

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2026.05.013

基于改进鲸鱼算法的电池包上壳体多目标工艺参数优化

王伟^{1,2}, 李金涛¹, 郑阳^{1,3,4}, 靳艳梅^{1,3}, 于洋洋^{1,3,4}, 张俊红^{1,3,4}

(1. 天津仁爱学院, 天津 301636; 2. 上汽时代动力电池系统有限公司, 江苏溧阳 213300;

3. 天津仁爱学院天津市装备设计与制造技术重点实验室, 天津 301636; 4. 天津大学先进内燃动力全国重点实验室, 天津 300350)

摘要: 随着新能源汽车产业的快速发展, 动力电池包塑料上壳体作为关键部件, 在注塑过程中面临翘曲变形问题, 影响其防护性能。针对这一问题, 提出了一种基于改进的鲸鱼优化算法(WOA)的注塑工艺参数多目标优化方法。首先, 结合上壳体结构对称性, 采用四分之一上壳体模型简化策略, 建立注塑仿真模型, 在保证仿真精度(网格整体匹配百分比为94.4%)的前提下, 将网格数量从43.2万个缩减至8.9万个; 其次, 选取注射时间、注射压力等7项关键工艺参数作为输入变量, 通过最优拉丁超立方抽样生成36组训练样本与10组验证样本, 以 x 、 y 方向最大翘曲变形量为优化目标构建二阶响应面预测模型, 模型拟合精度即复决定系数 R^2 分别达0.915和0.957; 最后, 在WOA中融入非支配排序、拥挤度计算及精英保留策略, 得到非支配排序鲸鱼优化算法, 实现多目标寻优。优化结果显示, x 、 y 方向最大翘曲变形量分别从优化前的3.75 mm和3.74 mm降至1.71 mm和1.05 mm, 降幅达54%与72%。该研究为提升电池包上壳体成型质量提供了有效的技术方案, 也为同类大型对称塑料件的注塑工艺参数优化提供了参考。

关键词: 电池包; 四分之一上壳体; 注塑; 改进鲸鱼优化算法; 响应面模型; 工艺参数优化

中图分类号: TQ320.66+2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2026)05-0109-09

Multi-objective process parameter optimization of upper shell of battery pack based on improved whale optimization algorithm

WANG Wei^{1,2}, LI Jintao¹, ZHENG Yang^{1,3,4}, JIN Yanmei^{1,3}, YU Yangyang^{1,3,4}, ZHANG Junhong^{1,3,4}

(1. Tianjin Renai College, Tianjin 301636, China; 2. United Auto Battery System Co., Ltd., Liyang 213300, China;

3. Tianjin Key Laboratory of Equipment Design and Manufacturing Technology, Tianjin Renai College, Tianjin 301636, China;

4. State Key Laboratory of Engines, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: With the rapid development of the new energy vehicle industry, the plastic upper shell of the power battery pack, as a key component, is facing the problem of warpage and deformation during the injection molding process, which affects its protection performance. To solve this problem, a multi-objective optimization method of injection molding process parameters based on improved whale optimization algorithm (WOA) was proposed. First, combined with the symmetry of the upper shell structure, the one quarter upper shell model simplification strategy was adopted to establish the injection molding simulation model. Under the premise of ensuring the simulation accuracy that the overall matching percentage of grid was 94.4%, the number of grids was reduced from 432 000 to 89 000. Secondly, seven key process parameters such as injection time, injection pressure and so on were selected as input variables, and 36 groups of training samples and 10 groups of validation samples were generated by optimal Latin hypercube sampling. The second-order response surface prediction model was constructed with the maximum warpage deformation in x and y directions as the optimization objective, and the fitting accuracy of the model, represented by coefficient of multiple determination R^2 , was 0.915 and 0.957, respectively. Finally, non dominated sorting, congestion calculation and elite reservation strategy were integrated into WOA to obtain non-dominated sorting whale optimization algorithm and realize multi-objective optimization. The optimization results show that the maximum warpage deformation in the x and y directions decreases from 3.75 mm and 3.74

基金项目: 中国博士后科学基金面上项目(2024M752378), 天津教委科研计划项目——一般项目(ZXJ24018)

通信作者: 于洋洋, 博士, 副教授, 博士生导师, 研究方向为注塑仿真分析及多目标优化

收稿日期: 2026-02-02

引用格式: 王伟, 李金涛, 郑阳, 等. 基于改进鲸鱼算法的电池包上壳体多目标工艺参数优化[J]. 工程塑料应用, 2026, 54(5): 109-117.

WANG Wei, LI Jintao, ZHENG Yang, et al. Multi-objective process parameter optimization of upper shell of battery pack based on improved whale optimization algorithm[J]. Engineering Plastics Application, 2026, 54(5): 109-117.

mm to 1.71 mm and 1.05 mm, respectively, by 54% and 72% compared with those before optimization. This study provides an effective technical scheme for improving the molding quality of the battery pack upper shell, and also provides a reference for the optimization of injection molding process parameters of similar large symmetrical plastic parts.

