

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.01.013

基于GA-BP算法的汽车前端框架翘曲变形优化及验证

林煌旭¹, 孔选², 陆将男³, 周华江³, 朱国常³, 朱浩伟³

(1. 浙大宁波理工学院机电与能源工程学院, 浙江宁波 315100; 2. 宁波华翔电子股份有限公司, 浙江宁波 315700;

3. 宁波华众汽车饰件科技有限公司, 浙江宁波 315700)

摘要: 针对车用前端框架格栅插槽处翘曲变形大造成整车装配精度差的问题, 首先通过Moldflow软件建立有限元模型分析零件初始翘曲变形量及影响参数。选定模具温度、熔体温度、保压压力、保压时间、冷却时间作为设计因素, 通过正交试验表得到工艺参数与翘曲变形量之间的映射关系并建立单目标非线性优化模型。利用GA遗传算法改良的BP神经网络进一步描述优化模型的非线性函数关系, 以适应度曲线迭代收敛预测得到最佳的BP网络模型预测工艺参数分别为: 模具温度60℃、熔体温度265℃、保压压力55 MPa、保压时间4 s、冷却时间35 s, 最大翘曲变形量为1.191 mm。最后将最优工艺参数导入Moldflow中模拟得到最大翘曲变形量为1.33 mm, 较优化前初始翘曲量2.423 mm降低了45.1%。经GA-BP算法优化后的工艺参数应用于生产制造过程, 前端框架注塑件偏差测量结果表明, 实际测量值与优化后Moldflow模拟值拟合度较高, 两者平均偏差为0.28 mm, 满足整车装配要求, 证实了GA-BP神经网络预测模型用于优化前端框架翘曲变形的可行性。

关键词: 汽车前端框架; 翘曲变形; Moldflow; 正交试验法; GA遗传算法; BP神经网络模型

中图分类号: TQ320.66 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)01-0090-08

Optimization and verification on warping deformation of automotive front-end frame based on GA-BP algorithm

LIN Huangxu¹, KONG Xuan², LU Jiangnan³, ZHOU Huajiang³, ZHU Guochang³, ZHU Haowei³

(1. The Faculty of Mechanical and Energy Engineering, Ningbo Tech University, Ningbo 315100, China; 2. Ningbo Huaxiang Group Co., Ltd.,

Ningbo 315700, China; 3. Ningbo Huazhong Plastic Products Co., Ltd., Ningbo 315700, China)

Abstract : Aiming at vehicle issue of poor assembly accuracy caused by large warping deformation of the front-end frame, the finite element model of front-end frame was established by Moldflow software to analyze the initial warping deformation of the part and its influencing parameters. Mould temperature, melt temperature, holding pressure, holding time and cooling time were selected as design factors, the mapping relationship between process parameters and warping deformation was obtained by orthogonal test table and the single-objective nonlinear optimization model was established. BP neural network improved by GA genetic algorithm was utilized to further describe the nonlinear functional relationship of the optimization model. The iterative convergent fitness curve indicates that the optimal BP network model prediction process parameters are obtained as follows: the mould temperature is 60 °C, the melt temperature is 265 °C, the holding pressure is 55 MPa, the holding time is 4 s, the cooling time is 35 s and the warping deformation is 1.191 mm. Finally, the optimal process parameters were imported into Moldflow and the simulation warpage deformation value was 1.33 mm, which was 45.1% lower than the initial warpage deformation before optimization of 2.423 mm. The process parameters optimized by GA-BP algorithm were applied to the manufacturing process. The deviation measurement results illustrate that the actual measured values fit well with the optimized Moldflow simulation value and the average deviation is 0.28 mm, which meets the requirements of vehicle assembly. The feasibility of GA-BP neural network prediction model for optimizing the warping deformation of front-end frame is verified.

Keywords : automobile front-end frame ; warpage deformation ; Moldflow ; orthogonal experiment ; GA genetic algorithm ; BP neural network

基金项目: 宁波市企业创新联合体项目(2022H005), 宁波市重点研发计划项目(2023Z022, 2023Z031), 余姚市重点研发计划项目(2023JH03010002)

通信作者: 林煌旭, 硕士, 主要研究方向为汽车智能座舱部件注塑成型与优化设计

收稿日期: 2024-11-11

引用格式: 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.

