

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.04.015

基于ACO-BP神经网络的储能电源上壳件气辅成型工艺参数优化

杨明¹, 刘赛¹, 刘巨保¹, 李峰², 姚建锋², 刘厚德¹

[1. 东北石油大学机械科学与工程学院, 黑龙江大庆 163318; 2. 弘丰智能制造(深圳)有限公司, 广东深圳 518117]

摘要: 以某储能电源上壳件为研究对象, 为提高气辅成型效果, 运用Moldflow软件进行气辅成型数值模拟。以气体穿透体积和最大翘曲变形量为优化指标设计了正交试验, 利用Critic权重法确定权重占比, 通过计算综合评分将双目标优化转化为单目标优化; 建立工艺参数与综合评分之间的BP神经网络模型, 利用蚁群算法(ACO)进行全局寻优。结果表明, 当熔体预注射量为93%、熔体温度为270℃、模具温度为87.78℃、延迟时间为3.5 s、气体压力为35 MPa、气体注射时间为20 s、冷却时间为179.62 s时, 综合评分值最大、工艺方案最优。利用Moldflow软件对最优工艺参数进行验证, 结果显示气体穿透体积为10.697 5%、最大翘曲变形量为2.169 mm, 计算其线性组合得到综合评分为1.049 5, 与优化算法结果的误差仅为1.1%, 并进行试模验证, 试模翘曲结果与模流分析结果误差为2.8%, 且产品无吹穿、吹破等缺陷, 表面质量良好。以上研究结果表明, 基于ACO-BP神经网络优化气辅成型工艺参数的技术方法具有可行性。

关键词: 气体辅助注射成型; 数值模拟; 参数优化; BP神经网络; 蚁群算法

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)04-0101-07

Optimization of gas-assisted molding process parameters for upper shell of energy storage power supply based on ACO-BP neural network

YANG Ming¹, LIU Sai¹, LIU Jubao¹, LI Feng², YAO Jianfeng², LIU Houde¹

[1. School of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;

2. Hongfeng Intelligent Manufacturing (Shenzhen) Co., Ltd., Shenzhen 518117, China]

Abstract : Taking the upper shell of an energy-storage power supply as the research object, in order to improve the gas-assisted molding effect, the Moldflow software was used for numerical simulation of gas-assisted molding. An orthogonal experiment was designed, with the gas penetration volume and total warpage deformation as the optimized indexes. The Critic weight method was utilized to determine the weight proportion, and the dual-objective optimization was transformed into single-objective optimization by calculating the comprehensive score. The BP neural network model was established between the process parameters and the comprehensive score, and the ant colony algorithm (ACO) was used for global optimization. The results show that when the melt pre-injection volume is 93%, the melt temperature is 270 °C, the mold temperature is 87.78 °C, the delay time is 3.5 s, the gas pressure is 35 MPa, the gas injection time is 20 s, and the cooling time is 179.62 s, the comprehensive score is the largest, and the process plan is the optimal. The process parameters obtained by optimization were verified using the Moldflow software. The results show that the gas penetration volume is 10.697 5% and the total warpage deformation is 2.169 mm. Calculating their linear combination gives a comprehensive score of 1.049 5, with an error of only 1.1% compared with the result of the optimization algorithm. The trial-mold verification was also carried out. The error between the warpage results of the trial-mold and the result of the mold-flow analysis is 2.8%, and the product has no defects such as blow-through and burst, with good surface quality. The above research indicates that the technical method of optimizing gas-assisted molding process parameters based on the ACO-BP neural network is feasible.

Keywords : gas assisted injection molding ; numerical simulation ; parameter optimization ; BP neural network ; ant colony algorithm

通信作者: 刘巨保, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为高分子材料加工技术与装备

收稿日期: 2025-02-03

引用格式: 杨明, 刘赛, 刘巨保, 等. 基于ACO-BP神经网络的储能电源上壳件气辅成型工艺参数优化[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(4): 101-107.

YANG Ming, LIU Sai, LIU Jubao, et al. Optimization of gas-assisted molding process parameters for upper shell of energy storage power supply based on ACO-BP neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(4): 101-107.