Keywords: battery pack; one quarter of upper shell; injection molding; improved whale optimization algorithm; response surface model; optimization of process parameters

随着新能源汽车与储能产业的迅速发展,动力电池包作为整车的核心能量载体与安全屏障,其可靠性直接决定系统寿命及安全性能^[1-3]。该部件在服役过程中需承受频繁机械冲击和振动载荷环境影响,因而对部件壳体的强度、刚度、密封性及防火防腐性能具有严苛要求。作为电池系统的关键承载元件,动力电池包抗碰撞性能直接关联电池模组短路、热失控等安全隐患,而轻量化特性更是影响整车能耗与续航里程的核心因素^[4]。塑料电池包上壳体凭借轻量化、高绝缘性及设计自由度等优势,为电池包外壳设计提供了可行性方案。大型薄壁上壳体在注塑中会面临诸多挑战,如异形曲面与多筋位结构导致熔体流动失衡,诱发翘曲变形、熔接线缺陷及残余应力集中等工艺缺陷。这些缺陷不仅造成密封失效与装配干涉,更在复杂服役环境下放大失效风险,严重制约壳体对电池模组的防护效能。

学者在电池包外壳结构优化设计领域开展了大量研究。Wierzbicki等^[5]采用遗传算法结合ANSYS仿真方法对电池外壳进行结构优化,实现了11.6%的质量减轻。Chen等^[6]创新地提出了以增强的正六边形结构和半圆弧结构为核心层的两种新型电池包外壳,以解决电动汽车底部电池在受道路杂物冲击时的保护性问题。Wang等^[7]基于拓扑优化开发了分级晶格设计框架,实现了电池外壳的多目标优化设计。

此外,学者在注塑工艺参数优化领域也开展了大量研究。张晗等^[8]针对卡车轮罩横梁,选取6个工艺变量,经最优拉丁超立方试验、Moldex3D模拟及双向循环神经网络(BRNN)建模、非支配排序遗传算法II(NSGA-II)优化,提升成型质量。王韬等^[9]、程佳玮等^[10]采用均匀试验、回归分析及粒子群算法,解决飞机航行灯罩注塑的翘曲与残余应力问题,满足使用要求。朱红萍等^[11]通过中心复合试验、灰色关联-熵权法,优化手持风扇底座注塑参数以改善缩痕与翘曲。Zhang等^[12]、Mei等^[13]分别采用基于最优拉丁超立方设计-椭圆基函数神经网络-多目标粒子群优化(OPTLHD-EBFNN-MOPSO)、遗传算法优化极限

学习机(GA-ELMGA)算法优化相关零件注塑参数,前者将翘曲量减少约4 mm,峰值压力降低了60 MPa,后者使翘曲量减少22%。季宁等^[14]提出基于克里金代理模型与多目标粒子群优化算法(Kriging-MOPSO)的多目标优化方法,验证了有效性。谷婷婷等^[15]通过熵权法与灰色关联分析,实现动感单车置物架参数多目标优化。印磊等^[16]采用邻域培植遗传算法(NCGA)优化汽车B柱外饰件参数,使翘曲量、体积收缩率分别降低18.56%、50.94%。黄关山等^[17]通过响应面模型与遗传算法优化,使得制件最大翘曲变形量降低31.33%。刘晓坤等^[18]、张文超等^[19]分别优化滤芯托架、汽车B柱上饰板注塑参数,满足质量与生产要求。基于电池包外壳大型注塑件工艺参数优化研究较少的现状,针对大型注塑件计算工作量大与研发周期长的问题,结合塑件结构特点,采用四分之一模型简化策略,建立注塑仿真模型,采用非支配排序鲸鱼优化算法(NSWOA)高效跳出局部最优解,提升鲁棒性,进行工艺参数多目标优化。

本文针对某新能源汽车电池包上壳体开展注塑工艺参数优化研究,根据上壳体所用材料体系,选取主要工艺参数进行实验设计,获取不同工艺参数组合下上壳体的注塑性能和最佳工艺参数组合。基于注塑仿真性能参数,利用有限元分析软件,模拟不同注塑工艺参数条件下的电池包上壳体注塑仿真成型过程,以翘曲变形量为优化目标,同时兼顾不同方向变形量等相互冲突的指标,采用NSWOA,利用其优异的全局探索与局部开发能力及高效非支配排序机制,实现快速收敛与高精度寻优,所得Pareto最优解集分布均匀、多样性良好,能够有效跳出局部最优并获得完整连续的Pareto前沿。与传统多目标优化算法相比,NSWOA在求解效率、鲁棒性、解集多样性与收敛精度方面均具有更优的综合性能,更适用于注塑多工艺参数协同优化问题。基于优化后的工艺参数开展电池包上壳体试制与质量验证,为提升电池包外壳成型质量与尺寸精度提供可靠的工艺优化方法与技术支撑。

1 电池包上壳体模型建立

1.1 电池包上壳体整体结构

电池包上壳体整体呈规整矩形平板形态,上表面设有连续“蜿蜒水道”状加强筋结构,既优化塑料件壁厚分布、增强刚性,弥补塑料抗变形短板,又适配电池包内部散热、线缆布局等功能需求。以轻质、绝缘的塑料特性,结合结构设计,满足电池包上壳体装配、结构及功能要求,三维模型如图1a所示。电池包上壳体整体长度1444 cm、宽度844 cm,边角经倒角或圆角处理。四周边框分布着 $\varnothing 6.5$ cm安装孔,用于与其他部件装配连接,提供安装定位基准,二维图如图1b所示。