前端框架是汽车前身引擎空间各零部件的装配集成平台,起到支撑车身头部整体结构的作用,对车辆安全碰撞性能具有至关重要的影响^[1-2]。传统框架一般由钣金件焊接制造而成,工艺复杂且质量大,随着汽车座舱部件轻量化发展趋势及高强度塑性复合材料的出现,全塑前端框架得到广泛应用^[3]。

全塑前端框架在成型过程中容易产生翘曲变形量过大等质量缺陷问题,进而影响汽车部件装配精度^[4-5]。为提升注塑件品质,优化模具结构及选定合理注射工艺参数是较为可行的实施方案,有研究表明影响翘曲量更显著的因素是工艺参数^[6-7]。工程实际生产中,技术人员往往依靠人工经验试模来获取注塑成型参数,但该方法存在试验次数多、经济成本大、优化思路偏主观等特点,不符合现代化设计要求^[8],而Moldflow模流分析软件与人工智能技术的交叉应用为注塑工艺参数优化问题提供新思路。目前,已有不少研究学者引入智能算法用于指导实际生产注塑过程。王晓东等^[9]以插线板外壳上盖翘曲总量为优化指标,利用正交试验法、BP神经网络模型和遗传算法寻优得到最佳注塑工艺参数。陈忠杭等^[10]借助Moldflow软件分析塑料瓶胚的翘曲变形量,通过正交试验、极差分析、GABP神经网络模型和PSO粒子群算法寻找工艺参数最优组合以降低翘曲变形量。Guo等^[11]建立8个工艺参数与微发泡材料翘曲变形量之间的神经网络预测模型,通过拉丁超立方体抽样法收集Moldflow模拟翘曲变形量用于比较原始BP神经网络、GABP神经网络和PSOBP神经网络的性能差异,结果证实经智能算法改进后的神经网络预测精度更高。上述优化对象集中于小规格薄壁注塑制品,而鲜见关于大尺寸复杂结构汽车座舱部件的优化研究。相比小型注塑件,汽车前端框架外观尺寸大、模具结构复杂、注塑工艺呈多级多段参数特征,成型过程中各工艺参数随机变化容易引起前端框架不同部位加工性能差异,因此需要在前期模流分析及模具设计阶段充分考虑部件变形趋势并量化翘曲变形值,这有利于实现低经济成本获取高质量产品的目标。

笔者在汽车前端框架设计验证阶段引入现代设计方法以求降低产品研发成本。以前端框架格栅插槽处翘曲变形量为优化指标,利用正交试验法、GA改良的BP神经网络模型寻优得到最佳工艺参数组合,并通过Moldflow模流分析与三坐标检测

手段验证了优化方案的可行性。

1 前端框架结构模型

1.1 产品结构

汽车前端框架与金属横梁、引擎盖板、进气格栅等零部件通过钣金支架连接件实现安装固定,整体装配示意图如图1所示。

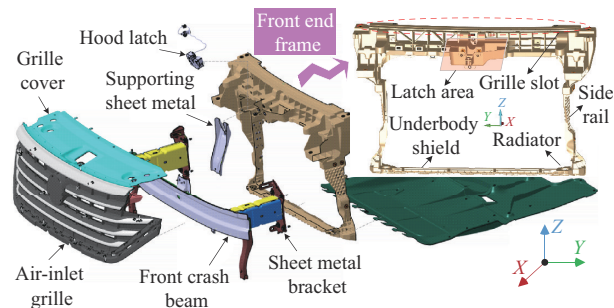


图1 前端框架整体装配示意图

Fig. 1 Overall assembly diagram of the front-end frame

主体结构方面,前端框架由舱盖锁扣、格栅插槽、散热器、底护板及左右侧梁构成,同时在侧梁及底护板上布置若干冷凝器的安装孔,提升模块集成度。工程实践表明,一体式注射成型制造的前端框架会发生一定程度的翘曲变形,当最大变形量超出工艺标准值会影响前端框架与集成部件的装配精度。因此,借助注塑CAE技术能够提前模拟塑性材料成型过程从而减少试模次数,显著缩短产品开发周期。

1.2 有限元模型

将三维模型导入Moldflow中生成双层面网格,经网格工具修补后得到网格质量参数,如图2所示,整体尺寸为1 100 mm×989 mm×290 mm,三角形网格数为230 926个,纵横比最大值为14.99,均值为2.12,网格匹配百分比达到90.5%,交叉、相交边数量为0,各项质量指标满足有限元分析要求。结合实际装车条件,前端框架安装孔位置施加固定约束。

选取长玻纤增强聚丙烯聚合物(PP/30%LGF)作为成型材料,其材质由聚丙烯添加质量分数30%的

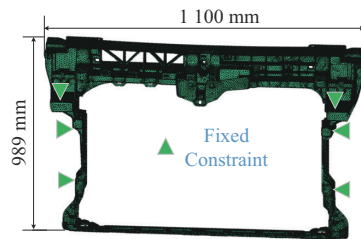


图2 前端框架的网格模型

Fig. 2 Mesh model of automobile front-end frame

长玻纤构成,具有高抗冲击、耐磨损、减重降本等优势^[12]。有研究表明,聚合物在加工过程中产生翘曲变形等缺陷与比容值变化有关,而压力-体积-温度(PVT)曲线是描述了聚合物比容值与温度、压强的特征关系^[13]。图3给出了PP/30%LGF单位质量下的体积收缩率(比容)随温度和压力因素的变化曲线,可用于预测注塑件的翘曲缺陷,也为模流分析软件Moldflow参数输入部分提供参考依据。

