

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2024.08.013

基于RBF和LSGRG的滤芯托架注塑成型质量控制与优化

刘晓坤^{1,2}, 孙正阳³, 季宁^{1,4}, 盛中庆¹, 于洋洋^{1,4}, 张学玲¹

(1. 天津仁爱学院机械工程学院, 天津 301636; 2. 天津圣达辰洋汽车部件有限公司, 天津 301600;

3. 天津市生华厚德科技有限公司, 天津 300182; 4. 天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室, 天津 300072)

摘要: 针对汽车用复杂交错薄壁格栅的滤芯托架体积收缩率大和生产能耗高的问题, 采用有限元仿真分析方法, 建立了复杂交错薄壁格栅的滤芯托架仿真分析的有限元模型, 对塑件的体积收缩率和注塑过程中的最大锁模力进行了优化, 以提高塑件成型质量和降低生产能耗。首先, 基于最优拉丁超立方抽样(OLHS)方法和径向基函数(RBF)神经网络模型建立预测模型并对模型精度进行了验证; 其次, 通过分析20组计算数据并结合工程经验发现体积收缩率和最大锁模力呈相互冲突的关系, 且对成型质量和能耗有较大的影响, 为此采用大规模广义降阶梯度(LSGRG)技术对预测模型进行多目标寻优并得到最优的工艺参数组合, 经过LSGRG方法优化的最大锁模力降低了10.30%, 体积收缩率降低了27.61%, 优化效果显著。最后, 在注塑机上应用优化后的注塑工艺参数生产出了复杂交错薄壁格栅的滤芯托架, 产品质量符合要求。提出的基于RBF神经网络模型和LSGRG技术的联合多目标优化方法可为同类型塑件的成型质量控制与优化提供借鉴。

关键词: 滤芯托架; 多目标优化; 最优拉丁超立方抽样; 径向基函数神经网络; LSGRG技术

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2024)08-0090-06

Optimization and control of filter element bracket injection molding quality based on RBF and LSGRG

LIU Xiaokun^{1,2}, SUN Zhengyang³, JI Ning^{1,4}, SHENG Zhongqing¹, YU Yangyang^{1,4}, ZHANG Xueling¹

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin Renai College, Tianjin 301636, China; 2. Tianjin Shengda Chenyang AUTO PARTS Co., Ltd., Tianjin 301600, China; 3. Tianjin Shenghua Houde Technology Co., Ltd., Tianjin 300182, China;

4. State Key Laboratory of Engines, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract : Aiming at the problems of large volume shrinkage rate and high production energy consumption of filter element bracket of complex staggered thin wall grille for automobile, finite element simulation method was used to establish the finite element model of filter element bracket simulation analysis of complex staggered thin wall grille, the volume shrinkage rate of plastic parts and the maximum clamping force in the injection process were optimized, so as to improve the molding quality of plastic parts and reduce the production energy consumption. Firstly, a prediction model was established based on optimal latin hypercube sampling (OLHS) method and radial basis function (RBF) neural network model, and the accuracy of the model was verified. Secondly, by analyzing 20 groups of calculation data and combining with engineering experience, it was found that the volume shrinkage rate and the maximum clamping force are in conflict with each other, and have a great impact on molding quality and energy consumption. For this reason, large scale generalized reduced gradient (LSGRG) technology was adopted. LSGRG was used for multi-objective optimization of the prediction model and the optimal combination of process parameters was obtained. The maximum mode-locking force optimized by LSGRG method was reduced by 10.30%, and the volume shrinkage rate was reduced by 27.61%. The optimization effect was significant. Finally, the filter element bracket with complex staggered thin wall grating was produced by using the optimized injection molding process parameters on the injection molding machine, and the product quality met the requirements. The joint multi-objective optimization method based on RBF neural network model and LSGRG technology proposed in this paper can provide reference for the molding quality control and optimization of the same type of plastic parts.

Keywords : filter element bracket ; multi-objective optimization ; optimal latin hypercube sampling ; radial basis function neural network ; LSGRG technique

基金项目: 天津市教委科研计划项目(2023KJ258)

通信作者: 季宁, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为精密注塑成型加工

收稿日期: 2024-06-05

引用格式: 刘晓坤, 孙正阳, 季宁, 等. 基于RBF和LSGRG的滤芯托架注塑成型质量控制与优化[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(8): 90-95.

