

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2021.03.011

# 基于灰色关联分析的注塑工艺多目标优化及 PSO-SVM 预测模型的建立

薛茂远,梅益,唐芳艳,肖展开,罗宁康

(贵州大学机械工程学院,贵阳 550025)

**摘要:**针对某电器活动上盖翘曲变形及体积收缩问题,对相关注塑工艺参数进行正交实验设计,在 Moldflow 中模拟分析,并对翘曲变形量及体积收缩率进行信噪比优化处理。利用灰色关联分析法得到翘曲变形量和体积收缩率的灰色关联度,通过对灰色关联度进行极差分析得到各注塑工艺参数对塑件综合目标(翘曲变形量及体积收缩率同时较小)的影响程度为:保压时间>注塑时间>模具温度>熔体温度>保压压力>冷却时间,同时由灰色关联度极差分析结果得出最优工艺参数组合,在最优工艺参数组合下的翘曲变形量相对于正交实验水平下最小翘曲变形量降低了 11.8%,体积收缩率相对于正交实验水平下最小体积收缩率降低了 5.9%。最后采用粒子群优化算法(PSO)优化后的支持向量机(SVM)神经网络模型对该塑件翘曲变形量及体积收缩率进行预测,通过与不优化的 SVM 神经网络及 BP 神经网络预测模型相比发现, PSO-SVM 神经网络模型预测精度及稳定性都优于 SVM 及 BP 神经网络,可以用于塑件翘曲变形量和体积收缩率的协同优化,解决塑件实际翘曲变形及体积收缩问题。

**关键词:** 正交实验设计; 信噪比; 灰色关联分析; 极差分析; BP 神经网络; PSO-SVM 神经网络

**中图分类号:** TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2021)03-0058-07

## Multi-objective Optimization of Injection Molding Process based on Grey Relational Analysis and Establishment of PSO-SVM Prediction Model

Xue Maoyuan, Mei Yi, Tang Fangyan, Xiao Zhankai, Luo Ningkan

(College of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract :** Aiming at the problems of warping deformation and volume shrinkage of the movable upper cover of an electrical appliance, the orthogonal experimental design was carried out on relevant injection molding process parameters, the experimental data simulated and analyzed via Moldflow, and both of the warpage deformation value and volume shrinkage rate were optimized with signal-to-noise ratio. The gray correlation analysis method was used to obtain the gray correlation degree that between the warpage deformation value and the volume shrinkage rate. At the same time, through the range analysis of the gray correlation degree, the comprehensive target of each injection molding process parameter to the plastic part was obtained (the warpage deformation value and the volume shrinkage rate are simultaneously small), the degree of influence is : holding pressure time>injection time>mould temperature>melt temperature>holding pressure>cooling time. Meanwhile, the optimal process parameter combination was obtained from the gray correlation analysis results. Compared with the minimum warpage deformation value and the minimum volume shrinkage rate under the orthogonal experiment level, the warpage deformation value and volume shrinkage rate under the optimal process parameter combination is reduced by 11.8% and by 5.9% respectively. Finally, the warpage deformation and volume shrinkage rate of the plastic part were predicted through the support vector machine neural network model (SVM) optimized via the particle swarm optimization algorithm (PSO). In comparison with the non-optimized SVM neural network and BP neural network prediction model, the prediction accuracy and stability of the PSO-SVM neural network model is better than those of SVM and BP neural network, indicating that the model can be used for the collaborative optimization of the plastic part's warpage deformation value and volume shrinkage rate, and solve the actual warpage deformation and volume shrinkage of the plastic part.

**Keywords :** orthogonal experiment design ; signal-to-noise ratio ; grey relational analysis ; range analysis ; BP neural network ; PSO-SVM neural network

**基金项目:** 贵州省科技计划项目 (黔科合支撑 [2019]2019), 贵州省科技支撑计划项目 (黔科合支撑 [2018]2175)

**通信作者:** 薛茂远, 硕士, 研究方向为材料成型计算机仿真技术及应用 E-mail: 1593768152@qq.com

**收稿日期:** 2020-12-20

**引用格式:** 薛茂远,梅益,唐芳艳,等. 基于灰色关联分析的注塑工艺多目标优化及 PSO-SVM 预测模型的建立 [J]. 工程塑料应用, 2021, 49(3) : 58-64.

Xue Maoyuan, Mei Yi, Tang Fangyan, et al. Multi-objective optimization of injection molding process based on grey relational analysis and establishment of PSO-SVM prediction model[J]. Engineering Plastics Application, 2021, 49(3) : 58-64.

塑料制件在如今生活生产中的应用十分广泛,例如家用电器外壳、管材管件、建筑工程领域等。塑件质量近年来要求越来越高,在外观、使用性能等方面提出了新的要求。翘曲变形及体积收缩是注塑过程中常见的缺陷,翘曲变形量及体积收缩率过大会导致塑件质量下降<sup>[1-3]</sup>。

