

文章编号:0253-4339(XXXX)XX-0001-10

doi: 10.12465/issn.0253-4339.20260424001

管翅式相变蓄冷器瞬态释冷代理预测

韩瀚¹ 陈良¹ 李云凯² 陈双涛³ 侯予⁴

(1 西安交通大学能源与动力工程学院 西安 710049;

2 高能高功率脉冲电源全国重点实验室(西安交通大学) 西安 710049)

摘要 面向短时高热负荷热管理系统轻量化与实时控制需求,针对传统数值模拟难以兼顾机理解析与在线预测效率的问题,本文开展了管翅式相变蓄冷器瞬态释冷性能预测研究。构建了基于焓-孔隙率法的管外相变材料三维非稳态模型与管内制冷剂一维瞬态流动模型,并建立三维-一维双向热耦合求解框架,以揭示蓄冷器内相变传热与沿程压降耦合作用下的瞬态响应规律。结果表明:在典型工况下,蓄冷器80 s工作周期内平均传热功率为88.29 kW;随着相变过程推进,液相层增厚导致传热热阻增大,装置传热能力持续衰减;80 s时管内沿程压降接近0.3 MPa,高压降诱导的饱和温度下降是出口温度出现非单调拐点的主要原因。为实现快速性能预测,进一步构建了经粒子群算法优化并嵌入输运延迟判据与热力学一致性约束的极端梯度提升代理模型。预测结果表明,该模型在独立测试集上对出口压力、出口焓值、相变材料平均温度的决定系数均高于0.98,物理输运延迟判据可使制冷剂出口温度预测的均方根误差从1.214 °C降至0.580 °C。该方法可为相变蓄冷系统快速性能评估与系统级模型预测控制提供技术支撑。

关键词 相变蓄冷器;机器学习;代理模型;性能预测

中图分类号: TB61[†]1;TK11;TP181

文献标识码: A

Surrogate Prediction of Transient Discharging Performance of a Fin-and-Tube Phase Change Cold Storage Unit

Han Han¹ Chen Liang¹ Li Yunkai² Chen Shuangtao Hou Yu

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. National Key Laboratory for High Energy Pulsed Power(Xi'an Jiaotong University), Xi'an 710049, China)

Abstract To meet the demands of lightweight design and real-time control in short-duration, high-heat-load thermal management systems, this study investigated the transient discharge performance of a fin-and-tube phase-change cold storage unit to address the limitations of conventional numerical simulations in simultaneously providing physical insight and online prediction efficiency. First, a three-dimensional transient model for the external phase change material based on the enthalpy-porosity method and a one-dimensional transient flow model for the internal refrigerant were established. A coupled three-dimensional/one-dimensional bidirectional thermal framework was developed to reveal the transient response of the cold storage unit under the combined effects of phase-change heat transfer and along-tube pressure drop. The results show that, under typical operating conditions, the average heat transfer rate reaches 88.29 kW over an 80 s operating period. As the phase change proceeds, the thickened liquid layer increases thermal resistance and continuously weakens the heat transfer capacity of the unit. At 80 s, the along-tube pressure drop approaches 0.3 MPa, and the pressure-drop-induced decrease in saturation temperature is identified as the primary cause of the non-monotonic inflection in the outlet temperature. To enable rapid performance prediction, a particle swarm optimization Extreme Gradient Boosting surrogate model embedded with a transport delay criterion and thermodynamic consistency constraints was developed. The prediction results show that the coefficients of determination for the outlet pressure, outlet enthalpy, and average phase change material temperature of the independent test set exceed 0.98. Crucially, the transport delay criterion reduces the root mean square error of the refrigerant outlet temperature prediction from 1.214 °C to 0.580 °C, providing technical support for the rapid performance evaluation of phase-change cold storage systems and system-

收稿日期:2026-04-24;修回日期:2026-05-14;录用日期:2026-05-23

责任编辑:王亚薇

基金项目:国家自然科学基金(52176020)资助项目。(The project was supported by the National Natural Science Foundation of China (No.52176020).)



移动阅读

level model predictive control.

Keywords phase change cold storage unit; machine learning; surrogate model; performance prediction

在高热负荷、高密度热管理系统中,热源工况常呈现瞬态波动与热冲击特征,制冷设备需要在百秒量级内承担 $10^4\sim 10^5$ W量级的短时释冷负荷。若换热器与制冷回路按峰值热负载进行设计,一般会导致系统质量与能耗上升,并加剧泵、压缩机等部件的瞬时调节压力^[1]。相比之下,基于潜热储能的相变蓄冷技术可在热负载高峰期吸收热量、低谷期释放热量,实现“削峰填谷”,有望在满足温控约束的同时降低系统冗余设计需求与瞬时冲击风险^[2]。

相变蓄冷的关键在于相变材料(phase change material, PCM)在相变温区内实现高能量密度储冷与释冷。低温工况下,有机相变材料具有相变温度范围可调、化学稳定性好、过冷度小、循环性能优异、无腐蚀性等显著优势^[3],在建筑节能^[4]与低温储能^[5]等领域得到了广泛应用,但其固有导热系数较低,限制了系统响应速度,因此需要强化传热结构以提升装置功率密度^[6]。现有强化路径主要包括材料改性与结构强化2类,其中结构强化(如热管、翅片等)因工艺成熟、成本较低、可实现整体传热能力提升而被广泛采用^[7]。在结构强化蓄冷器中,石蜡主要承担潜热储能功能,快速传热则依赖铜管-铝翅片结构强化实现。

目前,针对翅片式相变储热单元的研究主要基于实验测试与数值模拟。然而,实验研究受限于高昂的经济成本与漫长的周期,难以支撑大型装置的快速迭代设计^[8];计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)模拟虽能揭示复杂的流热耦合机理,但其庞大的计算负荷难以满足系统级在线预测与参数全局寻优中大量迭代计算的需求^[9]。为解决计算精度与效率的制约问题,基于机器学习的数据驱动方法被广泛引入热科学领域,通过构建低成本代理模型逼近复杂的物理场映射关系,以替代高耗时的数值求解过程^[10]。代理模型的快速推理能力可降低迭代计算成本,为启发式优化算法在储能结构与运行策略优化中的应用提供支撑^[8]。

