

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.09.017

基于SimAM-CNN和NSGA-II的平凸透镜注射压缩成型工艺参数多目标优化

徐智伟^{1,2}, 刘锋^{2,3}, 庞建军², 李亚东², 陶惠敏², 何雨辰¹

(1. 中国计量大学机电工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江水利水电学院机械工程学院, 杭州 310018;

3. 华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室, 武汉 430074)

摘要: 注射压缩成型工艺(ICM)凭借低注射压力与均匀模具型腔压缩力已成为一种理想的聚合物透镜成型技术。然而, ICM工艺参数间存在复杂非线性交互关系, 使得控制成型透镜质量变得十分困难。针对某款平凸透镜的注射压缩成型过程, 以透镜成像相移和相移分布均匀度为质量设计目标, 选取模具温度、熔体温度、注射时间、保压时间、保压压力、压缩距离和压缩速度等工艺参数为设计变量, 进行Taguchi实验设计与Moldflow模拟分析。采用信噪比望小特性模型对实验模拟结果进行分析, 结果表明, 影响相移目标的重要工艺参数依次为保压时间、保压压力和注射时间, 而影响均匀度目标的最重要工艺参数依次为保压压力、注射时间和熔体温度, 两成像质量目标具有竞争关系, 无法同时达到最优值。据此, 采用融合空间信息注意力机制的卷积神经网络建立了成像质量目标可靠预测模型, 运用快速精英非支配排序遗传算法并结合线性加权法获得了最佳工艺参数组。相较于初始成型条件, 优化后的成像质量目标相移降低了64.82%, 相移分布均匀度提高了5.76%, 有效地提升了透镜的质量。

关键词: 注射压缩成型; 聚合物透镜; 多目标优化; 卷积神经网络; 快速精英非支配排序遗传算法

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)09-0126-09

Multi objective optimization of injection compression molding process parameters for plano-convex lens based on SimAM-CNN and NSGA-II

XU Zhiwei^{1,2}, LIU Feng^{2,3}, PANG Jianjun², LI Yadong², TAO Huimin², HE Yuchen¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou 310018, China;

3. State Key Lab of Materials Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract : Injection-compression molding (ICM) has gained prominence as an advanced polymer lens manufacturing technique due to its advantages of low injection pressure and uniform mold cavity compression. However, the complex and nonlinear interactions among ICM process parameters significantly hinder precise control over lens quality. ICM process for a plano-convex lens, with the goal of optimizing optical imaging performance in terms of phase shift and phase shift uniformity was investigated. Seven key process parameters, including mould temperature, melt temperature, injection time, packing time, packing pressure, compression distance, and compression speed were selected as design variables. A Taguchi design of experiments coupled with Moldflow simulations was employed to explore the process. The simulation results were evaluated using a smaller-the-better signal-to-noise ratio model. The experimental simulation results were analyzed using a signal-to-noise ratio model with a small-scale characteristic. The results indicate that the important process parameters affecting the phase shift target are holding time, holding pressure, and injection time in order, while the most important process parameters affecting the uniformity target are holding pressure, injection time, and melt temperature in order. These two imaging quality objectives are competitive and cannot be simultaneously

基金项目: 浙江省尖兵领雁研发攻关计划项目(2022C01070), 材料成形与模具技术国家重点实验室开放基金项目(P2021-22), 浙江水利水电学院校级科研项目(JBGS2025013)

通信作者: 刘锋, 研究生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为材料加工及先进模具技术

收稿日期: 2025-08-06

引用格式: 徐智伟, 刘锋, 庞建军, 等. 基于SimAM-CNN和NSGA-II的平凸透镜注射压缩成型工艺参数多目标优化[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(9): 126-134.

XU Zhiwei, LIU Feng, PANG Jianjun, et al. Multi objective optimization of injection compression molding process parameters for plano-convex lens based on SimAM-CNN and NSGA-II[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(9): 126-134.

optimized. Accordingly, a reliable predictive model was constructed based on a convolutional neural network enhanced with spatial attention mechanism, and the optimal process parameters were obtained by using the fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm, in conjunction with a linear weighted aggregation method. Compared with the initial processing conditions, the optimized settings lead to a 64.82% reduction in phase shift and a 5.76% improvement in uniformity, thereby significantly enhancing lens quality.

Keywords : injection compression molding ; polymer lens ; multi objective optimization ; convolutional neural network ; non-dominated sorting genetic algorithm

聚合物透镜具有比重小、材料成本低、设计自由度高、功能集成度高和成型效率高等优点,被广泛应用于先进车载光学系统、激光成像雷达和高端影像设备等领域^[1-3]。注射压缩成型工艺(ICM)通过采用低型腔填充注射压力和高均匀一致模具压缩力,能在一定程度上减少传统注射成型工艺中易于产生的制品内部残余应力大、收缩不均、翘曲变形大等严重影响透镜制品光学性能的缺陷,是一种理想的聚合物透镜成型工艺。在原材料、制品结构和成型工艺设备(模具结构)一定的情况下,光学制品的成型质量主要由注射压缩成型工艺参数决定^[4]。而高分子材料在注射压缩成型过程中经历复杂热机历史(温度、速度、压力等条件急剧变化),势必使得对注射压缩成型所体现的多变量、非线性相关的成型工艺参数的优化设置变得十分困难^[5],最终导致对光学制品成型质量的控制变得非常复杂。如何通过控制注射压缩成型工艺来获取高质量聚合物透镜,引起了广泛深入研究。

