

分类号: TQ320.66

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210120116



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 轿车前门槛压板注塑成型的过程模拟及工艺参数优化研究

论 文 作 者 王鲁

校 内 导 师 唐铃凤（教授）

校 外 导 师 王菲（高级工程师）

专业学位类别 机械

研究方向（领域） 智能制造

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号：TQ320.66

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210120116

轿车前门槛压板注塑成型的过程模拟及工艺参数优化研究
SIMULATION OF INJECTION MOLDING PROCESS AND
OPTIMIZATION OF PROCESS PARAMETERS OF FRONT
DOOR SILL PLATE FOR CARS

学生姓名：_____王鲁_____

校内导师：_____唐铃凤(教授)_____

校外导师：_____王菲(高级工程师)_____

专 业：_____机械_____

研究方向：_____智能制造_____

论文答辩日期：2024 年 5 月 18 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：



日期： 2024 年 5 月 31 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在___年解密后适用本版权书

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名： 王 鲁 指导教师签名： 王 鲁

日期： 2024 年 5 月 31 日 日期： 2024 年 5 月 31 日

轿车前门槛压板注塑成型的过程模拟及工艺参数优化研究

摘要

随着汽车制造业的日益发展，燃油车带来的环境污染和能源消耗问题也愈发严重。为了降低这些负面影响，汽车制造业开始探索以塑代钢这一车身轻量化发展方向，用高强度工程塑料来替代传统的钢材，以减轻车身重量并降低车辆油耗和尾气排放。传统的注塑生产中在应对复杂的注塑件时往往由于成型过程诸多因素的影响，难以达到理想的生产效果。随着 CAE 注塑技术的发展，这一难题得到有效解决。通过对注塑成型过程进行精确的数值模拟，能够全面的分析塑件在生产过程中可能出现的各种问题，并预测零件的成型质量，并及时对其进行改进，从而提高产品的成型质量、降低生产成本，缩短生产周期。

本文以轿车前门槛压板为研究对象，利用 CATIA 与 UG 分别对轿车前门槛压板进行结构与模具设计，通过 Moldflow 得到了轿车门槛压板的最佳浇注系统，设计并完成最优拉丁超立方试验，建立了 EBF 神经网络近似模型，利用 NSGA-II 多目标优化算法得到一组最佳注塑工艺参数。本文主要内容如下：

（1）利用 CATIA 与 UG 分别对轿车前门槛压板进行结构与模

具设计。通过 ANSYS 对门槛压板进行模态与静力学分析，验证轿车前门槛压板以塑代钢的结构和材料可行性。并设计了门槛压板的模具的型芯和型腔、抽芯机构和顶出机构等。

(2) 利用 Moldflow 进行最佳浇口位置搜索，分别设计了 1 浇口、2 浇口和 3 浇口方案，通过评价三种方案的充填时间、气穴和熔接线等结果，确定最佳的浇口方案，并设计冷热流道混合的浇注系统。

(3) 分析了塑件在冷却阶段的传热机理，得到影响塑件冷却效果的主要因素。利用正交试验结合灰色关联分析法优化冷却系统水路结构，得到轿车前门槛压板注塑模具冷却系统的总体设计方案。

(4) 设计并完成最优拉丁超立方试验，系统地研究轿车前门槛压板注塑成型工艺参数对体积收缩率和翘曲变形的影响。在 OLHD 试验的基础上，分别建立 RSM 模型、Kriging 模型和 EBF 神经网络近似模型，通过近似模型误差分析与精度检测，得出最佳的代理模型。

(5) 基于 EBF 神经网络近似模型模拟门槛压板在注塑成型过程中的非线性复杂关系，代替耗时时间较长的数值模拟。并利用优化算法 NSGA-II 对注塑成型工艺参数进行多目标优化，从而改善轿车前门槛压板的产品质量。

关键词：前门槛压板，浇注系统，冷却水路，OLHD，EBF 神经网络，NSGA-II，参数优化

SIMULATION OF INJECTION MOLDING PROCESS AND OPTIMIZATION OF PROCESS PARAMETERS OF FRONT DOOR SILL PLATE FOR CARS

ABSTRACT

With the development of the automobile manufacturing industry, the environmental pollution and energy consumption problems caused by fuel vehicles had become increasingly serious. In order to reduce these negative impacts, the automotive manufacturing industry began to explore plastic instead of steel, a lightweight body development direction, with high-strength engineering plastics to replace the traditional steel, in order to reduce the weight of the body and reduce vehicle fuel consumption and exhaust emissions. Traditional injection molding production in response to the complexity of the injection molded parts often due to the molding process of many factors, it was difficult to achieve the desired production results. With the development of CAE injection molding technology, this problem was effectively solved. Through accurate numerical simulation of the injection molding process, it was possible to comprehensively analyze the various problems that may occur in the production process of plastic parts, and predict the molding

quality of the parts and make timely improvements to them, thus improving the molding quality of products, reducing production costs and shortening the production cycle.

This thesis took the front door sill pressure plate of a sedan as the object of study. CATIA and UG were used to design the structure and mold of the front door sill plate of the car, respectively. The optimal casting system of the door sill plate of the car was obtained through Moldflow. The optimal Latin hypercube test was designed and completed. An approximation model of the EBF neural network was established. Then, a set of optimal injection molding parameters was obtained using the NSGA-II multi-objective optimization algorithm. The main contents of this thesis were as follows:

(1) CATIA and UG were used to design the structure and mold of the front sill plate of the car, respectively. ANSYS modal and static analysis were conducted on the door sill plate to verify the structure and material feasibility of replacing steel with plastic for the front door sill plate of the car. Additionally, the core and cavity, core extraction mechanism, and ejector mechanism of the mold for the door sill plate were also designed.

(2) Moldflow was used to search for the optimal gate location, and the 1-gate, 2-gate, and 3-gate schemes were designed. The optimal gate scheme was determined by evaluating the results of the three schemes in

terms of filling time, air pockets, and fusion lines. Additionally, the hot and cold runner mixing pouring system was designed.

(3) The heat transfer mechanism of plastic parts in the cooling stage was analyzed, and the main factors affecting the cooling effect of plastic parts were obtained. Orthogonal testing combined with grey correlation analysis was used to optimize the cooling system water circuit structure, and the overall design of the cooling system for the front door sill pressure plate injection mold of the car was obtained.

(4) The optimal Latin hypercube test was designed and completed, and the influence of injection molding process parameters on volume shrinkage and warpage deformation of front sash plate was systematically studied. On the basis of OLHD test, RSM model, Kriging model and EBF neural network approximate model are established respectively. Through error analysis and accuracy detection of approximate model, the best proxy model is obtained.

(5) An approximation model based on the EBF neural network was constructed for simulating the nonlinear and complex relationship of the threshold platen in the injection molding process, instead of time-consuming numerical simulation. The optimization algorithm NSGA-II was used to optimize the multi-objective optimization of the injection molding process parameters, aiming to improve the product quality of the

front door sill pressure plate of the car.

KEY WORDS: sedan front sill platen, casting system, cooling water circuit, OLHD, EBF neural network, NSGA-II, parameter optimization

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 轿车复合材料制件国内外研究现状	1
1.3 注塑成型工艺参数优化国内外研究现状	3
1.4 本文主要研究内容	6
第 2 章 轿车前门槛压板结构及模具设计	8
2.1 轿车前门槛压板结构设计	8
2.1.1 三维模型的建立	8
2.1.2 材料的选择	9
2.1.3 模态及静力学分析	9
2.2 轿车前门槛压板模具设计	11
2.2.1 型芯和型腔设计	11
2.2.2 抽芯机构设计	12
2.2.3 顶出机构设计	14
2.2.4 模具装配图	14
2.3 本章小结	16
第 3 章 轿车前门槛压板浇口数量和位置研究及注塑成型过程模拟	17
3.1 注塑成型过程涉及的基本方程	17
3.2 轿车前门槛压板 Moldflow 分析前处理	18
3.2.1 材料设置	18
3.2.2 网格划分及修复	19
3.3 轿车前门槛压板最佳浇口数量和位置研究	21
3.4 轿车前门槛压板浇注系统设计	26
3.5 本章小结	27
第 4 章 注塑模具冷却机理分析及冷却水路设计	29

4.1 塑件成型过程中的传热方式	29
4.2 塑件成型过程中冷却时间	31
4.3 轿车前门槛压板冷却水路设计优化	33
4.3.1 正交试验概述	34
4.3.2 正交试验评价指标与试验因素的确定	34
4.3.3 正交表的选取	35
4.3.4 试验结果分析	36
4.4 基于灰色关联分析的冷却水路优化研究	38
4.5 本章小结	41
第 5 章 轿车前门槛压板注塑近似模型的建立	43
5.1 最优拉丁超立方试验设计	43
5.1.1 试验参数及范围的确定	44
5.1.2 试验方案及结果	44
5.2 试验结果分析	45
5.2.1 试验指标的 Pareto 图分析	46
5.2.2 试验指标的交互效应与主效应图分析	46
5.3 近似模型的建立	49
5.3.1 近似模型类型	49
5.3.2 近似模型误差分析与精度检测	52
5.4 本章小结	56
第 6 章 基于 NSGA-II 的轿车前门槛压板工艺参数优化	57
6.1 多目标优化问题的定义	57
6.2 基于 NSGA-II 的注塑工艺参数多目标优化	58
6.2.1 NSGA-II 理论概述	58
6.2.2 基于 EBF 神经网络的多目标优化模型建立	59
6.2.3 结果分析	60
6.3 本章小结	62
第 7 章 结论和展望	64
参考文献	67

攻读硕士学位期间获得的成果	75
致谢	76

第 1 章 绪论

在汽车塑件制造工艺中，注塑 CAE 技术是一种常见且重要方法，它能高效地生产出形状复杂、精度高的塑料制品，广泛应用于汽车外饰件、内饰件等部件的制造中。在注塑成型过程中，往往会由于各种因素的影响，塑件容易出现一些质量问题，如表面瑕疵和翘曲变形等，这些问题直接影响到产品的外观质量和功能性能，甚至可能影响到车辆的整体安全性。因此，对于注塑成型工艺进行深入研究，具有十分重要的意义。

1.1 研究背景与意义

汽车工业的迅速发展，导致汽车尾气排放带来的空气污染和燃油消耗问题越来越严重，随着环保意识的增强，汽车制造企业开始关注车身材料的轻量化。研究数据显示，如果汽车的重量减轻了 10%，那么燃油效率可以提高 6%-8%，同时油耗可减少 6%-10%；此外，每减少汽车重量 0.1 吨，就可以减少每百公里的 CO₂ 排放量 11 g/100 km^[1-2]。

传统汽车零部件通常采用钢铁材料制造，钢铁材料具有重量大、制造成本高、能源消耗高、易腐蚀等缺点^[3-4]。因此寻找一种可以替代金属材料的新材料显得尤为重要。在这一背景下，以塑代钢技术应运而生^[5-7]。塑料材料通常具有较低的密度，相对于钢铁等金属材料而言，使用塑料制造汽车零部件可以显著降低整车的自重，从而提高汽车的燃油效率、减少碳排放。同时塑料材料具有优异的耐腐蚀性、隔热性、吸音性等特点，在某些方面甚至优于传统的金属材料^[8-9]。注塑成型作为塑料复合材料成型主要方法之一，是一种将塑料熔体注入模具腔体中，通过冷却固化后得到所需产品形状的方法。具有生产效率高、制品成型精度高、成本低等优点，注塑成型已成为汽车制造业中主要的生产工艺之一^[10]。

1.2 轿车复合材料制件国内外研究现状

复合材料因其出色的高强度和轻质化性能，逐渐成为汽车制造领域的研究热点，复合材料通常指由两种或更多种不同类型的材料组合而成，以发挥各种材料的优势特性。复合材料在汽车制造中的应用主要体现在车身结构、内饰件、底盘部件等方面。相比于传统的金属材料，复合材料可以显著减轻汽车自重，提高燃油效率和动力性能^[11-12]。

张振明^[13]将碳纤维/环氧树脂复合材料应用于汽车防撞梁，通过建立低速碰撞有限元模型，从多个性能指标角度对比分析了两种材料的防撞梁的耐撞性能。并根据复合材料结构特点和受力变形情况，提出了一种创新的变厚度设计方法，即分区设计不同厚度的防撞梁结构。成艾国^[14]等人对某车型的尾门进行了轻量化设计研究，将原本的钢制材料替换为长玻纤增强复合材料，并提出了一种综合结构拓扑与参数优化的设计方法。通过建立常规仿真和联合仿真模型，对样件进行性能试验验证，并利用 NSGA-II 优化算法对尾门的关键参数进行了优化。丁美娟^[15]深入研究了纤维增强塑料的注塑发泡成型工艺在汽车换挡支架上的应用，通过试验探究了不同工艺参数对纤维增强聚丙烯注塑发泡成型的影响规律，并优化了工艺参数，利用 Digimat 仿真软件，以提高了动力学仿真的准确度，结合优化结果进行产品结构改进，实现了汽车换挡支架的减重目标。潘越^[16]等人选用高性能长玻纤增强热塑性复合材料作为车轮材料，结合 Moldflow、Digimat 和 Abaqus 软件进行联合仿真。结果显示，材料各向异性对车轮应力、应变分布及最大值有显著影响。

Juyub L^[17]等人针对塑料齿轮的疲劳寿命进行了一系列分析和验证，通过规定的频率范围进行了检测共振频率的振动测试，并确认共振点发生在发动机运转产生的范围内，通过有限元分析推导应力与失效周期之间关系的 S-N 曲线，建立了塑料齿轮的疲劳寿命模型。Sabiston T^[18]等人研究了 PA66 复合材料的汽车油底壳疲劳寿命预测中微观结构的问题，应用基于微力学的失效准则结合了计算机模拟和试验，提高了疲劳寿命预测的准确性。Hariprasad K^[19]等人研究了天然纤维与聚丙烯以 10:90 的比例（重量百分比）混合后复合材料拉伸强度和硬度，并进行了材料厚度对声音吸附特性的测试，结果表明该复合材料的可以明显提高车身部件的力学性，并且在吸声频率较高的情况下，厚度的增加并不起作用。

以上研究进一步验证了复合材料在汽车零部件制造领域的广泛适用性。而作为汽车全塑零部件生产的主要方法之一，注塑成型技术具有高效率、成本低和精度高等优点。但在实际注塑过程中可能会出现各种质量缺陷，如翘曲变形和熔接线等，这不仅影响了零件的外观质量和强度，还可能导致装配精度和性能降低^[20-21]。为了克服这些质量缺陷，需要优化模具结构和工艺参数设置，确保材料的均匀流动和充填，减少翘曲和熔接线的发生。

1.3 注塑成型工艺参数优化国内外研究现状

在注塑成型过程中，造成塑件缺陷产生的原因是多方面的，如工艺参数设置不当、材料选择不当、模具设计不合理等。而在产品的材料、结构以及模具等已确定的前提下，通过调整注塑工艺参数来优化成型过程是一种有效的解决方法。然而注塑成型工艺参数之间存在着复杂的相互制约关系，不同的工艺参数对产品质量的影响程度也不尽相同，单独调整某一个工艺参数往往难以达到理想的效果。为了解决这一问题，需要使用一些优化方法来对成型工艺参数进行综合优化。

吴国鹏^[22]等人为了优化抑爆球多目标注塑工艺参数，采用最优拉丁超立方的试验设计方法，通过主效应分析，发现两个优化指标变化存在矛盾性，为了解决这一问题，基于 MIGA 算法，提出了一种改进的 FAHP 方法，用于解决多目标优化综合权重分配的问题，并利用帕累托最优解得到最佳的注塑工艺参数组合。马镜涵^[23]等人针对汽车车门内饰柱注塑件的翘曲变形问题，采用响应面模型方法分析了注塑工艺参数对翘曲变形的影响，并建立了工艺参数与翘曲变形量之间的回归方程，结合人工鱼群算法对工艺参数组合及翘曲变形量进行了优化寻优。黄达勇^[24]考虑了玻纤增强复合材料的各向异性特性对构件力学性能的影响，采用了多种建模和仿真方法进行研究，通过建立玻纤均质化模型，结合正交试验设计方法和数值仿真，探究了玻纤质量分数、玻纤长径比和玻纤取向张量对复合材料力学特性的影响规律，最后通过对注塑成型牵引杆的各向异性强度仿真分析，提出了结构改进方案。欧阳宇^[25]为了减小歧管的翘曲变形，设计并完成了以翘曲变形为指标，熔体温度和保压时间等五个因素为试验因素

的响应曲面试验，通过建立随机森林回归模型，利用响应曲面试验数据作为原始样本，构建了回归决策树，基于 Bootstrap 采样并利用随机森林算法预测得到一组最佳的注塑工艺参数组合。许方敏^[26]通过极差和方差分析正交试验结果，确定了各因素对缩痕、平均体积收缩率和翘曲变形的影响规律，利用熵权法建立了综合评价体系，得到了初步的最佳的注塑工艺参数组合，利用高斯过程回归和人工神经网络方法，建立代理模型，并结合基本遗传算法和自适应权重的粒子群算法，实现了注塑工艺参数多目标全局优化。胡开元^[27]等人为了降低手套箱外盖注塑成型生产中翘曲变形量，利用 Moldex3D 中 DOE 模块设计试验并结合信噪比均值分析法优化分析，得到一组最佳的注塑工艺参数。郑方莉^[28]构建了一种注塑工艺参数预测的人工智能算法模型，旨在预测特定注塑工艺参数组合下的塑件质量，采用长短期记忆神经网络（LSTM）作为预测模型，并将预测数据与试验验证后的数据进行对比，结果显示 LSTM 预测的制品质量与实际值之间的误差小于 5%，验证了所构建的 LSTM 神经网络在注塑成型制品质量预测方面的准确性和可靠性。唐乐^[29]为了使全塑汽车发动机底护板的翘曲变形与最大应力值达到最优，设计了以翘曲变形和最大应力为评价指标的正交试验，并利用信噪比结合灰色关联分析法对试验结果分析得到一组局部最优的注塑工艺参数组合，通过构建了 RBF 神经网络结合 NSGA-II 算法，得到了一组使全塑汽车发动机底护板的翘曲变形和最大应力值达到最优的注塑工艺组合。

Heidari B S^[30]等人为了最大限度地减少了骨螺钉的收缩和翘曲，采用基于中心复合设计（CCD）的响应面方法（RSM）研究模拟了冷却液温度和模具温度等六种工艺参数对三种聚乳酸（PLA）注塑成型质量的影响，为了确定在特定条件下导致螺钉屈服力，进行有限元分析，Von-Mises 应力分布显示，与其他螺钉相比，PLA9 螺钉对最高载荷的抵抗力更强。Kim H G^[31]等人采用响应面法中 BBD 试验设计方法对聚双环戊二烯（PolyDCPD）的反应注射成型（RIM）工艺条件进行了分析，通过改变变量（催化剂、助催化剂和调节剂的用量）来调整 RIM 工艺参数，计算放热温度和转化率等，该优化工艺可以得到优异机械性能的 PolyDCPD。Yoshida K^[32]等人指出了对熔接痕进行分析的重要性，熔接痕会在模具填充时产生，除了会导致嵌件成型部件因塑料收缩而产生位移外，还可能导致产品质量下降。Tsai K M^[33]等人为了确定注塑成型过程中工艺参数

对镜片光学质量的影响，选择表面波纹度等指标，以熔体温度和模具温度等四种重要参数为影响因素设计田口试验，利用三种不同的回归方法（线性回归、指数回归和非线性回归），结果表明，非线性回归模型对表面波纹度的预测精度最高。Rajalingam S^[34]等人为了得到最佳注塑成型工艺参数，以减少塑料手机套产品的收缩问题，采用响应面法，通过研究模具温度、注塑压力和螺杆转速等工艺参数，最大限度地减少了收缩缺陷，方差分析（ANOVA）确定了影响产品体积收缩率的主要因素，并确定了一组最佳注塑工艺参数，有效的降低了产品收缩问题。Ginghtong T^[35]等人研究了注射速度和保压压力等主要注塑工艺参数对高强度复合材料产品的抗压强度的影响，设计并完成了正交试验，结合线性回归分析确定了抗压强度。Hashimoto S^[36]等人为了获得高质量的注塑产品，以塑件的熔接痕为指标，通过优化熔体温度、冷却时间等参数，为了实现了熔接痕最小化，提出了一种新的熔接痕评估方法，即通过径向基函数（RBF）网络的顺序近似优化（SAO），并通过试验验证了所提方法的有效性。Birat K C^[37]等人优化了剑麻-玻璃纤维混合生物复合材料的注塑成型工艺参数，通过正交阵列混合水平设计，选取了六个影响收缩率的参数，通过方差分析确定了最佳的注塑参数组合，并确定了影响显著变量。优化后的材料满足了汽车零件尺寸要求。Oktem H^[38]等人讨论了生产薄壳塑料部件时可能出现的翘曲问题，该问题与工艺参数相关的收缩率变化有关，通过设计并完成正交试验，利用信噪比和方差分析确定最佳的一组参数，并分析工艺参数对翘曲和收缩的影响，结果显示，翘曲和收缩率分别改善了约 2.17%和 0.7%。Nasir S M^[39]等人利用 Moldflow 进行注塑成型模拟分析，选取丙烯腈-丁二烯-苯乙烯（ABS）热塑性材料。利用 Design Expert 对输入变量进行分析和优化，以最小化翘曲，采用 RSM 和方差分析（ANOVA），结果显示冷却液温度和熔体温度等因素对翘曲有显著影响，相比于单浇口，双浇口是更佳的解决方案，能够显著改善翘曲问题。

上述研究表明优化注塑成型工艺参数对于保证塑件的成型质量至关重要。当前的研究主要侧重于针对单一成型缺陷的优化，缺乏对注塑工艺参数多指标的综合考量，不仅要考虑成型缺陷的优化，还要综合考虑成型效率、材料利用率等方面的影响；对于汽车塑件来说，还需要考虑其力学性能和耐久性，以实现整体注塑成型工艺的最优化和综合提升。

1.4 本文主要研究内容

以轿车前门槛压板为研究对象，利用 CATIA 与 UG 对其进行三维结构模具设计，并采用 ANSYS 对门槛压板进行模态与静力学分析。通过 Moldflow 进行最佳浇口位置搜索，确定最佳的浇口方案。利用正交试验结合灰色关联分析的方法优化冷却系统水路结构，得到轿车前门槛压板注塑模具冷却系统的总体设计方案。设计并完成最优拉丁超立方试验，确定各因素对试验指标的影响程度。构建基于 EBF 神经网络的近似模型，并利用优化算法 NSGA-II 对注塑成型工艺参数进行多目标优化。具体研究内容如下：