本文构建了面向短时释冷过程的管翅式相变蓄冷器三维—维瞬态耦合数值模型。该模型采用壁面温度-热流双向耦合策略,实现了装置内相变演化、传热过程及管内工质状态沿程分布的协同求解。通过仿真计算分析了释冷过程中换热性能衰减及出口状态变化的主要原因。为满足实时预测需求,构建了粒子群算法优化的“极端梯度提升”代理模型,

并引入分组交叉验证机制以规避时序数据泄露风险;进一步引入输运延迟判据与热力学一致性约束,提高代理模型预测结果的物理合理性。

1 物理模型与数值计算方法

1.1 物理模型

本文研究对象为管翅式相变蓄冷器短时释冷过程。图1所示为管翅式相变蓄冷器结构,该装置核心采用铜管-铝翅片换热结构,翅片间隙内填充石蜡作为相变材料。制冷剂R134a作为管内工质,经管壁和翅片向管外PCM放热,驱动PCM熔化并实现冷量释放。表1所示为蓄冷器总体尺寸。本研究采用的相变材料为石蜡C16,其物性如表2所示,其中密度取固相液相平均值。

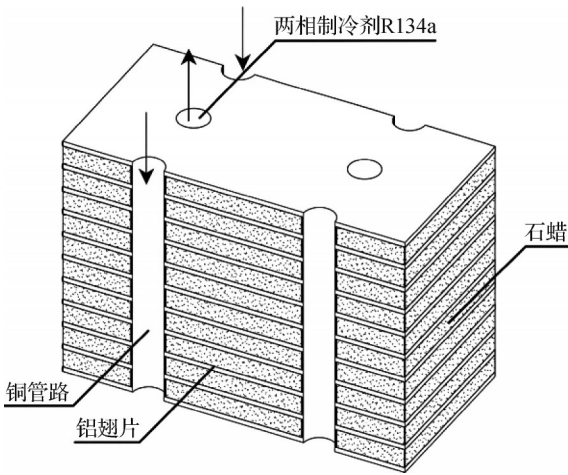


图1 管翅式相变蓄冷器结构
Fig.1 Fin-and-tube phase change cold storage unit

表1 管翅式相变蓄冷器结构参数
Tab.1 Structural parameters of the fin-and-tube phase change cold storage unit

参数	数值
管路外径/mm	7
管路内径/mm	6.5
管路长度/mm	600
单层换热器孔中心距/mm	21
单层换热器孔排数	16
层间管间距/mm	12.7
换热器总层数	18
翅片厚度/mm	0.105
翅片中心距/mm	2

表2 相变材料石蜡 C16 的物性参数^[11]

 Tab.2 Thermophysical properties of paraffin C16 as the phase change material^[11]

参数	数值
熔点/°C	18
比热容/[J/(kg·K)]	2 200
导热系数/[W/(m·K)]	0.2
潜热/(J/kg)	228 000
密度/(kg/m ³)	880

1.2 数值模型与控制方程

1.2.1 三维数值仿真模型

考虑到换热器内部结构的周期性与对称性,以及单排管道上流体温降较小、可近似认为管壁热流均匀的特点,本文选取单层管束上单个翅片及其附近区域的1/4作为特征计算单元,如图2所示。

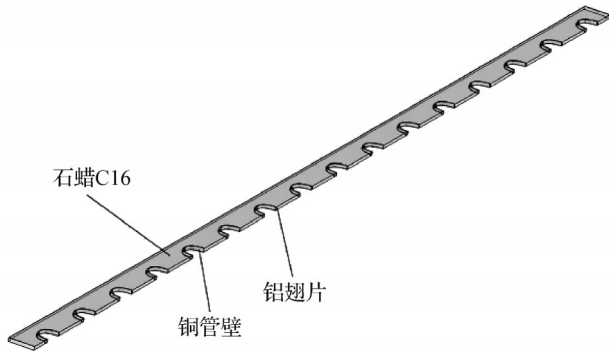


图2 特征计算单元

Fig.2 Representative computational unit

为进一步简化物理模型并建立数理方程,本文基于实际工况作如下合理假设^[12]:

1) 流体侧假设。将管内流体流动视为一维流动;当流体处于两相流动状态时,假设气液两相均匀混合,并忽略流体的径向及轴向导热。

2) 相变侧假设。鉴于翅片间距较小,PCM内部黏性力占主导地位,自然对流对传热的影响相对有限,忽略PCM的自然对流;同时忽略PCM在固液相变过程中的体积变化。

3) 耦合与边界假设。3D区域与1D区域通过传热关联式计算所得热流量进行实时耦合;换热器外部边界视为绝热条件,假设每排管道的管壁热流密度均匀分布。

1.2.2 管外相变材料侧数值模拟方法

针对管外PCM的熔化与凝固过程,本文基于ANSYS Fluent平台,采用焓-孔隙率法进行三维非稳态数值求解。该方法通过引入液相分数来表征相变

界面的演化,避免了对固液界面的显式追踪。模型将固液共存的糊状区视为多孔介质,其孔隙率随液相分数的降低而减小,当材料完全凝固时,孔隙率与流速均降为零^[13]。

在能量方程的构建中,材料总焓定义为显焓与潜热之和,其中潜热量由液相分数与材料熔化潜热的乘积决定。基于此,描述PCM相变传热过程的能量守恒方程可表示为:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho H) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} H) = \nabla \cdot (k \nabla T) + S \quad (1)$$

式中: t 为时间,s; ρ 为相变材料密度,kg/m³; H 为相变材料比焓,J/kg; $\vec{v}$ 为流体速度,m/s; k 为导热系数,W/(m·K); T 为温度,K; S 为体积能量源项,W/m³。同时,在动量方程与湍流方程中引入了基于Carman-Kozeny公式导出的源项,以反映糊状区与固态区对流体流动的阻力作用,其中糊状区常数用于控制动量衰减幅值。