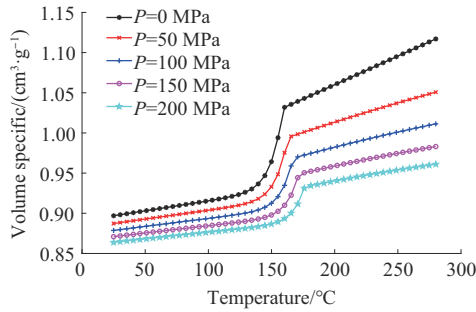


图3 PP/30%LGF的PVT曲线

Fig. 3 PVT curves of PP/30%LGF

1.3 翘曲变形分析

前端框架属于薄壁壳类注塑件,最终制品会由于密度不均匀导致翘曲变形,当产生标准公差以外的变形量会造成部件装配间隙过大,进而影响整车可靠性。根据产品注塑工艺流程,在Moldflow模流分析软件中建立浇注与冷却系统(如图4所示),选择“填充+保压+冷却+翘曲”分析序列,填充控制采用指定完全填充零件所花费时间的方式,速度/压力(V/P)转换在填充体积百分比达到98%时进行。按照初始工艺参数得到产品格栅插槽处最大Z向翘曲变形量为2.423 mm(如图5所示),具体工艺参数如下:模具温度(A) 40 °C、熔体温度(B) 235 °C、保压压

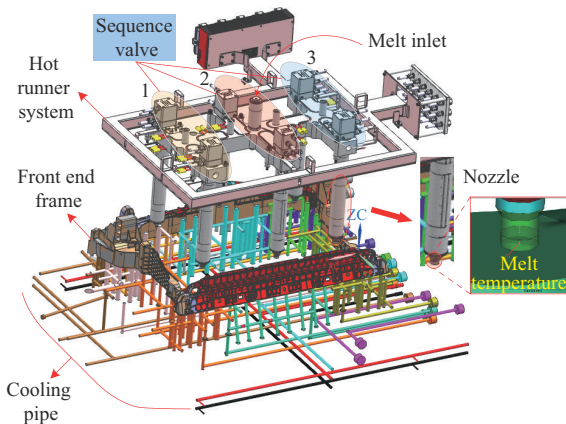


图4 浇注与冷却系统设计

Fig. 4 Design for gating and cooling system

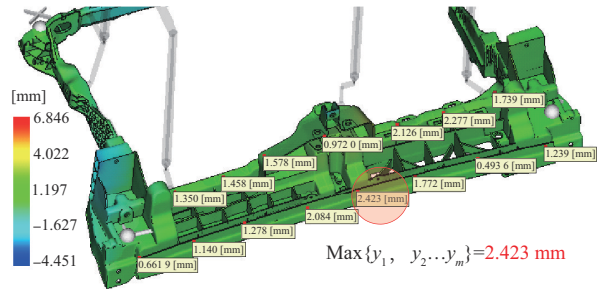


图5 初始工艺参数下的翘曲变形量

Fig. 5 Warping deformation with initial process parameters

力(C) 30 MPa、保压时间(D) 2 s、冷却时间(E) 20 s。需要说明的是,优化工艺参数中熔体温度是指图4热流道系统喷嘴处流出的熔体温度;保压压力和保压时间是第2组顺序阀的控制参数。

2 正交试验法

2.1 正交试验设计

为明确成型工艺参数对前端框架翘曲变形量的影响规律,采取正交试验设计方法,将模具温度(A)、熔体温度(B)、保压压力(C)、保压时间(D)、冷却时间(E)作为实验因素,以翘曲变形量(Y)为优化指标,建立5因素5水平的正交试验条件,根据实际工艺经验参数确定各因素的水平数值区间,见表1。

表1 正交试验工艺参数及水平

Tab. 1 Process parameters and levels under orthogonal test

Level	Factor				
	A/°C	B/°C	C/MPa	D/s	E/s
1	40	230	20	1	20
2	45	240	30	2	25
3	50	250	40	3	30
4	55	260	50	4	35
5	60	270	60	5	40

2.2 正交试验结果

选用 $L_{25}(5^5)$ 正交试验表,将25组工艺参数导入Moldflow软件中,经仿真模拟得到对应试验条件下的翘曲变形量,结果见表2。

基于以上试验结果,通过极差统计法分析各变量因素对优化指标的影响程度。表3中R值表示极差大小,试验因素R值越大,表明该变量对结果影响程度越高,因此各工艺参数对前端框架翘曲变形量的重要性顺序为: $A>C>B>E>D$ 。根据表3极差统计结果可得到最佳工艺参数组合为 $A_4B_4C_3D_3E_4$,将对应条件参数导入Moldflow中得到格栅插槽处最大翘曲变形量在1.5 mm左右。

