

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2021.05.018

基于神经网络技术的塑料齿轮模型工艺参数优化

项丽萍¹, 杨红菊²

(1. 晋城职业技术学院信息工程系, 山西晋城 048000; 2. 山西大学计算机与信息技术学院, 太原 030006)

摘要: 针对塑料模型注塑成型优化过程中工艺参数多、计算准确度低、工程模拟量大的特点。以塑料齿轮零件为例, 通过引入 BP 神经网络技术, 结合 Moldflow 软件建立注塑成型工艺参数优化模型。以体积收缩率和翘曲变形量为注塑工艺评定目标函数, 选择熔体温度、保压压力、保压时间、模具表面温度为训练样本, 建立 4⁴ 正交试验表, 由相对方差分析评价模型的分析结果, 给出优化后的工艺参数, 指导工程实际应用。研究表明, 通过 BP 神经网络对初始工艺参数进行训练, 模型训练预测值与模拟值相对误差在 3% 以下, 满足预测精度要求, 经过对正交试验表样本进行训练, 确定优化工艺参数为: 熔体温度 220℃、保压压力 50 MPa、保压时间 15 s, 模具温度 70℃。由 Moldflow 模型验证指出优化后的工艺参数组合能减少塑料件的注塑缺陷, 提升塑料件的使用性能。

关键词: 塑料件注塑; 神经网络; 参数优化

中图分类号: TQ051 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2021)05-0092-05

Optimization of Process Parameters of Plastic Gear Based on Neural Network Technology

Xiang Liping¹, Yang Hongju²

(1. Department of Information Engineering, Jincheng Institute of Technology, Jincheng 048000, China;

2. School of Computer and Information, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

Abstract: In the process of plastic model injection molding optimization, the process parameters are many, the calculation accuracy is low, and the engineering simulation quantity is large. Taking plastic gear as an example, the optimization model of injection molding process parameters is established by introducing BP neural network technology and combining Moldflow software. Taking volume shrinkage and warp deformation as the objective function of injection molding process evaluation, the solution temperature, pressure holding pressure, pressure holding time and mold surface temperature were selected as training parameters. The 44 orthogonal test table was established. The analysis results of the relative analysis of variance (ANOVA) evaluation model are obtained, and the optimized process parameters are given to guide the practical application of the project. The results show that the initial process parameters are trained by BP neural network, the relative error between the model training prediction value and the simulation value is less than 3%, which meets the requirements of prediction accuracy. The optimized process parameters are determined as follows: solution temperature 220℃, holding pressure 50 MPa, holding time 15 s, die temperature 70℃. According to the Moldflow model, the optimized process parameter combination can reduce the injection defects and improve the performance of plastic parts.

Keywords: plastic injection molding; neural network; parameter optimization

随着注塑产品在家电、汽车等领域的广泛应用, 对塑料件的质量、性能等提出了更高的要求。注塑成型作为普遍的塑料加工方式, 主要包括预塑、注射冲模、冷却、定型 4 个工艺过程^[1-3]。塑料原材料在预塑过程被烘干, 经过加热转化为均匀液体状态,

由螺杆推动塑料熔体注入模腔, 经保压提高产品冷却密实度, 最后冷却、降温 and 定型^[4]。注射、保压、冷却作为影响塑料件质量的重要阶段, 由于塑料件的结构复杂性, 注塑过程涉及的工艺参数庞大而复杂, 造成注塑成型加工控制困难, 难以获得最优的工艺

基金项目: 山西省“十二五”规划课题项目 (GH-11141)

通信作者: 项丽萍, 硕士, 副教授, 主要研究领域为数据库技术、云计算、大数据等 E-mail: muyuxuan066@163.com

收稿日期: 2021-03-12

引用格式: 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.