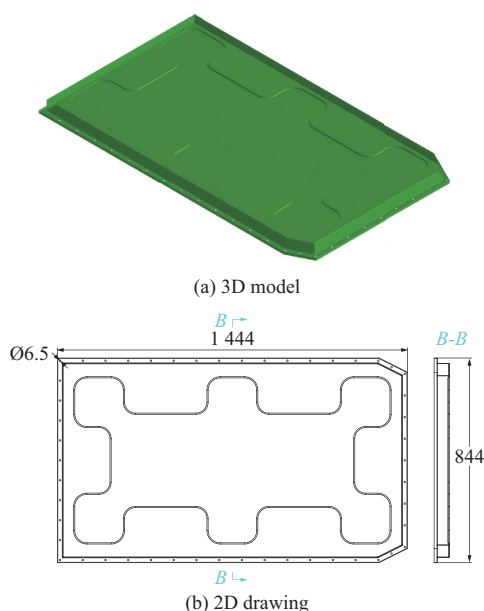


图1 电池包上壳体三维模型及二维图

Fig. 1 3D model and 2D drawing of battery pack upper shell

1.2 电池包四分之一上壳体结构

电池包上壳体为典型的左右对称、前后对称注塑结构件,其整体几何形态、壁厚分布、浇口布局、冷却水路排布及受力约束均满足双向平面对称条件。在注塑仿真过程中,熔体充填、保压、冷却及翘曲等核心物理行为,仅取决于结构几何特征、材料本征属性及边界约束条件,与模型整体尺寸无直接关联。该结构在两个相互垂直的对称面上具备完全对称性,熔体在对称面处不会产生沿对称面法向的流动分量,且温度场、速度场、应力场及翘曲变形场均呈现对称分布特征。因此可将完整模型沿上述两个对称面进行截取,选取四分之一上壳体模型进行注塑仿真分析,既保证仿真精度,又能提升计算效率。电池包四分之一上壳体三维模型如图2a所

示。四分之一上壳体长度方向尺寸722 cm、宽度方向422 cm,侧边设有规整排布、直径 $\varnothing 6.5$ cm的安装孔用于装配连接,二维图如图2b所示,满足该电池包上壳体注塑仿真模流分析的要求。

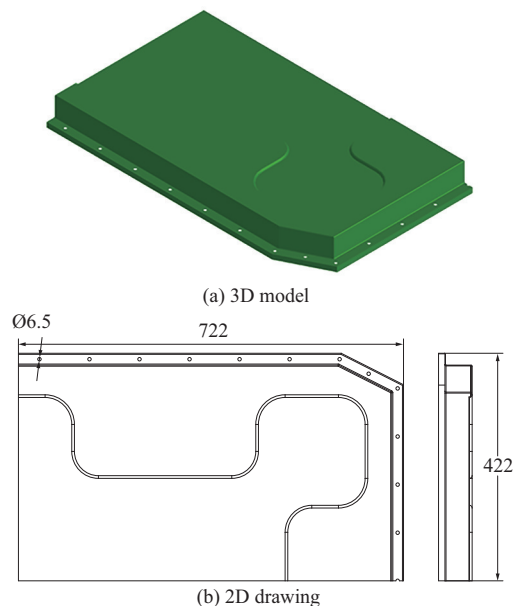


图2 电池包四分之一上壳体三维模型及二维图

Fig. 2 3D model and 2D drawing of one quarter of battery pack upper shell

2 电池包上壳体模型分析

2.1 网格分析

建立电池包上壳体有限元分析模型,进行网格划分,经过网格加密及修正,得到适配模流分析的高质量网格。网格数量为43.2万个,最大纵横比为19.59,自由边、多重边、配向不正确单元格、相交单元格和完全重叠单元格个数均为0,整体匹配百分比为94.7%,相互匹配百分比为92.7%,符合双层面网格分析,如图3a所示。电池包上壳体网格质量符合注塑要求,网格数量较大,进行有限元仿真计算时,计算时间长,进行多目标工艺参数优化时,计算工作量庞大,不符合实际工程需求。因此,截取电池包四分之一上壳体作为注塑仿真的研究对象。

电池包四分之一上壳体网格数量为8.9万个,最大纵横比为17.03,自由边、多重边、配向不正确单元格、相交单元格和完全重叠单元格个数均为0,整体匹配百分比94.4%,相互匹配百分比为92.4%,符合双层面网格分析,如图3b所示。网格数量由43.2万个降低到8.9万个,在不影响计算精度的前提下,计算时间缩减,为后续多目标工艺参数优化减小计算量。

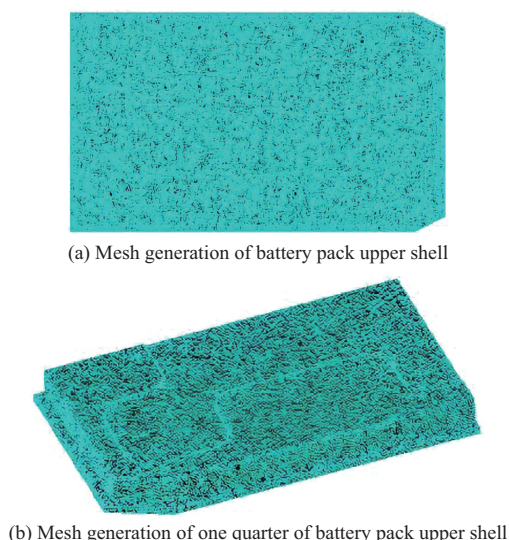


图3 网格分析

Fig. 3 Mesh analysis

2.2 浇注系统

根据电池包上壳体浇口匹配性分析,选取上壳体表面的9个位置作为点浇口,流道结构包含1个主流道,9个分流道,以及9个点浇口。主流道导入初始熔体,分流道呈对称分布,结合有限元仿真分析结果,确定进胶位置,保证型腔同步充填。浇口选择点浇口,尺寸较小,在熔体注入型腔瞬间,能够产生较高的剪切速率,降低熔体的表观黏度,使得熔体在较低的注射压力下顺利充填型腔。电池包上壳体流道系统如图4a所示。对于电池包四分之一上壳体,截取原有流道的四分之一进行仿真,边界条件保持一致,选取4个位置作为点浇口,设置1个主流道和4个分流道,模拟电池包上壳体初始注塑状态,电池包四分之一上壳体流道系统如图4b所示。

