

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2022.05.015

基于 BP-NSGA-II 的汽车仪表板注塑工艺优化

陶诗豪¹, 刘影², 苏小平¹

(1. 南京工业大学机械与动力工程学院, 南京 211800; 2. 南京工业大学艺术设计学院, 南京 211800)

摘要: 根据大型注塑件产品汽车仪表板的生产质量和成本都有较高要求的特点, 以某汽车仪表板为研究对象, 研究其注塑工艺参数对体积收缩率和翘曲变形量的影响并进行工艺参数的优化。利用 Moldflow 软件对其进行数值模拟仿真, 采用 Box-Behnken 试验设计方法进行数据采集, 以开模时间、模具温度、注塑时间、熔体温度、速度压力切换、保压压力、保压恒压时间、保压衰减时间、冷却时间 9 个工艺参数为影响因子, 体积收缩率和翘曲变形量为优化目标, 运用 BP 神经网络模型和非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 获得最佳工艺参数组合, 结合 Moldflow 仿真验证了最佳工艺参数组合的准确性, 最终两个目标值分别降低了 8.58% 和 8.83%, 汽车仪表板的成型质量得到了有效提高。

关键词: 汽车仪表板; Moldflow; Box-Behnken 试验设计; BP 神经网络模型; 非支配排序遗传算法; 注塑

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2022)05-0089-05

Optimization of Injection Molding Process of Automobile Dashboard based on BP-NSGA-II

Tao Shihao¹, Liu Ying², Su Xiaoping¹

(1. College of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China;

2. College of Art and Design, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China)

Abstract : According to the characteristics that a large injection molded part—automobile dashboard had high requirements for its production quality and cost, taking an automobile dashboard as the research object, the influences of its injection molding process parameters on volume shrinkage and warpage deformation were studied, and the process parameters were optimized. Moldflow software was used for numerical simulation, and Box-Behnken experimental design method was used for data collection. Nine process parameters, including mould opening time, mould temperature, injection time, melt temperature, speed pressure switching, holding pressure, holding constant pressure time, holding attenuation time and cooling time, were taken as influence factors, and volume shrinkage and warpage deformation were taken as optimization objectives. The best combination of process parameters was obtained by using BP neural network model and non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II). Combined with Moldflow simulation, the accuracy of the best combination of process parameters was verified. Finally, the two target values are reduced by 8.58% and 8.83% respectively, and the forming quality of automobile dashboard is effectively improved.

Keywords : automobile dashboard; Moldflow; Box-Behnken experimental design; BP neural network model; non-dominated sorting genetic algorithm; injection molding

大型汽车注塑件产品由于其结构复杂、尺寸较大,因而在实际生产中容易出现诸如体积收缩率大、翘曲变形大、熔接痕多等缺陷。这些缺陷会严重降低产品的质量合格率,在一定程度上增加了生产成本的投入。

近年来,注塑 CAE 技术在塑料产品开发和模具设计行业中占据着不可或缺的地位^[1]。汽车仪表板

是汽车内饰件里的重要组成部分,王良柱等^[1]通过 Moldflow 分析了汽车仪表板本体骨架的翘曲变形主要原因,根据塑件成型时的纤维取向规律改变塑件结构进而优化了塑件的翘曲变形,吴俊超^[2]借助 Moldflow 软件和正交实验对汽车仪表板注塑模具进行了优化分析,李渊博等^[3]利用 Moldflow 软件对重卡仪表板本体注塑分别进行了料厚、翘曲变形

通信作者: 苏小平,教授,主要从事汽车虚拟样机技术、轻量化、NVH 技术等方面的研究

收稿日期: 2022-02-17

引用格式: 陶诗豪,刘影,苏小平. 基于 BP-NSGA-II 的汽车仪表板注塑工艺优化 [J]. 工程塑料应用,2022,50(5):89-93,100.

Tao Shihao, Liu Ying, Su Xiaoping. Optimization of injection molding process of automobile dashboard based on BP-NSGA-II[J]. Engineering Plastics Application, 2022, 50(5):89-93, 100.

