

相变冷却换热器动态热响应降阶预测方法研究

韩泽冉¹, 唐子诚¹, 柯汉兵², 王俊荣², 魏志国², 王秋旺¹, 马挺¹

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 武汉第二船舶设计研究所, 430205, 武汉)

摘要: 针对非稳态运行环境下,由高热导率多孔骨架与相变材料组成的相变冷却换热器在动态热响应分析中计算成本高的问题,提出了一种结合本征正交分解与神经网络的高效预测降阶模型。通过焓法模型与多孔介质模型的耦合,数值模拟得到相变冷却换热器温度与液化率数据集,并分析了其储热性能。采用本征正交分解对其进行降阶处理,进一步通过前馈神经网络,实现热流边界与时间向模态系数的非线性映射以及物理场的快速重构。研究结果表明:热流密度为 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时,温度的仿真数据与实验结果之间的最大误差为 8%。复合多孔石墨显著提升了相变冷却换热器的传热能力。前馈神经网络中,温度与液化率模态系数的预测决定系数分别达到 0.999 和 0.952。降阶重构后的温度与液化率最大绝对误差分别为 $0.6 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 0.08。与传统模拟方法需耗费数小时相比,该方法在保持计算精度的同时将预测时间缩短至秒级。该研究为相变冷却换热器的高效分析与实时预测提供了一种新思路。

关键词: 相变冷却换热器;焓法模型;储热性能;降阶模型;神经网络

中图分类号: TK172 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202606012 **文章编号:** 0253-987X(2026)06-0143-11

Reduced-Order Prediction Method for the Dynamic Thermal Response of Phase-Change Cooling Heat Exchangers

HAN Zeran¹, TANG Zicheng¹, KE Hanbing², WANG Junrong², WEI Zhiguo²,
WANG Qiuwang¹, MA Ting¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Wuhan Second Ship Design and Research Institute, Wuhan 430205, China)

Abstract: In response to the high computational cost associated with dynamic thermal response analysis of phase-change cooling heat exchangers (PCHes) composed of porous skeletons with high thermal conductivity and phase-change materials under unsteady operating conditions, an efficient reduced-order prediction model integrating proper orthogonal decomposition (POD) and a feedforward neural network (FNN) was proposed. Temperature and liquid-fraction datasets were generated by numerical simulation through coupling of an enthalpy model and a porous media model, and the thermal storage performance was further analyzed. POD was employed for order reduction, and an FNN was further trained to establish the nonlinear mapping from heat flux boundary and time to modal coefficients, enabling rapid reconstruction of the physical fields. Results show that, at a heat flux density of $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$, the maximum error between simulated

收稿日期: 2025-11-18。 作者简介: 韩泽冉(1997—),男,博士生;马挺(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家资助博士后研究人员计划资助项目(GZB20250156)。

网络出版时间: 2026-02-11

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.t.20260210.1836.004>

and experimental temperatures was 8%. The use of composite porous graphite was found to significantly enhance the heat transfer capability of the PCCHEs. In the FNN, the coefficients of determination for the predicted modal coefficients of temperature and liquid fraction reached 0.999 and 0.952, respectively. After reconstruction from the reduced-order model, the maximum absolute errors of temperature and liquid fraction were 0.6 °C and 0.08. Compared with conventional simulation methods that take several hours, the proposed method reduced prediction time to the order of seconds while maintaining computational accuracy. The study provides a novel approach for efficient analysis and real-time prediction of PCCHEs.

Keywords: phase-change cooling heat exchanger; enthalpy method; thermal storage performance; reduced-order model; neural network

随着航空航天、船舶工程以及高端装备制造等领域技术的快速发展,系统内部集成的高功率密度电子器件的数量持续增加,单位体积内的热负荷显著提升,对热管理系统的瞬态响应能力与温控精度提出了更高要求^[1-2]。传统的被动导热和单一换热机制已难以满足复杂热环境下对局部高热流密度器件的热管理需求^[3]。近年来,相变材料凭借其高热容、恒定相变温度等优势,在应对非稳态热负荷方面展现出了广阔的应用前景,逐步成为热控技术的重要研究方向^[4-6]。在电子器件运行阶段,相变材料能够吸收器件释放的大量热量并以潜热形式存储,当电子器件进入非工作状态时,储存的热量被释放至换热器中,实现储热-释热-再生的循环控温功能^[7-8]。然而,相变材料导热性能较低,限制了其在瞬态高热流密度条件下的响应速度与控温均匀性。针对此问题,通常引入具有高热导率的金属泡沫、多孔石墨等结构以形成相变冷却换热器,在保持高潜热储热能力的同时,显著提升了热导率,兼顾了热容量与换热性能^[9-12]。

为提升相变材料的换热效率,研究者在结构优化与材料复合等方面开展了大量的仿真研究。杨斌等^[13]通过改变翅片几何形状与偏心布置设计,显著提升了相变换热器的储热效率,最高提升达28.2%。张云峰等^[14]结合级联相变技术和翅片优化,发现优化组合可使凝固时间缩短25%以上,热管理性能显著增强。针对特殊工况,赖柄竹等^[15]开展了不同重力条件下,相变材料的熔化模拟,发现超重力可加速界面的推进,但强化效果存在上限。进一步,麻才新等^[16]基于焓法模型,模拟比较了重力与微重力条件下的相变过程,提出复合泡沫结构可在微重力环境下显著提升换热性能。张靖驰等^[17]构建了泡沫金属-石蜡复合体系,模拟结果表明,其可均匀温度场分布、缓解相变界面的不稳定性,且适

用于复杂工况。此外,也有部分学者开展了实验研究,柴进等^[18]搭建了测试系统,通过测试发现,石墨烯纳米颗粒与金属肋片可协同提升石蜡传热性能。张浩等^[19]通过离心实验,揭示了加速度方向对泡沫相变材料换热效率的显著影响,尤其是在异向加速度下可显著促进传热。张嘉杰等^[20]和杨佳霖等^[21]分别通过泡沫铜填充与真空灌注复合技术,测试了其对于石蜡传热过程的强化效应。