参数^[5-7]。因此,针对注塑过程的工艺参数优化,相关学者进行了多方面研究工作^[8-11]。傅莹龙等^[12]基于 Taguchi 法对注塑成型工艺参数进行分析,并给出了塑料成型的优化工艺参数,指出熔体温度、保温时间等工艺参数对注塑制品的体积收缩率和总位移影响最大。卢松涛等^[13]对影响塑料圆柱齿轮翘曲量的工艺参数进行了分析,并结合响应面法和 Taguchi 法确定了最佳参数组合。

然而,由于塑料模具结构复杂,成型优化设计方面存在工艺参数多、计算准确度较低,计算复杂的缺陷,造成注塑工艺参数优化困难。基于此,笔者引入 BP 神经网络,利用神经网络建立输入样本与输出结果间的非线性函数关系,研究塑料齿轮模具工艺参数对注塑部件性能的影响,并通过算法建立注塑工艺参数模型,获得注塑成型的最优工艺参数。

1 塑料模具工艺分析

1.1 塑料齿轮塑料件模型

塑料齿轮由轮毂、轮缘和腹板组成。齿轮最大外径 204 mm,齿数 12,其中轮毂厚 6 mm,腹板厚 3 mm。齿轮材料用 LG 化学公司的 Lucel N-127 聚甲醛成型材料,在模具型芯板和型腔板布置 6 个冷却水道,水道直径 10 mm,中心距 30 mm,水道与零件间距 30 mm,与塑料件外壁距离 30 mm,塑料齿轮模型示意图见图 1。因其具有密度小、力学性能好、耐酸碱性强等特点,被广泛应用于各类机械零件、轴承零件、耐磨耐腐蚀零件^[14]。

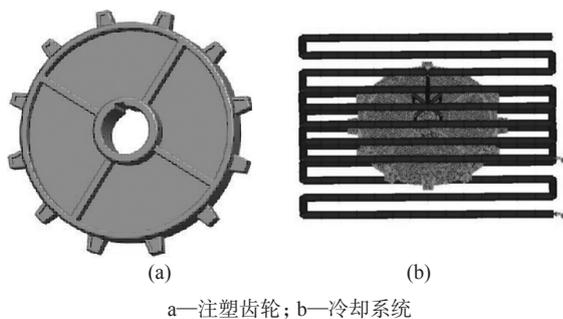


图 1 塑料齿轮模型示意图

由于齿轮结构复杂,为节省模拟计算时间,对齿轮模型进行简化,对塑料齿轮模型圆角部分简化为小直角,将简化的模型导入 AMI2015 中进行网格划分、修复。网格最大纵横比设置为 6,消除模型中重边、自由边、相交单元等缺陷后,整个网格单元被划分为 20 175 个节点,8 992 个网格数。

1.2 浇注系统设计

考虑到浇注系统的流道平衡,同时为控制注塑

成型的合格率和生产成本^[15]。在齿轮轮毂处设置 4 个直接点浇口进料。主流通道采用锥形流道,分流道为梯形截面流道,薄膜浇口。薄膜浇口长度小于塑料件宽度,并保持与塑料熔体流动方向平行,保证塑料熔体以较小速度均匀流入型腔,最大限度减小塑料件收缩变形。表 1 给出浇注系统的几何参数。

表 1 浇注系统的几何参数

系统结构	参数	规格/mm
主流通道	长度	50
	大端直径	6
	小端直径	4
分流通道	高度	4
	上边宽度	6
	下边宽度	5
浇口	长	4
	宽	2
	厚	1

由于模型在注塑过程中存在的热膨胀和翘曲,因此主要对塑料齿轮注塑过程进行流动、翘曲分析。通过 Moldflow 成型窗口确定部分工艺参数值为:模具熔体温度 210℃,保压压力 55 MPa,保压时间 15 s,模具温度 70℃,开模时间 5 s,采用自动充填控制方式。

2 模拟结果分析

2.1 体积收缩率

体积收缩率是保压引起制件体积的减小率,不均匀收缩容易造成塑料件翘曲变形,偏离设计尺寸,影响塑料件装配精度。图 2 为塑料件的体积收缩率。由图 2 可看出,塑料件的体积收缩率在 1.745%~9.43% 间,大部分位置的收缩率大于 5%,平均收缩率相对较大,势必导致产品变形过大,影响到最终的成型质量。