和体积收缩率的分析,探究了塑件材料和塑件结构对塑件成型质量的影响。

目前国内外对汽车仪表板注塑数值模拟的研究还存在很多不足之处,笔者研究的汽车仪表板结构复杂,成型质量要求较高,故以翘曲变形和体积收缩率这两个目标来进行优化探究,采用了较为智能的 BP 神经网络和多目标遗传算法组合方式来进行汽车仪表注塑工艺参数的优化。

1 塑件结构及有限元模型

1.1 塑件三维模型

以某汽车仪表板为研究对象,采用 CATIA 建立汽车仪表板的三维零件模型,该仪表板的基本尺寸为 1 360.11 mm×559.11 mm×459.58 mm,平均壁厚为 2.41 mm,最大壁厚为 11.80 mm,如图 1 所示,该汽车仪表板塑件结构较复杂且尺寸较大,属于大型注塑件产品,注塑质量要求仪表板外观面无明显熔接痕、气穴等缺陷。

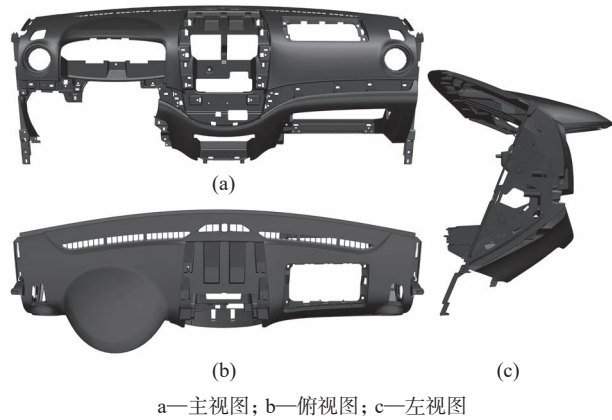


图 1 汽车仪表板模型三视图

1.2 塑件有限元模型

将汽车仪表板三维模型导入 CAD doctor 中进行模型转换的预处理及修复以便于后续有限元模型的建立,利用 Moldflow 对修复后的模型进行网格划分,网格划分结果如图 2 所示,网格划分质量见表 1。

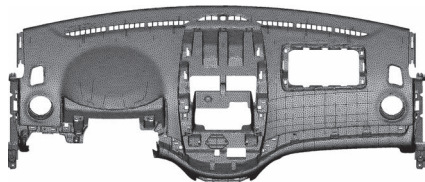


图 2 汽车仪表板有限元模型

2 初步工艺模拟分析

笔者研究的汽车仪表板是硬塑仪表板,要求有一定的弹塑性和刚度以及高的尺寸稳定性和良好的力学性能,因此仪表板材料选择上海普利特复合材料制造的聚丙烯/三元乙丙橡胶/质量分数 20%

表 1 网格划分质量

网格统计	结果	网格统计	结果
三角形数量	196 268	共用边	294 402
已连接的节点	97 765	多重边	0
连通区域	1	配向不正确单元	0
最大纵横比	9.99	相交单元	0
平均纵横比	2.07	完全重叠单元	0
最小纵横比	1.16	匹配百分比 /%	90.2
自由边	0	相互百分比 /%	88.7

滑石粉 (PP+EPDM-T20)^[4-6],材料主要工艺性能见表 2。依据所选材料的工艺性能、塑件结构特点以及注塑经验,设定初步的工艺参数见表 3,数值模拟后得到的翘曲变形量为 9.556 mm,体积收缩率为 10.72%,如图 3 所示。

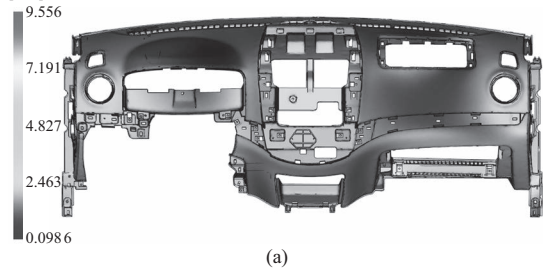
表 2 材料的主要工艺性能

工艺性能	数 值
推荐模具表面温度 /℃	40
推荐熔体温度 /℃	220
推荐模具温度范围 /℃	30 ~ 70
推荐熔体温度范围 /℃	190 ~ 240
绝对最大熔体温度 /℃	280
顶出温度 /℃	115
最大剪切应力 /MPa	0.25
最大剪切速率 /s ⁻¹	100 000