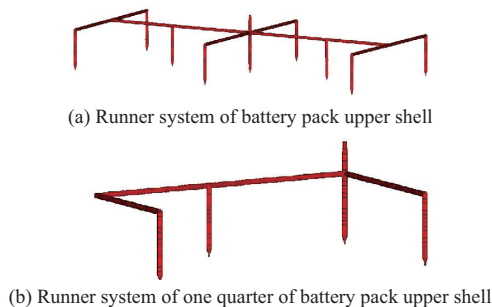


图4 热流道系统

Fig. 4 Hot runner system

2.3 冷却系统

电池包上壳体无复杂异形结构,冷却系统采用直通式水路,带走模具在注塑过程中因熔体注入而

吸收的大量热量,从而降低模具温度,控制塑件的冷却速度和冷却均匀性。水路按 X 方向排列,如图5所示。

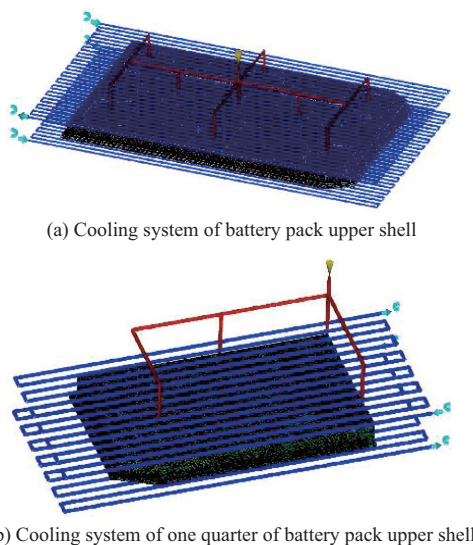


图5 冷却系统

Fig. 5 Cooling system

3 注塑仿真结果分析

电池包上壳体为规整矩形且结构、浇口位置及冷却系统均对称分布,注塑对称性原理表明,在对称结构与工艺下,熔体流动、热传导及相变过程具有镜像一致性,四分之一上壳体模型的注塑物理过程与整体模型对应区域动力学特性一致。熔体黏性流动由剪切速率、温度场和压力场决定,对称条件下四分之一上壳体模型各个因素与整体模型对应区域完全匹配,能准确复现“充填-保压-冷却”动态过程。同时,翘曲源于内应力不均,四分之一上壳体模型 x 、 y 向翘曲可线性扩展反映整体面内翘曲,同时可忽略 z 向翘曲,故以 x 向及 y 向翘曲作为优化目标,保证仿真结果有效性,降低计算量,为工艺参数优化提供可靠支撑。截取后的电池包四分之一上壳体初始注塑仿真工艺参数为:注射时间1 s、注射压力120 MPa、一次保压时间15 s、一次保压压力20 MPa、二次保压时间5 s、二次保压压力10 MPa和冷却时间35 s。

电池包四分之一上壳体注塑仿真分析结果如图6所示:充填时间最小值为0.00 s,最大值为2.56 s,靠近浇口区域充填速率快,边缘区域充填耗时久;达到顶出温度时间介于0.39 s至3.96 s之间,整体区域时间分布均匀,利于塑件同步顶出;体积收缩率最小值为-1.11%,最大值为13.67%,存在明显区域

差异,高收缩率区域存在成型缺陷;末端充填压力范围为0.0 MPa至93.7 MPa,边缘末端区域压力较高,浇口附近压力较低,整体保持塑件致密性。上述结果为该电池包上壳体后续工艺优化提供了理论依据。

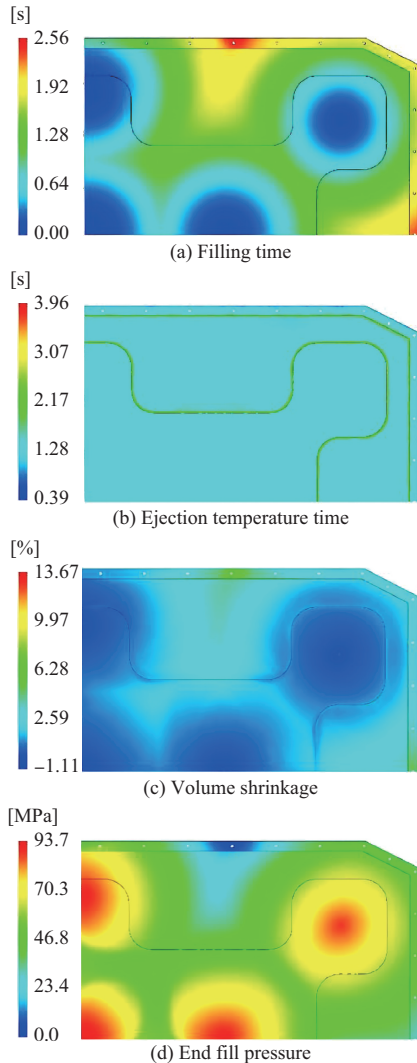


图6 电池包四分之一上壳体仿真分析结果

Fig. 6 Simulation analysis results of one quarter of battery pack upper shell

电池包四分之一上壳体的翘曲变形如图7所示。所有效应下 x 方向翘曲变形量最小值为 -2.79 mm,最大值为 3.75 mm;收缩不均导致的 x 方向翘曲变形量介于 -3.16 mm至 3.64 mm之间。所有效应下 y 方向翘曲变形量最小值为 -2.77 mm,最大值为 3.74 mm;收缩不均导致的 y 方向翘曲变形量范围为 -3.26 mm至 3.52 mm。翘曲变形主要由收缩不均引起,且 x 、 y 方向翘曲变形均存在明显区域差异,边缘区域变形量相对较大,后续通过优化工艺参数降低翘曲变形量,以提升电池包上壳体质量。

