



特种铸造及有色合金

Special Casting & Nonferrous Alloys

ISSN 1001-2249, CN 42-1148/TG

## 《特种铸造及有色合金》网络首发论文

题目：基于物理信息神经网络反演热加工过程界面传热系数  
作者：曹流，魏如威，张沁丹  
DOI：10.15980/j.tzzz.T20250455  
收稿日期：2025-12-09  
网络首发日期：2026-06-04  
引用格式：曹流，魏如威，张沁丹. 基于物理信息神经网络反演热加工过程界面传热系数[J/OL]. 特种铸造及有色合金. <https://doi.org/10.15980/j.tzzz.T20250455>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于物理信息神经网络反演热加工过程界面传热系数

曹流, 魏如威, 张沁丹

(广州大学机械与电气工程学院, 广东广州 510006)

**摘要:** 基于开源物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)框架 DeepXDE, 针对热加工过程界面传热系数反演, 构建了 PINNs 网络架构以及反演流程。为验证 PINNs 反演参数的准确性, 利用有限差分法获得给定界面传热系数下的取样点温度数据, 进而利用 PINNs 反演界面传热系数并与原始参数进行对比。结果发现, 单线性模型的参数反演准确性很高, 且几乎不受参数初始值的影响。为验证界面传热系数反演的实用性, 反演了铜合金 GKMS60 在实际铸造过程中的界面传热系数, 并将其用于多壁厚低压铸造充型过程预测。将仿真与试验结果进行对比, 发现不同壁厚仿真与试验得到的铸件高度基本一致。

**关键词:** 物理信息神经网络, 界面传热系数, 参数反演, 热加工, 人工智能

**中图分类号** TG115; TP311 **文献标志码** A **DOI:** 10.15980/j.tzzz.T20250455

## Inversion of Interfacial Heat Transfer Coefficient for Hot Working Process Based on Physics-Informed Neural Networks

CAO Liu, WEI Ruwei, ZHANG Qindan

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangzhou University, Guangzhou)

**Abstract:** Physics-informed neural networks (PINNs), as a typical representative of scientific intelligence, have set off a research boom in the manufacturing field in recent years. This paper constructed the PINNs network architecture and inversion process based on the open-source PINNs framework DeepXDE for the inversion of interfacial heat transfer coefficient of the hot working process. In order to verify the accuracy of the inversion parameters of PINNs, the finite difference method was utilized to obtain the temperature data of the sampling point under a given interfacial heat transfer coefficient, and then the interfacial heat transfer coefficient was inverted using PINNs and compared with the original parameters. The comparison results showed that the parameter inversion accuracy of the single-linear model was very high and almost independent of the initial values of the parameters. In order to verify the practicality of the interfacial heat transfer coefficient inversion, the interfacial heat transfer coefficient of the copper alloy GKMS60 in the actual casting process was inverted and used for the prediction of the filling process of low-pressure casting with multiple wall thicknesses. Comparing the simulation and experimental results, it was found that the casting heights obtained from simulation and experiment were basically the same for different wall thicknesses.

**Key Words:** Physics-informed Neural Networks, Interfacial Heat Transfer Coefficient, Parameter Inversion, Hot Working, Artificial Intelligence

铸造<sup>[1]</sup>、热锻<sup>[2]</sup>、焊接<sup>[3]</sup>、金属增材制造<sup>[4]</sup>等热加工手段是成形金属零件的重要方式。随着数值计算方法在热加工领域的应用逐渐深入<sup>[5]</sup>, 热加工过程中温度预测的准确性显得越发重要<sup>[6]</sup>。在影响热加工过程温度预测准确性的诸多因素之中, 界面传热系数的重要性不容忽视<sup>[7]</sup>。界面传热系数综合考虑了发生在界面处的热传导、热对流以及热辐射, 其具有明确的物理定义和计算公式。然而, 基于理论分析计算界面传热系数难度很大, 往往需要借助试验反演得到。

当前, 界面传热系数的反演方法主要包括反热传导法<sup>[8]</sup>、Beck 非线性估算法<sup>[9, 10]</sup>、Levenberg-Marquardt 算法<sup>[11]</sup>、回归分析方法<sup>[12]</sup>等。如 LI Y H 等<sup>[12]</sup>综合考虑了热传导、热对流以及热辐射对界面传热的影响, 通过回归分析方法建立了界面传热系数与铸锭直径和凝固时间之间的数学关系; 于晓强等<sup>[13]</sup>针对镁合金半连铸过程, 采用反热传导法求解了不同冷却水量下熔体-模具间的界面传热系数, 并分析了冷却水量对界面传热系数的影响。已有的界面传热系数反演研究在一定程度上提高了界面传热系数预测的准确性, 然而, 当前的反演方法普遍存在计算过程繁琐等局限。有必要针对界面传热系数反演开发出一套既简便且直观的计算方法。

近年来, 科学智能(AI for Science)的概念被不断提及, 其中, 物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks,

收稿日期: 2025-12-09; 修订日期: 2026-02-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52405348, 22408062), 广东省基础与应用基础研究基金资助项目(2025A1515010876)

第一作者简介: 曹流, 男, 1991 年出生, 讲师, E-mail: caoliu@gzhu.edu.cn

通信作者: 曹流, 男, 1991 年出生, 讲师, E-mail: caoliu@gzhu.edu.cn

PINNs)<sup>[14]</sup>是科学智能的典型代表。PINNs 的本质是将物理模型植入传统的神经网络，其可被视为物理驱动方法，相比于传统的机器学习，PINNs 不仅大大降低了对训练数据数量的要求，而且赋予了神经网络以物理可解释性<sup>[15]</sup>。自 2019 年被提出以来，PINNs 在全球范围内掀起了研究热潮<sup>[16]</sup>。当前，PINNs 被广泛用于求解工程制造领域的正反问题。正问题情形是指在已知控制方程与定解条件(初始和边界条件)的基础上，类似于传统的数值模拟方法(如有限差分法、有限体积法、有限元法等)，PINNs 可直接求解偏微分方程<sup>[17, 18]</sup>；反问题情形是指控制方程与定解条件中有部分参数未知，但通过借助个别取样点的试验数据，PINNs 可反演出未知参数<sup>[19, 20]</sup>。如 JUNHYOUNG J 等<sup>[21]</sup>针对锂电池导热问题，在已知控制方程形式、定解条件以及少量试验测温数据的基础上，利用 PINNs 反演出锂电池导热系数；SONG S Y 等<sup>[22]</sup>针对复杂超弹性材料在平面应力条件下的大变形表现，借助多模态合成试验数据集，采用 PINNs 反演出超弹性材料的本构参数。因此，考虑到 PINNs 具备实现方法简便与物理含义清晰等优点，PINNs 在界面传热系数反演方面具有极大的潜力。

