

常成, 周青华. 基于物理信息神经网络的空间薄壁管热结构耦合分析[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(4): 94–101. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24112801

基于物理信息神经网络的空间薄壁管热结构耦合分析

常成, 周青华

(四川大学 空天科学与工程学院, 成都 610064)

摘要: 在外部热流的影响下, 空间薄壁管易发生振动和变形, 实现空间薄壁管实时的热结构分析至关重要。热结构耦合现象是空间结构热力学分析的一个重要影响因素。目前该问题主要通过有限元方法进行分析, 然而复杂的边界条件和离散网格使得计算效率低, 计算量大。本文通过物理信息神经网络建立空间薄壁管热结构分析的等效代理模型, 模型在较少的边界数据和物理规律的共同约束下, 能够准确地预测空间薄壁管表面温度分布, 进而实现空间薄壁管的力学行为快速预测。不同工况下对比计算, 验证了模型的有效性和准确性。与有限元方法对比, 该方法显著提高了热结构耦合分析的计算效率。

关键词: 物理信息神经网络; 等效代理模型; 热结构耦合; 空间薄壁管

中图分类号: V423

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)04-0094-08

Coupled thermal-structural analysis of spatial thin-walled tube based on physics-informed neural networks

CHANG Cheng, ZHOU Qinghua

(College of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: Under the influence of external thermal flux, spatial thin-walled tubes are prone to vibration and deformation. Real-time thermal-structural analysis of spatial thin-walled tubes is crucial. The thermal-structural coupling phenomenon is an important factor in the thermal-structural analysis of spatial structures. Currently, Finite Element Methods (FEM) are mainly used for such analysis. However, complex boundary conditions and discrete grids result in low computational efficiency and high computational cost. In this paper, an equivalent surrogate model for the thermal-structural analysis of spatial thin-walled tubes is established using the Physics-Informed Neural Network (PINN) algorithm. Under the joint constraints of limited boundary data and physical laws, the model can accurately predict the surface temperature distribution of the spatial thin-walled tube, thereby enabling the prediction of its mechanical behavior. Through comparative calculations under different operating conditions, the effectiveness and accuracy of the model are verified. Compared with the Finite Element Method, this approach significantly improves the computational efficiency of thermal-structural coupling analysis.

Key words: physics-informed neural network; equivalent surrogate model; thermal-structural coupling; spatial thin-walled tube

0 引言

随着空间技术不断发展, 越来越多的大型空间展开结构应用于在轨任务中, 如太阳能电池阵列和天线^[1-2]。为了满足轻质和高刚度的要求, 这类空间结构采用复杂的薄壁管桁架体系。然而这些结构收到太阳热辐射后产生热载荷影响, 导致薄壁管的变形和振动。一个显著例子是哈勃太空望远镜^[3]。由于太阳热辐射的影响, 天线发生振动和偏转, 直接影响望远镜的工作精度。

在轨薄壁管的热控制方程(TGE)是一个时变偏微分方程(PDE)^[4]。传统的有限元方法采用经典的块体或壳单元可以精确求解 TGE^[5], 但却常常需要大量的离散单元和计算时间^[6]。不少学者在这方面做了理论研究, 如提出了傅里叶有限元法^[7-8]来求解该问题。Wang 等学者^[9]通过实验证明了该方法的可靠性。

近年来, 随着计算机技术的发展, 人工神经网络^[10-11]已被应用于许多领域, 如建模、分类和预测^[12-15]。Raissi 等学者^[16]提出了一种能够有效描

作者简介: 常成(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 基于机器学习的空间结构力学行为分析。

通信作者: 周青华(1987—), 男, 教授, 主要研究方向: 空间大型结构机构/传动系统动力学。Email: qh.zhou@foxmail.com。

收稿日期: 2024-11-28

哈尔滨工业大学主办 ◆ 系统开发与应用

述非线性偏微分方程物理规律的物理信息神经网络(PINN)框架。基于自动微分技术^[17],PINN可以精确地计算PDE的导数,而不需要划分网格。PINN在结构变形和振动分析^[18-19]研究中已有广泛应用。

因此,本文将热控制方程的动态变化的边界条件与其物理信息相结合,建立等效代理模型对空间薄壁管进行热结构耦合分析。该模型能够快速预测不同工况下管表面温度分布,进而求解其热力学行为。并通过不同工况下算例对比,证明了该模型的有效性和准确性。

1 理论模型

1.1 热结构耦合理论

热结构耦合是空间结构热致变形的明显现象,其对空间结构的热结构准确分析至关重要。热结构耦合效应主要考虑结构在热致变形中导致热辐射入射角不断变化,从而导致不同结构位置的热辐射量不同,结构示意图如图1所示。

