

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2020.07.011

精密光学透镜注射压缩成型多质量目标优化

刘军辉^{1,2}, 陈新度²

(1. 河源职业技术学院机电工程学院, 广东河源 517000; 2. 广东工业大学, 广东省微纳制造重点实验室, 广州 510006)

摘要: 为了提升精密光学透镜的综合质量, 以粗糙度 R_a 与双折射数值 φ 为优化目标进行研究。首先针对传统的注射压缩模具结构缺陷, 提出一种具有自动校准功能的注射压缩结构, 之后以此为试验模具, 提出一种包含 BPNN 建模、多目标优化智能算法 NSGA-II 和试验验证的综合质量优化方法, 以 BPNN 模型建立工艺参数与质量目标之间的关系, 并以此作为 NSGA-II 的适应度函数进行运算。试验结果表明, R_a 和 φ 的 BPNN 模型具有很高的预测精度, 其决定系数 (R^2) 分别为 0.97 和 0.94; 通过对 Pareto 最优解与试验结果进行对比, 2 个质量目标的平均预测偏差都小于 10%, 优化预测与试验结果具有高度一致性, 能够对产品的质量进行综合优化。

关键词: 注射压缩成型; 精密光学透镜; 多目标优化; NSGA-II 算法; BP 神经网络

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2020)07-0056-05

Multi-objective Optimization of Injection Compression Molding for Precision Optical Lens

Liu Junhui^{1,2}, Chen Xindu²

(1. Mechanical and Electrical Engineering Institute, Heyuan Polytechnic, Heyuan 517000, China;

2. Provincial Key Laboratory of Micro-nano Manufacturing, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to improve the comprehensive quality of the precision optical lens, the roughness R_a and the birefringence φ were taken as the optimization objectives. Firstly, aiming at the defects of traditional injection compression mold structure, a kind of injection compression structure with automatic calibration function was proposed. Then, a comprehensive optimization method including BPNN modeling, multi-objective optimization intelligent algorithm NSGA-II and test verification was proposed. The BPNN models were used to establish the relationship between process parameters and objectives, which were used as the fitness function of NSGA-II. The experimental results show that the BPNN models of R_a and φ have a high prediction accuracy, coefficient of determination (R^2) of which are 0.97 and 0.94 respectively. Through the comparison of Pareto optimal solution and test results, the average prediction deviation of the two objectives are less than 10%. The optimization prediction is highly consistent with the test results, which can comprehensively optimize the product quality.

Keywords: injection compression molding; precision optical lens; multi-objective optimization; NSGA-II algorithm; BP neural network

近年来,随着光电产业和信息技术的快速发展,对高质量光学元件的需求呈现急剧增长的趋势。光学透镜作为这些系统不可缺少的元件,因此对其加工进行深入研究显得尤其重要。聚合物光学透镜由于其材料本身特性,在受应力的情况下材料由各向同性变成不同程度的各向异性,会形成双折射现象,造成透镜成像出现重影。传统的精密光学注射

成型时一般需要较高的注塑压力和保压压力,由于模具型腔内聚合物存在温度和压力梯度,因此透镜内部容易残留内应力,导致光学透镜较为严重的双折射缺陷^[1]。注射压缩工艺可以采取低压注射,通过压缩动作可以大幅度改善产品内部的受力均匀程度,因此能有效降低光学产品的双折射^[2]。有文献对光学平板进行了注射成型与注射压缩成型试验,

基金项目: 广东省特色创新项目(2018GKTSX073),广东省科技计划项目(2017B090921007)

通讯作者: 刘军辉,副教授,博士,主要从事精密聚合物光学元件的成型研究 E-mail: 348060604@qq.com

收稿日期: 2020-04-13

引用格式: 刘军辉,陈新度. 精密光学透镜注射压缩成型多质量目标优化[J]. 工程塑料应用, 2020, 48(7): 56-60.

Liu Junhui, Chen Xindu. Multi-objective optimization of injection compression molding for precision optical Lens[J]. Engineering Plastics Application, 2020, 48(7): 56-60.

