

doi: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2024.12.005

冲压模具结构拓扑—尺寸联合优化设计方法*

严磊, 杨姝, 亓昌

(大连理工大学机械工程学院, 大连 116024)

[摘要] 冲压模具结构设计的目标是在同时考虑结构性能和模具质量的情况下, 获得最优的结构构型及相应的尺寸参数。仅靠单一的拓扑优化流程很难实现这一目标。为此, 本研究提出了一种模具结构拓扑—尺寸联合优化设计方法。该方法通过采用节点一一对应的载荷映射策略, 避免了复杂的载荷映射计算步骤, 直接将接触面的载荷分布转换为静力模型中的加载工况。通过给出的性能评价指标和相应的选择策略确定拓扑优化模型中结构性能的放松系数, 使拓扑优化后模具力学性能不弱于初始设计的同时尽可能轻量化。最后, 根据拓扑优化获得的最优结构构型, 采用基于多代理模型的尺寸优化方法确定其对应的结构参数。该方法被成功应用于汽车结构件冲压模具的优化设计, 并通过对比初始设计、拓扑优化设计和拓扑—尺寸联合优化设计的结果, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 冲压模具设计; 载荷映射; 拓扑优化; 多代理模型

Topology and Size Joint Optimization Design Method for Stamping Die Structure

Yan Lei, Yang Shu & Qi Chang

School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024

[Abstract] The goal of the structural design of a stamping die is to obtain the optimal structural configuration and the corresponding size parameters while considering both structural performance and die weight, which is difficult to achieve with a single topology optimization process. Therefore, a design method combining topology and size optimization for stamping die structure is proposed in this paper. The method avoids the complicated load mapping calculation step by adopting the node-to-node load mapping strategy, thus directly transferring the load distribution on the contact surface to the loading step in the static model. The relaxation coefficients of the structural performance in the topology optimization model are determined by the given performance evaluation index and the corresponding selection strategy so that the mechanical properties of the topology optimized dies are not weaker than those of the initial design while reducing the weight as much as possible. Finally, according to the optimal structural configuration obtained from the topology optimization, the corresponding structural parameters are determined by the multiple surrogate models-based size optimization method. The method is successfully applied to the optimal design of stamping dies for automotive structural components and its effectiveness is verified by comparing the results of the initial design, topology-optimized design, and topology size joint optimization design.

Keywords: stamping die design; load mapping; topology optimization; multiple surrogate models

* 国家重点研发计划项目(2022YFB2503503)资助。

原稿收到日期为2024年07月01日, 修改稿收到日期为2024年08月31日。

通信作者: 亓昌, 教授, 博士, E-mail: qichang@dlut.edu.cn。

前言

冲压模具是汽车工业的重要基础工艺装备,广泛应用于车身覆盖件与结构件的制造^[1-2]。传统上,工程师基于工程经验与试错法对冲压模具进行设计和改进,设计周期较长且难获得理想方案^[3]。而不合理的设计方案可能会导致模具刚强度的不足或模具质量的增加。因此,开展模具结构优化设计方法研究,在满足必要的力学性能要求的同时实现模具轻量化,对于降低模具的制造和运行成本具有重要的现实意义。

针对传统冲压模具结构设计方法的不足,研究人员引入了拓扑优化方法。Sheu等^[4]将模具型面下的实体模块划分为矩形柱,并提出了柱模型伪密度的概念,以评估相应支撑设计的必要性。Azamirad和Arezoo^[5-6]将基于渐进结构优化(ESO)和双向渐进结构优化(BESO)算法开发的程序用于冲压模具轻量化设计,与标准模具的对比证明了相关算法的有效性。

与上述拓扑优化技术相比,当涉及大型结构优化问题时变密度法计算效率更高^[7]。考虑操作和运输工况,Nilsson等^[8]对冲压模具进行了拓扑优化,目的是提高结构刚度并减轻质量。结果表明,优化后的模具应力分布更均匀,最大变形量减小,质量减轻。考虑整个成形过程模具承载的变化,为将不同成形位置对应的载荷条件集成到拓扑优化模型中,Xu等^[9]引入了局部载荷映射算法,将非线性动态模型中的接触力通过投影映射到静态分析模型。Wang等^[10]采用层次分析法确定了不同加载工况的刚度权重比,并以典型的长梁冲压模具为试验对象,对综合目标函数进行了拓扑优化。谢晖等^[11]将拓扑优化技术用于高强钢凸模结构设计,提高模具整体刚度的同时减轻质量10%。徐晓等^[3]则实现了级进模模具的拓扑优化设计,在保持质量不变的情况下使最大变形量减小了36.5%。

