

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2024.03.012

基于GA-BP-PSO算法的薄壁注塑件翘曲变形优化

陈忠杭¹, 胡燕海¹, 沈加明², 倪德香², 王舟挺²

(1. 宁波大学机械工程与力学学院, 浙江宁波 315211; 2. 宁波华美达机械制造有限公司, 浙江宁波 315000)

摘要:以聚对苯二甲酸乙二醇酯(PET)的塑料瓶胚零件为例,通过Moldflow软件设计浇注系统和冷却系统并进行有限元分析以优化零件的翘曲变形量。选定熔体温度、模具温度、保压压力、保压时间和注射时间为5个影响因素,设计了 $L_{16}(4^5)$ 的正交试验表。对正交实验数据进行了极差分析,得出了各因素对翘曲变形量的影响程度并获得较优工艺参数。通过GA-BP-PSO算法对工艺参数进一步优化,得到最佳工艺参数:熔体温度265℃、模具温度60℃、保压压力125 MPa、保压时间12.867 s、注射时间0.340 s。上述工艺参数对应的零件翘曲变形量为0.137 3 mm。最后通过Moldflow软件进行数值模拟,得到翘曲变形量为0.139 5 mm,较优化前的翘曲变形量0.179 6 mm,降低了22.33%。软件模拟值和经GA-BP-PSO算法得到的预测值仅相差1.60%,将优化后的工艺参数组合应用于实际生产中,所获得的产品符合生产要求,验证了GA-BP-PSO算法的准确性与可行性。

关键词:翘曲变形;Moldflow;正交试验;GA-BP神经网络;粒子群算法;优化

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2024)03-0070-06

Optimization of warpage deformation of thin-walled injection molded parts

based on GA-BP-PSO algorithm

CHEN Zhonghang¹, HU Yanhai¹, SHEN Jiaming², NI Dexiang², WANG Zhoujing²

(1. Ningbo University, School of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo 315211, China;

2. Ningbo Hwamda Machinery Manufacturing Co., Ltd., Ningbo 315000, China)

Abstract : Taking the plastic bottle preform made of polyethylene terephthalate (PET) as an example, the gating system and cooling system were designed by Moldflow software and finite element analysis was carried out to optimize the warping deformation of the workpiece. Five factors including melt temperature, mold temperature, holding pressure, holding time and injection time that influenced the warping deformation were identified, the orthogonal experiment table of $L_{16}(4^5)$ was designed, and the data were analyzed by range, so as to obtain the degree of influence of various factors on the amount of warpage and to obtain better process parameters. The process parameters were further optimized through the GA-BP-PSO algorithm, and the best process parameters are obtained: the melt temperature is 265℃, the mold temperature is 60℃, the holding pressure is 125 MPa, the holding time is 12.867 s, the injection time is 0.340 s. The warping deformation of the workpiece corresponding to the above process parameters is 0.137 3 mm. Finally, the numerical simulation was carried out by Moldflow software, and the warpage deformation is 0.139 5 mm, which is 22.33% lower than the warpage deformation before optimization of 0.179 6 mm. The difference between the software simulation value and the predicted value obtained by the GA-BP-PSO algorithm is only 1.60%, and the optimized process parameter combination is applied to actual production. The obtained products meet the production requirements, verify the accuracy and feasibility of the GA-BP-PSO algorithm.

Keywords : warping deformation ; Moldflow ; orthogonal experiment ; GA-BP neural network ; particle swarm algorithm ; optimization

基金项目: 国家自然科学基金项目(51705263)

通信作者: 胡燕海, 博士, 教授, 主要从事光机电一体化、制造业信息化研究工作

收稿日期: 2023-12-28

引用格式: 陈忠杭, 胡燕海, 沈加明, 等. 基于GA-BP-PSO算法的薄壁注塑件翘曲变形优化[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(3): 70-75.

CHEN Zhonghang, HU Yanhai, SHEN Jiaming, et al. Optimization of warpage deformation of thin-walled injection molded parts based on GA-BP-PSO algorithm[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(3): 70-75.