LIU Xiaokun, SUN Zhengyang, JI Ning, et al. Optimization and control of filter element bracket injection molding quality based on RBF and LSGRG[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(8): 90-95.

空气滤清器可以提高发动机的性能,提高燃油效率,并减少有害排放^[1-2]。空气滤清器主要由壳体、滤芯托架和滤芯构成。滤芯托架是支撑滤芯的结构,确保滤芯固定在适当的位置,并保持其形状和结构^[3-4]。其中,滤芯托架为复杂交错薄壁格栅结构件,其成型质量影响空气滤清器装配精度。滤芯托架成型质量主要由模具结构和注塑工艺参数共同决定。前期,笔者基于CAE技术,设计出了适用于滤芯托架的点浇口二板式热流道注塑模具^[5]。根据生产实践,滤芯托架体积收缩率对空气滤清器的装配精度影响较大,是滤芯托架注塑成型后重点关注的质量指标。

滤芯托架年产量大,在注塑生产中降低注塑机能耗对企业降低生产成本意义重大。适当的锁模力可以减少不必要的能量消耗。如果锁模力过大,会导致注塑机额外消耗能量来克服不必要的阻力;如果锁模力过小,则可能导致模具闭合不紧密,进而影响注塑成型的质量和稳定性^[6]。因此,合理控制锁模力对于注塑机的能效提升和产品质量保障具有重要意义。

在模具结构确定的前提下,可以通过调整注塑工艺参数合理控制滤芯托架的体积收缩率和锁模力。笔者研究发现体积收缩率和最大锁模力是彼此制约的两个性能指标,如何选取最优注塑工艺参数既满足体积收缩率的要求又能降低成型所需最大锁模力是笔者研究的重点。现有的研究文献中,鲜见同时涉及优化塑件体积收缩率和最大锁模力的报道^[7-10]。因此,笔者以复杂交错薄壁格栅结构的滤芯托架为研究对象,以体积收缩率和最大锁模力为优化目标,通过注塑工艺参数调控,采用大规模广义降阶梯度技术(LSGRG)进行全局寻优,以最大限度降低滤芯托架体积收缩率和注塑能耗,为滤芯托架的注塑生产提供指导。

1 滤芯托架结构分析及成型仿真

1.1 滤芯托架结构和材料

滤芯托架结构如图1所示,最大外形尺寸为265 mm×160 mm×36 mm,格栅呈大V型结构,厚度1.67 mm,格栅结构上下交错设计^[5]。滤芯托架材料选用聚丙烯(PP)。PP密度小,熔点高,在155℃左右软化,无色、无臭、无毒,使用温度范围广,可在-30~140℃正常使用,具有高强度力学性能、耐热性、耐化学性和高耐磨性。滤芯托架体积收缩率不

应超过12%。超过该范围,将导致空气滤清器装配时滤芯与滤清器壳体的配合间隙过大,影响滤清效果,甚至可能引发漏气问题,对发动机的性能及使用寿命造成不良影响。

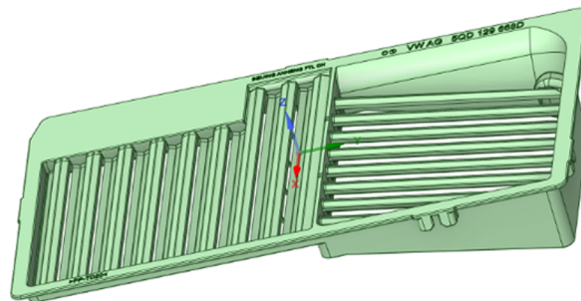
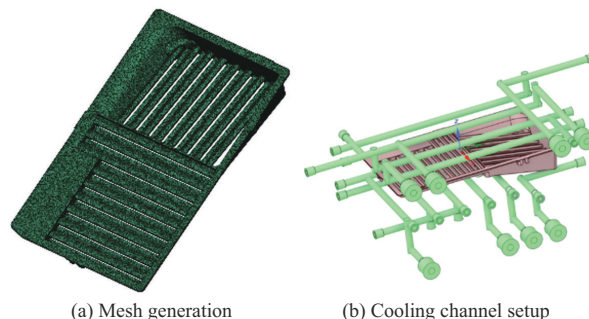


