

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2018.03.013

基于 BP 神经网络和遗传算法的机箱壳 注塑工艺参数多目标优化

郝彦琴^{1,2}, 龙春光²

(1. 怀化职业技术学院, 湖南怀化 418000; 2. 长沙理工大学, 长沙 410000)

摘要:以注射成型机箱壳为例,构建制品 CAE 分析模型,运用 Moldflow 仿真分析,预测制品缺陷,并选定了优化因素与指标;运用 Taguchi 试验法和 CAE 仿真获得数据样本,通过模糊加权综合评分将多目标问题转化为单目标优化;建立了 BP 神经网络集预测模型,映射了工艺参数与质量指标的非线性关系;采纳遗传算法进行全局寻优,得到试验范围内的最优工艺参数:模具温度为 66.3℃,熔体温度为 227℃,填充时间为 4.6 s,保压压力为填充压力的 109%,保压时间为 10.2 s,冷却时间为 22.7 s。对优化结果进行 CAE 分析验证,结果表明,神经网络预测结果与 CAE 模流分析结果相近,实现了制品质量指标的多目标优化。该优化设计方法能有效提高制品质量,缩短生产周期。

关键词: Moldflow 分析; Taguchi 试验法; BP 神经网络; 遗传算法; 多目标优化; 注塑工艺

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2018)03-0069-07

Multiple Objective Optimization of Injection Molding Parameters for Chassis Shell Based on BP Neural Network and Genetic Algorithm

Hao Yanqin^{1,2}, Long Chunguang²

(1. Huaihua Vocational and Technical College, Huaihua 418000, China;

2. Changsha University of Science & Technology, Changsha 410000, China)

Abstract : Taking the chassis shell as an example, the product CAE analysis model was built, and the Moldflow software was used to analysis the product defect, and the optimized factors and indicators were selected. The data samples was obtained from using Taguchi test analysis and CAE simulation, through fuzzy comprehensive quality weighted evaluation analysis it would be useful to effectively resolve that the multi-objective problem was transformed into the single objective optimization problem. The BP neural network prediction model was established, mapping the nonlinear relationship of the process parameters and the quality index. Adopted the genetic algorithm for global optimization, the optimal process parameters within the test scope are as follow : mold temperature is 66.3℃, melt temperature is 227℃, filling time is 4.6 s, holding pressure is 109% of the filling pressure, holding time is 10.2 s, cooling time is 22.7 s. The optimization results were verified by CAE analysis, the results show that the prediction results of neural network are similar to the analysis of CAE software Moldflow, and the multi-objective optimization for the products quality indicators are achieved. The optimization design method can improve the quality of products and shorten the production cycle.

Keywords : Moldflow analysis ; Taguchi test ; BP neural network ; genetic algorithm ; multi-objective optimization ; injection molding process

随着塑料制品更新换代的加快及对质量要求的日益提高,生产的经验优势逐步减弱。优化注塑工艺参数可以克服一系列塑料制品质量缺陷,采用合理的试验设计方法和 CAE 数值仿真技术^[1-3],可

以代替反复试模,能够在无实体条件下模拟试验,预测制品的收缩、翘曲变形等质量缺陷^[3-5],分析工艺条件对制品质量的影响,有助于优选成型工艺参数,但只能以较少的试验次数得到试验范围内较优的工

基金项目: 湖南省教育厅资助项目 (17C1293)

通讯作者: 郝彦琴,硕士,副教授,研究方向为材料成型与控制 E-mail: 1047669833@qq.com

收稿日期: 2017-12-20

引用格式: 郝彦琴,龙春光. 基于 BP 神经网络和遗传算法的机箱壳注塑工艺参数多目标优化 [J]. 工程塑料应用, 2018, 46(3):69-75, 111.

Hao Yanqin, Long Chunguang. Multiple objective optimization of injection molding parameters for chassis shell based on BP neural network and Genetic algorithm[J]. Engineering Plastics Application, 2018, 46(3):69-75, 111.

艺参数组合,难以实现全局意义上的最优。由于工艺参数对产品质量指标具有非线性动态影响,而且各因素与多个质量指标间没有精确的数学模型,所以优化注塑工艺配置、实现产品质量控制是研究难点。近年来,利用人工神经网络^[4-8]和遗传算法相结合的智能优化技术日趋成熟。笔者以机箱壳为研究对象,综合运用 CAE 数值模拟仿真、Taguchi 试验设计方法、BP 人工神经网络与遗传算法全局寻优的智能优化技术^[6-12],解决实际生产中注射成型的多质量目标控制和工艺参数优化问题。

1 机箱壳的工艺分析

机箱壳的三维模型如图 1 所示,该塑料件外形尺寸为 296 mm×270 mm×345 mm,平均壁厚为 3 mm,最小壁厚为 0.6 mm。其结构特征较多,形状复杂,塑料件中央空心,4 个侧面均有侧凹与侧孔,注射成型时需要侧抽芯动作。注塑后塑料件主要质量问题是中空尺寸变形大,配套安装的机箱钣金外壳与之配合率不高。