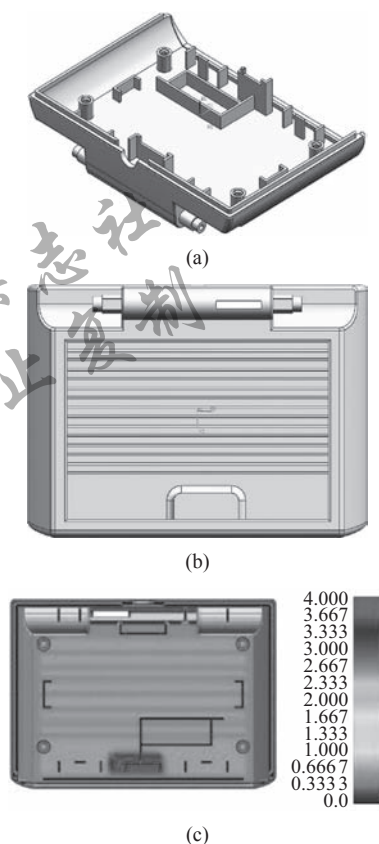
影响翘曲变形量及体积收缩率的因素有很多,其中注塑工艺参数的选择对塑件的质量有很大影响。翘曲变形主要指塑件形状偏离模具型腔的形状,会对塑件的尺寸精度及力学性能有一定影响。翘曲变形的塑件在脱模后内部存在残余应力,可能导致塑件不能完全正常装配使用。体积收缩率是指塑件在成型温度下尺寸与从模具中取出冷却至室温后尺寸之差的百分比。它反映的是塑件从模具中取出冷却后尺寸缩减的程度<sup>[4-6]</sup>。许多学者对降低塑件翘曲变形量及体积收缩率进行了大量研究,最常见采用正交实验优化注塑工艺参数,可在一定程度上降低体积收缩率及翘曲变形量<sup>[7]</sup>。还有使用智能算法对工艺参数进行研究寻找较佳工艺搭配<sup>[8]</sup>。为了便于相关工艺人员对翘曲变形量及体积收缩率进行预测,在此领域最常见的预测算法有 BP 神经网络、灰色关联分析等。灰色关联分析隶属于灰色系统,可用于分析多个变量因素对质量指标的影响程度及质量指标之间的关联程度,灰色关联分析法拥有定性与定量分析结果基本无差异特点,可以弥补回归分析、方差分析、极差分析等分析方法的不足,常用于多目标优化。笔者利用灰色关联分析法与极差分析寻找 6 个注塑工艺参数对电器活动上盖塑件综合目标(翘曲变形量及体积收缩率同时较小)的影响程度,同时得到最优工艺参数组合,从而使翘曲变形量及体积收缩率在一定程度上尽量降低。同时,在优化工艺参数后建立了粒子群优化算法(PSO)-支持向量机(SVM)神经网络预测系统,该预测系统能直观反映不同工艺下的翘曲变形量及体积收缩率,可以检测优化工艺对应的翘曲变形量及体积收缩率,减少反复试模次数,降低工作强度。由于工艺参数对质量指标的影响为非线性、强耦合及变性较大,很难准确确定工艺参数,采用 PSO-SVM 预测模型可在塑件注塑工艺优化之前对其质量指标进行预测,考察当前工艺下的质量指标是否满足使用性能及外观要求:如果满足,可以不用再进行多余工艺优化,降低工作强度及成本;若不满足,则再进行工艺优化。最终使用 PSO-SVM 神经网络预测系统对塑件

的翘曲变形量及体积收缩率进行预测,预测效果较好,可以为相关工艺人员后续进一步协同优化塑件注塑工艺提供一定理论指导。

## 1 塑件结构和工艺性分析

### 1.1 电器活动上盖结构

图 1 为电器活动上盖结构图。电器活动上盖的尺寸为 94.5 mm×67 mm×25.3 mm。该塑件外部存在较大圆弧区域,且内部区域形状较为复杂。由软件 NX12.0 的壁厚分析得到该塑件的最大壁厚为 3.6 mm,平均壁厚为 1.83 mm。



a—活动上盖正等轴测图; b—活动上盖仰视图; c—活动上盖壁厚云图

图 1 电器活动上盖结构

### 1.2 电器活动上盖工艺性分析

电器活动上盖需要时常打开或关闭,对耐磨性、强度、光滑性、变形等方面有一定的要求。特别是在变形方向需加以控制,若产生较大变形,可能导致上盖与下盖不能完全闭合,不仅会造成电器使用寿命的降低,还会对人身安全产生不利影响。此塑件为薄壁制件,塑件外部存在的较大圆弧区域和内部形状较为复杂的区域在注塑过程中容易发生翘曲变形及体积收缩,需对翘曲变形量及体积收缩率进行控制。塑件材料选用丙烯腈-丁二烯-苯乙烯塑料(ABS),ABS 塑件的强度、光洁性及耐磨性等方

面性能较优,能够满足电器活动上壳的使用环境需求。

### 1.3 CAE 网格划分与处理

塑件形状较为复杂,存在很多圆角、倒角、凸台、凸起等微小区域,虽然这些微小区域在分析过程中对分析结果影响并不大,但若直接导入 Moldflow 进行网格划分,达到翘曲模拟分析条件时的三角形单元数为 53 451,分析时间较长,增加工作强度。故将塑件通过 Cad Doctor 对一些圆角、倒角、凸台、凸起等微小区域进行处理,处理后由网格统计得:三角形单元数为 16 770,纵横比最大为 10.96,最小为 1.16,平均为 1.78,配向不正确单元与完全重叠单元数量为 0,匹配百分比为 91.5%,满足该塑件模流分析条件。