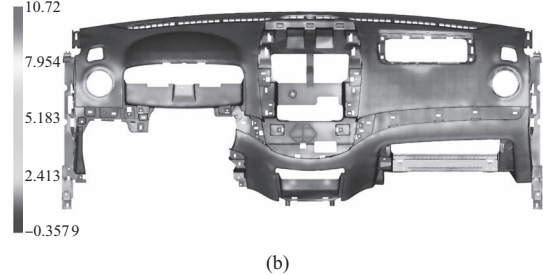
表 3 初步数值模拟得到的工艺参数组合

工艺参数	数 值	工艺参数	数 值
开模时间 /s	5	保压压力 /MPa	69.8
熔体温度 /℃	237.92	保压恒压时间 /s	17.61
模具温度 /℃	70	保压衰减时间 /s	47.11
注塑时间 /s	3.8	冷却时间 /s	88.4
速度压力切换 /%	99		

变形,所有效应:变形
比例因子=1.000
[mm]



体积收缩率
时间=157.5 s
[%]



a—翘曲变形量; b—体积收缩率

图 3 初步数值模拟得到的翘曲变形量与体积收缩率

3 Box-Behnken 试验设计

在建立数据拟合模型前需要获取一定数量的试验数据,科学的试验设计方法能够获得良好全面的所研究对象的信息,笔者采用 Box-Behnken 试验设计进行试验数据的获取,其特点是所需的因素水平较少,设计点较少,并且能够高效地获得拟合模型的系数^[7-8]。

选取开模时间(A)、熔体温度(B)、模具温度(C)、注塑时间(D)、速度压力切换(E)、保压压力(F)、保压恒压时间(G)、保压衰减时间(H)、冷却时间(I)这9个工艺参数作为试验因子,以翘曲变形量(X)和体积收缩率(Y)为目标变量,进行9因子3水平 Box-Behnken 试验设计,工艺参数范围见表4。

表4 工艺参数取值范围

工艺参数	水平1	水平2	水平3
A/s	4	5	6
B/℃	217.9	237.9	257.9
C/℃	50	70	90
D/s	3.04	3.8	4.56
E/%	98	99	100
F/MPa	55.84	69.80	83.76
G/s	14.09	17.61	21.13
H/s	37.69	47.11	56.53
I/s	70.7	88.4	106.1

根据 Box-Behnken 试验设计以及数值模拟过程得到了130组试验数据结果,考虑到文章篇幅的大小,只列出如表5所示的部分数据结果。

表5 Box-Behnken 试验设计表部分数据

序号	A/s	B/℃	C/℃	D/s	E/%	F/MPa	G/s	H/s	I/s	X/mm	Y/%
1	4	237.9	70	3.04	99	69.8	21.13	47.11	88.4	10.72	10.22
2	6	237.9	70	3.04	99	69.8	21.13	47.11	88.4	10.74	10.21
3	5	237.9	70	3.8	99	69.8	21.13	37.69	106.1	10.61	10.31
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
128	5	217.9	70	3.8	98	69.8	17.61	56.53	88.4	11.91	9.05
129	5	237.9	70	3.8	99	69.8	17.61	47.11	88.4	10.27	10.38
130	5	237.9	50	3.8	99	83.8	17.61	47.11	70.7	9.56	9.96

4 BP 神经网络模型的建立

人工神经网络是无需在了解输入和输出之间函数关系式的前提下,就能凭借自身不断的训练进而去学习输入和输出之间的映射规则的一种智能信息处理系统^[9-10],BP神经网络是一种以BP算法为核心算法的反向传播神经网络,梯度下降法是BP神经网络用来实现预测值和实际值之间的均方差和误差最小化的主要方式^[11]。

BP神经网络包含隐藏层、输入层和输出层这3个组成部分,通常BP神经网络的隐藏层为1,实际

上隐藏层节点数通常根据经验公式和实际试验来确定,经验公式如下:

$$w = \sqrt{(u+v)} + a \quad (1)$$

式(1)中 w, u, v 分别为隐藏层、输入层、输出层节点数, a 可以选择1~10之间的整数^[12-13],笔者所建立的BP神经网络模型为9个输入节点,2个输出节点,19个隐藏层节点,神经网络模型拓扑图如图4所示。

