

基于集成学习与改进灰狼算法的铝合金压铸件仿真与优化

虞任豪¹ 项 薇^{1,2} 林文文¹ 季孟忠³ 吴 磊³

(1. 宁波大学机械工程与力学学院, 宁波 315211; 2. 浙江省零件轧制成形技术研究重点实验室, 宁波 315211; 3. 龙游县检验检测研究院, 龙游 324400)

摘 要 为优化铝合金压铸件的生产工艺参数,降低试模成本,以减少孔隙缺陷、缩松和缩孔缺陷为目标,提出综合缺陷得分的概念。针对关键工艺参数(模具温度、充型速度和浇注温度)设计了正交试验方案,并利用AnyCasting软件模拟铝合金压铸过程,获取相应的缺陷得分。通过集成学习模型建立了工艺参数与缺陷得分之间的非线性压铸模型,并采用改进的灰狼算法确定铝合金压铸的优化工艺参数:模具温度为188.84℃,充型速度为1.83 m/s,浇注温度为670℃。采用优化后的工艺参数进行生产验证,发现铝合金件的缺陷位置与仿真结果一致,生产质量达到了预期要求。

关键词 铝合金压铸件;集成学习;改进灰狼算法;工艺参数优化

中图分类号 TP181;TG249.2;TP311

文献标志码 A

DOI:10.15980/j.tzzz.T20240455

Simulation and Optimisation of Aluminium Alloy Die Castings Based on Integrated Learning and Improved Grey Wolf Algorithm

YU Renhao¹, XIANG Wei^{1,2}, LIN Wenwen¹, JI Mengzhong³, WU Lei³

(1. School of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211; 2. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Part Rolling Technology, Ningbo 315211; 3. Longyou County Inspection and Testing Institute, Longyou 324400)

Abstract: In order to optimize the production process parameters of aluminium alloy die castings and reduce the cost of trial-mould, the concept of comprehensive defect score was put forward with the objective of reducing pore defects, shrinkage and cavities. An orthogonal test scheme was designed for the key process parameters including mould temperature, filling speed and pouring temperature, and AnyCasting software was employed to simulate the aluminium alloy die casting process to obtain corresponding defect score. The non-linear die-casting model between process parameters and defect scores was established through the integrated learning model, and the improved grey wolf algorithm was utilized to determine the process parameters for aluminium alloy die-casting as follows: mould temperature of 188.84℃, filling speed of 1.83 m/s and pouring temperature of 670℃. The defect location of aluminium alloy die castings is consistent with the simulated ones after production verification with optimized process parameters, and the production quality meets the expected requirements.

Key Words: Aluminium Alloy Die Casting, Integrated Learning, Improved Grey Wolf Algorithm, Process Parameter Optimization

随着科技的进步、工业自动化水平的提升以及对产品轻量化和高效能需求的增加,铝合金压铸件的应用越来越广泛。铝合金压铸件凭借其质量轻、强度高、耐腐蚀、导热性好、精度高以及表面质量优良等特点,广泛应用于汽车、航空、电子等领域^[1-3]。然而,压铸试

模成本高和生产工艺参数复杂等问题,限制了铝合金压铸技术的发展。降低试模成本及缩短试模时间,成为推动铝合金压铸技术广泛应用的挑战^[4-5]。

传统的试模阶段运用数值分析方法进行生产试模或运用数值模拟软件进行压铸仿真,使用田口方法,寻

收稿日期:2024-11-06;修订日期:2024-11-30

第一作者简介:虞任豪,男,2002年出生,硕士研究生,E-mail:1691674961@qq.com

通信作者:项薇,女,1971年出生,教授,E-mail:xiangwei@nbu.edu.cn

引用格式:虞任豪,项薇,林文文,等.基于集成学习与改进灰狼算法的铝合金压铸件仿真与优化[J].特种铸造及有色合金,2025,45(10):1536-1542.

YU R H, XIANG W, LIN W W, et al. Simulation and optimisation of aluminium alloy die castings based on integrated learning and improved grey wolf algorithm[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2025, 45(10): 1536-1542.