图1 滤芯托架

Fig. 1 Filter housing

1.2 仿真分析模型建立

将网格设置为双层面网格,三角形网格边长为1.0 mm,滤芯托架网格划分结果如图2a所示。网格纵横比最大值10.0、最小值1.16、平均值1.95、匹配率96.7%,网格质量满足分析要求。根据复杂交错薄壁格栅的结构特点,冷却回路设计为上下两组管道,如图2b所示,数量四个直径10 mm,管道之间采用软管连接,管道回路滤芯间距设置为25 mm^[5]。



(a) Mesh generation

(b) Cooling channel setup

图2 网格划分及冷却水道设置

Fig. 2 Mesh generation and cooling channel setup

分析方案设置为“填充-保压-冷却”。其中,填充过程:采用黏性不可压缩流体的基本方程式和Cross黏度模型;保压过程:采用黏性流体力学基本方程;冷却过程:采用导热控制方程。

2 仿真结果分析

初始分析工艺参数设置采用软件推荐值:模具温度(A)为53℃,熔体温度(B)为180℃,保压时间(C)为12 s,保压压力(D)为60 MPa,冷却时间(E)为23 s,锁模力(F)和体积收缩率(G)分析结果如图3和图4所示。

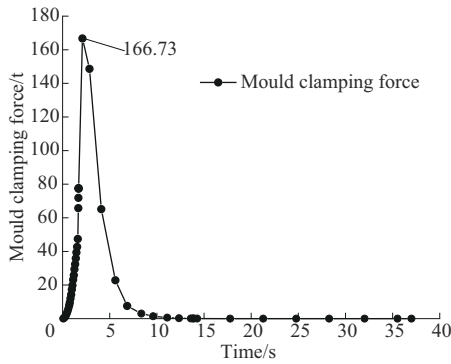


图3 锁模力曲线

Fig. 3 Curve of clamping force

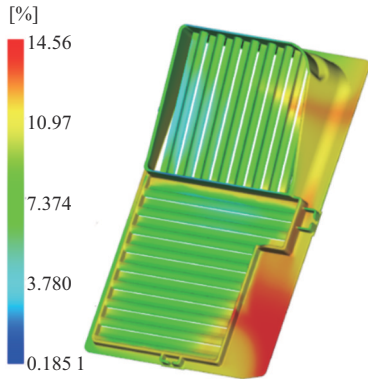


图4 体积收缩率仿真结果

Fig. 4 Simulation result of volume shrinkage rate

由图3的锁模力随时间变化曲线可知,锁模力峰值为166.73 t,锁模力过大,会对注塑机造成较大负担,导致注塑机额外消耗能量来克服不必要的阻力。滤芯托架体积收缩率直接影响空气滤清器的装配精度,滤芯托架体积收缩率仿真分析结果如图4所示,体积收缩率为14.56%,体积收缩率超过了规定值(不超过12%),无法保障空气滤清器的装配精度。

3 基于最优拉丁超立方抽样方法(OLHS)试验设计

OLHS是一种在多维空间中生成均匀分布样本点的抽样方法,能得到更加均匀和具有代表性的样本集合^[11]。在需要平衡抽样精度和计算成本的情况下可以灵活地选择所需的样本点数量。OLHS样本点分布情况如图5所示。

试验因素: A, B, C, D, E ;

优化目标: F 和 G 。

依据初始分析结果及滤芯托架的材料特性,待优化的注塑工艺参数的取值范围见表1。

综合考虑平衡抽样精度和计算成本,笔者基于OLHS抽样方法获得20组样本并通过仿真计算,得到20组样本的 F 和 G 的模拟结果,见表2。

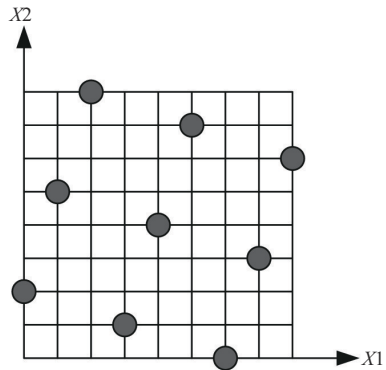


图5 OLHS样本点分布情况示意

Fig. 5 OLHS sample point distribution diagram

表1 试验因素取值范围

Tab. 1 Ranges of the test factors

Factor	$A/^{\circ}\text{C}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/s	D/MPa	E/s
Level	20~70	180~230	10~30	20~80	10~30