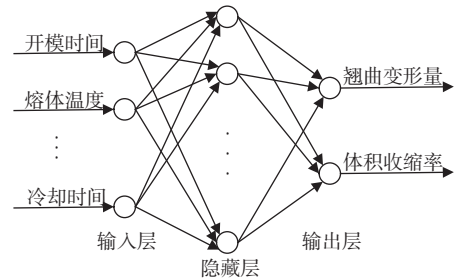
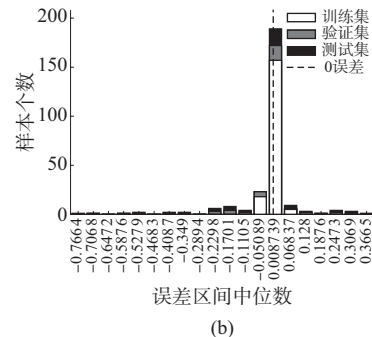
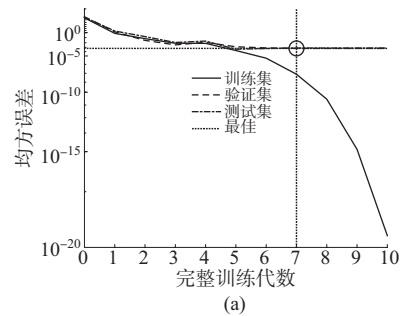


图4 BP神经网络模型拓扑图

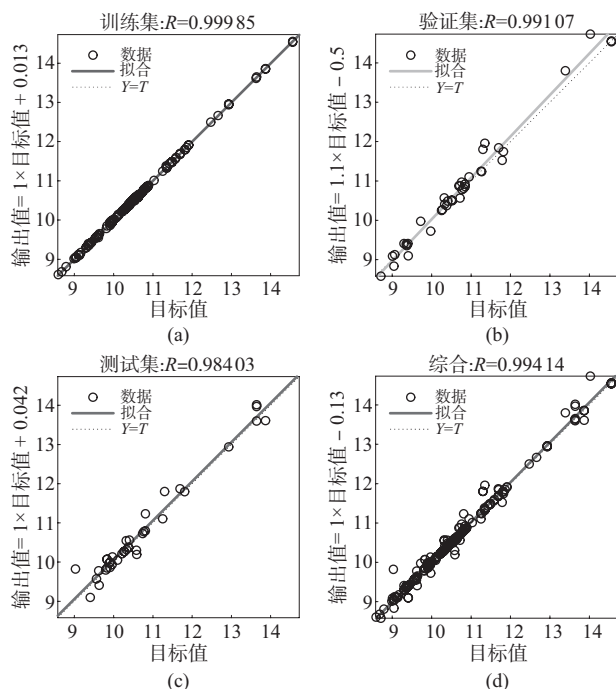
为了拟合较为精确的BP神经网络模型,从130组 Box-Behnken 试验中随机选取90组作为训练集数据,从剩下的40组试验数据里随机选取20组作为测试集数据,最后剩余的20组数据作为验证集数据,最大迭代数为1000,目标误差为 1.00×10^{-7} ,学习率为0.01,最后得到的模型均方误差变化以及误差直方图如图5a、图5b所示,各数据集的回归性如图6所示。

从图5a中可以得到当数据集对模型完整训练



a—均方差变化图; b—误差直方图

图5 均方差和直方图



R : 拟合优度, 其越接近1表示拟合性越好;

$Y=T$: 输出值(Y)=目标值(T) $\times 1$

a—训练集; b—验证集; c—测试集; d—综合

图6 模型回归能力图

7次时,验证集和测试集达到最小均方误差,图5b中神经网络的输出值与样本原目标值的误差集中在0.008 739左右,误差较小,图6中训练集、测试集、验证集的 R 均大于0.9,表明了该拟合模型的线性化程度较高,结果良好。

5 基于多目标遗传算法的参数优化

非支配排序遗传算法(NSGA-II)相较于传统多目标遗传算法,计算复杂度降低了许多,其拥挤度和拥挤度比较算子的计算,改善了传统多目标遗传算法需要指定共享半径的适应度共享策略,为后续的快速排序提供了择优的标准,同时它可使解域中解的个体均匀分布,保证了种群多样性。NSGA-II的原理图如图7所示^[14-16]。