在塑料产品的生产过程中,常见问题有翘曲变形、体积收缩、气穴和缩痕等,其中翘曲变形对使用性能影响巨大^[1]。为了提高产品的生产质量,国内外学者已经展开了一系列的研究。其中,桑鹏飞等^[2]通过分析层间应力和翘曲变形产生的根源和作用机理,构建翘曲变形模型,并提出降低翘曲变形量的措施。唐杰等^[3]通过Moldflow软件和正交试验的方法降低了汽车灯罩因冷却不均、收缩不均、角效应引起的翘曲变形量。于佳丽等^[4]通过Taguchi试验和单因素试验降低了车门塑件的翘曲变形量,李六月等^[5]通过Taguchi试验降低了大型薄壁塑件的翘曲变形量。罗彦英等^[6]通过Moldflow软件进行DOE分析,得到了合理的工艺参数组合,降低了薄壁开关面板的翘曲变形量。魏燕红等^[7]通过计算机辅助工程分析软件和正交试验的方法来降低注塑件的翘曲变形量。陶诗豪等^[8]通过Box-Behnken试验设计、反向传播(BP)神经网络模型和非支配排序遗传算法进行多目标优化,获得了最优的体积收缩率和翘曲变形量。Oliaei等^[9]通过田口方法、方差分析和人工神经网络的方法降低了塑料件的翘曲变形量。王博等^[10]通过反向传播神经网络、正交试验和遗传算法,得到复合材料零件注塑成型时最优的工艺参数,降低了零件的翘曲变形量。薄壁结构的产品容易在注塑过程中发生变形,导致产品尺寸不稳定,影响产品的质量。上述方法降低了薄壁注塑件的翘曲变形量,但对于薄壁注塑件的智能化、自适应性优化研究相对不足。为此,结合BP神经网络、遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)三种算法实现薄壁塑件注塑过程中关键参数的自适应优化。

塑料瓶胚表面质量要求高,笔者以其作为研究对象。首先,通过Moldflow软件进行有限元分析;其次,利用正交试验进行极差分析,得到注塑工艺参数与塑料瓶胚翘曲变形量的影响关系;最后,利用GA-BP神经网络模型预测其翘曲变形量,并使用PSO粒子群算法寻找注塑工艺参数的最优组合,以降低其翘曲变形量。

1 计算机辅助工程分析

1.1 材料分析与网格划分

图1为塑料瓶胚零件的三维模型,其尺寸为95 mm×30 mm×30 mm,壁厚在1~2 mm之间。塑料瓶胚由聚对苯二甲酸乙二酯(PET)组成。笔者采用Mitsubishi Chemical生产的Novapet 6410GN3-30-8

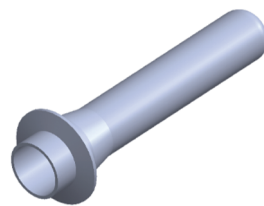


图1 塑料瓶胚零件三维模型

Fig. 1 3D model of plastic bottle preform part

材料作为本试验的原材料。

在Moldflow软件中选用双层面网格,该网格适合薄壁壳体且壁厚比较均匀的零件,网格数量相比较3D网格要少得多,所以求解时间远远少于3D网格。最终划分出的网格如图2所示,网格纵横比在1.16~4.29之间,平均纵横比为1.57,三角形数量为25 076,已连接的节点为12 540,连通区域为1,匹配率为92.0%,满足模流分析的网格要求。

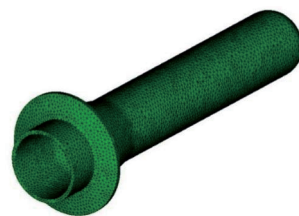


图2 网格划分结果

Fig. 2 Meshing results

1.2 浇注系统及冷却系统设计

浇注系统的设计对产品的成型周期、成型质量有着重要影响。因产品结构较小、壁薄,采用一模两腔的设计,能够顺利走胶,改善注塑件品质,所以最终采取一模两腔的设计方式,其中浇注系统包含冷主流道、冷流道和冷浇口。注塑机通过将冷却水或其他冷却介质流经模具中的冷却通道,适当的冷却可以确保塑料产品在成型过程中均匀冷却,从而减少产品的缩短和变形。冷却系统采用S型冷却回路。整体系统模型如图3所示。