并对它们进行了光学性能的差异分析,得出注射压缩成型的产品能获得更好的光学性能^[3]。

多质量优化问题 (MOP) 在注塑工艺参数优化上已经得到了较多的运用,近年来,以混合田口法^[4-6]、响应面法^[7-8]、遗传算法和粒子群算法^[9-11]等方法进行了大量的研究,对产品翘曲、节能、注塑生产效率等进行了优化,获得了相应多目标的 Pareto 最优解集。在聚合物光学透镜成型领域,较多学者主要以光学透镜的几何精度和成型缺陷为研究目标,提出了相应的优化方法,成功改进了光学透镜的尺寸、形状和表面精度。其中 R. J. Bensingh 等^[12]运用试验设计和数值仿真的方法对大直径非球面透镜进行了优化,有效降低了透镜的体积收缩率。R. Spina 等^[13]以田口试验法和灰色关联分析法研究了模具注射条件对透镜面型精度和双折射的影响。

综上所述,针对精密级聚合物光学透镜成型的质量优化,其加工方式主要是注射成型工艺,且质量优化目标集中在透镜的成型缺陷、几何精度、能量损耗等方面,而透镜的最终光学评价质量指标却很少提及。笔者以光学透镜的表面粗糙度 R_a 与双折射数值 φ 为优化目标,对透镜几何精度与光学指标同时进行优化。另外,现有研究已经证明注射压缩成型工艺可以有效地降低聚合物产品的残余内应力,降低双折射现象,因此笔者采取该工艺进行基于带精英策略的非支配排序的遗传算法 (NSGA-II) 的多质量目标优化。

1 基于自动校准功能的注射压缩结构设计

注射压缩模具是在传统的注射模具基础上发展起来的,加入的精密压缩结构是设计的关键。现有的模腔压缩结构有三种方式,即整体式压缩结构、压缩框式结构和压缩型芯结构,注射压缩结构形式如图 1 所示。整体式和压缩框式结构的压缩力都是通过主轴直接施加的,可以对整个型腔施加压缩,其中压缩框式结构也可以进行型腔局部的压缩。压缩框式结构是整体式的改良结构,它直接设计了一个型腔框与弹性元件一起装在动模侧,解决了需要高合模精度的问题,模具寿命与稳健性明显得到提升。第三种是压缩型芯结构,这种方法的主要特点是采取辅助轴对型芯施加压力,而不是像前两种通过主轴施加在整个后模。然而,后两类压缩结构形式都存在一个前后模轴心重合精度差的问题,如在成型凹凸透镜时,会导致正反面轴线不重合,进而影响塑料制品的光学性能。

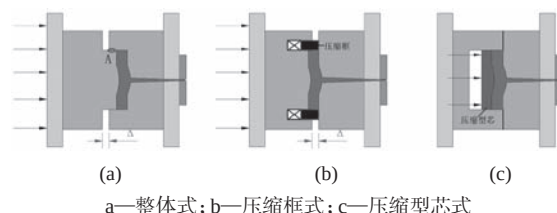


图1 注射压缩结构形式

为了解决现有压缩结构存在的问题,笔者设计了一种具有自动校准功能的压缩结构,如图 2 所示,设计的这种结构是在压缩框形式的基础上进行改进的,其中密封环起的作用和压缩框一样充当模具型腔的侧面,用预紧钢珠使密封环、定位环与活动型芯进行相互的精密压缩运动,压缩距离由密封环与活动型芯之间的结构控制。这种设计把面摩擦改为钢珠与壁面的点摩擦,可增加模具寿命。该结构的特点是设计了一个定位环和可移动型芯,它通过闭合时与定模侧的斜面进行定位,如图 2b 所示。包括里面的型芯会在闭合的过程中发生微小的移动,自动进行位置校准,保证透镜前后 2 个光学曲面的光轴重合。