已有研究在结构优化与特殊工况适应性方面取得了显著进展,但相关工作主要依赖耗时的数值模拟和高成本的实验测试,难以满足瞬态工况下快速预测的需求。近年来,数据驱动方法因其建模灵活、预测精度高等优势,已在流动传热的快速预测中得到广泛应用^[22]。现有的研究多集中于稳态工况或流场分布预测^[23-25]。对于具有强非线性、剧烈时变特征的相变传热过程,尤其是在瞬态工况下实现物理场的高精度重构,目前相关研究尚不充分。因此,亟需构建一种兼具高效性与准确性的方法,实现对相变冷却换热器动态热响应特性的快速预测。

本文提出一种结合本征正交分解与神经网络的降阶预测方法。基于建立的相变冷却换热器数值模型,获取不同热边界条件下的温度场与液化率场的时序数据。然后对数值结果进行降维处理,提取主要模态特征,并利用前馈神经网络构建热流密度与时间向模态系数的非线性映射关系,从而实现对目标物理场的快速重构。

1 数值建模与实验验证

1.1 物理模型

所采用的相变冷却换热器几何模型与网格划分方式如图1所示,其尺寸为26 mm × 100 mm,由相变材料和多孔石墨复合构成。在数值模拟中,左侧边界设置为恒定热流输入边界,其余边界为绝热边

界。计算初始时刻,整个计算域内,相变材料与多孔石墨的初始温度均设定为 $9\text{ }^{\circ}\text{C}$,全场温度均匀且为固态。计算域中施加重力加速度 $g=9.81\text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$,方向沿 y 轴负方向。对整个求解区域采用结构化网格进行划分。几何建模与网格划分均采用 SpaceClaim 前处理软件。

相变材料和多孔石墨的热物性参数如表 1 所示。相变材料选用十六烷,多孔石墨作为增强相变材料导热性能的骨架材料,其导热系数远高于相变材料。分别列出其在不同方向(x 、 y)的导热系数。

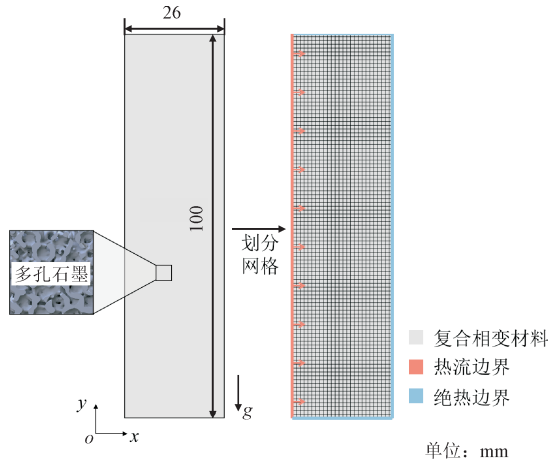


图 1 相变冷却换热器的几何模型和网格划分

Fig. 1 Geometric model and mesh of phase-change cooling heat exchangers

表 1 相变材料与多孔石墨热物性参数^[19]

Table 1 Thermal properties of phase change materials and porous graphite^[19]

参数	十六烷	多孔石墨
密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	770	500
导热系数/($\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$)	0.12	89.5, 40.9
比定压热容/($\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$)	1 576	700
相变温度/ $^{\circ}\text{C}$	17.74	
相变潜热/($\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}$)	227 200	
有效孔隙率/%		75

1.2 数学模型

针对本研究所建立的相变冷却换热器模型,提出以下简化假设,以便进行数学建模并求解。

(1)相变材料视为各向同性材料,其液相为二维不可压缩层流流体。

(2)为考虑自然对流的影响,引入布西内斯克近似对浮力项进行简化处理。在该假设下,密度的变

化仅在动量方程中的浮升力项中予以考虑,其密度变化关系表达式为

$$\rho = \rho_{\text{ref}}[1 - \alpha(T - T_{\text{ref}})] \quad (1)$$

式中: ρ 、 ρ_{ref} 分别为密度、参考密度, $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$; α 为热膨胀系数, K^{-1} ; T 、 T_{ref} 分别为温度、参考温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

(3)多孔石墨视为各向同性材料,其孔隙率在整個求解域内为常数。

在上述假设基础上,本文采用焓法对相变材料的相变过程进行离散求解,并与多孔介质模型耦合,以实现相变冷却换热器中,多孔石墨的建模求解。控制方程包括连续性方程、动量方程、能量方程。其中,连续性方程表达式为

$$\frac{\partial \rho}{\partial \tau} + \frac{\partial \rho u}{\partial x} + \frac{\partial \rho v}{\partial y} = 0 \quad (2)$$

式中: τ 为时间, s ; u 为 x 方向速度, $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$; v 为 y 方向速度, $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

x 方向的动量方程表达式为

$$\rho_t \frac{\partial u}{\partial \tau} + \frac{\rho_t}{\epsilon} \left(u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} \right) = - \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\mu_t}{\epsilon} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right) + S_x \quad (3)$$

y 方向的动量方程表达式为

$$\rho_t \frac{\partial v}{\partial \tau} + \frac{\rho_t}{\epsilon} \left(u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial y} \right) = - \frac{\partial p}{\partial y} + \frac{\mu_t}{\epsilon} \left(\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \right) + S_y + \rho_t g \alpha (T_f - T_{\text{ref}}) \quad (4)$$

式中: ρ_t 为相变材料密度, $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$; ϵ 为孔隙率; μ_t 为相变材料黏度, $\text{Pa}\cdot\text{s}$; S_x 、 S_y 分别为 x 、 y 方向的动量源项, $\text{N}\cdot\text{m}^{-3}$; g 为重力加速度, $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$; T_f 为相变材料的温度, $^{\circ}\text{C}$; p 为压力, Pa 。

动量方程中的源项采用 Darcy-Forchheimer 模型,计算式为

$$S_x = - \frac{\mu_t}{K} u - \frac{\rho_t C_f}{\sqrt{K}} |u| u \quad (5)$$

$$S_y = - \frac{\mu_t}{K} v - \frac{\rho_t C_f}{\sqrt{K}} |v| v \quad (6)$$

式中: K 为渗透率; C_f 为相变材料惯性系数。公式右侧第 1 项为 Darcy 黏性阻力项,第 2 项为 Forchheimer 惯性阻力项。

相变材料能量方程表达式为

$$\epsilon \frac{\partial H_f}{\partial \tau} + \rho_t c_{p,t} \epsilon \left(u \frac{\partial T_f}{\partial x} + v \frac{\partial T_f}{\partial y} \right) = k_f \left(\frac{\partial^2 T_f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T_f}{\partial y^2} \right) \quad (7)$$