杜遥雪等^[6]以LED透镜光学性能折射率为设计目标,通过正交实验、模流分析和信噪比分析获得了透镜注射压缩成型离散最佳工艺参数组,并探讨了压缩速度、注射速度对透镜残余应力及折射率的影响。同时,他们通过对比研究,指出热流道注射压缩成型技术能有效提升LED透镜的透光率和最大光强。李保华^[7]探究了熔体温度、压缩延迟时间、压缩力等参数对注射压缩成型透镜的体积收缩率和残余应力的影响机制,通过Taguchi实验设计,结合极差与方差分析,优化确定了能同时最小化体积收缩率和残余应力的最佳工艺参数组,并最终验证了方法的可靠性。陈宇宏等^[8]测试了不同注射压缩成型工艺条件下模具型腔压力及成型透明件内部残余应力,并在此基础上分析了成型工艺参数如压缩启动位置、压缩距离、熔体温度及模具温度等对透明件残余应力的影响机制。陈新欣等^[9]以注射压缩成型工艺参数注射时间、保压时间、冷却时间、压

缩距离、压缩力、压缩时间、压缩延迟时间为设计变量,通过Taguchi实验设计和信噪比分析,探讨了对非球面透镜翘曲变形量、折射率及体积收缩率的优化。由于ICM工艺参数间复杂的非线性交互作用,Taguchi法已难以有效解决多响应问题^[10-11],因此,采用智能优化技术对透镜ICM工艺参数进行优化,对提升透镜成型质量具有重要工程价值。Lin等^[12]以充填时间、熔体温度、模具温度、压缩距离、压缩速度和冷却时间为设计变量,探讨了如何在注射压缩成型工艺条件下,获取菲涅尔透镜最小光程差和光轴位移的最佳工艺条件,结果表明,Taguchi法能有效实现单目标优化,但当需要同时优化两个以上目标时,则推荐采用灰色关联分析法,若灰色关联分析法效果不佳,可进一步采用固定因子法来解决双目标优化及影响因素差异显著带来的问题。刘军辉等^[13]在提出一种新的注射压缩模具结构的基础上,以BP神经网络(BPNN)模型建立了所选工艺参数与透镜质量目标表面粗糙度和双折射系数之间的映射关系,在此基础上,利用快速精英非支配排序遗传算法(NSGA-II)获得了最优成型工艺参数,并模拟验证了方法的合理性。

相移(PH)值通常被用来作为透镜成型质量的重要光学性能评价指标^[14]。现有研究普遍采用有限点位采样法,即通过测量成型透镜有限位置的相移模拟平均值,来获得透镜相移指标^[14-16],这种方法受到位置选取的影响,有一定的局限性。此外,卷积神经网络(CNN)通过引入轻量化结构、注意力机制与数据增强等方法,使其对少样本、非线性输入数据,也展现出良好的预测收敛性和准确性^[17],适用于实现透镜注射压缩成型工艺参数的优化。因此,笔者拟以某款平凸透镜重要成型工艺参数(模具温度、熔体温度、注射时间、保压时间、保压压力、压缩距离和压缩速度)为设计变量,以透镜成像质量指标相移和相移分布均匀度为优化目标,通过Taguchi实验设计和Moldflow模流分析,在分析讨论选定工艺

参数对各目标质量影响程度的基础上,应用融合空间信息注意力机制的卷积神经网络(SimAM-CNN)与NSGA-II算法相结合的多目标预测和优化方法(SimAM-CNN-NSGA-II),结合线性加权评价,获取平凸透镜注射压缩成型所需最佳成型工艺参数。

1 非平板透镜仿真分析

1.1 CAE分析模型建立

图1a和图1b分别为采用UGNX软件获得的平凸透镜2D模型图和带流道系统的3D模型图。该透镜壁厚分布不均,透镜边缘壁厚为0.8 mm,中间壁厚为1.9 mm,透镜直径为32.2 mm,采用扇形浇口。透镜材料选用聚甲基丙烯酸甲酯,牌号为日本住友Sumipex HT55X材料。Sumipex HT55X的折射系数为1.49,应力-光学系数为-4.6,该材料透光率高,具有优良的光学和力学综合特性。运用Moldflow模拟分析软件对平凸透镜注射压缩成型过程进行模拟分析,分析序列设置为“冷却+填充+保压+翘曲”。图1c为模拟分析用3D模型,模型3D网格数量为29.1万,节点数为53 285,网格平均纵横比为4.94,网格质量良好。

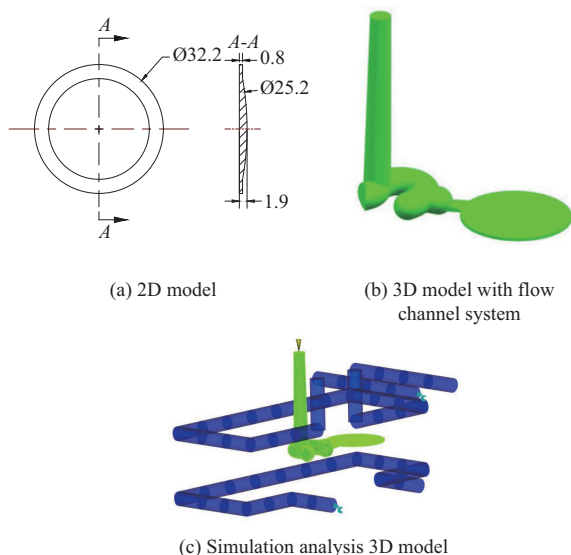


图1 平凸透镜几何模型
Fig. 1 Geometric model of plano-convex lens

1.2 透镜成像质量目标确定

相移作为透镜成像质量的重要评价指标,描述当光从给定的方向穿过透镜时,在相互正交的两个偏振平面上所获得的相位差。相移增大,光传播干涉现象增强,将严重影响透镜成像质量。通常认为