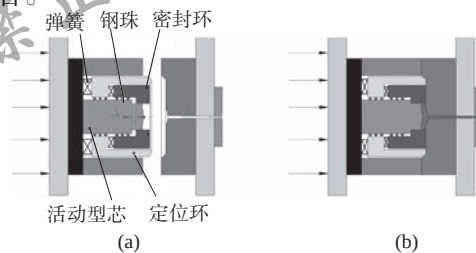


图2 自动校准压缩结构

2 多质量目标优化算法模型及方案设计

2.1 BPNN 模型与 NSGA-II 算法设置

为了得到关键工艺参数与质量目标的非线性映射关系,采取 BP 神经网络 (BPNN) 算法进行模型构建,并对其预测精度进行验证。BPNN 算法首先由 D. E. Rumelhart 等^[14]提出并且得到广泛运用,它具有良好的非线性映射、大规模并行运算能力等特点,已经成为人工神经网络的代表性模型之一。每个神经元的输出等于前一层所有神经元的权值之和加上一个偏置,之后激活函数生成输出^[14]:

$$O_j = f\left(\sum_{i=1}^n (w_{ij} \cdot x_i + \theta_j)\right) \quad (1)$$

式中: O_j ——隐含层或输出层第 j 个神经元的输出;

w_{ij} ——第 i 个神经元到第 j 个神经元的网络权重;

x_i ——第 i 个神经元的输出;

θ_j ——第 j 个神经元的偏置;

$f(\cdot)$ ——隐含层和输出层的激活函数,选择 S 型激活函数。

$$f(O_j) = \frac{1 - e^{-(\lambda O_j)}}{1 + e^{-(\lambda O_j)}} \quad (2)$$

式中: λ ——神经元的增益系数。

$f(\cdot)$ 的范围在 $(-1, 1)$ 。模型通过最小化实际输出与网络输出来逐渐调整网络权重。

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}(\eta) = \eta e(n) x_j(n) \\ w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $e(n)$ ——实际输出与网络输出的差值;

η ——学习速率。

笔者依据经验选择 4 个关键的注射压缩工艺参数为压缩距离 (x_1)、压缩速度 (x_2)、模具温度 (x_3) 和冷却时间 (x_4), 笔者在本例中采用 3 层结构, 以 4 个关键工艺参数作为网络的输入, 2 个质量目标作为网络输出, 如图 3 所示。

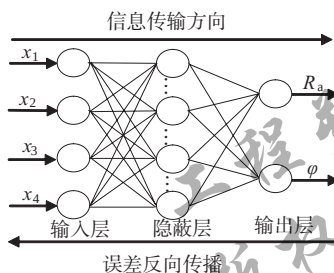


图3 BP神经网络模型

由于 MOP 涉及到优化若干个具有冲突关系的目标, 不存在一个可使所有目标同时达到最优的解。解决这类问题有较多的算法, 其中具有代表性的是由 K. Deb 等^[15]开发的非支配排序遗传算法 NSGA-II, 该算法通过引入快速非支配排序算法和精英保留策略, 使 Pareto 最优解集中的个体能较均匀的扩展到整个空间, 保证了种群的多样性。笔者以精密光学透镜的 R_a 与 φ 为优化目标, 对透镜几何精度与光学指标进行综合优化。2 个质量目标具有望小特性, 多目标优化问题可定义如下:

$$\text{Min} : y = F(x) = [f_1(x), f_2(x)] \quad (4)$$

$$\text{s.t. } b_{\text{upper}} \geq x \geq b_{\text{lower}}$$

式中: $f_1(x)$, $f_2(x)$ 分别表示 R_a 与 φ , x 为工艺参数向量 $(x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4)^T$ 。

2.2 多目标优化技术方案

以精密光学透镜的曲面 R_a 和 φ 作为质量目标, 优化方案为三个步骤: 首先以 34 次全因子试验的 81 个样本数据作为训练与测试数据, 通过反馈输出

层与预期的偏差, 修正神经元权值和偏置, 分别对 2 个质量目标与工艺参数之间的关系进行 BPNN 建模; 其次以训练得到的 BPNN 作为适应度函数, 利用 NSGA-II 算法进行粗糙度和双折射的综合优化, 通过对种群个体选择、交叉和变异操作, 运算得到 Pareto 最优解集; 最后对优化结果与试验结果进行精度验证, 且与优化前的透镜质量进行对比, 验证该技术方案的有效性。图 4 为多目标优化技术流程。

