

基于机器学习的航天筒形件铸造工艺优化设计

盛子懿, 邱昊岳, 沈厚发
(清华大学 材料学院 北京 100084)

摘 要: 航天舱体等薄壁铸件厚度不均, 容易产生凝固补缩困难。采用数值模拟方法研究低压铸造铝硅合金筒形件凝固缩孔疏松。基于高斯回归代理模型及遗传算法开发了数据驱动型机器学习程序。结果表明, 机器学习预测的低压铸造疏松结果与基于机理模型的数值模拟结果一致。保压压力愈大、过热度愈小、充型时间愈短, 铸件形成疏松的倾向性愈小。机器学习可设计出比正交设计更优的工艺参数, 使用机器学习预测疏松的效率比数值模拟更高。

关键词: 低压铸造; 缩孔疏松; 机器学习; 高斯回归; 遗传算法; 数值模拟

中图分类号: TG24

文献标识码: A

文章编号: 1000-8365(2025)10-0941-07

Design and Optimization of Process Parameters for Aerospace Cylindrical Casting Based on Machine Learning

SHENG Ziyi, QIU Haoyue, SHEN Houfa

(School of Materials Science and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: The thickness of thin-walled castings such as aerospace cabin bodies is uneven, which makes it difficult to feed them during solidification. The shrinkage porosity of cylindrical low-pressure aluminium-silicon alloy castings was studied via numerical simulation. A data-driven machine learning program was developed on the basis of the Gaussian regression surrogate model and genetic algorithm. The results show that the shrinkage porosity predicted by machine learning in low-pressure casting is consistent with the numerical simulation results based on the mechanism model. The higher holding pressure with the lower degree of superheating and the shorter filling time lead to a smaller tendency toward porosity formation during casting. Compared with an orthogonal design, machine learning can design reasonable process parameters. The efficiency of predicting porosity via machine learning is greater than that via numerical simulation.

Key words: low-pressure casting; shrinkage porosity; machine learning; Gaussian regression; genetic algorithm; numerical simulation

航天铸件常用的金属材料包括铝、镁合金等^[1-3]。航天铸件通常壁厚不均, 并且尺寸较大。筒体铸件在航天金属材料中具有代表性^[3]。航天铸件主要采用低压铸造工艺生产^[4-6]。低压铸造是一种先进反重力铸造方法, 易于实现机械化及自动化, 生产效率高。低压铸造在预设压力下通过加压使坩埚中的金属液沿着升液管反向充型到铸型内部^[7]。合金熔体在压力下充型平稳, 速度可控, 不易产生氧化夹杂。低压铸造在压力下凝固, 且通常不需要冒口。筒体件内部往往设有筋肋, 厚薄不均; 凝固补缩困难, 容易产生缩孔疏松^[3,6]。

航天铸件低压铸造工艺的主要内容包括浇注

与补缩系统设计, 以往主要通过反复试验实践^[6,8-9]。20 世纪 80 年代后, 数值模拟逐渐成为优化铸造工艺基本方法, 并出现了较多的商品化软件^[2,5,10-13]。宋春丽等^[2]采用 Nova CAST、JSCAST 和 EasyCast 软件对舱体铸件的模拟所得出的凝固顺序和缺陷预测位置基本一致。王堃等^[5]使用 ProCAST 软件, 设计了舱体铸件低压浇注工艺方案, 避免了缩松、缩孔。数值模拟不仅可以计算宏观温度场、流场、溶质场, 预测充型、凝固缺陷^[5,11], 如卷气、缩孔疏松等, 还可以模拟凝固微观组织^[10]。

随着产线数据的积累, 机器学习及遗传算法在铸造工艺设计中得到重视和应用^[12-17]。Zhang 等^[12]及

收稿日期: 2025-07-07

作者简介: 盛子懿, 2003 年生, 本科。研究方向为材料加工模拟仿真。Email: shengzy21@mails.tsinghua.edu.cn

通信作者: 沈厚发, 1964 年生, 博士, 教授。研究方向为材料加工模拟仿真。Email: shen@tsinghua.edu.com

引用格式: 盛子懿, 邱昊岳, 沈厚发. 基于机器学习的航天筒形件铸造工艺优化设计[J]. 铸造技术, 2025, 46(10): 941-947.

SHENG Z Y, QIU H Y, SHEN H F. Design and optimization of process parameters for aerospace cylindrical casting based on machine learning[J]. Foundry Technology, 2025, 46(10): 941-947.