透镜成像相移小于90°时,能保证其成像质量,且相移越小,透镜成像质量越高^[18]。笔者在考虑透镜相移大小的条件下,选取透镜相移分布均匀度作为其成像质量的另一个重要评价指标。透镜相移整体分布越均匀,成像质量越好。透镜相移分布均匀度可以通过计算相移图像灰度值变异系数来间接获取。灰度值变异系数越小,说明透镜相移分布越均匀。相移图像灰度值变异系数由公式(1)–公式(3)计算获得。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (2)$$

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu + \varepsilon} \quad (3)$$

式中: x_i 为相移图像像素点灰度值; n 为像素总数; μ 为灰度均值; σ 为灰度值标准差; ε 取 10^{-8} 微小常数; C_v 为灰度值变异系数,反映相移分布均匀程度(UPH)。

图2给出了在初始工艺条件下所获得的透镜相移分布模拟结果。考虑到光相移具有360°模周期性,从图2可以看出,透镜在初始成型工艺条件下所获得的成型透镜最大相移为117.1°,超出保证成像质量的相移允许最大值90°,表明在初始条件下所获得透镜成像质量不高。同时,从图2也可以清楚地看到,透镜相移分布不均,这反映出透镜成像质量均一度不高,进一步说明透镜成像质量不理想。因此,需要对非平板透镜注射压缩成型工艺参数进行优化以获得透镜高质量成像。根据生产经验所选取的初始注射压缩成型工艺参数见表1。

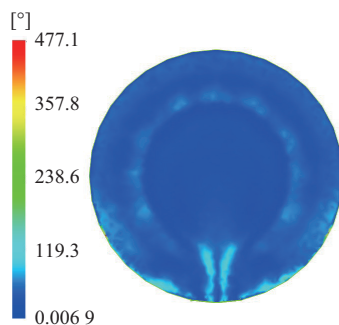


图2 初始工艺条件下透镜相移模拟结果

Fig. 2 Simulation results of lens phase shift under initial process conditions

表1 初始成型工艺参数

Tab. 1 Initial molding process parameters

Factors	Mould temperature/ °C	Melt temperature/ °C	Injection time/ s	Hold time/ °C	Hold pressure/ MPa	Compression distance/ °C	Compression speed/ (mm·s ⁻¹)
Initial value	70	280	5	7	18	0.5	23

2 Taguchi 实验设计与分析

2.1 实验设计

Taguchi 实验设计是一种基于正交表的高效实验设计方法,通过均衡分配因素和水平的组合,能以最少的实验次数分析各因素水平对目标结果的影响,并快速确定因素与目标之间的关系^[19]。选取对透镜成像质量有重要影响的 ICM 工艺参数[模具温度(*A*)、熔体温度(*B*)、注射时间(*C*)、保压时间(*D*)、保压压力(*E*)、压缩距离(*F*)和压缩速度(*G*)]作为控制工艺参数,选取 PH 和 UPH 作为透镜成像质量优化目标。表2为所选取的各因素的水平取值情况。据

此进行7因素6水平 $L_{49}(6^7)$ Taguchi 正交 Moldflow 模拟分析实验。所获得的正交实验列表和对应的透镜成像质量目标 PH 及 UPH 见表3。

表2 正交实验因素水平设置

Tab. 2 Orthogonal experimental factor level setting

Level	Factors						
	<i>A</i> /°C	<i>B</i> /°C	<i>C</i> /s	<i>D</i> /s	<i>E</i> /MPa	<i>F</i> /mm	<i>G</i> /(mm·s ⁻¹)
1	60	250	2	5	10	0.5	20
2	64	256	3	7	12	0.8	21
3	68	262	4	9	14	1.1	22
4	72	268	5	11	16	1.4	23
5	76	274	6	13	18	1.7	24
6	80	280	7	15	20	2.0	25

表3 正交实验列表和透镜成像质量目标(部分)

Tab. 3 List of orthogonal experiments and lens imaging quality objectives (part)

No.	Factors							Targets	
	<i>A</i> /°C	<i>B</i> /°C	<i>C</i> /s	<i>D</i> /s	<i>E</i> /MPa	<i>F</i> /mm	<i>G</i> /(mm·s ⁻¹)	PH/(°)	UPH
1	76	262	2	13	10	0.5	23	530.0	0.320 9
2	64	250	5	13	14	0.5	24	565.7	0.353 0
3	60	262	5	11	18	1.1	25	362.7	0.375 7
4	80	268	2	13	20	0.8	25	448.1	0.453 3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
48	60	274	7	13	18	1.4	20	617.7	0.381 8
49	80	280	4	5	14	1.4	23	551.0	0.332 1