## 2 正交实验设计与灰色关联分析

### 2.1 正交实验因素水平设计

注塑工艺参数对翘曲变形量及体积收缩率的影响较为复杂,选取模具温度 ( $A$ )、熔体温度 ( $B$ )、保压压力 ( $C$ )、保压时间 ( $D$ )、注塑时间 ( $E$ )、冷却时间 ( $F$ ) 为因素,翘曲变形量及体积收缩率为目标。 $A$ 、 $B$  及  $E$  推荐值可由 Moldflow 成型窗口分析得到,根据推荐值选取合适的变量范围。通过查阅相关文献以及相关知识和经验,选定  $C$ 、 $D$ 、 $F$  的范围<sup>[9]</sup>,设计了六因素五水平的正交实验因素水平表,见表 1。对塑件进行仿真分析得到表 2 的正交实验结果,可以看到正交实验条件下最小翘曲变形量为第 5<sup>#</sup> 组的 0.249 7 mm,最小体积收缩率为第 1<sup>#</sup> 组的 8.431%。

表 1 正交实验因素水平表

| 水平 | $A/^{\circ}\text{C}$ | $B/^{\circ}\text{C}$ | $C/\text{MPa}$ | $D/\text{s}$ | $E/\text{s}$ | $F/\text{s}$ |
|----|----------------------|----------------------|----------------|--------------|--------------|--------------|
| 1  | 40                   | 260                  | 40             | 4            | 0.2          | 15           |
| 2  | 50                   | 265                  | 50             | 5            | 0.4          | 20           |
| 3  | 60                   | 270                  | 60             | 6            | 0.6          | 25           |
| 4  | 70                   | 275                  | 70             | 7            | 0.8          | 30           |
| 5  | 80                   | 280                  | 80             | 8            | 1.0          | 35           |

由于每组正交实验的多次重复实验结果有所变化,需对每组的翘曲变形量和体积收缩率进行信噪比 ( $\eta$ ) 优化处理,评价指标有望大、望目、望小三种处理方式。翘曲变形量及体积收缩率应该越小越好<sup>[10]</sup>,故采用  $\eta$  望小公式 (1) 计算翘曲变形量的  $\eta_1$  及体积收缩率的  $\eta_2$ 。

$$\eta = -10 \lg \left( \sum_{i=1}^n y_i^2 / n \right) \quad (1)$$

式 (1) 中,  $n$  表示重复实验次数,  $y_i$  表示第  $i$  次翘曲变形量或体积收缩率,  $i=1, 2, \dots, 25$ 。

表 2 正交实验结果

| 序号              | $A/^{\circ}\text{C}$ | $B/^{\circ}\text{C}$ | $C/\text{MPa}$ | $D/\text{s}$ | $E/\text{s}$ | $F/\text{s}$ | $W^{(1)}/\text{mm}$ | $V^{(2)}/\%$ |
|-----------------|----------------------|----------------------|----------------|--------------|--------------|--------------|---------------------|--------------|
| 1 <sup>#</sup>  | 40                   | 260                  | 40             | 4            | 0.2          | 15           | 0.541 7             | 8.431        |
| 2 <sup>#</sup>  | 40                   | 265                  | 50             | 5            | 0.4          | 20           | 0.463 2             | 9.130        |
| 3 <sup>#</sup>  | 40                   | 270                  | 60             | 6            | 0.6          | 25           | 0.389 8             | 10.320       |
| 4 <sup>#</sup>  | 40                   | 275                  | 70             | 7            | 0.8          | 30           | 0.319 7             | 11.400       |
| 5 <sup>#</sup>  | 40                   | 280                  | 80             | 8            | 1.0          | 35           | 0.249 7             | 11.450       |
| 6 <sup>#</sup>  | 50                   | 260                  | 80             | 7            | 0.4          | 25           | 0.317 0             | 8.480        |
| 7 <sup>#</sup>  | 50                   | 265                  | 40             | 8            | 0.6          | 30           | 0.396 0             | 8.869        |
| 8 <sup>#</sup>  | 50                   | 270                  | 50             | 4            | 0.8          | 35           | 0.528 0             | 11.140       |
| 9 <sup>#</sup>  | 50                   | 275                  | 60             | 5            | 1.0          | 15           | 0.460 6             | 11.210       |
| 10 <sup>#</sup> | 50                   | 280                  | 70             | 6            | 0.2          | 20           | 0.455 4             | 9.340        |
| 11 <sup>#</sup> | 60                   | 260                  | 70             | 5            | 0.6          | 35           | 0.473 9             | 10.850       |
| 12 <sup>#</sup> | 60                   | 265                  | 80             | 6            | 0.8          | 15           | 0.410 3             | 10.900       |
| 13 <sup>#</sup> | 60                   | 270                  | 40             | 7            | 1.0          | 20           | 0.395 3             | 11.010       |
| 14 <sup>#</sup> | 60                   | 275                  | 50             | 8            | 0.2          | 25           | 0.361 5             | 8.962        |
| 15 <sup>#</sup> | 60                   | 280                  | 60             | 4            | 0.4          | 30           | 0.578 7             | 11.080       |
| 16 <sup>#</sup> | 70                   | 260                  | 60             | 8            | 0.8          | 20           | 0.331 3             | 9.872        |
| 17 <sup>#</sup> | 70                   | 265                  | 70             | 4            | 1.0          | 25           | 0.540 2             | 10.790       |
| 18 <sup>#</sup> | 70                   | 270                  | 80             | 5            | 0.2          | 30           | 0.537 7             | 8.908        |
| 19 <sup>#</sup> | 70                   | 275                  | 40             | 6            | 0.4          | 35           | 0.469 3             | 9.546        |
| 20 <sup>#</sup> | 70                   | 280                  | 50             | 7            | 0.6          | 15           | 0.405 0             | 10.060       |
| 21 <sup>#</sup> | 80                   | 260                  | 50             | 6            | 1.0          | 30           | 0.437 5             | 10.570       |
| 22 <sup>#</sup> | 80                   | 265                  | 60             | 7            | 0.2          | 35           | 0.419 3             | 8.525        |
| 23 <sup>#</sup> | 80                   | 270                  | 70             | 8            | 0.4          | 15           | 0.343 7             | 8.920        |
| 24 <sup>#</sup> | 80                   | 275                  | 80             | 4            | 0.6          | 20           | 0.593 1             | 12.230       |
| 25 <sup>#</sup> | 80                   | 280                  | 40             | 5            | 0.8          | 25           | 0.538 0             | 11.910       |