（1）设计了轿车前门槛压板的结构及其模具。利用 CATIA 对轿车前门槛压板进行三维结构设计，进行模态和静力学分析，验证其材料和结构性能是否满足要求。设计轿车前门槛压板的注塑模具中的型腔和型芯、抽芯机构和顶出机构，绘制模具的总装图。

（2）确定了轿车前门槛压板的最佳浇口数量及位置，并设计了最终的浇注系统。根据浇口匹配示意图和制件实际用途设计了三种不同的浇口方案，通过比较这三种不同浇口方案的充填时间、气穴和熔接线等结果，确定 1 浇口方案为最佳的浇口方案。且通过设计冷热流道混合的浇注系统，采用一模两腔的布局方式设计浇注系统对其注塑成型。

（3）构建了模具热传递的热平衡方程，并对对轿车前门槛压板的冷却水路进行了优化设计。将模具热传导问题简化为一维导热问题，根据能量守恒定律建立热平衡方程，得到影响塑件冷却效果的主要影响因素。通过正交试验结合灰色关联分析法，最终确定了冷却水路管道参数。

（4）采用最优拉丁超立方试验设计方法，利用 Isight 生成试验样本，通过 Moldflow 模拟仿真。通过 Pareto 图、交互效应图和主效应图分析，确定了各个试验因素对轿车前门槛压板注塑成型质量指标的影响程度。在 OLHD 试验的基础上，分别建立 RSM 模型、Kriging 模型和 EBF 神经网络近似模型，通过近似模型误差分析与精度检测，得出 EBF 神经网络为最佳的代理模型。

（5）基于 EBF 神经网络近似模型，利用 NSGA-II 算法对轿车前门槛压板的注塑成型过程中的体积收缩率和翘曲变形进行多目标优化，通过 Pareto 解选

择了相对最优的一组工艺参数。结果显示，多目标优化的预测结果与数值模拟结果间的偏差较小，优化后的体积收缩率和翘曲变形与默认的注塑工参数下的体积收缩率与翘曲变形相比，均得到明显改善。

（6）主要对全文的研究内容和结果进行说明以及对不足之处进行展望。

第2章 轿车前门槛压板结构及模具设计

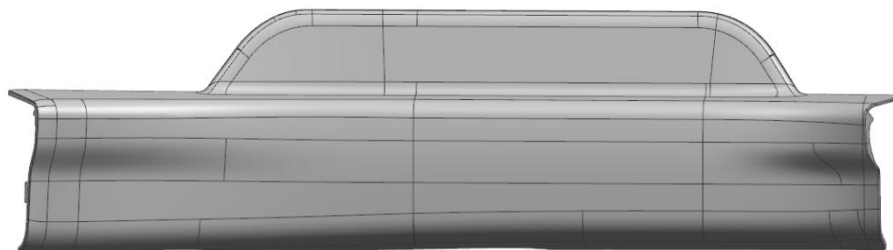
随着汽车制造技术的不断发展和环保意识的增强，越来越多的汽车制造企业开始采用高强度轻质的塑料件替代传统的钣金件，以实现汽车的轻量化、节能减排和可持续发展。本章将对前门槛压板的结构进行设计，并且分析前门槛压板以塑代钢后是否满足模态和静力学要求，同时根据前门槛压板的结构特点，对其进行了注塑成型模具设计。

2.1 轿车前门槛压板结构设计

作为车身结构的重要组成部分之一，承担保护车辆底部以及增加车辆整体刚性等重要功能。传统的金属材料制造的前门槛压板存在重量大、生产工艺复杂、成本高等问题。然而，采用塑料材料应用于前门槛压板的设计和制造也面临着一些挑战，如材料的强度、刚度和耐用性等问题。故需要选择合适的材料在设计以塑代钢的轿车前门槛压板的结构前，需要选择合适的材料。之后还需验证其模态和静力学是否符合实际使用要求。

2.1.1 三维模型的建立

根据主机厂提供的周边数据，利用CATIA在原始钣金件模型的基础上进行三维建模，得到全塑轿车前门槛压板的三维结构模型如图 2-1 所示。模型尺寸为 503mm×115mm×151mm，平均壁厚为 2.50 mm。



(a) 正面图



(b) 背面图

图 2-1 轿车前门槛压板模型图

2.1.2 材料的选择

针对门槛压板这类汽车零部件，选择材料时需考虑材料的耐用性、抗冲击性和耐磨损性，以满足能够满足门槛压板在日常使用中的强度和耐久性要求。综合考虑选择由 Shanghai PRET Composites Co Ltd 公司生产的 PP+EPDM-T20，其中 PP 代表聚丙烯（Polypropylene），聚丙烯本身具有良好的刚性和耐化学性，但强度和耐冲击性相对较低。EPDM-T20 则是指掺有 20%左右的三元乙丙橡胶（Ethylene Propylene Diene Monomer），添加三元乙丙橡胶可以提升材料的强度和韧性，改善耐冲击性和耐磨损性^[40-41]，PP+EPDM-T20 材料具体参数见表 2-1。

表 2-1 PP+EPDM-T20 参数明细

泊松比	固体密度 (g/cm ³)	弹性模量 (MPa)	熔融指数 (g/10min)	剪切模量 (MPa)
0.37	1.0086	1700	16.7	700

2.1.3 模态及静力学分析

全塑前门槛压板相比传统的金属材料具有重量轻、成本低等优点，有较大的市场潜力和应用前景。然而在轻量化的同时，也需要保证全塑制件的结构强度和性能指标达到使用标准。利用 ANSYS Workbench 对全塑轿车前门槛压板进行模态分析和静力学分析，得到该结构的固有振动特性和受力情况，以评估其结构的稳定性和可靠性。

(1) 模态分析

通过对前门槛压板的模态分析，可以了解其振动特性和结构强度，发现潜在的设计缺陷，从而指导结构的设计和改进，确保其在实际工作条件下的安全性和稳定性，通过模态分析，可以确定结构的关键振动模态，避免共振现象的发生^[42]。因此，模态分析在汽车工程设计中具有重要的意义。由于 ANSYS 中材料库没有所需的材料，故需要在材料卡片上根据表 2-1 定义材料属性。并选择合适的网格类型和尺寸，对前门槛压板的安装卡扣位置全约束固定。全塑轿车前门槛压板的前六阶模态分析结果如图 2-2 所示。

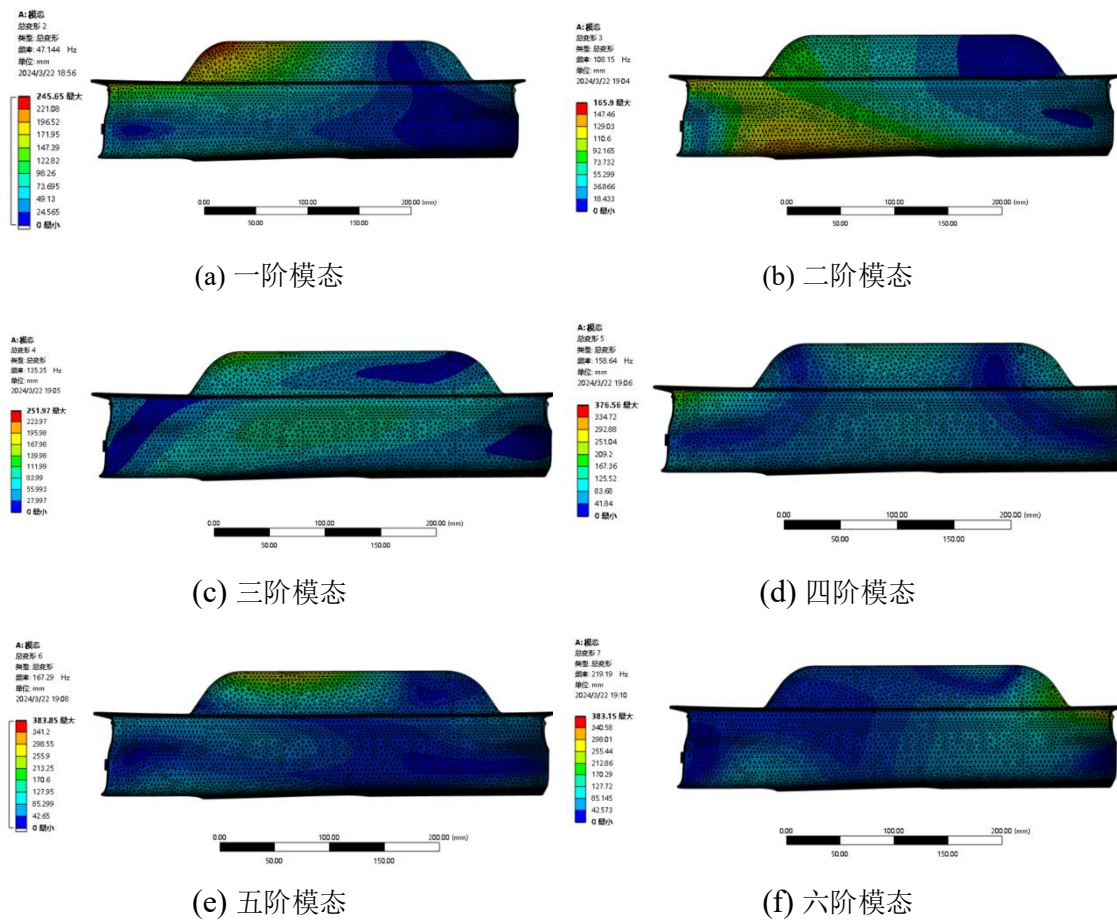


图 2-2 轿车前门槛压板六阶模态云图

车身的固有频率通常在 20-40Hz 范围内^[43]，由图 2-2 可知，采用 PP+EPDM-T20 材料的轿车前门槛压板一阶固有频率值为 47.14Hz，大于所要求的频率范围。因此全塑轿车门槛压板可以有效的避免车身的固有频率发生共振，保证了车辆的安全性和稳定性。

(2) 静力学分析

通过 Workbench 对轿车前门槛压板进行静力学分析，考虑到车辆工作时门槛压板的受力情况，在门槛压板安装卡扣位置施加了 100N 的轴向力，得出了位移云图结果如图 2-3 所示。

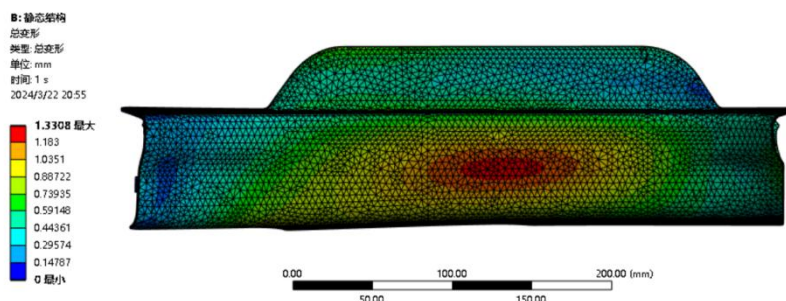


图 2-3 轿车前门槛压板位移云图

由图 2-3 前门槛压板位移云图可知变形主要分布在模型的中间，四周变形量较小，且优化后的最大变形量为 1.3308mm，因此本文使用的 PP 复合材料符合要求^[44]。

2.2 轿车前门槛压板模具设计

模具的设计应符合前门槛压板的特定几何要求，以确保最终产品的质量和精度。其次，模具材料的选择需考虑其强度、耐磨性和加工易度，以满足长期生产的需求。此外，通过合理的模具设计，可以实现塑件的高效生产，并最大程度地满足汽车制造过程中的质量和效率要求。

2.2.1 型芯和型腔设计

凸模和凹模也称为型芯和型腔，是模具的重要组成部分。型芯主要用于成形塑件的内表面，而型腔则是用于成型塑件的外表面^[45-46]。同时轿车前门槛压板在汽车内饰件中属于左右件，故采用一模两腔的布局方式对其注塑成型。利用 UG 辅助设计该模具的型芯与型腔结构如图 2-4 和 2-5 所示。

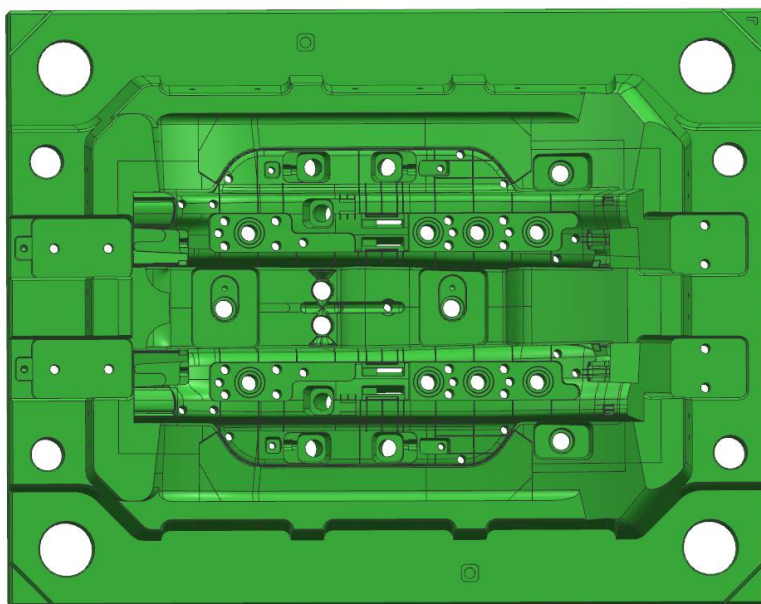


图 2-4 轿车前门槛压板型芯示意图

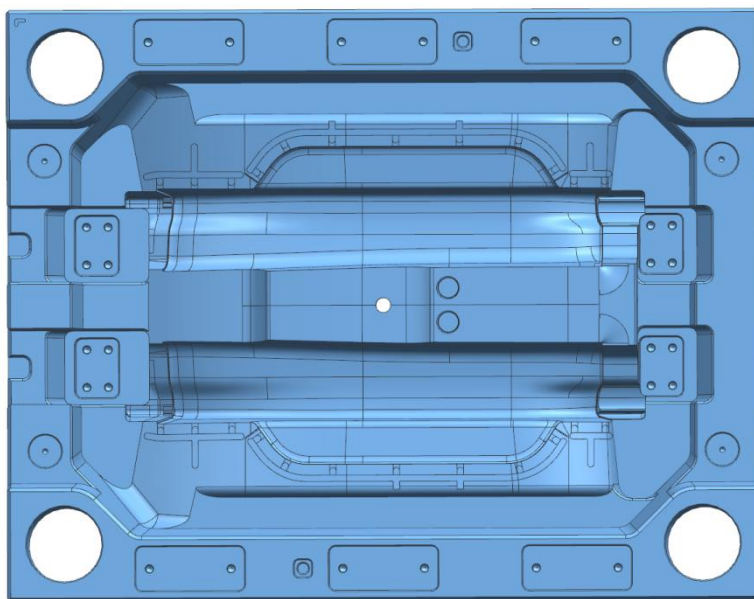


图 2-5 轿车前门槛压板型腔示意图

2.2.2 抽芯机构设计

由于门槛压板结构包括较多加强筋、安装凸台和卡槽等结构，会增加成型后脱模的困难。如果在成型过程中不采取适当的措施，可能会导致塑件损坏或模具受损。因此必须设计抽芯机构以保证塑件顺利脱模而不损坏其内部结构^[47]。从图 2-1 结构图可以看出，需要在五个位置分别设置滑块抽芯和斜顶杆抽芯机

构。如图 2-6 所示为对应抽芯机构设计图。

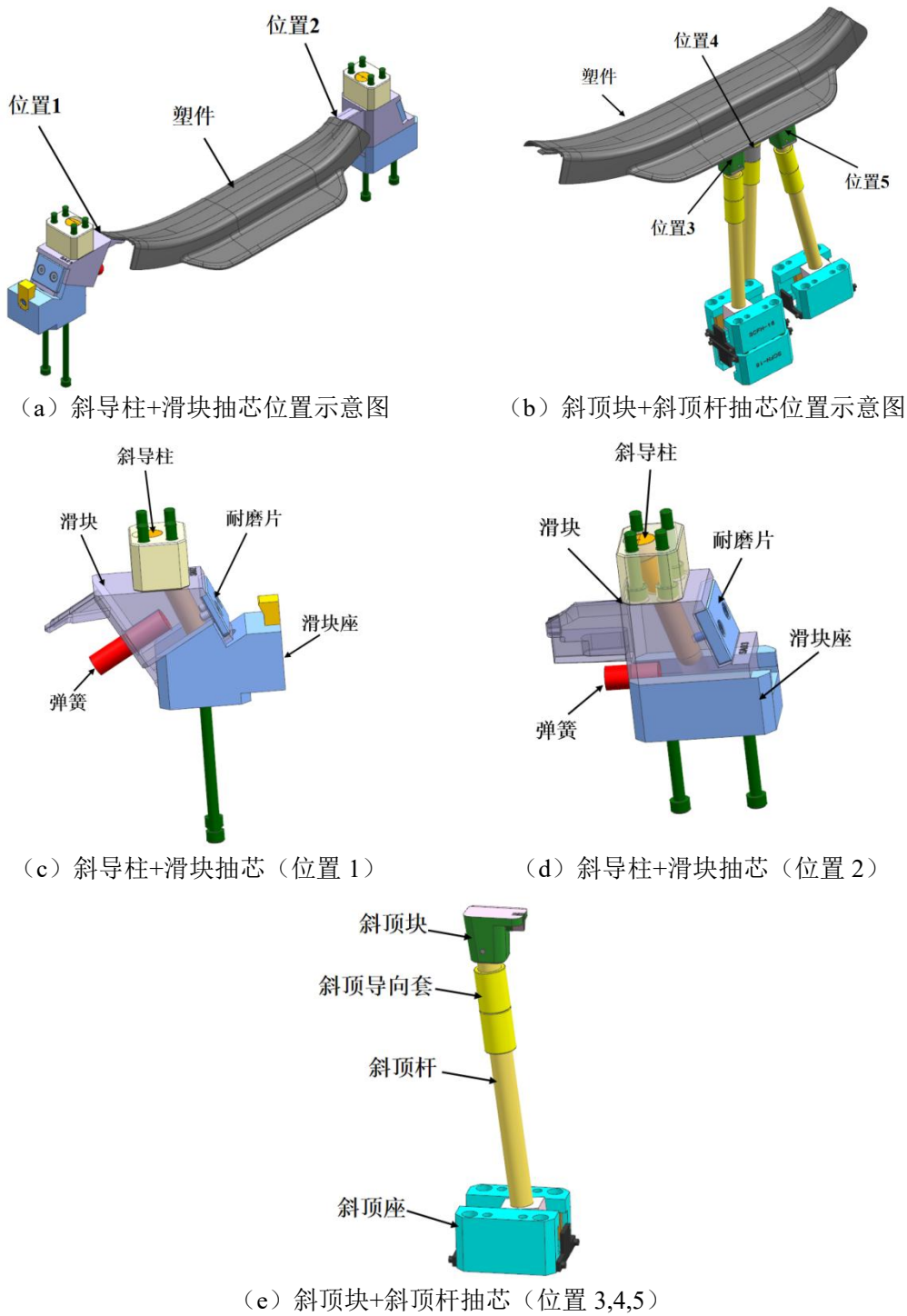


图 2-6 轿车前门槛压板抽芯机构示意图

图 2-6 所示该抽芯机构由弹簧、滑块、斜导柱、耐磨片和滑块座等部件所组成，模具开模时，滑块抽芯机构通过斜导柱向上运动脱离斜导柱孔，弹簧开始推动滑块向侧面移动至滑块头脱离倒扣；斜顶杆抽芯机构通过斜顶杆推动斜

顶快脱离倒扣，此时塑件可由顶出机构向上推出。

2.2.3 顶出机构设计

顶出机构承担着将成型后的塑件从模具中取出的任务。顶出机构设计要确保塑件在顶出过程中不发生变形或损坏，特别是对于形状复杂、结构精细的塑件来说，顶出的力度和方向必须合适，以保证塑件的完整性和稳定性；并且顶出机构的结构设计应该简单实用，易于制造和更换，从而提高模具的生产效率[48-49]。轿车前门槛压板注塑模具顶出机构如图 2-7 所示。

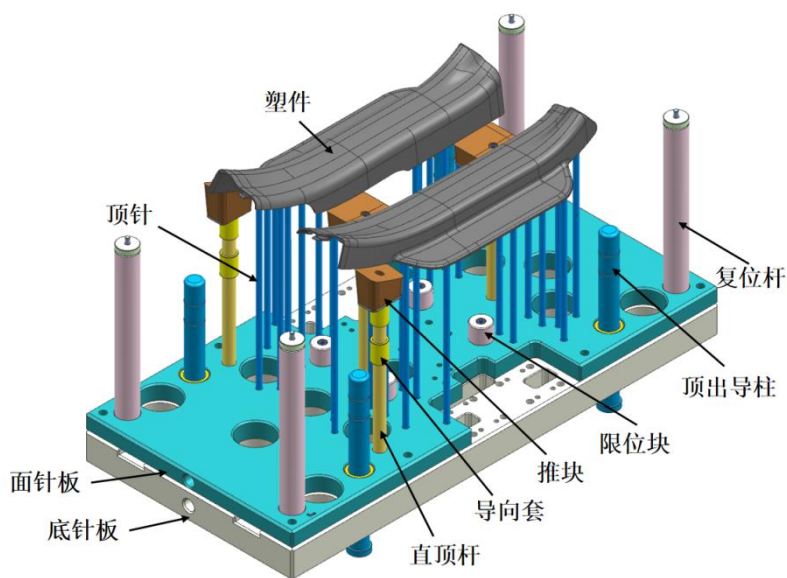


图 2-7 轿车前门槛压板顶出机构示意图

图 2-7 轿车前门槛压板模具顶出机构示意图可以看出其结构主要由推块、顶针、针板、直顶杆和导向套等部件组成。其工作原理主要是固定在针板上的顶针、直顶机构向上运动，从而将塑件从模具推出。