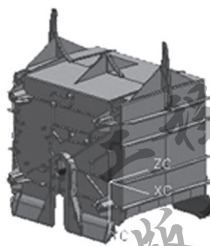


图 1 机箱壳三维模型

机箱壳塑料件所用材料选用牌号为 Techno ABS F7850 的丙烯腈-丁二烯-苯乙烯塑料(ABS),其低温抗冲击性、耐热性等性能优良,且易加工,制品尺寸稳定,表面光泽性好,易着色。

2 塑料件 CAE 分析

2.1 有限元分析前处理

使用 CAD doctor 对机箱壳三维模型进行修复与简化,再将其以 .udm 格式导入 Moldflow Insight 中,做 CAE 分析。塑料件网格模型如图 2 所示,有限元模型基本数据为:采用 fusion(表面网格)类型,通过自动修复、手工修复后,统计网格单元数为 61 666 个,节点数为 30 820 个,最大纵横比为 9.835,平均纵横比为 2.316,匹配率为 91.4%,满足分析要求。

2.2 浇口位置分析

该塑料件模具采用热流道结构,最佳浇口位置位于图 3 所示机箱壳正面深色区域,最佳浇口位置为节点 N35003616 处,结合塑料件的相关结构特点与实际使用要求,确定使用直浇口。

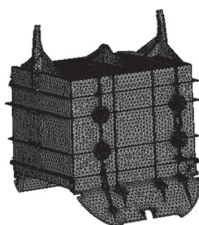


图 2 网格模型

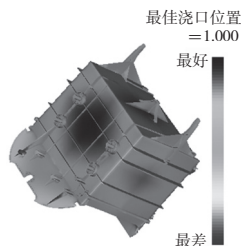
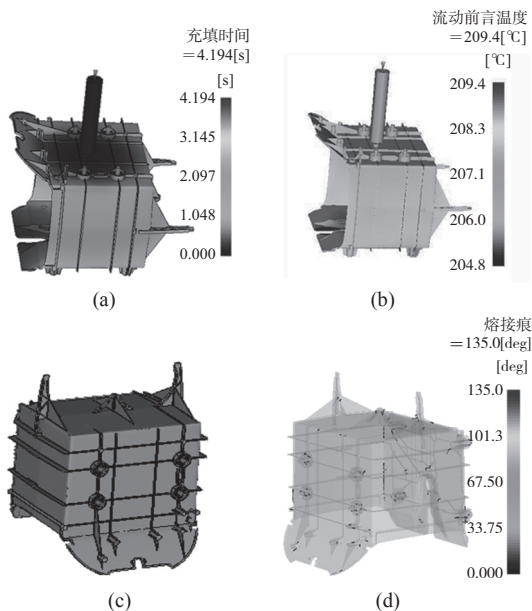


图 3 最佳浇口位置

2.3 流动分析

相关参数设定:材料为 ABS(牌号 Techno ABS F7850),推荐模温为 50℃,料温为 205℃,允许最大剪切应力为 0.3 MPa,允许最大剪切速率为 50 000 s⁻¹。经 Moldflow<成型窗口>运行分析,将获取的填充参数输入<充填>分析,设置充填工艺条件:模具表面温度为 45.6℃,熔体温度为 209.8℃,注射时间为 4.230 s,速度/压力切换方式:自动切换,保压控制方式:充填压力与时间^[11],图 4 为充填分析结果。



a—充填时间;b—流动前沿温度;c—气穴;d—熔接痕

图 4 充填分析结果

由图 4 可以看出,充填时间为 4.194 s;流动前沿的温差较小,温度差异为 4.6℃,利于后续保压;气穴主要出现在机箱壳内表面及边缘位置;熔接痕

位于特征孔周边及零件角落处,虽数量稍多,但是熔接痕长度很短,且基本为水平熔接痕,且远离对塑料件外观和强度敏感的位置,其外观影响较小。综上所述,浇注系统所开设浇口位置与尺寸合理,设计方案可行;至于气穴、熔接痕等缺陷,可通过提高熔体温度来解决。

2.4 翘曲分析

在冷却系统建模过程中,运行 CAE 分析,逐步对冷却系统的设计作出调整,在冷却和流动分析优化完成之后,对产品做进一步的翘曲变形分析。翘曲变形会影响塑料件的尺寸精度与形位精度,甚至会影响塑料件的可装配性。翘曲变形是不均匀的内部应力导致的塑料件缺陷,它与模具结构、塑料件材料与模具冷却及注射成型参数等因素的相互影响有关。模流分析中的 Warp 功能将翘曲产生原因分成收缩不均匀、冷却不均匀、取向不一致,可以通过分析各种原因引发的变形量,进一步为优化设计提供数据依据。