Duan 等^[13]使用卷积神经网络、随机森林、线性回归等算法建立了回归预测模型,并研究设计了舱体低压铸造工艺。机器学习是人工智能的重要分支^[18],通过数据分析、模式识别和决策优化,推动数字孪生及智能制造技术的发展^[19-21]。机器学习、数字孪生及智能制造共同构成了现代制造业的核心技术体系^[16,18-21]。高斯回归模型及遗传算法在低压铸造工艺设计中尚未多见。

本文基于数值模拟及机器学习,结合机理模型与数据驱动,针对筒形件缩孔疏松缺陷,探讨了航天铸件低压铸造工艺设计。

1 实验材料与方法

1.1 材料及工艺

航天薄壁舱体铸件材质为 AC-42100 铝硅合金,化学成分如表 1 所示。热物性参数如图 1 所示。薄壁舱体铸件内部结构复杂,局部设有加强筋,总

体上为圆筒形。筒身高为 730 mm、外廓直径 380 mm、平均壁厚约 10 mm、加强筋厚度 15 mm。根据舱体铸件的结构特征及产品的质量要求,选择低压铸造工艺。设计图 2 所示的随形冷铁及底注式缝隙浇注系统以保证顺序凝固。整个浇注系统的轮廓尺寸为 980 mm×630 mm×500 mm。6 根直浇道的外直径为 60 mm;底部主浇道直径为 120 mm、高 100 mm。铸型采用覆膜砂,冷铁的材质为低碳钢。铸件在图 3 所示的可控压力及浇注速度条件下充型、凝固。

表1 AC-42100铝硅合金化学成分

Tab.1 Chemical concentration of the AC-42100 alloy (mass fraction/%)

Si	Mg	Fe	Cu	Zn	Ti	Al
7.0	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	Bal.

确定表 2 所示的主要工艺参数,并设计调整范围。通过数值模拟及机器学习,优化低压铸造工艺参

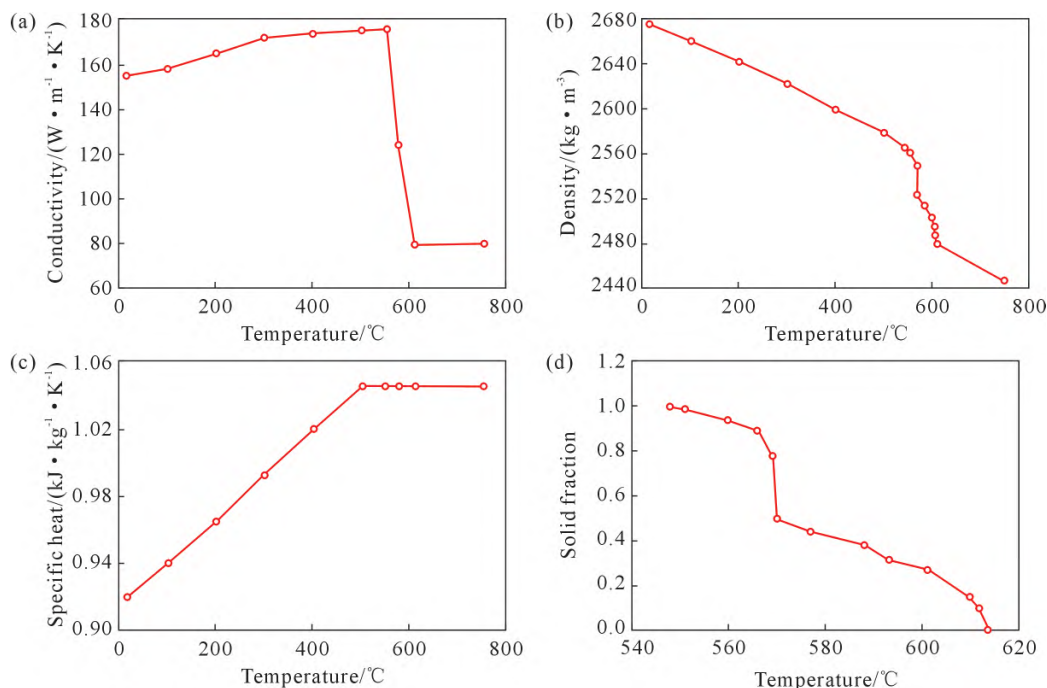


图1 AC-42100 铝硅合金热物性参数:(a) 热导率;(b) 密度;(c) 比热;(d) 固相率

Fig.1 Physical properties of the AC-42100 alloy with respect to temperature: (a) conductivity; (b) density; (c) specific heat; (d) solid fraction