注: 1)  $W$  表示翘曲变形量; 2)  $V$  表示体积收缩率。

### 2.2 灰色关联分析

灰色关联分析用于分析多个变量因素对特定质量指标的影响程度是可行的,灰色关联分析的步骤主要如下<sup>[11-12]</sup>:

①确定参考系列  $X_0(t)$  与比较系列  $X_i(t)$ 。

②参考系列与比较系列无量纲处理。由于变量纲量不一样,会影响分析结果,故进行无量纲处理,如式 (2) 所示。

$$X_i^*(t) = \frac{\max[x_i^*(t)] - x_i^*(t)}{\max[x_i^*(t)] - \min[x_i^*(t)]} \quad (2)$$

式 (2) 中,  $X_i^*(t)$  表示目标无量纲化处理后的数据,  $x_i^*(t)$  表示第  $i$  项对应实验值,  $i=0, 1, 2, \dots, 25$ 。

③求差序列  $\Delta_i(t)$  及差序列的最大差  $\Delta \max$  和最小差  $\Delta \min$ , 如式 (3)、式 (4)、式 (5) 所示。

$$\Delta_i(t) = |X_0^*(t) - X_i^*(t)| \quad (3)$$

$$\Delta \max = \max |X_0^*(t) - X_i^*(t)| \quad (4)$$

$$\Delta \min = \min |X_0^*(t) - X_i^*(t)| \quad (5)$$

④求灰色关联系数  $\xi_i(t)$ , 如式 (6) 所示。

$$\xi_i(t) = \frac{\Delta \min + \rho \Delta \max}{\Delta_i(t) + \rho \Delta \max} \quad (6)$$

式 (6) 中,  $\rho$  为分辨系数, 范围为 0~1, 一般  $\rho=0.5$ 。

⑤计算灰色关联度  $\gamma$ , 如式 (7) 所示。

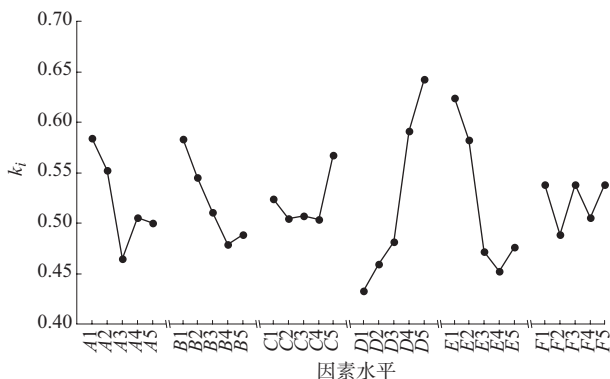
$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^m \xi_i(t)}{m} \quad (7)$$