表2 样本数值和优化目标的仿真结果

Tab. 2 Optimal Latin hypercube samples and simulation results of optimized objects

Serial number	$A/^{\circ}\text{C}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/s	D/MPa	E/s	F/t	$G/\%$
1	62.11	211.58	17.37	73.68	27.89	155.33	12.52
2	30.53	222.11	23.68	51.58	30.00	152.21	12.87
3	54.21	216.84	21.58	29.47	10.00	149.22	12.92
4	41.05	230.00	12.11	57.89	19.47	149.36	14.10
5	22.63	185.26	19.47	42.11	25.79	169.63	10.72
6	27.89	198.42	10.00	48.42	13.16	161.19	13.98
7	25.26	203.68	16.32	80.00	22.63	163.43	11.79
8	70.00	195.79	26.84	54.74	16.32	151.73	11.88
9	46.32	224.74	27.89	70.53	17.37	147.39	13.14
10	33.16	187.89	25.79	61.05	12.11	167.39	10.95
11	56.84	206.32	15.26	76.84	11.05	155.84	12.53
12	43.68	190.53	28.95	67.37	26.84	164.59	11.03
13	38.42	201.05	30.00	26.32	20.53	157.39	11.83
14	59.47	193.16	20.53	32.63	28.95	155.30	11.66
15	20.00	219.47	22.63	45.26	14.21	153.00	12.76
16	67.37	208.95	11.05	38.95	18.42	146.55	14.18
17	64.74	227.37	24.74	35.79	24.74	141.94	13.54
18	48.95	182.63	18.42	23.16	15.26	162.10	11.08
19	35.79	214.21	14.21	20.00	23.68	149.17	13.09
20	51.58	180.00	13.16	64.21	21.58	167.14	14.64

4 模型建立与验证

5个试验因素和两个预测目标之间是非线性函数关系,RBF能够提高映射的精度,可以逼近任意的非线性函数^[12],如图6所示。

图6中 $x_1 \sim x_n$ 为输入变量, $\alpha_1(x) \sim \alpha_m(x)$ 为隐含层节点, $\omega_{11} \sim \omega_{nm}$ 为权重系数, $y_1 \sim y_r$ 为输出变量,本文中 $n=5, r=2$ 。通过RBF神经网络模型计算得到锁模力和体积收缩率的预测值,通过第2节的仿真计算模拟值。表3和图7显示模拟值和预测值结果对比,红

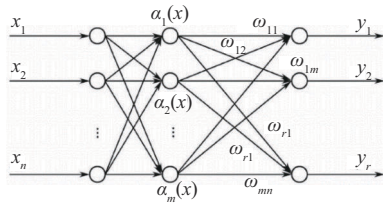


图6 RBF神经网络结构图

Fig. 6 RBF structure chart

表3 检验样本及其仿真结果

Tab. 3 Testing samples and simulation results

Serial number	A/°C	B/°C	C/s	D/MPa	E/s	F/t	G/%
1	31.11	218.89	14.44	80.00	18.89	160.17	12.62
2	36.67	230.00	27.78	40.00	16.67	145.81	13.42
3	25.56	185.56	23.33	53.33	10.00	170.22	10.79
4	58.89	191.11	25.56	20.00	21.11	157.64	11.52
5	42.22	196.67	30.00	73.33	25.56	160.5	11.4
6	70.00	207.78	21.11	66.67	12.22	152.36	12.49
7	64.44	224.44	16.67	46.67	30.00	145.9	14.26
8	20.00	202.22	18.89	33.33	27.78	161.5	11.79
9	47.78	213.33	10.00	26.67	14.44	149.96	14.19
10	53.33	180.00	12.22	60.00	23.33	164.99	14.61

