

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007128

# 智能注射成形中工艺参数的多目标自学习优化\*

赵朋<sup>1</sup>,董正阳<sup>1</sup>,冯伟<sup>2</sup>,周宏伟<sup>3</sup>,傅建中<sup>1</sup>

(1. 浙江大学机械工程学院 浙江省三维打印工艺与装备重点实验室 杭州 310027;  
2. 中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055; 3. 泰瑞机器股份有限公司 杭州 311224)

**摘要:**注射成形工艺参数是保障产品质量的关键因素。传统试错法严重依赖工艺人员的试模经验,随着注射成形工艺广泛应用于电子、航空航天等国家战略领域,产品的高端化对工艺参数智能化设置水平提出更高的要求。由于成形产品存在多方面的质量要求,且不同质量指标间可能相互制约,因此亟需一种工艺参数多目标智能优化方法,以获得不同优化目标间的帕累托最优。已有学者利用智能优化方法,如非支配排序遗传算法等,对多目标优化问题进行求解,但是此类方法需大量样本数据对质量-参数关系进行建模,存在试验次数多、且对不同材料及模具的适应性较差等问题。为解决上述问题,提出一种注射成形工艺参数多目标自学习优化方法,在优化过程中实时计算并更新各个工艺参数的梯度,并由不同质量指标的多梯度下降算法对多个目标函数进行优化,在优化过程中实现各工艺参数对产品质量影响程度的自主学习,省去了采集大量数据来建立多个质量模型的过程,实现了注射成形工艺参数的高效智能优化。在基准测试函数实验中,所提方法的优化结果与理论解的相对误差小于2%。同时数值仿真与注射成形实验结果表明,所提方法能高效获得多个优化目标的帕累托最优。

**关键词:** 注射成形;多目标优化;人工智能;自学习优化

**中图分类号:** TH162      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 430.35

## Multi-objective self-learning optimization method for process parameters in intelligent injection molding

Zhao Peng<sup>1</sup>, Dong Zhengyang<sup>1</sup>, Feng Wei<sup>2</sup>, Zhou Hongwei<sup>3</sup>, Fu Jianzhong<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of 3D Printing Process and Equipment of Zhejiang Province,  
School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;  
2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China;  
3. Tederic Machinery Co., Ltd., Hangzhou 311224, China)

**Abstract:** The process parameters of injection molding are key factors to ensure product quality. The traditional trial-and-error method relies heavily on the personal experience. The injection molding process is widely used in many important fields, such as electronics, aerospace, etc. The high-end products put forward higher requirements for the intelligent setting of process parameters. Since there are various quality requirements for molded products, and different quality indicators may restrict each other, an intelligent multi-objective optimization method of process parameters is urgently needed to obtain the Pareto optimum among different optimization objectives. Scholars have proposed some intelligent optimization methods. For example, non-dominated sorting genetic algorithms are used to solve multi-objective optimization problems. However, a big amount of sample data are required in such methods to model the quality-parameter relationship. There are problems of a large number of experiments and the poor adaptability of the different materials and molds. To address these issues, proposes a multi-objective self-learning optimization method for injection molding process parameters for the first time. During the optimization process, the gradient of each process parameter is calculated and updated in real time. The multi-gradient descent algorithm is conducted to optimize different quality indicators. In the optimization process, the self-learning of the influence of each process parameter is realized, which removes the need to perform large numbers of experiments for optimization

收稿日期:2020-11-15      Received Date: 2020-11-15

\* 基金项目:国家自然科学基金(51875519, 51635006)、浙江省自然科学基金(LZ18E050002)、浙江省重点研发计划(2020C01113)项目资助

model establishment. In this way, the efficient intelligent optimization of injection molding process parameters is realized. The relative error between the optimization result of this method and the analytical solution in the benchmark test function is smaller than 2%. Numerical simulation and experimental results show that this method can obtain the Pareto optimum of multiple optimization objectives efficiently.

**Keywords:** injection molding; multi-objective optimization; artificial intelligent; self-learning optimization

## 0 引言

注射成形是制造高性能聚合物产品的最主要手段,约占全部工艺的80%<sup>[1-2]</sup>,已广泛应用于汽车、电子、航空航天等领域。注射成形工艺参数是保障产品质量的关键因素,但针对成形工艺参数的优化仍存在极大挑战。注射成形产品存在多维度的质量要求,如力学性能、尺寸精度、光学性能等。质量指标与成形过程中的工艺参数间具有强耦合、时变性与非线性的关系<sup>[3]</sup>,给质量与工艺参数关联关系的提取与参数优化带来了极大困难。同时,多维度的质量指标也可能相互制约,优化过程中需同时对这些指标进行综合考虑。因此,传统依赖经验的试错方法难以满足注射成形出高质量产品的需求<sup>[4]</sup>。随着人工智能的发展,工艺参数的智能优化已成为智能注射成形的重要方面,因此建立一种基于数据智能分析的工艺参数多目标智能优化方法具有十分重要的意义。