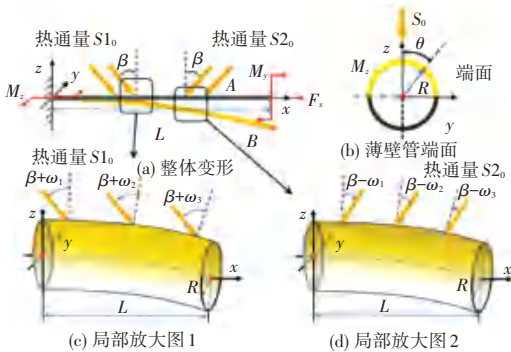


图1 空间薄壁管热机构耦合示意图

Fig. 1 Thermal-structural coupling in spatial thin-walled tube

图1(a)表示整根空间薄壁管在不同热辐射照射下的整体变形,薄壁管的一端被固定,呈现悬臂梁状。热通量 S_{1_0} 从左侧照入,热通量 S_{2_0} 从右侧照入,分布与垂直方向(z 轴方向)的夹角均为 β ;图1(b)表示薄壁管在热辐射照射下的端面,对于整体桁架系统坐标系,热辐射与薄壁管可能呈现 θ 夹角,在单根薄壁管分析中将不予考虑;图1(c)和图1(d)分别表示在热通量 S_{1_0} 和热通量 S_{2_0} 影响下薄壁管的局部放大图,如果热辐射从左侧照入,见图1(c),随着薄壁管变形,沿着 x 方向,入射角会越来越大,其中 $\omega_1 > \omega_2 > \omega_3$,使得热辐射沿着薄壁管垂直分量越来越小,反之从右侧照入,入射角越来越小;因此,不同方向的入射角对空间薄壁管表面的温度分布有不同的影响。

1.2 理论模型建立

大型空间结构主要由薄壁管或薄膜单元制成,以减轻重量,其厚度方向的尺寸总是明显小于其他方向的尺寸。对于这种结构的热分析,沿厚度方向的温差可以忽略。以图1中的薄壁管为例,其中 L 、 t_s 和 R 分别表示中性层的长度、厚度和半径,满足条件 $L \gg R \gg t_s$ 。建立 x 轴平行于轴向的描述性坐标系,并忽略来自其内表面的热辐射,未考虑热结构耦合现象的热控制方程可表示为:

$$\frac{k_z}{\rho c} \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{k_s}{\rho c} \frac{\partial^2 T}{\partial \theta^2} - \frac{\varepsilon \sigma}{t_s \rho c} (T^4 - T_\infty^4) + \frac{\alpha_s S_0 \delta \cos \beta}{t_s \rho c} - \frac{\partial T}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

其中, c 表示比热容; ρ 表示密度; k_z 和 k_s 分别表示轴向和周向的导热系数; ε 表示薄壁杆的发射率; α_s 表示管材料的热吸收系数; $\Sigma = 5.67 \times 10^{-8}$ 是玻尔兹曼常数; T_∞ 表示环境温度; S_0 表示太阳热辐射强度; β 表示热通量与 z 轴之间的角度,也称为入射角; θ 表示曲面上任意一点与 z 轴之间的角度,范围为 $-\pi$ 到 π ; δ 是一个符号函数,用于说明薄壁管本身的辐射遮挡效应,定义为:

$$\delta = \begin{cases} 1, & -\frac{\pi}{2} \leq \theta \leq \frac{\pi}{2} \\ 0, & \theta \leq -\frac{\pi}{2} \text{ 或 } \theta \geq \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (2)$$

为了便于可视化分析热通量对管表面温度分布的影响和支持解决方案编程,薄壁管被展平成平面,其中热通量强度沿 y 轴变化。在任一点 (x, y) 的热辐射强度 $q(x, y)$ 计算如下:

$$q(x, y) = S_0 \cos \beta \cos \left(\frac{y}{R} \right) \quad (3)$$

由于薄壁管表面温度不均匀,可能会引起管的弯曲变形,参见图1(a),状态A是初始状态,状态B是热致弯曲状态。薄壁管自身具有弹性势能,因此在热变形过程中会产生连续振动。结构热力学行为本构方程如下:

$$\mathbf{M}^e \mathbf{\ddot{a}} + \mathbf{C}^e \mathbf{\dot{a}} + \mathbf{K}^e \mathbf{a} = \mathbf{P}^e \quad (4)$$

其中, $\mathbf{a}$ 表示位移矢量, $\mathbf{M}^e$ 、 $\mathbf{C}^e$ 和 $\mathbf{K}^e$ 分别表示每个单元的质量、刚度和阻尼矩阵; $\mathbf{P}^e$ 表示热负荷向量,由下式给出:

$$\mathbf{P}^e = [F_{x1}, 0, 0, 0, M_{y1}, M_{z1}, F_{x2}, 0, 0, 0, M_{y2}, M_{z2}]^T \quad (5)$$

其中, F_{xi} ($i=1, 2$)表示沿 x 轴的轴向等效拉伸力, M_{yi} 和 M_{zi} ($i=1, 2$)分别表示围绕 y 轴和 z 轴的等效力矩,由于温度变化而在薄壁管内产生。 F_{xi} 、 M_{yi}