1.2.3 管内制冷剂侧数值模拟方法

管内制冷剂流动被简化为一维瞬态流动。考虑到制冷剂在冷凝过程中存在剧烈的物性变化,模型采用焓作为主要能量变量。将换热管沿流动方向划分为 N 个控制体,对每个控制体建立能量守恒方程:

$$\frac{\partial(\rho h)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u h)}{\partial z} = \frac{4}{D_{in}} q'' \quad (2)$$

式中: ρ 为制冷剂密度,kg/m³; h 为制冷剂比焓,J/kg; t 为时间,s; u 为制冷剂轴向流速,m/s; z 为轴向坐标,m; D_{in} 为管道内径,m; q'' 为管壁热流密度,W/m²。在数值实现上,采用显式有限差分格式进行离散求解。为保证数值稳定性,Fluent中的用户自定义函数(user-defined function, UDF)内部将Fluent的物理时间步长进一步细分为微时间步长。第 i 个节点在 $t + \Delta t$ 时刻的焓值 h_i^{n+1} 更新逻辑如下:

$$h_i^{n+1} = h_i^n + \frac{\Delta t}{\rho_i A \Delta z} [\dot{m}(h_{i-1}^n - h_i^n) - q_i'' \pi D_{in} \Delta z] \quad (3)$$

式中: i 为轴向控制体编号; n 为时间步编号; Δt 为微时间步长,s; ρ_i 为第 i 个控制体内制冷剂密度,kg/m³; A 为换热管流通截面积,m²; Δz 为控制体轴向长度,m; $\dot{m}$ 为制冷剂质量流量,kg/s; h_{i-1}^n 、 h_i^n 及 h_{i-1}^{n-1} 分别为第 i 个控制体下一时刻、当前时刻及其上游控制体当前时刻的比焓,J/kg; q_i'' 为第 i 个控制体的壁面热流密度,W/m²; D_{in} 为管道内径,m。基于更新后的焓值 h 和局部压力 p ,通过CoolProp数据拟合的物性函数动态计算流体的干度、温度及热物性参数。

为了准确预测管内两相流动的压降特性,特别

是高流速工况下的沿程阻力,本文选用 Friedel 关联式计算摩擦压降。该关联式适用于较宽的流体黏度比范围,并通过弗劳德数(Fr)和韦伯数(We)考虑表面张力影响^[14]。此外,模型结合 Rouhani-Axelsson 漂移通量模型计算空隙率,并进一步考虑了由于气液密度差引起的加速压降,以表征冷凝过程中密度变化引起的压力恢复现象。

在对流传热计算方面,针对两相冷凝区,采用了经典的 Shah 关联式。单相区则采用 Dittus-Boelter 公式进行计算。

1.2.4 三维—一维耦合求解策略

为实现管内制冷剂冷凝流动与管外 PCM 相变传热的耦合,本文基于 Fluent 用户自定义函数(UDF)构建了双向热耦合接口。该接口的核心机制在于壁面温度与热流密度的迭代更新:三维模型首先提取换热管壁面的面积加权平均温度,并将其作为边界条件传递至一维模型。一维模型根据当前的管内流体状态计算对流传热系数与流体温度,利用牛顿冷却定律求解壁面热流密度,并将其作为热源边界条件反馈至三维计算域。

1.3 模型设置与验证

1.3.1 工况设置与物性参数

本文选取额定释冷需求下的典型运行参数作为仿真工况。入口边界条件设定为:制冷剂 R134a 处于 38 °C 饱和气态,入口焓值为 418 550 J/kg,单管质量流量为 0.033 67 kg/s。石蜡 C16 的相变温度为 18 °C,蓄冷器初始温度设为 15 °C,初始液相率为 0。出口压力由一维管内流动模型结合沿程摩擦压降与加速压降计算得到,管外计算域外边界设为绝热边界,对称面采用对称边界条件,管壁处通过三维—一维耦合接口传递壁面温度与热流密度。

1.3.2 网格无关性验证

为消除离散化误差对数值模拟精度的影响,并确立最佳的空间分辨率以平衡计算成本与求解准确性,本文构建了 3 套不同密度的网格进行独立性验证。3 套网格的单元总数分别为 2 791 468、3 203 775 和 6 038 723。验证选取典型工况进行瞬态仿真,并以 $t=80$ s 时刻的关键热流体动力学参数作为监测指标。不同网格规模下的计算结果如表 3 所示。

计算结果表明,随着网格数量增加,数值解趋于收敛,说明网格无关性较好。以最精细的 603 万网格为基准,中等密度的 320 万网格在出口焓值与压力上的相对误差分别为 0.05% 和 0.02%。综合考量计算精度与资源消耗,本文最终选取 3 203 775 网格模型作为后续数值模拟的基准模型。

表 3 不同网格规模下的计算结果

Tab.3 Calculation results under different grid sizes

序号	网格单元数	制冷剂出口 温度/K	制冷剂出口 压力/Pa	制冷剂出口 焓值/(J/kg)
Grid 1	2 791 468	297.938	661 152	351 499
Grid 2	3 203 775	297.958	661 541	351 233
Grid 3	6 038 723	297.964	661 674	351 049

1.3.3 数值模型验证

为验证三维—一维耦合数值方法的准确性,本文选取文献^[15]中管翅式相变蓄冷器实验结果作为对比基准。验证算例按文献中的结构尺寸、PCM 物性、初始条件和入口工况建立,其中相变材料为摩尔比为 73:27 的癸酸(decanoic acid, DA)—月桂酸(lauric acid, LA)共熔脂肪酸,管内工质为 R134a。

换热流体出口温度是评价蓄冷器释冷特性的关键指标,其仿真值与实验值的对比如图 3 所示。结果显示,两者吻合度良好,平均绝对误差为 0.988 K,最大误差为 1.972 K。仿真温度略高于实验值,主要与模型中忽略液相 PCM 自然对流有关。综上,本文数值方法能够较好描述管翅式相变蓄冷器的释冷传热过程。