本文优化的多目标为汽车仪表板体积收缩率最小和翘曲变形量最小,Pareto最优解集是多目标遗传算法求解结果中由多个目标均达到最优解的集合组成的解集,利用NSGA-II进行优化求解,算法的种群个体总数为200、交叉和变异概率分别为0.8和0.02、迭代次数为200,优化得到体积收缩率和翘曲变形量Pareto最优解集如图8所示。

由于最优解集里存在多个解,为了使两个目标均达到最小化即两个目标权重均为1,由此综合考虑优选出一个最佳组合方案为:翘曲变形量

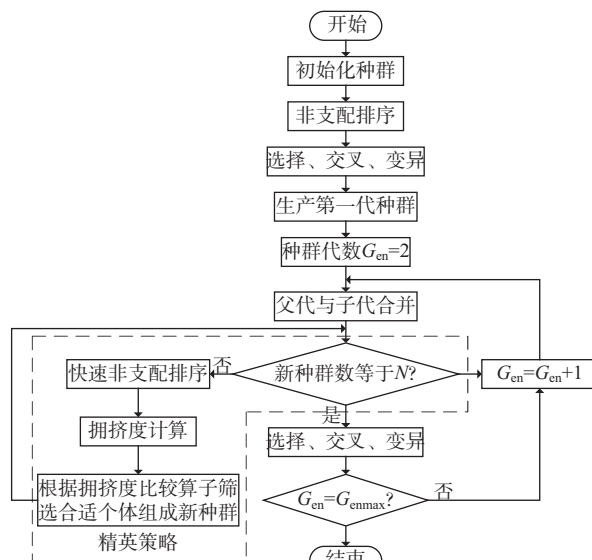


图7 NSGA-II原理流程图

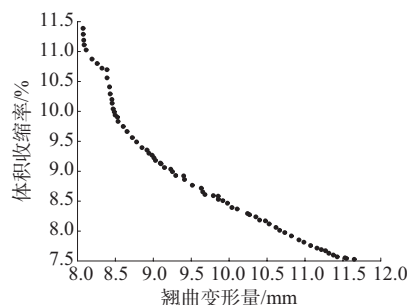


图8 Pareto最优解集

8.603 mm,体积收缩率9.75%。此时的工艺参数为:开模时间5.984 s,熔体温度250.73℃,模具温度64.035℃,注塑时间3.234 s,速度压力切换98.34%,保压压力83.491 MPa,保压恒压时间15.31 s,保压衰减时间44.30 s,冷却时间78.161 s。

6 数值模拟验证

为了验证优化方法的准确性与可行性,在Moldflow软件中设置好优化过的工艺参数进行模拟仿真,最后得到的结果如图9所示。图9中,仿真得到翘曲变形量为8.712 mm,体积收缩率为9.8%,对比寻优得到的最优解,翘曲变形量误差为1.27%,体积收缩率误差为0.51%,误差均满足在3%以内,表明了所用优化方法的准确性。初步工艺模拟分析时的翘曲变形量为9.556 mm,体积收缩率为10.72%,经过优化后的翘曲变形量减小了8.83%,体积收缩率降低了8.58%,塑件产品的质量得到了更进一步的提升,同时表明了所用优化方法的准确性与可行性。

