加权内积可以表示为

$$\mathbf{f}_x^{(p)} = \mathbf{Q}_x^{(p)} \mathbf{f}, \quad (7)$$

$$\int_0^w \int_0^l f(x, y) g(x, y) dx dy = \mathbf{f}^T \mathbf{V}_g, \quad (8)$$

$$\int_0^w \int_0^l f(x, y) h(x, y) g(x, y) dx dy = \mathbf{f}^T \mathbf{V}_h \mathbf{g}, \quad (9)$$

其中, $\mathbf{Q}_x^{(p)}$ 为关于 x 的 p 阶求导矩阵, $\mathbf{V}$ 为Cheyshev内积矩阵, $\mathbf{V}_h$ 为关于函数 $h(x, y)$ 的Cheyshev加权内积矩阵, 上述矩阵均为稀疏常数阵.

根据Kirchhoff板假设, 采用Chebyshev谱近似方法, 板的弹性势能可表示为

$$U = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T (\mathbf{Q}_x^{(2)})^T \mathbf{V}_{u1} \mathbf{Q}_x^{(2)} \mathbf{w} + \frac{1}{2} \mathbf{w}^T (\mathbf{Q}_y^{(2)})^T \mathbf{V}_{u1} \mathbf{Q}_y^{(2)} \mathbf{w} + \mathbf{w}^T (\mathbf{Q}_x^{(2)})^T \mathbf{V}_{u2} \mathbf{Q}_y^{(2)} \mathbf{w} + \mathbf{w}^T (\mathbf{Q}_{xy}^{(1)(1)})^T \mathbf{V}_{u3} \mathbf{Q}_{xy}^{(1)(1)} \mathbf{w}, \quad (10)$$

动能可表示为

$$T = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{w}}^T \mathbf{V}_{u4} \dot{\mathbf{w}}, \quad (11)$$

其中, $\mathbf{w}$ 为控制点处的挠度向量, $\mathbf{w} = \{w_1 \cdots w_i \cdots w_{mn}\}$,

$\mathbf{V}_{u1}$, $\mathbf{V}_{u2}$, $\mathbf{V}_{u3}$, $\mathbf{V}_{u4}$ 为函数 $u_1(x, y)$, $u_2(x, y)$, $u_3(x, y)$, $u_4(x, y)$ 的加权内积矩阵, 分别为

$$\begin{cases} u_1(x, y) = D(x, y), \\ u_2(x, y) = v(x, y)D(x, y), \\ u_3(x, y) = [1 - v(x, y)]D(x, y), \\ u_4(x, y) = \rho(x, y)h(x, y). \end{cases} \quad (12)$$

将式(10)和(11)代入到拉格朗日方程

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{w}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial w_i} = 0, \quad L = T - U, \quad (13)$$

功能梯度薄板的自由振动控制方程可以表示为

$$\mathbf{M} \ddot{\mathbf{w}} + \mathbf{K} \mathbf{w} = 0, \quad (14)$$

其中,

$$\mathbf{K} = (\mathbf{Q}_x^{(2)})^T \mathbf{V}_{u1} \mathbf{Q}_x^{(2)} + (\mathbf{Q}_y^{(2)})^T \mathbf{V}_{u1} \mathbf{Q}_y^{(2)} + 2(\mathbf{Q}_x^{(2)})^T \mathbf{V}_{u2} \mathbf{Q}_y^{(2)} + 2(\mathbf{Q}_{xy}^{(1)(1)})^T \mathbf{V}_{u3} \mathbf{Q}_{xy}^{(1)(1)}, \quad (15)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{V}_{u4}. \quad (16)$$

通过求解采用矩阵投影方法^[29]施加边界条件后的特征方程 $[\mathbf{K} - \omega^2 \mathbf{M}] = 0$ 可以得到功能梯度薄板固有频率 ω , 通过以上方法计算的基频将用于后续的结构基频优化.

2.3 物理信息神经网络设计

本文通过采用PINN对FGM的体积组分空间分布规律进行优化, 以实现温度与基频的协同调控, 采用的神经网络结构如图2所示. 神经网络的输入为空间坐标变量 x, y , 输出为对应点温度和材料组分, 即神经网络表征了一个材料组分分布规律函数 $V(x, y)$ 及该分布规律下结构的稳态温度场解 $T(x, y)$. 为满足优化目标和约束条件, 构建神经网络残差 $Loss$ 以表征神经网络所代表的材料分布规律能否满足温度、基频优化目标. 通过Adam和L-BFGS等优化器训练神经网络, 最终得到既符合热传导物理规律和约束条件又能实现温度-基频协同优化目标的材料组分分布规律 $V(x, y)$.

如图2所示, 神经网络损失函数由三部分组成: (1) 温度场残差, 表征温度场是否满足方程(3)定义的物理规律、方程(4)定义的边界条件、精密载荷处温度优化目标; (2) 基频残差, 表征结构固有频率是否达到设计要求; (3) 约束条件残差, 表征结构重量是否满足要求及材料组分是否符合加工工艺要求. 其表达式如下:

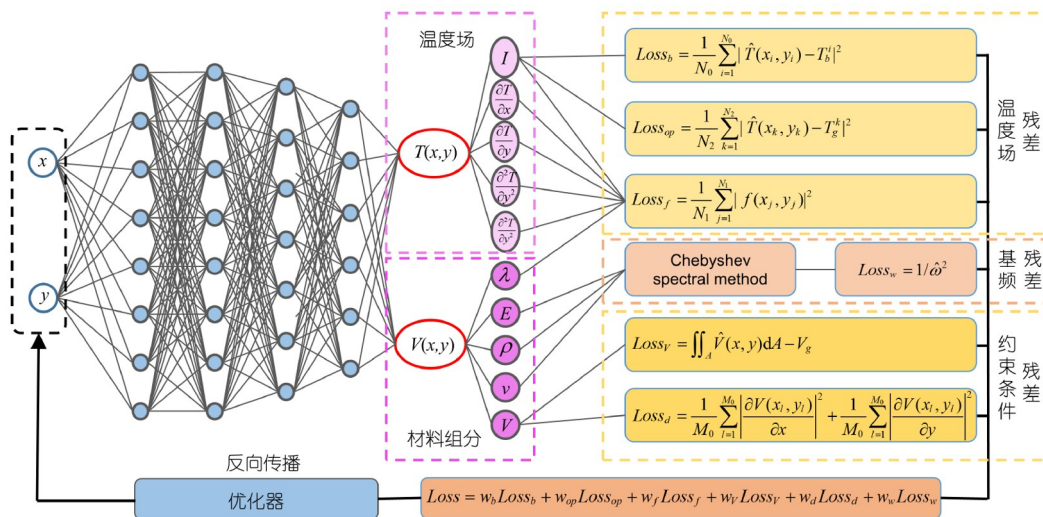


图 2 (网络版彩图) 基于物理信息神经网络的优化设计求解框图

Figure 2 (Color online) Framework of using PINN for optimal design.