采用翘曲分析方式:充填+流动+冷却+翘曲,图 5 为翘曲总变形的分析结果,可以看出,塑料件的最大翘曲变形量是 1.640 mm,不能满足对塑料件的精度要求,有待进一步改善。

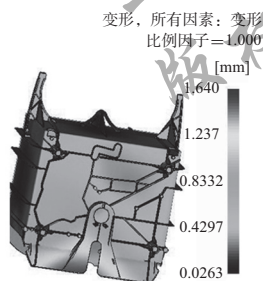
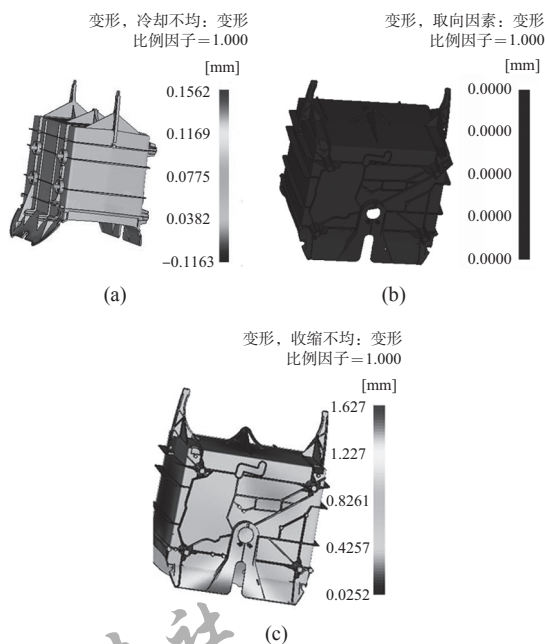


图 5 所有方向上的翘曲变形

分析影响翘曲的因素,各因素对翘曲变形影响云图如图 6 所示。由图 6 可知,由冷却不均匀引起的最大翘曲变形量为 0.1562 mm,结果表明,冷却较均匀,对冷却系统无需先进行调整;因分子取向不一致引起的翘曲接近 0 mm,注塑材料无纤维填充物,故无分子取向;由收缩不均匀引起的翘曲变形量最大,为 1.627 mm,因此该翘曲变形的主要影响因素是收缩不均匀,翘曲变形有待进一步改善。

3 基于 Taguchi 法的注射成型仿真试验

当注塑材料、模具结构相同的情况下,压力和温度历史对制品的不均匀收缩起主要决定作用,所以要明确成型工艺对塑料件翘曲变形的影响规律,才能合理选取工艺参数,以改善翘曲变形。



a—冷却不均匀; b—分子取向不一致; c—收缩不均匀

图 6 各因素对翘曲变形影响云图

3.1 试验目标确定

机箱壳属于薄壳塑料件,厚薄不均,易产生明显的翘曲变形,且一些安装部位有较高的装配要求。注射成型时,体积收缩率的非均匀性是引起型腔中的制品产生翘曲的主要原因;缩痕指数能体现制品的表面质量。考虑塑料件的结构特点与质量要求,选择体积收缩率最大值与最小值的差值(简称体积收缩率极值差)、平均体积收缩率、缩痕指数和翘曲变形量 4 个优化指标,它们能综合体现塑料件的表面质量及尺寸精度等,这 4 个指标的变形量值越小,说明制品质量越好。

3.2 因素水平表制定

为寻求较好的工艺组合,通过试验找出对各指标有较大影响的主要因素,以此作为工艺参数调整的依据。选定 6 个独立的工艺因素:模具温度、熔体温度、填充时间、保压压力、保压时间、冷却时间作为考察变量,在材料的各工艺取值范围内,各因素取 5 个水平值,制定的因素水平表见表 1^[3,10]。

表 1 因素水平表

水平	因素					
	模具温度 (A)/℃	熔体温度 (B)/℃	填充时间 (C)/s	保压压力 (D)/MPa	保压时间 (E)/s	冷却时间 (F)/s
1	50	205	4.0	100	5	15
2	60	215	4.2	90	7	20
3	70	225	4.4	80	9	25
4	80	235	4.6	70	11	30
5	90	245	4.8	60	13	35

3.3 正交试验结果

该试验为 6 因素 5 水平试验,故选择 $L_{25}(5^6)$ 正

交试验表。通过查看 Moldflow 分析日志,从注塑保压阶段结束后的分析结果中采集体积收缩率极值差、平均体积收缩率和缩痕指数 3 个指标的相关试验数据,从 warp 变形分布图采集最大变形值为翘曲变形量,正交试验结果列于表 2。

3.4 试验分析

为了寻找工艺因素的变化对质量指标的影响规律,明确各工艺因素的影响效应,按式 (1) 计算信

噪比 η :