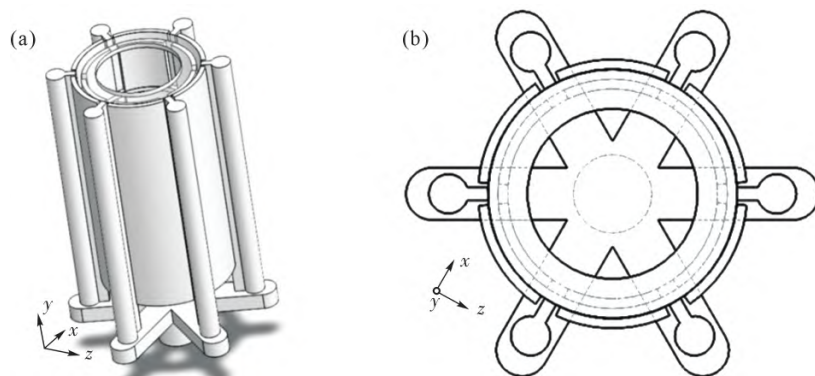


图2 薄壁铸件低压铸造浇注系统:(a) 三维视图;(b) 俯视图

Fig.2 Gating system for thin-walled low-pressure casting: (a) 3D view; (b) top view

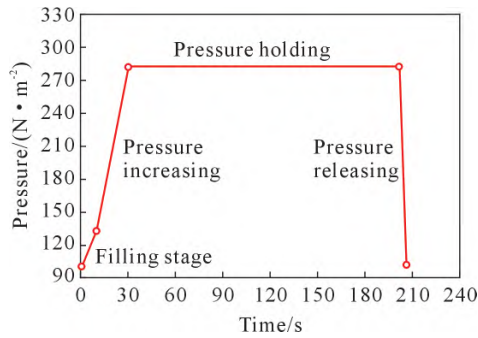


图3 薄壁铸件低压铸造过程中的压力-时间曲线

Fig.3 Pressure-time curve of thin-walled low-pressure casting

表2 低压铸造模拟工艺参数

Tab.2 Process parameters of low-pressure casting

Parameter	Base value	Variation range
Mold temperature/°C	250	250~300
Pouring temperature/°C	700	700~780
Pouring time/s	8	8~12
Hold pressure/kPa	180	180~220

数,控制缩孔疏松。

1.2 数值模拟

在数值模拟低压铸造时,基于动量守恒及能量守恒的机理模型^[5-6],采用VOF方法处理充型过程中流动自由表面。凝固过程中,考虑显微偏析,凝固固相分数与温度的关系如图1d所示。薄壁件充型对凝固缩孔疏松有较大影响。缩孔疏松的判断为表示补缩凝固枝晶间液体渗透能力的Niyama值(N_y)。

$$N_y = \frac{G}{\sqrt{\varepsilon}} \quad (1)$$

式中, G 为温度梯度,°C/cm; ε 为冷却速度,°C/min。

1.3 机器学习

在预测低压铸造凝固缩孔疏松缺陷体积大小时,同时采用基于数据驱动机器学习的高斯回归代理模型及遗传算法^[12,14,22]。高斯过程为一系列关于连续域的随机变量的联合,且其中每一个点上的随机变量都服从高斯分布。高斯过程模型是一种融合机器学习与统计学于一体应用贝叶斯推理的概率建模。高斯过程回归模型在高斯过程的假设下对数据进行非参数化回归分析,能够给出对预测样本的后验分布。高斯过程唯一定义一个均值函数和协方差函数,并且一个高斯过程有限维度的子集都服从一个多元高斯分布^[14,22]。

对于任意维度的随机变量 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$,其高斯分布可以写作 $X \sim N(\mu, K)$,其中 K 为协方差矩阵。概率密度函数形式为:

$$f(X) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |K|}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu)^T K^{-1}(X-\mu)} \quad (2)$$

其中协方差矩阵的形式为:

$$K = \begin{bmatrix} \sigma(x_1, x_1) & \cdots & \sigma(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma(x_n, x_1) & \cdots & \sigma(x_n, x_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\sigma(x_i, x_j) = \frac{\sum_{k=1}^c (x_i^k - \bar{x}_i)(x_j^k - \bar{x}_j)}{c-1} \quad (4)$$

当各维度变量不相关时, K 为对角矩阵。

遗传算法通过模拟自然进化过程在一定范围内随机参数组合中搜索最优的目标参数组合。遗传算法是一种启发于生命演化过程中择优取向规律的优化算法,通过模拟自然界中基因的突变、遗传、选择,将物种变得更适应环境的过程反映为寻找最优解的过程。