和 M_{zi} 的通用积分表达式为:

$$F_{xi}(x, \theta, t) = \int_0^L \frac{1}{L} \int_0^{2\pi} (T_t - T_0) \alpha_T E t_s R d\theta dx \quad (6)$$

$$M_{yi}(x, \theta, t) = \int_0^L \frac{1}{L} \int_0^{2\pi} (T_t - T_0) \alpha_T E t_s R^2 \cos(\theta) d\theta dx \quad (7)$$

$$M_{zi}(x, \theta, t) = \int_0^L \frac{1}{L} \int_0^{2\pi} (T_t - T_0) \alpha_T E t_s R^2 \sin(\theta) d\theta dx \quad (8)$$

其中, T_0 表示薄壁管的初始温度; T_t 表示某一时刻的温度 t ; E 表示杨氏模量; α_T 表示热膨胀系数。由于本文设热辐射与 (x, y) 坐标平面的夹角 θ 为 0° , 因此绕 z 轴的力矩 $M_z = 0$; 薄壁管的弯曲变形只与绕 y 轴的力矩 M_y 有关。由式(7) 得到力矩 M_y 之后带入转角计算公式中, 即:

$$\omega_i = \frac{Mx_i}{EI} \quad (9)$$

其中, M 表示力矩大小; x_i 表示轴向位置; E 和 I 分别表示薄壁管的弹性模量和转动惯量。

由式(9)求得沿 x 分布的转角 ω 。

除 T 和 x 外, 其他参数均为已知参数或常数, 由式(9) 可以求出沿 x 方向任意位置的转角 ω , 则 ω 是关于 T 和 x 的函数。则此时的热辐射入射角为 $\beta + \omega$, 当热辐射从左侧照入时设为负, 从右侧照入时设为正。式(1) 转换为下式:

$$\frac{k_c}{cp} \frac{\partial^2 T}{l^2 \partial \zeta^2} + \frac{k_s}{cp} \frac{\partial^2 T}{R^2 \partial \theta^2} - \frac{\varepsilon \sigma}{t_s cp} (T^4 - T_\infty^4) + \frac{\alpha_s S_0 \delta \cos(\beta + \omega)}{t_s cp} - \frac{\partial T}{\partial t} = 0 \quad (10)$$

其中, ω 表示关于 T 和 x 的函数。

有限元求解热结构耦合分析是常用的方法, 如傅里叶有限元法^[8]。然而, 当处理具有复杂外形和大尺寸的结构时, 即使外部条件的微小差别也可能导致离散单元网格的显著变化, 从而大大降低计算效率。因此, 本文基于物理信息神经网络技术, 来求解这类偏微分方程问题。

2 等效代理模型建立

2.1 边界关系模型

为了解决复杂边界条件导致热结构耦合分析难以求解的问题, 本文考虑的边界条件定义为一个集合, 见如下公式:

$$\{bc\} = \{x_0, x_1, y_0, y_1\} \quad (11)$$

其中, x_0, x_1, y_0 和 y_1 分别表示下边界、上边界、左边界和右边界。 $\{bc\}$ 包括自变量 x 和 y 范围的 2 个边界, 为了更好地理解边界条件信息, 将薄壁管展

开为平面, 边界信息具体指向如图 2 所示。

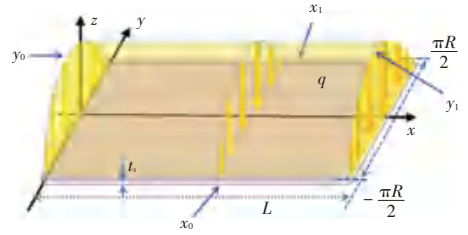


图2 边界信息

Fig. 2 Boundary information

本文首先通过一个独立的神经网络来拟合边界信息, 如图 3 所示。边界条件的决定参数分别是初始入射角 β 、时间 t 和位置参数 x 或 y 。上边界和下边界沿 x 轴分布, 其输入位置参数为 x , 输出层输出边界 x_0 和 x_1 的信息; 左边界和右边界沿 y 轴分布, 其输入位置参数为 y , 输出层输出 y_0 和 y_1 的信息。

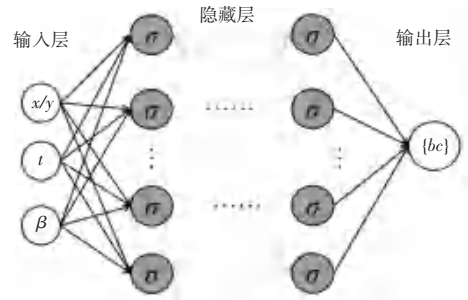


图3 边界关系模型

Fig. 3 Boundary relationship model

2.2 等效代理模型建立

将边界条件信息训练好后带入物理信息神经网络模型中, 如图 4 所示。模型不仅包含了热控制方程的物理信息, 同时还受到初始条件和复杂的边界条件的约束。

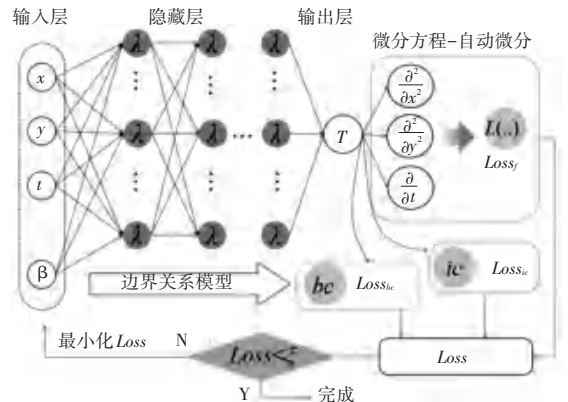


图4 等效代理模型

Fig. 4 Equivalent surrogate model

该模型的损失函数由方程损失函数、边界条件损失函数和初始条件损失函数共同组成。使得等效代理模型既保证了神经网络模型符合物理规律, 也确保预测与开始时提供的初始条件一致和强调空间边界