必须先确定气体型芯轨迹,故最终气辅分析时采用“填充+保压+冷却(FEM)+填充+保压+翘曲”分析形式。

1.3 材料推荐参数 CAE 分析

材料采用聚碳酸酯(PC)+丙烯腈-丁二烯-苯乙烯塑料(ABS),制造商为 Covestro,牌号为 Bayblend T85 XF。根据材料厂商推荐的工艺参数、试模经验以及注塑件结构特点,选定的初始试模工艺参数为:熔体温度 270 °C、模具温度 70 °C、熔体预注射量 95%、注射时间 4 s、延迟时间 2 s、气体注射时间 10 s、气体压力 10 MPa、冷却时间 160 s,仿真结果如图 3 所示,气体穿透体积为 8.114 1%,最大翘曲变形量为 2.712 mm,制品内气体未完全穿透手柄,翘曲变形较大,不满足装配要求,需要进一步优化。

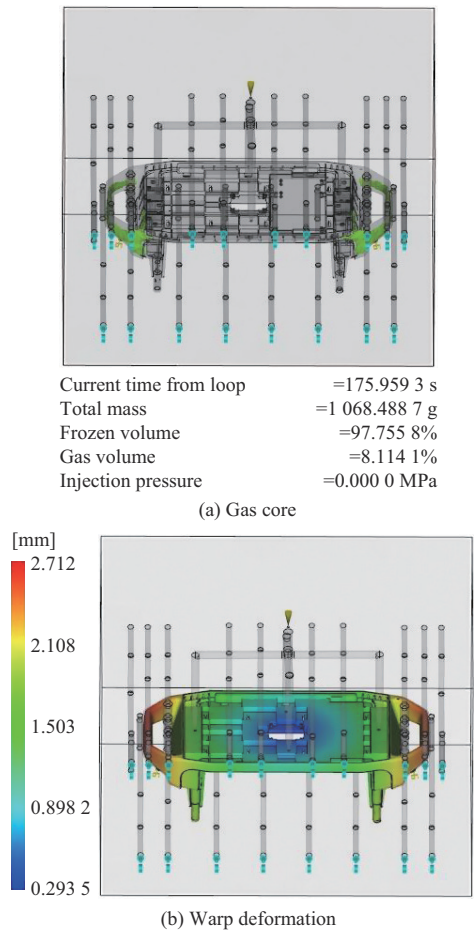


图3 推荐工艺参数仿真结果
Fig. 3 Simulation results of recommended process parameters

2 基于正交试验的气辅注塑数值模拟

2.1 正交试验设计与结果

为满足 GAIM 的质量要求,以熔体预注射量(A)、熔体温度(B)、模具温度(C)、延迟时间(D)、气体

压力(E)、气体注射时间(F)、冷却时间(G) 7 个工艺参数作为试验因子进行正交试验,选取气体穿透体积 $Y_1(1)$ 和最大翘曲变形量 $Y_1(2)$ 为初始指标。由材料属性以及 Moldflow 软件分析成型条件确定试验因子较优的取值范围,每个因素选取 4 个水平,见表 1,得到 $L_{32}(4^7)$ 正交试验表,数值仿真结果见表 2。

表 1 因素-水平表

Tab. 1 Factors-level table

Levels	Factors						
	A/%	B/°C	C/°C	D/s	E/MPa	F/s	G/s
1	93	240	60	1	20	5	150
2	95	250	70	2	25	10	160
3	97	260	80	3	30	15	170
4	99	270	90	4	35	20	180