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

式中: n ——总试验次数;

y_i ——第 i 次试验结果。

采用极差分析法,获得各因素在不同水平上的

计算均值 K_i 值, $i=1,2,3,4,5$, 构造均值极差分析表, 结果分别见表 3、表 4、表 5、表 6。

表 2 因素 5 水平正交试验结果

试验 序号	因素参数设置						试验结果				综合评分
	A	B	C	D	E	F	体积收缩率 极值差 / %	平均体积 收缩率 / %	缩痕指数 / %	翘曲变形量 / mm	
1	1	1	1	1	1	1	5.9205	2.0768	2.6859	1.5421	71.7672
2	1	2	2	2	2	2	6.3865	2.6543	3.6068	1.5676	58.3140
3	1	3	3	3	3	3	6.7560	3.1756	4.3246	1.5735	46.1329
4	1	4	4	4	4	4	7.2380	3.2748	4.9257	1.5726	34.1489
5	1	5	5	5	5	5	7.6525	4.0135	5.3948	1.5614	27.3741
6	2	1	2	3	4	5	6.2137	2.6495	3.5949	1.6035	53.5936
7	2	2	3	4	5	1	6.5343	3.4834	4.3556	1.6102	41.4789
8	2	3	4	5	1	2	7.0134	4.0135	4.9548	1.6012	31.9359
9	2	4	5	1	2	3	6.4158	2.0669	3.6856	1.4909	68.3860
10	2	5	1	2	3	4	7.6410	4.1602	5.5861	1.5497	27.4215
11	3	1	3	5	2	4	6.6426	4.0126	4.6843	1.6572	32.5987
12	3	2	4	1	3	5	6.0059	2.0812	2.9689	1.4971	72.2519
13	3	3	5	2	4	1	6.1217	2.6310	3.6289	1.5057	65.9395
14	3	4	1	3	5	2	7.0165	4.0629	5.1785	1.5637	33.4853
15	3	5	2	4	1	3	7.3942	4.5025	5.6872	1.5578	27.0187
16	4	1	4	2	5	3	6.0289	2.1165	3.1995	1.5269	68.1813
17	4	2	5	3	1	4	6.1823	3.0024	3.7982	1.5461	58.4917
18	4	3	1	4	2	5	6.6562	4.1687	4.9586	1.6019	34.8215
19	4	4	2	5	3	1	7.0983	4.6528	5.6043	1.5948	26.6217
20	4	5	3	1	4	2	6.5982	3.4692	4.6184	1.4869	53.5976
21	5	1	5	4	3	2	6.3260	3.5467	4.2193	1.5965	46.1529
22	5	2	1	5	4	3	6.3861	4.4530	4.8489	1.6241	33.7956
23	5	3	2	1	5	4	6.1322	2.8987	3.7096	1.4675	65.3989
24	5	4	3	2	1	5	6.3701	3.5102	4.4197	1.5021	54.6985
25	5	5	4	3	2	1	6.6503	4.0503	5.0497	1.5235	46.0496

表 3 体积收缩率极值差极差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F
K_1	16.6034	15.8778	16.5132	15.8554	16.4615	16.3128
K_2	16.5725	15.9815	16.5608	16.2324	16.3019	16.4711
K_3	16.4112	16.2876	16.3460	16.4162	16.7087	16.3658
K_4	16.4017	16.8149	16.3267	16.2722	16.2581	16.5630
K_5	16.0570	17.0840	16.2813	16.9621	16.4468	16.3338
极差	0.5464	1.2062	0.2795	1.1067	0.4506	0.2502
排序	3	1	5	2	4	6

表 4 平均体积收缩率极差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F
K_1	9.4462	8.8776	11.2559	7.8197	10.3903	10.2184
K_2	10.0122	9.6413	10.5279	9.3374	10.2806	10.9053
K_3	10.4161	10.9724	10.9325	10.4749	10.6269	9.7795
K_4	10.5240	10.6108	9.4798	11.5218	10.1890	8.7155
K_5	11.2607	12.0937	9.4634	12.505	10.1734	10.0411
极差	1.8145	3.2161	1.7925	4.6859	0.4535	2.1898
排序	1	2	5	1	6	3

表 5 缩痕指数极差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F
K_1	12.185 8	11.142 9	13.085 7	10.808 7	12.416 0	12.311 5
K_2	12.814 2	11.736 2	12.742 7	11.953 3	12.764 5	13.024 9
K_3	12.688 7	12.622 8	13.021 5	12.747 6	12.917 8	12.592 4
K_4	12.771 2	13.467 8	12.267 4	13.628 0	12.632 4	13.037 0
K_5	12.908 2	14.399 2	12.251 7	12.127 3	12.638 4	12.403 0
极差	0.722 4	3.256 3	0.834 0	2.819 3	0.501 8	0.725 5
排序	5	1	3	2	6	4