$$\text{Loss} = w_b \text{Loss}_b + w_{op} \text{Loss}_{op} + w_f \text{Loss}_f + w_V \text{Loss}_V + w_d \text{Loss}_d + w_w \text{Loss}_w, \quad (17)$$

其中, Loss_b 为边界条件上的监督学习损失, Loss_{op} 为温度优化目标的残差损失, Loss_f 为热传导控制方程PDE残差, Loss_V 为材料组分约束的监督学习损失, Loss_d 为表征材料组分平滑性的残差损失, Loss_w 为结构基频残差. $w_b, w_{op}, w_f, w_V, w_d, w_w$ 分别为损失函数中各项的权重.

根据功能梯度材料的热传导方程定义以下函数:

$$f(x, y) : \frac{\partial \lambda}{\partial x} \frac{\partial T}{\partial x} + \frac{\partial \lambda}{\partial y} \frac{\partial T}{\partial y} + \lambda \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} \right) + q(x, y). \quad (18)$$

为使神经网络输出符合式(3)所示的物理规律与式(4)的约束条件, 边界条件残差和PDE残差分别为

$$\text{Loss}_b = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} |\hat{T}(x_i, y_i) - T_b^i|^2, \quad (19)$$

$$\text{Loss}_f = \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} |f(x_j, y_j)|^2. \quad (20)$$

为实现精密载荷处局部温度精确调控, 目标区域温度残差设计为

$$\text{Loss}_{op} = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N_2} |\hat{T}(x_k, y_k) - T_g^k|^2, \quad (21)$$

式中, $\hat{T}(x, y)$ 为神经网络预测值, N_0, N_1, N_2 分别为边界点、域内点、目标点数据集的个数, T_b^i 为边界上各点温度值, T_g 为优化目标值.

功能梯度薄板基频残差为

$$\text{Loss}_w = 1 / \omega^2, \quad (22)$$

式中, ω 为功能梯度薄板基频的PINN预测值.

由于结构尺寸固定, 材料组分占比决定了结构重量. 为约束结构重量, 建立陶瓷组分体积分数约束条件残差:

$$\text{Loss}_V = \int_A V(x, y) dA - V_g, \quad (23)$$

式中, V_g 为陶瓷体积组分约束目标值. 此外, 考虑到功能梯度材料加工工艺要求, 定义材料组分分布平滑度:

$$S_f = \frac{1}{M_0} \sum_{l=1}^{M_0} \left| \frac{\partial V(x_l, y_l)}{\partial x} \right|^2 + \frac{1}{M_0} \sum_{l=1}^{M_0} \left| \frac{\partial V(x_l, y_l)}{\partial y} \right|^2, \quad (24)$$

式中, M_0 为Chebyshev控制点数量. 为了降低功能梯度薄板的制造难度, 建立体积分布平滑度残差:

$$\text{Loss}_d = S_f. \quad (25)$$

通过最小化损失函数中各项残差, 神经网络可以逼近优化问题最优解, 即最佳的材料组分分布规律及该规律下的结构温度场. 从而FGM结构优化问题转化为使损失函数最小的神经网络训练问题.

2.4 FGM结构智能设计算法

采用全连接神经网络, 包含 La 个隐含层, 每层 N_u 个节点, 激活函数采用tanh函数. 神经网络待训练参数采用 θ 表示.

为避免出现与物理规律不符的优化结果, 损失函数中各项权值经特殊设定, 使得PDE残差和约束条件残差大于优化目标残差. 为确定损失函数中各项的权值, 首先对神经网络进行预训练, 确定损失函数中各项的量级, 确保训练过程中优先优化PDE残差和约束条件残差, 然后再优化温度-基频等优化目标残差. 具体算法流程见算法1.

本文训练流程中, 采用Xavier初始化方法对参数进行初始化, 使用Adam优化器, 初始学习率 $l_{r0} = 0.001$, 一阶矩估计指数衰减率 $\beta_1 = 0.9$, 二阶矩估计指数衰减率 $\beta_2 = 0.999$, Adam优化器迭代固定次数后采用L-BFGS优化算法寻找局部最优解.

算法1: 热力响应调控PINN训练过程

Input: 预训练迭代数 $iter_{pre}$, 训练最大迭代数 $iter$, 神经网络结构 $Layer$, 优化目标 T_g, V_g .

1: 抽取温度场采样点 (x_i, y_i) , Chebyshev控制点 (x_j, y_j) .

2: 生成边界条件数据集.

3: 初始化神经网络权重和偏置向量 $[W^i, b^i]$.

4: 神经网络预训练 $iter_{pre}$ 次.

5: 确定损失函数权值 $w_b, w_{op}, w_f, w_V, w_d, w_w$.

6: 神经网络主训练 $iter$ 次.

7: 神经网络前向传播 $(\hat{T}, \hat{V}) = \mathcal{J}(x, y, \theta)$.

8: 最小化损失函数 $\text{Loss} = w_b \text{Loss}_b + w_{op} \text{Loss}_{op} + w_f \text{Loss}_f + w_V \text{Loss}_V + w_d \text{Loss}_d + w_w \text{Loss}_w$.

9: 神经网络反向传播, 更新 θ .

10: 循环进行7-9, 直至训练最大迭代数.

11: end.