式(7)中,  $m$  表示优化目标数量, 本实验  $m=2$ 。  
通过上述步骤得到表 3 灰色关联结果。

表 3 灰色关联结果

| 序号              | 翘曲变形量    |         |         | 体积收缩率     |         |         | 灰色关联度   |
|-----------------|----------|---------|---------|-----------|---------|---------|---------|
|                 | $\eta_1$ | 无量纲化    | 灰色关联系数  | $\eta_2$  | 无量纲化    | 灰色关联系数  |         |
| 1 <sup>#</sup>  | 5.32     | 0.895 2 | 1.000 0 | -18.517 6 | 0.000 0 | 0.358 4 | 0.679 2 |
| 2 <sup>#</sup>  | 6.68     | 0.714 3 | 0.700 2 | -19.209 4 | 0.214 1 | 0.411 8 | 0.556 0 |
| 3 <sup>#</sup>  | 8.18     | 0.514 8 | 0.479 2 | -20.273 6 | 0.543 5 | 0.492 7 | 0.485 9 |
| 4 <sup>#</sup>  | 9.91     | 0.285 7 | 0.381 4 | -21.138 1 | 0.811 1 | 0.636 4 | 0.508 9 |
| 5 <sup>#</sup>  | 12.05    | 0.000 0 | 0.378 0 | -21.176 1 | 0.822 8 | 1.000 0 | 0.689 0 |
| 6 <sup>#</sup>  | 9.98     | 0.275 9 | 0.969 8 | -18.567 9 | 0.015 6 | 0.644 4 | 0.807 1 |
| 7 <sup>#</sup>  | 8.05     | 0.533 1 | 0.786 0 | -18.957 5 | 0.136 2 | 0.484 0 | 0.635 0 |
| 8 <sup>#</sup>  | 5.55     | 0.865 6 | 0.400 3 | -20.937 7 | 0.749 0 | 0.366 1 | 0.383 2 |
| 9 <sup>#</sup>  | 6.73     | 0.707 8 | 0.395 0 | -20.992 1 | 0.765 9 | 0.414 0 | 0.404 5 |
| 10 <sup>#</sup> | 6.83     | 0.694 6 | 0.644 9 | -19.406 9 | 0.275 3 | 0.418 5 | 0.531 7 |
| 11 <sup>#</sup> | 6.49     | 0.740 7 | 0.424 4 | -20.708 6 | 0.678 1 | 0.403 0 | 0.413 7 |
| 12 <sup>#</sup> | 7.74     | 0.574 1 | 0.420 0 | -20.748 5 | 0.690 5 | 0.465 5 | 0.442 8 |
| 13 <sup>#</sup> | 8.06     | 0.531 0 | 0.410 7 | -20.835 7 | 0.717 5 | 0.485 0 | 0.447 8 |
| 14 <sup>#</sup> | 8.84     | 0.427 7 | 0.752 8 | -19.048 1 | 0.164 2 | 0.539 0 | 0.645 9 |
| 15 <sup>#</sup> | 4.75     | 0.971 6 | 0.405 0 | -20.890 8 | 0.734 5 | 0.339 8 | 0.372 4 |
| 16 <sup>#</sup> | 9.60     | 0.326 9 | 0.541 0 | -19.888 1 | 0.424 2 | 0.604 7 | 0.572 8 |
| 17 <sup>#</sup> | 5.35     | 0.892 0 | 0.429 8 | -20.660 4 | 0.663 2 | 0.359 2 | 0.394 5 |
| 18 <sup>#</sup> | 5.39     | 0.886 6 | 0.771 7 | -18.995 6 | 0.148 0 | 0.360 6 | 0.566 1 |
| 19 <sup>#</sup> | 6.57     | 0.729 4 | 0.599 6 | -19.596 4 | 0.333 9 | 0.406 7 | 0.503 1 |
| 20 <sup>#</sup> | 7.85     | 0.559 1 | 0.512 9 | -20.052 0 | 0.474 9 | 0.472 1 | 0.492 5 |
| 21 <sup>#</sup> | 7.18     | 0.648 3 | 0.451 3 | -20.481 5 | 0.607 8 | 0.435 4 | 0.443 4 |
| 22 <sup>#</sup> | 7.55     | 0.599 2 | 0.943 7 | -18.613 9 | 0.029 8 | 0.454 9 | 0.699 3 |
| 23 <sup>#</sup> | 9.28     | 0.369 4 | 0.767 4 | -19.007 3 | 0.151 6 | 0.575 1 | 0.671 3 |
| 24 <sup>#</sup> | 4.54     | 1.000 0 | 0.333 3 | -21.748 5 | 1.000 0 | 0.333 3 | 0.333 3 |
| 25 <sup>#</sup> | 5.38     | 0.887 3 | 0.350 0 | -21.518 2 | 0.928 7 | 0.360 4 | 0.355 2 |

为了得到实验因素变量对翘曲变形量与体积收缩率的综合影响,对灰色关联度进行极差分析,通过 Minitab 软件绘图得到直观极差图,如图 2 所示。灰色关联度的极差值越大,对应的因素水平对多目标的影响程度越高,且越有利于多目标的优化,灰色关联度最高的因素水平搭配就成为综合目标的最优



$k_i$  为表 3 中某因素第  $i$  个水平对应的灰色关联度的平均值

图 2 灰色关联度极差分析图

参数组合<sup>[13]</sup>。通过图 2 分析可以得到较优综合目标(翘曲变形量与体积收缩率最小)对应的最优参数组合(A1B1C5D5E1F1)为模具温度 40℃、熔体温度 260℃、保压压力 80 MPa、保压时间 8 s、注塑时间 0.2 s、冷却时间 15 s。极差值跨度越大,对应因素水平对综合目标的影响程度就越高,故可得到因素对综合目标影响程度由大到小排序为  $D > E > A > B > C > F$ ,即保压时间>注塑时间>模具温度>熔体温度>保压压力>冷却时间。

### 2.3 模拟验证

利用灰色关联分析方法得到的最优参数组合(A1B1C5D5E1F1)在 Moldflow 中进行模拟。图 3 为正交实验水平下最小翘曲变形量与最小体积收缩率,图 4 为该塑件灰色关联分析得到的最优参数组合对应的总翘曲变形量与体积收缩率。由图 3 和图 4 可以看到灰色关联分析优化后的翘曲变形量相对于正交实验水平下最小翘曲变形量降低了 11.8%,体积收缩率相对于正交实验水平下最小体积收缩率降低了 5.9%。灰色关联分析总体优化效果较好,可用于该塑件翘曲变形量的优化。