表 2 正交试验结果

Tab. 2 Results of orthogonal test

NO.	Factors							$Y_1(1)/\%$	$Y_1(2)/\text{mm}$	F_i
	A	B	C	D	E	F	G			
1	1	1	1	1	1	1	1	8.008	2.678	0.413 2
2	1	1	2	2	4	4	3	8.477	2.197	0.829 3
3	1	2	3	4	1	2	3	8.603	2.556	0.561 3
4	1	2	4	3	4	3	1	9.039	2.353	0.758 2
5	1	3	1	3	2	4	2	9.820	2.351	0.829 5
6	1	3	2	4	3	1	4	9.107	2.680	0.509 8
7	1	4	3	2	2	3	4	10.387	2.484	0.776 7
8	1	4	4	1	3	2	2	10.384	2.501	0.763 2
9	2	1	3	4	3	4	2	7.844	2.278	0.709 8
10	2	1	4	3	2	1	4	6.977	2.634	0.355 3
11	2	2	1	1	3	3	4	8.140	2.452	0.600 8
12	2	2	2	2	2	2	2	7.555	2.530	0.487 9
13	2	3	3	2	4	1	1	7.793	2.659	0.408 8
14	2	3	4	1	1	4	3	8.253	2.484	0.586 0
15	2	4	1	3	4	2	3	8.650	2.527	0.588 0
16	2	4	2	4	1	3	1	8.543	2.540	0.568 4
17	3	1	3	1	4	2	4	6.601	2.410	0.496 0
18	3	1	4	2	1	3	2	6.472	2.458	0.447 1
19	3	2	1	4	4	1	2	6.411	2.629	0.308 6
20	3	2	2	3	1	4	4	7.180	2.414	0.544 6
21	3	3	3	3	3	3	3	7.742	2.426	0.585 5
22	3	3	4	4	2	2	1	7.544	2.570	0.455 8
23	3	4	1	2	3	4	1	8.296	2.397	0.657 6
24	3	4	2	1	2	1	3	7.430	2.793	0.272 1
25	4	1	1	4	2	3	3	4.589	2.442	0.291 3
26	4	1	2	3	3	2	1	4.385	2.469	0.252 1
27	4	2	3	1	2	4	1	5.130	2.396	0.375 4
28	4	2	4	2	3	1	3	4.779	2.655	0.142 6
29	4	3	1	2	1	2	4	5.414	2.594	0.246 8
30	4	3	2	1	4	3	2	5.899	2.431	0.416 9
31	4	4	3	3	1	1	2	5.489	2.750	0.132 1
32	4	4	4	4	4	4	4	6.805	2.328	0.578 0

Notes: F_i is comprehensive score value.

2.2 试验结果处理

在上述评价指标中的气体穿透体积为百分数,

为无量纲数据,最大翘曲变形量的单位为mm,为了保证各项指标的同步性与等效性,应标准化评价指标数据。标准化处理分为望大特性、望小特性以及望目特性^[13],计算公式见式(1)~式(3)。

望大特性的标准化公式为式(1)。

$$Y_i^*(j) = \frac{Y_i(j) - \min Y_i(j)}{\max Y_i(j) - \min Y_i(j)} \quad (1)$$

式中: $Y_i^*(j)$ 为第j个评价指标标准化后的数据矩阵, $Y_i(j)$ 为第j个评价指标的原始数据矩阵, $\min Y_i(j)$ 为 $Y_i(j)$ 中的最小值, $\max Y_i(j)$ 为 $Y_i(j)$ 中的最大值。

望小特性的标准化公式为式(2)。

$$Y_i^*(j) = \frac{\max Y_i(j) - Y_i(j)}{\max Y_i(j) - \min Y_i(j)} \quad (2)$$

望目特性的标准化公式为式(3)。

$$Y_i^*(j) = 1 - \frac{|Y_i(j) - Y_{ab}(j)|}{\max Y_i(j) - \min Y_i(j)} \quad (3)$$

式中: $Y_{ab}(j)$ 为 $Y_i(j)$ 的目标值。

该储能电源上壳件的评价指标中,气体穿透体积的值越大越好,最大翘曲变形量越小越好。因此,气体穿透体积采用公式(1)望大特性进行标准化处理,最大翘曲变形量采用公式(2)望小特性进行标准化处理。

采用Critic权重法^[14],确立正交试验中气体穿透体积和最大翘曲变形量双质量评价指标的权重占比,指标变异性、冲突性、信息量以及权重见表3。

表3 Critic权重计算结果

Tab. 3 Results of Critic weight calculation

Item	Indicator variability	Indicator conffliction	Information content	Weight/%
$Y_i(1)$	0.267	0.851	0.227	53.63
$Y_i(2)$	0.231	0.851	0.196	46.37