记浇注温度为 T_p 、铸型预热温度为 T_M 、充型时间为 t 、保压压力为 p 、缩孔疏松体积为 v 。设置表2中4个因素变化范围内等间隔3个水平,则得到 $L_9(3^4)$ 正交试验样本9组数据。每组由四维输入向量:

$$x_i = (T_{pi}, T_{Mi}, t_i, p_i) \in R^4 \quad (5)$$

及输出标量 $y_i = v_i$ 构成。令:

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^9 \quad (6)$$

$$x = [x_1, \dots, x_9]^T \in R^{9 \times 4} \quad (7)$$

$$y = [y_1, \dots, y_9]^T \in R^9 \quad (8)$$

为消除各维度量纲差异对数值稳定性的影响,采用z-score标准化:

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (9)$$

$$\tilde{y}_i = \frac{y_i - \mu_y}{\sigma_y} \quad (10)$$

式中, μ_j, σ_j 分别为 x 第 j 列的样本均值与标准差;同理, μ_y, σ_y 对应于 y 。

基于高斯回归代理模型及遗传算法,采用Python语言编写具有机器学习能力的程序。程序基本流程如图4所示,涉及基因、种群、适应度函数、选择、交叉与突变。

根据表2中4个工艺因素及其等间隔3个水平,共形成 $81(3^4)$ 个全数模拟方案。进行薄壁铸件低压铸造充型凝固数值模拟仿真,并预测缩孔疏松。在81个方案中,以 $L_9(3^4)$ 正交方案中9组缩孔疏松模拟结果数据作为机器学习的训练集,剩余的72组数据作为测试集。

数值模拟时,网格数为1794703个,铸件与铸型间的换热系数取 $750 \text{ W/(m}^2 \cdot \text{K)}$ 。高斯过程回归时,初始种群规模设定为 $N=50$ 。种群进化与迭代次数预设值为 $G=40$ 。

2 实验结果及讨论

2.1 数值模拟

图5表示航天薄壁铝合金铸件充型与凝固过程

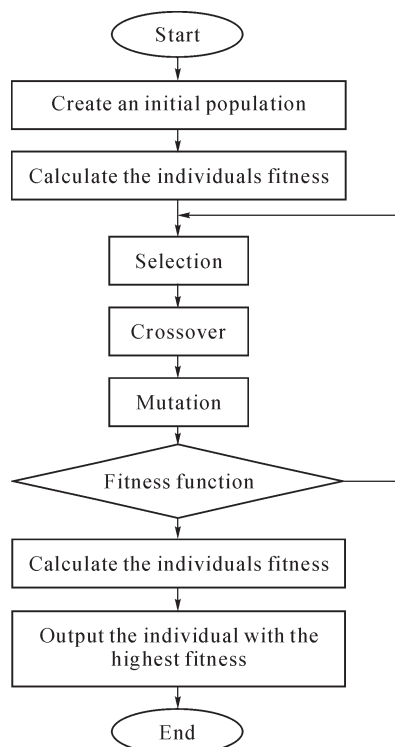


图4 遗传算法流程

Fig.4 Flow chart of the genetic algorithm

的数值模拟结果。由图 5a 可见,浇注后 2.5 s 充填体积分数为 36.3%。熔体自浇口平稳填充型腔。尽管自由表面出现局部扰动,但随后迅速趋于平稳,并以

稳定的速率上升。浇注后 7.1 s, 型腔充填完成;此时,铸件凝固固相分数为 0.2%。流动现象表明所采用的浇注系统设计方案合理有效。由图 5b 可见,浇注后 23.5 s,凝固固相分数为 15.3%;此时,铸件筒身部分基本凝固。浇注后 4193.5 s,铸件完全凝固。综合充型凝固历程,凝固过程优先从远离浇道的区域进行,逐步向浇道方向推进,从而在铸件中形成顺序凝固模式。

充型及凝固模式取决于表 2 所示的工艺参数。该筒形铸件壁厚体高(图 2),较粗的直浇道分布于筒体的外围。充型后的高温熔体向接触的铸型散热。铸型底部熔体与铸型接触时间长,铸型温度高,金属凝固迟。另外,铸件薄壁处优先凝固。综上,铸件形成由上至下及由内及外的顺序凝固。在气体压力作用下,高温熔体持续为铸件提供由下至上及由外及内的补缩通道。因此,顺序凝固是保证低压铸造压力补缩效果的前提条件。影响顺序凝固的因素还包括铸型材质及冷铁布置等。