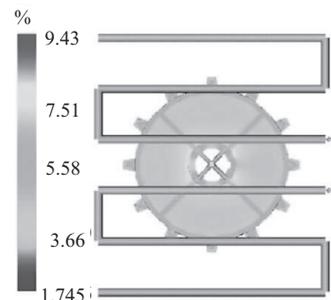


图 2 塑料件的体积收缩率

2.2 缩痕指数

缩痕指数反映了塑料件形成缩痕的可能性,缩痕指数越小,表明区域形成缩痕的可能性越小。图 3 为塑料件的缩痕指数。由图 3 可看出,塑料件的缩痕指数在 0.004 1%~2.825%,在塑料件不同部

位具有不同程度的缩痕指数,且差异性较大,直接影响到塑料件综合性能。

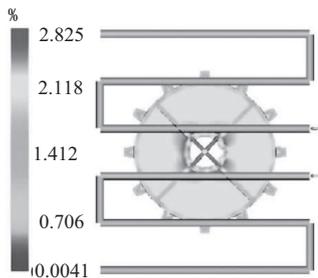


图3 塑料件缩痕指数

2.3 翘曲变形

翘曲变形是指塑料件偏离模具型腔形状。翘曲变形是塑料件常见变形,主要由于熔体冷却、收缩不均匀、分子取向不一致引起。图4是塑料件翘曲变形量。由图4可以看出,齿轮的最大翘曲变形量达到了0.971 mm,较大的翘曲变形量导致塑料件产生较大变形,难以保证塑料件的尺寸精度,因此需要对注射成型条件加以优化设计。

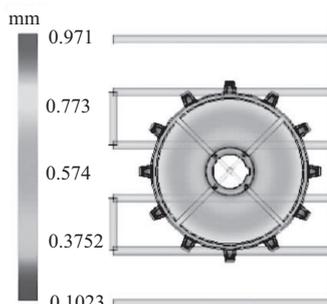


图4 塑料件翘曲变形量

3 塑料件模具的工艺优化

为降低塑料件在流动和翘曲变形的缺陷,对注塑工艺优化,即通过改变熔体温度、保压压力、保压时间、表面温度等提高塑料件的整体工艺性能。由于注塑工艺参数与塑料件流动和翘曲变形量存在着复杂的非线性关系,而BP神经网络可以用误差反馈原理进行学习,能很好地映射输入输出参数间的非线性关系^[16]。以Moldflow数值模拟为基础,建立3层BP神经网络模型描述塑料齿轮零件成型工艺参数与塑料件体积收缩率、翘曲变形等的关系,对不同工艺参数下工艺评定指标进行预测和分析。

3.1 BP神经网络

BP神经网络是一种梯度下降法,即通过对网络权值和阈值不断修正,使网络的实际输出值与期望输出值间的误差均方值最小,学习的过程是一种误差边传播修正权值的过程^[17]。笔者采用单隐层的前馈网络结构,以熔体温度、保压压力、保压时间、

模具温度为模型输入参数,以总翘曲变形量、体积收缩率为目标函数,建立BP神经网络拓扑算法模型,如图5所示。

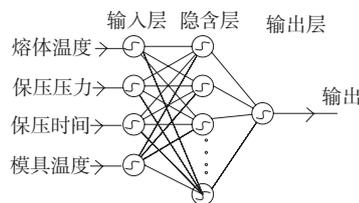


图5 BP神经网络拓扑结构

输入层有4个神经元,输出层有2个神经元,隐含层节点直接关系到结构的可靠性,根据公式(1)确定,即:

$$m = \sqrt{n+1} + \alpha \quad (1)$$

其中 m 为隐含层及神经元数; n 为输入神经元数; t 为输出层神经元数; α 为常数,取 $[1, 10]$ 区间。根据参考公式^[18],通过对不同隐含层神经元数进行训练,结果表明,随着隐含层神经元数量增加,误差呈现出一个先增大后减小,而后逐渐增大的变化趋势,因此最终选择隐含层神经元个数为20个。