找最优的工艺参数。YANG L J^[6]通过 Gracías 虚拟和稳态热流模型等一维分析模型研究了成形时间对铝锌合金压铸过程的影响,发现缩短成形时间可以提高铸件的致密度和力学性能。VIJIAN P 等^[7]运用田口方法研究了模具温度、挤压压力和压力持续时间对材料硬度和强度的影响。程凯等^[8]使用 AnyCasting 软件,并通过正交试验方法,分析了铝合金弹底转座压铸工艺中浇注温度、充型速度和模具预热温度对铸件质量的影响。

机器学习与全局寻优算法也逐渐被运用到试模阶段以寻找优化的压铸工艺参数,解决了传统 CAE 工艺参数优化只能对比几组数据的局限性。赵建华等^[9]以 A356 泵体压铸工艺参数为对象,利用正交试验数据作为训练样本,通过 BP 神经网络进行预测与优化。TSOUKALAS V D^[10]通过多元线性回归(MVLR)和遗传算法(GA)分析,研究了压铸工艺参数对气孔形成的影响。GUPTA A K^[11]采用遗传算法与模糊方法对 A380 铝合金的压铸工艺参数进行优化。张丽萍等^[12]采用贝叶斯优化极度梯度提升树算法拟合工艺参数与出口烟叶含水率和温度的关系,运用灰狼算法寻找最优工艺参数,全局搜索能力更强。

铝合金压铸件对生产中的工艺参数要求极其严格,本研究针对模具温度、充型速度和浇注温度等关键工艺参数,设计正交试验方案,并借助 AnyCasting 软件模拟铝合金压铸过程,以获取相应的缺陷得分。通过构建集成学习模型,探索工艺参数与缺陷得分之间的非线性关系,并改进灰狼算法的搜索因子,运用改进的灰狼算法对铝合金压铸工艺参数进行优化,确定最优的压铸工艺方案,旨在为相关产品生产提供参考。

1 铝合金件压铸模拟前处理

基于集成学习与改进灰狼算法的铝合金压铸件仿真与优化技术路线图见图 1。本研究对象为某盖板,模具材质为 H13 模具钢,浇注系统见图 2,轮廓尺寸为 522.11 mm×430.64 mm×139.23 mm。选用 ADC12 铝合金,其具有质量轻、铸造工艺性能优良的特点,同时强度和硬度较高,耐冲击性和耐腐蚀性良好,且具备优异的机械加工性能。合金成分见表 1。

确定压铸材料后,进行仿真模拟初始边界条件值设定。将由浇口、型腔、渣包组成的实体 STL 文件导入 AnyPre 模块,在网格划分前,确定实体和求解域。使用 AnyCasting 的有限差分法自动划分网格,通过 Any-Mesh 模块将实体均匀划分,生成 2 160 000 个网格单元。室温为 25 ℃,模具温度设置为 200 ℃,充型速度为 2.4 m/s,浇注温度为 650 ℃。模具与外界传热方式

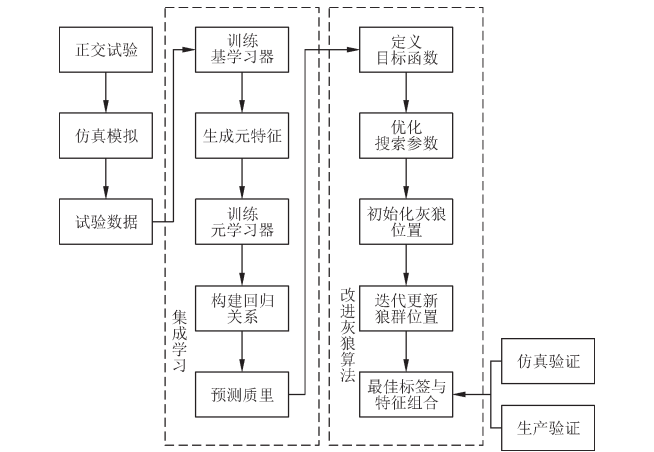


图1 基于集成学习与改进灰狼算法的铝合金压铸件仿真与优化流程图

Fig.1 Flowchart for simulation and optimization for aluminium alloy die casting based on integrated learning and improved grey wolf optimizer

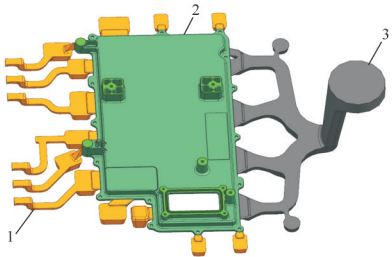


图2 铝合金铸件浇注系统

Fig.2 Pouring and runner system of aluminium alloy casting
1.冒口 2.型腔 3.浇口

表 1 ADC12 铝合金的化学成分

Tab.1 Chemical composition of ADC12 aluminium alloy %						
w_B						
Si	Cu	Fe	Zn	Mn	Mg	Al
10.6	1.6	0.9	0.9	0.2	0.2	余量