2.2 正交试验结果分析

选定的透镜两目标值均具有望小特性,即期望所获得两目标越小越好。式(4)给出了望小性信噪比计算公式。

$$\eta_{\text{STB}}^{(i)} = -10 \log \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\hat{y}_j^{(i)})^2 \right], i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中: $\eta_{\text{STB}}^{(i)}$ 表示第*i*个目标信噪比。

正交实验信噪比分析结果如图3所示。从图3中可以看出,影响均匀度目标的最重要工艺参数依次为保压压力、注射时间和熔体温度,而影响相移目标的重要工艺参数依次为保压时间、保压压力和

注射时间。因此,不难得出所选定的透镜两质量目标之间具有明显的竞争关系,不能通过参数调控使二者同时达到最优。

3 SimAM-CNN 预测模型建立

相较于传统 CNN 模型,SimAM-CNN 算法通过采用一种轻量高效的全三维注意力机制,能方便实现卷积、激活和池化等运算过程中自动提取输入数据的局部特征并逐层构建数据间的抽象表示,从而高效实现了对具有复杂输入输出映射关系的预测^[20-21]。SimAM-CNN 算法对小样本数据具有较好的预测能力。

3.1 模型结构

图4给出了构建的 SimAM-CNN 预测模型结构图。模型输入层为由选定的关键工艺参数所组成的线性向量(7,1)。数据依次经过三层卷积操作,各层分别采用 128, 256 和 128 个卷积核滤波器,并对每一层的每一批数据进行归一化处理(BN)来解决数据内部协方差偏移问题,提高模型训练效率,同

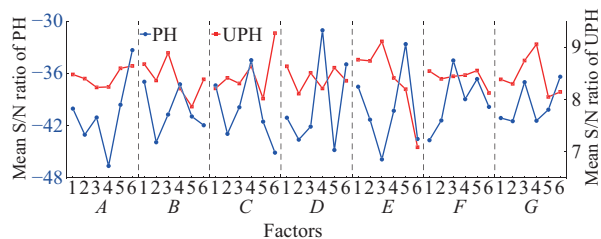


图3 信噪比分析

时,运用融合空间信息注意力机制(SimAM)来加强各层数据的准确关联性^[22]。接着,通过全局平均池化层(GAP)将多维卷积特征压缩为一维向量。然后,分别经过采用128和64神经元的两个全连接层,并利用随机失活(Dropout)技术对全连接层进行处理,来降低所构建模型过拟合风险并提高其泛化性能。最后,输出两目标神经元,从而建立输入参变量与输出目标间的准确映射关系。

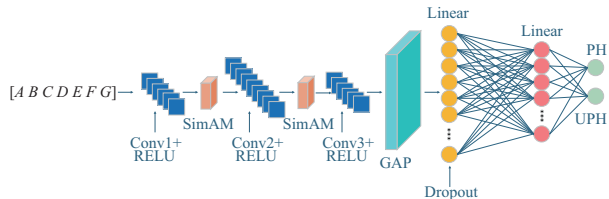


图4 SimAM-CNN预测模型结构

Fig. 4 SimAM-CNN prediction model structure

3.2 模型验证

从正交实验获得的表3数据集中随机选取90%作为构建的SimAM-CNN模型的训练集,剩余10%作为其验证集。在模型训练过程中,对输入数据进行正规化处理,以提升模型的训练稳定性与收敛速度。选用Adam优化器,初始学习率设定为0.000 5,激活函数采用RELU。采用均方误差(MSE)损失函数作为预测模型评价标准,为增强模型的泛化能力,采用小扰动高斯噪声的数据扩增策略,在原始数据基础上加入均值为0,标准差为0.001的噪声,扩增500组扰动样本。同时,为防止模型过拟合风险,在模型中引入Dropout正则化技术,通过随机失活神经元来防止过模型过拟合,失活(Dropout)率为0.3。此外,在工艺参数范围内随机选择5组数据作为测试集,检验预测模型的泛化性能。测试集数据见表4。此外,进行了CNN预测模型对比研究,来验证SimAM-CNN的优越性。

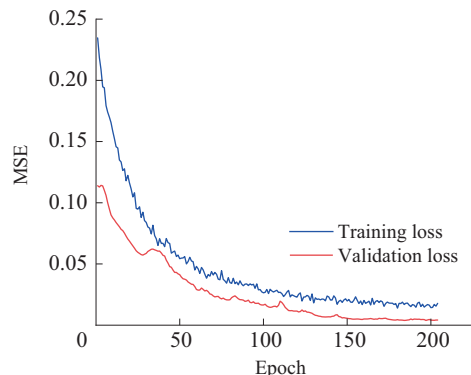
表4 测试数据集

Tab. 4 Test data set

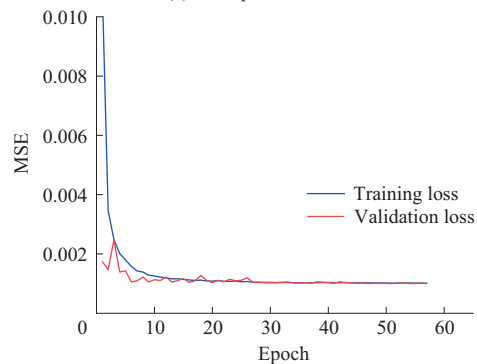
No.	Factors						
	A/°C	B/°C	C/s	D/s	E/MPa	F/mm	G/(mm·s ⁻¹)
1	60	262	4	15	10	1.4	24
2	64	274	6	5	10	1.1	23
3	76	280	7	13	20	1.1	24
4	80	262	4	13	18	1.7	20
5	64	256	3	11	18	0.8	24