采用 Niyama 及 Porosity 2 个指标判断铸件的疏松程度。图 6 为铸件缩孔疏松分布图。疏松主要出现在直浇道中,同时铸件筒身也有少量疏松。说明浇注系统有一定补缩作用。铸型预热温度 250 °C、浇注温度 700 °C、充型时间 8 s 及保压压力 180 kPa 条件

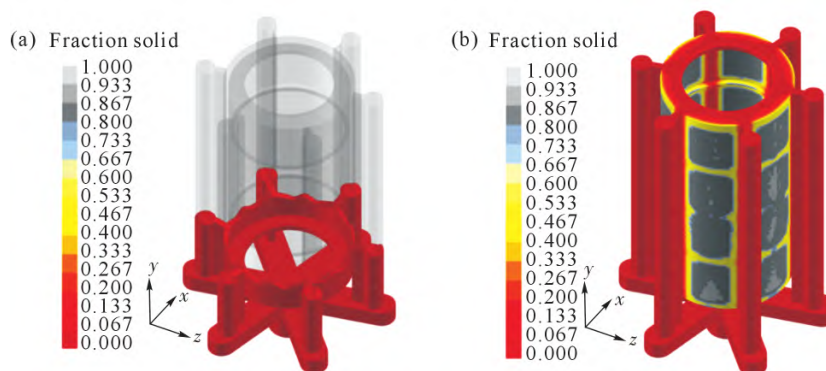


图5 铸件充型过程中充填体积分数:(a) 36.3%; (b) 100%

Fig.5 Filled volume of low-pressure casting: (a) 36.3%; (b) 100%

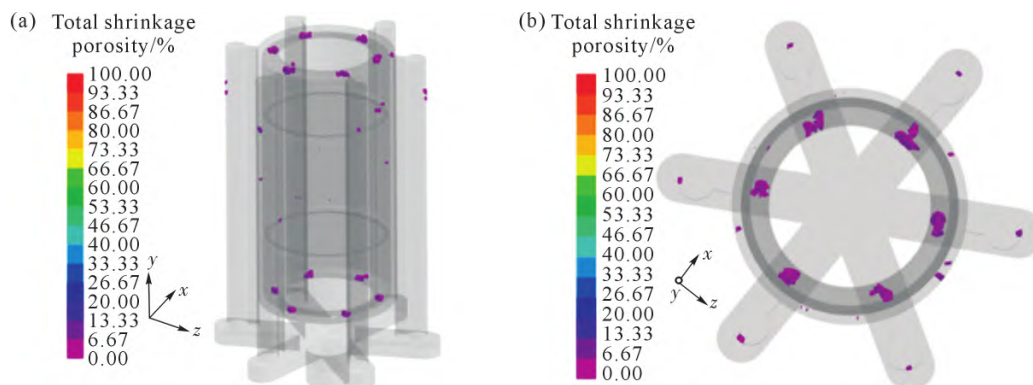


图6 铸件凝固疏松:(a) 3D 视图;(b) 俯视图

Fig.6 Porosity after solidification via low-pressure casting: (a) 3D view; (b) top view

下,疏松体积为 2.98 cm^3 。

表 3 最后 1 列表示基于表 2 以 $L_9(3^4)$ 正交设计 9 组方案进行数值模拟得出的疏松体积。可见正交设计可以获得疏松体积较小的工艺参数。

表3 正交试验样本

Tab.3 Sampling for the orthogonal experimental design

No.	Pouring temperature /°C	Mold temperature /°C	Pouring time/s	Hold pressure /kPa	Simulated porosity volume/cm ²
1	700	250	8	180	2.9752
2	700	275	10	200	2.3011
3	700	300	12	220	1.9563
4	740	250	12	200	2.0792
5	740	275	8	220	2.1323
6	740	300	10	180	2.1679
7	780	250	10	220	2.6294
8	780	275	12	180	1.9617
9	780	300	8	200	2.5956

2.2 机器学习

以表 3 工艺条件及数值模拟得出的疏松值作为机器学习的训练集,通过高斯回归代理模型及遗传算法预测得出所有 81 组方案的疏松。使用开发的程序进行一次预测耗时仅约 0.613 ms ,而基于机理的模拟仿真一次所需时间为约 3 h 。表 4 列出部分机器学习预测的疏松体积与采用数值模拟得出结果的比较。对比 81 组方案可见,随着保压压力的增加,铸件疏松体积减小;随着浇注温度的降低,铸件疏松体积减小;随着保压压力的增加,铸件疏松体积减小。

表 4 低压铸造疏松数值模拟与代理模型预测结果比较 (部分)

Tab.4 Portion of porosity during low-pressure casting via numerical simulation and a surrogate model