目前，关于将 PINNs 应用于界面传热系数反演的研究鲜见报道。因此，本研究基于物理信息神经网络方法，对热加工过程界面传热系数进行了反演研究，并对 PINNs 模型的准确性进行了验证，以及对界面传热系数反演的实用性进行了验证，旨在为热加工过程界面传热系数反演提供了一种新的有效途径。

## 1 数值方法

PINNs 研究反问题的基本思路是：①建立描述问题的控制方程、初始条件与边界条件；②定义 PINNs 损失函数的各个组成部分；③构建 PINNs 架构，训练神经网络并反演未知参数。1.1~1.3 小节将分别描述上述 3 个环节。考虑到界面传热系数的大小直接影响界面附近的温度变化，实际测温点通常选取在距离界面几毫米的位置，故可以假设界面附近的热流方向垂直于界面，从而采用一维热传导方程来描述界面传热问题。另外，为简化分析问题的复杂度，控制方程中不考虑液态金属的流动。

### 1.1 一维界面传热问题

一维热传导控制方程为：

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = k \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} \quad (1)$$

式中， $\rho$  为密度， $\text{kg/m}^3$ ； $c$  为比热容， $\text{J/(kg K)}$ ； $T$  为温度， $^{\circ}\text{C}$ ； $k$  为导热系数， $\text{W/(m K)}$ ； $t$  为时间， $\text{s}$ ； $x$  为一维坐标值， $\text{m}$ 。

初始条件为：

$$T(x, 0) = T_0 \quad (2)$$

式中， $T_0$  为初始温度， $^{\circ}\text{C}$ 。

界面处的传热行为通过对流传热边界条件(式(3))来实现；另一端的传热行为视为绝热(式(4))，以等效零件内部的温度变化。

$$k \frac{\partial T}{\partial x} \vec{n}_x = h(T_a - T) \quad (3)$$

$$\frac{\partial T}{\partial x} \vec{n}_x = 0 \quad (4)$$

式中， $h$  为界面传热系数， $\text{W/(m}^2 \text{ K)}$ ； $T_a$  为外界温度， $^{\circ}\text{C}$ 。

考虑到热加工过程中界面处温度的变化范围大，式(3)中的界面传热系数  $h$  应视为随温变化，本研究采用两种模型(单线性模型和双线性模型)来描述界面传热系数。其中，单线性模型(式(5))认为界面传热系数在整个温度范围内是线性变化的，而双线性模型(式(6))认为以固相线温度为界，界面传热系数在不同温度区间具有不同的随温变化速率。

$$h = \beta(T - T_s) + h_s \quad (5)$$

$$h = \begin{cases} \beta_1(T - T_s) + h_s & T \leq T_s \\ \beta_2(T - T_s) + h_s & T > T_s \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $T_s$  为固相线温度,  $^{\circ}\text{C}$ ;  $h_s$  为界面温度为固相线温度时的界面传热系数,  $\text{W}/(\text{m}^2 \text{K})$ ;  $\beta$  为单线性模型中界面传热系数随温变化速率,  $\text{W}/(\text{m}^2 \text{K}^2)$ ;  $\beta_1$  和  $\beta_2$  为双线性模型中界面传热系数随温变化速率,  $\text{W}/(\text{m}^2 \text{K}^2)$ 。

式(1)~式(6)为有量纲的方程, 其中的  $T$ 、 $t$ 、 $x$  等物理量在国际标准单位制下的数值会出现量级的差距。如果直接以  $T$ 、 $t$ 、 $x$  等物理量作为 PINNs 的输入输出, 将会严重影响神经网络的训练效果。为避免上述困境, 通常需要对控制方程和定解条件进行无量纲化处理, 以实现输入输出的归一化<sup>[23]</sup>。为无量纲化处理式(1)~式(6), 首先需要定义无量纲的温度  $T'$ 、时间  $t'$  和位置  $x'$ :

$$x' = \frac{x}{L} \quad (7)$$

$$t' = \frac{t}{t_{total}} \quad (8)$$

$$T' = \frac{T - T_a}{T_0 - T_a} \quad (9)$$

式中,  $L$  为实际问题的长度,  $\text{m}$ ;  $t_{total}$  为实际问题的时长,  $\text{s}$ 。

将式(7)~式(9)代入式(1)~式(4), 即可得到无量纲的热传导控制方程、初始条件与边界条件:

$$\frac{\partial T'}{\partial t'} = \frac{kt_{total}}{\rho c L^2} \frac{\partial^2 T'}{\partial x'^2} \quad (10)$$

$$T'(x', 0) = 1 \quad (11)$$

$$\frac{\partial T'}{\partial x'} \bar{n}_{x'} = -\frac{hL}{k} T' \quad (12)$$

$$\frac{\partial T'}{\partial x'} \bar{n}_{x'} = 0 \quad (13)$$

将式(9)分别代入式(5)和式(6), 即可得到无量纲的单线性模型和双线性模型:

$$h = \beta(T_0 - T_a)(T' - T'_s) + h_s \quad (14)$$

$$h = \begin{cases} \beta_1(T_0 - T_a)(T' - T'_s) + h_s & T' \leq T'_s \\ \beta_2(T_0 - T_a)(T' - T'_s) + h_s & T' > T'_s \end{cases} \quad (15)$$

$$T'_s = \frac{T_s - T_a}{T_0 - T_a} \quad (16)$$

式中,  $T'_s$  为无量纲的固相线温度。

## 1.2 用于反演界面传热系数的物理信息神经网络模型

用于反演界面传热系数的 PINNs 模型的输入是无量纲位置  $x'$  和无量纲时间  $t'$ , 模型的输出是无量纲温度  $T'$ 。

PINNs 模型的损失函数  $L(\theta)$  的定义如下:

$$L(\theta) = w_{PDE} L_{PDE}(\theta) + w_{initial} L_{initial}(\theta) + w_{boundary} L_{boundary}(\theta) + w_{data} L_{data}(\theta) \quad (17)$$