3.2 模型的训练

在确定模型的神经元数后,为满足样本的精度方面的要求,要对选择的训练样本进行归一化处理,由于对数—S形激活函数在 $[0, 0.1]$ 和 $[0.9, 1]$ 区域内曲线变化较平坦,因此采用式(2)对输入量进行归一化处理:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.8 + 0.1 \quad (2)$$

式中: x' 为输入样本归一化结果; x_{\max} , x_{\min} 分别为输入样本中的最大值和最小值,通过式(2)将输入数据归一到 $[0.1, 0.9]$ 之间。

神经网络工具箱中提供工具函数对网络模型进行训练,根据塑料件注塑工艺特征,为保证网络模型可靠性,需选择合适的学习函数。根据相关研究^[19-20],确定输入层采用非线性传递函数logsig,输出层采用purelin函数,隐含层采用S型正切函数tansig。设定网络目标误差0.00065,经过5000次训练后得到BP神经网络模型。当训练误差低于目标值,或达到最大训练次数时,训练终止,将输出结果进行反归一化处理,得到输出结果的实际数据。

3.3 训练样本选取

选择熔体温度、保压压力、保压时间、模具温度4个水平为算法的初始训练参数,根据正交试验设计方法,构成试验个数为 $4^4=256$ 组,从试验组中随

机选择 10 组由 Moldflow 软件进行模拟分析,获得“Moldflow 模拟结果”见表 2。根据表 2 给出的 10

组结果作为样本进行训练,得到神经网络模型的预测结果见表 2。

表 2 训练样本的预测值与试验值比较

试验序号	训练参数				试验值		预测值		相对误差	
	熔体温度 / °C	保压压力 / MPa	保压时间 / s	模具温度 / °C	体积收缩率 / %	翘曲变形量 / mm	体积收缩率 / %	翘曲变形量 / mm	体积收缩率误差 / %	翘曲变形量误差 / %
1	210	45	10	65	9.468	0.885	9.574	0.863	-1.12	2.49
2	210	50	10	70	10.357	0.942	10.648	0.937	-2.81	0.53
3	220	50	15	75	12.584	0.963	12.478	0.985	0.84	-2.28
4	210	55	20	70	9.848	0.902	9.684	0.913	1.67	-1.22
5	230	45	15	75	9.647	0.837	9.725	0.846	-0.81	-1.08
6	240	50	25	80	8.368	0.861	8.548	0.841	-2.15	2.32
7	220	50	25	70	8.848	0.918	8.742	0.932	1.20	-1.52
8	230	55	15	65	11.737	0.804	11.963	0.823	-1.93	-2.36
9	240	45	20	80	9.842	0.996	9.632	1.016	2.13	-2.01
10	210	50	15	65	9.628	1.023	9.758	0.973	-1.35	1.35

从表 2 中相对误差结果可知,试验值和预测值间的相对误差结果均在 3% 以下,相对误差在容许范围以内,表明 BP 神经网络输出结果与模拟结果十分相近,神经网络模型具有很高的预测精度。尽管受初始化随机性的影响,预测结果略有差异,但是均在允许的范围之内。若需要准确地预测一组或多组注塑工艺参数的组合,可采用 BP 神经网络进行遍

历寻找就能获得,极大地减小了 Moldflow 软件的计算量。

3.4 工艺参数优化

为使塑料齿轮注塑完成后具有较小的收缩率和翘曲变形量,根据正交试验表中随机选择 5 组数据为训练样本进行 BP 神经网络测试,表 3 给出 BP 神经网络输出结果。