7 结论

(1) 以汽车仪表板体积收缩率和翘曲变形量作

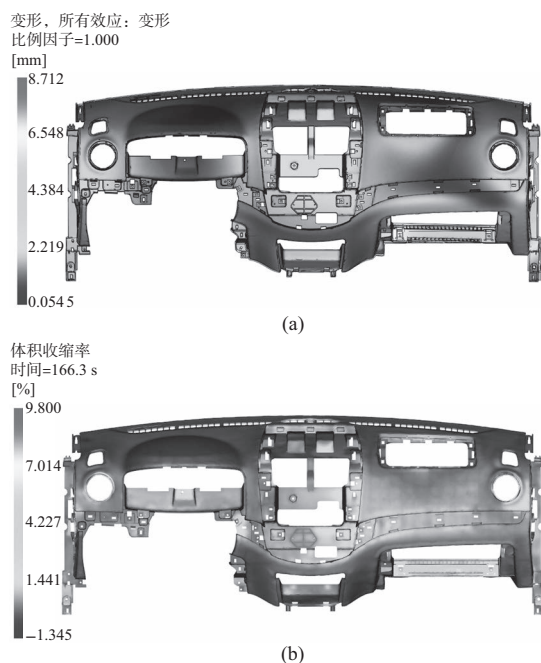


图9 仿真验证结果

为优化目标,以开模时间、模具温度等9个工艺参数为影响因子,设计了Box-Behnken试验来获取不同水平影响因子所产生的目标结果数据,建立了BP神经网络模型,结合NSGA-II最终确定了最优的注塑工艺参数为:开模时间5.984 s,熔体温度250.73℃,模具温度64.035℃,注塑时间3.234 s,速度压力切换98.34%,保压压力83.491 MPa,保压恒压时间15.31 s,保压衰减时间44.30 s,冷却时间78.161 s。

(2) 通过Moldflow仿真验证发现仿真结果与寻优得到的结果之间误差较小,翘曲变形量优化了8.83%,体积收缩率优化了8.58%。

(3) 数值模拟技术结合BP神经网络与NSGA-II能够高效地获得最佳的注塑工艺参数来改善汽车仪表板塑件质量,对汽车仪表板实际生产具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 王良柱,徐静. 基于Moldflow的汽车仪表板本体骨架变形分析及结构改进[J]. 塑料工业,2021,49(3):59-63,68.
Wang Liangzhu, Xu Jing. Deformation analysis and structural improvement of the instrument panel frame based on Moldflow[J]. China Plastics Industry, 2021, 49(3):59-63, 68.
- [2] 吴俊超. 基于Moldflow的汽车仪表板大型塑件注塑模工艺优化[J]. 中国塑料,2021,35(12):121-128.
Wu Junchao. Process optimization of injection mold for large plastic parts of automobile dashboard based on Moldflow[J]. China Plastics, 2021, 35(12):121-128.
- [3] 李渊博,夏金林,杨健宇,等. 基于CAE模拟分析的汽车注塑仪表板产品设计[J]. 汽车零部件,2019(7):28-32.
Li Yuanbo, Xia Jinlin, Yang Jianyu, et al. Product design of automobile injection molding instrument panel based on simulation analysis of CAE[J]. Automobile Parts, 2019(7):28-32.
- [4] 谈婷婷. 汽车仪表板的非线性异响CAE分析[D]. 宁波:宁波大学,2020.
Tan Tingting. CAE analysis of nonlinear squeak and rattle in automotive instrument panel[D]. Ningbo: Ningbo University, 2020.
- [5] 甘志常. 汽车仪表板技术分析[J]. 汽车与配件,2018(23):71-73.
Gan Zhichang. Technical analysis of automobile dashboard[J]. Automobile & Parts, 2018(23):71-73.
- [6] 郭富城. 汽车前端翼子板注塑成型工艺参数优化[D]. 芜湖:安徽工程大学,2019.
Guo Fucheng. Optimization of process parameters for injection molding of automobile front end fender[D]. Wuhu: Anhui Polytechnic University, 2019.
- [7] Liu Xin, Fan Xiyang, Guo Yonghuan, et al. Warpage optimization of the GFRP injection molding process parameters[J]. Microsystem Technologies, 2021, 27(12):4337-4346.
- [8] 印磊,苏小平,潘杰,等. 基于响应面模型和ASA算法的汽车车灯灯体注塑成型工艺参数优化[J]. 塑料工业,2021,49(9):82-85.
Yin Lei, Su Xiaoping, Pan Jie, et al. Optimization of injection molding process parameters for automotive lamp body based on response surface model and ASA algorithm[J]. China Plastics Industry, 2021, 49(9):82-85.
- [9] 廖生温,王玉勤,王可胜,等. 基于BP神经网络的导管接头注塑工艺参数优化[J]. 工程塑料应用,2021,49(3):65-70.
Liao Shengwen, Wang Yuqin, Wang Kesheng, et al. Optimization of injection process parameters of catheter joint based on BP neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(3):65-70.
- [10] 项丽萍,杨红菊. 基于神经网络技术的塑料齿轮模型工艺参数优化[J]. 工程塑料应用,2021,49(5):92-96,107.
Xiang Liping, Yang Hongju. Optimization of process parameters of plastic gear based on neural network technology[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(5):92-96, 107.
- [11] 杨振,陈再良. 基于Moldflow和BP神经网络的车后视镜外壳注塑工艺优化[J]. 塑料科技,2019,47(11):96-99.
Yang Zhen, Chen Zailiang. Injection molding process optimization of automotive rearview mirror shell based on Moldflow and BP neural network[J]. Plastics Science and Technology, 2019, 47(11):96-99.
- [12] 吴凌云. 基于Moldflow和BP神经网络的网络通信中继器注塑模具工艺优化[J]. 塑料科技,2021,49(4):86-89.