通过拓扑优化获得的模具结构构型往往极具创造性,但也很复杂。增材制造虽具有制造此类复杂产品的潜力,但其成本过高^[12-13]。因此,基于拓扑优化结果进行重新设计对于确保最终方案的性能和可制造性非常重要^[14-15]。现有的基于拓扑优化的冲压模具设计流程,通常利用复杂的载荷映射工具构建拓扑优化模型,直接以拓扑优化解读结果作为最终

方案。解读结果中材料用量过多或过少可能导致成本增加或性能不足,故仍须进一步的详细设计。

综上,本文提出了一种冲压模具结构拓扑—尺寸联合优化设计方法。设计过程包括3个阶段:模型准备阶段、概念设计阶段和详细设计阶段。在模型准备阶段,首先进行非线性动态有限元仿真,获得整个冲压过程的载荷分布,然后采用改进的载荷映射策略,将其转换为后续静态分析模型的边界条件。在概念设计阶段,采用基于变密度法的拓扑优化技术,在对结构性能进行一定放松的前提下,以模具材料体积分数最小为目标,获得相应的最优结构构型。以初始设计与拓扑优化方案对应的结构力学性能响应之比为评价指标确定放松系数,并基于相应的拓扑优化结果对模具进行重新设计。在详细设计阶段,采用基于多代理模型的尺寸优化方法,在满足结构性能要求的同时最大限度地减轻模具质量。通过试验设计(design of experiments, DoE)技术进行采样,充分探索模具结构尺寸设计空间。并采用交叉验证策略,为各设计响应函数选择合适的代理模型。在验证了代理模型的拟合和预测的准确性后,采用启发式算法确定最优结构参数。在汽车结构件冲压模具设计上的应用表明,所提出的方法可在不违反结构性能约束的前提下获得最优设计方案。

1 冲压模具结构优化设计方法

模具结构拓扑—尺寸联合优化设计方法流程如图1所示。下面将详细介绍该方法中使用的载荷映射策略、拓扑优化以及基于多代理模型的尺寸优化等技术。

1.1 模型准备

板件冲压过程是一个涉及材料非线性、几何非线性和边界非线性的问题^[16]。模具优化设计应考虑整个冲压过程中模具的载荷分布。然而,常用的拓扑优化技术均使用静力分析模型,因此首先须进行准确的载荷转换^[17-18]。由于冲压过程与后续的设计各自独立建模,现有的载荷转换主要是通过复杂的算法实现不同单元类型之间的载荷映射^[19]。为简化载荷转换过程,本研究改进了载荷映射策略,具体步骤如下。