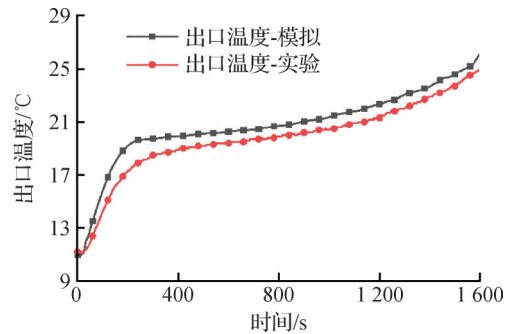


图 3 验证算例中换热流体出口温度模拟值与实验值对比^[15]

Fig.3 Comparison of simulated and experimental outlet temperatures in the validation case^[15]

2 基于物理约束的机器学习代理模型构建

2.1 数据库构建与数据预处理

为表征相变蓄冷器在不同边界条件下的动态响应,本文采用混合采样策略构建数值模拟数据库。首先利用全因子网格设计覆盖参数边界及主要水平,随后采用随机采样填充参数空间内部。基于相变蓄冷器的物理机制与热力循环特性,确定输入特征向量,其中包含制冷剂入口流量、入口焓值、入口温度及系统运行时间;输出目标向量包括出口压力、出口焓值、相变材料熔化率及平均温度。

为了明确数据驱动模型的有效适用域,并保证预测结果在工程应用中的可靠性,本研究严格界定了原始数据的采集范围。模型训练数据的输入特征向量区间如表4所示。

由三维—一维耦合数值模型生成的数据经清洗

表4 模型训练数据的输入特征向量区间

Tab.4 Ranges of input feature vectors for the model training data

参数	适用范围
运行时间 t/s	0~80
入口温度 $T_{in}/^{\circ}C$	30.0~38.0
质量流量 $\dot{m}/(kg/s)$	0.020~0.040
入口焓值 $h_{in}/(J/kg)$	241 720~418 550

后,共包含37个独立工况、59 237条时间序列数据。在数据集划分环节,本研究采用分组交叉验证策略,将不同物理工况作为不可分割的独立组别。训练集与测试集按80%:20%基于工况划分,确保测试数据来自未参与训练的边界条件,以客观评估模型泛化能力。

2.2 基于 PSO 的极端梯度提升超参数自适应寻优

本研究选用极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)作为构建代理模型的基础算法。XGBoost通过二阶泰勒展开构建目标函数,并引入正则化项控制模型复杂度,适用于复杂非线性工程数据的回归建模^[16]。XGBoost算法原理如图4所示。

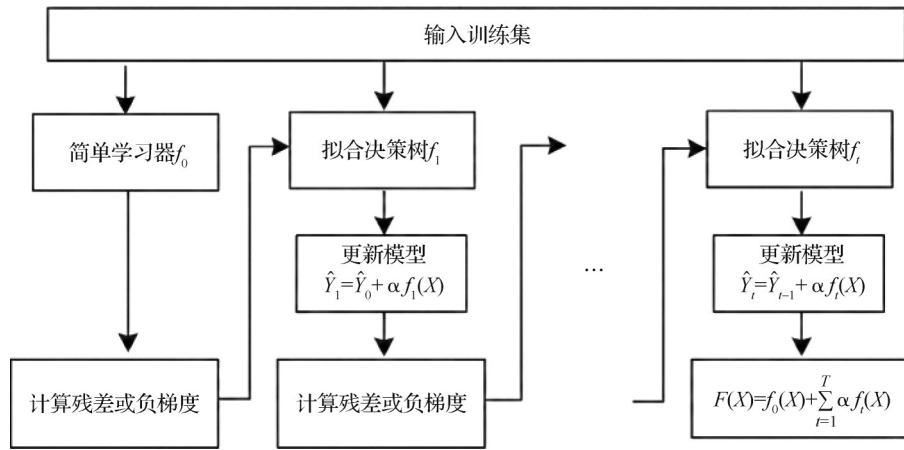


图4 XGBoost算法原理

Fig.4 The XGBoost algorithm

XGBoost的预测性能受树深度、学习率及正则化系数等超参数影响。为提高参数寻优效率,本文引入粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)构建自适应寻优框架。该框架将待优化的超参数组合映射为高维搜索空间中的粒子,每个粒子依据个体历史极值和群体全局极值动态更新位置与速度^[17]。

在寻优过程中,针对相变蓄冷系统的多物理场耦合特性,采用多目标并行建模策略,即为出口压力、焓值等变量分别构建独立的回归器。适应度函数定义为交叉验证均方根误差(root mean square error, RMSE), PSO算法通过最小化该函数搜索超参数组合。

2.3 物理约束机制与热力学一致性策略

纯数据驱动代理模型缺乏对流体热力学因果性与热力学状态方程的内生约束,可能在系统启动阶段产生非物理振荡。为此,本文在代理模型中引入“物理规则裁决+数据驱动”的混合机制,作为模型的物

理约束。

首先,针对流体流经管路存在的物理输运延迟现象,构建了动态输运延迟时间(t_{dead})计算模型:

$$t_{dead} = \frac{V_{pipe} \rho_{in}}{\dot{m}} \quad (4)$$

式中: t_{dead} 为动态输运延迟时间,s; V_{pipe} 为管内制冷剂总容积, m^3 ; ρ_{in} 为入口制冷剂密度, kg/m^3 ; $\dot{m}$ 为入口制冷剂质量流量, kg/s 。预测系统内嵌的逻辑裁决器依据该判据执行条件分支:当运行时间 $t < t_{dead}$ 时,输出蓄冷器中驻留制冷剂的初始状态,以抑制启动初期的非物理波动;当 $t > t_{dead}$ 时,切换至XGBoost模型预测,并在过渡窗口内引入线性加权函数,确保状态曲线在时域上的连续性与可导性。