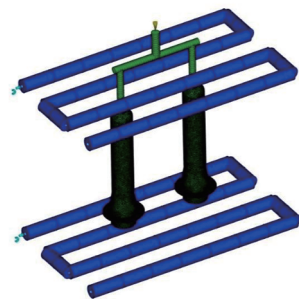


图3 整体系统模型

Fig. 3 Overall system model

1.3 翘曲分析

由于PET为热塑性聚合物,所以在Moldflow中成型工艺选择为“热塑性注塑成型”,分析序列采用“填充+保压+翘曲”,熔体温度、模具表面温度、保压控制和注射时间采用系统推荐参数,充填控制采用螺杆速度随着行程先增后减的方式,速度压力切换(V/P 切换)在充填体积达到98%时进行。翘曲分析结果如图4所示,翘曲变形量为0.179 6 mm。实际生产要求翘曲变形量不超过0.15 mm,因此需要进一步优化翘曲变形量。

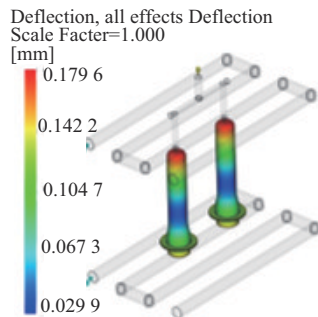


图4 翘曲分析
Fig. 4 Warpage analysis

2 正交试验

2.1 正交试验设计

正交试验法是一种多因素、多层次的设计方法,可以通过均匀、有代表性的数据以减少试验所需的次数。塑料件的翘曲变形主要受熔体温度(A)、模具温度(B)、保压压力(C)、保压时间(D)和注射时间(E)五个因素的影响。笔者通过设计正交试验对这些参数进行研究,以降低产品的翘曲变形量(Y)。根据生产实际经验和Moldflow软件推荐的工艺参数,设计五因素四水平的取值表,列于表1。

表1 五因素四水平取值表
Tab. 1 Five factors and four levels value table

Levels	Factors				
	$A/^{\circ}\text{C}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/MPa	D/s	E/s
1	265	60	110	10	0.3
2	275	70	115	12	0.4
3	285	80	120	14	0.5
4	295	90	125	40	0.6

通过Moldflow软件对表1中的各个参数进行试验,评价标准为 Y ,设计 $L_{16}(4^5)$ 正交试验表,最终试验结果列于表2。

2.2 正交试验结果分析

用极差法分析正交试验结果列于表3。通过表3分析可以看出,各个参数对 Y 的影响程度依次为模

表2 $L_{16}(4^5)$ 正交试验结果
Tab. 2 $L_{16}(4^5)$ results of orthogonal test

Test numbers	Factors					Y/mm
	A	B	C	D	E	
1	1	1	1	1	1	0.156 6
2	1	2	2	2	2	0.163 3
3	1	3	3	3	3	0.170 8
4	1	4	4	4	4	0.179 4
5	2	1	2	3	4	0.169 1
6	2	2	1	4	3	0.179 1
7	2	3	4	1	2	0.167 2
8	2	4	3	2	1	0.175 0
9	3	1	3	4	2	0.161 9
10	3	2	4	3	1	0.157 6
11	3	3	1	2	4	0.193 5
12	3	4	2	1	3	0.204 9
13	4	1	4	2	3	0.164 9
14	4	2	3	1	4	0.179 5
15	4	3	2	4	1	0.179 9
16	4	4	1	3	2	0.199 2

表3 极差分析
Tab. 3 Range analysis

Levels	Factors				
	A	B	C	D	E
K_1	0.670 1	0.728 4	0.728 4	0.708 2	0.669 1
K_2	0.690 4	0.679 5	0.717 2	0.696 7	0.691 6
K_3	0.717 9	0.711 4	0.687 2	0.696 7	0.719 7
K_4	0.723 5	0.758 5	0.669 1	0.700 3	0.721 5
R	0.053 4	0.079	0.059 3	0.011 5	0.052 4

Note: K_1, K_2, K_3, K_4 is represents the sum of warping deformation corresponding to different levels of a certain factor; R is the range.