以5个工艺参数为设计变量,翘曲变形量作为

表2 正交试验方案及翘曲变形量

Tab. 2 Process parameter and warping result of orthogonal test

Number	A/°C	B/°C	C/MPa	D/s	E/s	Y/mm
1	40	230	20	1	20	1.969
2	40	240	30	2	25	2.056
3	40	250	40	3	30	1.840
4	40	260	50	4	35	1.682
5	40	270	60	5	40	1.767
6	45	230	30	3	35	1.742
7	45	240	40	4	40	1.841
8	45	250	50	5	20	1.912
9	45	260	60	1	25	1.741
10	45	270	20	2	30	1.965
11	50	230	40	5	25	1.823
12	50	240	50	1	30	1.705
13	50	250	60	2	35	1.536
14	50	260	20	3	40	1.656
15	50	270	30	4	20	1.584
16	55	230	50	2	40	1.520
17	55	240	60	3	20	1.503
18	55	250	20	4	25	1.758
19	55	260	30	5	30	1.548
20	55	270	40	1	35	1.527
21	60	230	60	4	30	1.575
22	60	240	20	5	35	1.836
23	60	250	30	1	40	1.869
24	60	260	40	2	20	1.645
25	60	270	50	3	25	1.552

表3 极差分析结果

Tab. 3 Result analysis of range

Level	Factor				
	A	B	C	D	E
1	1.863	1.726	1.837	1.762	1.723
2	1.840	1.788	1.760	1.744	1.786
3	1.661	1.783	1.735	1.659	1.727
4	1.571	1.654	1.674	1.688	1.665
5	1.695	1.679	1.624	1.777	1.731
R	0.292	0.134	0.212	0.119	0.121

优化目标,单目标非线性优化问题的数学模型可以描述成式(1)。

$$X = [T_A, T_B, P_C, t_D, t_E]$$

$$W = f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_5)$$

$$40 \leq T_A \leq 60, 230 \leq T_B \leq 270,$$

$$20 \leq P_C \leq 60, 1 \leq t_D \leq 5, 20 \leq t_E \leq 40$$

式中: X 为设计变量; T_A 为模具温度; T_B 为熔体温度; P_C 为保压压力; t_D 为保压时间; t_E 为冷却时间; W 为前端框架翘曲变形量; f 表示5因素关于 W 的映射函数。目标函数最优结果以翘曲变形量最小值的形式呈现。

3 基于智能算法的工艺参数优化

正交试验法是在具有代表性的25组试验次数中寻找最优解,鉴于因素水平设定在人为经验值区间,导致寻优结果存在局限性。为准确获取工艺参数与翘曲变形量之间的非线性函数关系和最优试验结果,笔者借助BP神经网络强大非线性拟合能力建立工艺参数优化问题的数学模型,结合GA遗传算法全局择优特性得到适应神经网络模型的最优权值与阈值,通过已有正交试验数据训练后,网络模型可预测输出均方误差最小的目标结果。GA-BP算法流程如图6所示。

3.1 BP神经网络构建

BP神经网络是一种信号前向传递、误差反向传播的多层前馈网络模型,工作机制表述为:输入层样本数据经隐含层神经元传递至输出层,当期望结果达不到预期输出会计算出预测误差并反向传导,通过多次迭代调整各层神经元连接权重,以均方误差最小值为目标输出期望结果^[14-15]。

采用3层5-11-1结构式BP神经网络模型,选取正交试验5个工艺参数作为输入层神经元(节点数 $i=5$),翘曲变形量作为输出层神经元(节点数 $k=1$),隐含层节点个数 $j=11$,各层之间通过权值和阈值连接,结构如图7所示。

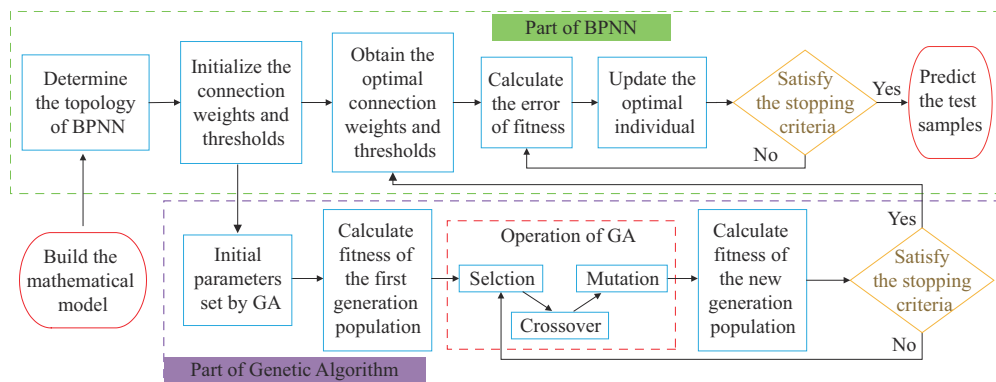


图6 GA-BP智能算法寻优流程图

Fig. 6 Flow chart of GA-BP optimizing algorithm

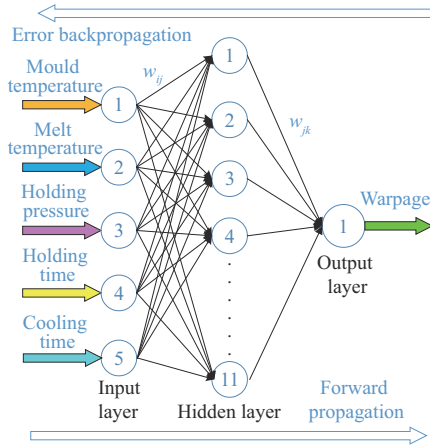


图7 BP神经网络结构模型

Fig. 7 BP neural network structural model

为使神经网络模型预测结果更加精准,引入正交试验表1~20组数据作为训练样本集,最后5组作为预测样本。在训练过程中,BP神经网络输入变量与期望输出之间的映射关系在式(1)目标函数基础上可写成式(2)。