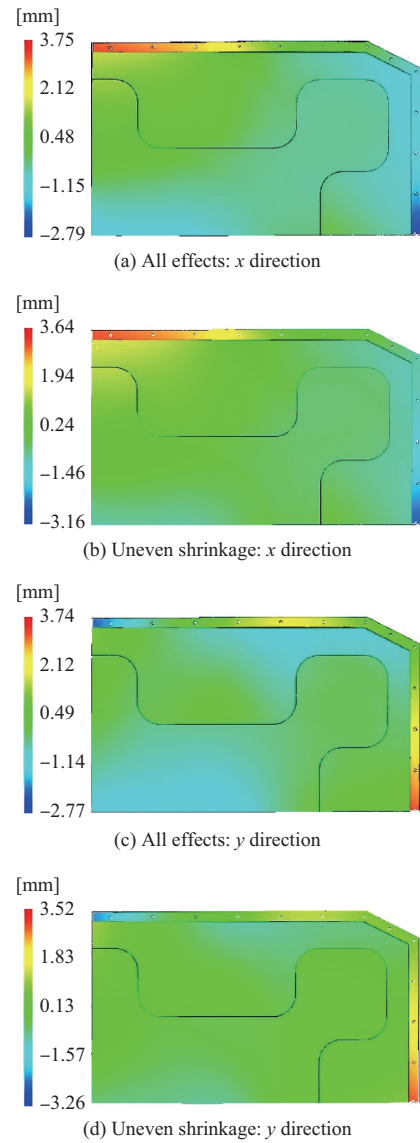


图7 电池包四分之一上壳体翘曲变形量

Fig. 7 Warpage deformation of one quarter of battery pack upper shell

4 多目标参数优化

4.1 工艺参数取值

注塑材料选用热塑性聚烯烃材料聚丙烯(PP),具有密度低、加工性能好和成本可控等特点,通过化学改性或物理共混后,可满足电池包外壳对阻燃、抗冲击、耐热、耐化学腐蚀的需求。

基于前期研究和工程经验,选择对产品质量影响显著的6个注塑工艺参数作为初始变量:注射时间(A)、注射压力(B)、一次保压时间(C)、一次保压压力(D)、二次保压时间(E)、二次保压压力(F)和冷却时间(G),并确定了各工艺参数的合理变化范围,见表1。

翘曲变形主要由收缩不均引起,且均存在明显

表 1 工艺参数取值范围

Tab. 1 Value ranges of process parameters

Process parameters	Value ranges
Injection time (<i>A</i>)/s	2.5–3
Injection pressure (<i>B</i>)/MPa	120–240
Primary holding time (<i>C</i>)/s	15–20
Primary holding pressure (<i>D</i>)/MPa	20–30
Secondary holding time (<i>E</i>)/s	5–10
Secondary holding pressure (<i>F</i>)/MPa	10–20
Cooling time (<i>G</i>)/s	30–40

区域差异,边缘区域变形量相对较大,将 x 方向最大翘曲变形量(H)和 y 方向最大翘曲变形量(I)作为关键优化目标,通过优化注塑工艺参数改善 x 、 y 方向的翘曲变形。

表 2 最优拉丁试验样本和优化目标仿真结果

Tab. 2 Simulation results of optimal Latin test samples and optimization objectives

Serial number	Test factors							Injection molding simulation results	
	<i>A</i> /s	<i>B</i> /MPa	<i>C</i> /s	<i>D</i> /MPa	<i>E</i> /s	<i>F</i> /MPa	<i>G</i> /s	<i>H</i> /mm	<i>I</i> /mm
1	2.67	135.38	17.18	28.46	9.36	19.74	37.69	1.806	1.161
2	2.50	131.28	18.46	21.79	5.64	17.18	33.59	2.011	1.584
3	2.86	123.59	15.38	20.00	7.95	14.36	36.67	3.603	1.315
4	2.72	128.72	19.74	26.67	6.15	19.49	38.46	1.925	1.842
5	2.63	131.79	18.85	24.10	9.49	14.10	30.00	1.987	1.391
6	2.53	130.77	17.05	27.18	6.28	10.26	32.31	1.991	1.555
...									
31	2.95	138.46	18.72	27.69	8.08	14.87	39.49	4.290	2.607
32	2.81	133.33	15.13	23.33	5.00	13.59	33.08	4.108	1.718
33	2.60	135.38	16.67	20.26	8.33	11.28	34.87	2.126	3.364
34	2.82	125.64	18.21	27.44	5.13	15.90	30.26	4.101	1.819
35	2.99	125.13	16.92	24.36	8.46	12.05	30.51	3.767	1.526
36	2.59	126.67	17.56	21.03	9.62	18.46	36.41	4.624	1.750

Notes: H is warpage deformation in x direction; I is warpage deformation in y direction.