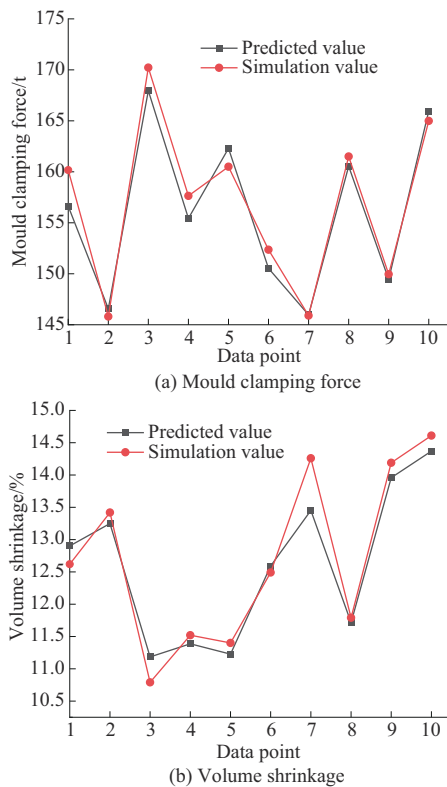


图7 锁模力和收缩率模拟值和预测值对比结果

Fig. 7 Comparison of simulated and predicted values of mode-locking force and shrinkage rate

色线与黑色线接近,表明预测模型具有较高精度。

RBF神经网络预测模型的有效性也可以通过可决系数 R^2 值评价,其计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - u_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - l_i)^2} \quad (1)$$

式中: n 为采样数量; y_i 为目标模拟值; u_i 为目标预测值; l_i 为目标模拟值的均值。

通过式(1)结合表3计算得到最大锁模力的 $R^2=0.98$,收缩率的 $R^2=0.95$,均大于0.9,证明利用预测模型拟合效果较好,预测精度高,可为后续优化分析提供支持。

5 基于LSGRG的工艺参数多目标优化

滤芯托架的体积收缩率影响产品装配后的精度以及整体结构的振动、模态和疲劳性能,严重时影响噪声及整车的声品质,因此体积收缩率是优先优化目标。企业关注生产过程的经济效益,降低注塑过程中的最大锁模力可以减轻注塑机负担、降低生产能耗、节约生产成本。通过仿真数据及预测数据的结果(见表2和表3以及图7),数据基本呈现此消彼长的特点,最大锁模力和体积收缩率是彼此制约的。为使最大锁模力和体积收缩率同时达到较合理的值需要基于预测模型开展进一步的多目标优化计算。

5.1 基于LSGRG多目标优化

LSGRG是一种用于求解优化问题的迭代方法,特别是在处理具有大量变量的非线性问题时^[13-15]。在数学上,优化问题可以表示为:

最小化或最大化 $f(x)$;

受约束于 $g_i(x) \leq 0, i=1, \dots, m$;

以及 $h_j(x)=0, j=1, \dots, p$;

其中, $f(x)$ 是目标函数, $g_i(x)$ 是不等式约束, $h_j(x)$ 是等式约束。

LSGRG算法的核心是通过构建一个序列的近似子问题来逐步逼近最优解。在每一步迭代中,算法会寻找一个搜索方向,然后沿着这个方向进行一步或多步移动以更新当前解。搜索方向通常是基于当前点的梯度信息和可能的二次近似信息。

LSGRG算法的迭代步骤可以表示为:

(1) 选择初始解 $x^{(0)}$ 。

(2) 对于 $k=0, 1, 2, \dots$ 直到收敛:a. 计算当前解 $x^{(k)}$ 的梯度 $\nabla f(x^{(k)})$ 。b. 如果需要,更新二次近似或Hessian矩阵的近似。c. 计算搜索方向 $d^{(k)}$ 。d. 确定步长 $\alpha^{(k)}$,可以通过线搜索方法来完成。e. 更新解: $x^{(k+1)}=x^{(k)}+\alpha^{(k)}d^{(k)}$ 。f. 检查收敛性:如果 $x^{(k+1)}$ 足够接近

最优解或满足其他停止准则,则停止迭代。

基于上述理论,采用LSGRG算法对滤芯托架注塑成型工艺参数 A, B, C, D, E 进行优化,滤芯托架的体积收缩率为主要目标,权重系数设置为0.6;能耗(最大锁模力)为次要目标,权重系数设置为0.4。步长设置为0.01,收敛精度为 1×10^{-5} 。经计算得到的Pareto最优解为 $A=59.21\text{ }^{\circ}\text{C}$, $B=183.27\text{ }^{\circ}\text{C}$, $C=29.97\text{ s}$, $D=39.58\text{ MPa}$, $E=30\text{ s}$, $F=154.52\text{ t}$, $G=11.0\%$ 。