3 航天器结构热力性能调控研究

本节给出了4个仿真算例, 首先验证PINN求解结构温度场的精确性, 然后分别研究PINN进行结构温度场调控和基频调控的可行性, 最后研究基于PINN的复杂热源下航天器结构局部温度-结构基频协同调控.

3.1 PINN热传导分析精度验证

圆形卫星仪器板外径2098 mm, 厚20 mm, 仪器板由匀质Al/Al₂O₃金属陶瓷材料制成, Al₂O₃体积组分 V_c 为50%, 在室温下, Al热导率 λ_c 为235.8 W/(m K), Al₂O₃热导率 λ_c 为29 W/(m K). 卫星仪器板上安装的8个主要载荷分布位置如图3所示, 主要载荷位置与功率如表1所示, 载荷位置与功率为原有设计的固定条件. 以(0.0, 1.0)为中心、半径为0.1 m的红色圆形区域为精密载荷安装位置. 仪器板安装在卫星本体内部, 仪器板边缘在热控系统控制下温度保持在20℃.

采用含3个隐藏层的全连接神经网络, 每个隐藏层内包含50个节点, 仪器板采用Latin hypercube采样抽取 $N_1 = 10000$ 个采样点, 在圆形边界上随机抽取 $N_0 = 500$ 个采样点, 损失函数权值为 $[10^4, 0, 1, 0, 0, 0]$, 采用Adam优化算法训练20000代, 然后采用L-BFGS优化算法训练5000代, 训练结果如图4所示. 所预测的稳态温度场与有限元解相对 L_2 误差为 3.69×10^{-3} . 二者吻合得很好, 说明采用PINN可以对复杂热源下航天器结构温度场进行高精度预测.

为验证提出的PINN热传导分析的广泛适应性与鲁棒性, 对三种复杂热源进行热传导分析, 图5中给出

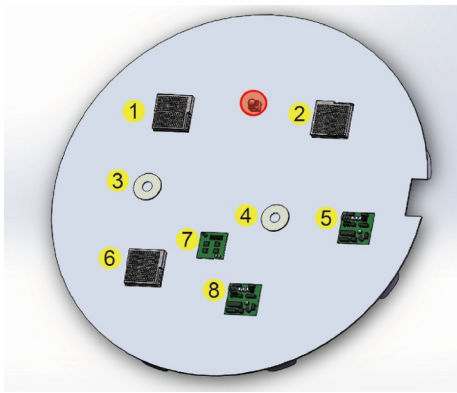


图 3 (网络版彩图)卫星仪器板及主要载荷分布图
Figure 3 (Color online) Satellite instrument board and main equipment distribution.

了热传导分析结果, 复杂热源如图5(a), (d), (g)所示, PINN预测的稳态温度场与有限元解相对 L_2 误差分别为 2.79×10^{-3} , 2.13×10^{-3} , 4.27×10^{-3} , 提出的方法在复杂热源热传导分析上具有较好的适应性和鲁棒性.

3.2 结构局部温度调控研究

针对3.1节中的卫星仪器板, 通过优化陶瓷组分分布规律可以调节稳态温度场, 从而实现精密载荷处局部温度调控, 降低热控系统负担. 精密载荷目标温度设置为40℃, 将不同位置上的陶瓷组分体积分数作为设计变量, 采用包含4个隐藏层, 每层100个节点的PINN网络对卫星仪器板温度场进行优化.

在仪器板边缘随机抽取 $N_0 = 500$ 个采样点, 在仪器板内部抽取 $N_1 = 10000$ 个采样点, 在目标区域内部抽取 $N_2 = 200$ 个采样点, 损失函数权值为 $[10^4, 10^3, 1, 0]$,

表 1 卫星仪器板主要载荷位置及功率

Table 1 Location and power of main equipment of satellite instrument board

主要载荷	中心位置	形状	功率 (W)	热源密度 (W/m ³)
1	(-0.9,0.9)	方形, $L=0.4$ m	30	9375
2	(0.9,0.9)	方形, $L=0.4$ m	30	9375
3	(-1.05,0.05)	圆形, $D=0.3$ m	10	7073.5
4	(0.45,-0.25)	圆形, $D=0.3$ m	10	7073.5
5	(1.375,-0.325)	方形, $L=0.35$ m	35	14285.7
6	(-0.9,-0.9)	方形, $L=0.4$ m	30	9375
7	(-0.2,-0.6)	方形, $L=0.3$ m	15	8333
8	(0.25,-1.2)	方形, $L=0.35$ m	35	14285.7