其中:

$$L_{PDE}(\theta) = \frac{1}{N_{PDE}} \sum_{i=1}^{N_{PDE}} \left| \frac{\partial T'(x'_i, t'_i)}{\partial t'} - \frac{kt_{total}}{\rho c L^2} \frac{\partial^2 T'(x'_i, t'_i)}{\partial x'^2} \right|^2 \quad (18)$$

$$L_{initial}(\theta) = \frac{1}{N_{initial}} \sum_{i=1}^{N_{initial}} |T'(x'_i, 0) - 1|^2 \quad (19)$$

$$L_{boundary}(\theta) = \frac{1}{N_{left}} \sum_{i=1}^{N_{left}} \left| \frac{\partial T'(x'_i, t'_i)}{\partial x'} \bar{n}_{x'} + \frac{hL}{k} T'(x'_i, t'_i) \right|^2 + \frac{1}{N_{right}} \sum_{i=1}^{N_{right}} \left| \frac{\partial T'(x'_i, t'_i)}{\partial x'} \bar{n}_{x'} \right|^2 \quad (20)$$

$$L_{data}(\theta) = \frac{1}{N_{data}} \sum_{i=1}^{N_{data}} |T'(x'_i, t'_i) - T'_{data}(x'_i, t'_i)|^2 \quad (21)$$

式中， $\theta$  为 PINNs 可调整的模型参数，其包括各神经元的权重与偏置以及待反演的界面传热系数； $L_{PDE}(\theta)$ ,  $L_{initial}(\theta)$ ,  $L_{boundary}(\theta)$ ,  $L_{data}(\theta)$  分别代表控制方程、初始条件、边界条件以及试验测温数据所贡献的损失；

$w_{PDE}$ ,  $w_{initial}$ ,  $w_{boundary}$ ,  $w_{data}$  为各项损失所对应的权重； $N_{PDE}$ ,  $N_{initial}$ ,  $N_{left}$ ,  $N_{right}$ ,  $N_{data}$  为计算各项损失时所采用的训练点个数； $T'_{data}$  为无量纲的试验测温数据。

待反演的界面传热系数包含在模型参数  $\theta$  中，对于单线性模型而言，实际上反演的参数为随温变化速率  $\beta$  和固相线温度下的界面传热系数  $h_s$ ；对于双线性模型而言，实际上反演的参数为随温变化速率  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  和固相线温度下的界面传热系数  $h_s$ 。另外，式(18)~式(21)所代表的约束方式为软约束，即并不要求模型输出绝对满足控制方程和定解条件。当前，在 PINNs 研究中针对第一类边界条件和周期性边界条件，出现了所谓的硬约束<sup>[24]</sup>，即强制要求模型输出满足某些定解条件。本研究对初始条件施加了硬约束，即强制要求模型输出满足初始温度为  $T'_0$ 。

### 1.3 物理信息神经网络架构与反演流程

为便于自定义 PINNs 损失函数以及开展界面传热系数反演，选择开源机器学习框架 DeepXDE<sup>[25]</sup>作为开发平台，DeepXDE 支持将当前主流的机器学习库(TensorFlow、PyTorch、JAX 以及 PaddlePaddle)作为后端。图 1 为 PINNs 网络架构与界面传热系数反演流程。其中，反演流程主要包括定义损失函数、定义瞬态方程、构建神经网络架构、训练神经网络及反演界面传热系数、输出反演结果等步骤。采用的 PINNs 模型的一些重要参数设置包括：隐藏层数目为 3，每层神经元个数为 32；激活函数为  $\tanh$ ；神经网络初始化采用标准化的 *Glorot* 初始化；优化算法为 *Adam*，学习率为 0.001。

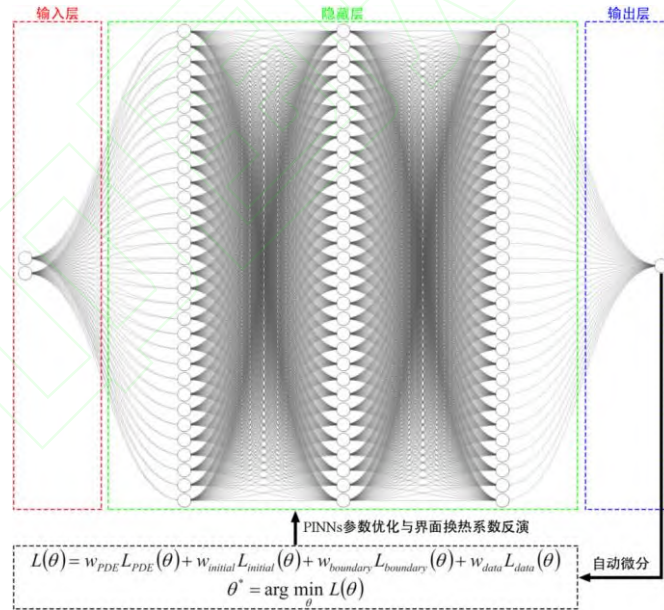


图 1 所采用的 PINNs 网络架构与界面传热系数反演流程

Fig.1 Adopted PINNs network architecture and interfacial heat transfer coefficient inversion process

## 2 结果与讨论

基于上述 PINNs 的界面传热系数反演流程，分别开展 PINNs 反演参数的准确性验证、针对实际铸造过程的界面传热系数反演以及界面传热系数反演的实用性验证。为便于后续计算，研究对象均为铜合金 GKMS60，其密度为 8046 kg/m<sup>3</sup>、比热容为 500 J/(kg K)、导热系数为 136.1 W/(m K)、液相线温度为 922 °C 以及固相线温度为 877 °C。另外，本研究涉及 PINNs 的计算均采用 GPU，其他计算(有限差分法与有限体积法)采用 CPU，所采用的计算资源配

置为 NVIDIA GeForce RTX 4090 和 Intel Xeon Gold 6240 CPU (双 CPU，72 线程，128 GB 内存)。

2.1 物理信息神经网络模型的准确性验证

为验证 PINNs 反演参数的准确性，首先假设界面传热系数，接着采用有限差分法得到取样点随时间变化的温度数据，最后将取样点的温度数据导入 PINNs，反演得到界面传热系数并与原始参数作比较。由于采用的界面传热系数分为单线性模型和双线性模型，因此，准确性验证也将分为两部分进行。表 1 为计算参数及设置的界面传热系数。

表 1 计算参数以及设置界面传热系数

Tab. 1 Required calculation parameters and artificially set interfacial heat transfer coefficients