(1)生成模具初始设计方案。根据板坯的材料特性、尺寸和成形件形状,基于冲压模具设计标准生成初始方案,并构建相应的三维几何模型。

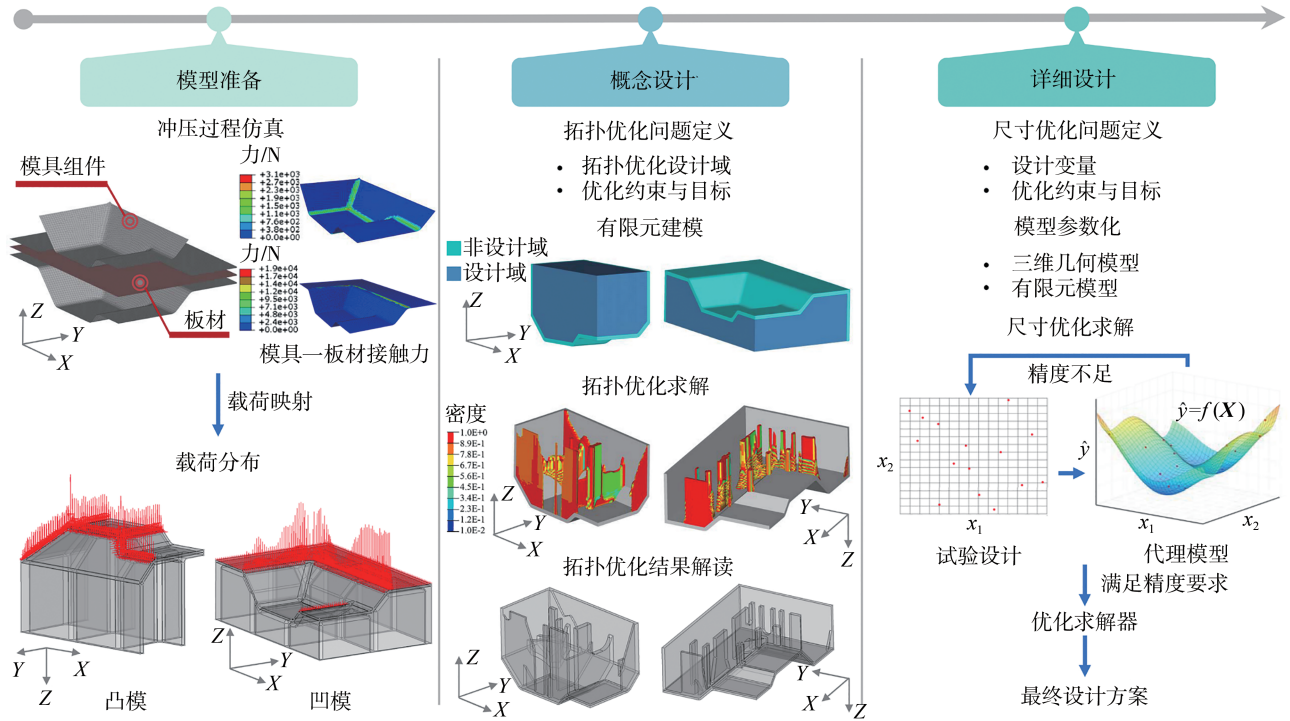


图1 冲压模具结构拓扑—尺寸联合优化设计流程

(2)有限元模型(finite element model, FEM)预处理。基于初始设计方案在模具型面生成有限元网格。在冲压过程仿真模型中直接使用该网格划分结果,在静力分析模型中则以型面壳单元网格为基础生成实体单元,使两种模型在型面处具有完全相同的网格划分。

(3)冲压过程的数值模拟。由于模具变形量小,可不考虑材料非线性,以及与大位移或大转动相关的几何非线性,主要面临的是涉及边界/接触非线性的问题。通过将冲压模具假设成理想的刚性工具,用壳单元模拟坯进行非线性动态有限元仿真,可在保证仿真精度的同时提高有限元模型的求解效率,得到模具各接触面的载荷分布历史。

(4)接触力提取。成形过程中接触力是随着接触状态的变化而改变的,载荷映射工况的确定须同时考虑载荷分布形式、局部应力集中以及合力等。导出各种极限工况下接触面所受作用力及其对应的节点编号,使用开发的MATLAB程序提取载荷数据并将其写成.tcl脚本。

(5)载荷映射。根据步骤(2)完成FEM预处理后,执行步骤(4)生成的脚本,即可在静态分析模型对应的节点上施加载荷。

上述步骤通过保持各仿真模型中接触面网格划分的一致,实现了节点一一对应的载荷转换,避免了复杂的载荷映射计算。

1.2 概念设计

变密度法因其计算效率高,能处理大型结构而成为冲压模具设计的首选^[20]。在模具结构概念设计阶段,目标是在对力学性能进行一定放松的情况下,找到使模具质量最小的材料分布,相应的优化问题可描述为

$$\begin{cases} \min \varphi(\mathbf{X}) = V(\mathbf{X})/V_0 \\ \text{s. t. } C_i(\mathbf{X}) \leq \alpha C_i, i = 1, 2, \dots, m \\ 0 < x_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

$$V(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^n x_j V_j \leq V_0 \quad (2)$$