式中: H_f 为相变材料比焓, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1}$; c_{pf} 为相变材料的比定压热容, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$; k_f 为相变材料导热系数, $\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$ 。

多孔石墨能量方程表达式为

$$\rho_s c_{ps} (1 - \epsilon) \frac{\partial T_s}{\partial \tau} = k_s \left(\frac{\partial^2 T_s}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T_s}{\partial y^2} \right) \quad (8)$$

式中: ρ_s 为多孔石墨密度, $\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$; T_s 为多孔石墨温度, $^{\circ}\text{C}$; c_{ps} 为多孔石墨的比定压热容, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$ 。

基于上述控制方程,采用 Fluent 软件对数值模型进行求解。为确保数值计算结果不受网格密度影响,故开展了网格无关性验证。在热流密度为 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 的仿真工况下,以进行至 40 s 时刻的区域平均温度为指标,对不同网格密度下的计算结果进行比较,具体的验证数据如表 2 所示。由表 2 可知,随着网格数量的增加,模拟结果逐渐趋于收敛。当网格数量从 2 600 增加至 3 900 时,平均温度的变化已小于 2%,这说明此时计算结果对网格密度的依赖性已基本消除。因此,本文选取第 3 套网格用于后续的模拟计算。

表 2 网格无关性验证

Table 2 Mesh independence verification

序号	网格数量	温度/ $^{\circ}\text{C}$	相对误差/%
1	1 300	23.2	-14.3
2	1 950	25.7	-5.2
3	2 600	26.8	-1.1
4	3 900	27.1	0.0

1.3 实验验证

为验证数值模型的准确性,搭建了如图 2 所示的相变冷却换热器实验测试模块。该模块尺寸为 $100 \text{ mm} \times 100 \text{ mm} \times 26 \text{ mm}$,由复合相变材料填充于透明亚克力腔体内,左右侧分别为冷板与陶瓷加热片。实验系统的热源侧采用陶瓷加热片,由直流电源驱动提供恒定热流。冷源侧连接低温冷却水循

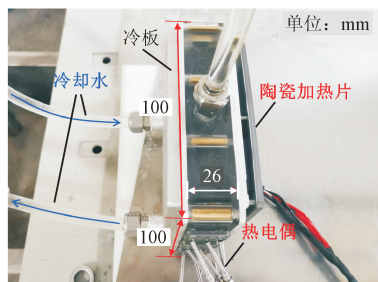


图 2 相变冷却换热器实验测试模块

Fig. 2 Experimental test module of phase change cooling heat exchanger

环系统,在实验初始阶段用于预冷操作。在模块的轴面布置 9 个 T 型热电偶,用于监测相变材料内部的温度变化。各热电偶通过高精度温度采集仪接入数据采集系统,实现温度的实时记录。

实验流程如下:

- (1) 启动温度采集设备,记录初始状态数据;
- (2) 启动冷却水系统,使模块整体温度稳定降至 9°C ;
- (3) 关闭冷却水回路,同时启动直流电源,维持恒定加热功率输入,热流密度保持在 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$;
- (4) 持续 40 s,采集 9 个热电偶的温度数据。

在保持初始温度与热流边界条件一致的前提下,基于建立的二维数值模型进行仿真,并将模拟结果与实验测得的温度数据进行对比验证。为便于评估整体的热响应趋势,选取相变材料中,轴面布置的 9 个热电偶温度数据,计算其时序平均温度,并绘制仿真过程中,平均温度变化曲线,结果如图 3 所示。可以看出,数值仿真与实验结果在整体趋势上吻合较好,偏差小于 8%,由此验证了数值模型在求解过程中的可靠性。

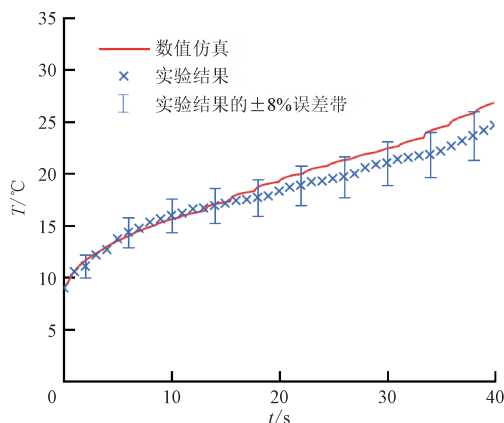


图 3 热流密度为 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时温度的数值仿真与实验结果对比

Fig. 3 Comparison between numerical simulation and experimental results for temperature at a heat flux of $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$

2 熔化过程模拟结果讨论

为了系统分析热流密度对相变冷却换热器中,复合相变材料熔化行为的影响,选取热流密度 q 分别为 $7, 9, 11 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 这 3 种热流边界条件,构建二维数值模型,开展熔化过程模拟。模拟时间 t 为 $0 \sim 50 \text{ s}$,且分别在 10、20、30、40、50 s 时绘制复合材料的温度分布与液化率分布,结果如图 4 所示。图中,

液化率为相变材料中,单元液相体积分数,其计算式为

$$f_l = \begin{cases} 0, & T < T_{ps} \\ \frac{H - H_s}{L}, & T_{ps} \leq T \leq T_{pl} \\ 1, & T > T_{pl} \end{cases} \quad (9)$$

式中, f_l 为液化率; H 为比焓, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1}$; H_s 为固相开始熔化时的焓值, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1}$; L 为相变潜热, $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1}$; T_{ps} 、 T_{pl} 分别为相变起始与终止温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

由图 4(a)可知,随着时间的推进,高温区域自热流输入端逐步向复合相变材料内部扩展。该扩散过程显著受到热流密度的影响,热流密度越高,温度梯度越大,热扩散速率越快,这导致温度场在短时间内的快速推进。以 50 s 时刻为例,3 种热流工况下材料内部的温度峰值明显不同。其中,在热流密度为 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时,最高温度为 56°C ;在热流密度为 $9 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时,最高温度为 70°C ;而在热流密度为 $11 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时,最高温度已上升至约 85°C 。由此可知,热流边界条件是主导相变冷却换热器,热响应速率与峰值温度水平的关键参数。进一步分析液化率分布,由图 4(b)可知,图中红色区域表示液相,