确定好权重后,把处理后数据按式(4)计算,得到综合评分 F_i ,评分值见表2,由表2可知,综合评分值越大,GAIM效果越好,说明该组工艺参数越优。

$$F_i = \sum_{j=1}^p \omega_j \cdot Y_i^*(j) \quad (4)$$

式中: p 为评价指标的数量; ω_j 为第j个评价指标的权重, $\sum \omega_j = 1$; F_i 为综合评分。

3 BP神经网络与ACO相结合的工艺参数寻优

相比于传统注射成型,GAIM过程复杂且难以预料,产品最终成型质量受到各种因素交互影响。由于气体的引入,使得气辅制品需要考虑更多的工艺参数,这些参数与GAIM效果之间的关系是复杂

的、非线性的,很难建立两者之间的数学模型。BP神经网络具有强大的非线性函数逼近能力^[15],因此选用神经网络来建立工艺参数与GAIM效果综合评分之间的关系。虽然能够成功地创建模型,但在训练过程中,BP神经网络存在收敛速度慢且极易陷入局部最优解等问题,导致精度不高^[16]。ACO是一种比较新颖的优化算法,由于其正反馈机制、自组织性和启发式的概率搜索方式,提高了整体系统的鲁棒性,使得搜索过程不断收敛,具有良好的全局搜索性能。利用ACO优化BP神经网络实际上就是利用ACO获得神经网络最优的权值和阈值^[17],使模型精度更高、收敛速度更快,进而找到最优解。

3.1 BP神经网络的构建

BP神经网络由输入层、隐含层以及输出层组成。其中,隐含层的神经元数量对模型精度影响很大,节点数量太多会减弱神经网络的泛化能力,太小则无法表达输入与输出之间的关系^[18],其神经元数目计算公式见式(5)。

$$m = \sqrt{n + t} + a \quad (5)$$

式中: m 为隐含层神经元数量; n 为输入层神经元数量; t 为输出层神经元数量; a 为[1~10]的常数。

将所得到的隐含层节点个数情况分别代入所建立的BP神经网络中,并计算真实值与预测值的误差,结果如图4所示,在隐含层节点数为7的时候,误差降到最低,并结合表2数据,选择输入层的节点数为7,隐含层的节点数为7,输出层的节点数为1。BP神经网络的学习算法选择为trainlm算法,是将梯度下降法和牛顿法结合在一起的方法,输入层到隐含层之间采用tansig函数,隐含层到输出层之间采用purelin函数,构建7-7-1的3层神经网络结构,从而建立工艺参数与GAIM效果综合评分的非线性耦合预测模型。

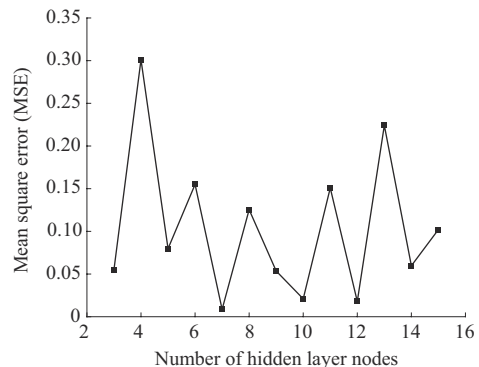


图4 隐含层计算结果均方误差图

Fig. 4 Mean square error diagram of hidden layer calculation results

对样本进行归一化处理,将正交试验内 32 组数据进行随机打乱,选择 22 组作为训练样本,用来确定 BP 神经网络的参数并验证每一次训练集确定的参数精度;剩下 10 组作为测试样本,用来检测所建立的模型正交试验内训练数据样本之外其余样本的精准度,即验证所建立模型的泛化能力。

用建立好的模型预测测试集样本并计算误差。其中,平均绝对百分比误差是预测值和实际值的偏差绝对值与实际值的比值,取平均值的结果,可以消除量纲的影响,用于客观的评价偏差。通过计算,BP 神经网络平均绝对百分比误差为 4.177 1%,证明了所搭建神经网络的正确性。为进一步优化模型精度,在 MATLAB 软件中通过 ACO 得到神经网络最优的权值和阈值^[19],具体步骤如图 5 所示,从而得到 ACO-BP 神经网络模型,ACO 优化前后的 BP 神经网络预测值和真实值对比如图 6 所示。优化后的 BP 神经网络模型平均绝对百分比误差为 1.450 4%,验证了 ACO 的准确性。