附近的神经网络的准确性。各变量的计算公式为:

$$Loss = w_f Loss_f + w_{ic} Loss_{ic} + w_{bc} (Loss_{bc}^x + Loss_{bc}^y) \quad (12)$$

$$Loss_f = \frac{1}{N_f} \sum_{i=1}^{N_f} |LT(x_i, y_i, t_i; \vartheta)|^2 \quad (13)$$

$$Loss_{ic} = \frac{1}{N_{ic}} \sum_{i=1}^{N_{ic}} |T(x_i, y_i, 0; \vartheta) - T_{ic}|^2 \quad (14)$$

$$Loss_{bc}^x = \frac{1}{N_{bc}} \sum_{i=1}^{N_{bc}} |T(x_b, y_i, t_i; \vartheta) - T_{bc}^x|^2 \quad (15)$$

$$Loss_{bc}^y = \frac{1}{N_{bc}} \sum_{i=1}^{N_{bc}} |T(x_i, y_b, t_i; \vartheta) - T_{bc}^y|^2 \quad (16)$$

其中, w_f, w_{ic}, w_{bc} 表示损失函数各部分的权重; N_f, N_{ic} 和 N_{bc} 表示每个零件的采样点数; T_{ic} 和 T_{bc} 分别表示初始条件和边界条件的精确值。

本文采用双曲正切函数作为激活函数 σ , 其表达式具体如下:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (17)$$

双曲正切函数是广泛应用于各个领域的数学函数, 包括机器学习和统计学。该函数的 S 形曲线和对称性使其在处理某些非线性问题时的效果更好。

由于 Adam 优化器具有自适应的学习速率、快速的收敛速度以及更好地捕捉动态行为和非线性关系的能力, 本文采用 Adam 优化器来优化 PINN。本文中的代码是在 Python 3.9 编程语言中使用 Torch2.0.1 实现的。采用相关系数 R^2 、平均绝对误差和平均绝对误差百

分比作为评价指标。3 个评价指标的方程式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - \hat{A}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})^2} \quad (18)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - \hat{A}_i| \quad (19)$$

$$MAEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - \hat{A}_i}{A_i} \right| \times 100\% \quad (20)$$

其中, n 表示样本点数; $\hat{A}_i$ 表示预测值; A_i 表示准确值; $\bar{A}$ 表示准确值的平均值。

2.3 模型最优超参数分析

超参数对等效代理模型预测的准确性有较大的影响。本文采用 Optuna 自动超参数优化框架来求解最优超参数组合。将本文的物理模型嵌入 Optuna 超参数优化框架中, 进行 100 次超参数测试试验, 找出一组较优组合, 具体超参数寻找范围见表 1。

表 1 超参数寻找范围

Table 1 Range of hyper-parameter search	
超参数	超参数范围
隐藏层数	2~6
神经元数	16~32
学习率	$1e^{-4} \sim 1e^{-2}$
迭代次数	30 000~50 000