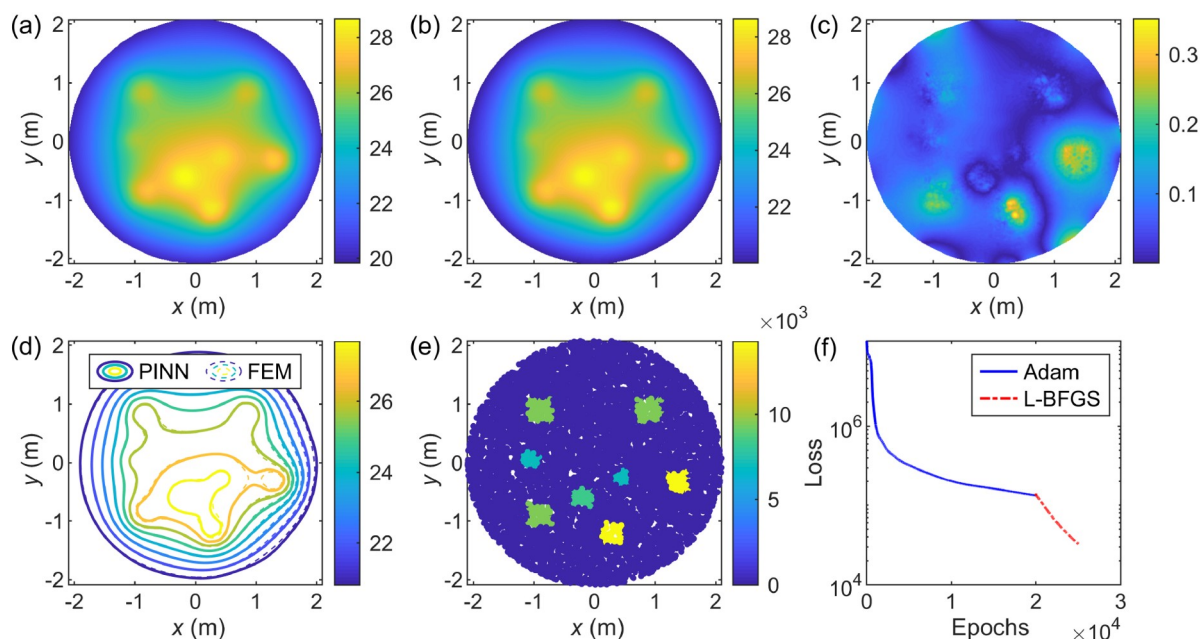


图 4 (网络版彩图)复杂热源下卫星仪器板温度场求解结果. (a) PINN模型预测值; (b) 有限元解; (c) PINN预测绝对误差; (d) PINN与FEM对比; (e) Latin hypercube采样点上的热源; (f) 损失函数值

Figure 4 (Color online) Result of satellite instrument board temperature under the complex heat source. (a) Predicted solution by PINN; (b) FEM solution; (c) absolute error of PINN; (d) comparison between PINN and FEM; (e) heat source value at Latin hypercube sampling point; (f) loss function value.

0, 0], 采用Adam优化算法训练20000代, 然后采用L-BFGS优化算法训练5000代.

优化前匀质卫星仪器板上的温度分布如图6(a)所示, 目标区域中心温度为 24.41°C . 经本文提出的PINN温度调控方法优化后的功能梯度板上的温度分布如图6(b)所示, 优化后的目标区域中心温度为 39.97°C , 与设置的目标温度 40°C 误差仅为 0.03°C . 神经网络在优化材料梯度规律的同时可以对结构温度场进行预测, 与FEM结果的误差如图6(c)所示, 全局相对 L_2 误差为 1.28×10^{-3} .

PINN预测值与FEM计算值如图6(e)所示, 两者结果较为吻合. 训练过程中的损失函数如图6(f)所示, 在经过Adam优化器优化后再采用L-BFGS优化算法可以使损失函数快速下降, 大大提高了训练速度. 综上所述, 本文提出的方法可以在准确预测航天器结构温度场的同时, 通过优化航天器结构内部FGM梯度规律对局部温度进行精确调控.

3.3 结构动力学特性调控研究

结构基频、总重量、制造难度对于航天器结构设

计尤为重要, 本节将在考虑重量、加工工艺基础上, 通过优化功能梯度薄板的陶瓷体积组分实现结构基频调控. 考虑厚度为10 mm, 边长为1 m的正方形卫星仪器板, 主要材料为 Si_3N_4 与SUS304, 其室温(20°C)下主要材料属性如表2所示. 仪器板四边简支, 受重量约束陶瓷体积组分 V_c 上限为40%.

采用含3个隐藏层的全连接神经网络, 每个隐藏层内包含50个节点, 仪器板内部Chebyshev控制点数为 $M_0 = 16 \times 16$, 损失函数权值为 $[0, 0, 0, 1, 10^4, 12]$, 采用Adam优化算法训练30000代, 优化目标分别为基频最大与最小, 训练结果如图7所示.

图7(a)–(c)展示了以基频最小为优化目标的优化结果, 图7(d)–(f)为基频最大为优化目标的优化结果. 从图7(a)可以看出陶瓷组分体积分数整体呈现出由内向外逐渐升高的趋势, 在四边简支薄板中 Si_3N_4 与SUS304的弹性模量差距要明显小于密度差距, 在该分布规律下质量向中心位置集中, 从而导致了基频的降低, 与此相反, 图7(d)中陶瓷组分由内向外逐渐降低.