为解决上述问题,一些学者针对注射成形的多目标参数优化问题提出了多种优化方法。Zhao等<sup>[5]</sup>回顾了已有的多种智能优化方法优化方法,包括迭代优化方法和非迭代优化方法。Tian等<sup>[6]</sup>设计了一种两阶段优化方法,采用了非支配排序进化算法(NSGA-II)<sup>[7]</sup>对注射成形产品重量、能量消耗等指标进行了优化。Zhang等<sup>[8]</sup>结合拉丁超立方采样、神经网络及多目标粒子群算法优化注射成形过程中的翘曲、峰值应力和锁模力指标。Okabe等<sup>[9]</sup>将多目标进化算法(MOGA)运用到有限元分析中。Yuan等<sup>[10]</sup>使用响应面法建立了优化目标和影响因素的数学模型,利用多目标遗传算法确定最佳参数组合。Cao等<sup>[11]</sup>用熵权确定各指标的权重,计算综合评价价值,将多目标优化转化为单目标优化,并通过随机森林(RF)算法建立了回归模型。

上述方法的工艺参数优化思路是:首先采集样本数据建立质量-参数模型,以构建工艺参数对质量指标影响的表达式,即代理模型,之后根据代理模型对工艺参数进行优化。这类方法主要存在以下不足:1)优化目标与工艺参数间的代理模型建模需事先采集多个样本,样本数据量需求大,数据量不足会导致所建立的代理模型精度低,无法正确表达工艺参数对质量指标的影响关系,而数据量过多则会导致优化效率的降低;2)由于质量指标与

工艺参数的关联关系还取决于其他成形条件,如材料牌号、型腔尺寸和注射成形装备等,因此所建立的代理模型仅适用于某类特定的材料、产品或成形设备,若在注射生产中成形条件发生变化,就需重新采集样本数据并再次进行建模,大大增加了工艺参数优化成本,在当前注射成形产品快速迭代升级、更加柔性化的产业背景下,上述方法的适应性大大降低。

注射成形是典型的批次生产过程,而批次过程的上一批次可为下一批次提供有用的成形信息<sup>[12]</sup>。因此,本文提出一种面向注射成形过程的多目标参数自主学习智能优化方法,在优化过程中通过梯度估计自主学习优化目标与参数间的关联关系,随着优化过程逐渐迭代更新,并通过多梯度下降算法综合考虑多个优化目标的共同优化方向,最终实现注射成形过程的多目标参数智能优化。

## 1 多目标优化方法

注射成形工艺参数的多目标优化问题可描述为:

$$\begin{aligned} \min_x J_i(\mathbf{X}) &= |Q_i(\mathbf{X}) - Q_{i_{std}}|, i = 1, 2, \dots, n \\ \text{s. t. } L_j &\leq x_j \leq U_j, j = 1, 2, \dots, m \\ \mathbf{X} &= [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $J_i$ 为目标函数,表示当前工艺参数; $\mathbf{X}$ 对应质量指标 $Q_i$ 与标准质量 $Q_{i_{std}}$ 之间的误差; $x_j$ 为待优化的工艺参数; $L_j$ 和 $U_j$ 分别为参数 $x_j$ 的上下边界。对于多目标优化问题,由于不同的质量指标之间可能存在相互制约的情况,无法同时达到最优值,因此需获得帕累托最优解。帕累托最优解是在改进任何目标函数的同时,必然会削弱至少一个其他目标函数的解。

由于注射成形的批次特性,可根据上一批次的质量检测结果作为反馈,为下一批次的参数调整提供参考,因此参数的批次迭代优化可写为:

$$\mathbf{X}^{n+1} = \mathbf{X}^n - \alpha \cdot \nabla J(\mathbf{X}^n) \quad (2)$$

式中: $n$ 表示第 $n$ 批次; $\alpha$ 表示调整步长; $\nabla J$ 为当前参数 $\mathbf{X}^n$ 的对于各个目标函数的梯度。因此,本方法有两个关键问题:1)梯度计算。由于最终产品质量与工艺参数间的表达式未知,需要通过数值拟合的方法对梯度进行估计,并且在优化过程中梯度计算保持实时更新。2)迭代优化方向计算。在求得各个目标函数对工艺参数的梯度