为保证输出结果满足热力学状态方程的自洽性,模型采用“物理降维预测”策略。鉴于两相流区域温度与压力存在严格的耦合关系,若独立预测温度与压力,极易导致状态不匹配。因此,本模型仅选取出口压力 p_{out} 与出口焓值 h_{out} 作为核心预测目标,随

后通过内嵌的 CoolProp 高精度热物性库,依据吉布斯相律实时反算出口温度 T_{out} 。该策略降低了模型训练维度,并避免了压力、温度与焓值不匹配的问题,提高了预测结果的热力学一致性。

3 数值仿真与代理模型结果分析

3.1 相变蓄冷器热流体动力学特性分析

为分析短时高热负荷下相变蓄冷器的动态响应,本文基于三维—一维耦合模型对典型工况进行了 80 s 瞬态仿真,入口温度为 38 °C,质量流量为 0.033 67 kg/s,入口焓值为 418.55 kJ/kg。该工况下蓄冷器初始温度为 15 °C,PCM 初始液相率为 0。本文以制冷剂出口压力、出口焓值、出口温度、传热功率及 PCM 熔化率作为主要瞬态释冷性能指标,除特别说明外,本节图 5~图 7 均对应上述典型工况。相关物理量变化如图 5 和图 6 所示。

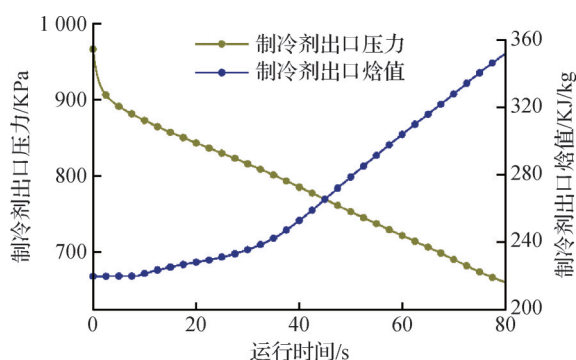


图 5 典型工况下蓄冷器制冷剂状态参数的瞬态演化特性
Fig.5 Transient evolution of refrigerant state parameters in the cold storage unit under typical operating conditions

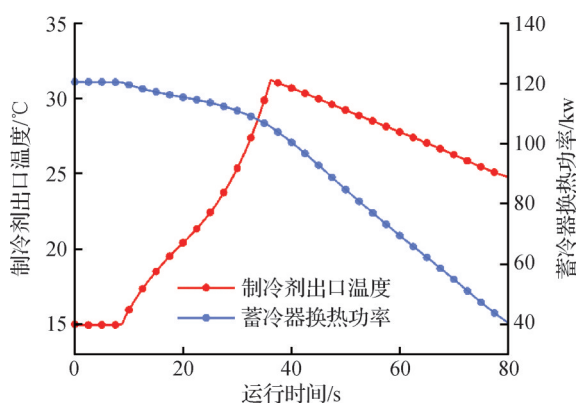


图 6 典型工况下蓄冷器制冷剂出口温度与传热功率的瞬态演化特性
Fig.6 Transient evolution of refrigerant outlet temperature and heat transfer rate of the cold storage unit under typical operating conditions

图 5 所示为典型工况下制冷剂出口压力与出口焓值的双轴瞬态响应特性。图 6 所示为制冷剂出口

温度与蓄冷器传热功率的双轴演化规律。在流体输运初期(0~9 s),出口状态表现出明显的输运滞后效应。由于管路总长较大且流速有限,入口的高温工况尚未传递至出口,出口温度维持在初始场温度 15 °C,出口焓值稳定在 220.48 kJ/kg,反映了初始时刻驻留在换热器内的低温制冷剂状态。

随着高温制冷剂沿程推进,出口焓值与出口温度在 9~36 s 区间内均呈现明显上升趋势。同时,出口压力自初始高位持续下降,并在整个工作周期内表现出较强的沿程衰减特征。至 80 s 时,管内沿程压降接近 0.3 MPa,反映出高质量通量条件下两相流动阻力的持续累积效应。制冷剂出口温度在约 36 s 处出现非单调拐点。9~36 s 内,高温制冷剂逐步到达出口,出口焓值升高使出口温度上升;36 s 后,两相流摩擦压降持续累积,出口压力降低并导致对应饱和温度下降,使出口温度转入下降阶段。因此,该拐点主要由管内压力—饱和温度耦合关系主导,PCM 熔化过程主要通过改变壁面热流密度和制冷剂焓降间接影响出口状态。

图 6 表明,蓄冷器传热功率在整个释冷过程中总体呈下降趋势。初始阶段,由于相变材料熔化率较低、管内外温差较大,系统具有较强的瞬态传热能力,传热功率维持在较高水平;随着运行时间增加,液相层逐步增厚,PCM 侧导热热阻显著增大,同时压降所导致的饱和温度下降进一步削弱了末端传热温差驱动力,导致传热功率在后期明显衰减,并在 80 s 时降至约 40 kW。蓄冷器在整个工作周期内的平均传热功率为 88.29 kW,说明该装置在瞬态热冲击工况下具有较强的热量吸收能力,但持续传热能力随相变推进逐步减弱。

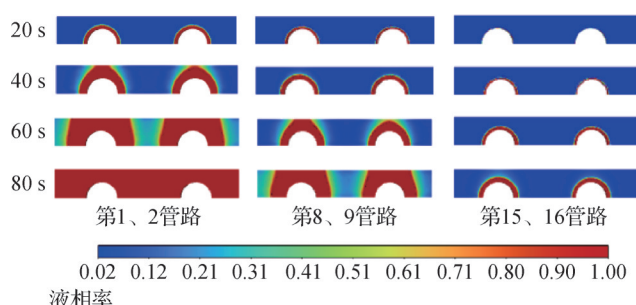


图 7 典型工况下不同时刻相变材料熔化率沿程分布特征
Fig.7 Axial distribution characteristics of PCM melting fraction at different times under typical operating conditions