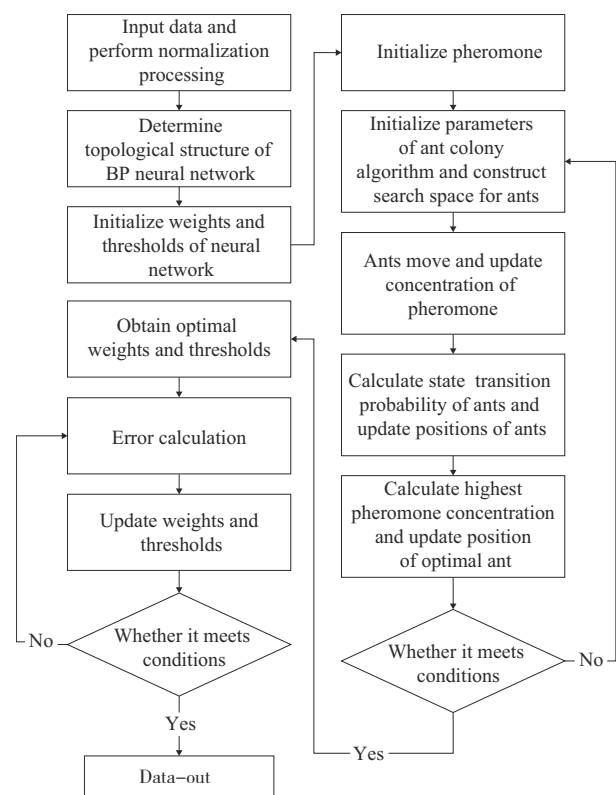


图 5 ACO-BP 神经网络流程图

Fig. 5 Flowchart of ACO-BP neural network

3.2 ACO 寻优

基于构建好的 ACO-BP 神经网络模型,以综合评分最大值作为 ACO^[20]的优化目标,对工艺参数进

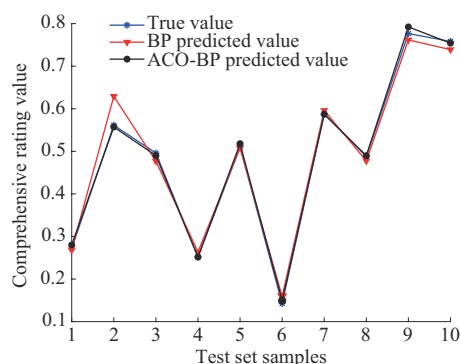


图 6 ACO 优化前后对比图

Fig. 6 Comparison chart before and after ACO optimization

行寻优。在寻优 ACO 中,设置蚂蚁数量 50、转移概率常数 0.7、信息素挥发系数 0.5、信息素释放总量 1、最大迭代次数 200。以 7 个工艺参数的取值范围作为函数的约束条件,取值范围分别为 [93%~99%, 240~270 °C, 60~90 °C, 1~4 s, 20~35 MPa, 5~20 s, 150~180 s], 经过 200 次迭代后,综合评分预测值为 1.038,迭代曲线如图 7 所示。最优工艺参数为:熔体预注射量 93%、熔体温度 270 °C、模具温度 87.78 °C、延迟时间 3.5 s、气体压力 35 MPa、气体注射时间 20 s、冷却时间 179.62 s。