后,由于不同质量指标之间可能存在的相互冲突,需要根据多梯度下降算法对多个梯度进行综合考虑,从而实现  
对工艺参数的智能自学习。本文方法的实现流程如图 1  
所示。

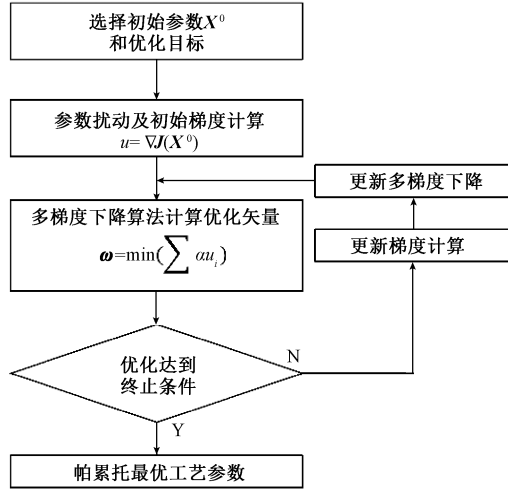


图 1 智能优化方法流程

Fig. 1 The flow of the intelligent optimization method.

### 1.1 梯度计算算法

由于不同工艺参数之间存在数量级的差异,为保证所有参数能够以相同的幅度进行优化,在开始阶段对所有参数进行归一化处理,在完成一步优化得到下一步的参数时进行反归一化,以直观地对工艺参数进行调整。归一化及反归一化如式(3)所示。

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

$$X_{\text{denorm}} = X_{\text{norm}} \cdot (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min}$$

本方法中各个质量指标的梯度由 Jacob 矩阵计算一阶偏导数来估计,首先对初始参数  $X^0$  的每一工艺参数进行参数扰动,得到  $m + 1$  组工艺参数及其对应的产品质量指标:

$$\begin{aligned} X^0 &= [x_1^0, x_2^0, \dots, x_m^0]^T, J(X^0) = [J_1^0, J_2^0, \dots, J_n^0]^T \\ X^1 &= [x_1^1, x_2^1, \dots, x_m^1]^T, J(X^1) = [J_1^1, J_2^1, \dots, J_n^1]^T \\ &\vdots \end{aligned} \quad (4)$$

$$X^m = [x_1^m, x_2^m, \dots, x_m^m]^T, J(X^m) = [J_1^m, J_2^m, \dots, J_n^m]^T$$

由此得到  $X^0$  处的一阶泰勒展开为:

$$\begin{pmatrix} J_i(X^1) - J_i(X^0) \\ \vdots \\ J_i(X^m) - J_i(X^0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^1 - x_1^0 & \cdots & x_m^1 - x_m^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^m - x_1^0 & \cdots & x_m^m - x_m^0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{\partial J_i}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial J_i}{\partial x_m} \end{pmatrix} \quad (5)$$

计算得到 Jacob 矩阵为:

$$\nabla J_i(X^0) = \begin{pmatrix} x_1^1 - x_1^0 & \cdots & x_m^1 - x_m^0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^m - x_1^0 & \cdots & x_m^m - x_m^0 \end{pmatrix}^{-1} \cdot \begin{pmatrix} J_i(X^1) - J_i(X^0) \\ \vdots \\ J_i(X^m) - J_i(X^0) \end{pmatrix} \quad (6)$$

工艺参数经过每一步优化更新后, Jacob 矩阵也会随之更新以计算经过  $p$  步优化后的当前参数  $X^p$  的梯度  $\nabla J_i(X^p)$ 。注射成形是一个实际加工过程,其质量指标与工艺参数之间没有显式的表达式,但研究表明质量-参数之间不存在不连续、梯度不存在等问题<sup>[13]</sup>。本文实验结果也表明,所提出的梯度计算方法能够实时计算工艺参数梯度,从而实现无模型智能优化。

### 1.2 多梯度下降算法

在计算得到各个质量指标的梯度  $\nabla J_i(X^p)$  后,由于不同质量指标之间可能存在相互制约的关系,需要通过多梯度下降算法 (multi-gradient descent algorithm, MGDA)<sup>[14]</sup> 计算其共同的梯度下降方向。质量指标  $J_i$  对参数  $X^p$  的归一化梯度  $u_i$  为:

$$u_i = \frac{\nabla J_i(X^p)}{S_i} = \frac{\left[ \frac{\partial J_i}{\partial x_1}, \frac{\partial J_i}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial J_i}{\partial x_m} \right]}{S_i} \quad (7)$$