$$M = f(X) = f^l[\sum w_{jk} f^s(\sum w_{ij} X)] \quad (2)$$

式中: M 为优化目标对象(翘曲变形量); $X=[x_1, x_2, \dots, x_5]$,表示5类工艺参数值构成的矩阵; f^l 是输出层与隐含层的线性传递函数purelin; f^s 是反映隐含层与输入层映射关系的传递函数tansig; w_{ij} 表示输入层到隐含层的权重系数矩阵; w_{jk} 表示隐含层到输出层的权重系数矩阵,其中 $i=1, 2, \dots, 5; j=1, 2, \dots, 11$ 。

两类传递函数表达式见式(3)。

$$\begin{aligned} \text{tansig}(x) &= f^s = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \\ \text{purelin}(x) &= f^l = x \end{aligned} \quad (3)$$

引入均方误差 M_{SE} 衡量预测样本集的拟合精度,一般 M_{SE} 数值越小,预测精度越高,表达式为式(4)。

$$M_{SE} = \frac{\sum_{i=1}^n [g(x) - y]^2}{n} \quad (4)$$

式中: n 为预测样本数; $g(x)$ 为预测值; y 为实际输出值。

3.2 GA算法寻优

由于BP神经网络初始权重和阈值是随机选择的,容易陷入局部极小值空间解集^[16],而遗传算法具备并行计算的强全局搜索能力,通过选择、交叉、变异操作筛选出适应度值小的个体,适用于函数极值寻优、组合参数优化及生产调度等方面^[17]。

首先初始化种群要素,个体采取实数编码方

法,神经网络各层权值和阈值以实数串基因形式存储于染色体中进行迭代进化,个体编码长度 L 按式(5)计算确定为78,把预测输出与试验结果的误差绝对值之和作为个体适应度值 F ,计算公式见式(6)。

$$\begin{aligned} L &= \text{input_number}(5) \times \text{hidden_number}(11) + \\ &\quad \text{hidden_number}(11) \times \text{output_number}(1) + \\ &\quad \text{hidden_number}(11) + \text{output_number}(1) \end{aligned} \quad (5)$$

$$F = k \left(\sum_{i=1}^m |g_i - y_i| \right) \quad (6)$$

式中: m 为BP神经网络预测输出节点数; g_i 为神经网络第 i 个节点的预测输出; y_i 为第 i 个节点的实际输出; k 为系数。

基于轮盘赌法选择再生算子,每个个体 i 的选择概率 p_i 见式(7)。

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, f_i = K/F_i \quad (7)$$

式中: F_i 为个体 i 的适应度值; f_i 为 F_i 的倒数; K 为系数; N 为种群个体数目。

采取离散交叉方式,第 h 个染色体 a_h 和第 l 个染色体 a_l 在 j 位的交叉操作方法见式(8)。

$$\begin{cases} a_{hj} = a_{hj}(1 - b) + a_{lj}b \\ a_{lj} = a_{lj}(1 - b) + a_{hj}b \end{cases} \quad (8)$$

式中: b 为 $[0, 1]$ 区间的随机数。

通过基本位变异生成新的染色体,第 i 个染色体的第 j 个基因 a_{ij} 变异操作方法见式(9)。

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \cdot f(g) & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \cdot f(g) & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $a_{\max}, a_{\min}$ 分别是基因 a_{ij} 的上下边界; g 为当前迭代次数; $G_{\max}$ 为最大繁衍次数; r_2 为随机数; r 为 $[0, 1]$ 区间的随机数。

依据BP神经网络模型和GA遗传优化算法理论,在MATLAB编程环境下实现GA-BP神经网络非线性系统的算法编制。遗传算法参数设置为:种群大小为50,最大遗传代数 $G_{\max}$ 为150,交叉概率为0.4,变异概率为0.2。图8适应度曲线表明适应度值随进化代数演进而逐步下降,曲线在68代趋于收敛,说明GA算法找到最优的BP网络初始权值和阈值。

图9为GA-BP预测值与实际结果对比。图9预测结果表明,5组测试样本与实际试验值具有较高的拟合度,最大相对误差为7.12%,平均相对误差为4.28%,证明GA-BP神经网络预测模型的准确