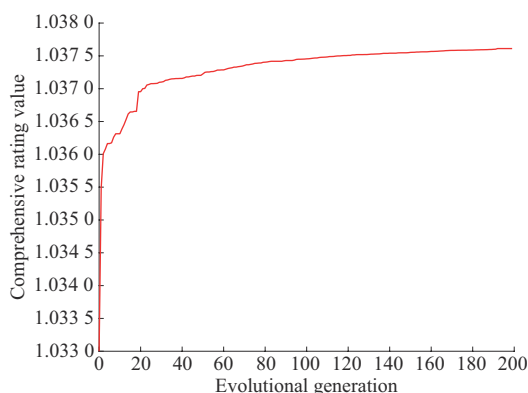


图 7 ACO 寻优迭代曲线

Fig. 7 ACO optimization iteration curve

4 数值模拟与试模验证

将得到的最佳工艺参数组合进行数值模拟,结果如图 8 所示,从图 8 可以看出,气体穿透体积为 10.697 5%,最大翘曲变形量为 2.169 mm,计算其线性组合得到综合评分为 1.049 5,与预测值 1.038 相比,误差仅为 1.1%,证明了 BP 神经网络结合 ACO 的准确性。与初始试模参数相比,气体穿透体积增加了 31.84%,翘曲变形量降低了 20.02%。

依照获得的最佳工艺参数组合进行试模验证,运用三坐标测量仪对储能电源上壳件两侧手柄翘

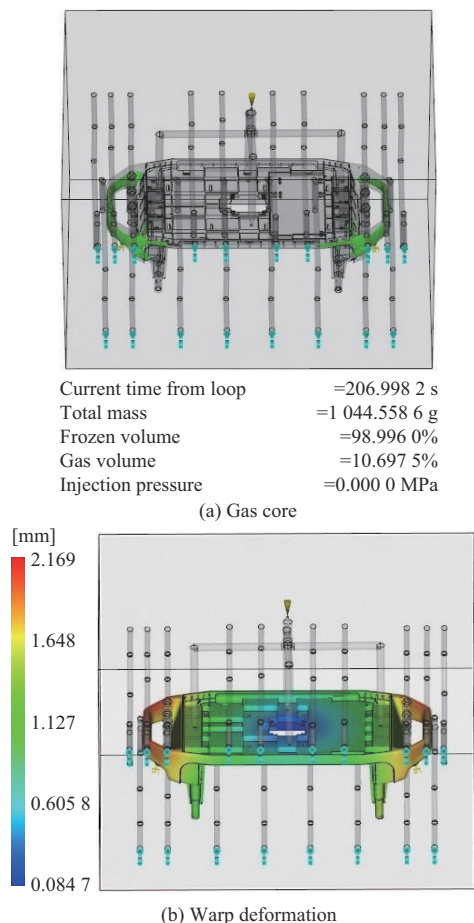


图8 优化后的数值模拟结果云图

Fig. 8 Contours of the optimized numerical simulation results

曲进行检测,随机抽取5个样品测量并取平均值与模流分析结果进行比较,测量过程如图9所示。试模产品翘曲与Moldflow软件数值模拟结果对比见表4,由表4测量结果可知,试模样品最大翘曲变形量平均值为2.23 mm,与优化前相比,翘曲变形量降低了17.77%,与Moldflow软件模拟结果的误差仅为2.8%。

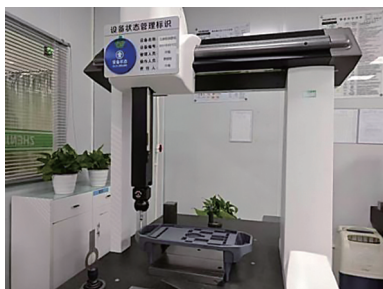


图9 三坐标检测图

Fig. 9 Three-coordinate detection diagram

实际生产样品如图10所示,储能电源上壳GAIM效果良好,外观无飞边、吹穿、吹破等缺陷,制

表4 试模产品翘曲量与Moldflow软件数值模拟结果对比

Tab. 4 Comparison between warpage of trial-molded product and numerical simulation results of Moldflow software

Average warpage value of samples/mm					Maximum average warpage average/mm	Warpage value from numerical simulation/mm	Relative error/%
1	2	3	4	5			
2.25	2.36	2.12	2.27	2.15	2.23	2.169	2.8