式中:  $S_i$  为归一化系数。使得所有质量指标均下降的梯度  $\omega_i$ , 如式(8)所示,表示  $u_i$  组成的凸集中最短的矢量。优化终止条件为  $\|\omega_i\| \leq \delta, \delta = 10^{-6}$ , 或优化参数达到上下边界。

$$\begin{aligned} \omega_i &= \min \left( \sum_{i=1}^n \beta_i u_i \right) \\ \text{s. t. } \beta_i &\geq 0, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n \beta_i = 1$$

最终工艺参数的优化按式(9)进行计算。

$$X^{i+1} = X^i - \alpha \cdot \omega^i \quad (9)$$

## 2 实验设计

本文将从 3 个方面对所提出的多目标自学习优化方法进行验证,分别为基准测试函数验证,数值仿真实验验证以及注射成形实验验证。

### 2.1 测试函数设计

本文提出的智能优化方法首先在测试函数上进行了验证,测试函数选用多目标优化问题的基准测试函数: Fonseca and Fleming 多目标方程<sup>[15]</sup>,其表达式如式(10)所示,两个优化目标函数为  $f_1(X)$  和  $f_2(X)$ 。

$$y = [f_1(\mathbf{X}), f_2(\mathbf{X})]$$

$$f_1(\mathbf{X}) = 1 - \exp\left[-\sum_{i=1}^2 \left(x_i + \frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2\right] \quad (10)$$

$$f_2(\mathbf{X}) = 1 - \exp\left[-\sum_{i=1}^2 \left(x_i - \frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2\right]$$

其帕累托最优的解析表达式为:

$$f_2 = 1 + (f_1 - 1) \cdot \exp(-4 + 4\sqrt{-\log(1 - f_1)})$$

$$0 \leq f_1 \leq 0.982$$

(11)

通过对参数  $\mathbf{X} = [x_1, x_2]$  进行优化,得到基准测试函数  $f_1$  和  $f_2$  的帕累托最优解,并与理论解析解进行对比和误差分析。

## 2.2 数值仿真实验设计

数值仿真能对注射成形过程进行模拟计算,帮助工艺人员在模具设计和注射生产中掌握零件的成形过程<sup>[16]</sup>。Moldex3D 是成熟的商业化注射成形仿真软件,研究者们常使用该软件进行成形工艺优化<sup>[17]</sup>,本文提出的方法将在注射成形数值仿真软件 Moldex3D 中进行验证,材料为 PA66 (Akulon S223-E, DSM),模具为齿轮模具。齿轮的 CAD 模型如图 2 所示,待优化的工艺参数如表 1 所示。在仿真实验中模拟计算齿轮的重量、收缩率、翘曲变形量以及残余应力。本文在仿真实验中设置两组优化目标:1)最大体积收缩率-翘曲位移。体积收缩率指在成形过程中由于制品冷却收缩引起的体积变化,会导致尺寸精度降低等问题,翘曲位移是制品形状偏离了模具型腔形状,因此二者都需要尽可能降低。2)残余应力-凹痕位移。残余应力主要由熔融塑料填充流动过程中的剪切应力造成,会造成分子链断裂、制品强度下降,凹痕是产品表面局部塌陷,会使制品产生结构缺陷,二者同样都需要尽可能降低。

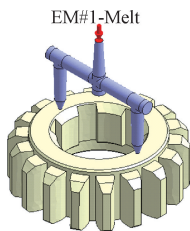


图 2 齿轮零件的模具设计

Fig. 2 The design of the gear mold used in the simulation experiments

## 2.3 注射成形实验设计

在数值仿真实验的基础上,本文选用无定形聚合物 PMMA (Sumipex, HT55X) 为材料来成形制造聚合物透镜。实验用机器选用海天 Zhafir 全电动注塑机 VE400。

表 1 齿轮零件仿真实验工艺参数

Table 1 The process parameters in the simulation experiments of the gear product

工艺参数	符号	参数范围	单位
充填流率	$x_1$	20~70	%
保压时间	$x_2$	3~15	s
保压压力	$x_3$	70~130	MPa
熔体温度	$x_4$	260~300	°C
模具温度	$x_5$	50~80	°C

聚合物透镜因其质量轻、成形性好等优势得到广泛应用<sup>[18]</sup>。透镜厚度能够反映零件的收缩程度,对保证透镜的面形精度具有重要意义,同时重量能够反映产品的致密程度,显著影响产品的光学性能<sup>[19]</sup>。因此,本文选取单个透镜的厚度和重量误差作为优化目标,厚度和重量标准值分别为 3.2 mm 和 2.04 g,将尽可能减小两者误差以提高零件成形精度。实验所用模具、透镜产品如图 3 所示,待优化的工艺参数如表 2 所示。