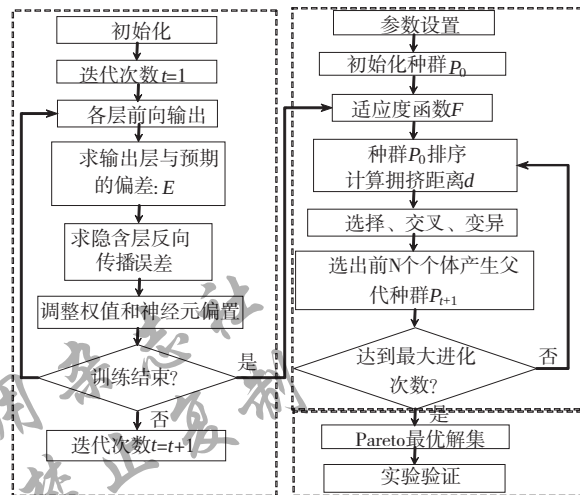
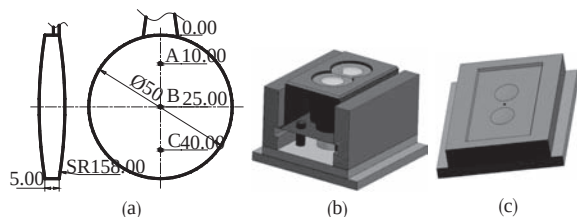


图4 多目标优化技术流程

3 结果与讨论

3.1 光学模具设计及工艺条件设置

笔者进行综合质量优化的对象为精密的光学透镜, 其外形及设计图如图 5 所示。



a—透镜设计图; b—动模侧; c—定模侧

图5 透镜及其模具设计图

透镜直径为 50 mm, 上下两面为半径为 158 mm 的球面, 在 A, B, C 三个位置取样测量 R_a , 取其平均数作为最终数据。考虑到生产效率问题, 设计为一模两腔的排布形式, 进胶采取侧向浇口方式, 核心的模仁结构设计如图 5b, 图 5c 所示。由于光学模具型腔的表面粗糙度要求很高, 因此对模仁材料有很高的要求, 笔者在本例中采取的是可抛光镜面的模具钢 S136-D。透镜材料选择光学级聚合物材料 Sumipex HT55X PMMA, 其平均体积收缩率为 0.5%, 试验用注塑机为 DQ-50T

卧式精密注塑机,其锁模力、最大注射量分别为 500 N 和 462 cm³。精密光学透镜的 R_a 测试采取 Bruker-Contour GT-X3 白光干涉仪,测量精度可达 0.001 μm ; φ 为单位长度上的光程差,它采取 Photonic Lattice WPA-200 测试仪,测量精度可达 0.1 nm/cm。

依据生产实践经验,注射压缩工艺参数及其水平见表 1。其它初始注射压缩工艺参数设置如下:聚合物熔体温度为 220℃、注射速度为 65 mm/s、注塑压力为 60 MPa、保压压力为 70 MPa、保压时间为 3 s、V/P 切换位置为 4.5 mm、压缩力为 300 kN。

表 1 工艺参数及其水平

工艺参数	水平 1	水平 2	水平 3
压缩距离 (x_1)/mm	0.7	0.8	0.9
压缩速度 (x_2)/(mm·s ⁻¹)	7	9	11
模具温度 (x_3)/℃	55	70	85
冷却时间 (x_4)/s	10	15	20

3.2 BPNN 建模及多目标优化

对上述工艺参数进行 3⁴ 次全因子试验,可得到 81 个样本数据,其中随机挑选 60 个作为训练数据,构成训练集,其余 21 个作为测试数据,构成测试集。试验得到的 R_a , φ 范围为 1.968 ~ 18.334 μm , φ 的范围为 14.6 ~ 48.8 nm/cm。利用 MATLAB R2018 作为建模工具, BPNN 参数设置如下:迭代次数为 2000,学习速率为 0.01,梯度为 1×10^{-10} ,隐含层节点数为 7(试凑法得出),其余参数默认。