- China Plant Engineering, 2021(10):118-119.
- [12] 王天明, 刁俊通, 金焱. 颗粒体进料微型螺旋挤压堆积喷头的设计[J]. 机械工程学报, 2006(9):178-184.
- Wang Tianming, Xi Juntong, Jin Ye. Design of mini-screw-extrusion deposition head fed based on bulk material in granulated form[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2006(9):178-184.
- [13] 秦望, 白海清, 贾仕奎, 等. 基于螺杆挤出式 3D 打印设备的双螺杆设计与仿真[J]. 工程塑料应用, 2020, 48(8):87-92, 102.
- Qin Wang, Bai Haiqing, Jia Shikui, et al. Design and simulation of twin screw based on screw extrusion 3D printing equipment[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(8):87-92, 102.
- [14] 李双喜, 孙启锋, 王鑫, 等. 38CrMoAl 钢表面离子渗氮层剥落原因分析[J]. 金属热处理, 2019, 44(2):223-226.
- Li Shuangxi, Sun Qifeng, Wang Xin, et al. Peeling cause analysis of ion-nitrided layer on 38CrMoAl steel surface[J]. Heat Treatment of Metals, 2019, 44(2):223-226.
- [15] 毕超. Poly flow 软件基础及其在双螺杆挤出仿真过程中的应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- Bi Chao. Poly flow software and its application in twin-screw extrusion simulation process[M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [16] 陈峰峰, 李浩杰, 王一飞, 等. 基于 Polyflow 的反螺纹元件对粒子分散性仿真研究[J]. 工程塑料应用, 2021, 49(9):82-86.
- Chen Fengfeng, Li Haojie, Wang Yifei, et al. Simulation study on particle dispersion of anti-thread element based on polyflow[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(9):82-86.
- [17] 钱欣, 许王定, 金杨福. POLYFLOW 基础及其在塑料加工中的应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009.
- Qian Xin, Xu Wangding, Jin Yangfu. POLYFLOW foundation and its application in plastic processing[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2009.

(上接第 93 页)

- Wu Lingyun. Process optimization of injection mold for network communication repeater based on Moldflow and BP neural network[J]. Plastics Science and Technology, 2021, 49(4):86-89.
- [13] 马旭东, 孙理, 栾冬. 基于 HsCAE 和 BP 神经网络汽车饰件工艺优化[J]. 塑料, 2021, 50(2):87-92, 98.
- Ma Xudong, Sun Li, Luan Dong. Process optimization of automotive trim based on HsCAE and BP neural network[J]. Plastics, 2021, 50(2):87-92, 98.
- [14] 李春晓, 范希营, 郭永环, 等. 基于 GRNN-NSGA 的带嵌件注塑件多目标优化[J]. 塑料工业, 2021, 49(2):84-88.
- Li Chunxiao, Fan Xiyang, Guo Yonghuan, et al. Multi-objective optimization of injection molded parts with insert based on GRNN-NSGA[J]. China Plastics Industry, 2021, 49(2):84-88.
- [15] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于最优拉丁超立方抽样方法和 NSGA-II 算法的注射成型多目标优化[J]. 工程塑料应用, 2020, 48(3):72-77.
- Ji Ning, Zhang Weixing, Yu Yangyang, et al. Multi-objective optimization of injection molding based on optimal latin hypercube sampling method and NSGA-II algorithm[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(3):72-77.
- [16] 卢 Yuanan, 黄 He. Multi-objective optimization of injection process parameters based on EBFNN and NSGA-II[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1637. DOI:10.1088/1742-6596/1637/1/012117.