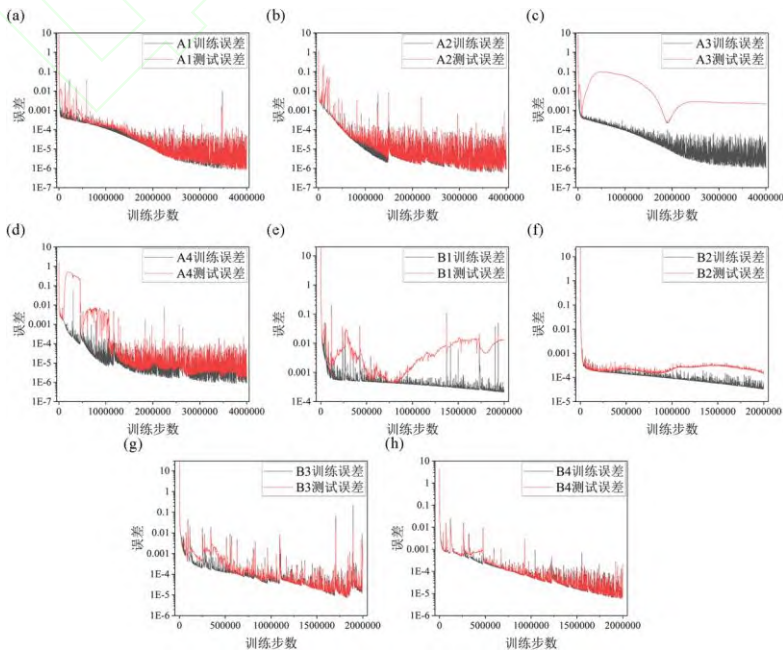
| 初始温度<br>/°C | 外界温度<br>/°C | 计算域长<br>度/m | 总时长<br>/s | 取样点离界面的距<br>离/m | 设置单线性模型参数                               |         | 设置的双线性模型参数                              |           |           |
|-------------|-------------|-------------|-----------|-----------------|-----------------------------------------|---------|-----------------------------------------|-----------|-----------|
|             |             |             |           |                 | /(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |         | /(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |           |           |
|             |             |             |           |                 | $h_s$                                   | $\beta$ | $h_s$                                   | $\beta_1$ | $\beta_2$ |
| 1 000       | 100         | 0.2         | 600       | 0.005           | 1 000                                   | 1       | 1 500                                   | 1         | 5         |

由于在反演前，PINNs 要求设置反演参数的初始值。为分析不同初始值对最终界面传热系数反演值的影响，表 2 针对单/双线性模型给出了不同的参数初始值，以及不同方案下的最终界面传热系数反演值。图 2 为不同方案下的训练与测试误差，图 3 为不同方案下反演得到的界面传热系数对比，表 3 为不同方案的界面传热系数曲线与参考情形相比的均值误差和标准差。对比可知，对于单线性模型而言，不同初始值对界面传热系数反演值的影响不大，且反演值均非常接近参考值；对于双线性模型而言，不同初始值对界面传热系数反演值的影响很大，且反演值均偏离参考值较多。

表 2 针对单/双线性模型所设置的不同参数初始值以及最终界面传热系数反演值

Tab. 2 Initial values of different parameters for the single/bilinear model and inverse values of the final interfacial heat transfer coefficients

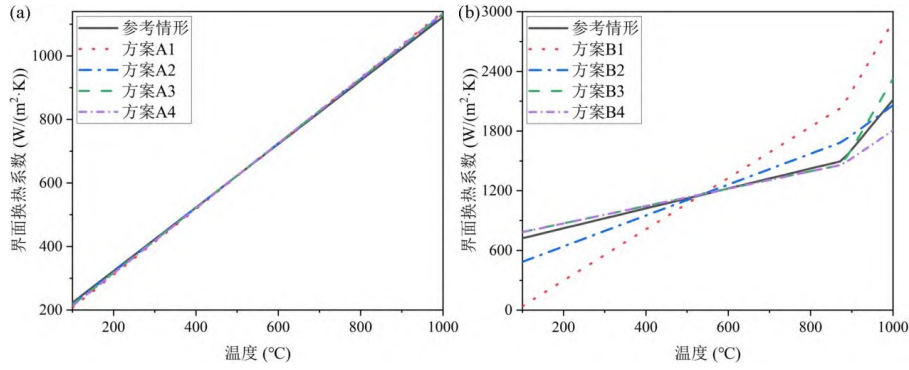
| 模型类别  | 方案             | 参数初始值/(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |                 |               | 最终反演值/(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |                  |                  |
|-------|----------------|----------------------------------------------|-----------------|---------------|----------------------------------------------|------------------|------------------|
| 单线性模型 | A <sub>1</sub> | $h_s = 1500$                                 | $\beta = 1.5$   |               | $h_s = 1011.39$                              | $\beta = 1.03$   |                  |
|       | A <sub>2</sub> | $h_s = 500$                                  | $\beta = 1.5$   |               | $h_s = 1006.06$                              | $\beta = 1.01$   |                  |
|       | A <sub>3</sub> | $h_s = 1500$                                 | $\beta = 0.5$   |               | $h_s = 1007.10$                              | $\beta = 1.02$   |                  |
|       | A <sub>4</sub> | $h_s = 500$                                  | $\beta = 0.5$   |               | $h_s = 1008.90$                              | $\beta = 1.02$   |                  |
| 双线性模型 | B <sub>1</sub> | $h_s = 2500$                                 | $\beta_1 = 1.5$ | $\beta_2 = 7$ | $h_s = 2041.99$                              | $\beta_1 = 2.58$ | $\beta_2 = 6.99$ |
|       | B <sub>2</sub> | $h_s = 2000$                                 | $\beta_1 = 1.5$ | $\beta_2 = 3$ | $h_s = 1691.75$                              | $\beta_1 = 1.55$ | $\beta_2 = 2.99$ |
|       | B <sub>3</sub> | $h_s = 1250$                                 | $\beta_1 = 0.5$ | $\beta_2 = 7$ | $h_s = 1462.94$                              | $\beta_1 = 0.87$ | $\beta_2 = 6.99$ |
|       | B <sub>4</sub> | $h_s = 1000$                                 | $\beta_1 = 0.5$ | $\beta_2 = 3$ | $h_s = 1462.35$                              | $\beta_1 = 0.87$ | $\beta_2 = 2.80$ |



(a) 方案 A<sub>1</sub>; (b) 方案 A<sub>2</sub>; (c) 方案 A<sub>3</sub>; (d) 方案 A<sub>4</sub>; (e) 方案 B<sub>1</sub>; (f) 方案 B<sub>2</sub>; (g) 方案 B<sub>3</sub>; (h) 方案 B<sub>4</sub>