表 6 翘曲变形量极差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F
K_1	3.882 6	3.993 0	3.928 1	3.512 5	3.813 8	3.823 7
K_2	3.920 6	3.885 6	3.858 2	3.705 0	3.887 8	3.877 2
K_4	3.830 3	3.810 7	3.893 0	3.863 3	3.872 9	3.806 5
K_4	3.810 7	3.785 0	3.761 9	4.015 6	3.826 4	3.852 6
K_5	3.747 5	3.717 3	3.750 3	4.095 1	3.790 6	3.831 5
极差	0.178 5	0.275 7	0.177 8	0.582 6	0.097 2	0.070 7
排序	3	2	4	1	5	6

(1) 由表 3 可以看出,影响体积收缩率极值差最大的影响因素是熔体温度,其次是保压压力,然后依次模具温度、保压时间和填充时间,冷却时间影响最小。可通过降低熔体温度、增大保压压力、提高模具温度来减少体积收缩量;

(2) 由表 4 可以看出,影响平均体积收缩率最大的影响因素是保压压力,其次依次是熔体温度、冷却时间、模具温度和填充时间,保压时间的影响最小。可通过增大保压压力,适当降低熔体温度和模具温度、合理延长冷却时间来降低平均体积收缩率。

(3) 由表 5 可以看出,影响缩痕指数最大的影响因素是熔体温度和保压压力,其次是填充时间,冷却时间和模具温度的影响相当,影响最小的是保压时间。可采取降低熔体温度、增加保压压力、适当提高

填充时间来减少缩痕。

(4) 由表 6 可以看出,影响翘曲变形量最大的影响因素是保压压力,其次依次是熔体温度、模具温度及填充时间,保压时间和冷却时间影响最小。可通过增大保压压力,提升熔体温度与模具温度、延长填充时间来减少翘曲。

对于 4 个质量指标,都可以通过提高保压压力来改善,而其它因素对各质量指标的影响效果不一致,因此需要建立一个综合评判方法,使得各质量指标都尽可能好。对每次试验的各指标结果进行模糊加权综合评分,获得的综合评分值列于表 2,其极差分析结果列于表 7。通过对多指标的模糊加权综合处理,可实现多目标转化为单目标,以便进一步综合优化。

表 7 综合评分极差分析结果

项目	A	B	C	D	E	F
K_1	45.5472	54.4587	40.2582	66.2803	48.7824	50.3706
K_2	44.5632	52.8664	46.1894	55.0373	48.0340	44.7728
K_4	46.2588	48.8457	45.7013	47.5506	43.7174	48.7029
K_4	48.3428	43.4681	50.5135	36.7242	48.2150	43.6121
K_5	49.2132	36.2923	53.2688	30.4652	47.1837	48.5479
极差	4.65	18.1664	13.0106	35.8151	5.065	6.7585
排序	6	2	3	1	5	4

分析表 7 可以得出,综合评分值最高的因素水平组合为: $A_5B_1C_5D_1E_1F_1$,它也是能够使各质量指标尽可能好的工艺参数组合,将这组工艺参数组合带入 Moldflow 中模拟验证,获得的体积收缩率极值差为 5.189 7%,平均体积收缩率为 1.026 4%,缩痕指数为 2.037 2%,翘曲变形量为 1.013 2 mm,综合评分为 82.572 6;与表 2 中的正交试验数据相比,其质量指标均优于正交试验结果,且有明显改善,可见

Taguchi 试验的分析结果可以对工艺参数配置起到很好的指导作用。

4 预测注塑制品质量的 BP 神经网络模型的建立

4.1 神经网络结构

采用三层网络,神经网络的输入选择各工艺参数,神经网络的输出选择各质量指标,建立关系模型;由 Taguchi 试验、Moldflow 分析获取神经网络训练、测试数据,且网络训练之前,对输入数据归一

化处理,以加快训练网络的收敛性。

确定的神经网络模型函数见式(2):

$$F(x) = f_2[\omega_2 \times f_1(\omega_1 \times x + b_1) + b_2] \quad (2)$$

式中: f_1, f_2 ——分别是隐含层和输出层的传递函数,即 S 型函数和线性变换函数;

ω_1, ω_2 ——分别是输入层对应隐含层的连接权值矩阵和隐含层对应输出层的连接权值矩阵;

b_1, b_2 ——分别是隐含层神经元的阈值向量和输出层神经元的阈值向量^[12]。

4.2 设定试验方案

所建 BP 神经网络包含了输入层神经元个数 6 个、输出层神经元个数 4 个,选取隐含层的神经元个数范围为 4~14 个。为明确神经元个数对 BP 神经网络预测能力与学习记忆能力产生的影响效果,基于 Matlab 平台编制了神经网络循环程序,其中神经元个数由 1 逐次递增为 20,主要用 L-M 算法(trainlm)进行神经网络学习。

将 6 因素 5 水平正交试验结果作为训练样本,另选 15 组工艺参数进行 Moldflow 分析,作为测试样本,对训练完成的 BP 神经网络进行泛化能力测试,其中 8 组工艺参数值在原正交试验因素水平设置中出现过,但是不含在原正交试验方案设计的组合中,另 7 组工艺参数值没有在原正交试验中设置过。