为空冷。浇注系统与模具之间的界面传热系数设置为 0.016 747 2 W/(m²·K),空气与浇注系统和模具之间的界面传热系数设定为 4.186 8×10⁻⁵ W/(m²·K)。激活可选模块,根据 ADC12 材料特性,在收缩模型模块中,将凝固收缩体积变化设定为 7.14%。激活流体流动模块,表面张力模型设置为标准 CSF 模型,紊流模型设置为 RNG k-ε 模型。完成预备设置,进入 Ansysolver 模块进行仿真,仿真时长为 320 s。

2 模拟仿真与机理性研究

2.1 压铸过程分析

压铸充型过程的顺序见图 3。可以看出,整个铸件充型过程总时间为 0.074 1 s。当充型时间达到约 0.028 83 s 时,合金液在横浇道中以较慢的速度推进,逐

渐接近内浇口,见图3a。随着时间的推移,当达到0.035 7 s时,合金液以喷射状迅速穿过内浇口进入模具型腔。在这一阶段,合金液被分成4股,分别注入型腔的不同区域,见图3b。这种喷射状的流动方式有助于快速填充型腔,并减少流动不均匀可能导致的缺陷。当充型0.046 0 s时,可以观察到合金液已经充填了型

腔的一半,见图3c。在这一过程中,尤其是在盖板的凸起部分,由于金属液较少,可能导致铸件内部该区域出现缩松或缩孔等缺陷。这个阶段的充型不均匀性提高了缺陷的发生概率,影响了铸件的最终质量。当充型时间达到0.074 1 s时,型腔被完全充满,整个充型过程顺利完成。

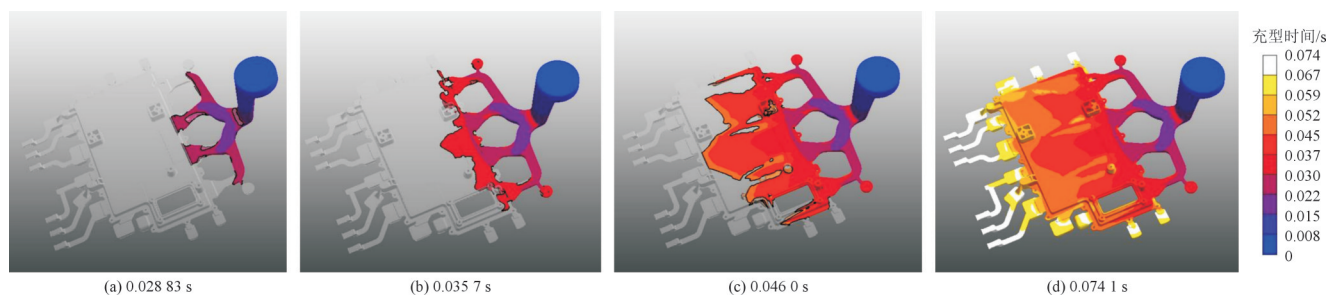


图3 压铸盖板充型过程模拟图

Fig.3 Schematic diagram of filling process for die casting cover

在整个充型过程中,合金液的充型行为符合典型的巴顿三阶段充型理论。初始阶段,合金液通过内浇口以喷射状形式进入型腔,撞击型腔内壁后向周围扩散,并在模具的冷却作用下形成一层薄壳。随后,流入的合金液继续填充这层薄壳的内部空间,直至型腔被完全充满。最后,压力通过内浇口直接施加在尚未凝固的合金液上,以压实型腔内的合金。在充型过程中,充型体积分数与充型时间之间成近线性关系,表明合金液的充型过程整体上较为平稳。

2.2 铝合金盖板类压铸件质量机理分析

在压铸过程中,温度、压力和速度等工艺参数对盖板类产品气孔、缩松和缩孔的生成有显著影响。在盖板类产品的压铸过程中,其平面结构较大且周围较薄,尤其是在凸起或边缘区域,使得合金液在充型过程中更容易受到空气的影响。当合金液以高速充入型腔时,较大的平面面积使得空气难以迅速排出,这可能导致气体残留在金属液内部,从而形成气孔。此时若充型温度过高,金属液的流动性增强,气体溶解度增加,可能使得更多气体进入铸件,进一步加剧气孔的形成。当充型压力过低时,合金液的流动性会受到限制,空气不易排出型腔,气孔也更容易生成。适合的充型速度能够有效减少气体卷入,但速度过快时,空气更容易被带入型腔内,形成气孔。

薄壁结构通常会加快冷却速度,但冷却速度不均匀,尤其是在内部凸起或加强筋区域,导致凝固速度存在差异。薄壁部分先凝固,而冷却较慢的凸起区域则容易形成局部缩松区域。这一现象在产品中央或靠近凸起的部位尤为显著,因为这些区域往往难以得到金属液充分补缩,进而形成缩松。温度控制对这一过程