陶瓷组分 $V_c = 40\%$ 的均匀仪器板的基频为

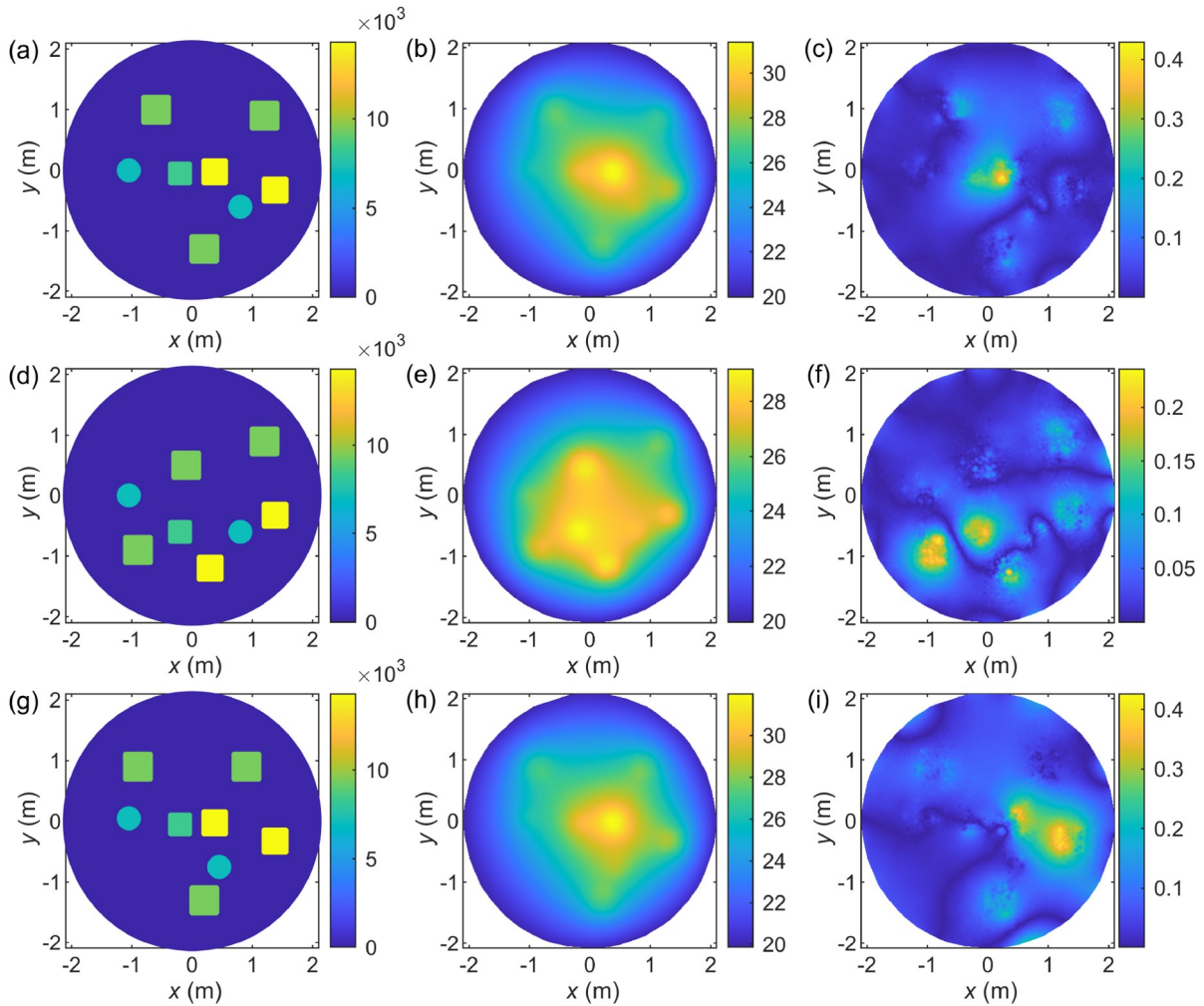


图 5 (网络版彩图)三种复杂热源下卫星仪器板温度场求解结果. (a) 热源1; (b) 热源1的PINN模型预测值; (c) 热源1的PINN预测绝对误差; (d) 热源2; (e) 热源2的PINN模型预测值; (f) 热源2的PINN预测绝对误差; (g) 热源3; (h) 热源3的PINN模型预测值; (i) 热源3的PINN预测绝对误差

Figure 5 (Color online) The result of the satellite instrument board temperature field under three types of complex heat sources. (a) Heat source 1; (b) predicted solution by PINN under heat source 1; (c) absolute error of PINN under heat source 1; (d) heat source 2; (e) predicted solution by PINN under heat source 2; (f) absolute error of PINN under heat source 2; (g) heat source 3; (h) predicted solution by PINN under heat source 3; (i) absolute error of PINN under heat source 3.

63.20 Hz, 通过本文提出的力学响应调控方法可以得到的最小基频为55.33 Hz, 与优化前相比降低了12.4%, 最大基频为82.97 Hz, 与优化前相比提高了31.3%. 对应的损失函数曲线分别如图7(c)和(f)所示. 基频最小与基频最大对应的一阶主振型分别如图7(b)和(d)所示, 可以看出一阶主振型变化并不明显, 基频最小情况下振动位置更集中于中心位置, 而基频最大情况下则更倾向于整体振动. 由此可见, 基于PINN对FGM结构进行优化, 可以有效调控结构动力学特性.

3.4 结构热力性能协同调控研究

考虑重量和加工工艺要求, 对3.3节中的卫星仪器板开展热力性能协同调控设计, 正方形仪器板上分布如图8所示的两个载荷, 其中心位置分别为(0.3, 0.4)和(0.8, 0.8), 区域半径均为0.1 m, 载荷热源功率密度分别为63662和47746 W/m³. 精密载荷安装位置为红色区域, 其中心位置为(0.6, 0.6). 目标温度设置为23℃. 将精密载荷局部温度和整体结构基频作为结构优化设

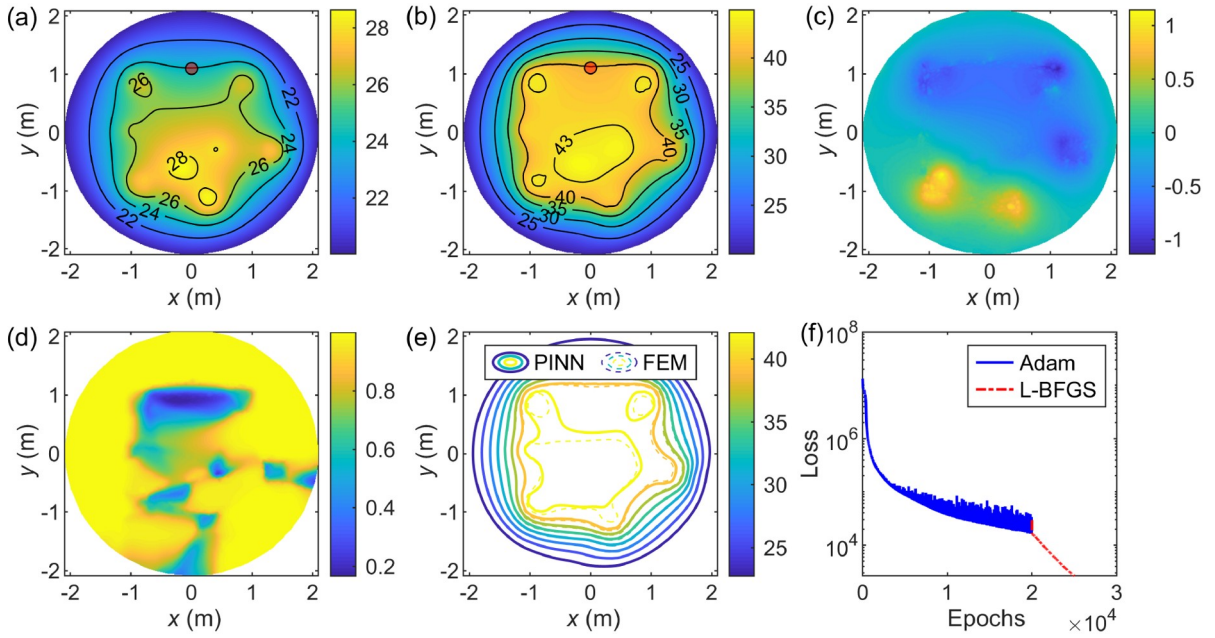


图 6 (网络版彩图)复杂热源下卫星仪器板的温度场调控. (a) 优化前的温度场; (b) 优化后的温度场; (c) PINN模型的预测误差; (d) 陶瓷体积组分优化结果; (e) PINN与FEM对比; (f) 损失函数值

Figure 6 (Color online) Temperature field regulation of satellite instrument board under a complex heat source. (a) Temperature field before optimization; (b) temperature field after optimization; (c) predicted error of PINN; (d) optimization results of ceramic volume fraction; (e) comparison between FEM and PINN; (f) loss function value.