表 3 验证样本

Tab. 3 Validation sample

Serial number	Test factors							Injection molding simulation results	
	<i>A</i> /s	<i>B</i> /MPa	<i>C</i> /s	<i>D</i> /MPa	<i>E</i> /s	<i>F</i> /MPa	<i>G</i> /s	<i>H</i> /mm	<i>I</i> /mm
1	2.83	120.00	18.33	26.67	5.56	20.00	32.22	3.597	1.603
2	2.61	137.78	18.89	30.00	8.33	18.89	34.44	2.361	3.896
3	3.00	133.33	15.56	27.78	7.78	16.67	40.00	4.037	1.612
4	2.72	124.44	17.78	20.00	8.89	17.78	38.89	4.476	1.791
5	2.94	128.89	20.00	25.56	6.11	11.11	36.67	4.231	1.992
6	2.56	122.22	16.11	28.89	7.22	12.22	35.56	4.625	1.614
7	2.67	140.00	17.22	23.33	9.44	10.00	37.78	3.078	2.967
8	2.50	131.11	19.44	21.11	6.67	13.33	31.11	3.038	2.962
9	2.78	135.56	15.00	22.22	5.00	15.56	33.33	1.725	1.193
10	2.89	126.67	16.67	24.44	10.00	14.44	30.00	1.893	1.169

4.3 预测模型

定量表征注塑过程中输入工艺参数与输出翘曲变形量指标之间的非线性关系,构建二阶响应面预测模型。

该模型选取上述 7 项注塑关键工艺参数作为输

4.2 参数采样

最优拉丁超立方抽样方法能够使所有试验点尽量均匀地分布在设计空间内。采用最优拉丁超立方抽样方法生成 36 组初始参数组合,对每组参数分别进行分析,选择 H 和 I 作为评价指标,获得试验数据仿真分析结果,见表 2。采用相同的最优拉丁超立方抽样方法生成 10 组验证参数组合。该组验证参数既实现了对整个设计空间的均匀覆盖,又与前述 36 组初始参数组合无重叠,可检验基于初始试验数据集所建模型的泛化能力与预测精度。针对这 10 组验证参数分别开展注塑仿真分析,从仿真输出结果中提取对应的评价指标,即 H 与 I ,见表 3。

入变量,以 H 和 I 作为输出响应指标。通过对工艺参数试验数据与对应翘曲变形量的拟合分析,建立注塑工艺因素与优化目标之间的显性数学关联,即二阶响应面预测模型。

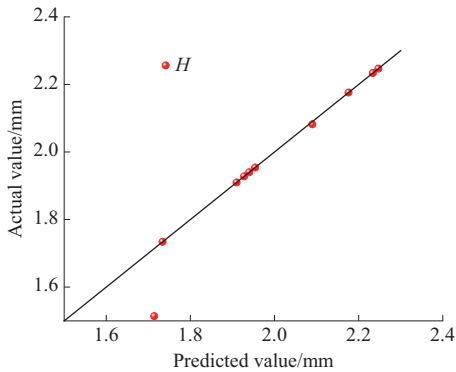
二阶响应面预测模型的 H 和 I 分别为:

$$H=1\,053.9A+18.9B+30.5C+39.8D+90.6E+26.5F+18.5G-142.51A^2-0.07B^2-1.79C^2-0.57D^2-0.36E^2-0.43F^2-0.60G^2-2.35AB+2.21AC-2.00AD-8.16AE+1.99AF+2.69AG+0.27BC-9.62BD-0.24BE-0.12BF+0.15BG-0.30CD-1.47CE-0.26CF+0.38CG+0.24DE+0.09DF-0.11DG+0.56EF-0.57EG-0.16FG;$$

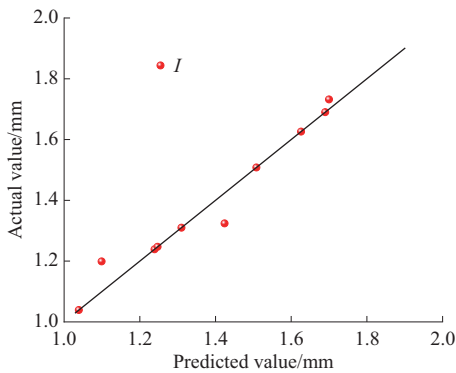
$$I=105.15A+7.05B+10.73C+1.86D-11.60E-3.73F+7.92G-42.65A^2-0.03B^2-0.44C^2-0.07D^2-0.72E^2-0.11F^2-0.10G^2+0.82AB+1.30AC+0.36AD+1.79AE-0.97AF-0.25AG-0.02BC+0.01BD+0.06BE+0.05BF-0.03BG-0.02CD+0.48CE+0.11CF-0.02CG-0.16DE+0.03DF+0.02DG-0.19EF+0.24EG+0.06FG。$$

4.4 验证模型

采用复决定系数 R^2 对所构建的 H 与 I 响应面预测模型的有效性进行定量评价。该系数是衡量试验数据与响应面模型预测结果吻合程度的核心指标,可直观反映模型的预测精度。为验证模型的实际预测性能,选取10组独立验证数据代入模型预测方程进行验证分析。结果表明, H 的 R^2 为0.915, I 的 R^2 为0.957,如图8所示。响应面预测模型的 R^2 均大



(a) Warpage deformation in x direction



(b) Warpage deformation in y direction

图8 预测精度

Fig. 8 Prediction accuracy

于0.9,证明了构建模型的拟合度与统计学显著性。综上可知,本研究建立的响应面预测模型具备较高的预测精度与可靠性,能够满足工程实际应用的需求。

4.5 改进鲸鱼算法寻优

鲸鱼优化算法(WOA)作为一类经典群智能优化算法,具有结构简洁、易实现、控制参数少等显著优势,但其应用场景目前局限于单目标优化问题。NSWOA在WOA框架中融入多目标优化机制,整合非支配排序、拥挤度计算和精英保留策略,成功将原始WOA算法扩展至多目标优化问题。非支配排序确保算法优先选择较优解,拥挤度计算维持了种群多样性,而精英保留策略则加速了算法向帕累托最优前沿的收敛。