至关重要,过高的温度可以延缓凝固,减缓收缩过程,有助于避免缩松,但也可能加剧气孔的形成。相反,温度过低可能导致金属液流动性差,造成局部区域无法有效充填,从而加重缩松缺陷。

在盖板类产品的压铸中,补缩不足是缩孔形成的主要原因。薄而平整的结构使得薄壁区域的金属液在凝固时冷却较快,而外围的液态金属难以流动至中心部位进行补充,尤其在较厚的中心或边角部位。这些部位在凝固过程中体积收缩而得不到有效补充,最终导致较大的缩孔生成。此时,充型速度过快可能使得金属液过快填充,未能在冷却过程中均匀流动,增加了缩孔的风险。而充型压力的不足或冷却速度的不均匀,会使得较厚区域无法及时得到补充,导致局部收缩,进而形成较大的缩孔。

因此,压铸过程中,合理优化温度、压力和速度等工艺参数,对于减少气孔、缩松和缩孔等缺陷至关重要。温度、压力和速度的适当控制可以改善合金液的流动性、增强气体排放效率、均匀冷却过程,进而提高盖板类产品的质量和性能。

3 正交试验设计

3.1 正交试验因素水平设计

压力铸造工艺参数的取值范围见表2。根据工艺参数选择范围,对3个因素,各设计了5个水平,见表3。根据设计的因素水平,建立L25(5³)正交试验。

表2 压铸工艺参数取值范围

Tab.2 Value range for die-casting process parameters

充型速度/(m·s ⁻¹)	浇注温度/℃	模具温度/℃
1.6~2.4	650~670	180~220

表 3 因素水平设计

Tab.3 Factor level design			
水平	模具温度(A)/℃	充型速度(B)/(m·s ⁻¹)	浇注温度(C)/℃
1	180	1.6	650
2	190	1.8	655
3	200	2.0	660
4	210	2.2	665
5	220	2.4	670

3.2 量化缺陷得分指标

通过压铸过程分析,发现缩松、缩孔易出现在平板与凸起的连接处,气孔易出现在凸起处。因此选择截面E进行缩松、缩孔缺陷分析,截面F进行气孔分析,见图4。

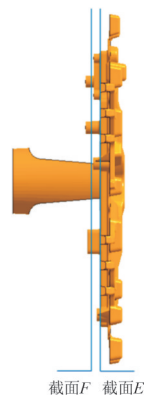


图 4 缺陷分析选择剖面

Fig.4 Selected profiles for defect analysis

在 AnyCasting 模块中,缩松和缩孔分析通常采用残余熔体模数作为关键参数来进行评估。残余熔体模数是指在铸件凝固过程中,剩余的熔体与铸件体积之间的比例关系。图 5 为缺陷定量分析,图中各区域颜色越接近红色,表示该区域出现缩松缩孔缺陷的风险越大(基于原图彩色描述)。通过应用卷气顺序模块,可以观察到铸件在充型过程中的气孔缺陷生成位置。在正交试验中,需要量化缺陷得分指标。将截面上产生缩松缩孔缺陷的面积(见图 5a)与缺陷概率相乘得到缩松、缩孔缺陷得分^[13]。通过计算截面上产生卷气的面积(见图 5b)得到气孔缺陷得分。

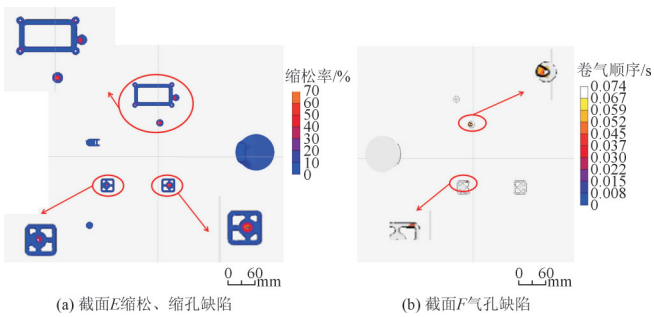


图 5 缺陷定量分析

Fig.5 Quantitative analysis of defects

引入缩松缩孔、气孔缺陷得分后,需要寻找两个指标都相对最优,因此采用综合加权评分法进行分析,引入综合缺陷评分,对两个缺陷得分进行综合加权,作为最终指标。在质量管理中,缩松缩孔缺陷和气孔缺陷是影响产品质量的重要因素,为了平衡两类缺陷的权重,确保评价结果的公平性和科学性,在综合加权评分法中选择了相等的权重系数(即各占 0.5)。综合缺陷评分=(缩松、缩孔缺陷得分/最高缩松、缩孔缺陷得分)×100×0.5+(气孔缺陷得分/最高气孔缺陷得分)×100×0.5。