图 7 分别选取了入口侧第 1、2 管路,中部第 8、9 管路及出口侧第 15、16 管路在 20、40、60 和 80 s 时的熔化率分布进行对比。可以看出,相变材料的熔化

过程具有明显的时空非均匀性:随着时间推进,熔化区域由入口侧逐步向中部和出口侧扩展,熔化前沿流动方向持续推进。入口段最先达到较高熔化率,中部区域随后进入显著熔化阶段,而出口段至 80 s 时仍保留较大范围固态区域,表明末端释冷过程明显滞后。同时,图 7 还表明,随运行时间增加,管壁附近液相区域逐渐扩大,液相 PCM 层持续增厚。该现象说明液相层增厚会增加 PCM 侧导热热阻。结合图 5 和图 6 可知,沿程压降引起的饱和温度下降与液相层增厚共同导致蓄冷器后段传热能力减弱及蓄冷器传热功率衰减。

3.2 代理模型的预测性能评估

针对相变释冷过程的高度非线性与时变特性,本文采用粒子群优化算法对 XGBoost 模型的关键超参数进行了自适应寻优。以出口压力(p_{out})为例,其适应度函数随迭代次数的演化规律如图 8 所示。可以看出,适应度函数值在初始若干代内快速下降,随后经历短暂的平台搜索阶段,并最终趋于稳定,整体呈现出“快速下降—局部搜索—渐近收敛”的变化特征。这表明 PSO 算法能够在超参数空间内搜索到较优参数组合。

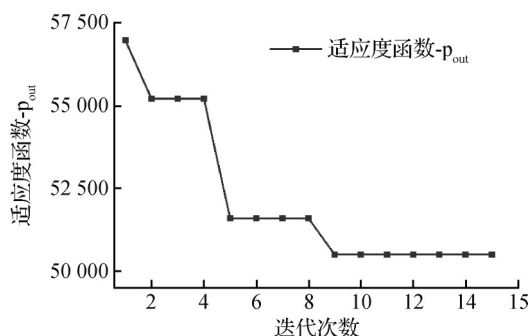


图 8 出口压力代理模型在 PSO 寻优过程中的适应度函数演化曲线

Fig.8 Evolution of the fitness function for the outlet pressure surrogate model during PSO optimization

为评估优化后代理模型在未参与训练工况下的预测性能,本文选取由三维—一维耦合数值模型生成且未参与训练的独立测试工况作为验证数据,对制冷剂出口压力与出口焓值进行了验证,其统计评价指标如表 5 所示。由表 5 可知,模型对出口压力、出口焓值、PCM 平均温度及熔化率等关键变量均表现出较高的预测精度,各目标变量的决定系数 R^2 均高于 0.98,表明所构建的代理模型能够较好预测相变蓄冷器释冷过程中的多变量响应。

典型测试工况下制冷剂出口压力与出口焓值的瞬态预测结果及一致性分布如图 9 所示。图 9 中数

表 5 代理模型在独立数值测试集上的预测性能统计指标

Tab.5 Statistical performance metrics of the surrogate model on the independent numerical test set

物理量	决定系数 (R^2)	均方根误差 (RMSE)	平均绝对误差 (MAE)
出口压力/Pa	0.999 64	2 443.2	1 821.78
出口焓值/(J/kg)	0.988 48	3 802.45	2 744.02
PCM 平均温度/K	0.988 55	0.205 2	0.145 9
熔化率	0.987 5	0.023 3	0.017

据取自独立数值测试集中的典型测试工况,该工况未参与代理模型训练。图中 CFD 计算值由三维—一维耦合数值模型获得,预测值由 PSO-XGBoost 代理模型输出。由图 9(a)可知,出口压力预测曲线与 CFD 计算值在整个瞬态过程中基本重合,模型能够较好捕捉初始快速压降及后续近似线性下降趋势。由图 9(b)可知,出口焓值预测结果也基本再现了 CFD 计算值的演化规律;但在高焓值区间,预测值相较于 CFD 结果存在一定低估,说明在相变界面快速迁移及物性剧烈变化条件下,出口焓值的预测难度仍高于出口压力。

图 9(c)显示,不同时间区间内的出口压力散点均紧密分布于理想预测线 $y=x$ 附近,说明模型对出口压力的预测精度较高,且在全时域范围内保持良好的稳定性。相比之下,图 9(d)中出口焓值散点虽总体沿理想预测线分布,但随着焓值升高,散点逐渐偏离理想线下方,表明模型在中后期高焓值区域存在一定系统性低估。综合来看,所构建的 PSO-XGBoost 代理模型能够较为准确地预测制冷剂出口关键状态参数,其中出口压力的预测精度优于出口焓值,反映出压力响应相对平滑、动力学约束更强,而焓值受相变传热非线性及热物性剧烈变化影响更为显著。

3.3 物理约束策略的有效性验证

为验证输运延迟约束的有效性,本文选取与图 9 相同的独立数值测试工况,对约束前后的制冷剂出口温度预测结果进行对比。其中,CFD 计算值由三维—一维耦合数值模型获得,预测温度由代理模型输出的出口压力和出口焓值经热物性关系反算得到,结果如图 10 所示,误差统计见表 6,绝对误差分布如图 11 所示。

由图 10 可知,未引入输运延迟约束时,代理模型在启动阶段出现明显的提前响应现象,0~12 s 内预测温度偏离 CFD 计算值较大,并产生不符合实际输运过程的非物理波动。引入输运延迟约束后,模型在 $t < t_{dead}$ 阶段保持出口状态为初始驻留工质状态,抑制