具温度(B)>保压压力(C)>熔体温度(A)>注射时间(E)>保压时间(D)。

由表3可以看出,翘曲变形量随熔体温度和注射时间的提高呈增加的趋势,随模具温度和保压时间的提高呈先降低后增加的趋势,随保压压力的提高呈降低的趋势。从极差分析中可以获得最佳工艺参数组合为 $A_1B_2C_4D_2E_1$,将对应参数带入到Moldflow软件中进行仿真,得到翘曲变形量为0.149 4 mm。

3 基于GA-BP-PSO的神经网络模型

由于正交试验只能通过已有的工艺参数确定翘曲变形量的优化值,为了获得更小的翘曲变形量,笔者采用GA-BP-PSO算法对工艺参数进一步优化。BP神经网络是应用最为广泛的神经网络模型,但BP神经网络的运行存在着随机性,每次运行的结果均有不同。提出采用GA遗传算法进一步优化BP神经网络的网络权重和偏置,使BP神经网络最终预测值的均方误差最小,以获得最优的BP神经

网络预测模型。然后运用PSO算法来求解该模型的最优解。GA-BP-PSO算法的流程图如图5所示。

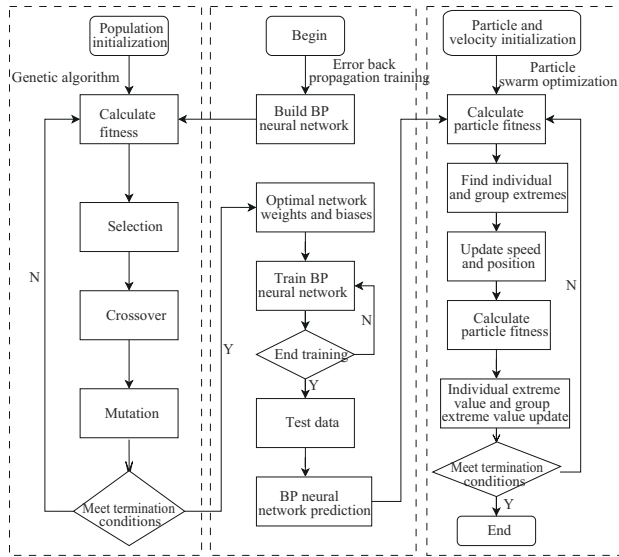


图5 GA-BP-PSO算法流程图

Fig. 5 GA-BP-PSO algorithm flow chart

3.1 GA-BP神经网络模型

BP神经网络是一种前向神经网络,采用误差反向传播算法进行训练,由输入层、隐含层和输出层组成^[11-12]。采用3层神经网络结构,选择正交试验中选取的5个工艺参数作为BP神经网络模型的输入,翘曲变形量作为输出,隐藏层节点数设置为6个。第一层的传递函数选择“logsig”(S型传输函数),输出层的传递函数选择“purelin”(线性传输函数),训练网络的函数选择“trainlm”(L-M优化算法)。最终建立的BP神经网络模型如图6所示。在正交试验所用16组数据的基础上,再增加16组数据,作为神经网络的样本集,并将其中27组数据作为训练样本,另外5组作为预测样本。

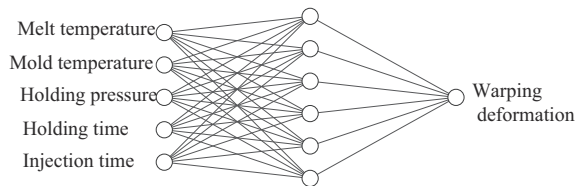


图6 BP神经网络模型

Fig. 6 BP neural network model

GA是一种模拟生物界遗传机制和进化论的并行随机搜索优化算法,具有自组织、自适应和自学习性等特点,主要由适应度计算、选择、交叉和变异等操作组成^[13-14]。设置个体长度为5,种群规模为