2.2.4 模具装配图

轿车前门槛压板模具装配图如图 2-8。它展示了整个模具的总体结构和各个主要部件之间的组装关系。

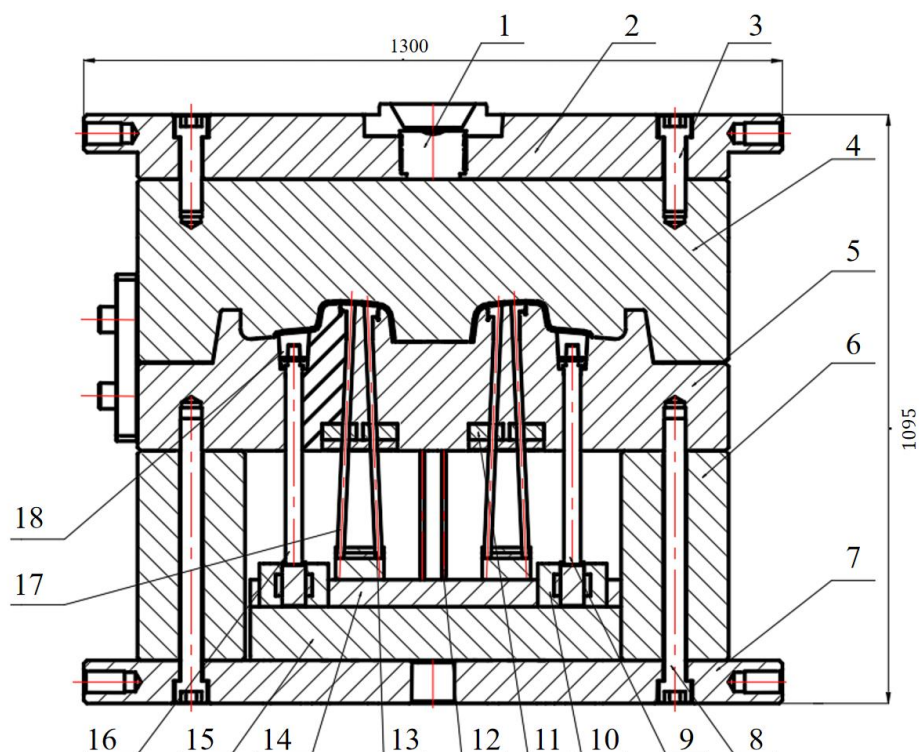


图 2-8 轿车前门槛压板模具二维图

1-浇口套 2-面板 3-定位销 4-定模板 5-动模板 6-支撑板 7-底板 8-顶出导柱 9-直顶杆 10-直顶固定板 11-导向块 12-顶针 13-斜顶座 14-面针板 15-底针板 16-直顶杆 17-斜顶杆 18-顶块

结合图 2-8，轿车前门槛压板注塑模具的一模两腔一次顶出的工作过程如下。

模具合模：模具收到复位开关的信号后，顶出机构复位杆开始推动动模合模，此时斜导柱通过滑块中的导柱孔推动滑块抽芯机构开始复位；

注塑过程：熔融塑料通过喷嘴进入型腔，以填充模具的空腔部分，形成所需的塑件形状。充填完成后，还需要对注塑件施加一定的压力，以保持模具内的塑料处于充分压实状态。在保压结束后，注塑件需要经过一段时间的冷却和固化，以达到足够的强度以便从模具中取出；

模具开模：塑件成型完成后，通过开模力的作用，动模 5 和定模 4 在分型面的位置上分离一段距离，此时滑块抽芯机构和斜顶杆抽芯机构会随着斜导柱和斜顶杆的运动推动滑块和斜顶块使得塑件脱离卡扣。

模具脱模：在抽芯完成后，顶棍连接柱会通过推动底针板 15 和面针板 14 进而推动顶针 12 和顶出机构 9、10、13 和 18、使得塑件脱模。

2.3 本章小结

选择 PP+EPDM-T20 作为轿车前门槛压板以塑代钢的材料，利用 CATIA 进行前门槛压板的三维建模，并进行模态与静力学分析，结果表明，采用 PP 改良材料的前门槛压板符合使用要求。在模具设计方面，采用整体式结构的型芯和型腔。同时，设计了抽芯机构和顶出机构，以确保塑件的顺利脱模并保持其完整性。最后，进行了模具二维图的绘制。

第3章 轿车前门槛压板浇口数量和位置研究及注塑成型过程模拟

在注塑成型过程中，浇注系统的设计对最终产品的质量和生产效率起着至关重要的作用。在浇注系统设计中需要考虑多个因素，如浇口位置、数量以及流道的设置等。本章将探讨不同浇注系统设置的优缺点，并依托注塑 CAE 技术详细模拟前门槛压板充模过程中的行为，对浇口位置和数量进行优化和调整，确保材料在充填模具时能够均匀流动、填充模具，减少气穴、缩孔等其他缺陷的产生。

3.1 注塑成型过程涉及的基本方程

连续性方程描述了流体质量守恒，即流体的质量在空间和时间上的变化。用场论符号可表示为^[50]：

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v}) = 0 \quad (3-1)$$

式中， ρ —流体的密度 (kg/m^3)；

t —时间 (s)；

∇ —梯度算子。

在直角坐标系中可表示为：

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho w)}{\partial z} = 0 \quad (3-2)$$

式中， u 、 v 、 w —分别为 x 、 y 、 z 方向上的速度分量 (m/s)。

运动方程是描述流体在外力作用下的运动行为的方程，是动量守恒定律对流体的表达式。根据守恒定律，流动的塑料熔体动量的变化与质量力和表面力之和相等。在直角坐标系中的粘性流体的运动方程为^[51]：

$$\begin{cases} \rho \left(\frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} + v \frac{\partial u}{\partial y} + w \frac{\partial u}{\partial z} \right) = \rho f_x + \frac{\partial p_{xx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{xy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{xz}}{\partial z} \\ \rho \left(\frac{\partial v}{\partial t} + u \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial v}{\partial y} + w \frac{\partial v}{\partial z} \right) = \rho f_y + \frac{\partial \tau_{yx}}{\partial x} + \frac{\partial p_{yy}}{\partial y} + \frac{\partial \tau_{yz}}{\partial z} \\ \rho \left(\frac{\partial w}{\partial t} + u \frac{\partial w}{\partial x} + v \frac{\partial w}{\partial y} + w \frac{\partial w}{\partial z} \right) = \rho f_z + \frac{\partial \tau_{zx}}{\partial x} + \frac{\partial \tau_{zy}}{\partial y} + \frac{\partial p_{zz}}{\partial z} \end{cases} \quad (3-3)$$

式中, f_i —单位质量的质量力 (N);

p_{ij} —压力分量 (Pa);

τ_{ij} —应力分量 (N)。

能量方程是能量守恒定律对流体的表达式, 这一方程以热力学第一定律为基础。微分形式的能量方程为^[52]:

$$\rho C_v \frac{dT}{dt} = -P \nabla \cdot v + \phi + \nabla \cdot (\lambda \nabla T) + \rho q \quad (3-4)$$

式中, C_v —粘性耗散功 (J);

T —温度 ($^{\circ}C$);

λ —导热系数 ($W/m \cdot ^{\circ}C$);

q —单位质量流体的热源强度。

连续性方程、运动方程和能量方程是描述流体行为的基本方程, 适用于各种聚合物流体, 包括用于注塑成型的熔体。然而, 成型过程中还需要考虑注塑件的具体几何形状和尺寸对熔体的流动行为的影响, 以获得可靠的数值模拟结果。

3.2 轿车前门槛压板 Moldflow 分析前处理

轿车前门槛压板的最佳浇注系统分析研究前, 首先要确保模型几何完整、无缺陷, 并设置合适的网格尺寸与类型。选择并定义模拟所需的材料。这些步骤是确保 Moldflow 分析顺利进行、准确模拟轿车前门槛压板注塑过程的关键。

3.2.1 材料设置

将零件模型转化为 STP 格式并导入 Moldflow 中。由第一章可知选择由

Shanghai PRET Composites Co Ltd 公司生产的 PP+EPDM-T20，这种组合材料常用于汽车部件制造，特别是门槛压板这类需要抗冲击和耐磨损的部件。图 3-1 粘度曲线反映了该材料流变特性，即在不同剪切速率下材料的粘度变化情况。图 3-2 PVT 曲线反映了材料的热膨胀特性，即材料随温度和压力的变化而产生的体积变化情况 [53]。

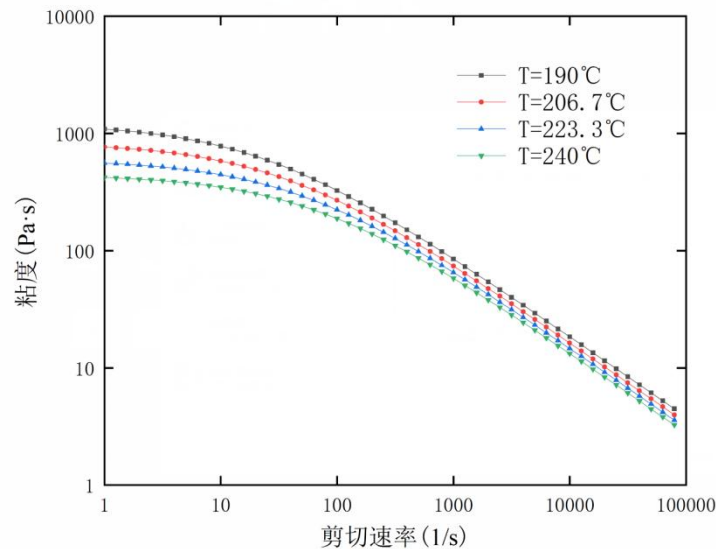


图 3-1 PP+EPDM-T20 的粘度曲线

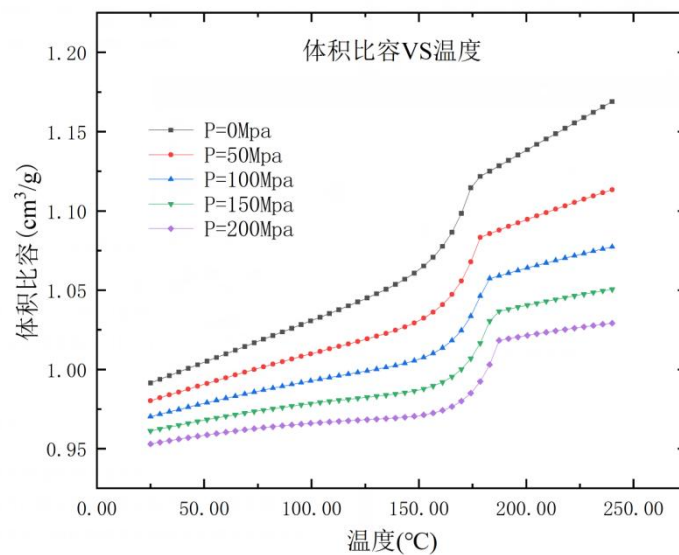


图 3-2 PP+EPDM-T20 的 PVT 曲线

3.2.2 网格划分及修复

Moldflow 的网格划分是确保仿真准确性和可靠性的重要步骤。通过合理的

网格划分，能够更精确地模拟轿车前门槛压板的注塑成型过程。网格数量少可缩短分析时间但精确度相应的也会降低，网格数量多虽然结果更精确但耗时时间较长。

Moldflow 中网格类型包括：双层面网格、3D 网格和中性面网格。双层面网格有助于更精细地捕捉流体在薄壁区域的流动和填充情况，提高仿真的准确性。3D 网格适用于整体模型仿真，而中性面网格则通过对称面划分，适用于对称零件的快速仿真，降低计算成本和时间^[54-55]。前门槛压板的平均厚度为 2.5mm，属于薄壁件，针对这种类型的零件，通常采用双层面网格的网格类型，这有助于在仿真过程中更准确地捕捉到薄壁结构的变形和应力分布情况。此外，为了保证仿真结果的准确性，网格大小通常设置为零件厚度的 1.5-2 倍之间^[56]。综合考虑网格边长设为 4mm。划分后网格参数信息见表 3-1。

表 3-1 划分后网格信息

网格匹配百分比	自由边	网格相互百分比	多重边	平均纵横比	最大纵横比
93.2%	0	90.8%	0	1.88	17.04

在双层面网格中，一般要求双层面网格匹配百分比与网格相互百分比不小于 85%；高纵横比可能会导致模拟误差较大，为提高模拟结果的准确性，需要把最大纵横比控制在 10 以内^[57]。根据表 3-1 可知，网格匹配百分比与网格相互百分均满足要求，平均纵横比为 1.88，而最大纵横比高达 17.04，超过了所要求的最大纵横比。故需要对网格进行修复优化，以保证数值模拟的准确性。

网格修复一般可通过 Moldflow 提供了自动修复工具自动调整网格，改善其质量。另一种可行的方法是手动合并三角形节点，这样可以迅速解决狭长三角形的问题，从而有效降低网格的纵横比。修复后的网格模型和网格参数如图 3-3 和表 3-2 所示。

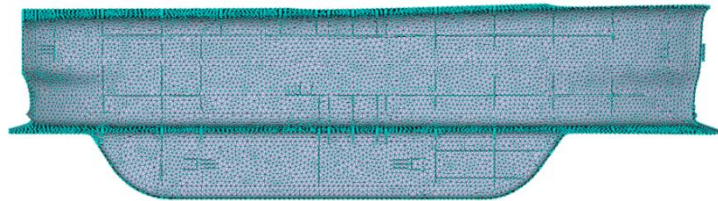


图 3-3 轿车前门槛压板网格模型图

表 3-2 修复后网格参数信息

网格匹配百分比	自由边	网格相互百分比	多重边	平均纵横比	最大纵横比
95.2%	0	94.2%	0	1.86	8.86

3.3 轿车前门槛压板最佳浇口数量和位置研究

浇口数量和位置对成型质量至关重要，增加浇口数量通常可以提高充填速度，但过多的浇口可能导致塑料材料在模具中的不均匀流动。其次，浇口的位置决定了材料进入模具的路径，影响着充填均匀性和气泡产生。通过模拟不同数量和位置的浇口对成型质量的影响，可以帮助优化熔体流动不均匀等问题，提高注塑件的成型质量。

Moldflow 中可以根据材料的流动性和零件的几何形状等自动生成浇口位置，此方法可以作为浇口位置参考，实际的浇口位置还需要考虑塑件的用途等。分别将塑件的浇口数量设置为 1、2 和 3。将 Moldflow 中分析序列设置为浇口位置，三种浇口位置示意图如图 3-4 所示。

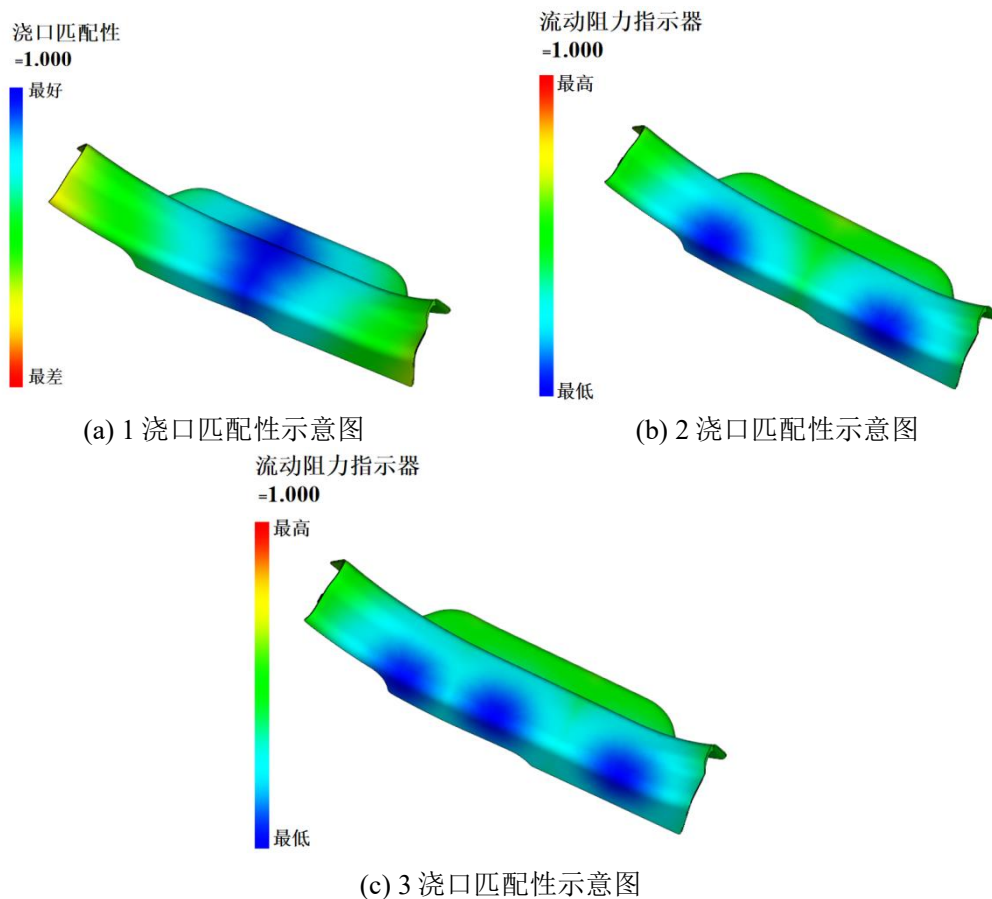
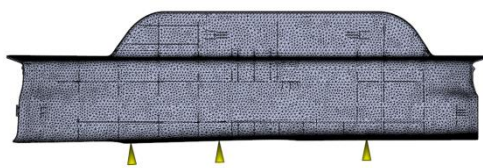


图 3-4 Moldflow 浇口搜索结果

Moldflow 中的流动阻力指示器是在注塑模拟过程中用来评估材料流动阻力的工具。通过流动阻力指示器，可调整浇口的位置，以最小化阻力、优化材料充填，确保完全填充，减少缺陷的产生。图 3-4 中蓝色区域位置为最佳浇口位置，但由于门槛压板属于内饰件，通常有高质量的外观质量，浇口位置应考虑影响表面质量最小的位置，优先考虑在制件侧面设置浇口，确保浇口位置不会直接影响到产品的装饰面，以避免在装饰面留下痕迹或瑕疵^[57-59]。三种浇口设置方案如图 3-5 所示。





(c) 3 浇口

图 3-5 三种浇口方案

工艺参数设置为默认值，将分析序列设置为充填-保压-翘曲，通过对比三种方案的充填时间、气穴和熔接线等结果，来确定最佳浇口数量和位置。

(1) 充填时间

充填时间是指从注塑机开始注射熔融塑料到充满整个模具腔的时间，直接影响着塑件的成型质量和生产效率。通常，较短的充填时间意味着更快的生产速度，但如果充填时间过短可能会导致充填不完全或者产生气泡等问题。如图 3-6 是三种方案的充填时间对比。