WOA模拟座头鲸的气泡网捕猎行为,包含3个位置更新阶段。

(a)包围猎物,位置更新公式见式(1)和式(2)。

$$X(n+1) = X^*(n) - A \cdot D \quad (1)$$

$$D = |C \cdot X^*(n) - X(n)| \quad (2)$$

式中: n 为迭代次数; $X(n)$ 为当前个体位置向量; $X^*(n)$ 为当前最优位置向量; D 为个体到最优位置的距离; A 和 C 为系数。

A 和 C 计算公式见式(3)和式(4)。

$$A = 2ar - a \quad (3)$$

$$C = 2r \quad (4)$$

式中: r 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数; a 随迭代次数从2线性递减至0。

(b)气泡网攻击,以50%的概率(由概率控制参数 $p \in [0, 1]$ 决定),鲸鱼通过螺旋轨迹更新位置,见式(5)。

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $D' = |X^*(t) - X(t)|$,表示鲸鱼个体寻找到当前最优解时,需要游走的距离; b 为常量参数; l 为 $[-1, 1]$ 区间内的随机数。

(c)搜索猎物,为避免陷入局部最优,通过全局搜索更新位置,见式(6)和式(7)。

$$D'' = |C \cdot X_{\text{rand}}(t) - X(t)| \quad (6)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - A \cdot D'' \quad (7)$$

式中: $X_{\text{rand}}(t)$ 为种群中随机选取的个体位置向量; D'' 表示鲸鱼个体到随机选取的鲸鱼个体之间距离。

为使WOA算法具备处理多目标优化问题的能

力,NSWOA 在 WOA 框架中融入了如下三大核心策略:

- 1)非支配排序,从种群中筛选所有帕累托最优解,赋予非支配等级 1,移除等级 1 的解,从剩余个体中筛选帕累托最优解,赋予等级 2,重复上述过程,直至所有个体完成分级,等级越低,支配性越强;
- 2)拥挤度计算,拥挤度定义为个体 i 与其相邻个体 $i-1$ 、 $i+1$ 所围矩形的长度,拥挤度越大,表明个体

周围分布越稀疏,有助于维持种群多样性;

- 3)精英保留策略,保留优秀非支配个体,即精英个体,引导种群进化,确保算法向帕累托最优前沿收敛。

NSWOA 作为 WOA 的一种改进型多目标变体,被用于工艺参数的全局寻优。通过该算法求解,最终确定了最优工艺参数组合,其中 H 的最小值为 1.728 mm, I 的最小值为 1.064 mm,见表 4。

表 4 NSWOA 寻优结果
Tab. 4 Optimization results of NSWOA

Test factors							Injection molding simulation results		NSWOA optimization results	
A/s	B/MPa	C/s	D/MPa	E/s	F/MPa	G/s	H/mm	I/mm	H/mm	I/mm
2.71	137.95	18.85	23.85	5.38	11.54	37.44	1.71	1.05	1.728	1.064

仿真结果表明, H 为 1.71 mm, I 为 1.05 mm, 在该最优参数组合下, H 与 I 的预测误差分别被控制在 1.05% 和 1.33% 以内。这一低误差水平不仅验证了基于 NSWOA 优化策略的可靠性,同时也证明了所构建翘曲变形预测模型的高精度。电池包四分之一上壳体 x 向最大翘曲变形量优化前为 3.75 mm, 优化后的最优值为 1.71 mm, 对比优化前降低了 54%; y 向最大翘曲变形量优化前为 3.74 mm, 优化后的最优值为 1.05 mm, 对比优化前降低了 72%, 仿真分析结果如图 9 所示。

4.6 实验验证

将通过 NSWOA 不断迭代寻优得到的工艺参数应用到海天 SA3800 注塑机上进行实际注塑生产, 得到的电池包上壳体最大翘曲变形量为 1.78 mm, 符合企业要求不超过 2 mm, 如图 10 所示。

5 结论

- (1)针对大型电池包上壳体注塑仿真网格量大、计算低效的问题,提出基于结构对称性的四分之一上壳体模型简化策略。利用壳体规整矩形结构及对称的浇口、冷却系统特性,验证了简化模型在熔体流动、翘曲变形等物理过程的等效性。该方法使网格数量从 43.2 万个缩减至 8.9 万个,在保持整体匹配百分比为 94.4% 的匹配精度同时大幅降低计算成本,为同类对称注塑件仿真提供高效方案。
- (2)构建涵盖 7 项关键工艺参数与双方向翘曲变形量的二阶响应面预测模型,量化参数交互作用对注塑缺陷的非线性影响。通过 36 组训练样本与 10 组验证样本,模型复决定系数 R^2 分别达 0.915(x 向)与 0.957(y 向),预测误差控制在 1.4% 以内,突破单因素分析局限,实现高精度预测。

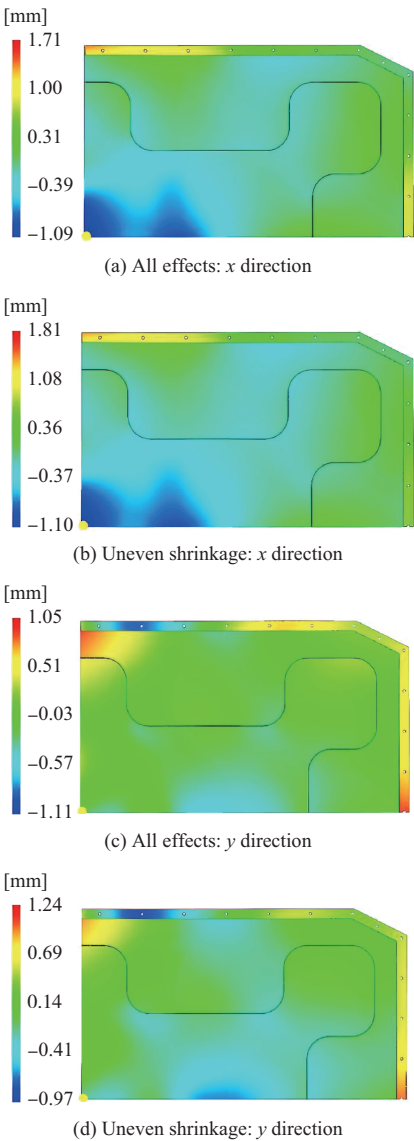


图 9 优化后翘曲变形量仿真分析结果
Fig. 9 Simulation analysis results of warpage deformation after optimization