4.3 神经网络试验结果

神经网络是一种基于梯度法的局部寻优算法,当目标函数在权值空间存在许多局部极小值时,梯度搜索会陷入局部极小值,重置初始权值再次搜索,始终不能保证得到全局最优权值。而遗传算法是群体寻优,搜索过程不会收敛于局部,易找到全局最优解或性能很好的次优解,故用遗传算法来优化神经网络权值。

对比训练好的神经网络模型的预测值和试验值,误差值小于 1.06×10^{-5} ,两者基本相吻合,验证了选定的神经网络经训练后具有较高的可靠性与准确性,可以用于预测。

4.4 构建神经网络集

神经网络集运算代价较小,而且提高网络系统泛化能力的效果显著,它是由多个神经网络共同解决同一个问题,神经网络集的输出是由构成神经网络集的各神经网络对同一输入示例下的输出共同决定^[3]。

选择用简单平均构造法建立神经网络集,其相应输出就是构成网络集的各个子网络输出值总和的平均值,其子网络权值的设置为:由 n 个子网络构成神经网络集,子网络权值(λ_i)为 $\lambda_i = 1/n$ 。经运算后,选择 8 个测试集误差平方和较小的网络建立神经网络集,该神经网络集的测试集误差平方和小于各子网络,说明很大程度上提高了该网络集的泛化能力,且很好地拟合了输入(工艺参数变量)与输出(质量指标)的模糊函数关系。

5 遗传算法全局寻优

结合优化理论,且对指标进行模糊处理,得到的优化模型可表示为:

$$\text{决策变量: } X = [X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 X_6]^T \quad (3)$$

$$Y_{\max} = \max \left\{ \sum_{i=1}^4 b_i u_i(Y_i) \right\} = \max \left\{ \sum_{i=1}^4 b_i u_i[F_i(X)] \right\} \quad (4)$$

约束条件:

$$X_{ql} \leq X_q \leq X_{qm}, \text{ 其中, } q = 1, 2, 3, 4, 5, 6$$

式中: $X = [X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 X_6]^T$ ——工艺变量矩阵;

$F_i(X)$ ——工艺变量关于第 i 个指标 Y_i 的近似计算式;

b_i ——第 i 个指标 Y_i 的权重;

$u_i(Y_i)$ ——第 i 个指标 Y_i 的模糊映射;

X_{ql}, X_{qm} ——第 q 个工艺参数变量对应的约束下限、约束上限^[10]。

遗传算法优化模型的具体求解过程如图 7 所示。

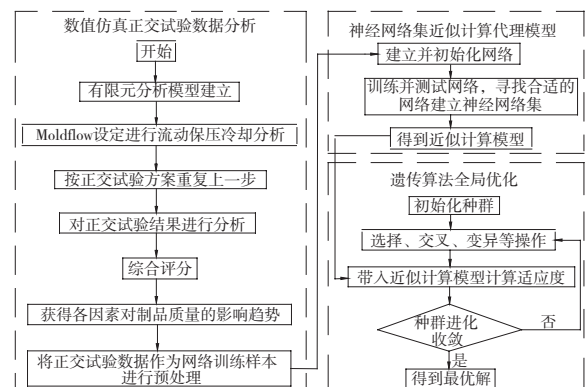


图7 遗传算法优化模型求解过程

5.1 遗传算法实现目标优化

结合 BP 神经网络集计算模型,在 Matlab 平台编程序,应用遗传算法,初始种群数设置为 200,

进行700代遗传操作进化,经全局寻优选出最优成型工艺参数:模具温度为66.3℃,熔体温度为227℃,填充时间为4.6 s,保压压力为填充压力的109%,保压时间为10.2 s,冷却时间为22.7 s。映射的4个考核目标结果列于表8。

表8 优化结果对比

项目	体积收缩率极值差/%	平均体积收缩率/%	缩痕指数/%	翘曲变形量/mm	综合评分
神经网络集代理模型遗传算法优化预测值	4.9872	0.8613	1.3768	0.8312	93.5686
Moldflow数值模拟验证值	5.1013	0.9572	1.5628	0.8507	91.7895
正交试验分析最优值	5.1897	1.0264	2.0372	1.0132	82.5726

5.2 模流分析验证最优组合

对上述遗传算法全局寻优获得的6个最优工艺参数组合进行验证,运行Moldflow得出4个质量考核目标结果列于表8。其翘曲变形结果如图8所示,可知该最优工艺组合下的翘曲变形验证值0.8507较之初始分析翘曲变形值1.640 mm降低了约48%,质量有大幅度的改善。