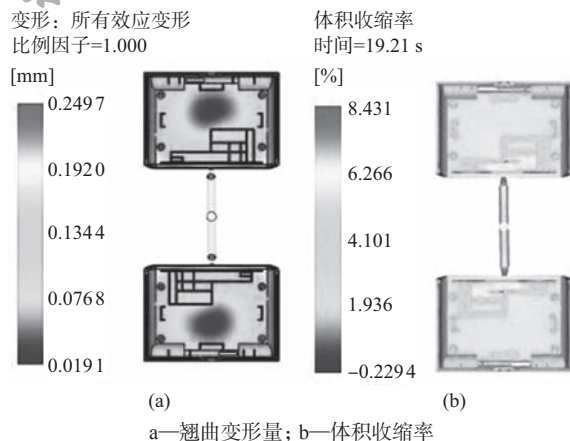


图 3 正交实验水平下最小翘曲变形量与最小体积收缩率

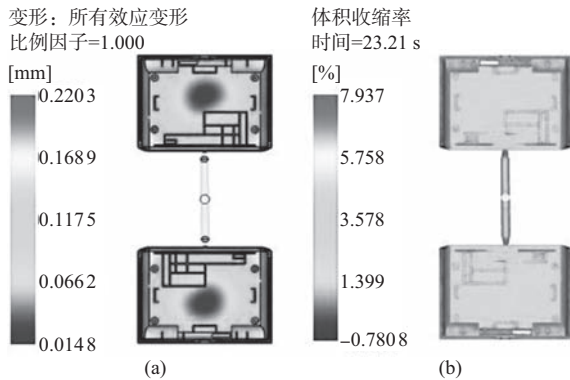


图 4 灰色关联分析优化结果

### 3 构建 PSO-SVM 网络预测系统

#### 3.1 SVM 网络简述

SVM 类似于径向基函数网络与多层感知器网络,可用于模式分类及非线性回归拟合。SVM 大致思想是构建一个分类超平面作为决策平面,最大化正例与反例两者之间的隔离边缘。SVM 建模是根据结构风险最小化原理进行的。SVM 具有结构简单、鲁棒性好、泛化能力强、不易出现局部最小等优点。基本过程为:假设训练样本,创建输入变量  $x$  的映射函数  $F(x)$ ,根据高维数特征空间的相关知识,使用函数  $f(x)=wF(x)+b$  数据样本进行拟合,利用核函数式检测非线性回归拟合的效果<sup>[14-15]</sup>,目标函数如式 (8) 所示。

$$\begin{cases} \min R(w, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} w^2 + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ y_i - [wF(x) + b] < \varepsilon + \xi_i \\ [wF(x) + b] - y_i < \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) 中,  $w$  为权重向量,  $b$  为阈值,  $\frac{1}{2} w^2$  指泛化能力,  $c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$  为惩罚项,  $c$  为惩罚参数,  $\xi_i, \xi_i^*$  为损失函数,  $\varepsilon$  为给定精度。

使用拉格朗日乘子将原问题转换为对偶优化问题,经式 (9)、式 (10) 求解后可得到回归方程。

$$f(x) = wF(x) + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (9)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (10)$$

式 (9)、式 (10) 中,  $\alpha_i, \alpha_i^*$  表示 Language 乘子,对应点即为支持向量,  $x_i$  与  $x_j$  为总输入样本  $x$  中两个随机样本,  $g$  为核函数参数。

#### 3.2 构建 PSO-SVM 的翘曲变形量预测模型

将模具温度、熔体温度、保压压力、保压时间、注塑时间、冷却时间作为输入,翘曲变形量及体积收缩率作为输出。利用 PSO 寻找 SVM 预测模型最优的惩罚参数  $c$  和核函数参数  $g$ ,提高 SVM 网络预测结果的准确性,流程图如图 5 所示。主要步骤如下所示<sup>[16]</sup>:

①将表 2 前 20 组数据作为训练样本,第 21<sup>#</sup> 组到第 25<sup>#</sup> 组数据作为测试样本,并对样本数据进行归一化处理。

②训练 SVM 模型。

③设置 PSO 主要参数 (粒子位置、速度、种群规模大小)。

④计算所有粒子的适应度值  $Fit(x_i)$ ,与个体的极端值  $P_{best}(x_i)$  比较,若  $Fit(x_i) > P_{best}(x_i)$ ,则将粒子的适应度值替换个体的极端值。

⑤再比较分析粒子的适应度值  $Fit(x_i)$  与全局极值  $g_{best}(x_i)$ 。若出现  $Fit(x_i) > g_{best}(x_i)$  情况,说明  $Fit(x_i)$  可以替换掉  $g_{best}(x_i)$ 。