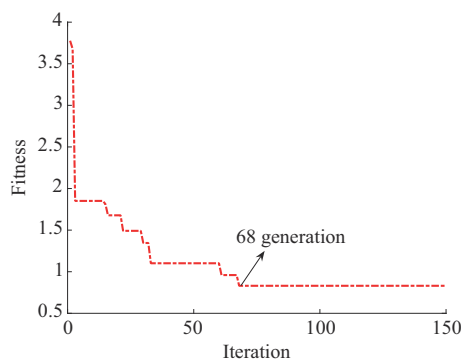


图8 GA算法优化迭代曲线

Fig. 8 Iteration curve optimized by GA algorithm

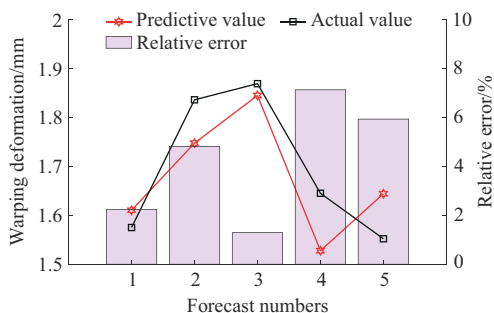


图9 GA-BP预测值与实际结果对比

Fig. 9 Actual and predicted values comparison of GA-BP

性。最后经优化算法求解得到最佳注塑工艺参数组合为:模具温度 60 °C、熔体温度 265 °C、保压压力 55 MPa、保压时间 4 s、冷却时间 35 s,预测翘曲变形量 1.191 mm。

4 结果验证

4.1 Moldflow 数值模拟验证

将GA-BP神经网络模型预测得到的最佳工艺参数输入到Moldflow软件中进行有限元仿真验证,得到前端框架格栅插槽沿长度方向的Z向翘曲变形量分布值,优化前后数值模拟对比结果如图10所示。优化后前端框架格栅插槽上最大翘曲变形量降至1.33 mm,平均变形量缩小至0.57 mm,相比于优化前的翘曲变形量最大值2.423 mm与平均值1.386 mm,优化后翘曲变形量最大值与平均值分别下降了45.1%和58.8%。优化后仿真结果与GA-BP神经网络模型预测的最大翘曲量1.191 mm相比仅差0.139 mm,相对误差为10.5%,翘曲偏差可被接受。将GA-BP模型求解所得的各工艺参数应用于试模注塑生产阶段,制造出的前端框架实物见图11。图11依次展示的是前端框架三维设计模型、整体注塑实物和局部格栅插槽区域。

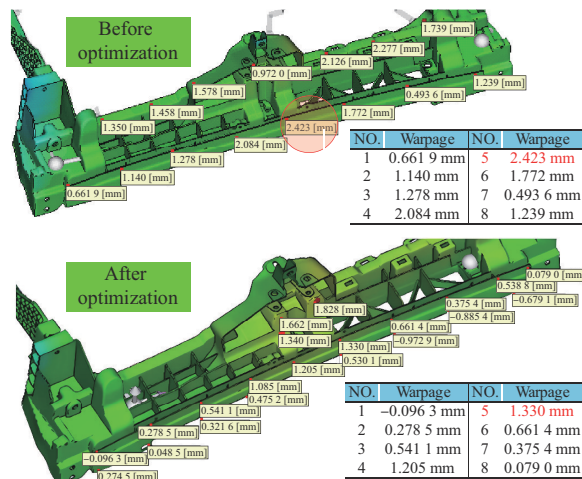


图10 Moldflow优化前后结果对比

Fig. 10 Comparison of results before and after Moldflow optimization

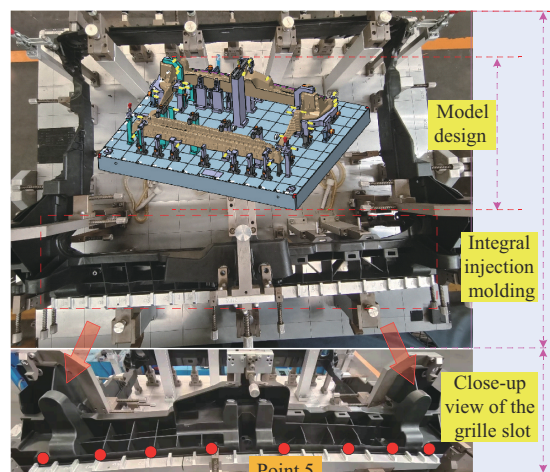


图11 前端框架注塑实物

Fig. 11 Front frame injection molding object

4.2 三坐标测量机实验验证

采用Hexagon-Global系列三坐标测量机(CMM)对前端框架注塑件格栅插槽区域的各点进行偏差测量。测量系统配置6自由度高精度触发探头,可实现复杂轮廓外形面零部件的快速精准测量,扫描采样频率为每秒捕捉 6×10^5 个点云数据,测量精度可达0.001 mm,探头半径值为1 mm。三坐标测得的数值实际上是待测实物与设计模型对应各点的相对位置偏差,用T值来表征,位置点正负值分别表示产品凸起与凹陷状态(图12)。具体操作步骤如下:(1)在系统软件中导入设计模型并模拟得到产品理论位置坐标;(2)把工装检具固定在工作台上并基于定位孔建立标准空间坐标系;(3)将待测注塑件通过定位孔固定在检具上;(4)移动三坐标探针测量目标位置得到偏差计算值。