20,最大迭代次数为200。

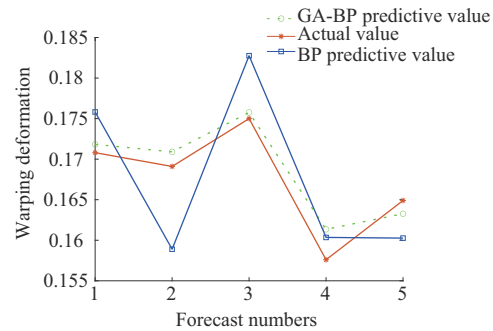
适应度函数为BP神经网络测试集数据误差平方之和,列于式(1):

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\hat{t}_i - t_i)^2 \quad (1)$$

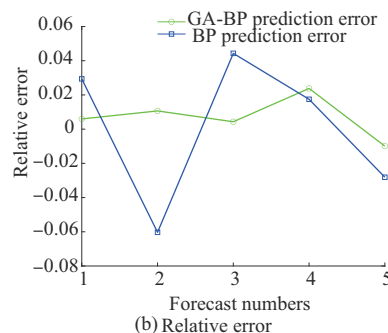
式中: n 为神经网络测试集个数; $\hat{t}_i$ 为第 i 组预测值; t_i 为第 i 组真实值。

选择操作采用比例选择算子,即个体适应度大小与被选中概率成反比;交叉操作采用算术交叉算子,根据给定概率对个体进行重组,交叉概率设为0.4;变异操作采用非均匀变异算子,对初始基因值进行一定的扰动,以使初始基因座发生变异的概率相同,变异概率设为0.1。

基于Matlab软件进行程序编写,求解得到最优适应度为 2.1595×10^{-5} 。BP神经网络预测结果与GA-BP神经网络预测结果的对比如图7所示,证明了GA-BP神经网络预测模型的可靠性。



(a) Actual and predicted values



(b) Relative error

图7 BP与GA-BP预测结果对比

Fig. 7 Actual and predicted values and relative error comparison of BP and GA-BP prediction results

3.2 PSO全局寻优

PSO是一种群体智能的优化算法,其启发来源于鸟群觅食行为的规律,具有收敛速度快并能高效地找到全局最优解等优点^[15-16]。以正交试验采用的五个因素作为输入,GA-BP神经网络得到的预测值作为输出,建立的优化模型列于式(2):

$$\begin{aligned} \min. \quad & Y = f[(A), (B), (C), (D), (E)] \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} 265 \leq A \leq 295 \\ 60 \leq B \leq 90 \\ 110 \leq C \leq 125 \\ 10 \leq D \leq 16 \\ 0.3 \leq E \leq 0.6 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中:s.t.——约束条件。

PSO粒子群算法的公式如下所示:

$$\begin{aligned} V_{id}^{k+1} &= \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \\ X_{id}^{k+1} &= X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: d 表示粒子维度序号; V_{id} 表示粒子速度; ω 表示惯性权重,设为0.5; k 表示当前迭代次数; c_1, c_2 表示加速度因子,均设为0.3; r_1, r_2 表示[0, 1]间的随机数; X_{id} 表示第*i*个粒子的位置; P_{id} 表示当前个体极值; P_{gd} 表示当前种群极值。