图 5 展示了在不同超参数的影响下, 模型收敛的情况。

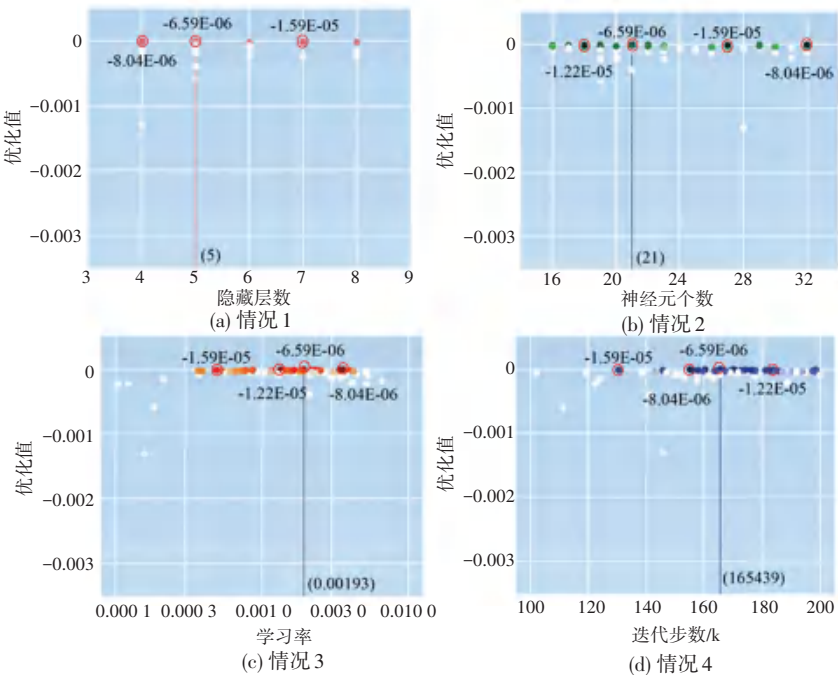


图 5 各超参数对模型性能的影响

Fig. 5 Impact of each hyper-parameter on model performance

由于 Optuna 模型的默认优化策略是最大优化原则,因此在优化的过程中将采用损失函数的负值作为优化对象。图 5(a)表示当层数为 5 时,模型收敛为最小值;图 5(b)当神经元个数为 21 时,模型收敛为最小值;图 5(c)表示当学习率为 0.001 03 时,模型收敛为最小值;图 5(d)表示当迭代步数为 165 439 时,模型收敛为最小值。因此,100 次试验中,最优的一组超参数组合见表 2。

表 2 最优超参数组合

Table 2 Optimal hyper-parameter combination	
超参数	最优值
隐藏层数为 5	6.59E-06
神经元数为 21	
学习率为 0.001 93	
迭代次数为 165 439	

3 空间薄壁管热力学分析

通过以上建立的等效代理模型,对入射角不同条件下空间薄壁管的表面温度进行预测,并将预测结果与有限元计算结果进行对比。而后通过薄壁管表面温度分布情况,计算薄壁管的变形。表 3 给出了空间薄壁管的具体尺寸、材料和工况条件参数。主要分析 2 000 s 内空间薄壁管在热辐射角为 $-90^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 变化范围内,考虑了热结构耦合现象的薄壁管温度分布以及变形。

表 3 选定的尺寸、材料特性和条件

Table 3 Selected dimensions, material properties and conditions	
参数	值
L/m	5.91
r/mm	10.92
t_s/mm	0.235
$\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	7.01×10^3
$S_0/(\text{W}\cdot\text{m}^{-2})$	10.92
T_0/k	290
$\beta/(^{\circ})$	$-90\sim 90$

在薄壁管的表面选取了 A_1 、 A_2 、 A_3 、 B_1 、 B_2 、 B_3 、 C_1 、 C_2 和 C_3 共 9 个点,来进一步分析薄壁管温度分布规律以及验证模型预测的准确性。具体位置示意如图 6 所示。

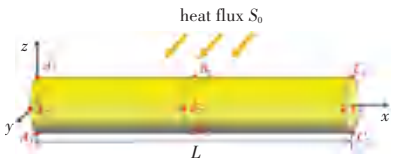


图 6 选取点示意图
Fig. 6 Schematic of selected points

3.1 空间薄壁管热分析

在热辐射角为 -45° 、 0° 和 45° 条件下,分析温度分布的不同规律以及等效代理模型的准确性。首先分析了在 100 s、500 s 和 2 000 s 时,薄壁管表面温度预测与有限元分析之间的误差,验证模型的准确性。再通过不同位置点的温度随机变化,分析表面温度分布的规律。

图 7 描述了不同热辐射角条件下,等效代理模型预测结果与有限元对照温度的误差,最大相对误差为 1.86°C ,平均绝对百分比误差分别为 0.17%、0.24% 和 0.11%。由此可见,模型的准确性非常好。

进一步分析薄壁管沿周向温度分布的规律,以热辐射角为 0° 为例。图 8 描述了 A、B 和 C 处周向各点的温度随时间变化的趋势,热辐射直接照射于 A_1 、 B_1 和 C_1 点,因此在初始阶段,这 3 个点温度上升最快,且随着时间推移,温度趋于稳定时, A_1 、 B_1 和 C_1 点的温度最高; A_2 、 B_2 和 C_2 位于侧面,而 A_3 、 B_3 和 C_3 位于最底部,因此温度值相对越小,最底部的 3 个点,由于初始还没有热传导过来,因此温度会有下降趋势,而后继续上升。

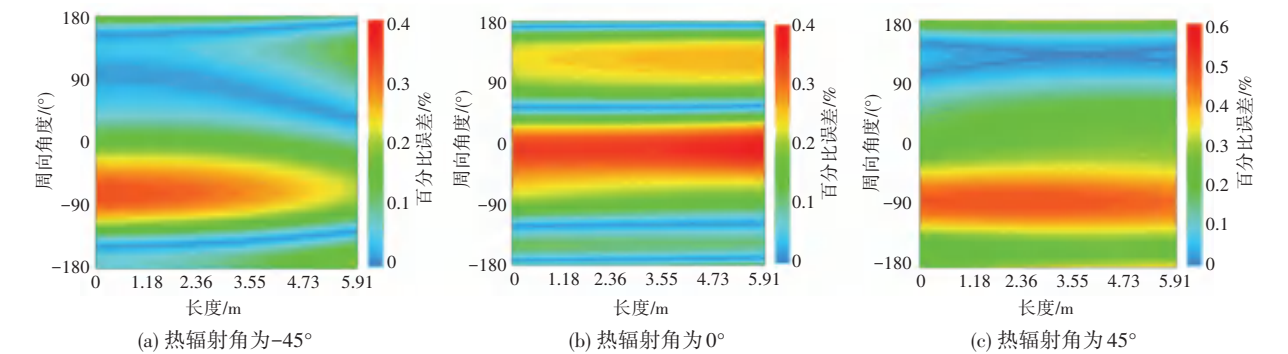


图 7 不同热辐射角条件下温度预测误差

Fig. 7 Temperature prediction error under different thermal radiation angle conditions