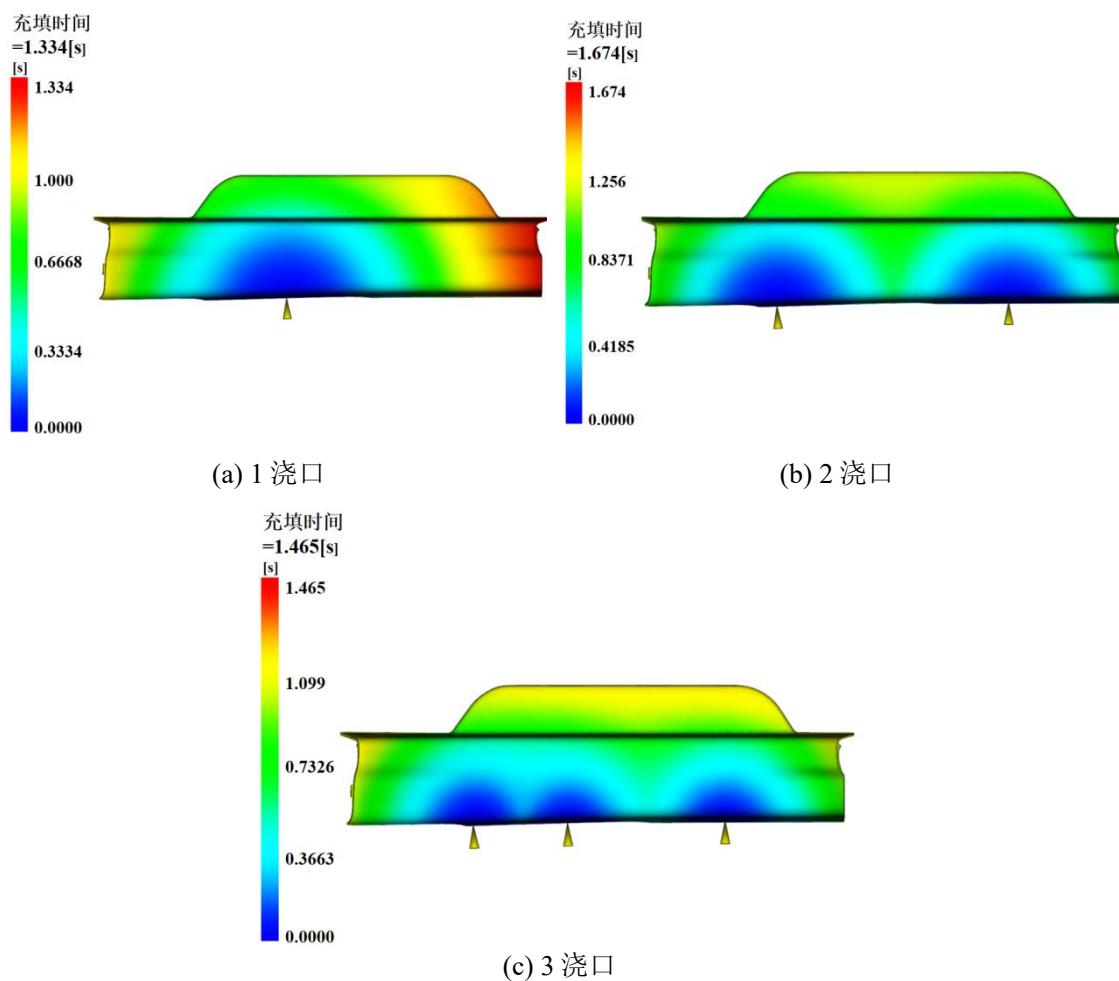


图 3-6 三种方案的充填时间对比

由图 3-6 所示，充填时间最长为方案 2 为 1.674s，充填时间最短的是方案 1 为 1.334s。

(2) 气穴

气穴是注塑过程中形成的空腔，通常由于气体被困在塑料中而产生。如图 3-7 是三种方案的气穴时间对比。

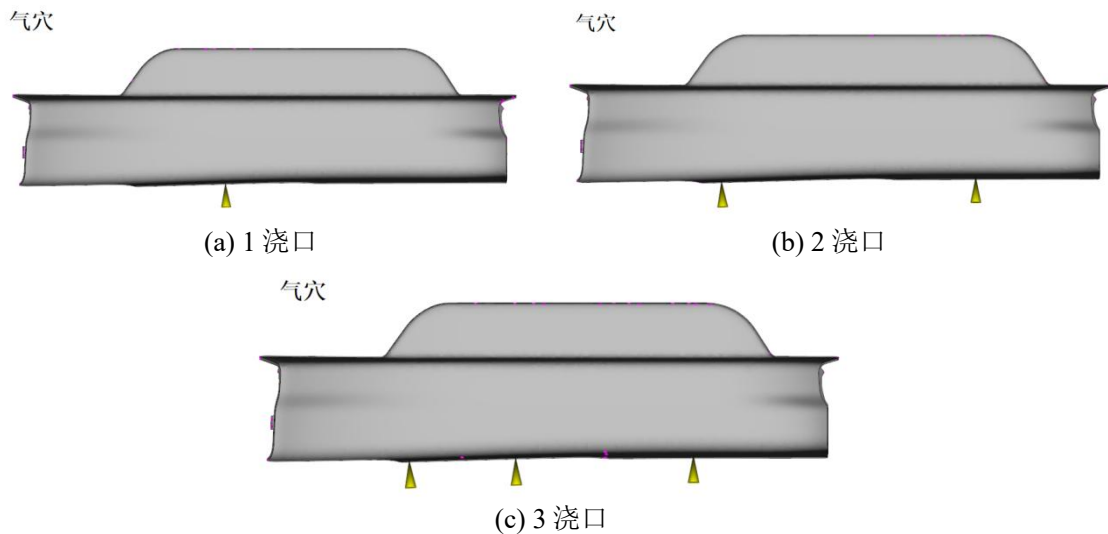
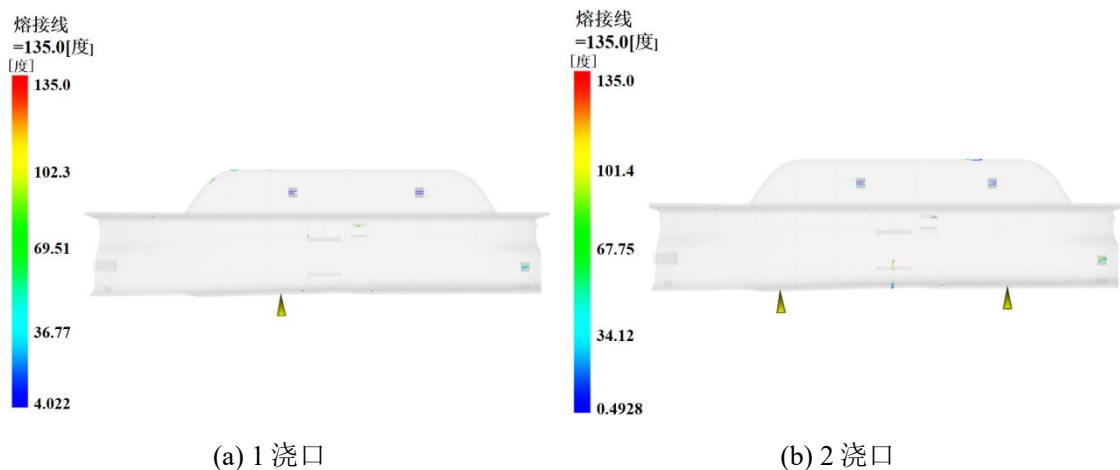


图 3-7 三种方案的气穴对比

红色为气穴产生的部分，由图 3-7 可知，3 浇口方案表面的气穴最多。其他两种方案可较少。

(3) 熔接线

熔接线是由于若干股熔体相交汇而形成的，可能会影响产品的力学性能和外观缺陷。如图 3-8 是三种方案的熔接线对比。





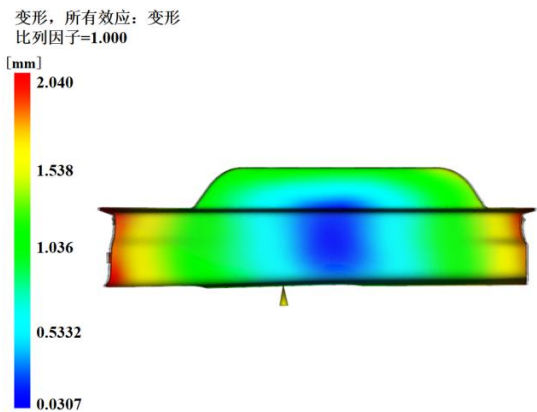
(c) 3 浇口

图 3-8 三种方案的熔接线对比

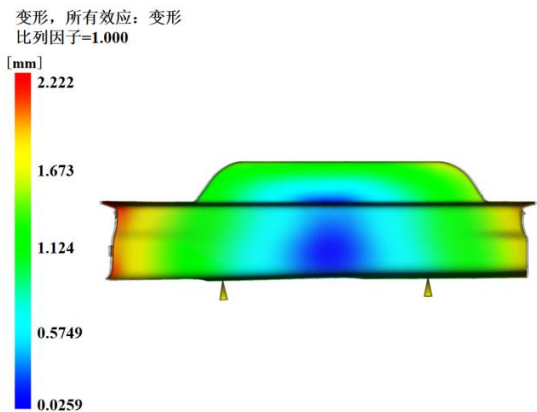
由图 3-8 的所示，方案 1 与方案 2 浇口的熔接线质量最好。

(4) 翘曲变形

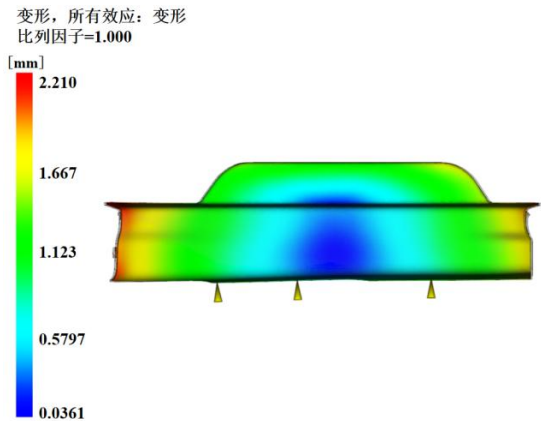
翘曲变形是塑件因冷却不均匀而导致的一种形变现象。这种变形会影响产品的几何形状和尺寸，降低其质量和可用性。如图 3-9 是三种方案的翘曲变形对比。



(a) 1 浇口



(b) 2 浇口



(c) 3 浇口

图 3-9 三种方案的翘曲变形对比

由图 3-9 的所示，方案 1 的翘曲变形相对最优，另外方案的最大翘曲量两种相差不大。

综上所述，通过对比三种浇口方案的充填时间、气穴、熔接线和翘曲变形结果。如表 3-3。

表 3-3 三种浇口方案的对比结果

方案	充填时间/s	气穴/个	熔接线/条	翘曲变形/mm
1 浇口	1.334	数量较少	条数较少	2.040
2 浇口	1.674	数量中等	条数中等	2.222
3 浇口	1.465	数量较多	条数中等	2.210

由表 3-3 可知，1 浇口方案的充填时间、气穴、熔接线和翘曲变形都相对于另外两种方案更佳，故本文选择 1 浇口作为本文的浇口方案。

3.4 轿车前门槛压板浇注系统设计

浇注系统的设计应确保熔融体能够在流道内均匀流动，避免出现流速不均匀或死角。同时流道系统应设计成使流体在流动过程中压力损失最小，以确保足够的充填压力，同时降低能耗和成本。其流道系统的尺寸应根据注塑零件的形状和尺寸等因素进行合理设计，以确保塑料在流动过程中能够顺利充填成型。综合考虑后主流道采用热流道结构，有利于提高注塑压力和材料利用率，加快注射速度，保证制件的充填质量，分流道采用冷流道可减少废料得产生，且冷流道的制造和维护成本相对较低，有助于节约生产成本。

$$q = \frac{V}{t} \quad (3-5)$$

式中， q —熔体的流动速度 (cm^3/s)；

V —浇口流过的熔体体积 (cm^3)；

t —注射时间 (s)。

非牛顿流体在圆管道中的流量

$$q = \left(\frac{n\pi}{3n+1} \right) \left(\frac{\Delta p r}{2KL} \right)^{\frac{1}{n}} r^3 = \left(\frac{n\pi}{3n+1} \right) \gamma r^3 \quad (3-6)$$

式中， Δp —半径 r 的圆管在长 L 时的压力降；

γ —剪切速率；

n —流动指数。

由喷嘴直径 $d=2r$ ，可得喷嘴直径的计算式

$$d = \sqrt[3]{\frac{8}{\pi\gamma} \sqrt{\frac{q(3n+1)}{n}}} \quad (3-7)$$

计算得热流道直径 10mm，冷流道直径 6mm，梯形浇口横截面短边边长 8mm，长边边长 15mm，高为 8mm。轿车前门槛压板在汽车内饰件中属于左右件，故采用一模两腔的布局方式对其注塑成型。最终的浇注系统如图 3-10。

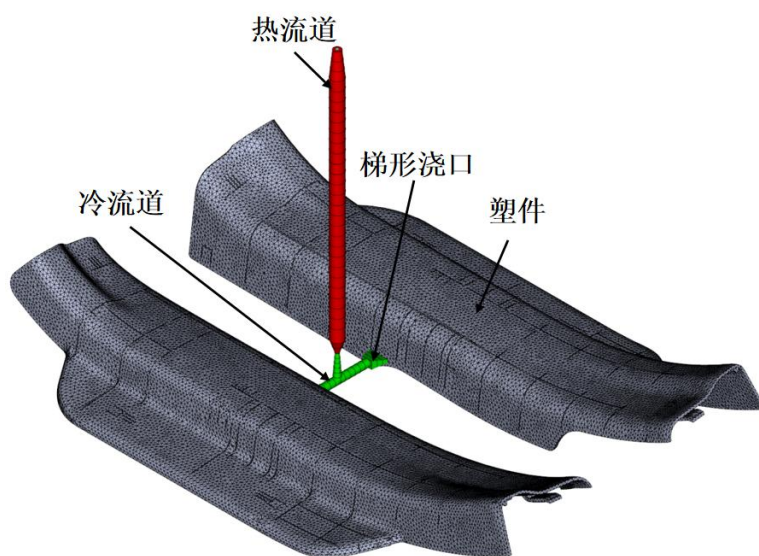


图 3-10 轿车前门槛压板浇注系统

3.5 本章小结

本章利用 Moldflow 对轿车门槛压板进行前处理。设计了三种不同的浇口方案，分别为 1 浇口、2 浇口和 3 浇口。通过对比分析这三种方案，确定了最佳的浇口方案，并设计了最终的浇注系统。

(1) 将制件模型以 STP 格式导入 Moldflow 中，设置合适的材料，进行网格划分和质量检查，并通过自动修复工具结合手动合并三角形节点的方法修复网格直至网格参数达到标准。

(2) 根据浇口匹配示意图和塑件实际用途设计了三种不同的浇口方案，通过比较三种浇口方案的充填时间、气穴和熔接线等结果，确定 1 浇口方案为最

佳的浇口方案。并在浇注系统设计上，采用冷热流道混合的方式对其注塑成型。

第 4 章 注塑模具冷却机理分析及冷却水路设计

在注塑成型过程中，冷却阶段通常占据整个周期的大约 70% 左右。这个阶段对最终塑件的成型质量和效率有着重要影响。因此，了解模具中的热传导原理与设计高效的冷却系统至关重要。本章旨在对制件冷却过程进行热平衡分析，并在此基础上，推导出制件冷却时间的理论计算公式，进行冷却水路设计。

4.1 塑件成型过程中的传热方式

热量传递是热力学中的基本概念，它描述了热量从一个物体传递到另一个物体的过程。在工程领域中，热量传递方式主要包括热传导、热对流和热辐射三种方式。图 4-1 为模具中热量的传递示意图^[60]。

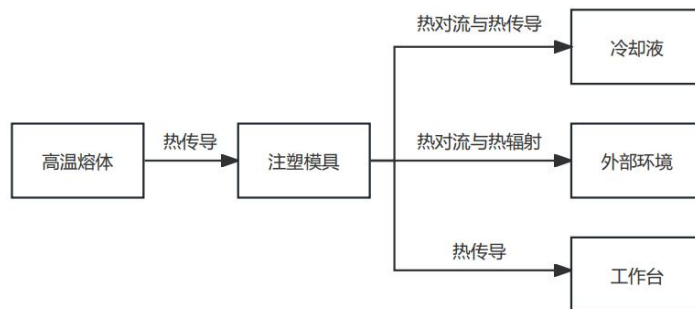


图 4-1 模具中热量的传递示意图

(1) 热传导

热传导是指热量在物体内部由高温区向低温区传递的过程。在热传导过程中，热量通过物质内部的分子碰撞传递，而不涉及物质本身的移动。当物体的某一部分受热时，其分子会以更高的速度振动，导致周围分子也受到影响而加热，从而引起热量的传递。这一过程符合傅里叶定律^[61]。

$$Q = -\lambda A \left(\frac{dt}{dn} \right) \quad (4-1)$$

式中， λ —材料的导热系数 ($W/m \cdot K$)；

A —传热面积 (m^2)；

$\frac{dt}{dn}$ —温度梯度 (K/m)。

由式(4-1)可以看出, 热传导的速率取决于材料的导热系数、材料的形状和结构等因素。

(2) 热对流

热对流是指热量通过流体的运动和对流传热方式传递, 从而使得流体中的温度发生变化。热对流可以分为自然对流和强制对流两种类型。自然对流是指当流体被加热后, 由于密度减小而产生上升的浮力, 冷却的流体则沉降, 导致流体内部形成对流环流。这种自发性的流动现象称为自然对流; 强制对流是通过外部力量施加在流体上, 从而产生的对流流动^[62]。对流传热过程符合牛顿冷却式。

$$Q = Ah(\Delta t) \quad (4-2)$$

式中, A —传热面积 (m^2);

h —对流换热系数 ($W/m^2 \cdot K$);

Δt —流体与壁面 (或反之) 间的温度差 (K)。

式(4-2)表明, 热量传递速率与对流换热系数成正比, 且对流换热系数与雷诺数 (Re) 之间存在一定的关系, 雷诺数是描述流体流动状态的无量纲参数, 通常表示为:

$$Re = \frac{\rho v L}{\mu} \quad (4-3)$$

式中, ρ —流体的密度 (Kg/m^3);

v —流体的流速 (m/s);

L —特征长度 (m);

μ —流体的动力粘度 ($Pa \cdot s$)。

在雷诺数 $Re < 2300$ 时, 即流体层流流动, 对流换热系数通常较低, 因为流体流动较为平稳, 换热效果不高; 而在雷诺数 $Re > 4000$ 时, 即流体湍流流动, 对流换热系数通常较高, 在湍流流动中, 热量和动量能够更加有效地通过混合和扩散来传播。因此在工程应用中, 为了提高冷却效率, 需要使得雷诺数较高, 高雷诺数的流体更容易形成较强的对流换热, 能够更有效地带走热量, 在冷却过程中有更好的效果^[63]。

(3) 热辐射

热辐射指热能通过电磁波的形式从高温物体传递到低温物体的过程。与热传导和对流不同，热辐射不需要介质来传递热能，它是由物体内部的高能量分子或原子发射出的电磁波，这些波长通常位于红外光谱范围内^[64]。且热辐射遵循 Stefan-Boltzmann 定律：

$$Q = \varepsilon A \sigma T^4 \quad (4-4)$$

式中， ε —物体的发射率；

A —物体的表面积 (m^2)；

σ —Stefan-Boltzmann 常数；

T —物体的绝对温度 (K)。

4.2 塑件成型过程中冷却时间

在高温塑料熔体从喷嘴进入模具腔体中，就开始不断地进行一系列的热交换，这是一个十分复杂的过程。

(1) 模具与塑件的热交换。当高温塑料熔体充填模具腔体时，模具吸收塑料熔体的热量，使得塑料熔体温度逐渐降低，同时使模具表面的温度升高。这种传热过程主要通过热传导的方式进行。

(2) 模具与冷却系统间的热交换。冷却介质会与模具存在温度差，热量会通过热传导传递部分热量到冷却液中，使得冷却介质的温度升高。同时，冷却系统通过流动的冷却介质进行对流传热。

(3) 模具与周围环境的热交换。模具表面会向周围环境发射热辐射，并且模具表面与周围空气之间存在对流传热^[65]。

根据能量守恒定律，得出模具注塑成型的热平衡方程为：

$$Q_P = Q_A + Q_B + Q_C \quad (4-5)$$

式中， Q_P —高温熔体流入注塑模的热量 (KJ)；

Q_A —冷却液带走的热量 (KJ)；

Q_B —注塑模具与自然环境传递的热量 (KJ)；

Q_C —热传导给注塑机的热量 (KJ)。

模具注塑成型热量传递过程的复杂性主要源自多方面因素的综合影响，其塑件材料的热性能、热传导系数和熔体流动性会影响热量在塑料熔体内部的传递和分布；模具本身的材料特性、结构设计以及表面处理等都会对热量的传递和散失产生影响。因此我们需要按照以下原则进行简化：由于塑件的长度远远大于其厚度，我们可以将模具导热传递的过程简化为沿着塑件的厚度方向进行分析，将其视为一维导热问题；假设塑料熔体的导热系数不会随着温度的变化而变化^[66]。

在注塑过程中，塑料熔体所带入的热量的绝大部分（约 90%-95%）通过冷却介质在冷却水管中的流动带走。塑料熔体与模具之间的热传递主要发生在模具的型腔和型芯表面。初期，塑料熔体温度较高，而模具表面温度通常为室温，由于温度差异较大，主要通过热传导进行热量传递，但传热比例较小，故可以认为塑料熔体热传导给注塑机的热量可以忽略不计。此外，模具与周围自然环境之间的热交换在整个注塑过程中占比较少，仅约占总热量的 5%左右^[67-68]。因此，可以认为在塑件成型过程中，主要的热量传递过程来自于模具和高温塑料熔体之间的热交换，以及模具与冷却介质之间的热交换。即有：

$$Q_P = Q_A \quad (4-6)$$

塑料熔体传递给注塑模具的总热量可由式(4-7) 表示^[69]。

$$Q_P = 10^{-3} \rho_m \frac{s}{2} a [C_p (T_m - T_e) + l_m] \quad (4-7)$$

式中， ρ_m —冷却液密度 (Kg/m^3)；

s —塑件的平均厚度 (m)；

a —相邻冷却水管中心线间距 (m)；

C_p —材料的熔体比热容 ($J/Kg \cdot K$)；

T_m —熔体进入型腔时的温度 ($^{\circ}C$)；

T_e —塑件达到顶出时的温度 ($^{\circ}C$)；

l_m —塑件的熔融潜热 (J/Kg)。

模具与冷却液体传递的传递热量可由式(4-8) 表示^[70]。

$$Q_A = 10^{-3} t_c \left(\frac{1}{\lambda_{ms} S_e} + \frac{1}{\pi \alpha d} \right)^{-1} (T_w - T_c) \quad (4-8)$$

式中, t_c —塑件成型冷却时间 (s);

λ_{ms} —模具的导热系数 ($W/m \cdot K$);

S_e —冷却水管形状因子;

α —冷却液传热系数 ($W/m^2 \cdot K$);

d —冷却水管的直径 (m);

T_w —型腔壁面平均温度 ($^{\circ}C$);

T_c —冷却液温度 ($^{\circ}C$)。

其中冷却液的传热系数 α 可由式(4-9)表示。

$$\alpha = \frac{0.31395}{d} Re^{0.8} \quad (4-9)$$

水管的形状因子 S_e 可由式(4-10)表示。

$$S_e = 2\pi \ln \left[\frac{2a \sin(2\pi \frac{b}{a})}{\pi d} \right]^{-1} \quad (4-10)$$

式中, b —冷却水管中心到型腔壁面距离 (m)。

联立式 (4-7) - (4-10) 可得式(4-11)。

$$t_c = \frac{\rho_m \frac{s}{2} a [C_p(T_m - T_e) + l_m]}{(T_w - T_c)} \left\{ \frac{\ln \frac{2 \sin 2\pi b}{a} - \ln \pi d}{2\pi \lambda_{ms}} + \frac{1}{0.31395} Re^{0.8} \right\} \quad (4-11)$$

由式 (4-11) 可知, 在产品厚度确定的情况下, 塑件成型的冷却时间与水管直径、相邻水管中心距和水管离型腔距离和有关, 当水管离型腔距离越近时, 热量传递速度加快; 如果距离过于接近, 会导致型腔表面温度分布不均匀, 故需要对冷却水路进行合理的设计和排布。

4.3 轿车前门槛压板冷却水路设计优化

由上述分析可知, 在冷却系统的研究中, 需要考虑到水管直径、相邻水管中心距和水管离型腔距离对冷却效果的影响。换言之, 冷却水路的根本就是研究直通式冷却水路和随形冷却水路的设计问题。本节利用正交试验结合灰色关联分析的方法, 得到最优的一组水管参数组合, 以及各个试验因素对各个指标

的影响趋势。

4.3.1 正交试验概述

正交试验是一种试验设计方法，旨在有效地探索和分析多个因素对于某个结果的影响。它通过有限的试验次数，系统地变化和组合多个因素的水平，以确定哪些因素对结果具有显著影响，以及它们之间的相互作用。正交试验主要使用正交表格进行试验设计，可由式(4-12)表示。

$$L_m(a^b) \quad (4-12)$$

式中，L—正交表的代表符号；

m—试验的数量（个）；

a—试验的水平数量（个）；

b—试验的因素数量（个）。

4.3.2 正交试验评价指标与试验因素的确定

回路冷却液的温度温差过大，会造成温度分布的不均匀，可能导致塑件翘曲变形，从而降低冷却效果。如果冷却液温度差异较小，则塑件的各个部位都能够均匀的得到散热，有利于减少塑件的变形和应力集中现象；塑件达到顶出的温度的时间是指在注塑成型过程中，从开始注入熔融塑料到最终形成的零件达到适当的温度，顺利从模具中取出的时间。在保证塑件质量达到要求的前提下，通常希望顶出时间较短，来降低生产周期，提高生产效率。因此选取回路冷却液的温度差与塑件达到顶出的温度的时间作为评价指标，分别用 μ_1 、 μ_2 表示。