No.	Pouring temperature /°C	Mold temperature /°C	Pouring time /s	Hold pressure /kPa	Simulated porosity volume /cm ³	Predicted porosity volume /cm ³
1	700	250	8	180	2.975 2	2.975 2
2	700	250	8	200	2.596 1	2.595 6
3	700	250	8	220	2.067 5	2.132 3
4	700	250	10	180	2.107 6	2.167 9
5	700	250	10	200	2.229 5	2.301 1
6	700	250	10	220	2.663 6	2.629 4
7	700	250	12	180	1.982 7	1.961 7
8	700	250	12	200	2.023 7	2.079 2
9	700	250	12	220	2.020 9	1.956 3

基于表 3,采用极差分析法可得,实验条件及参数范围内,影响疏松的因素依次为保压压力、浇注温度、铸型温度及充型时间。最优的参数组合为:

$p=220 \text{ kPa}$ 、 $T_P=740 \text{ }^\circ\text{C}$ 、 $T_M=275 \text{ }^\circ\text{C}$ 、 $t=12 \text{ s}$ 。

图 7 为表 4 机器学习预测与数值模拟的结果对比。可见预测与模拟结果一致,但有误差。代理模型预测的标准差 σ 约为 $0.001 474$ 。图 8 表示预测结果与模拟结果的相对误差值约 1.9% ,预测结果的 95% 置信区间宽度仅约 $\pm 0.002 9$ 。说明代理模型可靠,在整个参数空间具有高的置信度。

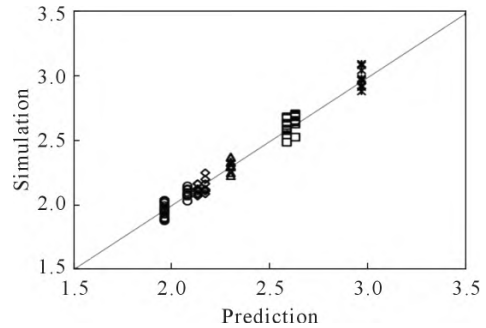


图 7 基于高斯过程回归及遗传算法的铸件疏松预测与数值模拟结果对比

Fig.7 Comparison of the porosities of low-pressure casting with those of GPR-GA prediction and numerical simulation

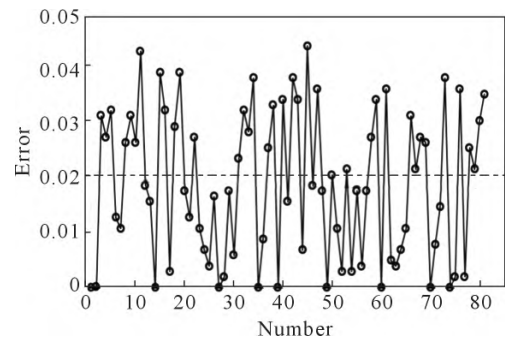


图 8 测试集的相对误差

Fig.8 Relative error of the testing set

机器学习不仅可以预测缩孔疏松,还可以优化工艺参数。优化的工艺参数可能逾越原设计的范围。图 9 表示,采用优化工艺(浇注温度 $762.34 \text{ }^\circ\text{C}$ 、铸型温度 $288.04 \text{ }^\circ\text{C}$ 、充型时间 10.08 s 秒及保压压力 196.57 kPa)时,模拟得到最优化的凝固缩孔疏松。疏

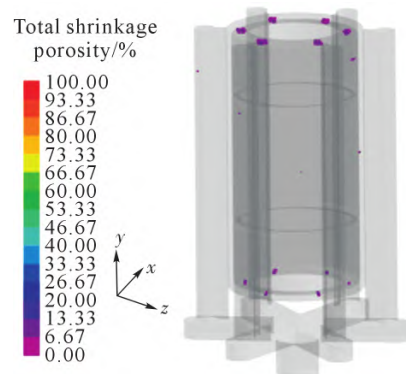


图 9 优化后的铸件凝固疏松

Fig.9 Porosity after solidification via low-pressure casting with process optimization

松体积 1.7607 cm^3 显著小于原设计的疏松体积,说明基于机器学习的设计可优于正交设计。尽管放大显示发现仍有少量疏松,但可以采用冷铁等进一步消除。由于所编程序的通用性,以上基于机器学习的预测方法可以应用于同类单目标多因素多水平的工艺优化设计。