SimAM-CNN和CNN预测模型的训练集及验证集均方误差损失函数曲线,即所构建预测模型性能曲线如图5所示。图6给出了SimAM-CNN和

CNN两模型在训练集和验证集所获得的PH和UPH决定系数(R^2)值。从图6不难得出,SimAM-CNN预测模型比CNN预测模型收敛速度快,且能更好地映射透镜注射压缩成型工艺参数与成型质量目标之间的复杂非线性关系。同时,针对表4测试集数据,图7给出了SimAM-CNN和CNN两模型PH和UPH预测结果与模拟结果的对比情况,图7表明SimAM-CNN模型较CNN模型对测试集数据表现出更好的适应性。图7给出SimAM-CNN模型在测试集第3组成型工艺条件下出现了最大PH和UPH误差,分别为5.78%和2.75%,表明所获SimAM-CNN预测模型泛化性能良好,可用于后续工艺优化。



(a) CNN prediction model



(b) SimAM-CNN prediction model

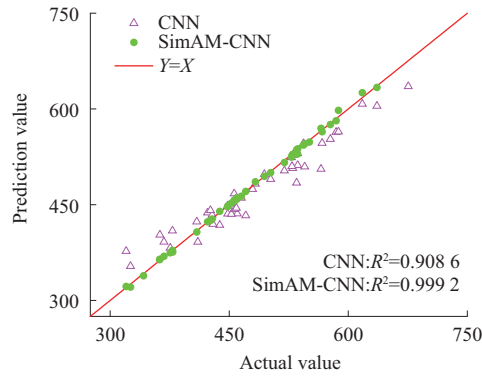
图5 预测模型性能曲线

Fig. 5 Prediction model performance curve

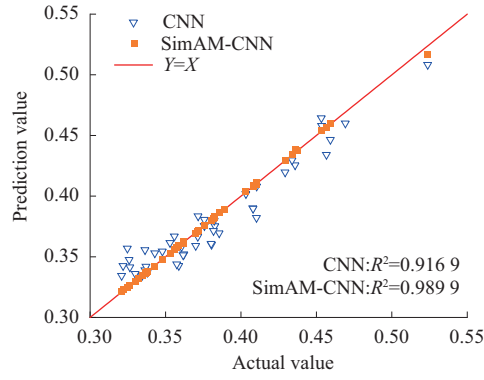
4 工艺参数优化

4.1 工艺参数优化实现

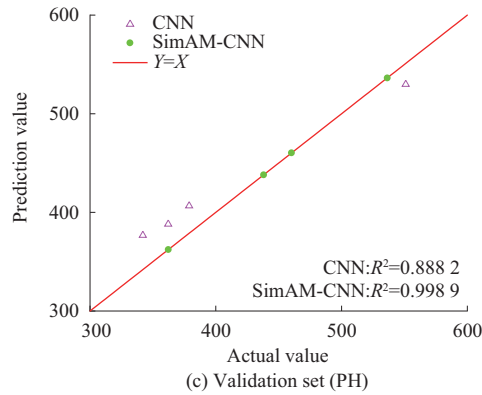
NSGA-II是在GA的基础上改进的一种多目标优化算法,通过非支配排序和拥挤度比较来获得更优的个体进入下一代,具有运行效率高,收敛性好的优点^[23-24]。基于获得的SimAM-CNN预测模型,为获得最优的透镜成像PH和UPH综合指标,利用NSGA-II对注射压缩成型工艺参数进行优化。所采用的NSGA-II多目标优化模型可描述为:



(a) Training set (PH)



(b) Training set (UPH)



(c) Validation set (PH)

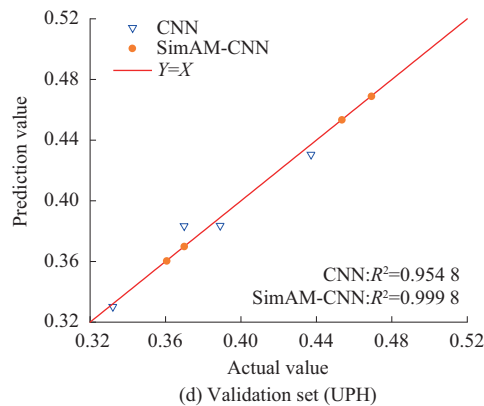
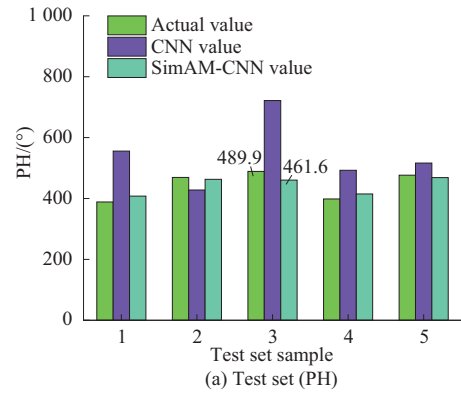
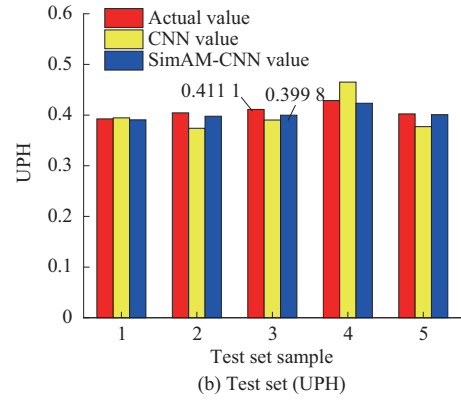