蓝色区域为固相。从整体趋势分析,液化区域始终由加热面向远端推进,呈现典型的单侧熔化特征。在热流密度为 $7 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 的工况下,熔化界面推进速度较慢,在 50 s 时仍存在未熔区域。在热流密度为 $11 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$ 的工况下,30 s 时,液相区域已显著扩展至复合相变材料中部,至 50 s 时,已经完全熔化。

由于多孔石墨具备远高于相变材料的导热系数,其在相变冷却换热器中构建了高效的热传导通道,显著提升了热扩散能力。热量可迅速由加热面传导至远离热源的区域。在温度和液化率分布图中,这一导热增强效应表现为等温线分布平滑,呈垂直于热流方向推进,且固-液相界面也呈现规则、连续的推进形态,沿厚度方向稳定扩展。该现象说明:相变冷却换热器中,复合相变材料的熔化过程主要受热传导机制控制,而非自然对流驱动,因此其界面推进行为不依赖于重力方向。尽管模型中引入了布西内斯克近似以求解浮升力的影响,但模拟结果却显示相变界面始终保持与热流方向垂直的平直形态,未出现自然对流导致的界面倾斜。这表明高导热多孔骨架显著增强了整体传热能力,其热传导作用远大于液相区域的自然对流作用。

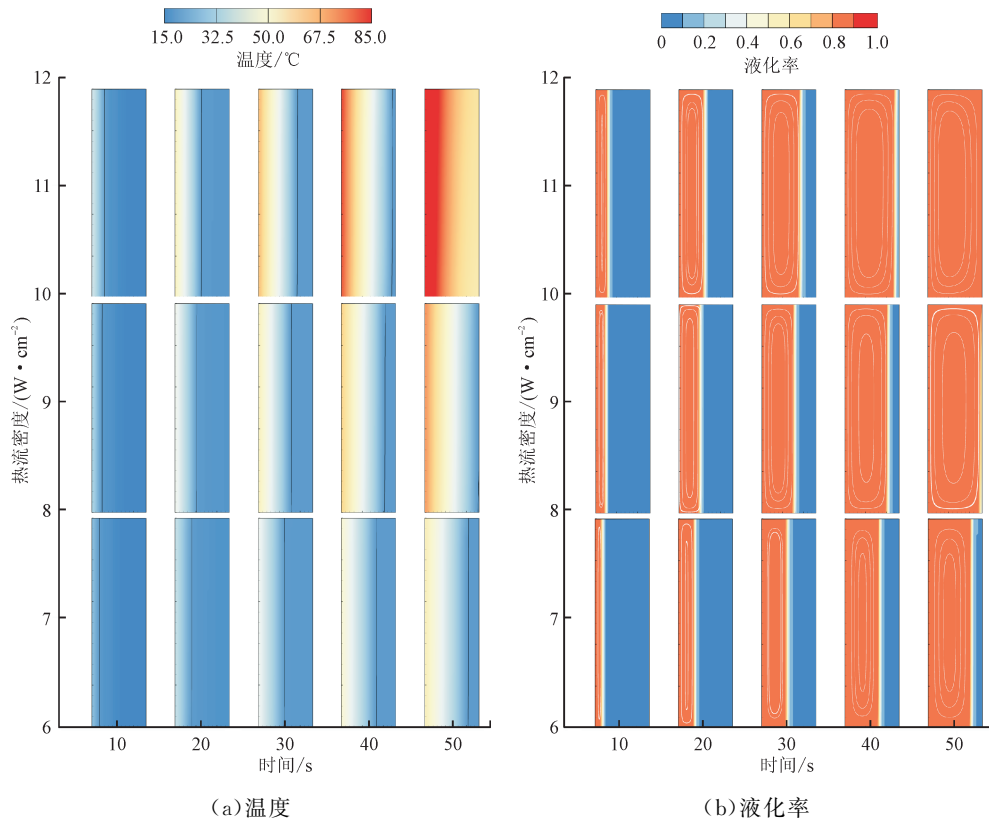


图 4 相变冷却换热器温度和液化率变化云图

Fig. 4 Temperature and liquid faction contours for phase-change cooling heat exchangers

3 基于神经网络的降阶预测模型设计

3.1 降阶预测模型框架

基于前述的数值模拟结果,构建了用于降阶建模的数据集,并开展温度场与液化率场的降阶预测研究。所建立的本征正交分解(POD)-前馈神经网络(FNN)降阶预测模型的整体框架如图 5 所示。

首先,在热流密度分别为 7、9、11 W·cm⁻² 的 3 种工况下,提取仿真时间为 1~50 s,时间步长为 1 s 的模拟结果,分别构建温度场矩阵与液化率场矩阵。每个时间步均对应一个维度为 2 600 的场变量矩阵。3 种热流工况在 50 个时间步内共获得 150 个时间快照样本。每个样本对应一个完整的温度场和液化率场分布,用于构建 POD 基并训练神经网络预测模态系数。

其次,利用正交基模态分解方法对原始数据矩阵进行奇异值分解,分解式为

$$\mathbf{M} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (10)$$

式中: $\mathbf{M}$ 为原始数据矩阵,其维度为 $m \times n$,其中 m 为网格点数, n 为样本数; $\mathbf{U}$ 为左奇异值矩阵,其列向量为 POD 模态; $\mathbf{S}$ 为奇异值矩阵; $\mathbf{V}$ 为右奇异值矩阵。 $\mathbf{S}\mathbf{V}^T$ 组成系数矩阵。

为实现有效降阶,保留主要特征信息,提取前 r

个主模态,构建低维模型。每组场变量可通过对应的模态系数表征,模态系数的计算式为

$$\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_r] \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}$ 为模态系数向量; α 为模态数;下标 i 表示第 i 个 POD 模态;下标 r 表示保留的 POD 模态数。

POD 模态按奇异值大小排序,前 r 个模态累计能量占比的计算式为

$$\eta_r = \frac{\sum_{i=1}^r \sigma_i^2}{\sum_{i=1}^n \sigma_i^2} \quad (12)$$

式中: σ_i 为奇异值,反映各模态对应的能量强度系数; η_r 为模态累积能量比。对原始分解结果进行截断后,分解矩阵分别记为 $\mathbf{U}_r$ 、 $\mathbf{S}_r$ 和 $\mathbf{V}_r$ 。