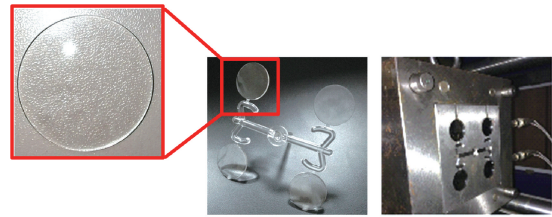


图 3 实际注射成形模具及透镜产品

Fig. 3 The mold and the plastic lens product used in the injection molding experiments

表 2 实际注射成形实验工艺参数

Table 2 The process parameters in the injection molding experiments of the lens product

工艺参数	符号	参数范围	单位
充填时间	$x_1$	0.5~2.5	s
保压时间	$x_2$	0.5~4.5	s
保压压力	$x_3$	70~130	MPa
熔体温度	$x_4$	230~270	°C

## 3 实验结果与讨论

### 3.1 测试函数验证实验

测试函数 Fonseca and Fleming 多目标方程的理论解析解如式(11)所示,其结果如图 4 中实线所示。根据本文提出的方法进行自学习优化,通过对参数  $\mathbf{X} = [x_1, x_2]$  进行逐步学习、迭代调整,得到若干个帕累托最优解,如

图 4 中三角点所示,由图 4 可知,本文方法优化得到的帕累托最优解全部分布在解析解的帕累托前沿上。进一步,本方法求得的帕累托最优及对应的理论解析解的对比结果如表 3 所示,其相对误差均在 2% 以内,证实了本文多目标优化方法的正确性。

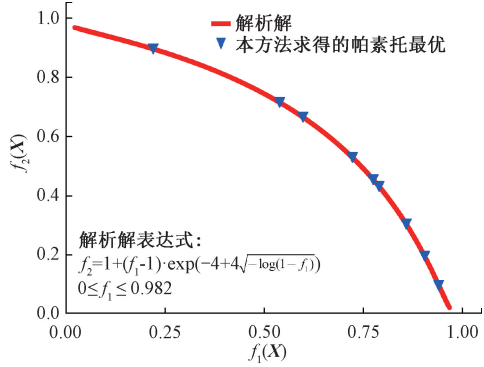


图 4 多目标智能优化方法在测试函数上的优化结果。

Fig. 4 The optimization results of multi-objective intelligent optimization method on test function

表 3 本方法求得测试函数的帕累托最优与理论解析解对比  
Table 3 The comparison of the analytical solution and the Pareto optima obtained from the proposed method

$f_1(X)$	$f_2(X)$	对应解析解 $f_2(X)$	相对误差 /%
0.219 977	0.895 096	0.895 087	0.001 029
0.775 124	0.454 454	0.446 853	1.701 016
0.857 967	0.304 809	0.300 498	1.434 586
0.904 540	0.196 199	0.207 748	0.135 164
0.597 702	0.662 001	0.662 897	0.317 328
0.539 209	0.714 603	0.713 980 1	0.087 358
0.857 823	0.305 115	0.300 498	1.536 380
0.789 552	0.431 578	0.430 850 5	0.169 013
0.940 233	0.098 208	0.098 883	0.682 970
0.722 442	0.529 138	0.532 302	0.594 463

### 3.2 数值仿真实验

在数值仿真实验中,选取的两组优化指标组合其优化过程及帕累托最优分别如图 5 和 6 所示。如图 5 所示,最大体积收缩率与翘曲位移之间不存在制约关系,即体积收缩率的减小不会引起翘曲位移的上升,两者能够同时达到最小值。从注射成形过程分析,由于较大的收缩会引起产品各处收缩不一致,因而引起翘曲,两者存在较强的相关性,因此两者优化方向整体上是—致的。因此,两个优化目标可统一为一个单目标优化问题,不存在帕累托前沿,最终优化得到的工艺参数为[ 20%, 15 s,

130 MPa, 260℃, 50℃ ]。

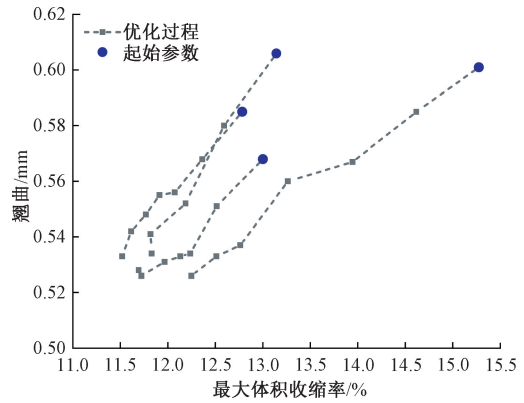


图 5 最大体积收缩率-翘曲位移优化结果

Fig. 5 The optimization results of the shrinkage rate and warpage of the products