⑥更新粒子位置  $x_i$  和速度  $v_i$ 。

⑦若满足终止条件,则获得优化后的 SVM 参数  $c$  与  $g$ 。不满足返回步骤②。

⑧比较预测结果与真值的吻合度及相对误差,及时调整 PSO 的主要参数,直到得到一个较优 SVM 预测模型。

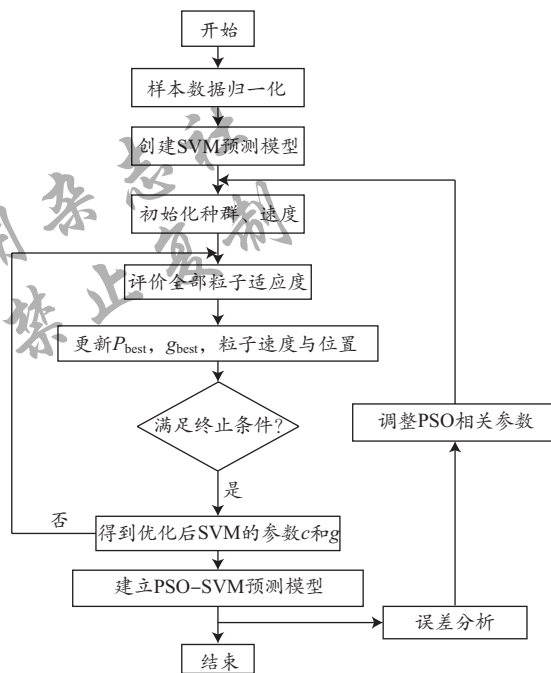


图5 PSO-SVM 流程图

#### 3.3 PSO-SVM 与 SVM, BP 神经网络预测结果对比分析

为了体现 PSO-SVM 网络预测模型优越性,将应用较为广泛的 BP 神经网络预测模型与之对比,创建 BP 神经网络预测模型, BP 神经网络预测模型隐含层节点数目设为 13(多次实验得到),隐含层的激励函数选为“logsig”函数。将表 2 前 20 组数据作为训练样本训练 SVM, BP 与 PSO-SVM 预测模型,最后 5 组样本 (对应编号为 1,2,3,4,5) 作为测试集检测训练效果。通过 Matlab 得到如图 6 所示的翘曲变形量及体积收缩率的测试集真值 (表 2 的值) 与 SVM, BP 及 PSO-SVM 预测值的吻合度,以及图 7 所示的 SVM, BP 与 PSO-SVM 预测相对误差。通过图 6 和图 7 看到, PSO-SVM 神经网络预

测值与真实值吻合度很高,高于 SVM 与 BP 神经网络预测模型,预测精度较高,且 PSO-SVM 神经网络翘曲变形量预测相对误差最大为 4.976%、体积收缩率预测相对误差最大为 2.218%, PSO-SVM 神经网络

预测性能较优。可以用于塑件翘曲变形量和体积收缩率的预测,有较高预测精度及效率。

#### 4 结论

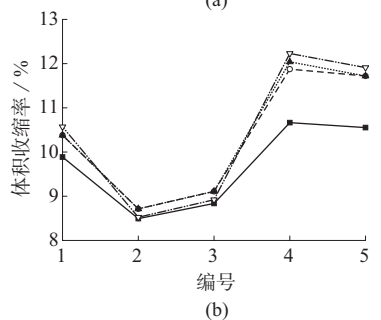
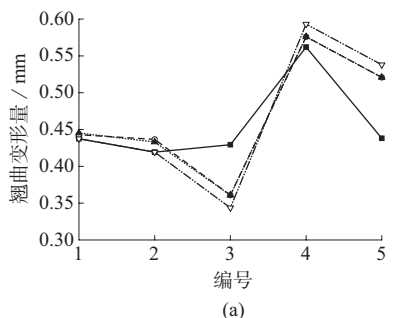
(1) 对影响塑件翘曲变形量及体积收缩率的相应工艺参数进行正交实验设计,通过 Moldflow 进行模拟分析,发现最小翘曲变形量为第 5 组工艺参数的 0.249 7 mm,最小体积收缩率为第 1 组工艺参数的 8.431%。

(2) 采用灰色关联分析得到翘曲变形量及体积收缩率的灰色关联度,对灰色关联度进行极差分析,以此来评价工艺参数对综合目标(翘曲变形量及体积收缩率)的影响程度,得到的影响程度顺序为:保压时间>注塑时间>模具温度>熔体温度>保压压力>冷却时间。同时根据灰色关联度极差分析结果得到最优工艺参数组合为模具温度 40℃、熔体温度 260℃、保压压力 80 MPa、保压时间 8 s、注塑时间 0.2 s、冷却时间 15 s。灰色关联分析优化后的翘曲变形量相对于正交实验水平下最小翘曲变形量降低了 11.8%,体积收缩率相对于正交实验水平下最小体积收缩率降低了 5.9%。验证了灰色关联分析法可靠性。

(3) 利用 PSO 寻找 SVM 预测模型最优的  $c$  和  $g$  参数,得到 PSO-SVM 翘曲变形量及体积收缩率预测系统,通过比较分析 BP, SVM 与 PSO-SVM 神经网络预测效果,发现 PSO-SVM 神经网络预测系统预测精度及稳定性较高,可用于塑件总翘曲变形量及体积收缩率的预测,为相关工艺人员调整和优化注塑工艺参数提供指导。

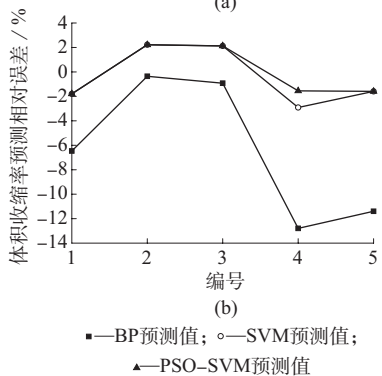
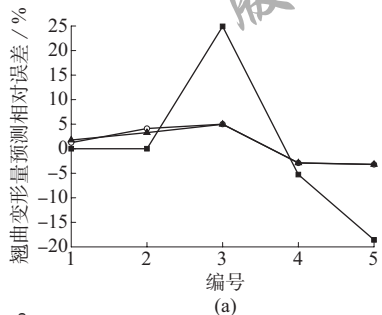
#### 参考文献

- [1] 覃清仪,范希营,曹艳丽,等.基于正交试验的注塑成型质量多目标影响因素研究[J].塑料科技,2020,48(10):17-20.  
Qin Qingyi, Fan Xiyang, Cao Yanli, et al. Research on multi-objective influencing factors of injection molding quality based on orthogonal experiment[J]. Plastics Science and Technology, 2020, 48(10):17-20.
- [2] 娄淑梅,陈志远,殷文英,等.基于正交试验的高压固定板注塑工艺优化[J].塑料科技,2020,48(7):106-109.  
Lou Shumei, Chen Zhiyuan, Yin Wenying, et al. Optimization of injection molding process of high-pressure fixed plate based on orthogonal experiment[J]. Plastics Science and Technology, 2020, 48(7):106-109.
- [3] 郑尧刚,翟豪瑞,熊新,等.基于 Moldex3D 和灰色关联理论在空气滤清器上壳的工艺优化[J].工程塑料应用,2018,46(10):72-75,85.  
Zheng Yaogang, Zhai Haorui, Xiong Xin, et al. Process