在前文中已经提到选取水管直径、相邻水管中心距和水管离型腔距离作为试验因素，分别用 X_1 、 X_2 、 X_3 表示。其取值根据 EOS 白皮书的 Mayer 提出的设计要求作为参考^[71]，如表 4-1 所示。

表 4-1 设计变量取值范围

塑件厚度（mm）	X_1 （mm）	X_2 （mm）	X_3 （mm）
0-2	4-6	(2-3) d	(1.5-2) d
2-4	6-15	(2-3) d	(1.5-2) d

4-6	15-17	(2-3) <i>d</i>	(1.5-2) <i>d</i>
-----	-------	----------------	------------------

4.3.3 正交表的选取

选择较低阶数的正交表能够在较少的试验次数内获得基本信息，但会增加试验的不准确性，而选择较高阶数的正交表需要更多的试验次数，虽然能够涵盖更多因素的交互作用，获取更全面的信息，但会增加试验的成本和时间。因此，选择正交表时需要权衡试验次数和所需信息的全面性。通过评估本试验的指标和因素，选取 $L_{16}(4^3)$ 正交表。每个因素所选取水平设置如表 4-2 所示。并利用 Moldflow 仿真模拟，结果如表 4-3 所示。

表 4-2 水平因素设置

水平	因素		
	X_1 (mm)	X_2 (mm)	X_3 (mm)
1	8	24	16
2	10	30	20
3	12	36	24
4	14	42	28

表 4-3 试验结果

试验序号	X_1 (mm)	X_2 (mm)	X_3 (mm)	μ_1 (°C)	μ_2 (s)
1	8	24	16	2.63	36.53
2	8	30	20	2.49	36.48
3	8	36	24	2.22	37.49
4	8	42	28	1.89	39.06
5	10	24	20	2.91	38.34
6	10	30	16	3.17	34.64
7	10	36	28	2.41	38.87
8	10	42	24	2.35	36.94
9	12	24	24	3.13	39.90
10	12	30	28	2.92	39.72
11	12	36	16	3.39	35.02
12	12	42	20	2.90	35.10
13	14	24	28	3.34	41.72
14	14	30	24	3.53	37.55

15	14	36	20	3.53	35.07
16	14	42	16	3.61	35.23

4.3.4 试验结果分析

利用直观分析法对试验结果进行处理和分析，计算各因素的极差值，比较不同因素的极差值大小，以此来判断各因素对评价指标的影响程度。

极差分析是一种用于评估数据集中的变化程度。通过计算数据的最大值和最小值之间的差异，来反映数据的离散程度。极差越大，说明数据的变化范围越广，反之则说明数据较为集中。通过对不同组别或样本的极差进行比较，可以判断各组别或样本之间的差异程度，极差值 R_i 表达式为：

$$R_i = R_{ij\max} - R_{ij\min} \quad (4-13)$$

式中， $R_{ij\max}$ —同因素下的最大均值；

$R_{ij\min}$ —同因素下的最小均值。

(1) 回路冷却液的温度差极差分析。

分析表 4-3，可以得到在各因素在相同水平下 μ_1 的均值 K ，以及各因素在不同水平下的 μ_1 极差值，具体数据见表 4-4。

表 4-4 回路冷却液的温度差极差分析

试验水平	试验因素		
	X_1	X_2	X_3
K1	2.308	3.003	3.200
K2	2.710	3.028	2.960
K3	3.085	2.888	2.808
K4	3.503	2.688	2.640
R	1.195	0.340	0.560

图 4-2 展示了不同因素水平下回路冷却液的温度差的变化趋势。

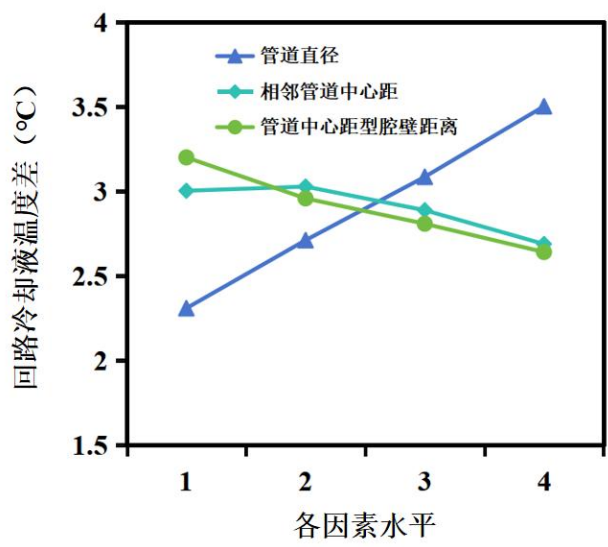


图 4-2 各参数对回路冷却液的温度差的影响

由图可知在一定范围内，水管直径越高，回路冷却液的温度差越高；水管离型腔距离增大时，回路冷却液的温度差随之减小。并且对于塑件温差来说，可以得出较好的一组工艺参数为水管直径 14mm、相邻水管中心距 30mm 和水管离型腔距离 16mm。

(2) 达到顶出的温度的时间极差分析。

分析表 4-3，可以得到各因素在不同水平下的 μ_2 极差值，具体数据见表 4-5。

表 4-5 达到顶出的温度的时间极差分析

试验水平	试验因素		
	X_1	X_2	X_3
K1	37.390	39.123	35.355
K2	37.198	37.098	36.248
K3	37.435	36.613	37.970
K4	37.393	36.583	39.843
R	0.237	2.540	4.488

图 4-3 展示了不同因素水平下达到顶出的温度的时间的变化趋势。

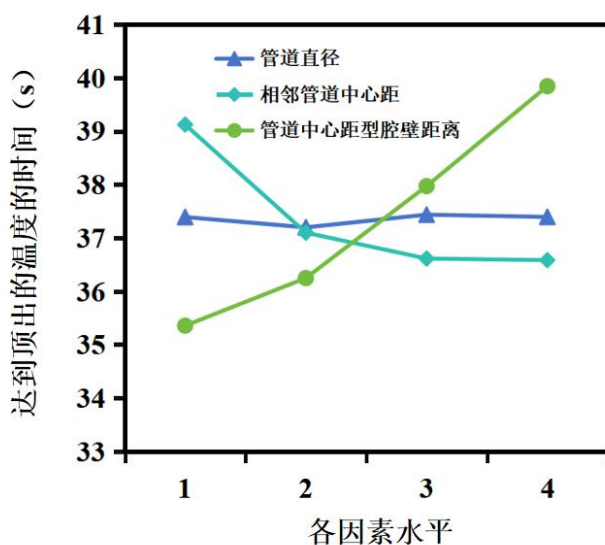


图 4-3 各参数对达到顶出的温度的时间的影响

从图 4-3 可以看出，在一定范围内，水管离型腔距离越大，达到顶出的温度的时间越高。对于达到顶出的温度的时间来说，可以得出较好的一组工艺参数为水管直径 12mm、相邻水管中心距 24mm 和水管离型腔距离 28mm。

4.4 基于灰色关联分析的冷却水路优化研究

上述方法只可得到某个单一指标达到最优值，不能使两个或多个试验指标同时达到最优。因此，本节将利用灰色关联分析法^[72]，将多目标优化问题转换为单目标优化问题。

(1) 确定分析数列

参考数列：

$$Y = Y(k) | k = 1, 2 \cdots n \quad (4-14)$$

比较数列：

$$X_i = X_i(k) | k = 1, 2 \cdots n; i = 1, 2, \cdots m \quad (4-15)$$

式中， $Y(k)$ —试验指标；

$X_i(k)$ —试验指标的值；

k —试验指标的个数；

i —分析组数。

(2) 无量纲化

$$X_i^*(k) = \frac{\max [x_i^*(k)] - x_i^*(k)}{\max [x_i^*(k)] - \min [x_i^*(k)]} \quad (4-16)$$

式中, $X_i^*(k)$ —无量纲化后试验指标的值;

$x_i^*(k)$ -表示第*i*项对应试验值。

(3) 计算关联系数

$$\xi_i(k) = \frac{|X_0^*(k) - X_i^*(k)|_{\min} + \rho |X_0^*(k) - X_i^*(k)|_{\max}}{|X_0^*(k) - X_i^*(k)| + \rho |X_0^*(k) - X_i^*(k)|_{\max}} \quad (4-17)$$

式中, $\xi_i(k)$ —两个试验指标的关联系数;

$X_0^*(k)$ —第*i*个试验数据的理想值, 一般取 0;

ρ —分辨系数, 本文 ρ 取 0.5。

(4) 计算关联度

关联度 γ_i 公式如下:

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (4-18)$$

灰色关联度的值越大, 则说明其与参考数列关联性越强。

通过公式 (4-14) - (4-18) 得到灰色关联结果, 如表 4-6 所示。

表 4-6 灰色关联结果

序号	参考数列		无量纲		灰色关联系数		灰色关联度
	$X_i(1)$	$X_i(2)$	$X_i^*(1)$	$X_i^*(2)$	$\xi_i(1)$	$\xi_i(2)$	γ_i
1	9.492	1.654	0.340	0.000	0.431	0.333	0.382
2	9.487	1.62	0.447	0.493	0.475	0.496	0.486
3	9.508	1.597	0.000	0.826	0.333	0.742	0.538
4	9.505	1.585	0.064	1.000	0.348	1.000	0.674
5	9.473	1.643	0.745	0.159	0.662	0.373	0.517
6	9.468	1.636	0.851	0.261	0.770	0.404	0.587
7	9.494	1.595	0.298	0.855	0.416	0.775	0.596
8	9.488	1.595	0.426	0.855	0.465	0.775	0.620
9	9.463	1.630	0.957	0.348	0.922	0.434	0.678
10	9.487	1.606	0.447	0.696	0.475	0.622	0.548
11	9.484	1.618	0.511	0.522	0.505	0.511	0.508
12	9.461	1.599	1.000	0.797	1.000	0.711	0.856

13	9.478	1.624	0.638	0.435	0.580	0.469	0.525
14	9.489	1.616	0.404	0.551	0.456	0.527	0.492
15	9.489	1.606	0.404	0.696	0.456	0.622	0.539
16	9.483	1.613	0.532	0.594	0.516	0.552	0.534

(5) 灰色关联度极差分析

为了获取各因素对评价指标的影响程度和最佳的参数组合，需要计算灰色关联度在不同工艺参数组合下的均值与极差值。其值如表 4-7 所示。

表 4-7 灰色关联度的极差分析

试验水平	因素		
	X_1	X_2	X_3
K1	0.645	0.457	0.631
K2	0.586	0.551	0.597
K3	0.536	0.607	0.530
K4	0.503	0.655	0.512
R	0.142	0.198	0.119

据表 4-7 可知，各因素对冷却效果的影响程度从小到大为水管离型腔距离、水管直径和相邻水管中心距。最佳的冷却水路水管参数为水管直径 8 mm，水管中心距 42 mm，水管离型腔距离 16mm。通过正交试验与灰色关联分析相结合的方法优化得到的前门槛压板最佳水路管道参数，还需要进一步通过数值模拟验证所述方法的准确性。如图 4-4 与 4-5 所示。

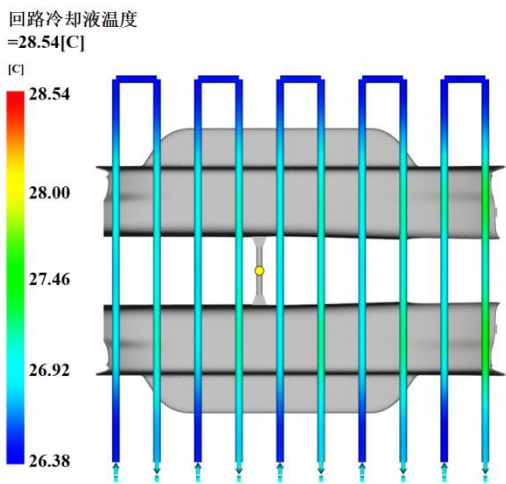


图 4-4 回路冷却液温度

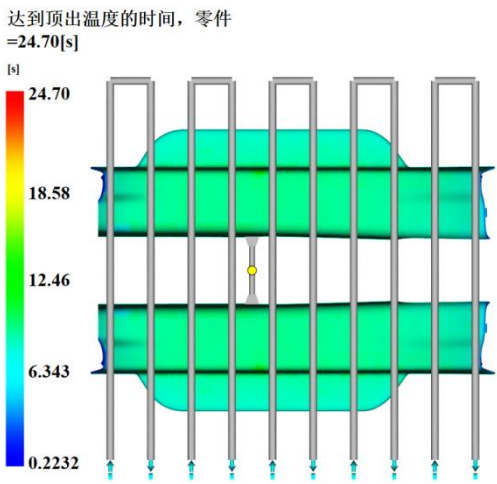


图 4-5 达到顶出温度的时间

通过在相同的注塑工艺参数下模拟单目标优化得到冷却水路，并与多目标优化结果对比得到表 4-8。

表 4-8 各方案对比

指标	μ_1 (°C)	μ_2 (s)
单目标- Y_1 最小	2.02	29.95
单目标- Y_2 最小	3.20	24.09
多目标- Y_1, Y_2 同时最小	2.16	24.70

由上述分析可知在灰色关联度分析下的冷却水路水管参数冷却效果最佳，也侧面验证了正交试验与灰色关联分析相结合优化方法的可行性和有效性。最终冷却水路布置如图 4-6 所示。

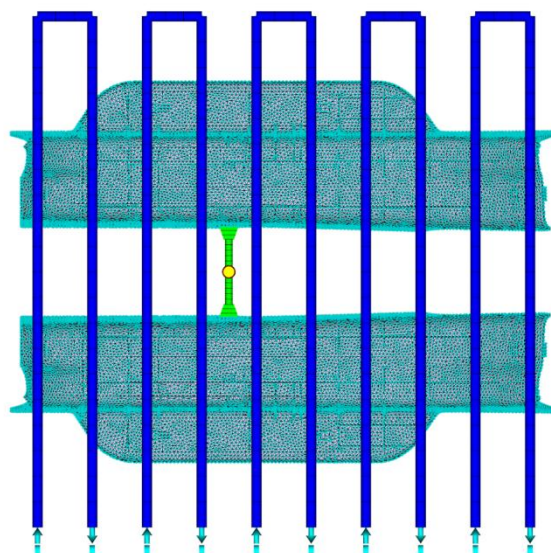


图 4-6 轿车前门槛压板冷却水路

4.5 本章小结

本章分析了热量在注塑成型过程中传递方式，主要包括热传导、热对流和热辐射三种。通过简化模具热传递的问题，构建了热平衡方程，得到影响塑件冷却效果的主要影响因素，并利用正交试验结合灰色关联的方法，对轿车前门槛压板的冷却水路进行了优化设计。

(1) 并将模具热传导问题简化为一维导热问题，根据能量守恒定律建立热平衡方程。得到影响塑件冷却时间工艺参数分别为水管直径、相邻水管中心距

和水管离型腔距离。

(2) 通过正交试验对冷却水路的水管参数进行优化, 得到了不同参数组合下的回路冷却液温度和达到顶出温度的时间, 并直观分析法对试验结果进行单目标优化分析。得到回路冷却液温度达到最佳的一组参数组合为水管直径 14mm、相邻水管中心距 30mm 和水管离型腔距离 16mm; 达到顶出温度的时间达到最佳的一组参数组合为水管直径 12mm、相邻水管中心距 24mm 和水管离型腔距离 28mm。

(3) 提出塑件成型模具冷却水路结构优化灰色关联分析方法。通过计算关联度和极差分析, 确定了最优的冷却水路水管参数为水管直径 12mm、相邻水管中心距 24mm 和水管离型腔距离 28mm, 对应的回路冷却液温差和达到顶出温度的时间分别为 2.16℃、24.70s。

第 5 章 轿车前门槛压板注塑近似模型的建立

注塑成型过程中往往会因为多方面因素的影响导致塑件出现各种质量缺陷，如材料选择、模具设计与制造和注塑工艺参数的设置等。而在材料和模具结构已经确定的情况下，通过调整注塑工艺参数来优化塑件质量是一种有效的解决方法。

传统的 CAE 仿真软件往往需要耗费大量的时间和人力等资源，难以满足实际生产的需求。为了解决这一问题，学者们开始探索利用近似模型来代替耗时间长的 CAE 模拟软件。本章在最优拉丁超立方实验基础上，构建响应面模型、Kriging 模型和 EBF 神经网络模型，对比三种模型精度，以选出最优的近似建模。

5.1 最优拉丁超立方试验设计

拉丁超立方试验设计（Latin Hypercube Design, LHD）旨在多维参数空间中均匀且有效地选择样本点。LHD 可以确保每个参数在每个子区间中只有一个样本点，避免冗余的试验数据。虽然 LHD 样本点确保了整体的均匀分布，但它也保留了一定程度的随机性，即在每个子区间内，选择样本点的具体位置是随机的。OLHD 是对传统 LHD 的一种改进，OLHD 优化了样本点的分布，使得样本点在各个参数的各个水平上分布更加均匀^[73-74]。图 5-1 为 LHD 和 OLHD 随机生成样本点的示意图对比。

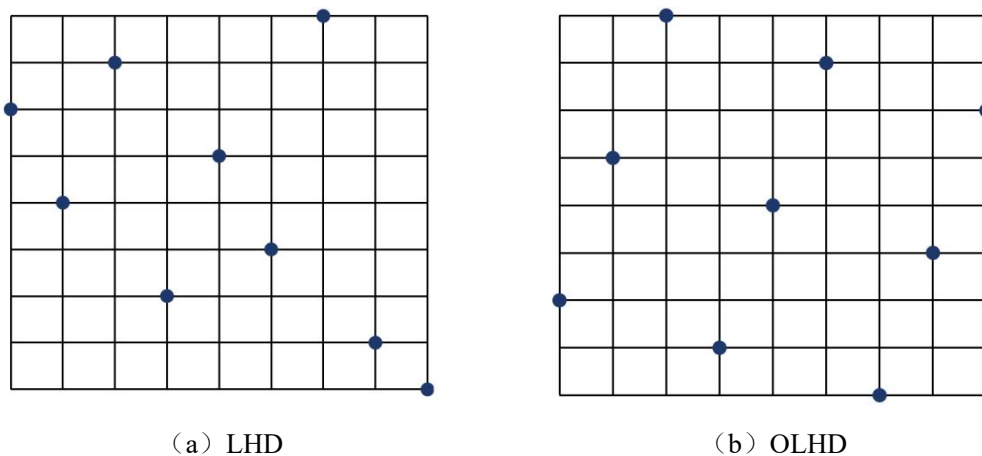


图 5-1 LHD 和 OLHD 随机采样对比

由图 5-1 可知，OLHD 相比于 LHD 在相同的试验次数下，能够更加全面地探索参数空间，提高试验结果的可靠性和稳定性。

5.1.1 试验参数及范围的确定

在注塑成型过程中，由于塑料熔体在冷却固化过程中会发生收缩，导致塑件的尺寸变小，这种现象称为体积收缩。其体积收缩率是指塑料在注塑成型后从熔融态到冷却固化状态的体积变化率；翘曲变形是指塑件在注塑成型过程中由于冷却不均匀等原因造成的形状变形^[75]。体积收缩和翘曲变形不仅会影响塑件的外观美观，还可能影响其功能和装配。为确保最终塑件的尺寸及外观符合要求。将轿车前门槛压板的体积收缩率和翘曲变形作为试验指标，分别用 Y_1 和 Y_2 表示。

适当的熔体温度有助于保持塑料的流动性和粘度，使其能够顺利地填充模具腔体，形成所需的产品形状。过低的熔体温度可能导致填充不足、产品表面不光滑，而过高的熔体温度则可能导致材料活性降低，产生气泡等缺陷。适当的模具温度可以保证塑料充分填充模具腔体并加快冷却速度，从而减少翘曲变形的发生；保压压力和保压时间是控制塑料熔体充满模具腔体并保持形状的重要参数，适当的保压压力和保压时间可以确保塑件的密实性和形状稳定性；冷却液温度是影响塑件冷却速度和温度分布的重要因素^[76-77]。因此，将熔体温度、模具温度、保压压力、保压时间和冷却液温度作为试验因素，分别用字母 A、B、C、D 和 E 来表示。依据注塑成型经验及软件推荐的工艺参数范围，各试验因素取值范围如表 5-1 所示。

表 5-1 设计空间表

水平	因素				
	A (°C)	B (°C)	C (MPa)	D (s)	E (°C)
下限	190	30	20	10	20
上限	240	70	50	30	30

5.1.2 试验方案及结果

Isight 是一款功能强大的多学科设计优化软件，可用于参数化建模、设计和优化。根据表 5-1 中各试验因素的设定范围，利用 Isight 分别生成了 100 组训练样本和 20 组测试样本。其结果见表 5-2。

表 5-2 OLHD 试验样本点及仿真结果

序号	A (°C)	B (°C)	C (MPa)	D (s)	E (°C)	Y_1 (%)	Y_2 (mm)
1	227.37	42.12	25.15	15.25	30.00	10.86	1.862
2	229.39	64.34	49.09	15.25	27.07	10.25	1.395
3	212.22	43.33	44.24	29.80	25.05	8.454	1.570
4	201.11	33.23	48.18	24.34	22.32	7.954	1.521
5	192.02	47.78	29.70	21.72	21.11	6.970	2.043
6	192.02	47.78	29.7	21.72	21.11	6.97	2.043
7	198.08	64.75	26.06	20.1	28.99	7.166	2.047
8	203.13	62.32	46.67	10.81	26.67	9.873	1.659
9	230.91	31.62	27.27	23.13	27.58	9.13	1.802
10	215.25	65.15	42.42	28.79	22.22	6.721	1.640
.....							
96	190.51	54.24	26.67	16.06	24.85	8.251	2.147
97	205.66	55.05	20.61	23.94	24.75	8.504	2.192
98	202.63	63.13	37.58	21.31	20.51	6.686	1.822
99	220.81	63.54	41.82	29.60	27.17	7.137	1.623
100	220.30	46.16	35.15	27.17	29.09	8.098	1.723
1	218.95	36.32	20.00	19.47	28.42	9.625	2.084
2	203.16	59.47	34.21	25.79	30.00	7.149	1.894
3	195.26	55.26	46.84	15.26	26.32	8.452	1.637
4	240.00	51.05	26.32	14.21	24.21	11.49	1.776
5	226.84	46.84	50.00	12.11	22.11	10.45	1.382
.....							
16	205.79	34.21	31.05	10.00	23.68	10.05	1.851
17	229.47	67.89	45.26	17.37	26.84	10.16	1.447
18	232.11	30.00	37.37	21.58	23.16	8.793	1.595
19	211.05	42.63	24.74	27.89	21.58	9.312	1.996
20	190.00	53.16	21.58	18.42	25.26	7.885	2.292