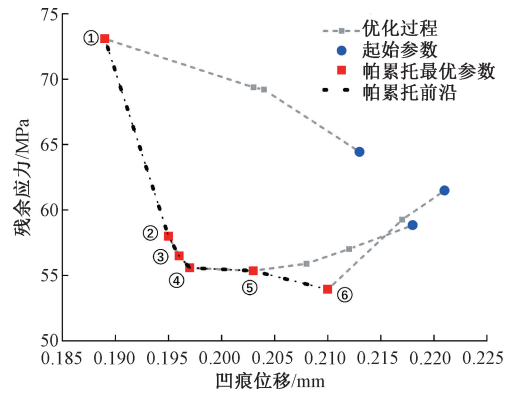


图 6 残余应力-凹痕位移优化结果

Fig. 6 The optimization results of the residual stress and sink mark of the products

如图 6 所示,数值仿真实验中的残余应力大小与收缩率之间存在明显的制约关系,两者无法同时达到最小值,实验结果能够得到两者的帕累托前沿。优化过程表明,本方法能快速从初始工艺参数收敛到帕累托最优,所需试验次数较少。由图 6 可知,当残余应力从 73.093 MPa 降为 53.935 MPa 时,凹痕位移从 0.189 mm 上升为 0.21 mm。虽然从整体上来说残余应力的下降会引起凹痕位移的上升,但是在残余应力降低到 < 55.581 MPa 之后,要使得残余应力继续降低会使得凹痕位移大幅增加,这意味着若继续降低残余应力会引起其他质量指标大幅劣化。优化得到的帕累托最优及对应工艺参数如表 4 所示。若产品对凹痕位移有更高的要求,则需采取图 6 中编号①对应的工艺参数 [ 30%, 5.4 s, 82 MPa, 268℃, 56℃ ]; 反之,若对残余应力要求更高,则需采取编号⑥对应的工艺参数 [ 38.79%, 14.13 s, 119.29 MPa, 273.79℃, 61.6℃ ]。采取编号③对应的工艺参数,能够

获得较为均衡的凹痕位移和残余应力。数值仿真实验结果表明本方法可实现齿轮零件(结晶型聚合物 PA66)注射成形工艺参数的多目标优化。

表4 残余应力-凹痕位移帕累托最优及其对应的工艺参数

Table 4 The Pareto optima of the residual stress and sink mark of the products and the corresponding process parameters

充填 速率/%	保压 时间/s	保压 压力/MPa	熔体 温度/℃	模具 温度/℃	凹痕 位移/mm	残余 应力/MPa
30.00	5.40	82.00	268.00	56.00	0.189	73.093
65.63	12.66	125.8	268.37	72.95	0.203	55.355
68.77	10.81	122.29	265.91	73.84	0.195	57.988
70.00	11.29	124.65	264.71	73.24	0.196	56.487
70.00	11.63	125.98	264.12	72.69	0.197	55.581
38.79	14.13	119.29	273.79	61.60	0.210	53.935

### 3.3 注射成形实验结果

注射成形实验结果如图7所示,优化实验结果表明,产品重量和厚度误差存在相互制约关系。由实验获得的帕累托最优可以看出,当透镜的厚度误差由0.08 mm降低到0.02 mm时,透镜重量误差由0.008 4 g升高到0.016 3 g。优化得到的帕累托最优及对应工艺参数如表5所示。采取工艺参数[0.94 s, 2.97 s, 118.1 MPa, 249.44℃]能够获得最小的产品重量误差。反之,若希望获得最小的产品厚度误差,则需采取工艺参数[0.77 s, 3.04 s, 130 MPa, 270℃]。实际注射成形实验结果表明本方法可实现透镜零件(无定形聚合物 PMMA)注射成形工艺参数的多目标优化。

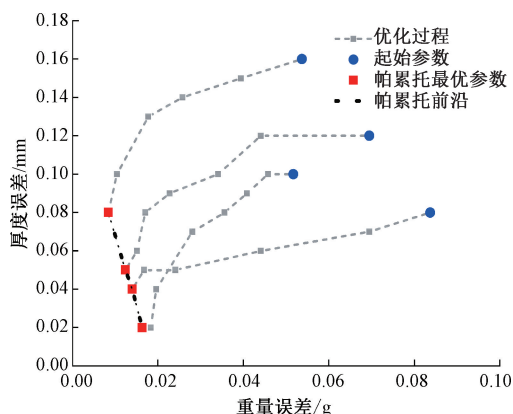


图7 产品重量-厚度优化结果

Fig. 7 The optimization results of the product weight and thickness

表5 产品重量-厚度帕累托最优及其对应的工艺参数

Table 5 The Pareto optima of the product weight and thickness, and the corresponding process parameters