最后,采用激活函数为 Sigmoid 的前馈神经网络,构建从输入条件(热流密度、时间)到模态系数的非线性映射函数,通过训练实现对未知工况下模态系数的准确预测。重构场通过模态叠加得出,并通过计算得到完整的预测温度场或液化率场,计算式为

$$\hat{\mathbf{M}} = \boldsymbol{\alpha}' \boldsymbol{\varphi} \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{M}}$ 为预测重构物理场矩阵; $\boldsymbol{\alpha}'$ 为预测模态系数矩阵; $\boldsymbol{\varphi}$ 为保留的 POD 模态矩阵。

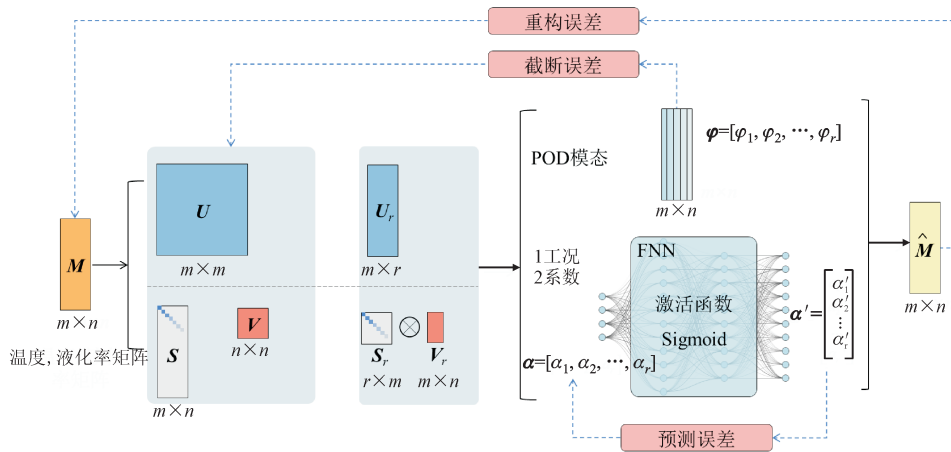


图 5 基于神经网络的降阶预测模型框架

Fig. 5 Framework of reduced-order prediction model based on neural network

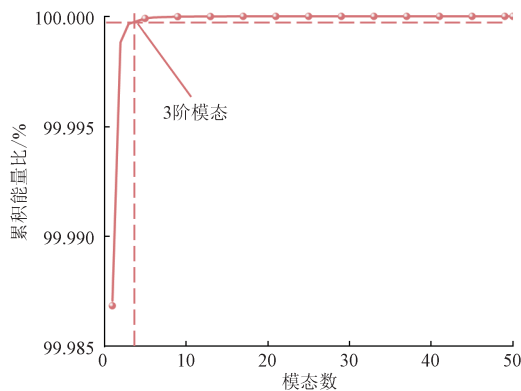
3.2 模型降阶

采用截断 POD 方法对原始数据进行降阶处理。在 POD 分解获得 1 组正交模态后,通过舍弃能量贡献极小的高阶模态,仅保留前 r 个主要模态,用以构建低维子空间。为了实现降阶建模信息的保真性,模态保留数量的选取需满足的计算式为

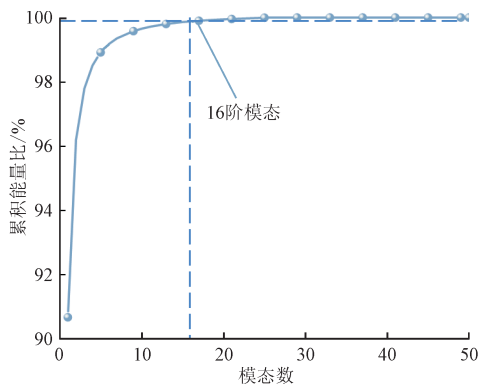
$$\eta_r = \frac{\sum_{i=1}^r \sigma_i^2}{\sum_{i=1}^n \sigma_i^2} \geq 99.999\% \quad (14)$$

图 6 展示了 POD 分解过程中,相变冷却换热器温度场与液化率场的累计能量比,随模态数的变化关系,用以量化各阶模态对原始场变量重构能力的

贡献。2 种场变量的累积能量比均表现出明显的衰减特性,即主要能量集中在少数前导模态中。温度场的能量谱衰减速度较快,仅前 3 个模态即可捕捉超过 99.999% 的系统能量,这说明温度分布在空间上的变化呈现出典型的低秩特征。这种特性归因于热传导为主导机制下,温度场的空间演化相对平滑、稳定,易于被 1 组正交基紧凑表征。相比之下,液化率场的模态能量衰减相对缓慢,呈现更强的高阶成分贡献。当模态数为 16 时,液化率的累计能量比才达到 99.999%,这说明相较温度场,液化率分布具有更复杂的空间非线性特征。固-液混合区域边界变化剧烈,呈现明显的尖锐梯度,使得 POD 在重构该场时需引入更多高阶模态以捕捉精细特征。



(a) 复合相变材料温度



(b) 复合相变材料液化率

图 6 累积能量比随模态数的变化

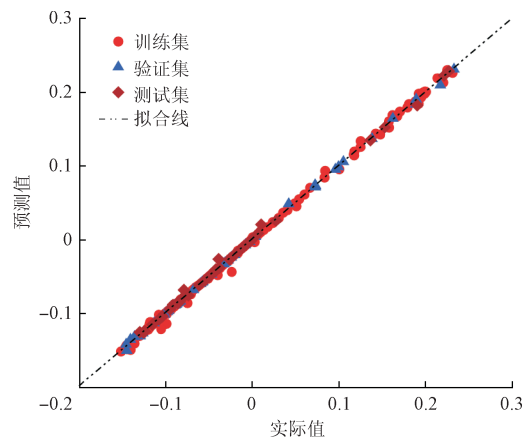
Fig. 6 Variation of cumulative energy ratio with the mode number