5.2 试验结果分析

利用 Isight 中的 DOE 组件对门槛压板成型过程的体积收缩率和翘曲变形质量进行主次因子分析，主次因子分析主要包括 Pareto 图，交互效应图和主效应图分析。

5.2.1 试验指标的 Pareto 图分析

在试验中，Pareto 图可用于分析试验因素对试验指标的影响程度，各试验因素对体积收缩率和翘曲变形的贡献度如图 5-2 所示。

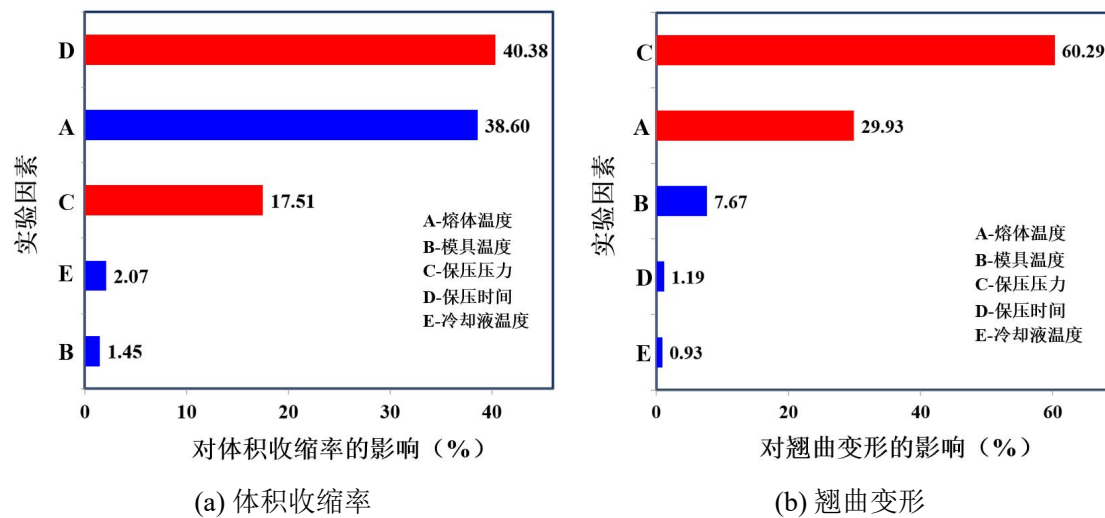


图 5-2 试验指标的 Pareto 图

图 5-2 中蓝色表示正效应，即对结果的积极影响，而红色表示反效应，即对结果的负面影响。据图可知各因素对体积收缩率影响较大的为：保压时间，熔体温度和保压压力；各因素对翘曲变形影响较大的为：保压压力，熔体温度和模具温度。

5.2.2 试验指标的交互效应与主效应图分析

试验指标的交互效应图分析是指在多因素试验设计中用于探究各因素之间相互作用对试验指标的影响程度的重要方法。通过绘制交互效应图，可以根据两条曲线是否平行、重叠或者交叉，来判断不同试验因素之间的相互作用效应。

(1) 各试验指标的交互效应图分析

根据体积收缩率 Pareto 图分析，本节只研究保压时间 (D)、熔体温度 (A)

和保压压力（C）之间的交互效应。如图 5-3 所示。

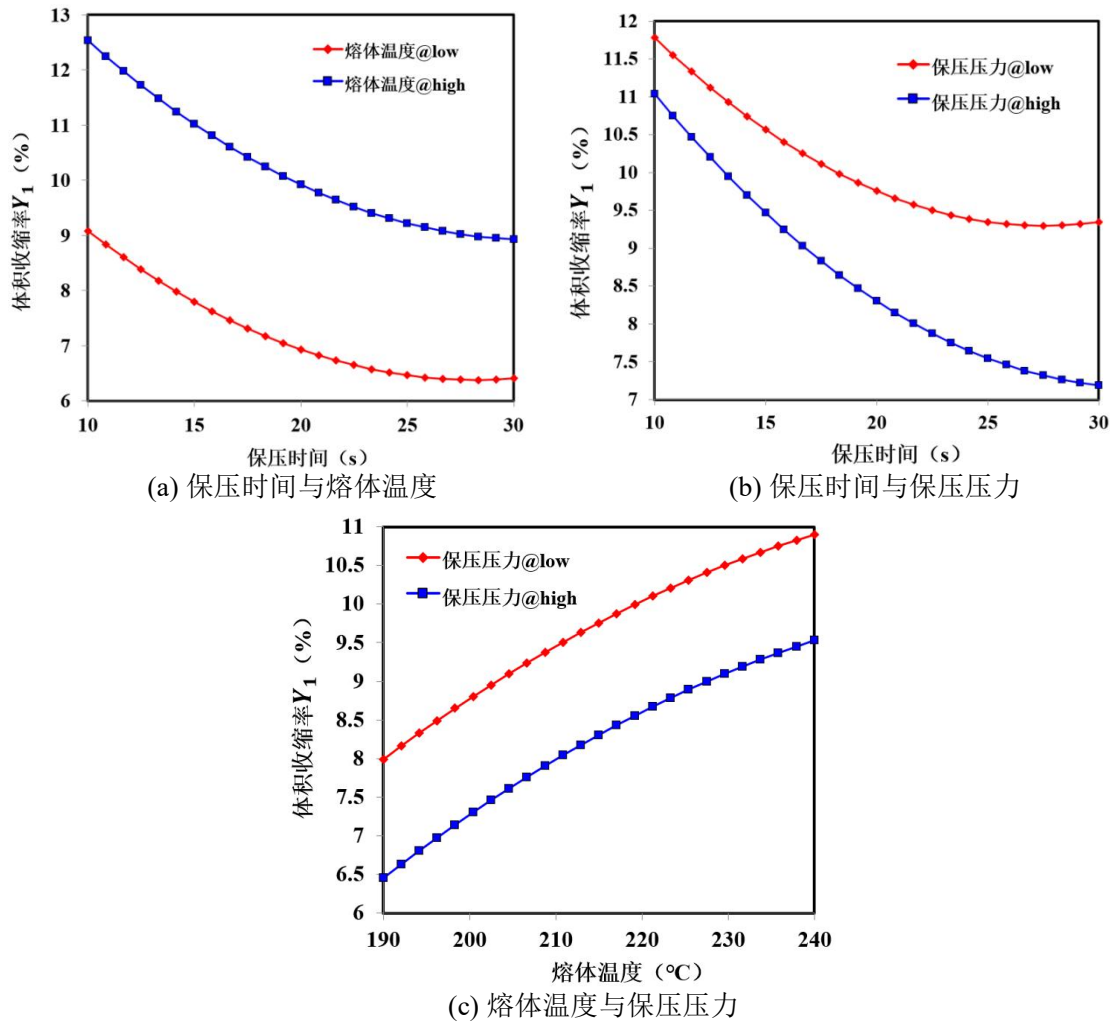
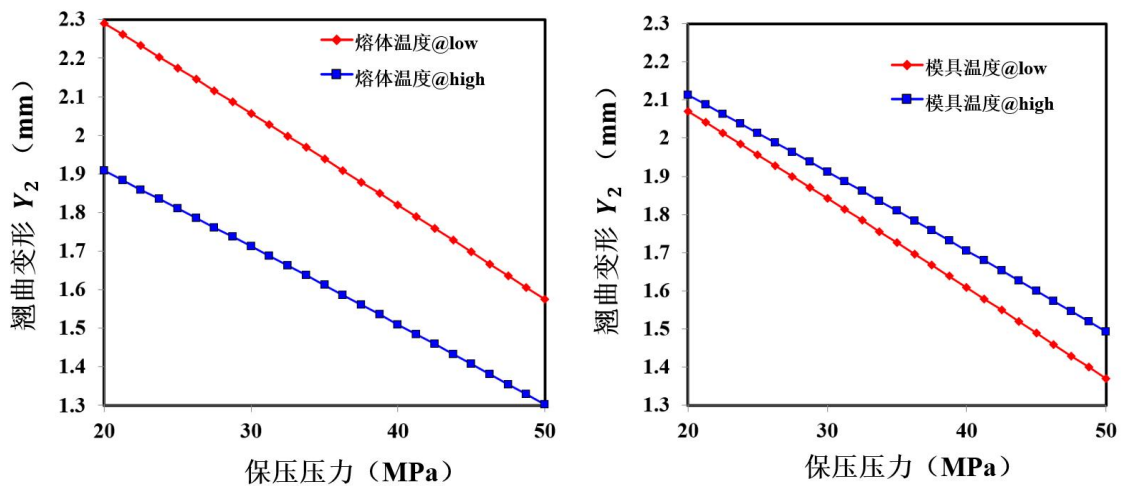


图 5-3 体积收缩率的交互效应图

根据翘曲变形的 Pareto 图分析，本节只研究保压压力（C）、熔体温度（A）和模具温度（B）之间的交互效应。如图 5-4 所示：



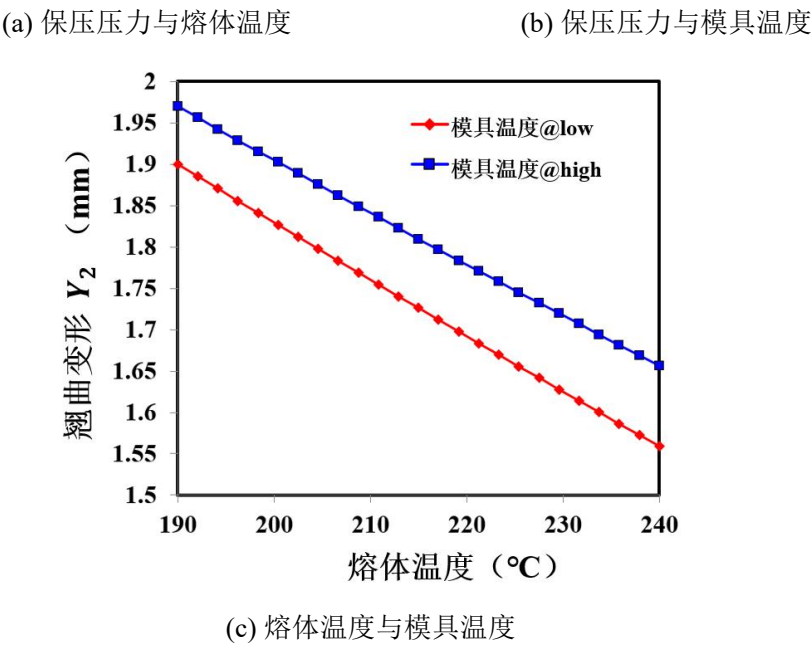
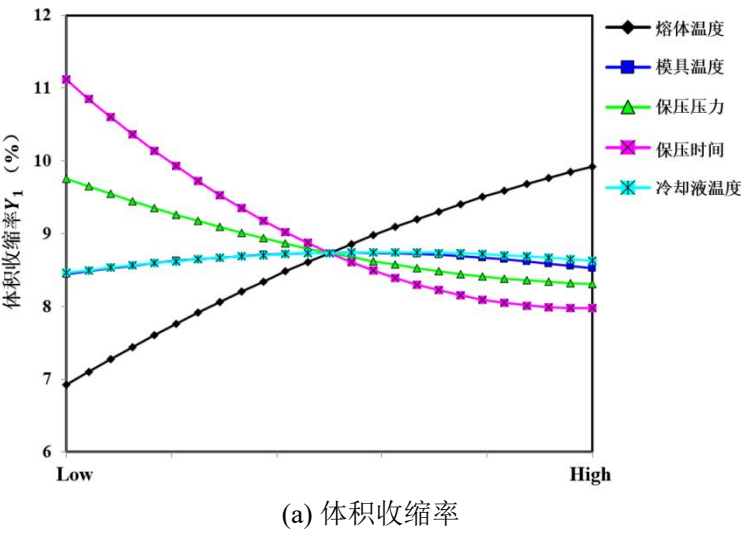


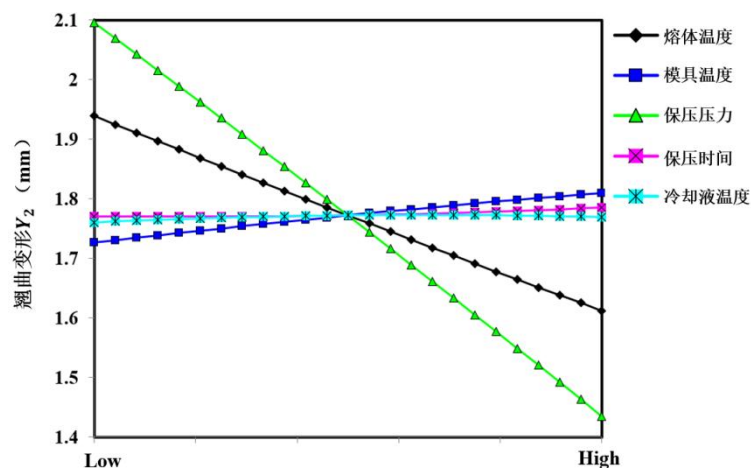
图 5-4 翘曲变形的交互效应图

由图 5-3 与 5-4 可知，根据各试验指标的 Pareto 图选取的因素间的交互效应均不明显。

(2) 试验指标的主效应图分析

交互效应图提供了试验因素之间相互作用的信息难以判断每个试验因素对试验指标的影响程度。因此需要进行主效应图分析。主效应图可以直观地观察每个试验因素对试验指标的影响趋势和程度。





(b) 翘曲变形

图 5-5 试验指标的主效应图

据图 5-5 可以看出对于体积收缩率而言，保压时间、熔体温度和保压压力的变化对其产生了明显的影响。而对于翘曲变形而言，保压压力和熔体温度是主要的影响因素。因此，对试验指标影响较大的主要因素为熔体温度、保压压力和保压时间，这与 Pareto 图分析结果一致。

5.3 近似模型的建立

近似模型方法也称代理模型，都是用于建立输入变量与输出变量之间关系的数学模型，以用于预测、优化或拟合实验数据。其应用范围广泛，涵盖了工程、气象、经济等多个领域。。

5.3.1 近似模型类型

目前常用的近似模型类型有 RSM 模型、Kriging 模型和 EBF 神经网络模型等。这些近似模型类型各具特点，适用于不同的应用场景。选择合适的模型类型取决于数据特征、建模目的以及模型的预测精度要求。

(1) RSM 模型

响应面模型是一种用于近似描述输入变量（因子）与输出变量（响应）之间关系的数学模型。通常采用多项式函数来拟合这种关系，可以是线性的、二次的或更高阶的。通过对实验数据进行拟合，响应面模型可以用于预测输出变

量的值，并进行优化以寻找最佳的参数组合。响应面模型在工程、制造业、化学工程等领域广泛应用，用于优化产品设计、工艺流程等。

RSM 模型通常采用多项式函数来近似描述这种关系。响应面中的未知参数一般可通过最小二乘法求解：

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i x_i + \sum_{i=1}^m \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=i+1}^m \beta_{ij} x_i x_j \quad (5-1)$$

式中， $f(x)$ — x 处的真实值；

m —变量的个数；

x_i —第 i 个变量；

β_0 —常数项待定系数；

β_j —一次项待定系数；

β_{ij} —二次项待定系数。

向量形式为：

$$\hat{f} = \mathbf{x}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (5-2)$$

式中， $\hat{f}$ —多项式的预测值；

$\hat{\boldsymbol{\beta}}$ —权重系数向量的真实值的估计。

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{-1} (\mathbf{x}^T \mathbf{f}) \quad (5-3)$$

(2) Kriging 模型

Kriging 法是一种基于地统计学的插值方法，用于对空间或时间上的数据进行插值和预测。Kriging 模型假设数据具有一定的空间或时间相关性，并利用这种相关性来建立插值模型。通过对已知数据点之间的空间或时间相关性进行建模，Kriging 模型可以生成一个插值曲面，用于预测未知点的数值。

假设有一组数据点 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ ，其中 x_i 是数据点的位置坐标， y_i 是在该位置的观测值。Kriging 模型的木區是通过这些已知数据点来估计未知位置的观测值。Kriging 模型通常采用如下的形式：

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \quad (5-4)$$

式中， $Z(x_0)$ —待估点预测值；

λ_i —与观测值 y_i 相关的权重系数。

Kriging 模型关键在于如何确定权重系数 λ_i ，其计算前提应满足无偏性条件并且预测点与实际值之差的方差最小，即：

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (5-5)$$

$$D[(Z(x_0) - y_0)] = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j h_{ij} + 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i h_{i0} \quad (5-6)$$

式中， D —预测点和真实值之间的方差 1；

y_0 —待估点的真实值；

h_{ij} — x_i 与 x_j 两点距离为 d_{ij} 半方差值；

h_{i0} — x_i 与 x_0 两点距离为 d_{i0} 半方差值。

(3) EBF 神经网络模型

RBF 神经网络是一种基于径向基函数的前馈神经网络模型，在 RBF 神经网络的隐含层中，每个神经元对应一个高斯函数。输入数据与每个高斯函数之间的距离（或相似度）决定了该高斯函数的激活程度。通常距离越近的数据对应的高斯函数的激活程度越高，距离越远的数据对应的高斯函数的激活程度越低。

与 RBF 神经网络相比，EBF 神经网络（Ellipsoidal Basis Function Neural Network, EBFNN）具有更强的模式识别能力。这主要得益于 EBF 神经网络通常隐藏层中的每个神经元使用椭圆基激活函数，用于对输入空间进行划分和映射。由于椭圆基激活函数的特性，EBF 神经网络在理论上具有更强的模式识别能力，能够更准确地划分输入空间，形成封闭有界的决策区域。其结构如图 5-6 所示^[83]。

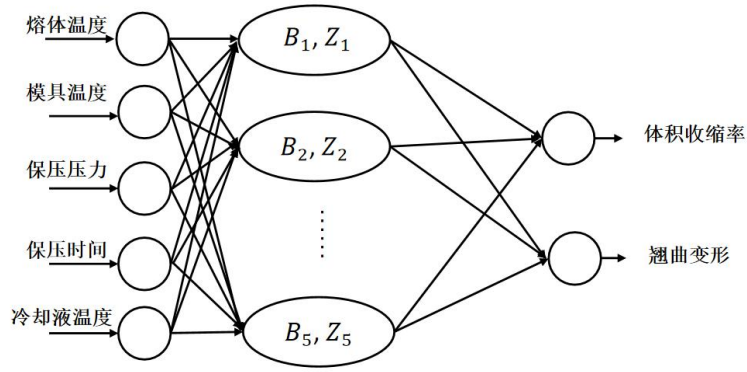


图 5-6 EBF 神经网络结构

对于输入空间的一个样本 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^N$ ，其输出层第 k 个节点关于 x 的表达式为：

$$y_k(X) = \omega_{k0} + \sum_{m=1}^M \omega_{km} \phi_m(x) \quad (5-7)$$

式中， M —隐含层神经元数量；

ω_{k0} —第 k 个指标的偏置量；

ω_{km} —第 m 个 EBF 节点和第 k 个输出节点的权重；

$\phi_m(x)$ —第 m 个隐含层的激活函数。

其中隐含层的激活函数为椭球基函数，可表示为：

$$\phi_m(x) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - B_m)^T Z_m^{-1} (x - B_m) \right\} \quad (5-8)$$

式中， B_m —隐节点中心值；

Z_m —全协方差矩阵。

5.3.2 近似模型误差分析与精度检测

近似模型还需要通过计算若干指标来评估模型精度，包括：可决系数（R-square， R^2 ）、均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）、最大绝对误差（Maximum Absolute Error，MAE）和平均绝对值误差（Average Absolute Error，AAE）[84-85]。

R^2 是表示模型拟合数据的程度的一种指标。其取值范围在 0 到 1 之间。通常情况下， R^2 越接近 1，说明模型的解释能力越强。

$$R^2 = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (5-9)$$

式中， SS_E —残差平方和；

SS_T —总平方和。

具体计算方法如式（5-10）所示。

$$\begin{cases} \bar{y}_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \\ SS_E = \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \\ SS_T = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \end{cases} \quad (5-10)$$

式中， N —试验组数；

$\bar{y}_i$ —评价指标响应值的平均值；

y_i —评价指标响应值；

$\hat{y}_i$ —评价指标响应的预测值。

RMSE 是一种用于评估模型预测准确性的指标，表示观测值与预测值之间的平均偏差。RMSE 越小表示模型的预测效果越好，反之越大表示预测效果越差。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{R^2} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (5-11)$$

MAE 是衡量模型预测误差的另一种指标，表示预测值与观测值之间的最大差异。MAE 越小表示模型的预测能力越好。

$$MAE = \max |y_i - \hat{y}_i| \quad (5-12)$$

AAE 是一种用于衡量模型预测准确性的指标，表示预测值与实际观测值之间的平均绝对差异。

$$AAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (5-13)$$

本章近似模型可以通过 Isight 实现，选择 Approximation 模块，通过 Data File 界面将表 5-2 中前 100 组数据以 Sampling Points 的形式输入，并且在 Error

Analysis Options 界面选择 separate data file，将表 5-2 后 20 组导入用于误差分析。得到的三种近似模型的误差评价指标如表 5-3，表 5-4 和表 5-5 所示：

表 5-3 RSM 模型误差评价指标

指标	R^2	RMSE	MAE	AAE
体积收缩率	0.72665	0.13317	0.39697	0.09450
翘曲变形	0.98209	0.03429	0.06682	0.02848
指标界限	>0.9	<0.2	<0.3	<0.2