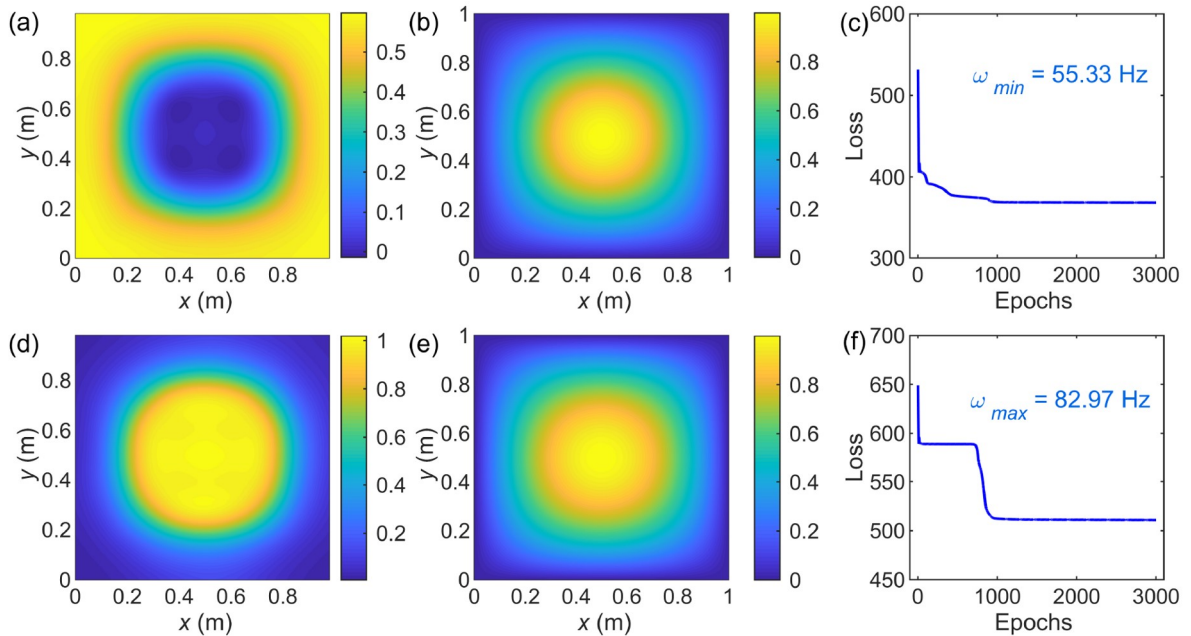


图 7 (网络版彩图)卫星仪器板的力学响应调控. (a) 陶瓷体积组分优化结果(基频最小); (b) 仪器板一阶振型(基频最小); (c) 损失函数值(基频最小); (d) 陶瓷体积组分优化结果(基频最大); (e) 仪器板一阶振型(基频最大); (f) 损失函数值(基频最大)

Figure 7 (Color online) Mechanical response regulation of satellite instrument board. (a) Optimization results of ceramic volume fraction (minimum ω); (b) first mode shape of instrument board (minimum ω); (c) loss function value (minimum ω); (d) optimization results of ceramic volume fraction (maximum ω); (e) first mode shape of instrument board (maximum ω); (f) loss function value (maximum ω).

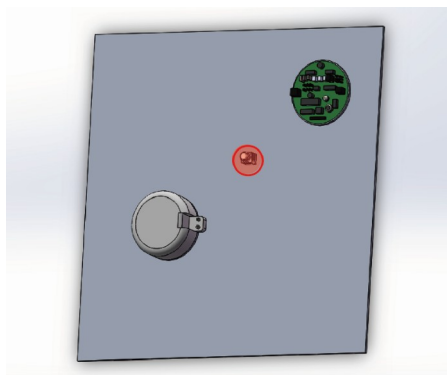


图 8 (网络版彩图)正方形卫星仪器板及主要载荷分布图
Figure 8 (Color online) Square satellite instrument board and main equipment distribution.

表 2 Si_3N_4 与SUS304材料属性(20℃)

Table 2 Materials properties of Si_3N_4 and SUS304 (20℃)

材料	λ (W/(m K))	E (GPa)	ρ (kg/m ³)	ν
Si_3N_4	16.3	348.43	2370	0.3262
SUS304	95	201.04	8166	0.24

计目标.

采用含3个隐藏层的全连接神经网络, 每个隐藏层

内包含50个节点, 在仪器板边缘随机抽取 $N_0 = 160$ 个采样点, 在仪器板内部抽取 $N_1 = 10000$ 个采样点, 在目标区域内部抽取 $N_2 = 20$ 个采样点, 仪器板内部Chebyshev控制点个数为 $M_0 = 16 \times 16$, 损失函数权值为 $[10^5, 1, 5 \times 10^3, 10^3, 10^5, 10^2]$, 采用Adam优化算法训练20000代后, 采用L-BFGS算法训练30000代, 优化结果如图9所示.

优化后的陶瓷体积分布如图9(d)所示, 精密载荷附近局部温度为22.71℃, 误差仅为0.29℃, 结构基频由优化前的63.20 Hz提升至67.00 Hz, 优化后板的一阶振型如图9(e)所示. 上述结果表明, 基于PINN进行FGM结构材料梯度优化可以有效调控结构内指定位置局部温度及结构整体基频. 该方法不依赖于外部热控装置, 仅通过结构内材料梯度规律优化实现热力性能调控, 是一种有别于传统技术方案的航天结构优化设计新途径.