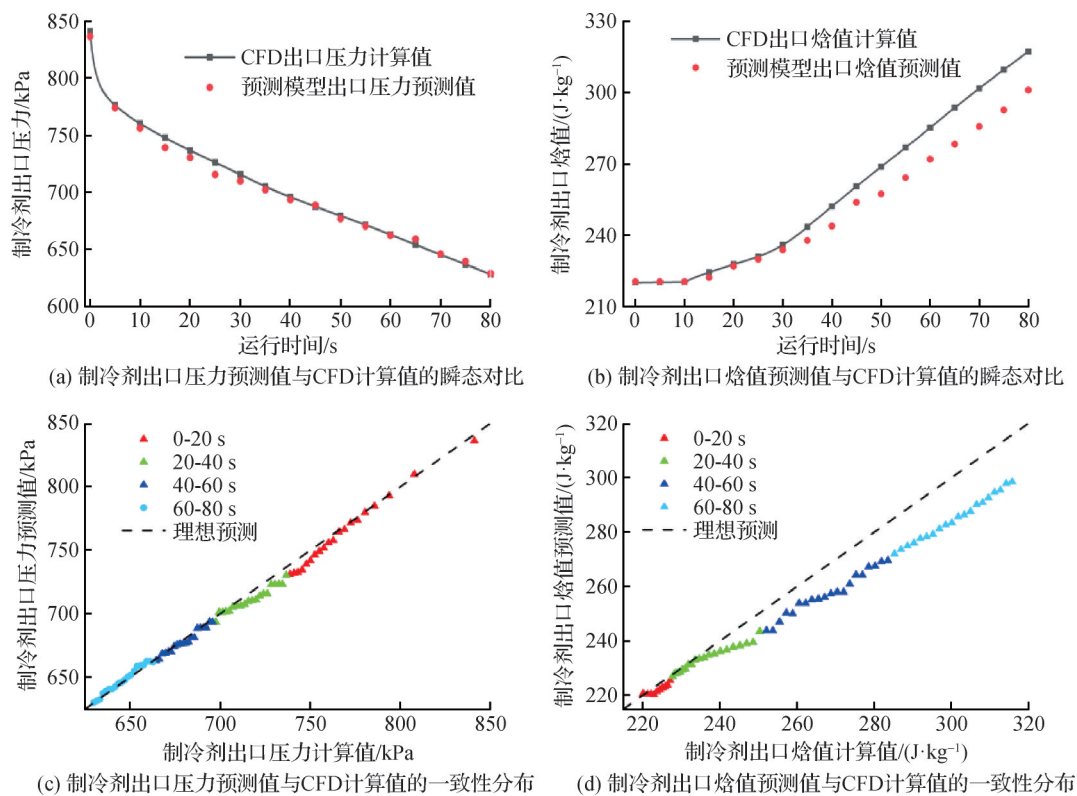


图9 出口压力与出口焓值的瞬态预测对比及一致性分布

Fig.9 Transient prediction comparison and consistency distributions of outlet pressure and outlet enthalpy

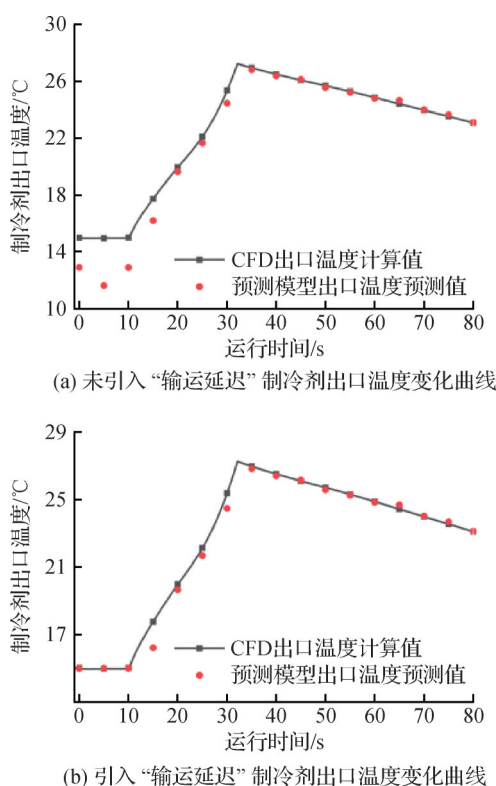


图10 引入输运延迟前后出口温度曲线对比

Fig.10 Comparison of outlet temperature curves before and after introducing the transport delay

了启动阶段的非物理波动,使预测曲线在前期与CFD结果更为接近,并保持了后续温度变化趋势。

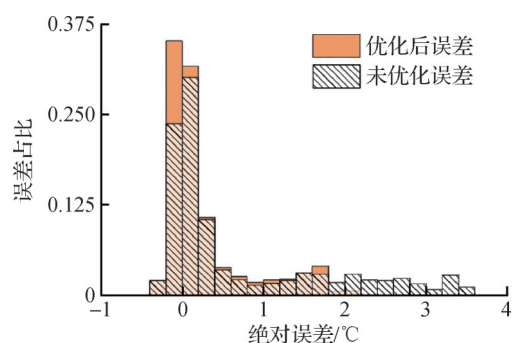


图11 引入输运延迟前后制冷剂出口温度绝对误差分布对比

Fig.11 Comparison of absolute error distributions of refrigerant outlet temperature before and after introducing the transport delay

表6所示为约束前后的误差对比。引入输运延迟后,全时段RMSE由1.21℃降至0.58℃;在对启动阶段更为敏感的0~20 s区间内,RMSE由2.83℃显著降至0.02℃,说明输运延迟约束主要改善了模型在前期输运滞后阶段的预测偏差,有效恢复了出口温度响应的物理合理性。

图11所示为优化前后绝对误差的分布特征。可以看出,优化前误差分布较为分散,较大误差占比相对较高;而引入输运延迟后,误差明显向零值附近集中,大误差区间的占比显著下降,说明该物理约束不仅降低了整体预测误差水平,也有效压缩了误差分

表6 引入输运延迟前后 RMSE 变化

Tab.6 Comparison of RMSE before and after introducing the transport delay $^{\circ}\text{C}$

均方根误差	数值
优化前全时段 RMSE	1.21
优化后全时段 RMSE	0.58
优化前 0~20 s RMSE	2.83
优化后 0~20 s RMSE	0.02