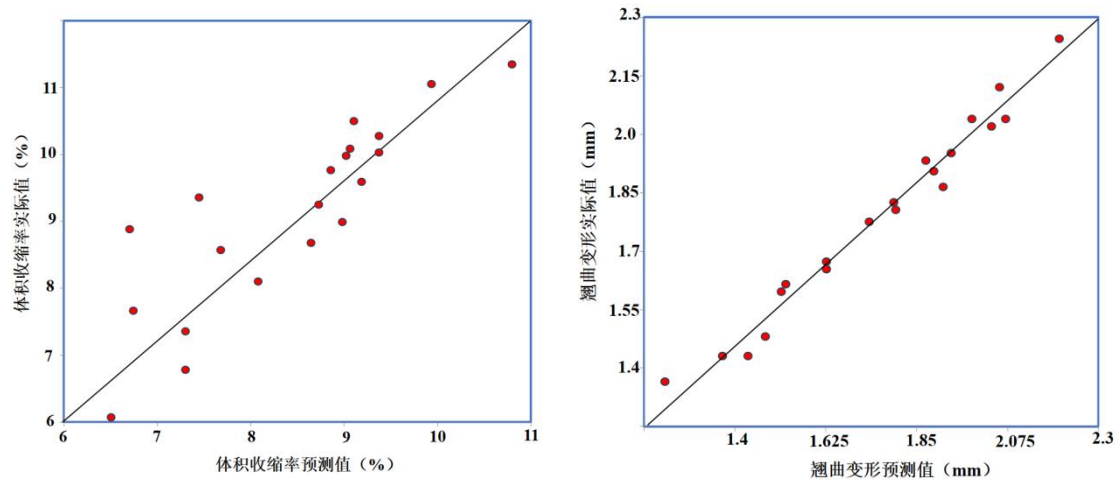
表 5-4 Kriging 模型误差评价指标

指标	R^2	RMSE	MAE	AAE
体积收缩率	0.91752	0.08835	0.16419	0.04369
翘曲变形	0.94699	0.05900	0.06823	0.04406
指标界限	>0.9	<0.2	<0.3	<0.2

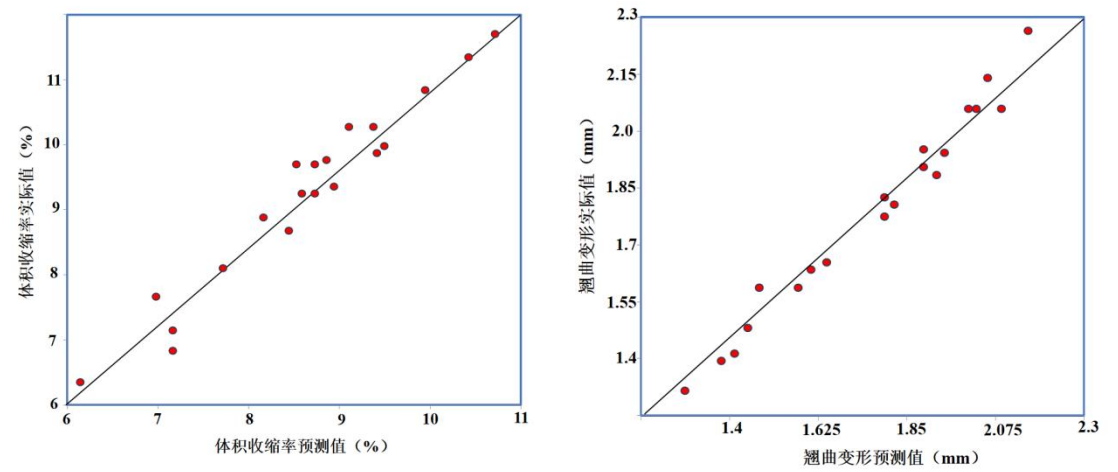
表 5-5 EBF 神经网络模型误差评价指标

指标	R^2	RMSE	MAE	AAE
体积收缩率	0.93530	0.06479	0.19215	0.04351
翘曲变形	0.99393	0.01997	0.04300	0.01537
指标界限	>0.9	<0.2	<0.3	<0.2

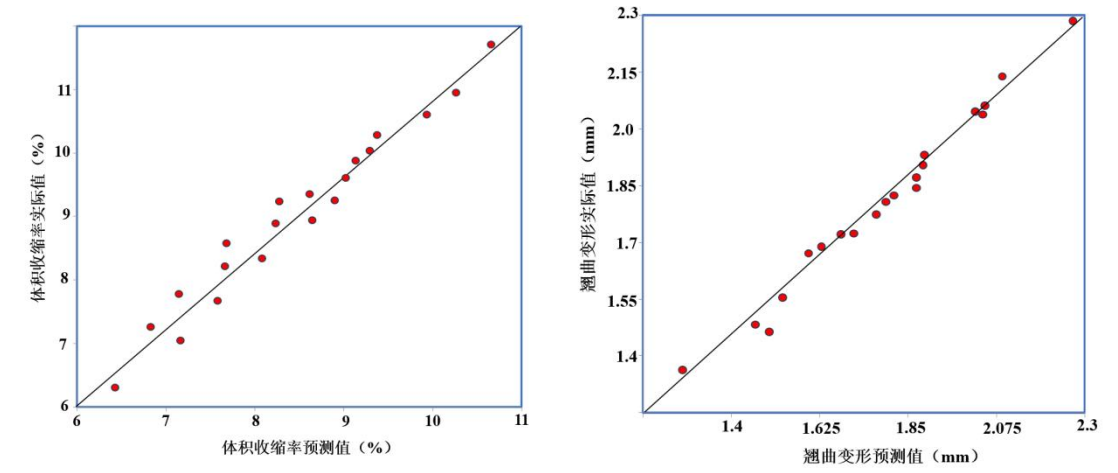
根据上述模型误差评价指标的结果显示，所建立的 EBF 神经网络近似模型在可决系数（ R^2 ）等指标均优于另外两种近似模型，因此，EBF 神经网络近似模型的精度最高，对于本文提出的门槛压板注塑工艺参数优化问题，EBF 神经网络近似模型最适合作为门槛压板注塑成型的代理模型。



(a) RSM 模型的误差分析



(b) Kriging 模型的误差分析



(c) EBFNN 模型的误差分析

图 5-7 各近似模型的误差分析

图 5-7 展示了模型预测值与模拟值之间的对比情况。纵坐标为各指标的实

际值，横坐标为各指标的预测值，黑色斜直线表示理想模型，红点越靠近斜率为 1 的黑色直线，其近似模型的精度越高。从图中可以观察到，EBFNN 模型各个响应变量的样本点较另外两种更加均匀地分布在对角线上。综合表 5-5 和图 5-7 的结果可以反映出 EBFNN 模型近似模型的可信度较高，这为后续的多目标参数优化奠定了基础。

5.4 本章小结

本章通过 OLHD 系统地研究轿车前门槛压板注塑工艺参数对体积收缩率和翘曲变形的影响。利用 Isight 生成试验样本，通过 Moldflow 模拟仿真，并利用 Pareto 图、交互效应图和主效应图分析，确定了各个试验因素对试验指标的影响程度，得到影响体积收缩率和翘曲变形较大的因素为熔体温度、保压压力和保压时间。分别建立 RSM 模型、Kriging 模型和 EBFNN 模型，并通过对这三种近似模型进行误差分析与精度检测，得到 EBFNN 模型相较于另外两种代理模型精度更高，拟合更准确，因此选择 EBFNN 模型作为门槛压板注塑工艺参数优化问题的代理模型。

第 6 章 基于 NSGA-II 的轿车前门槛压板工艺参数优化

本章基于前文的 OLHD 的试验及结果，构建了 EBF 神经网络的近似模型，用于模拟注塑成型过程中的非线性复杂关系。并利用优化算法 NSGA-II 对注塑成型工艺参数进行多目标优化，改善门槛压板的成型质量。

6.1 多目标优化问题的定义

多目标优化问题需要优化多个目标函数。这些目标函数通常是相互独立的，且往往是互相矛盾，即改善一个目标函数的同时可能会导致其他目标函数的恶化。因此，多目标优化问题的目标是找到一组解决方案使得在不同的目标函数之间达到一种平衡。多目标优化问题可以用式（6-1）进行描述^[86]。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimize: } f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \\ \text{subject to: } g_p(x) \leq 0; p = 1, 2, \dots, l \\ \quad \quad \quad h_q(x) = 0; q = 1, 2, \dots, m \\ \quad \quad \quad x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \\ \quad \quad \quad x_{iu} \leq x_i \leq x_{id}, i = 1, 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (6-1)$$

式中， $f(x), g_p(x), h_q(x)$ —目标函数、不等式约束函数和等式约束函数；

n, x —设计变量个数和设计变量。

k, l, m —目标函数、不等式约束函数，等式约束函数个数；

x_{iu}, x_{id} —设计变量的上限和下限。

多目标优化问题的目标是找到一组 $x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$ 使得所有目标函数在满足约束条件的情况下达到最小值或最大值。由上章节可知，以熔体温度（A）、模具温度（B）、保压压力（C）、保压时间（D）和冷却液温度（E）作为试验因素作为多目标数学模型的设计变量，体积收缩率（ Y_1 ）和翘曲变形（ Y_2 ）作为优化目标，构建的优化数学模型如式（6-2）。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Find: } A, B, C, D, E \\ \text{Minimize: } Y_1, Y_2 \\ \text{subject to: } 190^{\circ}\text{C} \leq A \leq 240^{\circ}\text{C} \\ \quad \quad \quad 30^{\circ}\text{C} \leq B \leq 70^{\circ}\text{C} \\ \quad \quad \quad 20\text{MPa} \leq C \leq 50\text{MPa} \\ \quad \quad \quad 10\text{s} \leq D \leq 30\text{s} \\ \quad \quad \quad 20^{\circ}\text{C} \leq E \leq 30^{\circ}\text{C} \end{array} \right. \quad (6-2)$$

6.2 基于 NSGA-II 的注塑工艺参数多目标优化

在注塑成型过程中，优化工艺参数对于提高塑件质量、降低生产成本和提高生产效率至关重要。然而，注塑工艺参数的优化是一个复杂的多目标优化问题。为了有效地解决多目标优化问题，本文采用了 NSGA-II 算法。该算法综合利用了遗传算法的进化思想和非支配排序的策略，能有效地搜索到 Pareto 最优解集合，以提供多个最优解的选择。

6.2.1 NSGA-II 理论概述

NSGA 和 NSGA-II 是两种用于解决多目标优化问题的遗传算法。它们都是通过模拟生物进化过程来寻找多目标优化问题的近似最优解集。NSGA 是由 Srinivas 和 Deb 等人于 1994 年提出的，是最早用于解决多目标优化问题的遗传算法之一。NSGA 基于遗传算法的框架，通过模拟自然选择、交叉和变异等进化操作来产生新的解。NSGA-II 是 NSGA 的改进版本，由 Deb 等人提出，旨在提高解的收敛速度和质量^[87-88]。相对于 NSGA，NSGA-II 提出了更有效的快速非支配排序方法，由原来的 $O(mN^3)$ 降到 $O(mN^2)$ ；并且引入了拥挤度和拥挤度比较算子的方法来代替 NSGA 需要指定共享半径适应度的共享策略，使得 NSGA-II 在维持多样性和促进种群收敛之间找到了更好的平衡，能够产生更好的 Pareto 最优解集。该算法为了提高种群水平，还引入了精英策略，即将父代中的优良个体与子代种群相互结合，两代种群共同竞争产生新一代种群，这种方法可以使新一代种群更好的适应环境，提高种群水平。NSGA-II 的原理图如图 6-1 所示^[89-90]。

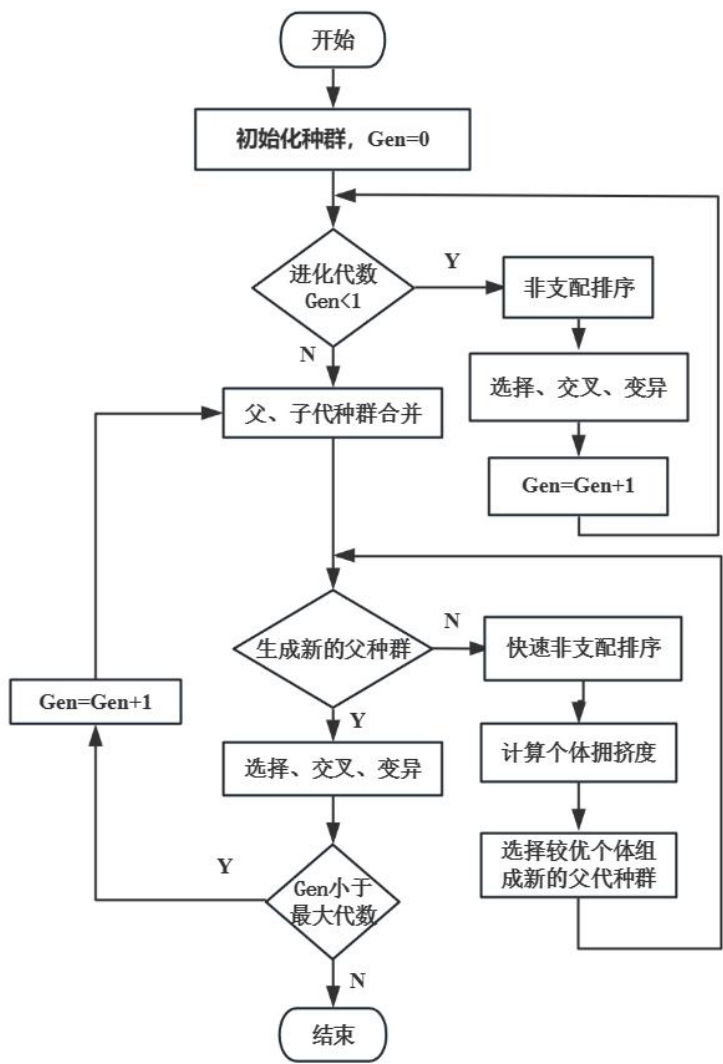


图 6-1 NSGA-II 原理图

6.2.2 基于 EBF 神经网络的多目标优化模型建立

以体积收缩率 (Y_1) 和翘曲变形 (Y_2) 最小值为目标，基于建立的 EBF 神经网络近似模型，利用 Isight 中的 Optimization 组件，对轿车前门槛压板注塑成型过程中的两个关键指标进行多目标优化求解。选择 NSGA-II 多目标优化算法，具体的参数配置如表 6-1 所示。

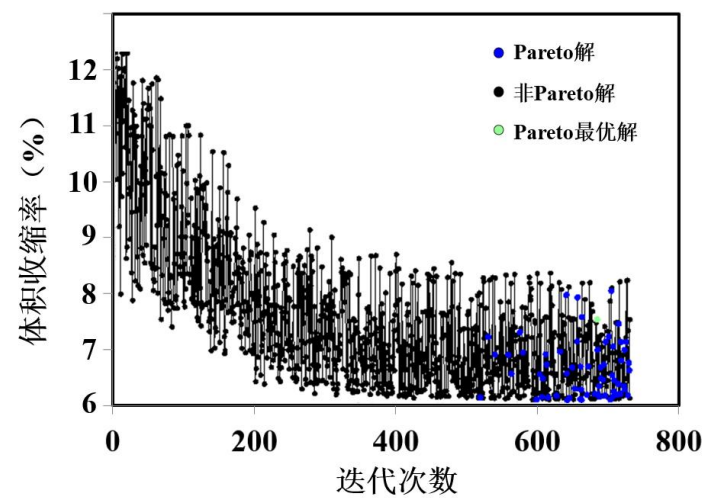
表 6-1 NSGA-II 参数配置

选项	值
种群规模	36
遗传代数	20

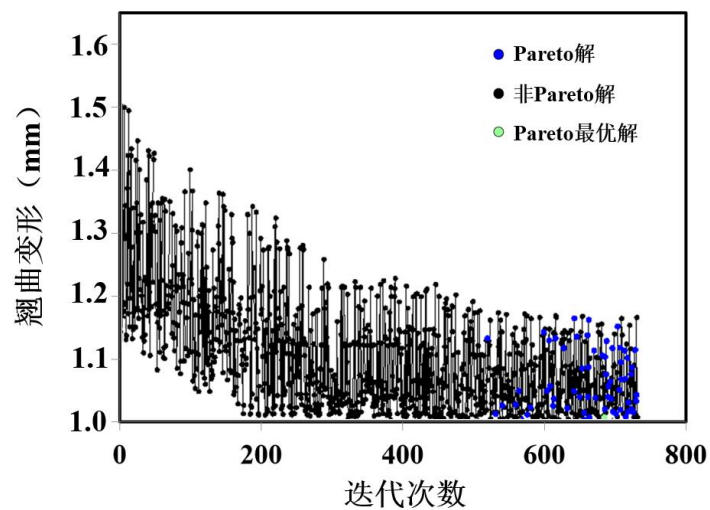
交叉概率	0.99
交叉分布指数	10
突变分布指数	20
初始化模式	Random

6.2.3 结果分析

经 Isight 优化得各优化指标的迭代历程如图 6-2 所示，经过迭代，得到体积收缩率和翘曲变形的 Pareto 前沿如 6-3 所示。



(a) 体积收缩率



(b) 翘曲变形

图 6-2 迭代进化过程

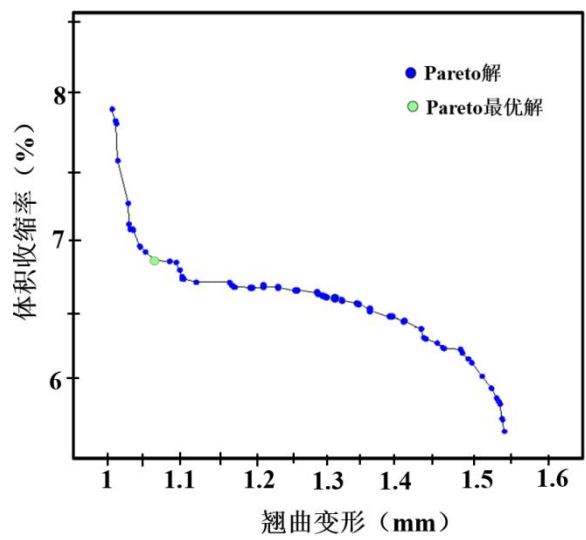


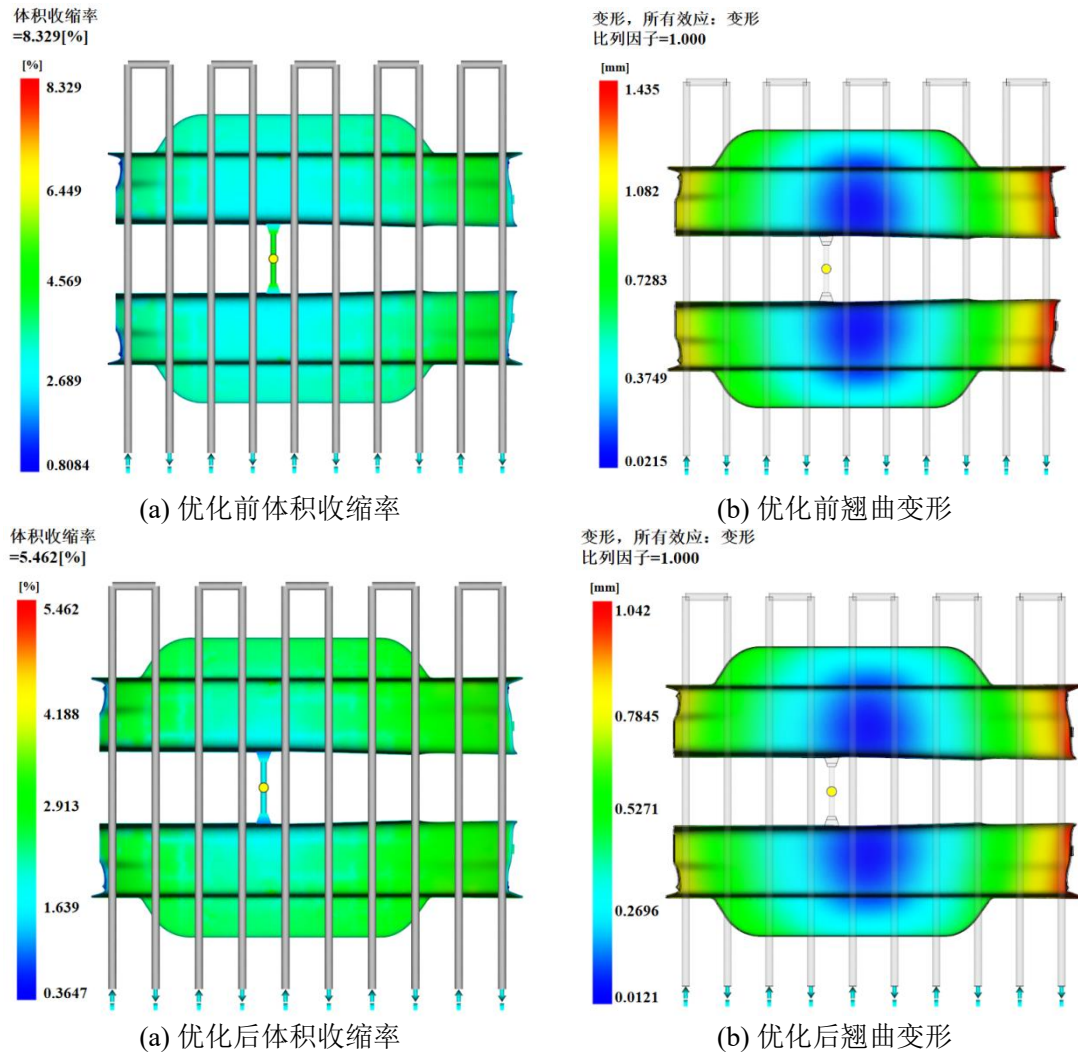
图 6-3 Pareto 解分布及最优解

根据 Pareto 解分布情况，选择体积收缩率和翘曲变形相对最优的对应的五组工艺参数，并利用 Moldflow 数值模拟，结果如表 6-2 所示。

表 6-2 部分 Pareto 最优解

方案	Y_1 预测值 (%)	Y_1 模拟值 (%)	误差	Y_2 预测值 (mm)	Y_2 模拟值 (mm)	误差
1	5.525	5.462	1.15%	1.063	1.042	2.02%
2	6.896	7.221	4.50%	1.192	1.216	1.97%
3	6.704	6.961	3.69%	1.083	1.115	2.87%
4	6.653	6.580	1.11%	1.152	1.196	3.68%
5	6.692	6.892	2.90%	1.210	1.175	2.98%

由表 6-2 可知多目标优化的预测结果与数值模拟结果间的偏差较小，体积收缩率最大误差为 4.50%，翘曲变形最大误差为 3.68%。考虑到塑件的尺寸精度，取表 6-3 中的第一组解作为最优解，所对应参数组合为：熔体温度 190.64℃，模具温度 53.58℃，保压压力 49.97 MPa，保压时间 25.58s，冷却液温度 20.59℃。优化前后的体积收缩率和翘曲变形如图 6-4 所示。



优化后的体积收缩率为 5.462%，翘曲变形为 1.042mm，与最初默认的注塑工艺参数下的体积收缩率与翘曲变形相比，分别降低了 35.42%，27.39%，制件成型质量明显提高。