基于Matlab软件进行程序编写,PSO算法迭代收敛过程如图8所示。

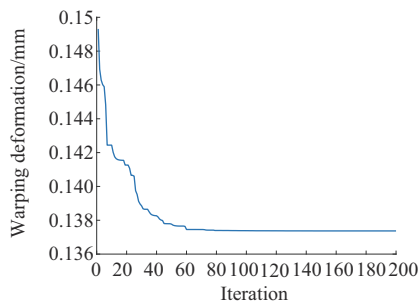


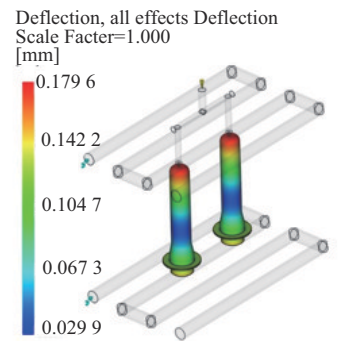
图8 收敛过程

Fig. 8 Convergence process

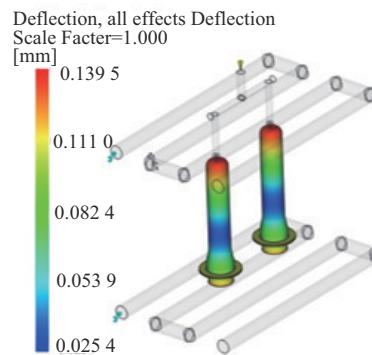
经PSO算法求解后得到最优工艺参数为:熔体温度 265℃、模具温度 60℃、保压压力 125 MPa、保压时间 12.867 1 s、注射时间 0.340 5 s,翘曲变形量为 0.137 3 mm。

3.3 结果分析

将经过GA-BP-PSO算法得到的最优注塑成型工艺参数带入到Moldflow软件中进行仿真,优化前后的有限元分析图对比如图9所示。优化后的翘曲变形量为 0.139 5 mm,相较于优化前的翘曲变形量 0.179 6 mm,降低了 22.33%;相较于正交试验得到的翘曲变形量 0.149 4 mm,降低了 6.63%;并且与经过GA-BP-PSO算法得到的翘曲变形量 0.137 3 mm,仅相差 1.60%。再将GA-BP-PSO算法得到的各工艺参数应用于实际的生产制造中,得到的塑料瓶胚如图10所示,整体质量良好,未见明显翘曲变形,符合生产商制品的要求,说明经过该算法优化后的产品能有效地应用于实际生产之中,证明该算法的准



(a) Before optimization



(b) After optimization

图9 结果对比

Fig. 9 Before optimization and after optimization comparative results



图10 塑料瓶胚样品

Fig. 10 Plastic bottle preform sample

确性和可行性。

4 结论

(1)通过Moldflow软件对汽车杯托进行了翘曲分析,得到初始工艺参数的翘曲变形量为 0.1796 mm,再通过正交试验得到各工艺参数对翘曲变形量的影响程度和较优的工艺参数组合,再通过BP, GA和PSO相结合,得到最优工艺参数:熔体温度 265℃、模具温度 60℃、保压压力 125 MPa、保压时间 12.867 1 s、注射时间 0.340 5 s,利用Moldflow软件模拟得出的翘曲变形量为 0.139 5 mm,相较于优化前翘曲变形量 0.179 6 mm,降低了 22.33%,具有显著的优化效果。

(2)最优工艺参数经过Moldflow软件得到的翘曲变形量模拟值和经过GA-BP-PSO算法得到的翘

曲变形量预测值相差1.60%,通过该算法可以高效地对产品设计参数进行调整,从而制作出性能更优的产品,降低了产品的开发成本,并且能应用实际生产之中,符合厂商要求,说明GA-BP-PSO算法的准确性和可行性。