经过训练集的数据训练, R_a 和 φ 训练的神经网络决定系数 (R^2) 分别为 0.97 和 0.94,代表模型具有很高的预测能力,能够真实地反映两个质量目标与关键工艺参数之间的关系,用它们作为多目标优化算法 NSGA-II 的适应度函数是可靠的。据表 1 可知, $b_{\text{lower}}=(0.775510)^T$, $b_{\text{upper}}=(0.9118520)^T$ 。NSGA-II 算法运行参数设置如下:种群数为 500,最大迭代次数为 1000,适应度函数公差为 1E-100,变异概率为 0.25,交叉概率为 0.8, Pareto 系数为 0.1, Pareto 最优解集中有 $500 \times 0.1=50$ 个解。NSGA-II 运行结果如图 6 所示, R_a 的范围为 2.143 ~ 9.334 μm , φ 的范围为 16.3 ~ 45.7 nm/cm。为了综合考虑 2 个质量目标,优化结果都比只考虑单个目标的最小值大,说明质量目标之间存在冲突。随着 R_a 的变小, φ 在逐渐增大,这表明随着光学曲面表面的轮廓算术平均偏差变小,透镜双折射反而增大。这主要是因为光学曲面表面在一定范围内越

不光滑,透镜表面发生的透射、漫反射更加没有规律,反而抵消了部分双折射缺陷。对优化的工艺参数和质量目标进行近似处理,其中 1 ~ 5 个解见表 2。

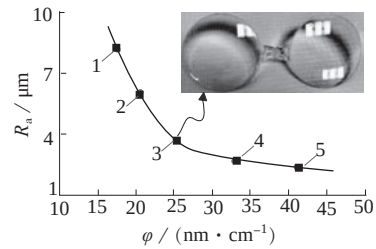
图 6 R_a 和 φ 的最优解集

表 2 优化结果与试验结果的比较

序号	影响因子				优化最优解		实验结果		预测误差 / %	
	x_1	x_2	x_3	x_4	$R_a / \mu\text{m}$	φ	$R_a / \mu\text{m}$	φ	R_a	φ
1	0.77	10.3	79.6	16.5	8.076	17.8	8.213	18.3	8.4	5.8
2	0.82	8.6	68.9	17.4	5.878	21.1	5.811	21.9	8.6	7.5
3	0.81	10.3	82.1	16.8	3.613	25.6	3.587	24.8	9.9	7.6
4	0.73	10.1	72.7	14.6	2.543	33.2	2.964	33.7	8.0	5.4
5	0.79	9.8	81.3	15.6	2.268	41.3	2.891	40.8	9.0	5.7

3.3 实验验证

为了验证优化结果的有效性,以表 2 的工艺参数进行注射压缩实验,通过对 NSGA-II 预测的质量目标值与试验值对比,定量判断优化的可靠性。采取平均预测偏差 (MPE) 作为衡量指标,公式如下:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \tilde{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (5)$$

式中: y_i ——质量目标第 i 次试验结果;

$\tilde{y}_i$ ——质量目标第 i 次预测结果;

n ——总试验次数。

验证结果见表 2, R_a 和 φ 的 MPE 分别为 8.8% 和 6.4%,平均误差不超过 10%,说明通过优化流程具有良好的预测精度。以 Pareto 最优解集中的第 3 号实验的工艺参数组合进行注射压缩实验,注塑的产品如图 7 所示。

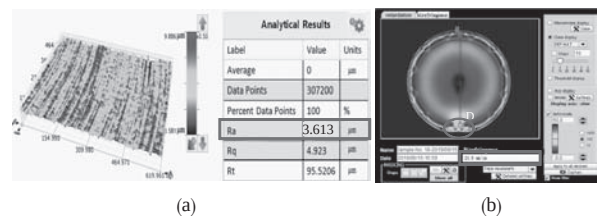
a— R_a ; b— φ

图 7 实验测试

B 位置的形貌测试如图 7a 所示,其 R_a 为 3.613 μm ,综合 A、C 位置可得该光学透镜表面的平均 R_a 为 3.587 μm ;另外一个优化目标 φ 双折射分布云图如图 7b 所示,截面位置的平均双折射为