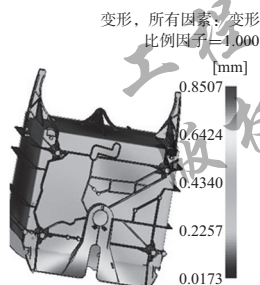


图8 优化后所有方向上的翘曲变形

5.3 质量指标的结果对比与分析

Moldflow验证试验的质量指标结果与遗传算法优化结果两者很接近,存在偏差的原因有以下几点:(1)训练样本数量过少;(2)受模拟分析本身运行精度限制;(3)在转换过程中,计算数据的舍入会造成精度下降等。而模拟验证的各质量指标结果比正交试验最优分析值有明显改善,Moldflow模拟验证翘曲变形值为0.8507 mm,已完全达到塑料件翘曲变形控制范围(0.85~1.01 mm),结果表明,建立的遗传算法优化模型合理可行。

6 结论

以机箱壳注射成型为例,通过综合运用Moldflow仿真分析、Taguchi正交试验法、BP神经网络、遗传优化算法实现了机箱壳塑料件注射成型工艺参数的多目标优化。用数值仿真正交试验获得

的样本数据进行极差分析和模糊加权综合质量评分分析,解决了多质量指标冲突,实现多目标分析向单目标控制转化。通过建立可预测塑料件质量的神经网络集代理模型,映射了成型工艺参数与塑料件质量指标的非线性关系。遗传优化算法将成型工艺作为变量,评价函数是模糊加权综合质量评分函数,经全局寻优,得到了塑料件多质量指标下的最优工艺组合:模具温度为66.3℃,熔体温度为227℃,填充时间为4.6 s,保压压力为填充压力的109%,保压时间为10.2 s,冷却时间为22.7 s。综合评分优化值为93.5686。将正交试验优化数据与遗传算法优化模型的预测数据及Moldflow验证数据进行比较,证明了该优化设计方法的有效性与可靠性。运用CAE仿真分析、Taguchi分析、BP神经网络、遗传算法能在很大程度上减少模具成本,提高塑料件质量,缩短生产周期,具有很高的工程实用价值。

参考文献

- [1] 杨安,肖国华,韩立艳,等.汽车油封盖内螺纹脱模机构及注塑模设计[J].工程塑料应用,2015,41(4):68-72.
Yang An, Xiao Guohua, Han Liyan, et al. Design of car oil seal cover internal thread demoulding mechanism and injection mould[J]. Engineering Plastics Application, 2015, 41(4):68-72.
- [2] 吴松琪,刘斌,朱训民,等.汽车前保险杠注塑模具热流道热平衡分析及其优化设计[J].塑料工业,2015,43(12):54-59.
Wu Songqi, Liu Bin, Zhu Xunmin, et al. Thermal equilibrium analysis and optimal design for hot runners of car front bumper injection mold[J]. China Plastics Industry, 2015, 43(12):54-59.
- [3] 卫伟.注射成型工艺参数多目标优化设计[D].长沙:中南林业科技大学,2009.
Wei Wei. Multi-objective optimization design of the injection molding process parameters[D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2009.
- [4] 刘斌,孙加伟,吴盛金.基于神经网络的注塑制品表面缺陷自动识别方法的研究[J].塑料工业,2012,40(2):38-41.
Liu Bin, Sun Jiawei, Wu Shengjin. Automatic recognition of surface defect on injection product based on neural network[J]. China Plastics Industry, 2012, 40(2):38-41.
- [5] 程文博,张云,周华民,等.基于卷积神经网络的注塑制品短射缺陷识别[J].塑料工业,2015,43(7):31-34.
Cheng Wenbo, Zhang Yun, Zhou Huamin, et al. The short shot defect recognition of injection molded plastics based on convolution neural network[J]. China Plastics Industry, 2015, 43(7):31-34.
- [6] 王善凯,李晶,胡激涛,等.基于Moldflow汽车配件注塑工艺参数优化[J].西安工程大学学报,2015,29(6):692-697.
Wang Shankai, Li Jing, Hu Jitao, et al. Parameter optimization for auto part's injection process based on Moldflow[J]. Journal of