式中: $\varphi(\mathbf{X})$ 为目标函数;设计变量向量 \mathbf{X} 为各单元相对密度; $V(\mathbf{X})$ 为设计域保留材料体积; V_0 为设计域中材料总体积; $C_i(\mathbf{X})$ 为第*i*个加载工况下的柔度响应函数; C_i 为初始设计方案在第*i*个加载工况下的柔度响应值; α 为放松系数; m 为加载工况数; x_j 为第*j*个单元的相对密度; V_j 为第*j*个单元的体积; n 为设计变量个数。

初始设计与拓扑优化方案对应的结构力学性能响应之比为

$$f = \prod_{i=1}^m (d_i - d_i^*) (s_i - s_i^*) / \prod_{i=1}^m (d_{10,i} - d_i^*) (s_{10,i} - s_i^*) \quad (3)$$

式中: d_i 、 d_i^* 和 d_{w_i} 分别为初始设计、设计域中未移除材料时和拓扑优化后模具在第 i 个工况下的最大变形量; s_i 、 s_i^* 和 s_{w_i} 则为各方案在第 i 个工况下的最大应力。随着放松系数 α 的增大,减质量增加,但优化方案对应的结构力学性能将变差,即 f 值减小。为使模具结构力学性能不弱于初始设计的同时,保留材料体积分数最小,选择使 f 值不小于1的最大 α 值。

1.3 详细设计

对拓扑优化结果进行解读可得到更好的模具结构构型,但难给出其最佳尺寸。因此,详细设计阶段相应的优化问题可表示为

$$\begin{cases} \min M(v_1, v_2, \dots, v_q) \\ \text{s. t. } d \leq d_0 = \max_{1 \leq i \leq m} (d_i) \\ s \leq s_0 = \max_{1 \leq i \leq m} (s_i) \\ v_k^l \leq v_k \leq v_k^u, k = 1, 2, \dots, q \end{cases} \quad (4)$$

式中: M 为模具质量; v_k 为第 k 个设计变量,其下界和上界分别为 v_k^l 和 v_k^u ; q 为设计变量的个数; d 和 s 分别为所有载荷工况下的最大变形量和最大应力。其目

标是在不降低结构性能的情况下,找到最优的尺寸参数组合使模具质量最小。

采用基于代理模型的方法,能以较低的计算成本建立设计变量与复杂评价指标间的映射关系^[21-22]。由于到目前为止还没有一种代理模型被确定是对任意优化问题均有效^[23],本研究使用了多代理模型来估计设计变量与响应间的关系,包括二次多项式响应面(QPRS)、三次多项式响应面(CPRS)和径向基神经网络(RBNN)。使用均匀拉丁超立方抽样法(ULHS)获得训练样本,随机抽样法获得测试样本。随后,使用如图2所示的 k 折交叉验证策略评估各代理模型对新数据集的预测能力,以广义均方误差(GMSE)为评价指标:

$$GMSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} (y_{ij} - \hat{y}_{ij}^{(-i)})^2 \right) \quad (5)$$

式中: y_{ij} 是第 i 折第 j 个样本点处的仿真模拟结果; $\hat{y}_{ij}^{(-i)}$ 是使用除第 i 折样本点之外的其余样本点拟合得到的代理模型相应的预测结果; N_i 是第 i 折的样本容量。 $GMSE$ 值越小,代理模型泛化能力越好。