3 结论

(1)基于机理模型的数值模拟表明,航天薄壁舱体铝硅合金铸件低压铸造适当压力及浇注系统条件下,充填平稳;充型结束时已有少量合金凝固(固相分数为 0.2%),凝固时间为 4 193.5 s。沿筒身布置的缝浇口为薄壁筒形铸件顺序凝固提供了条件。影响铸件疏松的主次因素为保压压力 p 、浇注温度 T_p 、铸型温度 T_M 及充型时间 t 。正交实验得出的最优参数组合为: $p=220\text{ kPa}$ 、 $T_p=740\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $T_M=275\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $t=12\text{ s}$ 。

(2)基于高斯回归代理模型及遗传算法开发了数据驱动型机器学习程序。机器学习预测的低压铸造疏松结果与基于机理模型的数值模拟结果一致。代理模型预测的标准差 σ 约为 0.001 474。预测结果与模拟结果的相对误差值约 1.9%,预测结果的 95%置信区间宽度约 ± 0.0029 。

(3)机器学习能够设计出防止薄壁铸件疏松的优于传统正交实验方案的工艺参数,即:保压压力 196.57 kPa、浇注温度 762.34 $^\circ\text{C}$ 、铸型温度 288.04 $^\circ\text{C}$ 及充型时间 10.08 s。相比基于机理模型的数值模拟方法,机器学习在预测疏松效率更高。通过建立数据驱动的代理模型,可以实现仿真结果的快速推演,从而为数字孪生系统的构建与短流程工艺设计提供可靠的数据支撑。

参考文献:

- [1] 闫路. 航天飞行器承力结构铝镁合金铸件的现状与发展思路 [A]. 2019 中国铸造活动周论文集[C]. 武汉:中国机械工程学会铸造分会,2019. 434.
YAN L. Present situation and development ideas of Al-Mg alloy castings for spacecraft bearing structure[A]. Proceedings of China Foundry Week 2019[C]. Wuhan: China Foundry Association, 2019. 434.
- [2] 宋春丽,裴小龙,陈利文,陈磊,赵宇宏. 大型薄壁复杂铝合金舱体件低压铸造模拟对比分析[J]. 特种铸造及有色合金, 2023, 43(6): 794-799.
SONG C L, PEI X L, CHEN L W, CHEN L, ZHAO Y Y. Comparison analysis of low pressure casting simulation of large thin-wall complex aluminum cabin[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2023, 43(6): 794-799.
- [3] 刘静,王小博. 某大型复杂圆筒类低压铸造工艺改进[J]. 铸造技术, 2020, 41(7): 667-671.
- LIU J, WANG X B. Improvement of low-pressure casting process for a large complex cylindrical casting [J]. Foundry Technology, 2020, 41(7): 667-671.
- [4] 邓宏强,李明杰,邓梅梅,杨小林,张晓兵. 铝合金舱体低压铸造工艺[J]. 铸造技术, 2023, 44(12): 1163-1167.
DENG H Q, LI M J, DENG M M, YANG X L, ZHANG X B. Low pressure casting process of an aluminum alloy cabin[J]. Foundry Technology, 2023, 44(12): 1163-1167.
- [5] 王堃,刘颖卓,姚斐,陈舸,邹文兵. 基于 ProCAST 的异型舱体低压铸造工艺优化[J]. 特种铸造及有色合金, 2024, 44(7): 992-994.
WANG K, LIU Y Z, YAO F, CHEN G, ZOU W B. Process optimization of low pressure casting heterotypic cabin based on ProCAST[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2024, 44(7): 992-994.
- [6] 严仁杰,杨小林,顾祥东. 圆筒状铝合金铸件低压铸造浇注系统设计及工艺参数模拟仿真[J]. 铸造设备与工艺, 2025(1): 4-9.
YAN R J, YANG X L, GU X D. Design and process parameter simulation of low-pressure casting system of cylindrical aluminum alloy castings[J]. Foundry Equipment and Technology, 2025(1): 4-9.
- [7] MONTEIRO F, SOARES G, MADUREIRA R, SILVA R P, SILVA J, AMARAL R, NETO R, REIS A, ESTEVES A. Development of the low-pressure die casting process for an aluminum alloy part [J]. Materials, 2024, 17(12): 2835.
- [8] 郑成成,王捷冰,吴曼乔,许大帅,杨晨,陈爽. 航天飞行器铸件舱段结构快速设计方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(1): 87-94.
ZHENG C C, WANG J B, WU M Q, XU D S, YANG C, CHEN S. Rapid design method of spacecraft casting cabin structure [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(1): 87-94.
- [9] 王磊,郑峰峰,韩明,赵伟,门忠家. 铝合金低压铸造中孔洞类缺陷及预防措施浅析[J]. 铸造技术, 2021, 42(11): 969-972.
WANG L, ZHENG F F, HAN M, ZHAO W, MEN Z J. Analysis on types and prevention measures of cavity defects in low pressure casting of aluminum alloy[J]. Foundry Technology, 2021, 42(11): 969-972.
- [10] 谭云骧,马聚怀,许庆彦. 铝合金低压铸造过程数值模拟[J]. 铸造, 2024, 73(3): 270-281.
TAN Y X, MA J H, XU Q Y. Numerical simulation of low pressure die casting process of aluminum alloy [J]. Foundry, 2024, 73(3): 270-281.
- [11] 李东,杨培江,廖治东,林兆富,彭宝斌. 基于 MAGMASOFT 的铝合金低压铸造件凝固缺陷精准预测模型探究[A]. 2023 重庆市铸造年会论文集[C]. 重庆:重庆铸造行业协会,重庆市机械工程学会铸造分会, 2023. 572-577.
LI D, YANG P J, LIAO Z D, LIN Z F, PENG B B. The research of precise prediction model for the solidification defects in LPDC castings based on the simulation of MAGMASOFT[A]. Proceedings of Chongqing Foundry Association 2023[C]. Chongqing: Chongqing Foundry Association, Foundry Branch of Chongqing Society of Mechanical Engineering, 2023. 572-577.
- [12] ZHANG X L, HOU H, PEI X L, DUAN Z Q, ZHAO Y H.