3.3 模型降阶

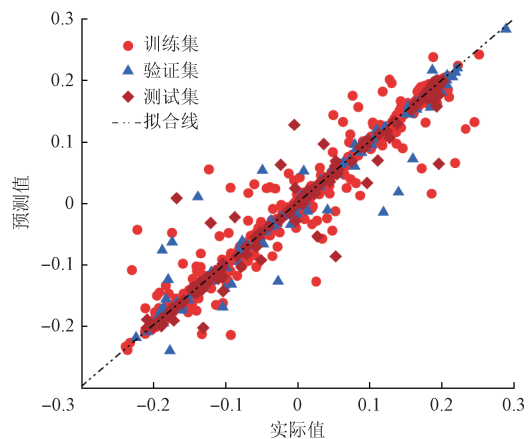
为实现降阶模型的快速响应预测,构建了 2 组前馈神经网络,分别用于预测温度模态系数与液化率模态系数。两组网络的输入均为热流边界条件与时间,输出为截断 POD 后得到的主模态系数向量,对应于温度场与液化率场的低维表示,输出维度分

别为 3 和 16。神经网络均采用 3 层隐藏层结构,节点数依次为 30、50、30。数据集按 70%、15%、15% 的比例划分为训练集、验证集和测试集。网络训练采用利文贝格-马夸特(LM)反向传播算法。相较于自适应矩估计或最速下降梯度等一阶梯度算法,LM 算法利用二阶导数信息,在处理本文所述的中小规模数据集的非线性函数逼近任务时,具备更快的收敛速度与更高的稳健性^[26]。

神经网络性能评估采用均方误差(MSE)与决定系数(R^2)2 个指标^[27]。图 7 展示了训练集、验证集与测试集中,神经网络对温度模态系数与液化率模态系数的预测结果与真实值的对比。



(a) 温度模态系数预测



(b) 液化率模态系数预测

图 7 神经网络预测结果

Fig. 7 Neural network prediction results

温度预测结果高度拟合, R^2 为 0.999,MSE 达到 9.3508×10^{-6} ,散点紧密分布在拟合线两侧,这说明网络具备极高的拟合精度。液化率预测精度相对较弱, R^2 为 0.952,均方误差为 0.000 46,存在散点离散,但整体仍呈现较强相关性,这说明神经网络

基本能够捕捉液化率模态系数中的非线性映射关系。液化率预测精度略低的原因在于其高维输出(16维模态系数)包含更复杂的非线性特征,训练难度更高。此外,液化率本身受微小扰动的敏感性更强,导致部分高阶模态的拟合稳定性下降。

4 降阶模型性能评估

4.1 温度和液化率预测结果分析

为验证所建立的 POD-FNN 降阶预测模型在实际工况下的重构能力,选取在热流边界条件为 $10 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$, 时间为 15 s 的工况下,对温度场和液化率场进行分布重构。与原始数值模拟结果进行了逐点对比,图 8 展示了仿真结果、预测结果及其对应

的绝对误差分布图。由图 8(a)可知,在温度预测方面,降阶模型较好地再现了由热源侧向冷端扩散的温度分布特征。预测值与数值仿真结果高度一致,最大误差为 $0.6 \text{ }^{\circ}\text{C}$,主要分布在相变界面附近。该区域内,温度梯度剧烈变化,属于高非线性区域,神经网络预测存在一定的精度衰减,但整体误差仍控制在合理范围内。图 8(b)进一步验证了液化率预测的准确性。相变界面的空间位置与形态均被较为准确地捕捉,预测值与仿真结果高度重合,最大误差约为 0.08 ,误差集中分布于固-液相界面区域,与高阶模态截断误差及液化率的强非线性相关。液化率场的降阶预测也能较好地还原复杂的相变界面演化行为。

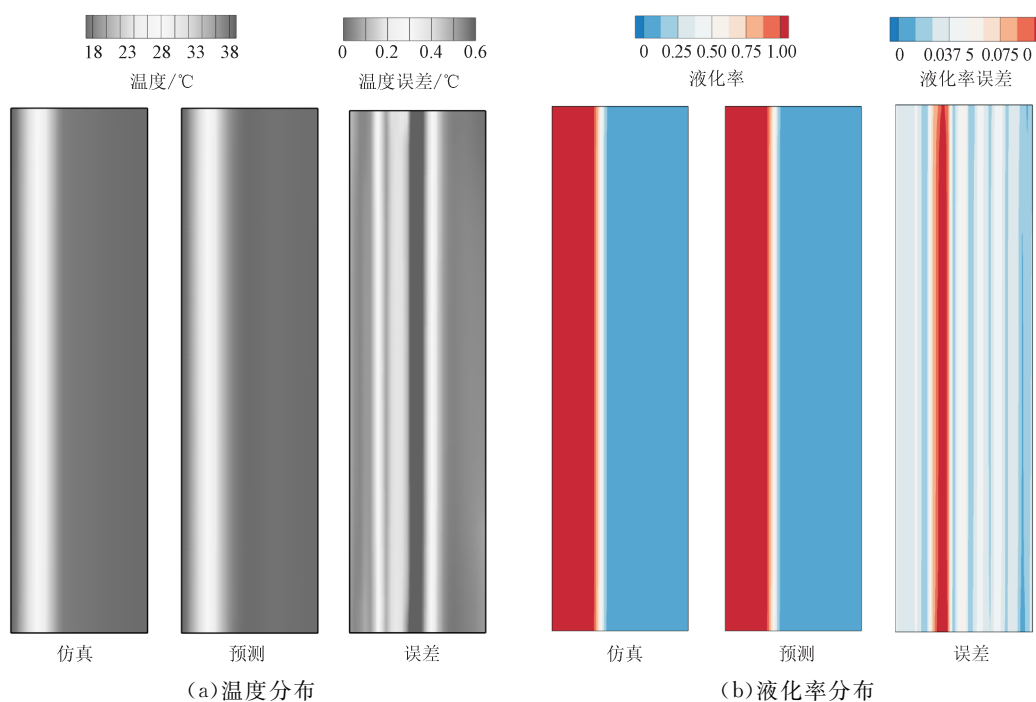


图 8 降阶预测与数值结果对比($q=10 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$, $\tau=15 \text{ s}$)

Fig. 8 Comparison between reduced-order prediction and numerical simulation ($q=10 \text{ W} \cdot \text{cm}^{-2}$, $\tau=15 \text{ s}$)