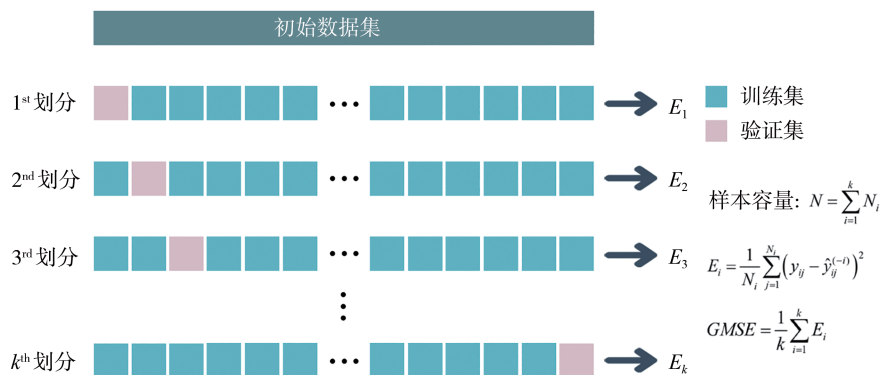


图2 k 折交叉验证策略示意图

采用决定系数 R^2 衡量拟合精度,以平均相对误差(ARE)和最大相对误差(MRE)评估选定代理模型的全局和局部预测精度。在验证拟合和预测的精度后,使用模拟退火(SA)算法获得最优结构尺寸参数。

2 汽车结构件冲压模具优化设计

将图1所示优化流程应用于某汽车结构件冲压模具的优化设计。通过比较初始设计、拓扑优化设计以及拓扑-尺寸联合优化设计的结果,验证该方法的有效性。

2.1 问题描述

冲压件的1/4模型及其几何尺寸如图3所示。

板材的长宽分别为2 575和1 725 mm,厚度为1 mm,最大成形深度为200 mm。

板材和冲压模具材料分别为ST14冷轧钢和GGG60球墨铸铁^[6],材料特性如表1所示。结合材料

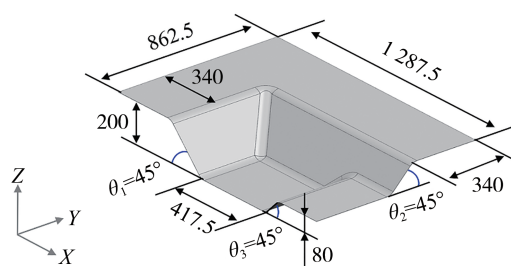


图3 冲压成形件几何尺寸(单位:mm)

表1 板材与冲压模具材料特性

材料	密度/ (kg·m ⁻³)	弹性 模量/GPa	泊松比	屈服 强度/MPa	强度 系数/MPa	应变强 化指数
ST14	7 800	207	0.3	220	500	0.27
GGG60	7 200	170	0.28	360	1 585	0.19

特性、板坯尺寸以及冲压件形状,基于文献[5]中所述的设计标准,即模具支撑肋板厚度不小于25 mm,肋板所围成的矩形长宽一般为肋板厚度的8~12倍,且其最大值不超过450 mm,获得冲压模具的初始设计方案,并建立如图4所示的三维几何模型。

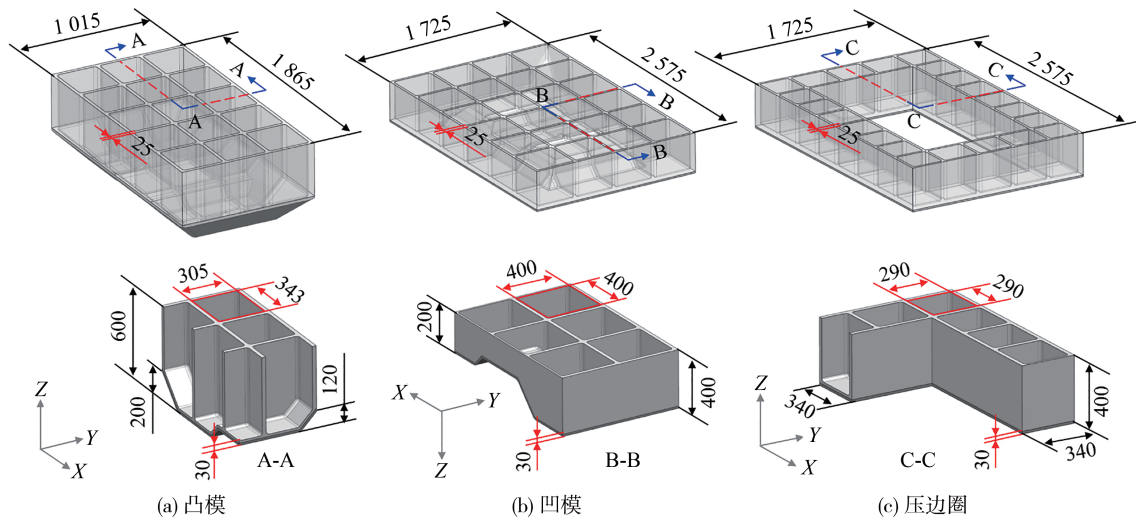


图4 冲压模具初始设计方案(单位:mm)