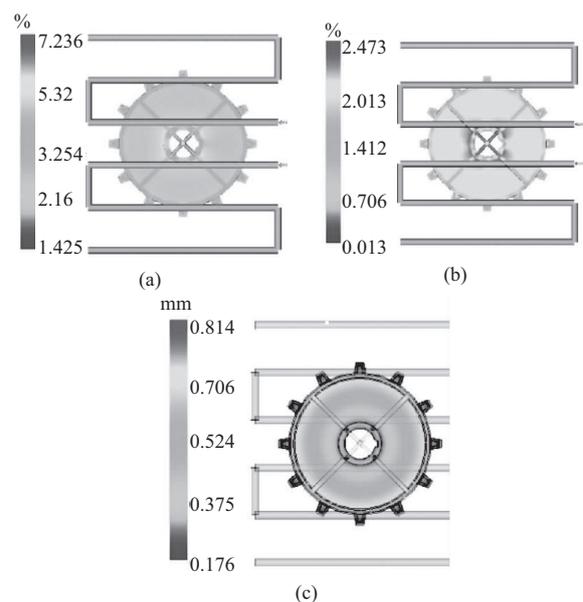
表 3 训练样本的预测输出结果

试验序号	训练参数				模型输出结果	
	熔体温度 / °C	保压压力 / MPa	保压时间 / s	模具温度 / °C	体积收缩率 / %	翘曲变形量 / mm
1	210	45	10	65	7.864	0.896
2	210	45	15	80	7.623	0.915
3	220	50	15	70	7.217	0.826
4	230	50	15	75	8.063	0.852
5	240	55	20	75	8.168	0.841

将表 3 中 5 组训练样本与表 2 中 10 组样本输出结果比较,可以看出,表 3 中第 3 组训练样本的体积收缩率和翘曲变形量最小,因此,确定工艺参数为:熔体温度 220°C、保压压力 50 MPa、保压时间 15 s,模具温度 70°C。将该组参数重新输入 Moldflow 中进行工艺参数优化后的实例验证。

图 6 为优化后的模拟输出结果。

由图 6 可看出,优化后的塑料件体积收缩率范围集中在 1.425%~7.236%,大部分部件的收缩率集中在 4% 左右,可见优化后的塑料件体积收缩率较小,且变化幅度相对较小。优化后模型缩痕指数在 0.013~2.473 之间,缩痕指数明显小于推荐工艺参数,塑料件的翘曲变形量最大为 0.814 mm,相较于推荐工艺参数下的塑料件翘曲变形量有了一定程度的降低。



a—体积收缩率; b—缩痕指数; c—翘曲变形量

图 6 优化后的模型输出结果

4 结论

从浇注系统和成型工艺参数两个方面对塑料齿轮零件的流动和翘曲变形量进行优化,利用 Moldflow 软件进行模拟仿真分析,获得优化的工艺参数,研究获得的主要结论有:

(1) 以体积收缩率和翘曲变形量作为注塑工艺评定目标函数,通过 BP 神经网络对初始工艺参数进行训练,模型训练预测值与模拟值相对误差在 3% 以下,经过训练的神经网络模型预测精度满足要求,能快速准确进行预测。

(2) BP 神经网络输出结果确定优化工艺参数为:熔体温度 220℃、保压压力 50 MPa、保压时间 15 s、模具温度 70℃。通过 Moldflow 模型验证指出,优化后的工艺参数组合能减少塑料件注塑缺陷,提升塑料件性能。