充填 时间/s	保压 时间/s	保压 压力/MPa	熔体 温度/℃	重量 误差/g	厚度 误差/mm
0.94	2.97	118.10	249.44	0.008 4	0.08
1.18	2.77	122.37	261.40	0.012 4	0.05
1.61	3.68	130.00	269.93	0.014 0	0.04
0.77	3.04	130.00	270.00	0.016 3	0.02

### 3.4 结果讨论与分析

基准测试函数的验证结果证实了本文所提出多目标智能优化方法的正确性。通过本方法求得的帕累托最优解与理论解析解的误差在2%之内。成形过程数值仿真及注射成形实验的结果证明了本方法可实现注射成形工艺参数的多目标优化。

与其他多目标优化方法相比,本文方法的优点有:1)能够对多个工艺参数的高维优化问题进行多目标帕累托最优的求解,能处理多个工艺参数对质量指标的影响,以及不同的质量指标之间存在的复杂互相制约关系。相比于传统依赖经验的试错法,本文方法将工艺参数的多目标优化建立在科学分析的基础上,突破了传统方法对人工经验的依赖。2)无需建立质量指标与工艺参数之间的代理模型,能够智能学习不同工艺参数对不同质量指标的影响程度,并且随着工艺参数更新而不断调整。对于多个优化指标,利用多梯度下降算法,对互相冲突的优化指标能够以较少的试验次数获得其帕累托最优解。对于不存在制约关系的质量指标,也能够对其进行优化。因此,本方法可实现注射成形工艺参数的多目标高效优化。

## 4 结论

本文提出了一种面向智能注射成形的工艺参数多目标优化方法,用以解决注射成形中工艺参数智能优化难题。本方法相比于其他优化方法无需大量试验数据进行建模,因而能极大地减少试验次数,提高优化计算效率。所提方法分别在基准测试函数、数值仿真实验和注射成形实验中进行了验证,根据实验结果得到如下结论。

1)所提出的多目标自学习优化方法在基准测试函数中得到的帕累托最优解与理论解析解的相对误差小于2%,证实了本文方法的正确性。

2)数值仿真实验中能对聚合物齿轮零件在成形过程中产生的凹痕、残余应力等进行多目标优化。产品的最大体积收缩率与翘曲位移的参数优化不存在明显冲突,

优化结果也符合成形理论。残余应力和凹痕位移存在相互制约关系,当残余应力从 73.093 MPa 降为 53.935 MPa 时,凹痕位移从 0.189 mm 上升为 0.21 mm。且二者的相互制约关系为非线性,残余应力较大时,残余应力大幅下降会引起凹痕位移的小幅上升,但当残余应力降低到一定程度后,继续下降会引起凹痕位移大幅上升,本方法能够得到优化指标的帕累托最优及对应的工艺参数,可根据不同质量需求来选择合适的工艺参数。

3) 在注射成形实验中,优化了聚合物透镜的两个重要指标:透镜重量和厚度。实验结果表明本方法可得到两质量指标的帕累托最优解。同时,也给出了针对不同质量指标重要程度的最优注射成形工艺参数。

本文提出的注射成形多目标智能优化方法数据驱动且无需样本建模,具有不依赖人工经验、收敛速度快和优化效率高等优点。本方法可实现注射成形工艺参数的多目标自学习优化,能够应用于企业注射成形生产实际,有望以点带面提升聚合物工业的智能化水平。