4 结论

本文提出了一种基于物理信息神经网络的功能梯度结构智能设计方法, 通过优化结构内功能梯度材

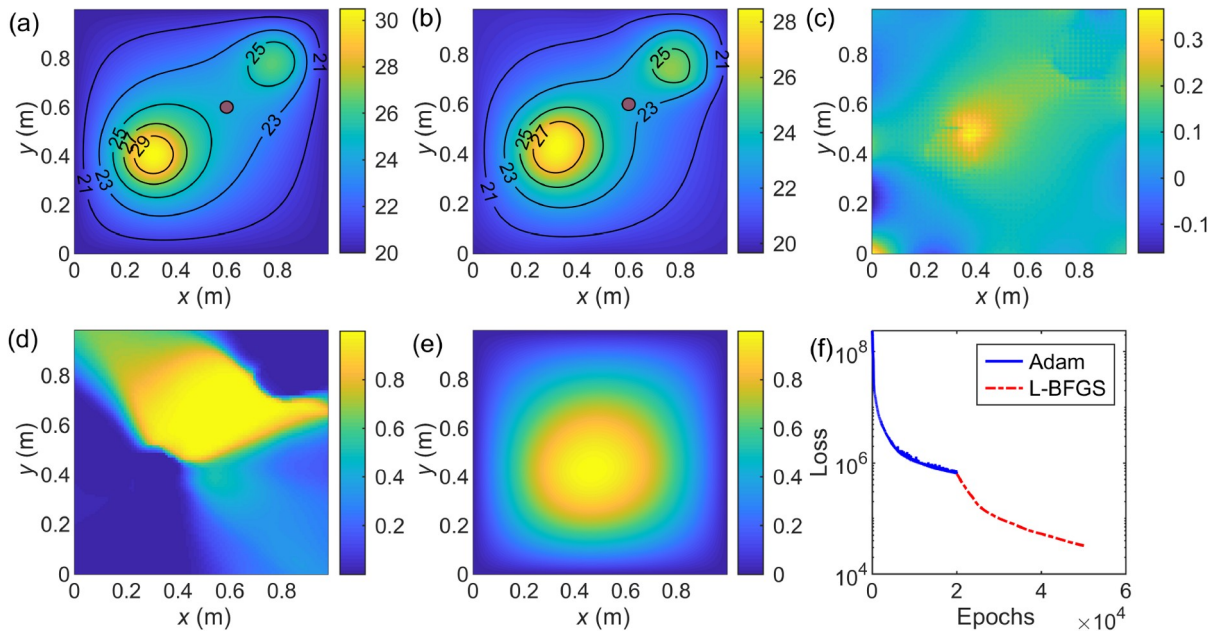


图 9 (网络版彩图)卫星仪器板的热力响应调控. (a) 优化前的温度场; (b) 优化后的温度场; (c) PINN预测误差; (d) 热力响应调控的陶瓷体积组分优化结果; (e) 一阶振型; (f) 损失函数值

Figure 9 (Color online) Thermal-mechanical response regulation of satellite instrument board. (a) Temperature field before optimization; (b) temperature field after optimization; (c) predicted error of PINN; (d) volume fraction of ceramics; (e) first mode shape; (f) loss function value.

料、梯度规律调控结构温度场与动力学特性, 可实现对指定位置局部温度和结构基频的协同优化. 有别于依赖外部热控材料和装置的传统技术途径, 该方法不增加系统复杂度与重量, 特别适用于含复杂热源的精密载荷安装板等结构, 为未来高精高稳航天器结构热力学性能调控提供了一种新的技术途径. 本文主要结论如下:

(1) 采用物理信息神经网络可以有效预测含复杂热源的航天器结构温度场, 对于含多个发热元器件的航天器结构, 其稳态温度场计算结果全局相对 L_2 误差仅为 1.28×10^{-3} , 证明了PINN分析FGM结构热传导问题的精确性.

(2) 基于物理信息神经网络优化结构内功能梯度材料梯度规律可以实现对结构内指定位置局部温度与结构基频的协同优化. 对于同时含多个发热元器件的航天器结构, 对精密载荷处局部温度的调控误差仅为 0.29°C , 结构基频由优化前的63.20 Hz提升至67.00 Hz. 证明了基于PINN可实现FGM结构的多目标优化. 该方法未来可用于各类含复杂热源的航天器精密载荷安装结构优化设计.

(3) 提出的权重预训练物理信息神经网络智能设计算法, 可以确保优先优化PDE残差和约束条件残差, 保证所获得的温度场和基频符合热传导物理规律与边界条件, 避免出现无物理意义的优化解.