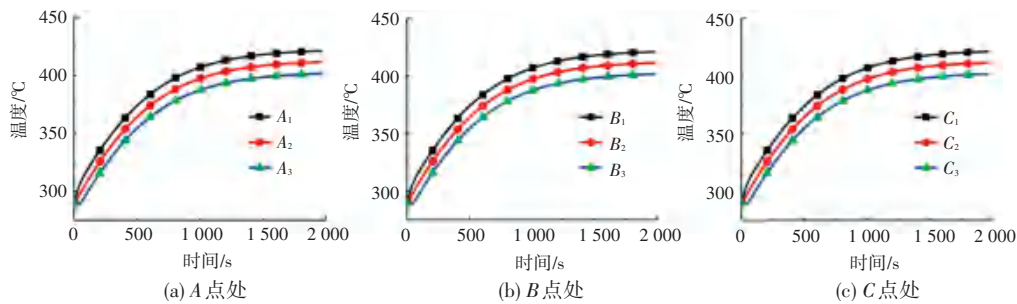


图 8 周向温度分布

Fig. 8 Circumferential temperature distribution

考虑热结构耦合后,热辐角小于 0° 时(左侧照入)和大于 0° 时(右侧照入)时,对温度有不同的影响。分别对入射角为 -45° 和 45° , A_1 、 B_1 和 C_1 考虑热结构耦合和未考虑热结构耦合时的变化进行对比分析。实验结果如图 9 所示。由图 9 可以看出,当入射角为 45° 时, A_1 点是空间薄壁管的固定端,在此处薄壁管不发生变形,因此 2 种情况的温度随时间变化的趋势一样;对于 B_1 和 C_1 点,由于热载荷的作用

发生了变形,而点 C_1 相比于 B_1 更加远离固定端,当薄壁管弯曲时,点 C_1 发生的变形更大。参照 2.1 小节论述,当初始入射角大于 0° 时,薄壁管弯曲后使得入射角增大,因此考虑了热结构耦合效应的入射角温度高于未考虑热结构耦合效应的温度。当入射角为 45° 相反,热结构耦合效应的入射角温度低于未考虑热结构耦合效应的温度,实验结果如图 10 所示。

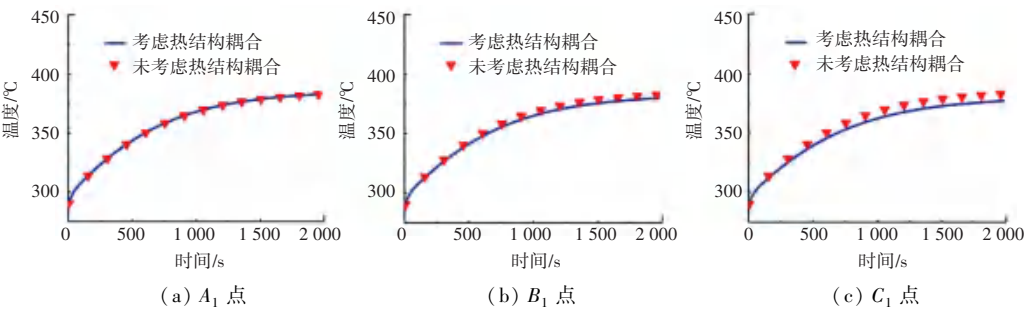


图 9 入射角为 -45° 时各点温度随时间的变化

Fig. 9 Temperature variation with time at each point when the incident angle is -45°

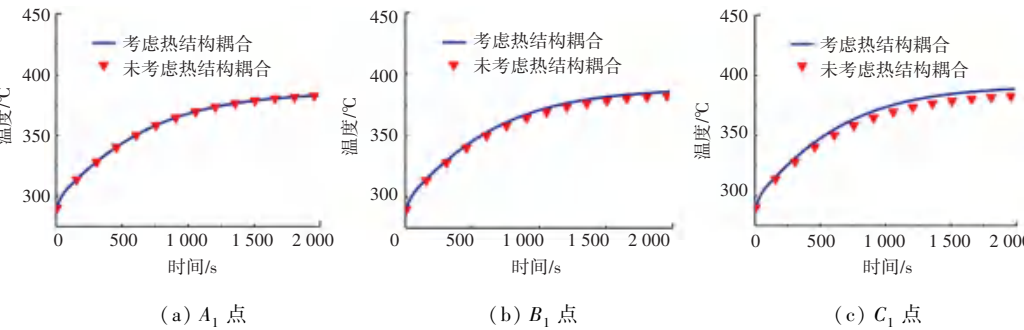


图 10 入射角为 45° 时各点温度随时间的变化

Fig. 10 Temperature variation with time at each point when the incident angle is 45°