参考文献

- [1] 杨勇辉,崔一. CAE/CAD技术在塑料模具设计中的应用[J]. 工程塑料应用, 2017, 45(2):124-127.
YANG Yonghui, CUI Yi. Application of CAE/CAD technology in designing of plastic mould[J]. Engineering Plastics Application, 2017, 45(2):124-127.
- [2] 桑鹏飞,刘凯,王扬威. 熔融沉积成型中的原型翘曲变形分析[J]. 机械设计与研究, 2015, 31(3):118-120, 124.
SANG Pengfei, LIU Kai, WANG Yangwei. A model research for prototype warp deformation in the FDM process[J]. Machine Design & Research, 2015, 31(3):118-120, 124.
- [3] 唐杰,黄荣学,王全亮,等. 基于Moldflow汽车灯罩翘曲分析与优化[J]. 塑料, 2020, 49(6):137-142.
TANG Jie, HUANG Rongxue, WANG Quanliang, et al. Warpage analysis and optimization of automotive lampshade based on Moldflow[J]. Plastics, 2020, 49(6):137-142.
- [4] 于佳丽,张继祥,李又兵,等. 车门内饰塑件翘曲变形分析及成型工艺优化[J]. 工程塑料应用, 2021, 49(11):78-83, 88.
YU Jiali, ZHANG Jixiang, LI Youbing, et al. Warpage deformation analysis and molding process optimization of door interior plastic parts[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(11):78-83, 88.
- [5] 李六月,张继祥,李又兵,等. 基于Taguchi试验的大型薄壁塑件翘曲工艺优化[J]. 工程塑料应用, 2021, 49(12):67-71.
LI Liuyue, ZHANG Jixiang, LI Youbing, et al. Optimization of warping process of large thin-walled plastic parts based on Taguchi experiment[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(12):67-71.
- [6] 罗彦英,梅益,唐方艳,等. 汽车用升降器薄壁开关面板注塑模具设计[J]. 工程塑料应用, 2022, 50(10):84-89.
LUO Yanying, MEI Yi, TANG Fangyan, et al. Design of injection mold for large thin-walled switch panel of automobile lifter[J]. Engineering Plastics Application, 2022, 50(10):84-89.
- [7] 魏燕红,刘宇尧,陈营,等. 基于CAE技术的塑料水杯注射成型分析与工艺优化[J]. 塑料工业, 2022, 50(2):97-101.
WEI Yanhong, LIU Yuyao, CHEN Ying, et al. Injection molding analysis and process optimization of plastic water cup based on CAE technology[J]. China Plastics Industry, 2022, 50(2):97-101.
- [8] 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.
- [9] OLIAEI E, Heidari B S, Davachi S M, et al. Warpage and shrinkage optimization of injection-molded plastic spoon parts for biodegradable polymers using Taguchi, ANOVA and artificial neural network methods[J]. Journal of Materials Science & Technology, 2016, 32(8):710-720.
- [10] 王博,赵东平,李锋,等. 基于反向传播神经网络与遗传算法优化复合材料零件注塑成型工艺参数[J]. 机械工程材料, 2021, 45(7):63-68.
WANG Bo, ZHAO Dongping, LI Feng, et al. Optimization of injection process parameters for composite parts by BP neural network and genetic algorithm[J]. Materials for Mechanical Engineering, 2021, 45(7):63-68.
- [11] 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.
- [12] 于京池,金爱云,潘坚文,等. 基于GA-BP神经网络的拱坝地震易损性分析[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(8):1 321-1 329.
YU Jingchi, JIN Aiyun, PAN Jianwen, et al. GA-BP artificial neural networks for predicting the seismic response of arch dams[J]. Journal of Tsinghua University(Edition of Natural Science), 2022, 62(8):1 321-1 329.
- [13] OWOYELE O, PAL P, VIDAL T A, et al. Application of an automated machine learning-genetic algorithm (AutoML-GA) coupled with computational fluid dynamics simulations for rapid engine design optimization[J]. International Journal of Engine Research, 2022, 23(9):1 586-1 601.
- [14] 梅益,薛茂远,唐芳艳,等. 基于极差分析法与GA-ELM的电器连接器壳体注射成型工艺优化[J]. 塑料工业, 2021, 49(1):75-80.
MEI Yi, XUE Maoyuan, TANG Fangyan, et al. Optimization of injection molding process of electrical connector shell based on range analysis and GA-ELM[J]. China Plastics Industry, 2021, 49(1):75-80.
- [15] SENNAN S, RAMASUBBAREDDY S, BALASUBRAMANIAM S, et al. T2FL-PSO: Type-2 fuzzy logic-based particle swarm optimization algorithm used to maximize the lifetime of internet of things[J]. IEEE Access, 2021(9):63 966-63 979.
- [16] 闫群民,董新洲,穆佳豪,等. 基于改进多目标粒子群算法的有源配电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10):11-19.
YAN Qunmin, DONG Xinzhou, MU Jiahao, et al. Optimal configuration of energy storage in an active distribution network based on improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10):11-19.