3.3 正交试验结果分析

运用 AnyCasting 软件进行仿真,得到正交试验表,见表 4。对表 4 中的数值模拟结果进行了极差分析,结果见表 5。

表 4 正交试验结果表

Tab.4 Orthogonal test results						
编号	A/℃	B/(m·s ⁻¹)	C/℃	缩松、缩孔缺陷得分	气孔缺陷得分	综合缺陷评分
1	180	1.6	650	15.44	12.20	96.17
2	180	1.8	655	15.01	10.10	86.28
3	180	2.0	660	15.85	11.70	95.35
4	180	2.2	665	13.85	11.10	86.91
5	180	2.4	670	13.70	10.80	85.23
6	190	1.6	655	15.55	10.40	89.12
7	190	1.8	660	14.07	10.40	84.70
8	190	2.0	665	13.94	10.40	84.31
9	190	2.2	670	14.28	11.10	88.20
10	190	2.4	650	15.72	9.00	83.89
11	200	1.6	660	14.98	9.80	84.96
12	200	1.8	665	14.47	9.60	82.62
13	200	2.0	670	13.43	10.40	82.78
14	200	2.2	650	15.84	10.00	88.35
15	200	2.4	655	13.34	11.50	87.02
16	210	1.6	665	14.28	9.60	82.05
17	210	1.8	670	14.06	9.50	80.98
18	210	2.0	650	15.29	10.80	89.99
19	210	2.2	655	16.30	9.60	88.09
20	210	2.4	660	13.97	9.80	81.94
21	220	1.6	670	16.72	9.90	90.57
22	220	1.8	650	13.21	10.50	82.54
23	220	2.0	655	13.79	10.30	83.45
24	220	2.2	660	15.78	10.80	91.45
25	220	2.4	665	15.90	8.30	81.56

表 5 极差分析结果

Tab.5 Extreme variance analysis results			
因素名称	A	B	C
k ₁	89.978	88.564	88.174
k ₂	86.024	83.404	86.788
k ₃	85.130	87.162	86.650
k ₄	84.598	88.588	83.482
k ₅	85.910	83.922	85.546
极差 R	5.480	5.284	4.692

通过极差分析与各因素水平缺陷得分均值分析,得出模具温度、充型速度、浇注温度的极差 R 分别 5.480、5.284、4.692,由此可知各工艺参数对铸件缩松、缩孔缺陷的显著程度为:模具温度>充型速度>浇注温度。最优组合是模具温度为 210℃、充型速度为 1.8 m/s、浇注温度为 665℃。

4 集成学习与改进灰狼算法工艺参数寻优

4.1 集成学习构建工艺参数与质量回归关系

集成学习(Ensemble Learning)是一种将多个模型结合以提高预测性能的方法。与单一模型相比,集成学习通过集成多个模型的预测结果,通常能够获得更好的准确性和更强的泛化能力。采用 Stacking 集成学习,为构建工艺参数与质量标签的关系,选择随机森林(RandomForest)、XGBoost、LightGBM、岭回归、SVM 这 5 种机器学习模型作为备选,进行单一模型的预测。最终选择随机森林回归器(RandomForestRegressor)^[14]和 XGBoost^[15]作为基学习器,岭回归^[16]作为元学习器。随机森林回归器通过构建多个决策树并将其预测结果进行平均来降低模型的方差,适用于处理复杂的非线性关系;XGBoost 回归器通过梯度提升的方式逐步改进模型性能,擅长处理高维和大规模数据;岭回归可以保证元学习器的稳定性和泛化能力。集成学习模型见图 6。

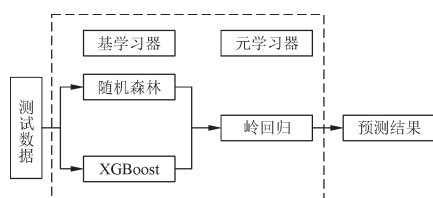


图 6 集成学习模型

Fig.6 Integrated learning model

首先训练基学习器,在训练过程中,随机森林和 XGBoost 分别在标准化后的训练数据上进行训练。训练后的基学习器用于生成训练集和测试集的预测结果,这些结果被用于构建元特征。在集成学习模型中,利用基学习器生成的预测结果作为新的特征,称为元特征,其反映了基学习器对数据的理解,为训练元模型提供了丰富的信息。预测生成的元特征被输入到元模型中。使用岭回归作为元模型。岭回归通过引入 L2 正则化项来控制模型的复杂度,防止过拟合。元模型的任务是学习如何最优地组合这些基学习器的预测结果,以产生最终的预测结果。