实际测定偏差值如图13所示,提取特定长度间

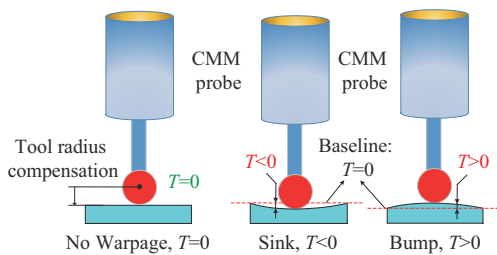


图12 CMM实测的翘曲变形状态

Fig. 12 Warping deformation state measured by CMM

隔的测量点,整合前端框架优化前后的数值模拟点(图10)进行绘图比较。图14表明实验测量偏差与

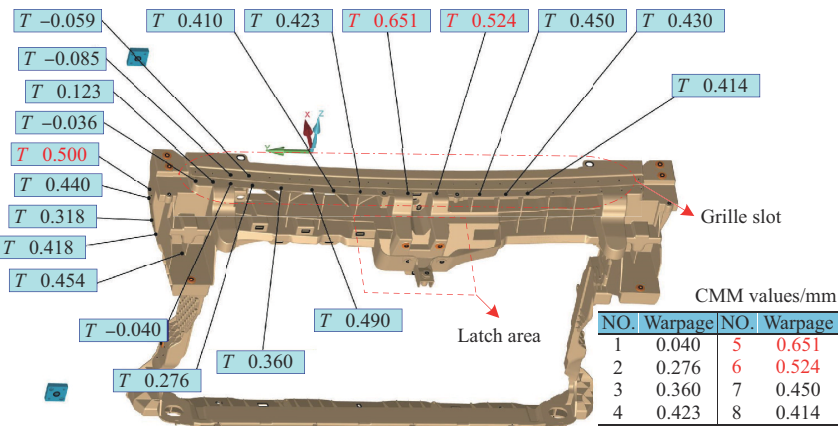


图13 CMM偏差测量值

Fig. 13 CMM deviation measurement value

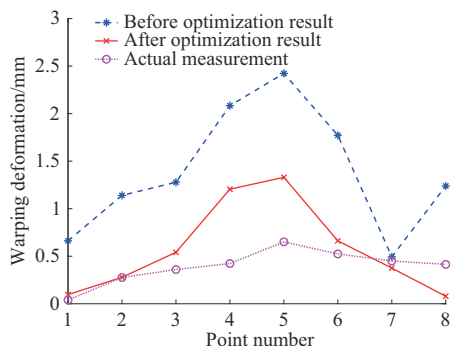


图14 Moldflow优化前后模拟值与实际测量值对比

Fig. 14 Comparison values between before/after Moldflow simulation and actual measurement

5 结论

(1)基于Moldflow软件对汽车前端框架格栅插槽进行翘曲变形分析,得到初始工艺条件下最大变形量达到2.423 mm,通过正交试验法得到5工艺因素关于翘曲变形量的映射关系,建立了描述优化目标的BP神经网络数学模型。

(2)引入GA算法寻优BP神经网络权值和阈值,预测得到最佳工艺参数为:模具温度60℃、熔体温度265℃、保压压力55 MPa、保压时间4 s、冷却时间

Moldflow优化前后数值模拟翘曲值存在曲线变化趋势一致性特征,三者极大值点都出现在格栅插槽锁扣区位置(见图11点位5),随后沿两侧递减。优化后数值计算结果与实验测量结果平均误差为0.28 mm,最大误差集中于锁扣区的点位4和5,差值分别为0.782 mm和0.679 mm,结合模拟参数波动、制造公差、测量偏差等因素以及格栅插槽区域尺寸公差 ± 1 mm要求,注塑实物可满足工艺装配尺寸要求。总体上,优化后模拟结果对实际生产具有一定指导意义。

35 s。对应工艺条件下Moldflow翘曲变形模拟值为1.33 mm,相比于优化前翘曲变形量2.423 mm,降低了45.1%,优化效果明显。

(3)将神经网络模型预测得到的最优工艺参数用于实际生产过程,制造出前端框架实物,借助三坐标扫描机测量格栅插槽区域各点偏差值,通过对比优化前后Moldflow模拟值与实际测量结果发现,三者翘曲值分布存在变化趋势一致性特征。优化后数值结果与实际测量结果更加接近,两者平均误差为0.28 mm,从而验证GA-BP神经网络模型预测工艺参数的准确性与可行性,也降低了产品开发成本。

参考文献

- [1] LU W, TANG L F, WU P, et al. Research on the optimization of automobile plastic front frame structure[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2022. DOI:10.1155/2022/2340342.
- [2] 林煌旭,张存锋,张迎春,等.汽车前端框架力学性能评估及结构优化[J].内燃机与配件, 2024(9):37-40.
LIN Huangxu, ZHANG Cunfeng, ZHANG Yingchun, et al. Mechanical performance evaluation and structural optimization of automobile front-end frame[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2024(9):37-40.