图2 不同方案下的训练与测试误差

Fig.2 Train and test errors in different cases



(a) 单线性模型情形; (b) 双线性模型情形

图3 不同方案下反演得到的界面传热系数对比

Fig.3 Comparison of interfacial heat transfer coefficients obtained by inversion in different cases

表3 不同方案的界面传热系数曲线与参考情形相比的均值误差和标准差

Tab. 3 Mean error and standard deviation of interfacial heat transfer coefficient curves for different cases compared to the reference case

| 模型类别  | 方案    | 均值误差      | 标准差       |
|-------|-------|-----------|-----------|
| 单线性模型 | $A_1$ | 0.169 5   | 9.098 5   |
|       | $A_2$ | 1.630 7   | 3.594 0   |
|       | $A_3$ | 1.166 5   | 4.808 5   |
|       | $A_4$ | 0.980 5   | 6.416 5   |
| 双线性模型 | $B_1$ | 30.377 5  | 424.148 7 |
|       | $B_2$ | -13.128 6 | 123.031 0 |
|       | $B_3$ | 24.853 4  | 48.445 9  |
|       | $B_4$ | -15.541 4 | 80.267 1  |

图4是代入不同方案的反演值至有限差分法程序的计算结果对比。由图4a和图4c可知,方案 $A_1 \sim A_4$ 的预测结果与参考情形( $h_s = 1000 \quad \beta = 1$ )几乎相同,进一步验证了单线性模型的准确性。由图4b和图4d可知,方案 $B_1 \sim B_4$ 的预测结果与参考情形( $h_s = 1500 \quad \beta_1 = 1 \quad \beta_2 = 5$ )虽然在整体趋势上是一致的,但存在一定偏差。

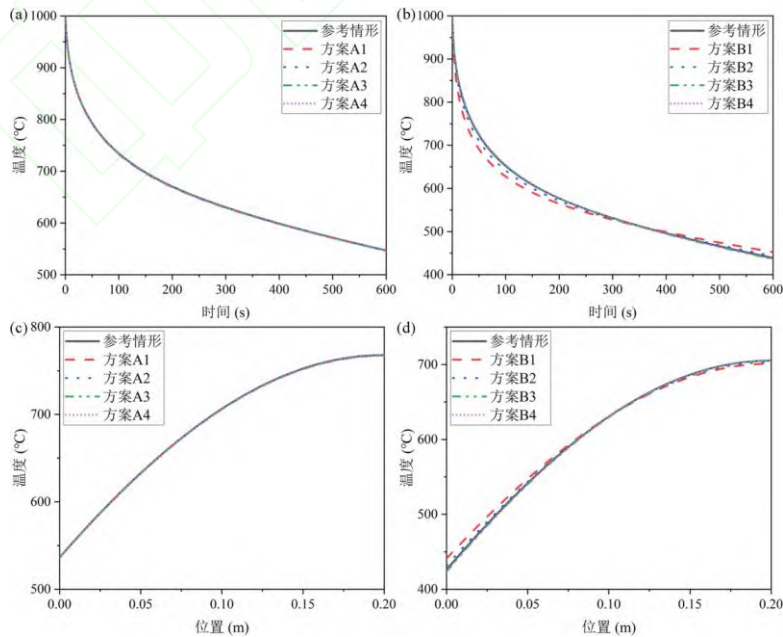


图4 代入不同方案的反演值至有限差分法程序的计算结果对比

(a) 方案 $A_1 \sim A_4$ 取样点温度; (b) 方案 $B_1 \sim B_4$ 取样点温度; (c) 方案 $A_1 \sim A_4$ 最终温度分布; (d) 方案 $B_1 \sim B_4$ 最终温度分布

Fig.4 Comparison of the results of substituting the inversion values of different cases into the finite difference method program

综上,对于界面传热系数反演而言,单线性模型的参数反演准确性很高,且几乎不受参数初始值的影响,而双

线性模型的参数反演误差较大，且受参数初始值影响明显；对于代入有限差分法程序的预测效果而言，单线性模型的预测准确性很高，而双线性模型的预测准确性较低。双线性模型的应用效果较差的原因是：双线性模型在临界点处存在斜率突变，导致物理方程的梯度不连续，然而，PINNs 依赖自动微分计算损失函数的梯度，但临界点处的不可导性造成梯度传播失效，最终使得优化过程在临界点附近振荡，难以收敛到正确的参数值。因此，出于对参数反演值唯一性的考虑，后续将采用单线性模型描述界面传热系数。

2.2 实际热加工过程的界面传热系数反演

为反演铜合金 GKMS60 在铸造过程中的界面传热系数，本研究设计了相应的测温试验。试验的浇注区域为一圆柱体(  $\phi 50\text{ mm}\times 150\text{ mm}$  )，浇注区域的侧面与底面布置有耐热模具，浇注区域的顶面暴露在空气中，测温热电偶放置在型腔内部，且距离底面 5 mm。为使得热流尽量沿单向传递，侧面位置的模具被保温石棉包裹。图 5 为测温数据处理。考虑到原始测温数据(图 5a)并不能直接用于界面传热系数反演，需要对原始数据进行截取(图 5b)和补全(图 5c)处理，进而获得可用于参数反演的温度数据(图 5d)。表 4 为 PINNs 反演铜合金 GKMS60 界面传热系数所需的计算参数。

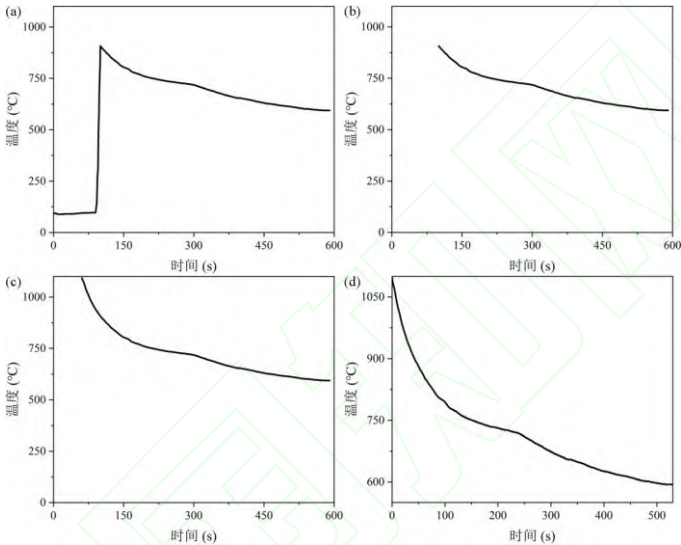


图 5 测温数据处理

(a) 原始测温数据; (b) 截取降温阶段的温度数据; (c) 将温度数据补全至初始温度; (d) 调整时间轴后用于参数反演的温度数据

Fig.5 Measured temperature data processing

表 4 所需的计算参数

Tab. 4 Required calculation parameters

| 浇注温度(初始温度)/℃ | 模具温度(外界温度)/℃ | 型腔深度(计算域长度)/m | 测温时长(总时长)/s | 取样点离界面的距离/m |
|--------------|--------------|---------------|-------------|-------------|
| 1100         | 120          | 0.15          | 530         | 0.005       |