参考文献

- [1] 周振. ABS 汽车仪表盘加工工艺对其质量影响 [J]. 工程塑料应用, 2020, 48(12):41-45.
Zhou Zhen. The influence of ABS processing technology of automobile instrument panel on quality automobile [J]. Engineering Plastics Applications, 2020, 48(12):41-45.
- [2] 黄海跃, 范希营, 李赛, 等. 基于神经网络和遗传算法的薄壳塑料件注塑工艺优化 [J]. 塑料, 2019, 48(3):66-69.
Huang Haiyue, Fan Xiyang, Li Sai, et al. Optimization of injection molding process for thin shell plastic parts based on neural network and genetic algorithm [J]. Plastics, 2019, 48(3):66-69.
- [3] 鄢天灿, 梅益, 罗宁康, 等. 基于 Moldflow 和 BP 神经网络的 MP3088 连接器壳体注塑工艺优化 [J]. 塑料工业, 2020, 48(9):56-60, 96.
Yan Tiancan, Mei Yi, Luo Ningkan, et al. Injection molding process for MP3088 connector shell based on Moldflow and BP neural network [J]. China Plastics Industry, 2020, 48(9):56-60, 96.
- [4] 刘强, 廖嘉华, 梅端. 基于正交试验和 BPNN-GA 混合算法的注塑工艺参数优化 [J]. 南开大学学报: 自然科学版, 2020, 53(4):57-62.
Liu Qiang, Liao Jiahua, Mei Duan. Injection molding process parameters based on orthogonal test and BPNN-GA mixing algorithm [J]. Journal of Nankai University: Natural Science Edition, 2020, 53(4):57-62.
- [5] 王博, 蔡安江, 华荣佩, 等. 基于神经网络与正交试验的塑料件翘曲变形优化 [J]. 塑料, 2019, 48(6):80-83, 105.
Wang Bo, Cai Anjiang, Hua Rongpei, et al. Optimization of warpage deformation of plastic parts based on neural network and orthogonal test [J]. Plastics, 2019, 48(6):80-83, 105.
- [6] 卢松涛, 王培安. 基于响应面法和正交试验的墨顶盖翘曲变形优化 [J]. 塑料, 2020, 49(4):65-68, 72.
Lu Songtao, Wang Pei'an. Optimization of warp deformation of ink top cover based on response surface method and orthogonal test [J]. Plastics, 2020, 49(4):65-68, 72.
- [7] 蒋爱云, 张保丰, 贾智慧, 等. 长玻纤增强聚丙烯复合材料注塑成型工艺优化 [J]. 塑料, 2020, 49(3):85-89.
Jiang Aiyun, Zhang Baofeng, Jia Zhihui, et al. Optimization of injection molding process for long glass fiber reinforced polypropylene composites [J]. Plastics, 2020, 49(3):85-89.
- [8] 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. Control and prediction of injection molding quality based on radial basis function neural network and multi-island genetic algorithm [J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(4):62-68.
- [9] 李瑞娟, 梁德坚. 基于 CAE 和 T-S 神经网络的储物箱注塑工艺优化 [J]. 塑料, 2020, 49(1):114-118, 133.
Li Ruijuan, Liang Dejian. Optimization of injection molding process of storage box based on CAE and T-S neural network [J]. Plastics, 2020, 49(1):114-118, 133.
- [10] 白玉峰, 曹新鑫, 刘英俊, 等. 基于 Moldflow 的温控器外壳注塑工艺优化 [J]. 塑料, 2018, 47(6):21-24.
Bai Yufeng, Cao Xinxin, Liu Yingjun, et al. Optimization of injection molding process for temperature controller shell based on moldflow [J]. Plastics, 2018, 47(6):21-24.
- [11] 李渐, 杨旭. 某车型下进气格栅注塑模变形分析及实验研究 [J]. 制造技术与机床, 2020(2):181-184.
Li Jian, Yang Xu. Deformation analysis and experimental study of injection mold for a type of under-air grating [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2020(2):181-184.
- [12] 傅莹龙, 邵明朝. 基于正交实验与 CAE 模拟优化水箱盖的成型参数 [J]. 塑料, 2020, 49(4):55-57, 64.
Fu Yinglong, Shao Mingchao. Optimizing molding parameters of water tank cover based on orthogonal experiment and CAE simulation [J]. Plastics, 2020, 49(4):55-57, 64.
- [13] 卢松涛, 王培安. 塑料盖注塑成型方案分析及翘曲变形参数优化 [J]. 塑料科技, 2020, 48(2):105-111.
Lu Songtao, Wang Pei'an. Analysis of plastic cover injection molding scheme and optimization of warpage parameters [J]. Plastics Science and Technology, 2020, 48(2):105-111.
- [14] 盘承军, 李炜, 杨达飞. 基于正交试验法和神经网络的上饰板注塑工艺优化 [J]. 塑料, 2018, 47(3):92-97.
Pan Chengjun, Li Wei, Yang Dafei. Injection molding process for top panel based on orthogonal test and neural network [J]. Plastics, 2018, 47(3):92-97.
- [15] 秦欣, 苏小平, 陈相宇. 基于熵权法的汽车进气歧管上盖注塑方案多目标优化 [J]. 塑料科技, 2019, 47(3):70-75.