5.2 模拟仿真验证

将上述利用LSGRG方法得到的优化后的工艺参数代入仿真模型进行计算,得到锁模力和体积收缩率的优化结果,如图8和图9所示。

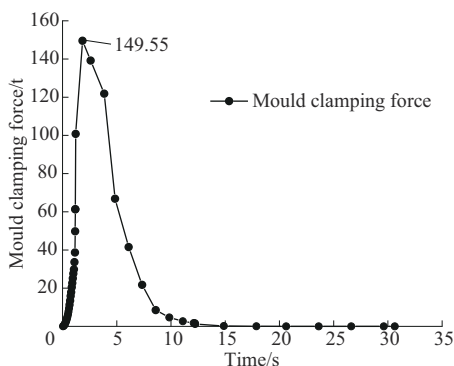


图8 LSGRG优化锁模力结果

Fig. 8 Optimized clamping force of LSGRG

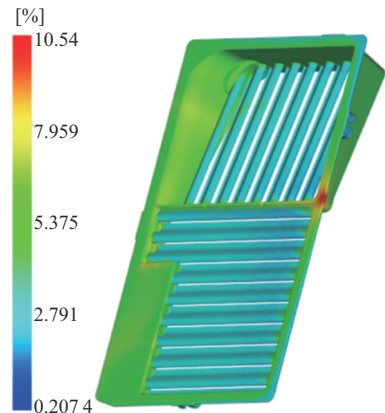


图9 LSGRG优化体积收缩率结果

Fig. 9 Optimized volume shrinkage rate of LSGRG

Pareto数值代入注塑仿真模型计算的最大锁模力为149.55 t, LSGRG优化的最大锁模力为154.52 t, 相差3.32%; Pareto数值代入注塑仿真模型计算的体积收缩率为10.54%, LSGRG优化的体积收缩率为11.00%, 相差4.36%, 因此, 得到LSGRG优化算法在优化复杂交错薄壁格栅结构的注塑工艺参数是正确的。

比较最初分析结果, 经本文的算法优化得到的最大锁模力降低了10.30%, 体积收缩率降低了27.61%, 取得了明显的优化效果。

利用海天SA3800注塑机进行试模, 采用上述得到的工艺参数进行批量生产, 获得的滤芯托架产品如图10所示, 经现场装配验证, 滤芯托架质量满足装配精度要求。



图10 产品

Fig. 10 Products

6 结论

建立了滤芯托架注塑成型仿真分析的模型, 分析了关键注塑工艺参数对锁模力和体积收缩率的影响, 并对工艺参数进行优化, 得到结论如下:

(1)建立了复杂交错薄壁格栅结构的注塑仿真模型, 应用OLHS方法抽样, 采用RBF神经网络模型建立体积收缩率和最大锁模力与工艺参数之间计算模型, 得到了预测模型。

(2)基于LSGRG算法在代理模型内自主寻优, 得目标函数的Pareto最优解集, 最大锁模力优化了10.30%, 体积收缩率优化27.61%, 优化效果明显, 验证了本文优化方法的可行性。

(3)提出的基于RBF神经网络模型和LSGRG技术的联合多目标优化方法可为同类型塑件的成型质量控制与优化提供借鉴。

参考文献

- [1] 杨德银, 吴孟兵, 王帅. 基于HyperWorks的汽车空气滤清器模态分析[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(5):146-148.
YANG Deyin, WU Mengbing, WANG Shuai. Modal analysis of automotive air filters based on HyperWorks[J]. Automobile Applied Technology, 2021, 46(5):146-148.
- [2] 冯建永, 张建春, 张华, 等. 汽车空气滤清器过滤用材料的结构与性能及其新产品研发[J]. 纺织学报, 2013, 34(6):58-66.
FENG Jianyong, ZHANG Jianchun, ZHANG Hua, et al. Properties and new product development of automobile air filter filtration material[J]. Journal of Textile Research, 2013, 34(6):58-66.
- [3] 关英俊, 张力锋, 李想, 等. 汽车空气滤清器的模态分析及结构优