在模型参数设定方面,基于网格搜索调参试验^[17],

分别对集成学习模型中的主要参数进行了设定。XGBoost 模型 n 参数设定为 100、 r_{learning} 为 0.3、 d_{max} 设定为 6;随机森林模型随机种子值设定为 42, n 为 estimators 100;岭回归中, α 设定为 46, I_{fit} 为 true。进行模型训练与预测,得到的模型结果与单一模型精度对比见表 6。

表 6 集成学习模型与单一模型精度对比

Tab.6 Accuracy comparison of integrated learning model and single model

模型	E_{MA}	E_{MS}	R^2
随机森林	1.607	4.52	0.512
XGBoost	1.297	2.485	0.669
LightGBM	2.561	8.075	-0.074
岭回归	1.682	4.296	0.429
SVM	2.223	6.766	0.100
集成学习	1.032	1.220	0.852

集成学习后模型 R^2 达到 0.852,比集成前最佳模型 XGBoost 精度提升 27.35%, E_{MA} 为 1.032, E_{MS} 为 1.220,集成后模型精度明显提升,预测值与真实值曲线拟合较好,构建的回归关系可以作为寻优算法的基底。

4.2 改进灰狼算法工艺参数寻优与验证

灰狼优化算法(GWO)通过模拟灰狼群体的捕猎行为,实现了基于群体协作的优化机制。GWO 算法具有结构简洁、参数调整需求较少以及实现过程相对容易等特点。算法的有效性得益于其内置的自适应收敛因子和信息反馈机制,使得 GWO 能够在全局搜索和局部优化之间实现良好的平衡。

4.2.1 改进收敛因子

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)中,参数 a 的作用至关重要,其控制着狼群对猎物的包围圈及搜索范围,进而影响算法的探索和开发能力。传统 GWO 算法中,参数 a 的调整公式为:

$$a = 2 \left(1 - \frac{l}{l_{\text{max}}} \right) \quad (1)$$

式中, l 为当前迭代次数; l_{max} 为最大迭代次数。

这种传统线性递减方式在初期和后期的调整幅度过于单一,不能充分兼顾算法的全局探索与局部开发能力。在初期可能无法充分扩大搜索范围,导致解空间探索不足,而在后期可能收缩过快,使得搜索精度不够,从而影响最终解的质量。

为了改进这种情况,提出了一种基于迭代次数平方的非线性调整方法,改进后的公式为:

$$a = 2 \left(1 - \frac{l^2}{l_{\text{max}}^2} \right) \quad (2)$$

通过引入迭代次数的平方,使参数 a 在初期迭代时保持较高值,从而扩大搜索范围;在后期迭代时逐渐减小至0,增强局部搜索精度。

在搜索初期,迭代次数 l 较小,因此 l^2 的值也较小。此时,式(2)中的 $\frac{l^2}{l_{\max}^2}$ 接近于零,导致 a 的值接近于2。在这一阶段,灰狼群体的搜索范围较大,能够覆盖更为广阔的解空间,使算法可以有效探索解空间,尽可能发现潜在的优良解,而不容易受限于局部区域。同时,较大的搜索范围还能够降低算法陷入局部最优解的风险,从整体上提升算法的全局搜索能力。通过这种方式,灰狼优化算法能够在初期构建出多样化的候选解,为后续的优化过程奠定坚实的基础。

随着迭代的进行, l 值逐渐增大,当 l 接近 $l_{\max}$ 时, l^2 接近 $l_{\max}^2$,此时 $\frac{l^2}{l_{\max}^2}$ 趋近于1,使得 a 的值接近0。这意味

着灰狼群体的搜索范围随着迭代的深入而显著缩小,逐步从广泛的探索转变为精确的局部搜索。在搜索后期,算法将主要聚焦于解空间的某些高潜力区域,对局部进行更加细致的优化。这种逐渐缩小搜索范围的策略能够有效提升解的精度,从而确保最终的优化结果更加可靠。此外,通过参数的非线性递减方式,使得搜索过程从初期的广泛探索到后期的精细开发过渡得更加平滑,优化路径也更加合理,从整体上增强了算法的收敛性能和稳定性。

4.2.2 寻优结果对比

运用改进灰狼算法(IGWO)寻优,设定超参数搜索代理数量为10、最大迭代次数为300,进行工艺参数寻优,得到的结果与遗传算法、粒子群算法、传统灰狼算法的对比见图7。