- [3] 高翔,马鸣图,李波,等.汽车用LFT前端框架的开发和应用[J].化工新型材料,2020,48(10):263-267.
GAO Xiang, MA Mingtu, LI Bo, et al. Development and application of LFT front-end module for automobile[J]. New Chemical Materials, 2020, 48(10):263-267.
- [4] 冯顺利.长玻纤增强聚丙烯汽车前端框架注塑成型方案优化分析[J].塑料科技,2023,51(11):94-98.
FENG Shunli. Optimization analysis of injection molding scheme of long glass fiber reinforced polypropylene automobile front end frame[J]. Plastics Science and Technology, 2023, 51(11):94-98.
- [5] FONSECA J H, JANG W, HAN D, et al. Strength and manufacturability enhancement of a composite automotive component via an integrated finite element/artificial neural network multi-objective optimization approach[J]. Composite Structures, 2024, 327. DOI: 10.1016/j.compstruct.2023.117694.
- [6] 张庆,何也能.基于Vague集和响应面模型的注塑工艺多目标优化[J].塑料工业,2024,52(1):93-100.
ZHANG Qing, HE Yeneng. Multi-objective optimization of injection molding process based on vague set and response surface model[J]. China Plastics Industry, 2024, 52(1):93-100.
- [7] 高洪晨,薛松,肖梦曦,等.基于正交试验与BP神经网络-遗传算法的空气净化器外壳注塑工艺参数优化[J].精密成形工程,2023,15(8):204-210.
GAO Hongchen, XUE Song, XIAO Mengxi, et al. Optimization of air purifier shell injection molding process parameters based on orthogonal experiment and bp neural network-genetic algorithm[J]. Journal of Netshape Forming Engineering, 2023, 15(8):204-210.
- [8] 方明月,张宇,王彻,等.基于粒子群算法的汽车仪表框架注塑工艺参数优化[J].塑料工业,2024,52(2):79-85,90.
FANG Mingyue, ZHANG Yu, WANG Che, et al. Optimization of injection process parameters for automotive instrument framework based on particle swarm optimization algorithm[J]. China Plastics Industry, 52(2):79-85,90.
- [9] 王晓东,王权,郑佳玉,等.基于GA-BP神经网络的注塑质量与能耗的工艺参数优化[J].工程塑料应用,2023,51(2):67-73.
WANG Xiaodong, WANG Quan, ZHENG Jiayu, et al. Optimization of injection molding parameters for quality and energy consumption based on genetic algorithm and BP neural network[J]. Engineering Plastics Application, 2023, 51(2):67-73.
- [10] 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.
- [11] GUO W, DENG F, MENG Z, et al. A hybrid back-propagation neural network and intelligent algorithm combined algorithm for optimizing microcellular foaming injection molding process parameters[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2020, 50: 528-538.
- [12] 李东强,刘琼宇,任晓康,等.长玻纤增强聚丙烯在汽车仪表板轻量化上的应用[J].合成材料老化与应用,2020,49(3):125-126,142.
LI Dongqiang, LIU Qiongyu, REN Xiaokang, et al. Application of long glass fiber reinforced polypropylene composites in instrument panel field of light weight[J]. Synthetic Materials Aging and Application, 2020, 49(3):125-126, 142.
- [13] 黄飞,伍先安,王建,等.聚合物PVT特性测试技术及状态方程进展[J].中国塑料,2021,35(6):125-129.
HUANG Fei, WU Xianan, WANG Jian, et al. Research process in polymeric PVT test techniques and state equations[J]. China Plastics, 2021, 35(6):125-129.
- [14] SONG Z, LIU S, WANG X, et al. Optimization and prediction of volume shrinkage and warpage of injection-molded thin walled parts based on neural network[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 109:755-769.
- [15] 冯玉芳,卢厚清,殷宏,等.基于BP神经网络的故障诊断模型研究[J].计算机工程与应用,2019,55(6):24-30.
FENG Yufang, LU Houqing, YIN Hong, et al. Study on fault diagnosis model based on BP neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(6):24-30.
- [16] 陈岁繁,王世杰,戴光明,等.基于GA-BP模型与NSGA-II算法的冲压成形工艺参数优化方法[J].中国有色金属学报,2024,34(7): 2 330-2 342.
CHEN Suifan, WANG Shijie, DAI Guangming, et al. Process parameter optimization method based on GA-BP model and NSGA- II algorithm[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2024, 34(7):2 330-2 342.
- [17] 陈勇,姜一炜,易文超,等.基于GA-BP神经网络的智能制造系统评价模型[J].浙江工业大学学报,2023,51(4):377-386.
CHEN Yong, JIANG Yiwei, YI Wenchao, et al. Evaluation model of intelligent manufacturing system based on GA-BP neural network[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2023, 51(4):377-386.