(下转第 107 页)

- Hu Qinggen. Design of injection mold for infusion accessories[J]. Die & Mould Manufacture, 2010(10):43-45.
- [6] 胡邓平,王泽军,吴爱华,等. 基于缩痕最小的空调面框注塑成型工艺参数优化 [J]. 工程塑料应用, 2015, 43(6):54-57.
- Hu Dengping, Wang Zejun, Wu Aihua, et al. Optimization of injection molding process parameters based on air conditioning frame with minimum shrinkage mark[J]. Engineering Plastics Applications, 2015, 43(6):54-57.
- [7] 宋玉桓. 塑料注射模具设计实用手册 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2010.
- Song Yuhuan. Practical manual for design of plastic injection mold[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2010.
- [8] 屈华昌. 塑料模设计 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
- Qu Huachang. Design of plastic mold[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2014.
- [9] 翁其金. 冷冲压与塑料成型工艺与模具设计 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- Weng Qijin. Cold stamping and plastic forming technology and die design[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2011.
- [10] 胡世光. 板料冷压成形原理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- Hu Shiguang. Principle of sheet metal cold pressing forming [M]. Beijing: Defense Industry Press, 2015.
- [11] 王章生, 辛勇. 复杂厚壁汽车塑料件精密成型工艺优化研究 [J]. 中国塑料, 2013(11):75-77.
- Wang Zhangsheng, Xin Yong. Research on optimization of precision molding technology of complex thick wall car plastic parts[J]. China Plastics, 2013(11):75-77.
- [12] 谢黎明, 邹栋林, 孟玉喜. 接插件端子多工位级进模设计 [J]. 锻压技术, 2007, 32(4):44-48.
- Xie Liming, Zou Donglin, Meng Yuxi. Design of multi-station progressive die for connector terminals[J]. Forging and Stamping Technology, 2007, 32(4):44-48.
- [13] 刘占军. 接插件端子多工位级进模设计 [J]. 锻压技术, 2008, 33(1):96-98.
- Liu Zhanjun. Design of multi-station progressive die for connector terminals[J]. Forging and Stamping Technology, 2008, 33(1):96-98.
- [14] 王静, 周来水. 注塑模具镶件智能设计系统 [J]. 工程塑料应用, 2020(7):80-84.
- Wang Jing, Zhou Laishui. Injection mold insert intelligent design system[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(7):80-84.
- [15] 胡清根, 周先保. 动、定模抽芯的注塑模设计 [J]. 模具制造, 2020(8):51-54.
- Hu Qinggen, Zhou Xianbao. Dynamic, fixed mold core-pulling injection mold design[J]. Die & Mould Manufacture, 2020(8):51-54.

(上接第 96 页)

- Qin Xin, Su Xiaoping, Chen Xiangyu. A multi-objective optimization of the injection molding scheme for the upper cover of automobile intake manifold based on entropy weight method [J]. Plastics Science and Technology, 2019, 47(3):70-75.
- [16] 邓其贵, 黄力, 韦彬贵. 基于 CAE 与 RBF 神经网络的固定体塑件注塑工艺优化 [J]. 塑料, 2019, 48(1):82-87.
- Deng Qigui, Huang Li, Wei Bingui. Optimization of injection molding process for fixed body plastic parts based on CAE and RBF neural network[J]. Plastics, 2019, 48(1):82-87.
- [17] 毛海舟, 谭小红. 基于遗传算法和神经网络的注塑工艺参数优化 [J]. 数学的实践与认识, 2016, 46(12):183-187.
- Mao Haizhou, Tan Xiaohong. Optimization of injection molding process parameters based on genetic algorithm and neural network [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2016, 46(12):183-187.