- Designing the counter pressure casting gating system for a large thin-walled cabin by machine learning[J]. China Foundry, 2025: 22: 395-406.
- [13] DUAN Z Q, CHEN W P, PEI X L, HOU H, ZHAO Y H. A multimodal data-driven design of low pressure die casting gating system for aluminum alloy cabin[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2023, 27: 2723-2736.
- [14] YAO W X, YANG Y, ZENG B. Novel methodology for casting process optimization using Gaussian process regression and genetic algorithm[J]. China Foundry, 2009, 6(3): 232-240.
- [15] ROSNITSCHKE T, ERBER M, ALBER-LAU KANT B, HARTMANN C, VOLK W, RIEG F, TREMMEL S. Predicting the solidification time of low pressure die castings using geometric feature-based machine learning metamodels[J]. Procedia CIRP, 2023, 118: 1102-1107.
- [16] ALAMURU S, REDDY G S, JAGANNADHA RAJU M V. Artificial intelligence and machine learning for defect detection in castings[J]. Journal of Physics: 6th International Conference on Advancements in Materials and Manufacturing, 2024, 2837: 012079.
- [17] 段志强,裴小龙,郭庆伟,侯华,赵宇宏. 多模态混合输入模拟实验过程实现新型 Al-Si-Mg 系合金设计[J]. 物理学报, 2023, 72(2): 307-317.
- DUAN Z Q, PEI X L, GUO Q W, HOU H, ZHAO Y Y. Design of new Al-Si-Mg alloys by multi-modal mixed input simulation experiment[J]. Acta Physica Sinica, 2023, 72(2): 307-317.
- [18] UYAN T Ç, OTTO K, SILVA M S, VILAÇA P, ARMAKAN E. Industry 4.0 foundry data management and supervised machine learning in low-pressure die casting quality improvement [J]. International Journal of Metalcasting, 2023, 17: 414-429.
- [19] 陶飞,刘蔚然,张萌,胡天亮,戚庆林,张贺,隋芳媛,王田,徐慧,黄祖广,马昕,张连超,程江峰,姚念奎,易旺民,朱恺真,张新生,孟凡军,金小辉,刘中兵,何立荣,程辉,周二专,李洋,吕倩,罗椅民. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1-18.
- TAO F, LIU W R, ZHANG M, HU T L, QI Q L, ZHANG H, SUI F Y, WANG T, XU H, HUANG Z G, MA X, ZHANG L C, CHENG J F, YAO N K, YI W M, ZHU K Z, ZHANG X S, MENG F J, JIN X H, LIU Z B, HE L R, CHENG H, ZHOU E Z, LI Y, LYU Q, LUO Y M. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2019, 25(1): 1-18.
- [20] TAO F, QI Q L. Make more digital twins[J]. Nature, 2019, 573: 490-491.
- [21] EBNI M, BAMAKAN S M H, QU Q. Digital twin based smart manufacturing: From design to simulation and optimization schema [J]. Procedia Computer Science, 2023, 221: 1216-1225.
- [22] GUO M W, HESTHAVEN J S. Reduced order modeling for nonlinear structural analysis using Gaussian process regression[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2018, 341: 807-826.

(责任编辑:杨浩雪)