图10 电池包上壳体产品实验验证

Fig. 10 Experimental verification of battery pack upper shell product

(3)采用融合非支配排序、拥挤度计算与精英保留策略的NSWOA算法,将单目标WOA拓展至多目标优化领域。该算法兼顾解的支配性与种群多样性,避免局部最优,寻优后 x 、 y 向最大翘曲变形量分别从3.75 mm和3.74 mm降至1.71 mm和1.05 mm,降幅达54%与72%,为复杂注塑工艺优化提供高效智能方案。

参考文献

- [1] 龚淑娟. 新能源和智能网联引领行业纵深发展[J]. 汽车制造业, 2023(1):4-7.
GONG Shujuan. New energy and intelligent network lead the industry to develop in depth[J]. Automobil Industrie, 2023(1):4-7.
- [2] 刘雪杉. 2020年新能源汽车市场发展特征[J]. 中国宽带, 2022, 18(7):1-7.
LIU Xueshan. Development characteristics of new energy vehicle market in 2020[J]. China Broadband, 2022, 18(7):1-7.
- [3] 李骏, 张进华, 侯福深, 等. 节能与新能源汽车发展十年回顾与展望[J]. 中国工程科学, 2026, 28(1):191-201.
LI Jun, ZHANG Jinhua, HOU Fushen, et al. Development of energy-saving and new-energy vehicles: Ten-year review and prospects[J]. Strategic Study of CAE, 2026, 28(1):191-201.
- [4] 陈元. 车用动力电池包多材料结构优化与轻量化设计[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
CHEN Yuan. Multi-material structural optimization and lightweight design of vehicle power battery pack[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2020.
- [5] WIERZBICKI T, SAHRAEI E. Homogenized mechanical properties for the jellyroll of cylindrical Lithium-ion cells[J]. Journal of Power Sources, 2013, 241:467-476.
- [6] CHEN J H, XIONG P, LI K, et al. Optimization study of fire prevention structure of electric vehicle based on bottom crash protection[J]. Fire, 2024, 7(7). DOI:10.3390/fire7070209.
- [7] WANG J E, SCHUTZEICHEL M, PLAUMANN B, et al. Multidisciplinary design optimisation of lattice-based battery housing for electric vehicles[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1). DOI: 10.1038/s41598-024-60124-4.
- [8] 张晗, 王明伟, 蔡世铭, 等. 基于贝叶斯正则化神经网络的卡车轮罩横梁注塑工艺多目标优化[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(10): 95-103.
ZHANG Han, WANG Mingwei, CAI Shiming, et al. Multi-objective optimization of injection molding processes for truck wheel cover cross beams based on Bayesian regularized neural networks[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(10): 95-103.
- [9] 王韬, 王博伦, 许雪婷, 等. 基于回归分析的飞机航行灯罩注塑工艺参数多目标优化[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(7):100-107, 114.
WANG Tao, WANG Bolun, XU Xueting, et al. Multi-objective optimization of injection molding process parameters for aircraft navigation lampshade using regression analysis[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(7):100-107, 114.
- [10] 程佳玮, 曹俊哲, 谢传颖, 等. 基于Moldflow的汽车把手气辅注塑工艺多目标优化[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(4):89-93.
CHENG Jiawei, CAO Junzhe, XIE Chuanying, et al. Multi-objective optimization of automotive handles gas-assisted injection molding process based on Moldflow[J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(4):89-93.
- [11] 朱红萍, 王星星. 基于灰色关联-熵权法的座体注塑工艺参数优化[J]. 工程塑料应用, 2024, 52(9):79-85.
ZHU Hongping, WANG Xingxing. Injection process parameters optimization of base by grey correlation-entropy weight method [J]. Engineering Plastics Application, 2024, 52(9):79-85.
- [12] ZHANG J H, WANG J, LIN J W, 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, 85:2 857-2 872.
- [13] MEI Y, XUE M Y. Optimization of injection molding process parameters based on GA-ELM-GA[J]. MATEC Web of Conferences, 2022, 355. DOI:10.1051/mateconf/202235501029.
- [14] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于Kriging代理模型和MOPSO算法的注塑成型质量多目标优化[J]. 塑料工业, 2020, 48(5):67-71.
JI Ning, ZHANG Weixing, YU Yangyang, et al. Multi-objective optimization of injection molding quality based on Kriging agent model and MOPSO algorithm[J]. China Plastics Industry, 2020, 48(5):67-71.
- [15] 谷婷婷, 王星星, 张庆祺, 等. 基于灰色关联-熵权法的置物架注塑工艺参数多目标优化[J]. 塑料工业, 2024, 52(12):96-102.
GU Tingting, WANG Xingxing, ZHANG Qingzhen, et al. Multi-objective optimizations of shelf injection molding process parameters based on the grey correlation-entropy weight method[J]. China Plastics Industry, 2024, 52(12):96-102.