24.8 nm/cm。从云图中显示透镜边缘部分和进浇口位置区域的双折射较为严重,这说明这些位置存在较大的残余内应力。

4 结论

以精密光学透镜的曲面粗糙度 R_a 和双折射 ϕ 为优化目标,设计了一种包含 BPNN 关系建模、NSGA-II 多目标优化和试验验证的综合质量优化方法,得出结论如下:

(1) 通过提出的基于自动校准功能的注射压缩模具试验,建立质量目标与注射压缩工艺参数之间的关系,采取 BPNN 通过小样本试验数据进行训练, R_a 和 ϕ 的 BPNN 模型具有很高预测精度,其 R^2 分别达到 0.97 和 0.94。

(2) 以 BPNN 为适应度函数,采取 NSGA-II 算法能高效、准确地搜索得到注射压缩工艺参数的 Pareto 最优解集,保证 R_a 和 ϕ 达到最佳平衡。

参考文献

- [1] 王韬,葛勇,郎建林,等. 热力历史对 PMMA 残余应力和光学性能的影响[J]. 工程塑料应用,2017,45(8):60-64.
Wang Tao, Ge Yong, Lang Jianlin, et al. Influence of thermal-mechanical history on residual stress and optical properties of PMMA[J]. Engineering Plastics Application, 2017, 45(8):60-64.
- [2] Oh H J, Song Y S. Enhanced impact strength of injection-compression molded parts by controlling residual stress distribution[J]. Korea-Australia Rheology Journal, 2019, 31(1):35-39.
- [3] 陈宇宏,袁渊,周克斌,等. 注射压缩成型和注射成型平板的光学性能对比研究[J]. 工程塑料应用,2010,38(9):25-28.
Chen Yuhong, Yuan Yuan, Zhou Kebin, et al. Contrast the optical properties of the injection molded with that of injection compression molded transparent panel[J]. Engineering Plastics Application, 2010, 38(9):25-28.
- [4] 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.
- [5] Hentati F, Hadriche I, Masmoudi N, et al. Optimization of the injection molding process for the PC / ABS parts by integrating Taguchi approach and CAE simulation[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019(6). DOI:10.1007 / s00170-019-04283-z.
- [6] Lin C M, Chen W C. Optimization of injection-molding processing conditions for plastic double-convex Fresnel lens using grey-based Taguchi method[J]. Microsystem Technologies, 2020(5). DOI:10.1007 / s00542-020-04798-6.
- [7] 晋子涵,刘冬梅,付秀华,等. 监控系统非球面反射镜注射成型工艺优化[J]. 塑料,2019,48(3):61-65.
Jin Zihan, Liu Dongmei, Fu Xiuhua, et al. Injection molding process optimization of aspherical mirror for monitoring system[J]. Plastic, 2019, 48(3):61-65.
- [8] Hyeon G K, Hye J S, Dong K L. Optimization and analysis of reaction injection molding of polydicyclopentadiene using response surface methodology[J]. Korean Journal of Chemical Engineering, 2017, 34(7):1-11.
- [9] 邓峰,郭巍. 基于 PSOBPNN 和 NSGA-II 的微孔发泡工艺参数多目标优化[J]. 塑料工业, 2019, 47(11):49-54, 77.
Deng Feng, Guo Wei. Multi-objective optimization of injection process parameters for microcellular foaming injection molding based on PSOBPNN and NSGA-II[J]. China Plastics Industry, 2019, 47(11):49-54, 77.
- [10] Chen Wen-Chin, Nguyen Manh-Hung. Optimization of the plastic injection molding process using the Taguchi method, RSM, and hybrid GA-PSO[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 83:1873-1886.
- [11] Tian Maosheng, Gong Xiaoyun, Yin Ling. 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]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 89(1-4):1-14.
- [12] Bensingh R J, Boopathy S R, Jebaraj C. Minimization of variation in volumetric shrinkage and deflection on injection molding of Bi-aspheric lens using numerical simulation[J]. Journal of Mechanical Science & Technology, 2016, 30(11):5143-5152.
- [13] Spina R, Walach P, Schild J, et al. Analysis of lens manufacturing with injection molding[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2012, 13(11):2087-2095.
- [14] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning internal representation by back-propagation of errors[J]. Nature, 1986, 323(323):533-536.
- [15] 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.