编号 1,2,3,4,5 分别对应表 2 中最后 5 组样本 21#, 22#, 23#, 24#, 25#  
a—翘曲变形量; b—体积收缩率

图 6 测试集真值与 BP, SVM, PSO-SVM 预测值对比



编号 1,2,3,4,5 分别对应表 2 中最后 5 组样本 21#, 22#, 23#, 24#, 25#  
a—翘曲变形量; b—体积收缩率

图 7 BP, SVM 与 PSO-SVM 预测相对误差

- optimization of air filter upper shell based on Moldex3D analysis and grey relational theory[J]. *Engineering Plastics Application*, 2018,46(10):72-75,85.
- [4] 刘军辉,梁国栋.基于收缩平衡的精密注塑产品翘曲优化方法[J]. *塑料*,2020,49(3):62-65.
- Liu Junhui, Liang Guodong. Warpage optimization method of precision injection product based on shrinkage balance[J]. *Plastics*, 2020,49(3):62-65.
- [5] Kitayama S, Tamada K, Takano M, et al. Numerical and experimental investigation on process parameters optimization in plastic injection molding for weldlines reduction and clamping force minimization[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*,2018,97:2 087-2 098.
- [6] Heidari B S, Davachi S M, Moghaddam A H, et al. Optimization simulated injection molding process for ultrahigh molecular weight polyethylene nanocomposite hip liner using response surface methodology and simulation of mechanical behavior[J]. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*,2018,81:95-105.
- [7] 李保华,张亚军,金志明.注塑压缩成型工艺参数对塑料透镜体积收缩率的影响[J]. *塑料科技*,2018,46(7):92-96.
- Li Baohua, Zhang Yajun, Jin Zhiming. Effect of injection compression molding parameters on volume shrinkage of plastic lens[J]. *Plastics Science and Technology*,2018,46(7):92-96.
- [8] 张鲁滨,黄海松,姚立国.基于BP神经网络和MIV算法的注塑件工艺参数优化研究[J]. *塑料科技*,2018,46(12):94-99.
- Zhang Lubin, Huang Haisong, Yao Ligu. Research on optimization of injection molding process parameters based on BP neural network and MIV algorithm[J]. *Plastics Science and Technology*,2018,46(12):94-99.
- [9] 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 parameters of long glass fiber reinforced polypropylene[J]. *Plastics*,2020,49(3):85-89.
- [10] 孙首群,张书魁,黄梅仙.基于信噪比及灰关联度的注塑工艺参数优化[J]. *塑性工程学报*,2016,23(1):141-145.
- Sun Shouqun, Zhang Shukui, Huang Meixian. Optimization of injection molding process parameters based on signal-to-noise ratio and gray relational grade[J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2016,23(1):141-145.
- [11] 杨凡雨,刘黎明,袁承程.湖南省粮食产量波动的影响因素分析及预测[J]. *中国农学通报*,2020,36(29):153-160.
- Yang Fanyu, Liu Liming, Yuan Chengcheng. Influencing factors of grain production fluctuation in Hunan province:Analysis and prediction[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*,2020,36(29):153-160.
- [12] 李诚诚,李刚.煤炭企业技术创新影响因素灰色关联分析[J]. *中国煤炭*,2020,46(10):30-34.
- Li Chengcheng, Li Gang. Grey relational analysis of influencing factors of technological innovation in coal enterprises[J]. *China Coal*,2020,46(10):30-34.
- [13] 谢晖,陈佳求,程威,等.面向材料特性的QP钢部件综合性能分析与优化设计[J]. *塑性工程学报*,2020,27(4):53-60.
- Xie Hui, Chen Jiaqiu, Cheng Wei, et al. Analysis and optimization design of QP steel components for comprehensive performance of material properties[J]. *Journal of Plasticity Engineering*,2020,27(4):53-60.
- [14] 何平,罗萌,韩欣玉,等.基于 PSO-SVM 模型的 Cu CMP 抛光液组分优化[J]. *微电子学*,2020,50(5):694-698.
- He Ping, Luo Meng, Han Xinyu, et al. Optimization of Cu CMP polishing slurry component proportioning based on PSO-SVM algorithm[J]. *Microelectronics*,2020,50(5):694-698.
- [15] 郝柯羨.基于 PSO-SVM 的电子商务移动支付风险预测[J]. *电子设计工程*,2020,28(15):79-82,87.
- Hao Kexian. E-commerce mobile payment risk prediction based on PSO-SVM[J]. *Electronic Design Engineering*,2020,28(15):79-82,87.
- [16] 徐文兵,王国河,王生,等.基于 PSO-SVM 算法的乐昌峡鹅公带滑坡体位移预测模型[J]. *中山大学学报:自然科学版*,2020,59(5):57-65.
- Xu Wenbing, Wang Guohe, Wang Sheng, et al. Displacement prediction model of Egongdai landslide in Lechangxia based on PSO-SVM algorithms[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*,2020,59(5):57-65.