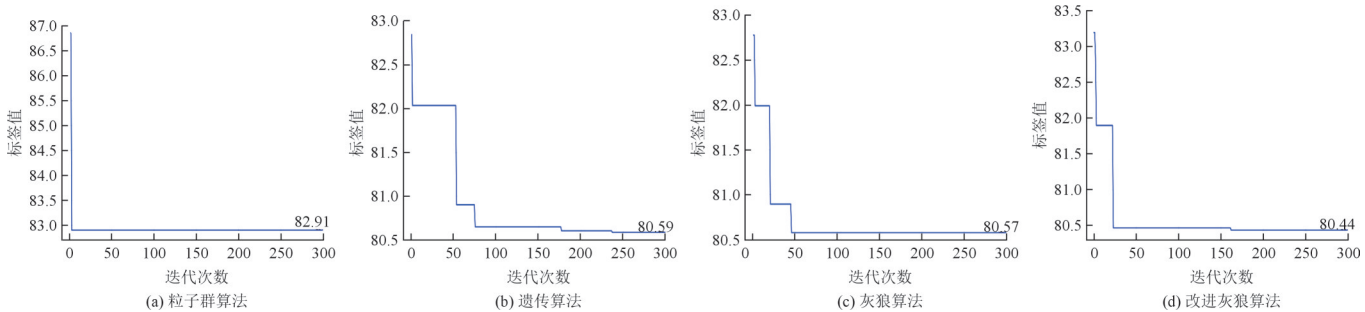


图7 寻优算法对比
Fig.7 Comparison of optimization algorithms

基于IGWO算法进行的优化结果显示,当模具温度设定为188.84℃,充型速度为1.83 m/s,浇注温度为670℃时,工艺过程达到了最佳状态,而通过极差分析得到的优化工艺参数是模具温度为210℃、充型速度为1.8 m/s、浇注温度为665℃,其中,充型速度与浇注温度与IGWO寻优结果差异较小,而模具温度这一指标在极差分析中与IGWO寻优结果最为接近的温度为190℃,190℃与210℃的缺陷得分均值较为接近,证明极差分析与IGWO寻优结果具有一致性,而IGWO寻优结果更为细化。IGWO寻优结果对应的标签值为80.44,相对于粒子群算法缺陷得分降低2.47,灰狼算法改进前后缺陷得分降低0.13。这表明,通过改进灰狼算法优化后的参数组合,显著降低了缺陷得分。

4.3 仿真与生产验证

为了验证改进后的参数的有效性,采用仿真与实际生产相结合的方式进行测试。仿真测试有助于在受控环境下初步评估改进算法的性能,而实际生产中的验证则进一步确认这些参数在真实应用中的效果。

4.3.1 仿真验证

运用AnyCasting软件进行仿真验证,模具温度设定为188.84℃,充型速度为1.83 m/s,浇注温度为670℃,进行仿真验证。仿真验证结果见图8。可以看出,在平面与凸起连接处的缩松、缩孔缺陷明显减少,凸起内部的卷气明显减少,缺陷得分为80.42,与寻优值一致。优化后的工艺参数组合在模拟结果中展现了良好的效果。通过在模拟软件中应用这些优化参数,铸件表面和内部的缺陷有效减少,铸件的整体质量也得到了提升。

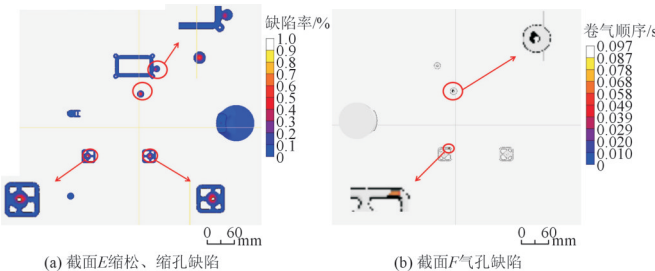


图8 寻优后参数仿真结果
Fig.8 Simulation results after optimization

4.3.2 生产验证

通过试模生产,得到了成形分析、正交优化和改进灰狼算法寻优工艺参数的压铸铝合金铸件,铝合金铸件表面平整,表面质量良好,无任何缺陷。对该试模件进行X-射线探伤检验,结果见图9。可以看出,产生气孔的位置与仿真结果一致,这表明仿真具有较高的有效性。此外,气孔的数量较少,符合生产要求,进一步验证了仿真模型在预测生产过程中气孔分布和数量方面的准确性和可靠性。