表 5 为不同初始值下反演得到的界面传热系数，图 6 为不同方案下的训练与测试误差。图 7 为不同方案下反演得到的界面传热系数对比，其中，不同反演值下取样点温度曲线与测温曲线的偏差平方和(对应点差值平方和除以求和点的个数)分别为 164.59、168.00、150.32、168.86、180.57、208.28、175.55、148.45、214.35。对比可知，不同初始值下反演得到的界面传热系数基本一致；将不同方案下的反演值代入至有限差分法程序，所预测的取样点温度与实际测温点温度基本吻合；以偏差平方和作为评判依据，方案 C8 下的取样点温度与参考情形的偏差最小，因此，后续铜合金 GKMS60 的界面传热系数设为  $h = 0.97 \times (T - 877) + 977.46$ 。

表 5 不同初始值下反演得到的界面传热系数

Tab. 5 Interfacial heat transfer coefficients obtained by inversion for different initial values

| 方案             | 参数初始值/(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |         | 最终反演值/(W · m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> ) |         |
|----------------|----------------------------------------------|---------|----------------------------------------------|---------|
|                | $h_s$                                        | $\beta$ | $h_s$                                        | $\beta$ |
| C <sub>1</sub> | 500                                          | 0       | 994.76                                       | 1.05    |
| C <sub>2</sub> | 1 000                                        | 0       | 997.76                                       | 1.06    |

|       |       |   |          |      |
|-------|-------|---|----------|------|
| $C_3$ | 2 000 | 0 | 979.84   | 0.98 |
| $C_4$ | 500   | 1 | 998.74   | 1.07 |
| $C_5$ | 1 000 | 1 | 1 009.02 | 1.12 |
| $C_6$ | 2 000 | 1 | 1 029.53 | 1.22 |
| $C_7$ | 500   | 3 | 1 004.58 | 1.10 |
| $C_8$ | 1 000 | 3 | 977.46   | 0.97 |
| $C_9$ | 2 000 | 3 | 1 032.22 | 1.22 |

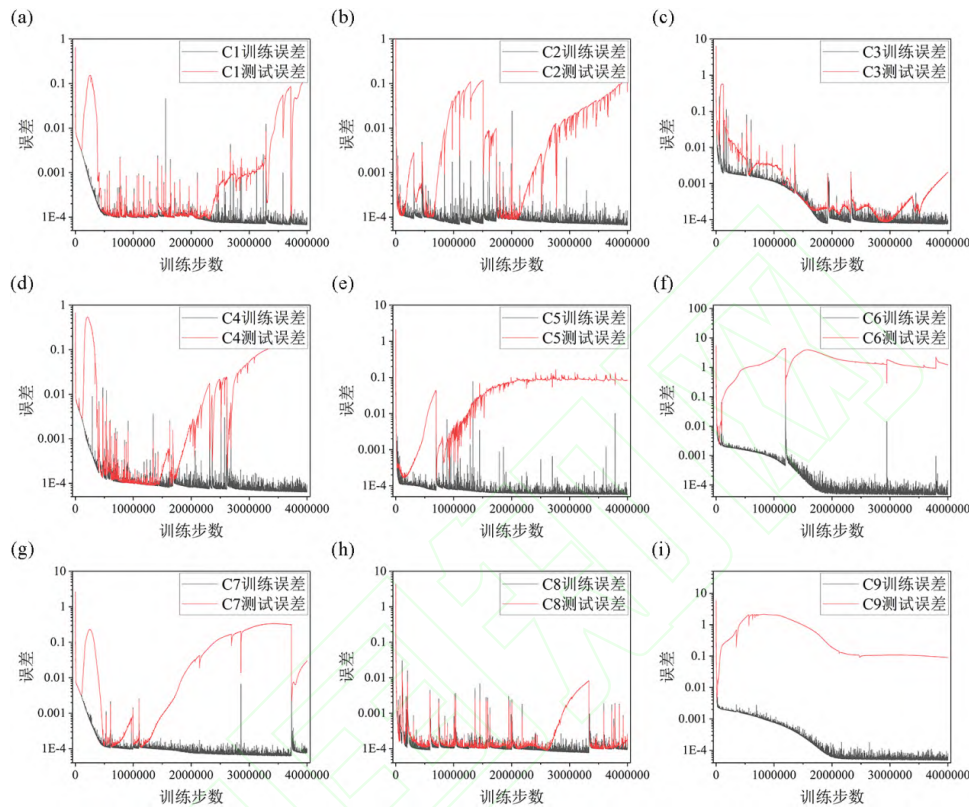
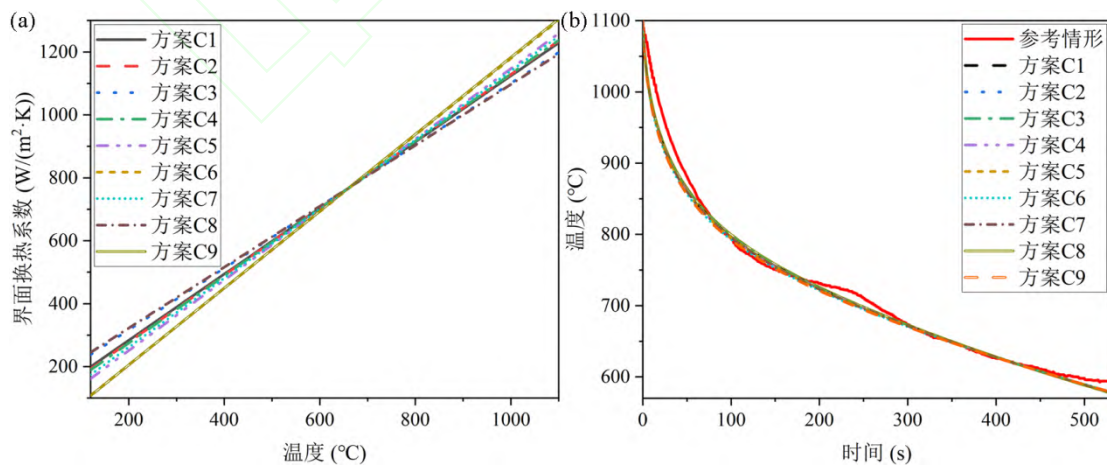