图6 预测模型拟合效果

Fig. 6 Prediction model fitting effect



(a) Test set (PH)



(b) Test set (UPH)

图7 预测模型测试结果

Fig. 7 Prediction model test results

Find: $x = [A, B, C, D, E, F, G]$

Minimize: $Obj(PH)$, $Obj(UPH)$

$$\begin{cases} 60^{\circ}\text{C} \leq A \leq 80^{\circ}\text{C} \\ 250^{\circ}\text{C} \leq B \leq 280^{\circ}\text{C} \\ 2\text{ s} \leq C \leq 7\text{ s} \\ 5\text{ s} \leq D \leq 15\text{ s} \\ 10\text{ MPa} \leq E \leq 20\text{ MPa} \\ 0.5\text{ mm} \leq F \leq 2\text{ mm} \\ 20\text{ mm/s} \leq G \leq 25\text{ mm/s} \end{cases} \quad (5)$$

NSGA-II多目标优化算法中,设置种群规模为350,最大迭代次数为150,采用模拟二进制交叉操作,交叉概率为0.9,交叉分布指数为15,变异操作采用多项式变异,变异概率为0.1,交叉分布指数为20。图8显示了种群进化到第150代时所得到的双目标Pareto非支配解集前沿曲线。从Pareto非支配解集前沿曲线分布可以进一步得出所选定的相移和相移分布均匀度这两个透镜质量目标间具有明显的冲突关系。

为从Pareto非支配解集中获取理想最佳解,通过公式(6)对候选解进行归一化处理,并在此基础上,采用线性加权评价法,计算每个候选解的综合评价指标,见公式(7)。最小综合评价指标对应的候选解为所求理想最佳解。

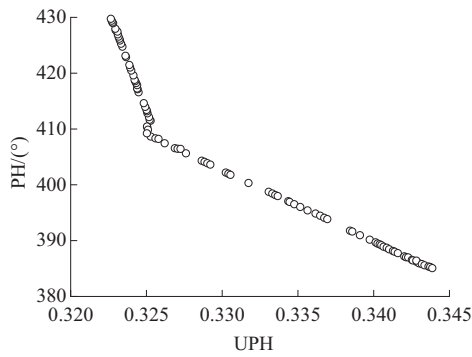


图8 多目标 Pareto 最优解集

Fig. 8 Multi-objective pareto optimal solution set

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - x_i^{\min}}{x_i^{\max} - x_i^{\min}} \quad (6)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^n \omega_i x_{ij}^* \quad (7)$$

式中: x_{ij} 为第*i*个目标的第*j*个候选解; x_{ij}^* 为其对应的归一化值; $x_i^{\max}$, $x_i^{\min}$ 分别为第*i*个目标的最大和最小值; ω_i 为第*i*个目标的权重值,优化目标 PH 和 UPH 对透镜成像质量重要性一致,因此各目标权重相等,取 1/2。 n 为目标个数; S_j 为候选解的综合评价

指标。

根据所提方法,最终从获得的 Pareto 非支配解集中确定最佳工艺参数组合为模具温度 75.094 °C,熔体温度 250.003 °C,注射时间 4.656 s,保压时间 9.019 s,保压力 10.603 MPa,压缩距离 1.878 mm 和压缩速度 21.535 mm/s,对应的两目标 PH 和 UPH 分别为 408.653°和 0.325 2。

4.2 优化结果验证

表 5 给出了透镜注射压缩成型目标 PH 和 UPH 优化前后对应的工艺参数及透镜成像质量数据。从表 5 可知,PH 和 UPH 两目标 CAE 模拟值为 401.2°和 0.333 8,分别与所对应的模型预测结果 408.653°和 0.325 2 高度吻合,仅相差 1.86%和 2.58%,证实所提出的 SimAM-CNN 与 NSGA-II 相结合的透镜成像质量多目标优化方法可靠。此外,从表 5 还可获得,相较于优化前透镜的 PH (360°模)和 UPH 值 117.1 °和 0.354 2,优化后,两目标对应值分别减小至 41.2 °和 0.333 8,分别降低了 64.82%和 5.76%,优化后的工艺有效提升了透镜的成像质量,从而进一步表明所采用的多目标优化方法合理性。

表 5 优化前后工艺参数及透镜成像质量数据

Tab. 5 Process parameters and lens imaging quality data before and after optimization

Items	Factors							Targets	
	A/°C	B/°C	C/s	D/s	E/MPa	F/mm	G/(mm·s ⁻¹)	PH/(°)	UPH
Initial value	70	280	5	7	18	0.5	23	477.1	0.354 2
Optimal value	75.094	250.003	4.656	9.019	10.603	1.878	21.535	408.653	0.325 2
Simulation value	75.1	250.0	4.7	9	10.6	1.88	21.5	401.2	0.333 8
Optimization rate/%								64.82	5.76