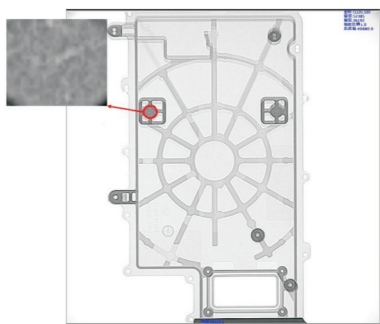


图9 试模件X-射线探伤检测

Fig.9 X-ray inspection of test mould parts

5 结 论

(1)通过 AnyCasting 软件对 ADC12 铝合金压铸件进行仿真,实现了顺序正确的充型、凝固过程模拟,能够预测铸件卷气、缩松、缩孔缺陷的形成趋势与位置。

(2)设计了正交试验,引入缺陷指标,通过集成学习模型建立了工艺参数与缺陷得分之间的非线性压铸模型,并采用改进的灰狼算法优化出铝合金压铸的优化工艺参数:模具温度为 188.84 °C,充型速度为 1.83 m/s,浇注温度为 670 °C。在该工艺参数下,金属液流动平稳,铸件充型完整,铸造缺陷较少。

参 考 文 献

- [1] 徐富宁.热加工工艺对ZTM631镁合金微观组织和力学性能的影响研究[D].济南:齐鲁工业大学,2024.
- [2] 袁延凯.高速列车底架地板滑槽吊挂结构疲劳寿命及可靠性评估[D].沈阳:东北大学,2019.
- [3] 刘奇峰,蓝丽招.铝、镁合金压铸件在汽车工业中的应用及发展[J].汽车文摘,2024(2):50-55.
- [4] 查敏,顾焱,马品奎,等.轻合金大型一体化结构部件压铸成形技术研究进展[J].特种铸造及有色合金,2024,44(8):1 009-1 022.
- [5] 李先洲.新能源汽车一体压铸现状及前景预判[J].铸造工程,2024,48(1):25-29.
- [6] YANG L J. The effect of solidification time in squeeze casting of aluminium and zinc alloys[J].Journal of Materials Processing Technology,2007,192:114-120.
- [7] VIJIAN P, ARUNACHALAM V P. Modelling and multi objective optimization of LM24 aluminium alloy squeeze cast process parameters using genetic algorithm [J]. Journal of Materials Processing

Technology,2007,186(1-3):82-86.

- [8] 程凯,李成信.基于AnyCasting的铝合金弹底转座压铸工艺参数优化[J].铸造技术,2020,41(2):153-156.
- [9] 赵建华,黄惠兰,尹冬梅,等.基于神经网络的泵体铸造过程数值模拟的优化与应用[J].热加工工艺,2009,38(13):58-60,64.
- [10] TSOUKALAS V D. Optimization of injection conditions for a thin-walled die-cast part using a genetic algorithm method[J]. Journal of Engineering Manufacture,2008, B222(9):1 097-1 106.
- [11] GUPTA A K, KUMAR S, CHANDNA P, et al. Optimization of process parameters during pressure die casting of A380: A silicon-based aluminium alloy using GA&fuzzy methodology [J]. Silicon, 2021,13(8):2 429-2 443.
- [12] 张利萍,李英娜,杨苒,等.基于改进灰狼算法的润叶机控制参数优化[J].信息与控制,2024,53(6):793-803.
- [13] 兰天池.铝合金压铸成型缺陷控制的研究[D].成都:西华大学,2020.
- [14] 段忠义,肖昆,杨亚新,等.基于集成学习的松辽盆地砂岩型铀矿地层岩性自动识别研究[J].原子能科学技术,2023,57(12):2 443-2 454.
- [15] 李晓东,曹克让,匡海波.基于超参数优化集成学习的出行方式选择研究[J].交通运输系统工程与信息,2024,24(6):159-168.
- [16] 窦文豪,孙三民,徐鹏翔.基于Stacking集成学习的枣树智能灌溉系统设计与试验[J].中国农机化学报,2024,45(6):270-276.
- [17] ARUNA M M A, HARSHITA. Optimized hyperparameter tuned random forest regressor algorithm in predicting resale car value based on grid search method [J]. International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology, 2021 (6) : 106-113.

(编辑:张正贺)

欢迎关注《特种铸造及有色合金》微信公众号矩阵,文章信息、行业研究动态与资讯信息早知道!



特种铸造
(关注铸造及有色合金
领域重要研究成果)



压铸界
(压铸领域最新动态
及研究)



青稞讲堂
(金属领域青年科学家
最新研究成果)



特种铸造及有色
合金杂志
(文章动态时刻关注)