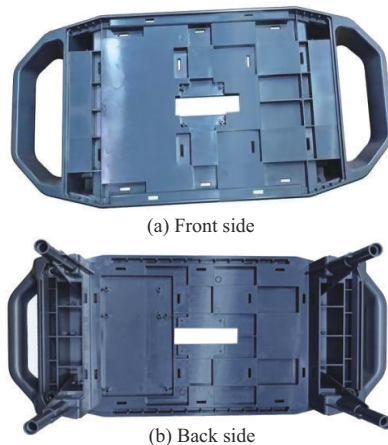


图10 注塑件实物图

Fig. 10 Physical image of injection-molded parts

品装配精度达标,符合塑件的成型质量要求。

5 结论

(1)基于正交试验,以气体穿透体积和最大翘曲变形量为优化指标,利用Critic权重法确定双质量指标的权重占比,通过计算综合评分将双目标优化转化为单目标优化。

(2)根据工艺参数与综合评分的关系建立了一种基于ACO的BP神经网络模型,预测值与实际值拟合精度较好,证明了ACO优化的合理性。

(3)利用ACO对工艺参数寻优,得到的最佳工艺参数组合为:熔体预注射量93%、熔体温度270℃、模具温度87.78℃、延迟时间3.5 s、气体压力35 MPa、气体注射时间20 s、冷却时间179.62 s。

(4)对寻优后得到的工艺参数组合进行数值模拟,气体穿透体积为10.697 5%、最大翘曲变形量为2.169 mm,综合评分为1.049 5,与优化算法预测值1.038相比,误差为1.1%;并进行了试模验证,制品GAIM质量良好,气体完全进入两侧手柄,无吹穿、吹破、气指等缺陷,且制品装配精度达标,满足生产要求。

参考文献

- [1] 程佳伟,曹俊哲,谢传颖,等.基于Moldflow的汽车把手气辅注塑工艺多目标优化[J].工程塑料应用,2024,52(4):89-93.
CHENG Jiawei, CAO Junzhe, XIE Chuanying, et al. Multi-