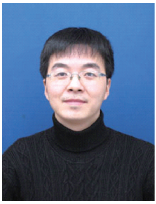
#### 参考文献

- [ 1 ] 张剑锋,赵朋,周宏伟,等. 注射成形中聚合物熔体黏度的在线测量装置[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(8): 1474-1480.  
ZHANG J F, ZHAO P, ZHOU H W, et al. On-line measurement device for viscosity of polymer melt during injection molding process [ J ]. Journal of Zhejiang University ( Engineering Science ), 2020, 54 ( 8 ): 1474-1480.
- [ 2 ] ZHAO P, ZHAO Y, KHARBAS H, et al. In-situ ultrasonic characterization of microcellular injection molding [ J ]. Journal of Materials Processing Technology, 2019, 270: 254-264.
- [ 3 ] ZHAO P, DONG Z, ZHANG J, et al. Optimization of injection-molding process parameters for weight control: Converting optimization problem to classification problem[J]. Advances in Polymer Technology, 2020: 7654249.
- [ 4 ] 胡雷,高煌,李阳,等. 一种基于分类模型的注塑工艺参数优化方法[J]. 塑料工业, 2017, 45(3): 74-78.  
HU L, GAO H, LI Y, et al. A process parameters optimization method for injection molding based on classification model[J]. China Plastics Industry, 2017, 45(3): 74-78.
- [ 5 ] ZHAO P, ZHANG J, DONG Z, et al. Intelligent injection molding on sensing, optimization, and control[J]. Advances in Polymer Technology, 2020: 7023616.
- [ 6 ] TIAN M, GONG X, YIN L, et al. Multi-objective optimization of injection molding process parameters in two stages for multiple quality characteristics and energy efficiency using Taguchi method and NSGA-II [ J ]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(1-4): 241-254.
- [ 7 ] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [ J ]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [ 8 ] ZHANG J, WANG J, LIN J, et al. Multiobjective optimization of injection molding process parameters based on Opt LHD, EBFNN, and MOPSO [ J ]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 85(9-12): 2857-2872.
- [ 9 ] OKABE T, OYA Y, YAMAMOTO G, et al. Multi-objective optimization for resin transfer molding process [ J ]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2017, 92: 1-9.
- [ 10 ] YUAN Z, WANG H, WEI X, et al. Multiobjective optimization method for polymer injection molding based on a genetic algorithm [ J ]. Advances in Polymer Technology, 2019: 9012085.
- [ 11 ] CAO Y, FAN X, GUO Y, et al. Multi-objective optimization of injection-molded plastic parts using entropy weight, random forest, and genetic algorithm methods [ J ]. Journal of Polymer Engineering, 2020, 40(4): 360.
- [ 12 ] MOORE K L. Iterative learning control for deterministic systems [ M ]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [ 13 ] ZHAO F, LU N, LU J. Quality control of batch processes using natural gradient based model-free optimization [ J ]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2014, 53(44): 17419-17428.
- [ 14 ] DESIDERI J A. Multiple-gradient descent algorithm (MGDA) for multiobjective optimization [ J ]. Comptes Rendus Mathematique, 2012, 350(5-6): 313-318.
- [ 15 ] FONSECA C M, FLEMING P J. Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms. I. A unified formulation [ J ]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 1998, 28(1): 26-37.
- [ 16 ] 陈超,廖秋慧,丁云卿,等. 基于 Moldex3D 的外观塑件浇口位置预测 [ J ]. 塑料工业, 2020, 48(7): 59-64.  
CHEN CH, LIAO Q H, DING Y Q, et al. Prediction of gate location for appearance plastic parts based on moldex3D [ J ]. China Plastics Industry, 2020, 48(7): 59-64.
- [ 17 ] ALVARADO-INIESTA A, CUATE O, SCHUTZE O. Multi-objective and many objective design of plastic injection molding process [ J ]. International Journal of

Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102: 3165-3180.

- [18] 赵朋, 颢俊, 傅建中, 等. 塑料光学透镜的磁悬浮检测[J]. 光学精密工程, 2016, 24(4): 756-763.  
ZHAO P, XIE J, FU J ZH, et al. Magnetic levitation detection for plastic optical lenses [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(4): 756-763.
- [19] YANG Y, GAO F. Injection molding product weight: Online prediction and control based on a nonlinear principal component regression model [J]. Polymer Engineering & Science, 2006, 46(4): 540-548.

### 作者简介



赵朋, 2004 年于华中科技大学获得学士学位, 2009 年于华中科技大学获得博士学位, 现为浙江大学机械工程学院教授, 主要研究方向为聚合物精准注射成形技术及装备。

E-mail: pengzhao@zju.edu.cn

**Zhao Peng** received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Huazhong University of Science and Technology in 2004 and 2009, respectively. He is currently a professor in the School of Mechanical Engineering at Zhejiang University. His main research interests include polymer targeted injection molding technology and equipment.



冯伟(通信作者), 2001 年于华中科技大学获得学士学位, 2006 年于华中科技大学获得博士学位, 现为中国科学院深圳先进技术研究院研究员, 主要研究方向为数字化智能制造与工业互联网等。

E-mail: wei.feng@siat.ac.cn

**Feng Wei** (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Huazhong University of Science and Technology in 2001 and 2006, respectively. He is currently a professor at Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Science. His main research interests include digital intelligent manufacturing and industrial internet.



周宏伟, 1999 年于北京化工大学获得学士学位, 2014 年于北京化工大学获得硕士学位, 现为泰瑞机器股份有限公司技术中心主任, 主要研究方向为注射成形技术及装备。

E-mail: zhou\_hongwei@tederic-cn.com

**Zhou Hongwei** received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Beijing University of Chemical Technology in 1999 and 2014, respectively. He is currently a technical center director at Tederic Machinery Co., Ltd. His main research interests include injection molding technology and equipment.