3.2 空间薄壁管静力学分析

3.1 小节分析结果表明了等效代理模型能够准确地预测薄壁管表面温度随时间变化的分布情况。得到表面温度分布情况后,通过式(6)~式(8)进一步计算作用在薄壁管上的热载荷(力和力矩),分析

热载荷作用下薄壁管的变形(弯曲和伸长)。在本文建立的坐标系中,热辐射与 $x-y$ 坐标平面平行,因此薄壁管弯曲变形只与 M_y 相关, F_x 决定其伸长量。本节分别对在时间为 2 000 s 时,入射角为 -45° 、 0° 和 45° 条件下,薄壁管挠度、伸长量与有限

元方法计算结果进行对比分析,验证薄壁管变形计算的准确性。

热载荷主要是由于薄壁管上下表面的温差引起的,因此较小的温度误差可能导致挠度的误差较大。仿真实验结果如图 11 所示。分析图 11 中的挠度数据发现,最大误差出现在入射角为 0° 时薄壁管的右

端,最大误差为 8.93%。入射角为 0° 时热辐射的垂直分析最大,温度上升越高,薄壁管上下表面温差越大;而 45° 入射角与薄壁管变形角正向叠加, -45° 入射角与薄壁管变形负向叠加,因 45° 入射角对应的热辐射分量更高,薄壁管上下表面温差较大,因此可得挠度 $\omega_{0^{\circ}} > \omega_{45^{\circ}} > \omega_{-45^{\circ}}$ 。

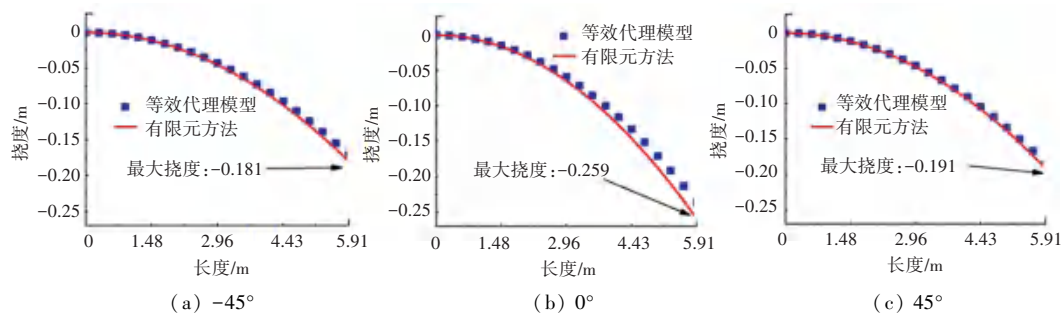


图 11 不同角度下挠度计算结果

Fig. 11 Deflection calculation results at different angles

图 12 描述了薄壁管伸长量的计算结果,薄壁管的伸长主要是由薄壁管内部温度升高而产生,由式 (6) 可以得出横向载荷 F_x , 温度越高薄壁管伸长量

越大, 0° 入射角对应的伸长量最大, 45° 入射角对应的伸长量大于 -45° 入射角对应的伸长量。与有限元结果对比,最大误差为 1.34%。

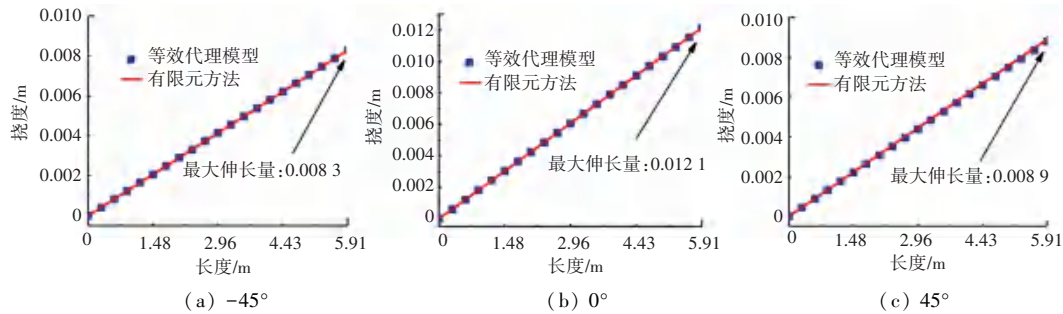


图 12 不同角度下伸长量计算结果

Fig. 12 Elongation calculation results at different angles

3.3 计算效率提升

上述结果表明入射角从不同方向照入对薄壁管温度变化有不同的影响,且验证了等效代理模型预测薄壁管表面温度和变形的准确性。建立的等效代理模型相比于有限元计算方法效率有较大的提升。由于有限元方法是通过离散化网格时间步不断叠加计算得到,需要消耗大量的计算时间。而所建立的等效代理模型不仅避免了离散网格而且不需要叠加计算,实现了热辐射到温度变化的直接计算。