图 6 不同方案下的训练与测试误差

(a) 方案  $C_1$ ; (b) 方案  $C_2$ ; (c) 方案  $C_3$ ; (d) 方案  $C_4$ ; (e) 方案  $C_5$ ; (f) 方案  $C_6$ ; (g) 方案  $C_7$ ; (h) 方案  $C_8$ ; (i) 方案  $C_9$

Fig.6 Train and test errors in different cases



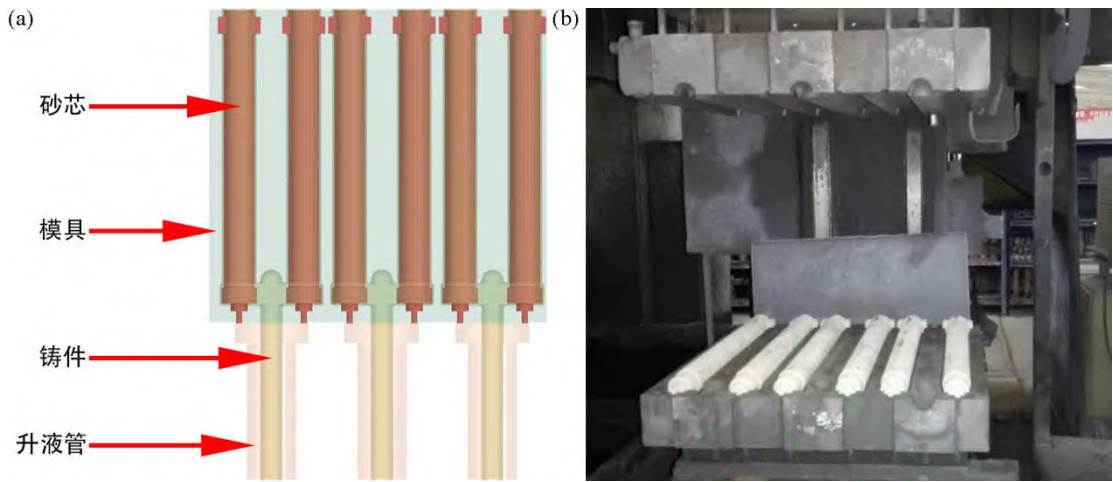
(a)界面传热系数 (b) 代入不同方案的反演值至有限差分法程序的计算结果(取样点温度)

图 7 不同方案下反演得到的界面传热系数对比

Fig.7 Comparison of interfacial heat transfer coefficients obtained by inversion under different cases

2.3 反演得到的界面传热系数的实用性验证

为验证界面传热系数反演的实用性，首先开展了多壁厚铜合金 GKMS60 低压铸造试验，图 8 为试验所采用的几何模型与铸造模具，更多的试验细节请参考文献[26]；接着，在作者已开发的铸造充型过程 OpenFOAM 求解器[27]的基础上，将反演得到的界面传热系数应用至铸造充型过程预测，更多的 OpenFOAM 数值模拟细节请参考文献[27]；最后，将仿真预测结果与试验结果进行对比验证。



(a) 几何模型; (b) 铸造模具及砂芯[26]

图 8 试验所采用的几何模型与铸造模具

Fig.8 Geometric model and casting mold used for the experiment

图 9 为不同壁厚(2.3、2.5、2.8、3.2、3.5 mm)下仿真结果与试验结果对比，需要说明的是，仿真中对铸件结构进行了对称处理，以提高计算效率。表 6 为不同壁厚仿真与试验得到的铸件高度对比，其中，铸件高度为升液管上端面至铸件顶端的垂直距离。对比可知，不同壁厚仿真与试验得到的铸件高度基本一致，进而验证了界面传热系数反演的实用性。

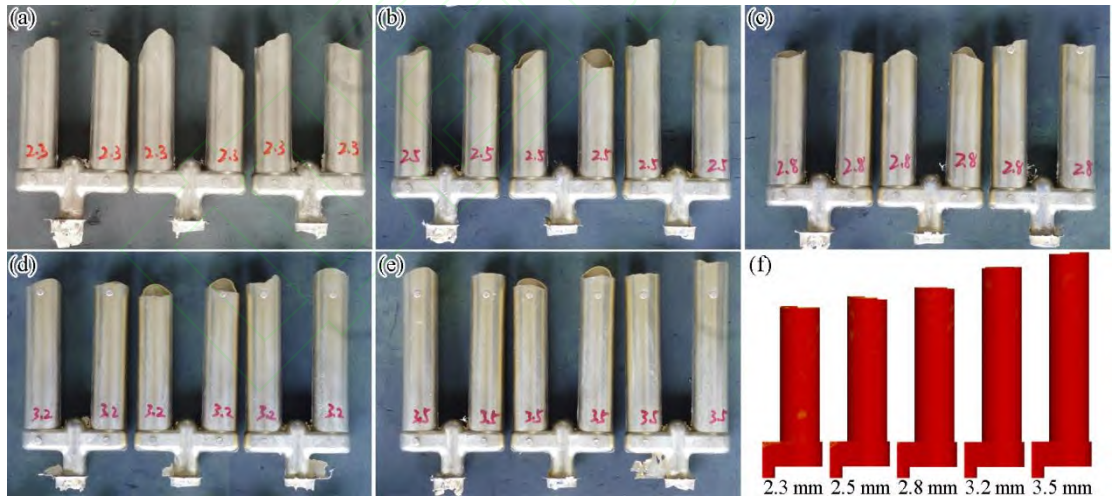


图 9 不同壁厚下仿真与试验得到的铸件对比[26]

(a)2.3 mm (b)2.5 mm (c)2.8 mm (d)3.2 mm (e)3.5 mm (f)仿真铸件

Fig.9 Comparison of simulation and experimental results for different wall thicknesses