6.3 本章小结

本章基于第五章建立的 EBF 神经网络近似模型的基础上，利用 NSGA-II 算法对轿车前门槛压板的注塑成型过程中的体积收缩率和翘曲变形进行多目标优化。通过对 Pareto 解分析，选择了相对最优的五组工艺参数，并在 Moldflow 中进行数值模拟验证。结果显示，多目标优化的预测结果与数值模拟结果间的偏差较小。最终选择最优工艺参数为：熔体温度 190.64℃，模具温度 53.58℃，保压压力 49.97 MPa，保压时间 25.58s，冷却液温度 20.59℃。优化后的体积收缩

率为 5.462%，翘曲变形为 1.042mm，与最初默认注塑工参数下的体积收缩率与翘曲变形相比，分别降低了 35.42%，27.39%，制件成型质量明显提高。

第 7 章 结论和展望

结论

本文以轿车前门槛压板为研究对象，对其进行结构和注塑模具设计，并进行模态与静力学分析。通过 Moldflow 确定最佳的浇口方案。利用正交试验结合灰色关联分析的方法优化冷却系统水路结构。设计并完成最优拉丁超立方试验，确定各因素对试验指标的影响程度。构建基于 EBF 神经网络的近似模型，并利用优化算法 NSGA-II 对注塑成型工艺参数进行多目标优化。本文具体研究成果如下：

(1) 利用 CATIA 进行前门槛压板的三维建模，并进行模态与静力学分析，结果表明，采用 PP 改良材料的前门槛压板符合使用要求；在模具设计方面，采用整体式结构的型芯和型腔，设计了抽芯机构和顶出机构，进行了模具二维图的绘制。

(2) 利用 Moldflow 对轿车间槛压板进行前处理。根据浇口匹配示意图和塑件实际用途设计了三种不同的浇口方案，通过比较三种浇口方案的充填时间、气穴和熔接线等结果，确定 1 浇口方案为最佳的浇口方案。并在浇注系统设计上，主流道采用热流道结构，分流道采用冷流道结构，采用一模两腔的布局方式对其注塑成型。

(3) 将模具热传导问题简化为一维导热问题，根据能量守恒定律建立热平衡方程。得到影响塑件冷却时间工艺参数分别为水管直径、相邻水管中心距和水管离型腔距离。通过正交试验对冷却水路的水管参数进行优化，得到了不同参数组合下的回路冷却液温度和达到顶出温度的时间，并直观分析法对试验结果进行单目标优化分析。提出塑件冷却水路结构优化灰色关联度分析方法，确定了最优的冷却水路水管参数为水管直径 12mm、相邻水管中心距 24mm 和水管离型腔距离 28mm，对应的回路冷却液温差和达到顶出温度的时间分别为 2.16°C、24.70s。

(4) 采用最优拉丁超立方试验设计方法，结合 Moldflow 模拟仿真，通过

Pareto 图、交互效应图和主效应图分析了不同试验因素对体积收缩率和翘曲变形的影响程度。结果表明，熔体温度、保压压力和保压时间对这两个指标的影响较大。为了优化门槛压板注塑工艺参数，建立三种近似模型：RSM 模型、Kriging 模型和 EBFNN 模型，并对其进行误差分析与精度检测。通过比较，EBFNN 模型能更准确地预测体积收缩率和翘曲变形，优于 RSM 模型和 Kriging 模型，选择 EBFNN 模型作为门槛压板注塑工艺参数优化问题的代理模型。

(5) 建立基于 EBF 神经网络近似模型，采用 NSGA-II 算法进行注塑工艺参数多目标优化。通过对 Pareto 解分析，选择相对最优的五组工艺参数，对比预测结果与数值模拟结果，得到体积收缩率最大误差为 4.50%，翘曲变形最大误差为 3.68%。最终选择最优工艺参数为：熔体温度 190.64℃，模具温度 53.58℃，保压压力 49.97 MPa，保压时间 25.58s，冷却液温度 20.59℃。优化后的体积收缩率为 5.462%，翘曲变形为 1.042mm，与最初默认的注塑工参数下的体积收缩率与翘曲变形相比，分别降低了 35.42%，27.39%。

本文主要创新点如下：

(1) 将模具热传导问题简化为一维导热问题，推导出轿车前门槛压板注塑模具冷却时间理论计算式。得到影响塑件冷却时间主要工艺参数。

(2) 提出塑件冷却水路结构优化灰色关联度分析方法。通过计算关联度和极差分析，确定了最优的冷却水路结构参数。

(3) 研究出模具注塑成型工艺参数多目标优化方法。设计完成 OLHD 试验，基于试验结果建立 EBF 神经网络近似模型，采用 NSGA-II 算法进行多目标优化，通过 Pareto 解分析，最终得到一组最优注塑工艺参数。

展望

尽管在轿车前门槛压板注塑成型的过程模拟及参数优化进行了一定的研究，但深知自己的水平还有待提高，研究中还存在一些问题和不足之处，需要进一步努力和完善。

(1) 最优工艺参数组合的寻优过程中存在一定的局限性。当前的方法相对单一，应该寻找更加高效和准确的优化方案。同时，应当在试验因素和指标的

选择上更加周密，考虑更多的影响因素和评价指标，以确保优化结果的全面性和可靠性。

（2）本研究还存在着理论仿真模拟与实际验证之间的距离。尽管通过仿真模拟可以初步探索和优化参数，但仍需要实际的试验验证来验证仿真结果的可行性和准确性。通过与实际生产过程的对比和验证，可以更加客观地评估和改进研究成果，确保其在工程实践中的有效性。

参考文献

- [1] 王小霞. 道路机动车尾气污染物排放量的预测与控制措施研究[D]. 长安大学, 2012.
- [2] 徐金贵. 汽车尾气排放的危害及治理措施分析[J]. 内燃机与配件, 2021, (21): 225-226.
- [3] 李洺君, 王明明, 吕文静. 汽车轻量化材料的应用及现状[J]. 时代汽车, 2020, (08): 31-33.
- [4] 李光霁, 刘新玲. 汽车轻量化技术的研究现状综述[J]. 材料科学与工艺, 2020, 28(05): 47-61.
- [5] 付京京. 汽车轻量化技术的发展现状及其实施途径分析[J]. 信息系统工程, 2016, (07): 79.
- [6] 明君剑. 汽车轻量化材料及制造工艺研究现状[J]. 现代制造技术与装备, 2020, 56(10): 146-147.
- [7] 翁俊强. 新型材料在汽车上的应用[J]. 时代汽车, 2020, (22): 11-12.
- [8] 智淑亚. 汽车车身轻量化材料的应用及发展[J]. 中国制造业信息化, 2012, 41(17): 104-106+109.
- [9] 孙文盛. ABS 与 PP 复合材料制备工艺的研究进展[J]. 炼油与化工, 2020, 31(06): 8-11.
- [10] 马艺涛, 李景, 傅南红, 等. 高聚物注塑成型工艺过程智能化技术进展[J]. 高分子材料科学与工程, 2023, 39(11): 165-171.
- [11] Mehrpouya M., Dehghanghadikolaei A., Fotovvati B., et al. The Potential of Additive Manufacturing in the Smart Factory Industrial 4.0: A Review[J]. Applied Sciences, 2019, 9(18).
- [12] Divekar M., Gaval R V., Wonisch A. Improvement of warpage prediction through integrative simulation approach for thermoplastic material[J]. Journal of Thermoplastic Composite Materials, 2020, 35(9): 089270572093074.
- [13] 张振明. 变厚度复合材料汽车防撞梁优化设计研究[D]. 湖南大学, 2014.

- [14]成艾国, 王超, 陆日进, 等. 复合材料尾门结构拓扑-参数一体化轻量化设计[J]. 中国机械工程, 1-11[2024-03-14].
- [15]丁美娟. 玻纤增强聚丙烯注塑发泡及在汽车结构件上的应用研究[D]. 华南理工大学, 2020.
- [16]潘越, 刘献栋, 单颖春, 等. 长玻纤增强热塑性复合材料车轮径向载荷下的强度仿真[J]. 计算机辅助工程, 2015, 24(05): 22-27.
- [17]Juyub L., Sangmin Y. Development of the fatigue life model for plastic gears of automotive actuators under vibration[J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 144
- [18]Sabiston T., Li B., Kang J., et al. Accounting for the microstructure in the prediction of the fatigue life of injection moulded composites for automotive applications[J]. Composite Structures, 2021, 255: 112898.
- [19]Hariprasad K., Ravichandran K., Jayaseelan V., et al. Acoustic and mechanical characterisation of polypropylene composites reinforced by natural fibres for automotive applications[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2020, 9(6): 14029-14035.
- [20]张建. 注射制品熔接痕解决方法[J]. 模具工业, 2017, 43(06): 49-52.
- [21]陈建华. 塑料注射制品翘曲变形研究[D]. 合肥工业大学, 2006.
- [22]吴国鹏, 于洋洋, 季宁, 等. 基于改进 FAHP 的抑爆球注塑成型质量多目标优化[J]. 塑料, 2024, 53(01): 156-162.
- [23]马镜涵, 刘泓滨, 汪鑫. 基于响应面模型与人工鱼群算法的汽车车门内饰柱注塑成型优化设计[J]. 工程塑料应用, 2023, 51(03): 64-68.
- [24]黄达勇. 玻纤增强注塑成型构件结构强度研究[D]. 湖南工业大学, 2017.
- [25]欧阳宇. 进气歧管注塑成型工艺参数及进气性能优化研究[D]. 昆明理工大学, 2023.
- [26]许方敏. 基于代理模型的注塑工艺参数优化及知识管理系统开发[D]. 浙江大学, 2022.
- [27]胡开元, 李虹波, 尹小燕, 等. 基于 DOE 和信噪比的手套箱外盖注塑工艺参数优化[J]. 塑料, 2023, 52(03): 98-102.
- [28]郑方莉. 注塑成型工艺参数智能设置及优化[D]. 北京化工大学, 2022.

- [29]唐乐. 汽车发动机底护板复合材料塑件的成型工艺优化及多尺度联合仿真[D]. 南昌大学, 2023.
- [30]Heidari B S., Oliaei E., Shayesteh H., et al. Simulation of mechanical behavior and optimization of simulated injection molding process for PLA based antibacterial composite and nanocomposite bone screws using central composite design[J]. *Journal of the mechanical behavior of biomedical materials*, 2017, 65: 160-176.
- [31]Kim H G., Son H J., Lee D K., et al. Optimization and analysis of reaction injection molding of polydicyclopentadiene using response surface methodology[J]. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2017, 34: 2099-2109.
- [32]Yoshida K., Ootsuki K., Hirose K. Flow analysis of insert molding using injection molding CAE[J]. *International Journal of Automation Technology*, 2017, 11(1): 81-83.
- [33]Tsai K M., Hsieh C Y., Lo W C. A study of the effects of process parameters for injection molding on surface quality of optical lenses[J]. *Journal of materials processing technology*, 2009, 209(7): 3469-3477.
- [34]Rajalingam S., Vasant P., Khe C S., et al. Optimization of injection molding process parameters for a plastic cell phone housing component[C]AIP Conference Proceedings. AIP Publishing, 2016, 1787(1).
- [35]Ginghtong T., Nakpathomkun N., Pechyen C. Effect of injection parameters on mechanical and physical properties of super ultra-thin wall propylene packaging by Taguchi method[J]. *Results in Physics*, 2018, 9: 987-995.
- [36]Hashimoto S., Kitayama S., Takano M., et al. Simultaneous optimization of variable injection velocity profile and process parameters in plastic injection molding for minimizing weldline and cycle time[J]. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 2020, 14(3): JAMDSM0029-JAMDSM0029.
- [37]Birat K C., Faruk O., Agnelli J A M., et al. Sisal-glass fiber hybrid biocomposite: Optimization of injection molding parameters using Taguchi method for reducing

- shrinkage[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2016, 83: 152-159.
- [38] Oktem H., Erzurumlu T., Uzman I. Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part[J]. Materials & design, 2007, 28(4): 1271-1278.
- [39] Nasir S M., Ismail K A., Shayfull Z., et al. Warpage Analysis of Single and Dual Gates Designed for Injection Moulding using Response Surface Methodology[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 754: 775-783.
- [40] Liu F., Xu X., Liu J., et al. The influence of laser etching biomimicking configuration on the strength of metal-plastic connection[J]. Materials Research Express, 2022, 9(5): 056520.
- [41] Li G., Wang J., Feng J., et al. The Effect of Temperature on Mechanical Properties of Modified Polypropylene[J]. Journal of Polymer Materials, 2018, 35(1): 45-57.
- [42] Jayswal S., Bhattu A. Structural and modal analysis of small wind turbine blade using three different materials[J]. Materials Today: Proceedings, 2023, 72: 1347-1352.
- [43] 李洪林, 李勤, 吴昊, 等. 铝合金白车身模态及刚度分析[J]. 有色金属加工, 2022, 51(03): 37-40.
- [44] 覃安松. 基于 Ansys 的旋转轴件静力学分析[J]. 中国设备工程, 2020, (10): 121-123.
- [45] 程国飞, 丁立刚, 魏文强, 等. 带斜孔的 U 形支座注塑模具设计[J]. 现代塑料加工应用, 2020, 32(02): 46-49.
- [46] 沈言锦. 饮水机接线端外壳注塑模具设计[J]. 工程塑料应用, 2016, 44(09): 79-82.
- [47] 欧阳波仪. 汽车仪表罩倾斜式多种脱模机构及其注塑模具设计[J]. 塑料工业, 2016, 44(09): 70-75.
- [48] 王怀奥, 肖国华. 电饭煲注塑模具自动脱模机构及控制机构设计[J]. 中国塑料, 2017, 31(09): 137-144.

- [49]周纪委, 王明伟, 吴迪, 等. 汽车尾门左右窗框饰板气辅注塑模具设计[J]. 中国塑料, 2023, 37(11): 141-148.
- [50]刘欣怡, 付小莉. 论连续性方程的推导及几种形式转换的方法[J]. 力学与实践, 2023, 45(02): 469-474.
- [51]林建忠. 流体力学[M]. 清华大学出版社有限公司, 2005.
- [52]章梓雄, 董曾南. 粘性流体力学[M]. 清华大学出版社有限公司, 1998.
- [53]Li G., Wang J., Feng J., et al. Experimental investigation and modeling of the tension behavior of polypropylene at different temperature[J]. Journal of Polymer Research, 2017, 24: 1-8.
- [54]陈乐平. Moldflow 中网格类型对模拟结果的影响[J]. 模具工程, 2010 (3): 74-75.
- [55]田菲. 基于模流分析软件的网格划分和网格修复[J]. 机械工程师, 2018, (11): 72-74.
- [56]梁国栋. 塑件成型模拟分析中网格划分的技巧与参数优化[J]. 模具工业, 2014, 40(07): 20-25.
- [57]孙庆东, 汪五二, 池根才, 等. 汽车车窗装饰板浇口分析及注塑工艺优化[J]. 工程塑料应用, 2023, 51(07): 79-84.
- [58]郭旭, 邢飞, 王慧儒, 等. 基于 Moldflow 的分离罐浇口位置方案分析[J]. 塑料科技, 2023, 51(12): 70-75.
- [59]袁志华, 符烜赫, 袁博. 基于 Moldflow 软件对薄壁件某塑料喷嘴的注塑方案优化研究[J]. 机械工程师, 2024, (03): 14-17.
- [60]蔡义强. 注塑模具随形冷却系统优化设计与应用研究[D]. 上海应用技术大学, 2022.
- [61]胡中山. 模温控制系统中温度传感器的选择[J]. 轻工科技, 2013, 29(06): 71-72.
- [62]张新聚, 刘雷, 赵文清, 等. 注塑模具随形冷却的分析及优化[J]. 塑料, 2018, 47(02): 126-130.
- [63]朱明, 朱荣华, 唐维雄, 等. 注塑模具异形冷却水道 Moldflow 优化设计[J]. 科技创新与应用, 2018, (12): 96-98.

- [64]Marin F., Miranda D R J., Souza D F A. Study of the design of cooling channels for polymers injection molds[J]. Polymer Engineering Science, 2018, 58(4): 552-559.
- [65]Konuskan Y., Yilmaz A H., Tosun B., et al. Machine learning-aided cooling profile prediction in plastic injection molding[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 130(5): 2957-2968.
- [66]Rao N S., Schumacher G., Schott N R., et al. Optimization of cooling systems in injection molds by an easily applicable analytical model[J]. Journal of reinforced plastics and composites, 2002, 21(5): 451-459.
- [67]吴成龙. 基于 3D 打印的随形冷却水道注塑模设计与制造技术研究[D]. 华南理工大学, 2015.
- [68]徐华鹏. 注塑模具多孔随形冷却水道设计成形研究[D]. 重庆大学, 2016.
- [69]郑家峥. 基于 3D 打印的注塑模具随型水道设计[D]. 大连理工大学, 2020.
- [70]Phu T N., Long T L., Uyen T M T. Numerical Simulation on the Effect of the Cooling Channel Design on the Warpage of a Thin-Wall Injection Molding Product[J]. Materials Science Forum, 2022, 670095-101.
- [71]Mayer S. Optimised mould temperature control procedure using DMLS[J]. EOS Whitepaper, EOS GmbH Ltd, 2005: 1-10.
- [72]舒海涛, 刘治华, 梁帅, 等. 基于灰色关联分析法的 COC 芯片翘曲变形注塑工艺优化[J]. 工程塑料应用, 2020, 48(10): 65-70.
- [73]郑鹏, 刘健, 宋维, 等. 拉丁超立方抽样评估方法改进研究[J]. 核电子学与探测技术, 2017, 37(07): 734-738.
- [74]张甜甜, 李妮, 龚光红, 等. 一种基于数独分组的拉丁超立方试验设计方法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(11): 2185.
- [75]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]. 精密成型工程, 2023, 15(8): 204-210.
- [76]Yanli C., Xiyang F., Yonghuan G., et al. Multi-objective optimization of injection molding process parameters based on BO-RFR and NSGA II methods[J]. International Polymer Processing, 2022, 38(1): 8-18.

- [77]Kumar D., Dangayach G., Rao P. Enhancement of quality of polypropylene by optimisation of injection moulding parameters with genetic algorithm[J]. International Journal of Environment and Sustainable Development, 2022, 21(1-2): 206-217.
- [78]刘飞. 汽车前罩注塑工艺参数多目标优化及其刚度分析[D]. 中南林业科技大学, 2019.
- [79]Zhang J., Wang J., Lin J., et al. Multiobjective optimization of injection molding process parameters based on Opt LHD, EBFNN, and MOPSO[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 85(9-12): 2857-2872.
- [80]Kurani A., Doshi P., Vakharia A., et al. A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting[J]. Annals of Data Science, 2023, 10(1): 183-208.
- [81]崔龙飞, 薛新宇, 秦维彩. 基于 EBF 神经网络模型的喷雾机吊喷分禾器参数优化[J]. 农业机械学报, 2016, 47(05): 62-69.
- [82]焦志钦. BP 人工神经网络的原理及其应用[J]. 科技风, 2010, (12): 200-201.
- [83]Sarah N., Behrang S., Iman S. Optimisation of commercial buildings envelope to reduce energy consumption and improve indoor environmental quality (IEQ) using NSGA-II algorithm[J]. International Journal of Ambient Energy, 2023, 44(1): 918-928.
- [84]么大锁, 赵凯芳, 吴国鹏, 等. 基于 EBF 神经网络的引射器结构参数优化[J]. 机床与液压, 2023, 51(21).
- [85]李彬, 庞永杰, 程妍雪, 等. 基于 EBF 神经网络的复合材料耐压壳性能研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(10): 1323-1329.
- [86]Pandya S B., Kalita K., Čep R., et al. Multi-objective Snow Ablation Optimization Algorithm: An Elementary Vision for Security-Constrained Optimal Power Flow Problem Incorporating Wind Energy Source with FACTS Devices[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 1-30.

- [87] Verma S., Pant M., Snasel V. A comprehensive review on NSGA-II for multi-objective combinatorial optimization problems[J]. IEEE access, 2021, 9: 57757-57791.
- [88] Deb K., Agrawal S., Pratap A., et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II[C]//Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI: 6th International Conference Paris, France, September 18 – 20, 2000 Proceedings 6. Springer Berlin Heidelberg, 2000: 849-858.
- [89] Nath R., Muhuri P K. A novel evolutionary solution approach for many-objective reliability-redundancy allocation problem based on objective prioritization and constraint optimization[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 244: 109835.
- [90] Ishibuchi H., Imada R., Setoguchi Y., et al. Performance comparison of NSGA-II and NSGA-III on various many-objective test problems[C]//2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2016: 3045-3052.

攻读硕士学位期间获得的成果

- [1] Lu W., Lingfeng T., Peng W., et al. Research on the Optimization of Automobile Plastic Front Frame Structure[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2022, 2022. (SCI)
- [2] Lu W., Lingfeng T. Injection Molding and Process Parameter Optimization Of All-plastic Front Door Sill Pressure Plate for Automobile [J]. Journal of Chinese Society of Mechanical Engineers, 2024, 45(2): 145-159. (SCI)
- [3] Lu W., Lingfeng T., Qidi K. Research on the Design of Cooling system and Optimization of Process Parameters of Automobile Front Door Sill Press Plate Injection Mold [J]. Journal of Chinese Society of Mechanical Engineers, 2024. (SCI 已录)

致谢

时光荏苒，转瞬即逝，即将迎来研究生生涯的终点，回首走过的岁月，心中充满了感激和不舍。在这段旅程中，有太多的人给予了我关怀和支持，他们的陪伴和鼓励是我前行路上最宝贵的财富。

研究生的求学路上，由衷的感谢我的导师唐铃凤和王幼民教授。唐老师和王老师在学术上言传身教，让我受益匪浅，不仅给予了我耐心的指导和丰富的知识，还在生活中给予了我无私的关怀和支持。感谢吴虎和杨克帆师兄，同门杨凯、宫国庆、张丽丽、柯启迪、卢娜和方旭。在学习和科研的道路上，我们一起奋斗，一起成长，彼此之间互相支持和鼓励，留下了无数美好的回忆，这段时光定会永远珍藏在我心中。

感谢我的父母让我拥有了良好的学习环境和生活条件，父母的理解和支持是我在求学的道路上始终坚定前行的力量源泉。感谢我的女朋友邹玲在我研究生求学过程中的陪伴，你的理解和包容让我感到无比幸运。

在研究生生涯即将结束之际，感谢每一位给予我帮助和支持的人，你们的善意和付出将永远铭记在心。未来的路很长，我会继续努力，不忘初心，砥砺前行！

尚德敏学 唯实惟新