参考文献

- Meng G, Zhou X B, Miao J. Mechanical problems in momentous projects of aerospace engineering (in Chinese). *Adv Mech*, 2016, 46: 267–322 [孟光, 周徐斌, 苗军. 航天重大工程中的力学问题. *力学进展*, 2016, 46: 267–322]
- Li C L. Research on space optical remote sensor thermal control technique (in Chinese). *J Astronaut*, 2014, 35: 863–870 [李春林. 空间光学遥感器热控技术研究. *宇航学报*, 2014, 35: 863–870]
- Morgante G, Maciaszek T, Martinc L, et al. Euclid NISP thermal control design. In: *Proceedings of the Conference on Space Telescopes and Instrumentation*. Amsterdam: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2012. 1–6
- Zhou Z X, Huang J Y, Zhang H X, et al. Development and prospect of spacecraft thermal control technology in China (in Chinese). *Spacecr Eng*, 2023, 32: 1–9 [周佐新, 黄金印, 张红星, 等. 我国航天器热控技术发展及展望. *航天器工程*, 2023, 32: 1–9]
- Zhong Z, Wu L Z, Chen W Q. Progress in the study on mechanics problems of functionally graded materials and structures (in Chinese). *Adv Mech*, 2010, 40: 528–541 [仲政, 吴林志, 陈伟球. 功能梯度材料与结构的若干力学问题研究进展. *力学进展*, 2010, 40: 528–541]
- Nikbakht S, Kamarian S, Shakeri M. A review on optimization of composite structures Part II: Functionally graded materials. *Compos Struct*, 2019, 214: 83–102
- Bo L, Wang H. Nonlinear dynamic buckling and multi-objective design optimisation of FG-GPLRP plates. *Int J Mech Sci*, 2023, 256: 108516
- Yevtushenko A, Topczewska K, Zamojski P. Use of functionally graded material to decrease maximum temperature of a coating-substrate system. *Materials*, 2023, 16: 2265
- Na K S, Kim J H. Optimization of volume fractions for functionally graded panels considering stress and critical temperature. *Compos Struct*, 2009, 89: 509–516
- Lieu Q X, Lee J. Modeling and optimization of functionally graded plates under thermo-mechanical load using isogeometric analysis and adaptive hybrid evolutionary firefly algorithm. *Compos Struct*, 2017, 179: 89–106
- Correia V M F, Madeira J F A, Araújo A L, et al. Multiobjective optimization of functionally graded material plates with thermo-mechanical loading. *Compos Struct*, 2019, 207: 845–857
- Pham Q H, Tran T T, Zenkour A M, et al. Multi-objective optimization for free vibration of L-shaped bi-functionally graded sandwich plates using an effective finite element method and non-dominated sorting genetic algorithm II. *Compos Struct*, 2023, 326: 117622
- Luo X, Zhou H, Ren X, et al. Three-stage optimization framework of functionally graded stiffened cylindrical shells under thermal environment. *Eng Struct*, 2023, 292: 116541
- Luo X H, Zhou H L, Meng Z. Lightweight design of functionally graded hierarchical stiffened cylindrical shells (in Chinese). *Sci Sin-Phys Mech Astron*, 2022, 52: 114611 [骆烜赫, 周焕林, 孟增. 功能梯度多级加筋圆柱壳的轻量化设计. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2022, 52: 114611]
- Li Y H, Yang B Y, Wu Y N, et al. Research on parameters correction method for thermal model of satellite optomechanical load (in Chinese).

- Acta Aeronaut Astronaut Sin, 2024, 45: 028814 [李玉涵, 杨宝玉, 吴亦农, 等. 卫星光机载荷热模型参数高效修正方法研究进展. 航空学报, 2024, 45: 028814]
- 16 Wang T L, Zhang L, Jia X Z, et al. Optimized design of integrated ultra-light main supporting structure for micro-nano remote-sensing camera (in Chinese). *Acta Opt Sin*, 2019, 39: 0728009 [王泰雷, 张雷, 贾学志, 等. 微纳遥感相机一体式超轻主支撑结构优化设计. 光学学报, 2019, 39: 0728009]
- 17 Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *J Comput Phys*, 2019, 378: 686–707
- 18 Lu L, Meng X, Mao Z, et al. DeepXDE: A deep learning library for solving differential equations. *SIAM Rev*, 2021, 63: 208–228
- 19 Mai J, Li Y, Long L, et al. Two-dimensional temperature field inversion of turbine blade based on physics-informed neural networks. *Phys Fluids*, 2024, 36: 037114
- 20 Billah M M, Khan A I, Liu J, et al. Physics-informed deep neural network for inverse heat transfer problems in materials. *Mater Today Commun*, 2023, 35: 106336
- 21 Xu J, Wei H, Bao H. Physics-informed neural networks for studying heat transfer in porous media. *Int J Heat Mass Transfer*, 2023, 217: 124671
- 22 Koric S, Abueidda D W. Data-driven and physics-informed deep learning operators for solution of heat conduction equation with parametric heat source. *Int J Heat Mass Transfer*, 2023, 203: 123809
- 23 Liu Y, Wang L, Ng B F. A hybrid model-data-driven framework for inverse load identification of interval structures based on physics-informed neural network and improved Kalman filter algorithm. *Appl Energy*, 2024, 359: 122740
- 24 Yin J, Wen Z, Li S, et al. Dynamically configured physics-informed neural network in topology optimization applications. *Comput Methods Appl Mech Eng*, 2024, 426: 117004
- 25 Mai H T, Mai D D, Kang J, et al. Physics-informed neural energy-force network: A unified solver-free numerical simulation for structural optimization. *Eng Comput*, 2024, 40: 147–170
- 26 Zhang H H, Han S Y, Fan L F, et al. The numerical manifold method for 2D transient heat conduction problems in functionally graded materials. *Eng Anal Bound Elem*, 2018, 88: 145–155
- 27 Huang Y, Zhao Y, Wang T, et al. A new Chebyshev spectral approach for vibration of in-plane functionally graded mindlin plates with variable thickness. *Appl Math Model*, 2019, 74: 21–42
- 28 Huang Y, Zhao Y, Cao D. Bending and free vibration analysis of orthotropic in-plane functionally graded plates using a Chebyshev spectral approach. *Compos Struct*, 2021, 255: 112938
- 29 Yagci B, Filiz S, Romero L L, et al. A spectral-Tchebychev technique for solving linear and nonlinear beam equations. *J Sound Vib*, 2009, 321: 375–404

Intelligent design of spacecraft functionally gradient structures for thermal-mechanical performance regulation

LIU HaiZhou, ZHAO Yang & HUANG YiXin^{*}

School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China

^{*}Corresponding author (email: huangyixin@hit.edu.cn)

Against the background of precision payload mounting plates with complex heat sources in high-precision and high-stability spacecraft, an intelligent design method for functionally graded structures based on physics-informed neural networks is presented. Independent of thermal control devices, the local temperature in the load installation area and the fundamental frequency of the structure are regulated by optimizing the material gradient distribution. A loss function is established that includes the heat-conduction governing equation, local temperature and fundamental frequency optimization objectives, and material volume fraction constraints, considering multiple heat source distributions. The inverse problem with material gradient distribution as a design variable is solved using physics-informed neural networks. The results show that a reasonable design of the material gradient distribution can accurately regulate the local temperature at specific locations and the fundamental frequency without relying on external thermal control devices. The proposed method is expected to reduce the need for thermal vibration control devices for spacecraft structures and improve structural thermal-mechanical stability.

physics-informed neural networks, spacecraft structure, functionally graded materials, heat conduction, material optimization design

PACS: 44.10.+I, 46.40.-f, 46.70.De, 02.30.Zz

doi: [10.1360/SSPMA-2024-0261](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2024-0261)