- objective optimization of automotive handles gas-assisted injection molding process based on Moldflow[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(4):89-93.
- [2] 耿铁,任清海,张艳云. 气体辅助注射成型数值模拟技术研究概述与展望[J]. 机械设计与制造, 2012(5):283-284.
GENG Tie, REN Qinghai, ZHANG Yanyun. The summary and prospect about the numerical simulation technology of gas-assisted injection molding[J]. Machinery Design & Manufacture, 2012(5): 283-284.
- [3] 王蕴晴,王小新,杜鹏辉,等. 基于Moldflow的冰箱顶盖气体辅助注塑工艺优化设计[J]. 模具技术, 2022(2):20-25.
WANG Yunqing, WANG Xiaoxin, DU Penghui, et al. Optimal design of gas-assisted injection molding process for refrigerator cover based on Moldflow[J]. Die and Mould Technology, 2022(2): 20-25.
- [4] 谭安平,骆静,谭平. 基于Moldflow软件的短射法气辅成型数值分析及优化[J]. 合成树脂及塑料, 2023, 40(3):54-57, 71.
TAN Anping, LUO Jing, TAN Ping. Numerical analysis and optimization of short shot gas assisted molding based on Moldflow[J]. China Synthetic Resin and Plastics, 2023, 40(3):54-57, 71.
- [5] 郭建明,申开智. 气体辅助注射成型制品常见缺陷及其改进措施[J]. 现代塑料加工应用, 2001, 13(5):22-24.
GUO Jianming, SHEN Kaizhi. Part defects in gas-assisted injection moulding and its improvement[J]. Modern Plastics Processing and Applications, 2001, 13(5):22-24.
- [6] 王子剑,任清海,耿铁. 基于响应面法模型精准优化气辅成型工艺[J]. 工程塑料应用, 2023, 51(12):72-78.
WANG Zijian, REN Qinghai, GENG Tie. Precise optimization of gas assisted forming process based on response surface model[J]. Engineering Plastics Application, 2023, 51(12):72-78.
- [7] 任清海,王艳波,耿铁. 气辅成型过程中塑料熔体工艺参数的影响[J]. 塑料, 2022, 51(2):118-122.
REN Qinghai, WANG Yanbo, GENG Tie. Influence of polymer parameters in gas-assisted injection molding[J]. Plastics, 2022, 51(2):118-122.
- [8] 尹红灵,吴国洪. 汽车门把手的气辅注射成型工艺优化[J]. 模具技术, 2018(5):46-50.
YIN Hongling, WU Guohong. Optimization of gas-assisted injection molding process for car door handle[J]. Die and Mould Technology, 2018(5):46-50.
- [9] CAO Y L, FAN X Y, GUO Y H, et al. Experimental-based optimization of polymer injection molding process parameters using anfisa method[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(3):1 189-1 196.
- [10] 方明月,张宇,王彻,等. 基于粒子群算法的汽车仪表框架注塑工艺参数优化[J]. 塑料工业, 2024, 52(2):79-85.
FANG Mingyue, ZHANG Yu, WANG Che, et al. Optimization of injection molding process parameters for automotive instrument frame based on particle swarm optimization[J]. Plastics Industry, 2019, 52(2):79-85.
- [11] 徐以国. 基于蚁群神经网络的家电壳体注塑成型质量预测[D]. 杭州:浙江大学, 2010:5-8.
- XU Yiguo. Quality prediction of home appliance shell injection molding based on ant colony neural network[D]. Hangzhou:Zhejiang University, 2010:5-8.
- [12] 梁春兰,胡慧敏,孙秀倩. 汽车车门把手气辅成型工艺CAE优化研究[J]. 精密成形工程, 2022, 14(9):131-135.
LIANG Chunlan, HU Huimin, SUN Xiuqian. CAE optimization of automobile door handle auxiliary forming process[J]. Precision Forming Engineering, 2022, 14(9):131-135.
- [13] 傅莹龙. 基于气辅技术与正交试验的汽车门把手成型工艺优化[J]. 模具制造, 2022, 22(12):37-40.
FU Yinglong. Optimization of molding process of automobile door handle based on gas assisted technology and orthogonal test [J]. Die & Mould Manufacture, 2022, 22(12):37-40.
- [14] 刘长城,刘泓滨. 基于Critic权重法的车灯灯框注塑成型工艺参数的多目标优化实验[J]. 塑料科技, 2023, 51(1):101-104.
LIU Changcheng, LIU Hongbin. Multi-objective optimization experiment of injection molding process parameters of car light frame based on critic weight method[J]. Plastics Science and Technology, 2023, 51(1):101-104.
- [15] 王晓东,王权,郑佳玉,等. 基于GA-BP神经网络的注塑质量与能耗的工艺参数优化[J]. 工程塑料应用, 2023, 51(2):67-73.
WANG Xiaodong, WANG Quan, ZHENG Jiayu, et al. Optimization of injection molding parameters for quality and energy consumption based on genetic algorithm and BP neural network [J]. Engineering Plastics Application, 2023, 51(2):67-73.
- [16] 陈卓民. 一种改进的BP神经网络算法分析[J]. 电子技术与软件工程, 2016(12):36.
CHEN Zhuomin. Analysis of an improved BP neural network algorithm[J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2016(12):36.
- [17] 钟安德,吴自玉,谢宗效,等. 基于ACO-BP神经网络的光伏发电短期功率预测研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(18):82-86.
ZHONG Ande, WU Ziyu, XIE Zongxiao, et al. Research on short-term power prediction of photovoltaic power generation based on ACO-BP neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(18):82-86.
- [18] 杨明,侯健超,刘巨保,等. 基于BP-SSA神经网络模型的中框塑件翘曲变形优化[J]. 塑料工业, 2024, 52(7):97-104.
YANG Ming, HOU Jianchao, LIU Jubao, et al. Optimization of the warping deformation of mid-frame plastic components based on BP-SSA neural network mode[J]. China Plastics Industry, 2024, 52(7):97-104.
- [19] 杨丽. 高密度模块封装模流仿真技术研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2023:17-18.
YANG Li. Research on simulation technology of high density module package mode flow[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023:17-18.
- [20] 王国清. 轿车门内板注塑成型的过程模拟及参数优化研究[D]. 芜湖:安徽工程大学, 2022:69-75.
Wang Guoqing. Research on process simulation and parameter optimization of injection molding of interior panel of car door[D]. Wuhu: Anhui University of Technology, 2022:69-75.