图 13 表示计算 2 000 s 时薄壁管变形所需要的总时间,分别对 2 种方法进行了 3 次测试并取得平均时间。等效代理模型平均计算仅为 1.39 s,而有限元计算时间为 100.9 s,且随着网格数和时间步的增加,有限元的计算时间会大幅增加。

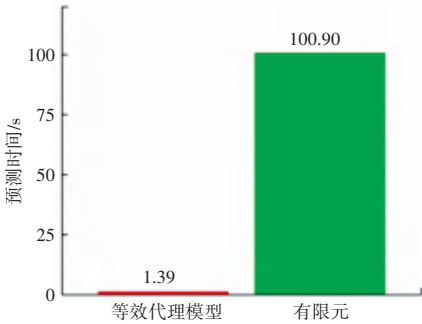


图 13 计算效率对比

Fig. 13 Comparison of computational efficiency

4 结束语

本文基于物理信息神经网络建立了空间薄壁管热结构耦合分析的等效代理模型,实现了不同入射

角条件空间薄壁管表面温度快速预测, 平均绝对百分比误差均小于 1%; 热结构耦合效应下, 不同入射角对薄壁管表面温度变化有不同的影响; 基于求得的表面温度, 实现了空间薄壁管的变形分析, 挠度的预测误差小于 8.93%, 伸长量的预测误差小于 1.34%; 相比于有限元计算方法, 等效代理模型的计算效率提升超过 70 倍。本文实现了空间薄壁管在考虑热结构耦合效应下的快速预测, 为整体桁架系统的快速热结构分析提供了新的思路。

参考文献

[1] THORNTON E A, PAUL D B. Thermal-structural analysis of large space structures - An assessment of recent advances [J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 1985, 22(4): 385-393.

[2] FOSTER R S. Thermally induced vibrations of spacecraft booms [D]. Virginia: University of Virginia, 1998.

[3] THORNTON E A, KIM Y A. Thermally induced bending vibrations of a flexible rolled-up solar array [J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 1993, 30(4): 438-448.

[4] LIU Lun, CAO Dengqing, HUANG Hua, et al. Thermal-structural analysis for an attitude maneuvering flexible spacecraft under solar radiation [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2017, 126: 161-170.

[5] NAMBURU R, TAMMA K. Thermally-induced structural dynamic response of flexural configurations influenced by linear/non-linear thermal effects[EB/OL]. [2012-08-17]. <https://doi.org/10.2514/6.1991-1175>.

[6] XUE Mingde, DING Yong. Two kinds of tube elements for transient thermal-structural analysis of large space structures[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2004, 59(10): 1335-1353.

[7] RAND O, GIVOLI D. Thermal analysis of space trusses including three-dimensional effects [J]. International Journal of Numerical Methods for Heat & Fluid Flow, 1992, 2(2): 115-125.

[8] DING Yong, XUE Mingde, KIM J K. Thermo-structural analysis of space structures using Fourier tube elements[J]. Computational

Mechanics, 2005, 36(4): 289-297.

[9] WANG Jing, JIN Dengge, FAN Chao, et al. Predicting the on-orbit thermally induced vibration through the integrated numerical and experimental approach [J]. Acta Astronautica, 2022, 192: 341-350.

[10] LEFIK M, SCHREFLER B A. Artificial neural network as an incremental non-linear constitutive model for a finite element code [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2003, 192(28): 3265-3283.

[11] 张威特, 李俊松, 刘雁飞. 基于随机森林和 BP 神经网络的船舶驾驶员疲劳检测算法 [J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(2): 140-143.

[12] FREITAG S, PETERS S, EDLER P, et al. Reliability-based optimization of structural topologies using artificial neural networks [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2022, 70: 103356.

[13] DELE-AFOLABI T T, HANIM M A A, OJO-KUPOLUYI O J, et al. Application of neural networks and artificial intelligence tools for modelling, characterization, and forecasting in materials engineering [M]//Comprehensive Materials Processing. Amsterdam: Elsevier, 2024:44-55.

[14] 薛建强, 李军. 基于小波神经网络算法的锂电池荷电状态预测 [J]. 电工技术, 2022(24): 45-47.

[15] 熊兴俊. 基于 BP 神经网络的大气污染物浓度预测模型 [J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 129-132.

[16] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics informed deep learning (Part II): Data-driven discovery of nonlinear partial differential equations [J]. arXiv preprint arXiv, 1711.10566, 2017.

[17] BAYDIN A G, PEARLMUTTER B A, RADUL A A, et al. Automatic differentiation in machine learning: a survey [J]. arXiv preprint arXiv, 1502.05767, 2018.

[18] CHEN Dong, LI Yazhi, LIU Ke, et al. A physics-informed neural network approach to fatigue life prediction using small quantity of samples [J]. International Journal of Fatigue, 2023, 166: 107270.

[19] CHEN Zhaolin, LAI S K, YANG Zhichun. AT-PINN: Advanced time-marching physics-informed neural network for structural vibration analysis [J]. Thin-Walled Structures, 2023, 196: 111423.