布尾部。综上,输运延迟约束可改善启动阶段及全时域内的温度预测精度。

4 结论

本文面向短时高热负荷下管翅式相变蓄冷器的释冷过程,构建了三维—一维耦合数值模型,并进一步建立了融合输运延迟判据与热力学一致性约束的物理约束 PSO-XGBoost 代理模型。基于 37 个独立工况、59 237 条时间序列数据,系统研究了蓄冷器释冷过程中的瞬态热流体动力学特性及快速预测方法。得到结论如下:

1) 三维—一维耦合模型能够描述管内制冷剂冷凝流动与管外 PCM 相变传热的协同过程。典型工况下,蓄冷器在 80 s 工作周期内的平均传热功率为 88.29 kW,表明其可承担 $10^4\sim 10^5$ W 量级短时释冷负荷。

2) 蓄冷器性能衰减主要受液相层增厚和沿程压降增加的共同影响。前者增大了 PCM 侧导热热阻,后者降低了制冷剂饱和温度并削弱末端传热温差驱动力,从而导致传热功率持续下降,并主导了出口温度在约 36 s 处出现的非单调拐点。

3) 所构建的 PSO-XGBoost 代理模型对出口压力、出口焓值、PCM 平均温度及熔化率等关键变量均表现出较高预测精度,各目标变量的决定系数 R^2 高于 0.98。

4) 输运延迟约束改善了模型在启动阶段的预测偏差。引入该约束后,全时段 RMSE 由 1.21 $^{\circ}\text{C}$ 降至 0.58 $^{\circ}\text{C}$;在对启动阶段更为敏感的 0~20 s 区间内, RMSE 由 2.83 $^{\circ}\text{C}$ 显著降至 0.02 $^{\circ}\text{C}$ 。

综上,本文提出的三维—一维耦合建模与物理约束代理预测方法可实现管翅式相变蓄冷器瞬态释冷性能的快速预测,为系统级性能评估与模型预测控制提供参考。

参考文献

[1] Kim S, Stavins R A, Shoham E, et al. High power

transient thermal management with dynamic phase change material and liquid cooling [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2025, 246: 126998.

- [2] Oró E, De Gracia A, Castell A, et al. Review on phase change materials (PCMs) for cold thermal energy storage applications[J]. Applied Energy, 2012, 99: 513–533.
- [3] 陶文博, 谢如鹤. 有机相变蓄冷材料的研究进展[J]. 制冷学报, 2016, 37(1): 52–59. (Tao Wenbo, Xie Ruhe. Research and development of organic phase change materials for cool thermal energy storage [J]. Journal of Refrigeration, 2016, 37(1): 52–59.)
- [4] 李彬. 复合相变储热材料在建筑节能中的应用[J]. 能源与节能, 2022 (1): 70–71. (Li Bin. Application of composite phase change heat storage material in building energy saving[J]. Energy and Energy Conservation, 2022 (1): 70–71.)
- [5] 杨晋, 殷勇高. 空调蓄冷用相变材料的研究进展[J]. 制冷学报, 2022, 43(3): 37–44. (Yang Jin, Yin Yonggao. Research progress of phase change materials for cold thermal energy storage in air-conditioners [J]. Journal of Refrigeration, 2022, 43(3): 37–44.)
- [6] Nazir H, Batool M, Bolivar Osorio F J, et al. Recent developments in phase change materials for energy storage applications: a review [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 129: 491–523.
- [7] Agyenim F, Hewitt N, Eames P, et al. A review of materials, heat transfer and phase change problem formulation for latent heat thermal energy storage systems (LHTESS) [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2010, 14(2): 615–628.
- [8] Hameed G, Ghafoor M A, Yousaf M, et al. Low temperature phase change materials for thermal energy storage: current status and computational perspectives[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 50: 101808.
- [9] Zheng Siyu, Li Shuang, Hu Chenxing, et al. Performance optimization of latent heat storage device based on surrogate-assisted multi-objective evolutionary algorithm and CFD method [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 99: 113338.
- [10] Peng Yuzhen, Rysanek A, Nagy Z, et al. Using machine learning techniques for occupancy-prediction-based cooling control in office buildings [J]. Applied Energy, 2018, 211: 1343–1358.
- [11] Vélez C, Khayet M, Ortiz de Zárate J M. Temperature-dependent thermal properties of solid/liquid phase change even-numbered n-alkanes: n-hexadecane, n-octadecane and n-eicosane[J]. Applied Energy, 2015, 143: 383–394.
- [12] Neumann H, Palomba V, Frazzica A, et al. A simplified

- approach for modelling latent heat storages: Application and validation on two different fin-and-tubes heat exchangers [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 125: 41–52.
- [13] Brent A D, Voller V R, Reid K J. Enthalpy-porosity technique for modeling convection-diffusion phase change: application to the melting of a pure metal [J]. *Numerical Heat Transfer*, 1988, 13(3): 297–318.
- [14] Friedel L. Improved friction pressure drop correlations for horizontal and vertical two-phase pipe flow [C]//*European Two-Phase Group Meeting*, 1979.
- [15] 范静. 高功率密度相变蓄冷器释冷过程特性研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2022. (Fan Jing. Study on the discharging characteristics of high-power-density phase change cold storage unit [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2022.)
- [16] Chen Tianqi, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]//*Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. San Francisco California USA: ACM, 2016: 785–794.
- [17] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//*Proceedings of ICNN'95–International Conference on Neural Networks*. Perth, WA, Australia: IEEE, 2002: 1942–1948.

通信作者简介

陈良, 男, 教授, 西安交通大学能源与动力工程学院, 17802932445, E-mail: liangchen@xjtu.edu.cn。研究方向: 热控与制冷系统轻量化技术, 高温高压微细通道换热器的优化。

About the corresponding author

Chen Liang, male, professor, School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, 86-17802932445, E-mail: liangchen@xjtu.edu.cn. Research fields: lightweight and miniaturized technologies for thermal control and refrigeration systems, and optimization of high-temperature and high-pressure microchannel heat exchangers.