- direct methanol fuel cell[J]. *Journal of Nanomaterials*, 2015, doi:10.1155/2015/690965.
- [3] Roche E J, Pineri M, Duplessix R. Small-angle scattering studies of nafion membranes[J]. *Journal of Polymer Science Part B: Polymer Physics*, 2010, 19(1):1–11.
- [4] Yeo S C, Eisenberg A. Physical properties and supermolecular structure of perfluorinated ion-containing (Nafion) polymers[J]. *Journal of Applied Polymer Science*, 2010, 21(4):875–898.
- [5] Sanchez C, Belleville P, Popall M, et al. Applications of advanced hybrid organic–inorganic nanomaterials: From laboratory to market[J]. *Chemical Society Reviews*, 2011, 40(2):696–753.
- [6] Arges C G, Parrondo J, Johnson G, et al. Assessing the influence of different cation chemistries on ionic conductivity and alkaline stability of anion exchange membranes[J]. *Mater Chem*, 2012, 22(9), 3 733–3 744.
- [7] Lin Bencai, Qiu Lihua, Lu Jianmei, et al. Cross-linked alkaline ionic liquid-based polymer electrolytes for alkaline fuel cell applications[J]. *Chem Mater*, 2010, 22 (24):6 718–6 725.
- [8] Si Zhihong, Qiu Lihua, Dong Huilong, et al. Effects of substituents and substitution positions on alkaline stability of imidazolium cations and their corresponding anion-exchange membranes[J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2014, 6(6):4 346–4 355.
- [9] Merle G, Wessling M, Nijmeijer K. Anion exchange membranes for alkaline fuel cells: A review[J]. *Journal of Membrane Science*, 2011, 377(1–2):1–35.
- [10] Tzanetakos N, Varcoe J R, Slade R T, et al. Radiation-grafted PVDF anion exchange membrane for salt splitting[J]. *Desalination* 2005, 174 (3):257–265.
- [11] Arges C G, Parrondo J, Johnson G, et al. Assessing the influence of different cation chemistries on ionic conductivity and alkaline stability of anion exchange membranes[J]. *Journal of Materials Chemistry*, 2012, 22(9):3 733–3 744.
- [12] Marino M G, Kreuer K D. Alkaline stability of quaternary ammonium cations for alkaline fuel cell membranes and ionic liquids[J]. *Chem Sus Chem*, 2015, 8(3):513–523.
- [13] Qiao Jinli, Zhang Jing, Zhang Jian. Anion conducting poly(vinyl alcohol) / poly(diallyldimethylammonium chloride) membranes with high durable alkaline stability for polymer electrolyte membrane fuel cells[J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 237(3):1–4.
- [14] Li Nanwen, Wang Lizhu, Hickner M. Cross-linked comb-shaped anion exchange membranes with high base stability[J]. *Chemical Communications*, 2014, 50 (31):4 092–4 095.
- [15] Ge Qianqian, Ran Jin, Miao Jibin, et al. Click chemistry finds its way in constructing an ionic highway in anion-exchange membrane[J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2015, 7 (51):28 545–28 553.
- [16] Shen Kunzhi, Zhang Zhenpeng, Zhang Haibo, et al. Poly(arylene ether ketone) carrying hyperquaternized pendants: Preparation, stability and conductivity[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 287:439–447.
- [17] Li Qing, Liu Lei, Miao Qingqing, et al. A novel poly(2,6-dimethyl-1,4-phenylene oxide) with trifunctional ammonium moieties for alkaline anion exchange membranes[J]. *Chemical Communications*, 2014, 50(21):2 791–2 793.
- [18] Li Yan, Shi Yan, Mehio N, et al. More sustainable electricity generation in hot and dry fuel cells with a novel hybrid membrane of Nafion / nano-silica / hydroxyl ionic liquid[J]. *Applied Energy*, 2016, 175:451–458.

(上接第 75 页)

- Xi'an Polytechnic University, 2015, 29(6):692–697.
- [7] 李瑞娟, 黄力. 基于 BP 神经网络的汽车内饰面板注射成型工艺参数优化[J]. *塑料*, 2016, 45(3):81–85.
- Li Ruijuan, Huang Li. Optimization of injection molding process for automotive interior panel based on BP neural network[J]. *Plastics*, 2016, 45(3):81–85.
- [8] 苏瞧忠, 李志峰, 杨斌. 基于 CAE 的汽车档位手球结构优化及模具设计[J]. *工程塑料应用*, 2012, 40(3):66–68.
- Su Qiaozhong, Li Zhifeng, Yang Bin. Structure improvement and mold design of automobile gear handball based on CAE Technology[J]. *Engineering Plastics Application*, 2012, 40(3):66–68.
- [9] 宋小辉, 苏庆勇, 唐萍. 汽车空调暖风机壳体注塑模具设计[J]. *工程塑料应用*, 2012, 40(1):59–61.
- Song Xiaohui, Su Qingyong, Tang Ping. Injection mold design of shell on automobile air-condition heater unit[J]. *Engineering Plastics Application*, 2012, 40(1):59–61.
- [10] 胡泽豪, 卫伟, 刘娟, 等. 基于神经网络集的注射成型工艺参数多目标优化[J]. *中国塑料*, 2010(8):66–71.
- Hu Zehao, Wei Wei, Liu Juan, et al. Multi-objective optimization of injection molding processing parameters based on neural networks ensemble[J]. *China Plastics*, 2010(8):66–71.
- [11] 张建卿. 车用 CD 托架 CAE 注塑工艺参数优化分析[J]. *工程塑料应用*, 2016, 44(7):73–78.
- Zhang Jianqing. CAE optimization analysis of injection process parameters for automobile CD bracket[J]. *Engineering Plastics Application*, 2016, 44(7):73–78.
- [12] 赵文锋. 基于数字模拟的大型汽车零件注塑工艺优化设计[D]. 广州: 广东工业大学, 2012.
- Zhao Wenfeng. Based on the digital simulation of large automotive parts injection molding process optimization design[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2012.