图 9 显示了优化前后 PH 和 UPH 两目标的模拟结果。从图 9 可以清楚地获得优化后的最大相移显著减小且相移分布更为均匀。图 10 给出了优化前后透镜 10 处随机指定位置相移值分布情况。图 10 表明,优化前,所选取样点的最大 PH 值和平均 PH 值为 110.70°和 41.92°,优化后分别减少为 30.78°和 18.18°,这些结果均进一步表明了采用方法的有效性。

5 结论

(1)为了获得高成像质量注射压缩透镜,选取模具温度、熔体温度、注射时间等为关键成型工艺参数,以平凸透镜的成像相移大小及相移分布均匀度为优化目标,进行 Taguchi 实验设计与 Moldflow 模拟仿真分析实验。采用信噪比望小特性模型对实验结果进行了分析,结果表明,影响相移目标的重

要工艺参数依次为保压时间、保压压力和注射时间,而影响均匀度目标的最重要工艺参数依次为保压压力、注射时间和熔体温度,这说明所选两成像质量目标无法同时达到最优值,具有竞争关系。

(2)考虑到试验数据集规模限制,构建了 SimAM-CNN 预测模型来反映注射压缩工艺参数与成像两目标之间复杂的非线性映射关系。模型训练集和测试集所对应 PH 和 UPH 两目标 R^2 值均达到 0.95 以上,且针对测试集数据,模型对两目标的最大预测误差分别为 5.78%和 2.75%,这表明构建模型预测精度高,泛化性能良好。

(3)基于 SimAM-CNN-NSGA-II 算法得到了双目标 Pareto 非支配解集,从 Pareto 非支配解集前沿分布可以进一步得出所选定的两透镜质量目标具有明显的竞争关系。通过线性加权法从非支配解

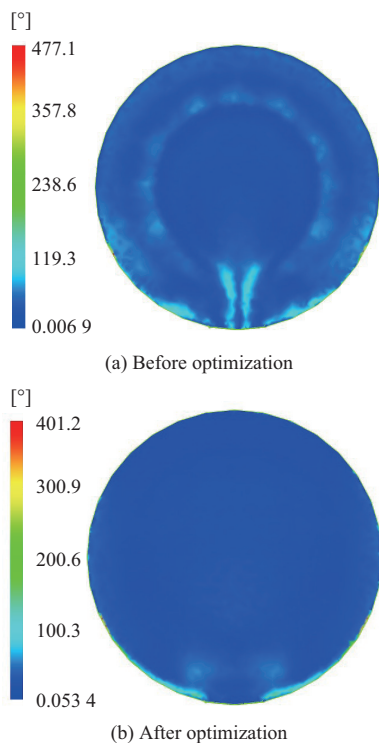


图9 优化前后透镜相移模拟结果对比

Fig. 9 Comparison of lens phase shift simulation results before and after optimization

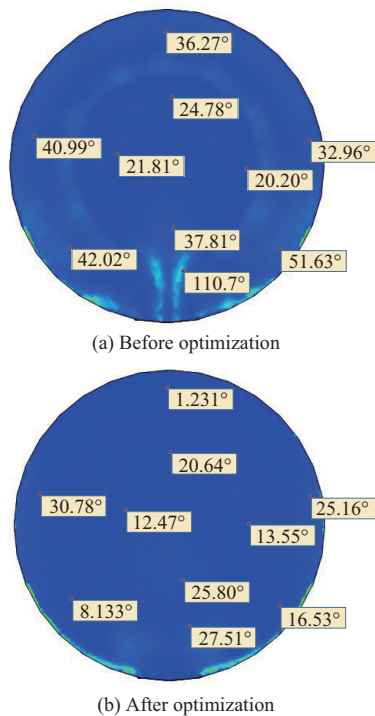


图10 优化前后透镜指定位置相移值对比

Fig. 10 Phase shift comparison at designated lens positions before and after optimization