- 化[J]. 计算机仿真, 2015, 32(4):124-127.
- GUAN Yingjun, ZHANG Lifeng, LI Xiang, et al. Modal analysis and structure optimization of the car air filter[J]. Computer Simulation, 2015, 32(4):124-127.
- [4] 何志霞, 蒋兆晨, 王硕, 等. 空气滤清器的空气动力学仿真及优化[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(3):1 179-1 184.
- HE Zhixia, JIANG Zhaochen, WANG Shuo, et al. Aerodynamic simulation and structural optimization of air filter[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(3): 1 179-1 184.
- [5] 刘晓坤, 孙正阳, 于洋洋, 等. 复杂交错格栅的滤芯托架热流道注塑模具设计[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(5):115-120.
- LIU Xiaokun, SUN Zhengyang, YU Yangyang, et al. Design of hot runner injection mold for complex staggered thin-walled grille filter element bracket[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(5):115-120.
- [6] 邓俊文, 颜幸尧, 胡美君, 等. 带温度补偿的改进型注塑机锁模力传感器设计与实现[J]. 传感技术学报, 2024, 37(1):1-7.
- DENG Junwen, YAN Xingyao, HU Meijun, et al. Design and implementation of an improved clamping force sensor for injection molding machine with temperature compensation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(1):1-7.
- [7] 庞广富, 陶权, 余鹏. 基于综合加权评分法的空气过滤器注塑成型优化[J]. 塑料科技, 2022, 50(1):103-107.
- PANG Guangfu, TAO Quan, YU Peng. Optimization of injection molding of air cleaner based on synthetic weighted mark method[J]. Plastics Science and Technology, 2022, 50(1):103-107.
- [8] 郭斌扬, 周天意, 于洋洋, 等. 基于响应面和ASA的抑爆球注塑质量多目标优化[J]. 塑料, 2021, 50(5):147-155.
- WU Binyang, ZHOU Tianyi, YU Yangyang, et al. Multi-objective optimization of explosion suppression ball injection molding quality based on response surface model and ASA algorithm[J]. Plastics, 2021, 50(5):147-155.
- [9] 孙肖霞, 张俊. 基于渐进式正交试验的注塑工艺多目标优化[J]. 塑料科技, 2017, 45(10):86-89.
- SUN Xiaoxia, ZHANG Jun. Multi-objective optimization of injection molding process based on step-by-step orthogonal experiment[J]. Plastics Science and Technology, 2017, 45(10):86-89.
- [10] 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.
- [11] 张庆, 葛东东, 何也能. 基于NSGA-II和熵权TOPSIS法的注塑工艺参数多目标优化[J]. 塑料工业, 2022, 50(9):95-100, 197.
- ZHANG Qing, GE Dongdong, HE Yenang. Multi-objective optimization of injection molding process parameters based on NSGA-II algorithm and entropy weight TOPSIS method[J]. China Plastics Industry, 2022, 50(9):95-100, 197.
- [12] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于径向基函数神经网络和多岛遗传算法的注射成型质量控制与预测[J]. 工程塑料应用, 2020, 48(4):62-68.
- JI Ning, ZHANG Weixing, YU Yangyang, et al. Quality control and prediction of injection molding based on RBF neural network and MIGA[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(4):62-68.
- [13] 伍建军, 黄裕林, 谢周伟, 等. 基于改进满意度函数法的双响应曲面稳健设计优化[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(3):1-5.
- WU Jianjun, HUANG Yulin, XIE Zhouwei, et al. Robust design optimization based on improved satisfaction function method dual response surface[J]. Machine Design and Research, 2016, 32(3):1-5.
- [14] LIU Chao, FANG Zongde. Multi-objective optimal design for carrier and torque frame assembled together in planetary gear train of GTF by integrated DOE, RSM and LSGRG[J]. Journal of the Chinese Society of Mechanical Engineers, 2018, 39(1):81-98.
- [15] 吴加同, 石敏, 任春雨. 复合材料舵固有频率优化设计[J]. 中国舰船研究, 2018, 13(2):84-90.
- WU Jiatong, SHI Min, REN Chunyu. Optimization of natural frequency of laminated composite rudder[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2018, 13(2):84-90.