需要指出的是,温度场作为连续场变量,其空间变化规律性较强,因而更易于通过低维模态与神经网络建模捕捉。而液化率场中,固-液相变过程的非线性强,对模型鲁棒性提出更高要求。

4.2 降阶预测模型预测效果比较

为评估降阶预测模型在应用中的计算优势,对比了第 2 节多工况下,完整数值模型与 POD-FNN 降阶模型的存储需求与计算耗时,结果如图 9 所示。数值仿真与降阶预测均在 AMD EPYC 9654 (3.70 GHz)平台上完成。在数据存储方面,完整数值仿真需记录全场温度与液化率矩阵随时间变化的

结果,生成的数据体量约为 10 GB 。降阶模型仅需存储主模态矩阵与少量模态系数,整体数据压缩至 100 MB 以内,显著减少了存储资源消耗。在计算效率方面,数值模拟依赖密集网格的求解与瞬态时间的推进,在 32 核并行下完成变工况仿真需 12 h 。相比之下,POD-FNN 模型仅用 1.23 s 完成对应工况预测。尽管 POD-FNN 降阶预测模型在计算效率与精度方面表现优异,但其仍存在一定的局限性。该模型依赖高质量的数值仿真数据作为训练集,所构建的神经网络预测能力建立在对已有工况范围内的充分学习之上。

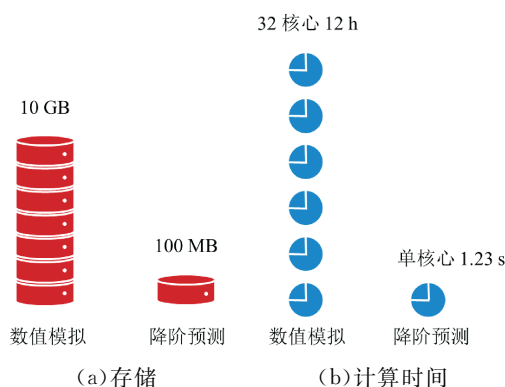


图9 存储和计算时间的对比

Fig. 9 Comparison of storage and computation time

为进一步评估模型性能,将 POD-FNN 模型与传统的 POD-插值 (POD-I) 模型进行了对比^[28]。POD-I 模型采用插值方法直接对模态系数进行时间推进。对比结果表明,在相同截断模态数下,POD-I 模型对温度场和液化率场的模态系数预测均方误差分别为 1.2×10^{-4} 和 3.5×10^{-2} ,均高于 POD-FNN 模型的预测均方误差。这是由于相变过程存在显著的非线性特征,传统插值方法难以准确捕捉模态系数在相变点附近的剧烈变化,而神经网络表现出了更优越的非线性拟合能力。在计算效率方面,两者在线重构时间均在秒级。

5 结 论

本文围绕相变冷却换热器在瞬态热流条件下的熔化过程,提出了一种结合 POD 与 FNN 的降阶建模与预测方法,得到如下主要结论。

(1) 多孔结构对热传导路径具有显著增强作用,液化界面呈稳定推进,重力方向对界面形态影响较小,表现出以导热为主的熔化行为。

(2) 在 POD 分解过程中,温度场模态能量集中度极高,仅 3 阶模态即可保留主要特征,而液化率分布的能量分布更分散,需保留更多模态以捕捉复杂的固液相边界变化。

(3) 尽管 POD-FNN 模型的构建需预先消耗计算资源以生成高保真计算流体动力学训练集并完成离线训练,但这一前期投入使得模型在在线应用阶段具备了极高的效率。该模型在多维输入输出条件下实现了秒级预测,且重构后温度最大误差为 0.6°C ,液化率最大误差为 0.08。

参考文献:

[1] 刘政,黄业平,颜冠军,等. 高功率载荷卫星供电电

系统安全性设计及在轨验证 [J]. 电工技术, 2024(7): 90-92.

LIU Zheng, HUANG Yeping, YAN Guanjuan, et al. EPSS safety design and on-orbit verification of a high power load satellite [J]. Electric Engineering, 2024(7): 90-92.

[2] 肖玉麒,曾轶,范利武,等. 大功率短时加热条件下相变储能式热沉瞬态性能及其优化的实验研究 [J]. 工程热物理学报, 2014, 35(3): 533-537.

XIAO Yuqi, ZENG Yi, FAN Liwu, et al. An experimental study of transient performance and its improvement of a phase change heat storage-based heat sink under high-power pulsed heating [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2014, 35(3): 533-537.

[3] SUN Xiaoqin, ZHANG Quan, MEDINA M A, et al. A study on the use of phase change materials (PCMs) in combination with a natural cold source for space cooling in telecommunications base stations (TBSs) in China [J]. Applied Energy, 2014, 117: 95-103.

[4] GE Ruihuan, LI Qi, LI Chuan, et al. Evaluation of different melting performance enhancement structures in a shell-and-tube latent heat thermal energy storage system [J]. Renewable Energy, 2022, 187: 829-843.

[5] ZUO Hongyang, ZHOU Yuan, WU Mingyang, et al. Development and numerical investigation of parallel combined sensible-latent heat storage unit with intermittent flow for concentrated solar power plants [J]. Renewable Energy, 2021, 175: 29-43.

[6] ALI H M, ARSHAD A, JABBAL M, et al. Thermal management of electronics devices with PCMs filled pin-fin heat sinks: a comparison [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2018, 117: 1199-1204.

[7] 王领华,刘欣,王海英,等. 高效相变蓄热装置结构设计及试验研究 [J]. 航天器环境工程, 2017, 34(6): 667-671.

WANG Linghua, LIU Xin, WANG Haiying, et al. Structure design and experimental research of a high efficiency phase change heat storage device [J]. Spacecraft Environment Engineering, 2017, 34(6): 667-671.

[8] 武德勇,高松信,曹宏章,等. 高功率二极管激光器相变冷却技术 [J]. 强激光与粒子束, 2013, 25(11): 2799-2802.

WU Deyong, GAO Songxin, CAO Hongzhang, et al. Phase transition cooling techniques for high power diode laser [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2013, 25(11): 2799-2802.