集中获得了最佳工艺参数。所获最佳工艺参数对应的 PH 和 UPH 两目标 CAE 模拟验证值和模型预

测结果高度吻合,仅相差 1.86% 和 2.58%,且相较于初始工艺参数,优化后 PH (360°模)和 UPH 分别降低了 64.82% 和 5.76%。

参考文献

- [1] PEIXOTO C, VALENTIM P T, SOUSA P C, et al. Injection molding of high-precision optical lenses: A review[J]. Precision Engineering, 2022, 76:29–51.
- [2] 金康,赵星,张楠,等. 基于菲涅耳透镜和法布里-珀罗干涉仪的飞秒激光光丝 NaCl 气溶胶荧光光谱探测[J]. 中国激光, 2023, 50(7):91–100.
JIN Kang, ZHAO Xing, ZHANG Nan, et al. Spectra detection of NaCl aerosol fluorescence induced by femtosecond laser filament based on fresnel lens and fabry-perot interferometer[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(7):91–100.
- [3] 曹振,张永久,叶葳,等. 火星车避障相机光学设计[J]. 激光与红外, 2020, 50(1):96–100.
CAO Zhen, ZHANG Yongjiu, YE Wei, et al. Optical design of hazard avoidance camera for Mars rover[J]. Laser & Infrared, 2020, 50(1):96–100.
- [4] 黄永程. 非球面透镜注塑压缩成型工艺参数优化研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2016.
HUANG Yongcheng. Study on optimization of injection compression molding process parameters for aspheric lens[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2016.
- [5] 刘锋,庞建军,陈宇轩,等. 基于 Taguchi 与 BPNN-PSO 的薄壁注塑件翘曲变形优化[J]. 工程塑料应用, 2021, 49(2):74–79.
LIU Feng, PANG Jianjun, CHEN Yuxuan, et al. Optimization of warpage deformation of thin-wall injection molded part based on taguchi test and BPNN-PSO[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(2):74–79.
- [6] 杜遥雪,史智,周阳,等. 注射压缩成型 LED 透镜光学性能分析[J]. 中国塑料, 2018, 32(5):103–108.
DU Yaoyue, SHI Zhi, ZHOU Yang, et al. Analysis of optical performance for injection-compression-molded LED lens[J]. China Plastics, 2018, 32(5):103–108.
- [7] 李保华. 塑料透镜注射压缩成型研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2018.
LI Baohua. The research of plastic lens injection compression molding[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2018.
- [8] 陈宇宏,詹茂盛. 压缩工艺参数对注射压缩成型聚碳酸酯透明件残余应力的影响[J]. 中国塑料, 2021, 35(12):9–15.
CHEN Yuhong, ZHAN Maosheng. Effect of compression process parameters on residual stress of injection-compression-molded polycarbonate transparencies[J]. China Plastics, 2021, 35(12):9–15.
- [9] 陈新欣,杜遥雪,孙锐,等. 非球面透镜注射压缩成型工艺优化与透光率分析[J]. 塑料, 2017, 46(3):96–98, 102.
CHEN Xinxin, DU Yaoyue, SUN Rui, et al. Process optimization and light transmittance of injection compression molding for

- aspheric lens[J]. *Plastics*, 2017, 46(3):96–98, 102.
- [10] CHEN W C, NGUYEN M H, CHIU W H, et al. 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(9):1 873–1 886.
- [11] SIBALIJA T V, MAJSTOROVIC V D. An integrated approach to optimise parameter design of multi-response processes based on Taguchi method and artificial intelligence[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2012, 23(5):1 511–1 528.
- [12] LIN C M, MIAU T H. Optimization of injection-compression molding processing conditions for Fresnel lens based on optical performance and geometry deformation considerations[J]. *IEEE Access*, 2022(10):65 401–65 413.
- [13] 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.
- [14] 曹磊, 张莉彦, 周宏伟, 等. 分层注塑厚壁光学透镜模具设计及其模拟分析[J]. *塑料工业*, 2018, 46(10):75–79.
- CAO Lei, ZHANG Liyan, ZHOU Hongwei, et al. Design and simulation analysis of layered injection thick-wall optical lens[J]. *China Plastics Industry*, 2018, 46(10):75–79.
- [15] 曹磊, 张莉彦, 曹志达, 等. 基于Moldflow的注塑光学厚壁透镜工艺优化[J]. *塑料科技*, 2019, 47(4):69–72.
- CAO Lei, ZHANG Liyan, CAO Zhida, et al. Process optimization of injection-molded optical thick-walled lens based on moldflow[J]. *Plastics Science and Technology*, 2019, 47(4):69–72.
- [16] 黄永程, 刘泓滨, 邓利军. 非球面塑料透镜注射成型与注塑压缩成型工艺的对比分析[J]. *中国塑料*, 2015, 29(9):67–72.
- HUANG Yongcheng, LIU Hongbin, DENG Lijun. Comparative analysis of injection molding and injection compression molding of aspherical plastic lens[J]. *China Plastics*, 2015, 29(9):67–72.
- [17] YI J L, DENG B, PENG F Y, et al. Study on the parameters optimization of 3D printing continuous carbon fiber-reinforced composites based on CNN and NSGA-II[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2025, 190. DOI: 108657. 10.1016/j.compositesa.2024.108657.
- [18] 周大路. 基于Moldflow的透镜双折射优化分析[J]. *实验室研究与探索*, 2021, 40(7):41–44, 69.
- ZHOU Dalu. Optimization of lens birefringence analysis based on moldflow[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2021, 40(7):41–44, 69.
- [19] 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.
- [20] 张曦, 朱红, 张龙佳, 等. 基于改进EfficientNetV2和UNetTSF的刀具磨损状态识别及预测方法[J/OL]. *中国机械工程*, 2025: 1–14. (2025-04-10). <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=ZGJX20250410002&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
- ZHANG Xi, ZHU Hong, ZHANG Longjia, et al. Tool wear state identification and prediction method based on improved EfficientNetV2 and UNetTSF[J/OL]. *China Mechanical Engineering*, 2025: 1–14. (2025-04-10). <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=ZGJX20250410002&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>.
- [21] 苏政宇, 杨宝生, 杨婧, 等. 基于卷积神经网络与支持向量机的适配器落点预测方法[J]. *兵工学报*, 2025, 46(2):93–104.
- SU Zhengyu, YANG Baosheng, YANG Jing, et al. A CNN-SVM-based adapter drop point prediction algorithm[J]. *Acta Armamentarii*, 2025, 46(2):93–104.
- [22] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C]//International Conference on Machine Learning, 2021.
- [23] 林煌旭, 孔选, 陆将男, 等. 基于GA-BP算法的汽车前端框架翘曲变形优化及验证[J]. *工程塑料应用*, 2025, 53(1):90–97.
- LIN Huangxu, KONG Xuan, LU Jiangnan, et al. Optimization and verification on warping deformation of automotive front-end frame based on GA-BP algorithm[J]. *Engineering Plastics Application*, 2025, 53(1):90–97.
- [24] 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.