表 6 不同壁厚仿真与试验得到的铸件高度对比

Tab. 6 Comparison of simulated and experimental casting heights for different wall thicknesses

| 壁厚/mm | 仿真铸件高度/mm | 实际铸件高度 <sup>[26]</sup> /mm | 相对误差/% |
|-------|-----------|----------------------------|--------|
| 2.3   | 182.68    | 184                        | 0.72   |
| 2.5   | 192.27    | 194                        | 0.89   |
| 2.8   | 203.48    | 206                        | 1.22   |
| 3.2   | 222.68    | 221                        | 0.76   |

|     |        |     |      |
|-----|--------|-----|------|
| 3.5 | 238.73 | 234 | 2.02 |
|-----|--------|-----|------|

### 3 结语

- (1)基于开源 PINNs 框架 DeepXDE, 针对热加工过程界面传热系数反演, 构建了 PINNs 网络架构以及反演流程。其中, PINNs 损失函数所考虑的因素包括控制方程、初始条件、边界条件以及试验测温数据; 界面传热系数由单/双线性两种模型描述。
- (2) 为验证 PINNs 反演参数的准确性, 利用有限差分法获得给定界面传热系数下的取样点温度数据, 进而利用 PINNs 反演界面传热系数并与原始参数作比较。对比结果发现, 单线性模型的参数反演准确性很高, 且几乎不受参数初始值的影响。
- (3) 为验证界面传热系数反演的实用性, 反演了铜合金 GKMS60 在实际铸造过程中的界面传热系数, 并将其用于多壁厚低压铸造充型过程预测。将仿真与试验结果进行对比, 发现不同壁厚仿真与试验得到的铸件高度基本一致。
- (4)作为 PINNs 方法在界面传热系数反演方面的初次探索, 后续可以在多个方面进行深入研究, 比如支持多个测温点数据、直接针对三维情形建模、考虑金属液流动的影响等。

### 参 考 文 献

[1] KANG J W, LIU B L, JING T, et al. Intelligent casting: Empowering the future foundry industry[J]. China Foundry, 2024, 21(5): 409-426.

[2] MAREK H, ŁUKASZ D, JAN M, et al. Selected aspects of lubrication in die forging processes at elevated temperatures—A review[J]. Lubricants, 2023, 11: 206.

[3] CHEN B Q, LIU K, XU S. Recent advances in aluminum welding for marine structures[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12: 1 539.

[4] PATEL S, LIU Y, SIDDIQUE Z, et al. Metal additive manufacturing: Principles and applications[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 131: 1 179-1 201.

[5] WANG J C, ZOU Y B, ZHU Q F, et al. Numerical simulation of melt flow and temperature field during DC casting 2024 aluminium alloy under different casting conditions[J]. China Foundry, 2024, 21(4): 387-396.

[6] CAO L. Mesoscopic-scale numerical investigation including the influence of scanning strategy on selective laser melting process[J]. Computational Materials Science, 2021, 189: 110 263.

[7] MEHMET K. Determination of the casting-mold interface heat transfer coefficient for numerically die-casting process depending on different mold temperatures[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(1): 427-433.

[8] ARPAN R S, ARDHENDU S B, CLIFF B, et al. Experimental artefacts affecting characterization of the evolving interfacial heat transfer coefficient in hot stamping of Al-Si coated 22MnB5 steel[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 236: 121 604.

[9] 董国疆, 李世德, 王克奇, 等. 铝车轮铸造模具水冷界面传热系数反算求解[J]. 中国有色金属学报, 2024, 34(5): 1 495-1 505.

[10] 冀晓磊, 孟晓东, 张荣强, 等. 熔模铸造 ZL114A 铝合金凝固过程界面传热系数研究[J]. 铸造技术, 2024, 45(4): 395-400.

[11] 王一帆, 温治, 豆瑞锋, 等. 基于 L-M 算法的铝合金铸造过程界面传热系数的反问题模型[J]. 热加工工艺, 2024, 53(9): 122-129.

[12] LI Y H, ZHAO Y K, CHEN H Q. Prediction model of interfacial heat transfer coefficient changing with time and ingot diameter[J]. High Temperature Materials and Processes, 2022, 41: 238-246.

[13] 于晓强, 贾永辉, 乐启炽, 等. 基于反热传导法的镁合金半连铸—冷区换热系数研究[J]. 铸造, 2023, 72(2): 167-173.

[14] 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]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.

[15] 刘肖廷, 闵建, 于相楠, 等. 物理信息神经网络的应用与研究进展[J]. 河南科学, 2024, 42(7): 945-959.

[16] IKHYUN R, GYU-BYUNG P, YONGBIN L, et al. Physics-informed neural network for engineers: a review from an implementation aspect[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2024, 38(7): 3 499-3 519.

[17] SUNWOONG Y, HOJIN K, YOONPYO H, et al. Data-driven physics-informed neural networks: A digital twin perspective[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2024, 428: 117 075.

- [18] HOU Q Z, LI Y X, SINGH V P, et al. Physics-informed neural network for diffusive wave model[J]. Journal of Hydrology, 2024, 637: 131-261.
- [19] 舒伟, 孟胤全, 邓芳, 等. 基于 PINNs 算法的一维潜水流方程的渗流参数反演[J]. 南京大学学报(自然科学), 2024, 60(2): 317-327.
- [20] 陈豪龙, 唐欣越, 柳兆涛, 等. 基于物理信息神经网络的非线性瞬态热传导正/反问题研究[J]. 重庆大学学报, 2024, 47(12): 124-136.
- [21] JUNHYOUNG J, YEONHWI J, JINSU K, et al. Thermal conductivity estimation using Physics-Informed Neural Networks with limited data[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: 109-119.
- [22] SONG S Y, JIN H X. Identifying constitutive parameters for complex hyperelastic materials using physics-informed neural networks[J]. Soft Matter, 2024, 20: 5915.
- [23] HUANG L, QIN J, ZHOU Y, et al. Normalization techniques in training DNNs: Methodology, analysis and application[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(8): 10173-10196.
- [24] LU L, PESTOURIE R, YAO W J, et al. Physics-informed neural networks with hard constraints for inverse design[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2021, 43(6): 1105-1132.
- [25] LU L, MENG X H, MAO Z P, et al. DeepXDE: A Deep Learning Library for Solving Differential Equations[J]. SIAM Review, 2021, 63(1): 208-228.
- [26] 曹流, 廖敦明, 胡柏乐, 等. 铸造充型过程中浇不足缺陷的数值计算研究[J]. 铸造, 2018, 67(6): 487-491.
- [27] 曹流, 孙飞, 陈涛, 等. 铸造充型过程中液固转变影响流动行为的数值计算[J]. 金属学报, 2017, 53(11): 1521-1531.

(编辑: 刘晨辉)