[9] 代建龙,李果,曹一通,等. 多孔金属泡沫强化石蜡相变蓄热性能 [J]. 储能科学与技术, 2024, 13(11):

- 3764-3771.
- DAI Jianlong, LI Guo, CAO Yitong, et al. Enhancing phase change heat storage performance of paraffin using porous metal foam [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13(11): 3764-3771.
- [10] XU Yang, ZHENG Zhangjing, CHEN Song, et al. Parameter analysis and fast prediction of the optimum eccentricity for a latent heat thermal energy storage unit with phase change material enhanced by porous medium [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 186: 116485.
- [11] ZHANG Zhaoli, ZHANG Nan, YUAN Yanping, et al. Investigations on transient thermal performance of phase change materials embedded in metal foams for latent heat thermal energy storage [J]. *International Journal of Energy Research*, 2021, 45(15): 20763-20782.
- [12] TIAN Wei, DANG Shuo, LIU Gang, et al. Thermal transport in phase change materials embedded in metal foam: evaluation on inclination configuration [J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 33: 102166.
- [13] 杨斌, 于祥京, 郑洋, 等. 管壳式相变储能换热器翅片优化模拟分析 [J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(4): 1394-1412.
- YANG Bin, YU Xiangjing, ZHENG Yang, et al. Numerical analysis of fin optimization for a shell-and-tube phase change energy storage heat exchanger [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(4): 1394-1412.
- [14] 张云峰, 张学文, 钟威, 等. 石蜡与低熔点合金双级联相变材料强化板翅式散热器换热性能的数值模拟 [J]. *储能科学与技术*, 2024, 13(5): 1460-1470.
- ZHANG Yunfeng, ZHANG Xuwen, ZHONG Wei, et al. Numerical simulation of heat transfer performance of plate-fin radiator reinforced with double cascade phase change material of paraffin and low melting point alloy [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13(5): 1460-1470.
- [15] 赖柄竹, 潘文彬, 李玲, 等. 超重力下相变材料熔化过程的数值模拟 [J]. *海军航空工程学院学报*, 2020, 35(1): 135-140.
- LAI Bingzhu, PAN Wenbin, LI Ling, et al. Numerical simulation of the influence of hypergravity on the melting process of a phase change material [J]. *Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University*, 2020, 35(1): 135-140.
- [16] 麻才新, 盛强, 童铁峰. 一种空间相变换热器热设计与仿真分析及其改进 [J]. *空间科学学报*, 2018, 38(3): 409-417.
- MA Caixin, SHENG Qiang, TONG Tiefeng. Thermal design and simulation of a space phase change heat exchanger [J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2018, 38(3): 409-417.
- [17] 张靖驰, 盛强, 任维佳, 等. 微重力条件下泡沫复合相变材料蓄热装置数值仿真 [J]. *空间科学学报*, 2016, 36(3): 336-343.
- ZHANG Jingchi, SHENG Qiang, REN Weijia, et al. Numerical simulation of thermal storage device of foam composite phase change material in microgravity [J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2016, 36(3): 336-343.
- [18] 柴进, 王军, 倪奇强. 纳米颗粒协同肋片强化相变材料传热性能试验 [J]. *储能科学与技术*, 2022, 11(10): 3161-3170.
- CHAI Jin, WANG Jun, NI Qiqiang. Experiment on heat transfer performance of phase change materials strengthened by nanoparticles and fins [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2022, 11(10): 3161-3170.
- [19] 张浩, 王姣, 马挺, 等. 超重条件下泡沫石墨-石蜡相变传热实验研究 [J]. *化工学报*, 2021, 72(9): 4523-4530.
- ZHANG Hao, WANG Jiao, MA Ting, et al. Experimental investigation on phase change heat transfer of paraffin composited with porous graphite under supergravity [J]. *CIESC Journal*, 2021, 72(9): 4523-4530.
- [20] 张嘉杰, 屈治国. 金属泡沫中填充石蜡的相变换热特性实验研究 [J]. *工程热物理学报*, 2017, 38(7): 1441-1446.
- ZHANG Jiajie, QU Zhiguo. Experimental study on the heat transfer of metal foam filled in paraffin [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2017, 38(7): 1441-1446.
- [21] 杨佳霖, 杜小泽, 杨立军, 等. 泡沫金属强化石蜡相变蓄热过程可视化实验 [J]. *化工学报*, 2015, 66(2): 497-503.
- YANG Jialin, DU Xiaoze, YANG Lijun, et al. Visualized experiment on dynamic thermal behavior of phase change material in metal foam [J]. *CIESC Journal*, 2015, 66(2): 497-503.
- [22] 寇家庆, 张伟伟. 动力学模态分解及其在流体力学中的应用 [J]. *空气动力学报*, 2018, 36(2): 163-179.
- KOU Jiaqing, ZHANG Weiwei. Dynamic mode decomposition and its applications in fluid dynamics [J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2018, 36(2): 163-179.
- [23] 申正精, 马登学, 李仁年, 等. 基于 POD/DMD 降阶模型的离心泵蜗壳内非稳态流动分析 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2024, 45(10): 1974-1982.

- SHEN Zhengjing, MA Dengxue, LI Rennian, et al. Analysis of unsteady flows in the volute casing of a centrifugal pump based on POD/DMD reduced order models [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(10): 1974-1982.
- [24] 刘鹏寅, 陈进格, 沈昕, 等. 深度动态失速流场的 DMD 分析 [J]. 太阳能学报, 2018, 39(9): 2477-2485.
- LIU Pengyin, CHEN Jinge, SHEN Xin, et al. DMD analysis of flow field under deep dynamic stall condition [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2018, 39(9): 2477-2485.
- [25] 张嶽, 杨青青, 唐也婷, 等. 基于 POD 和 DMD 的 60°交叉管绕流分析 [J]. 船舶力学, 2024, 28(3): 400-408.
- ZHANG Qin, YANG Qingqing, TANG Yeting, et al. Analysis of flow past two circular cylinders crossing in 60 degrees based on POD and DMD [J]. Journal of Ship Mechanics, 2024, 28(3): 400-408.
- [26] HAGAN M T, MENHAJ M B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.
- [27] CHICCO D, WARRENS M J, JURMAN G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation [J]. PeerJ Computer Science, 2021, 7: e623.
- [28] HAN Zeran, CAI Yulin, LI Nianqi, et al. Study on temperature prediction method of electron collector based on reduced-order model [J]. ASME Journal of Heat and Mass Transfer, 2026, 148(1): 011501.
- (编辑 刘懿莹)