2.2 冲压成形过程载荷映射

2.2.1 冲压成形过程有限元仿真

利用有限元商业软件 ABAQUS/Explicit 进行冲压过程仿真,成形过程包括压边圈固定板料和凸模下压成形两步。如图5所示,考虑构件对称性建立1/4模型,将模具定义为刚性工具,板材采用四节点壳单元,板材与模具的网格尺寸分别为5和15 mm。成形过程中,凹模被完全约束,压边圈在均布载荷作用下将板材固定在凹模上后,凸模以一定的速度沿Z向下压使板材成形,具体冲压工艺参数见表2。板材与各模具部件间采用面面接触,摩擦因数设置为0.15。板材材料模型采用考虑加工硬化的各向同性塑性本构:

$$\sigma = K\varepsilon^n \quad (6)$$

式中 σ 、 ε 、 K 和 n 分别表示应力、应变、强度系数和应变硬化指数,具体参数见表1。

2.2.2 载荷映射结果

在对冲压过程进行非线性动态仿真模拟后,得到了模具各接触面的载荷分布历史。结果表明,压边圈下压固定板料阶段模具型面上的载荷呈均匀分布,塑性成形阶段最大应力逐步增加,完全合模时载荷分布最为复杂且局部载荷最大。因此,文中选择了将压边圈固定板料的步骤设置为工况1,将合模

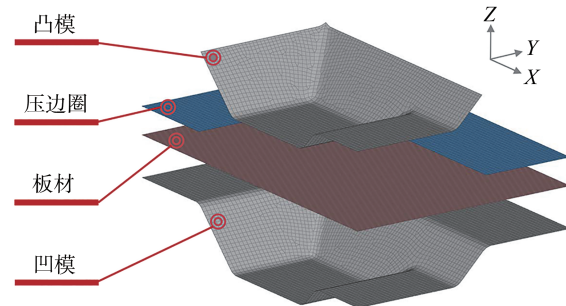


图5 冲压过程有限元模型

表2 板料冲压成形工艺参数

工艺参数	单位	数值
凸模下压速度	m/s	0.5
凸模下压行程	mm	200
压边载荷	MPa	3

力最大时的载荷分布,即成形步骤最后时刻的载荷分布,设置为工况2。通过采用改进的载荷映射策略,整个冲压过程中各接触面载荷分布历程被转换为如图6所示的多个静力分析载荷工况。

2.3 冲压模具结构拓扑优化

2.3.1 拓扑优化建模

冲压模具拓扑优化所用有限元模型是通过用材料填充初始设计中的镂空处而构建的,考虑结构件

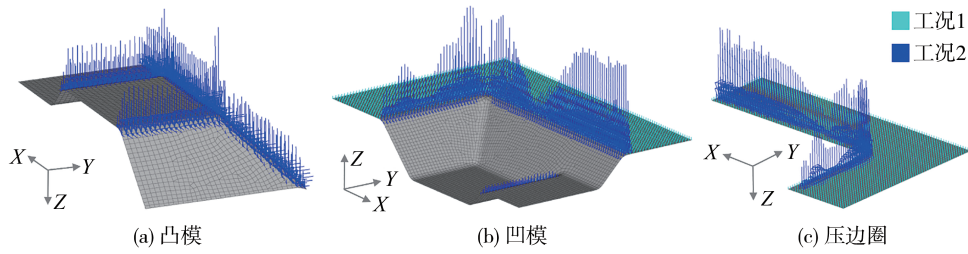


图6 基于载荷映射策略获得的载荷分布

的对称性,采用实体单元建立1/4模型,如图7所示。将模具型面和外框材料作为非设计域,其余材料均作为设计域。基于载荷映射结果对相应节点施加载荷。除对称约束外,完全约束凸模顶部、压边圈顶部以及凹模底部沿X、Y、Z方向的移动和转动,此外对各部件设置拔模约束以保证其可制造性。

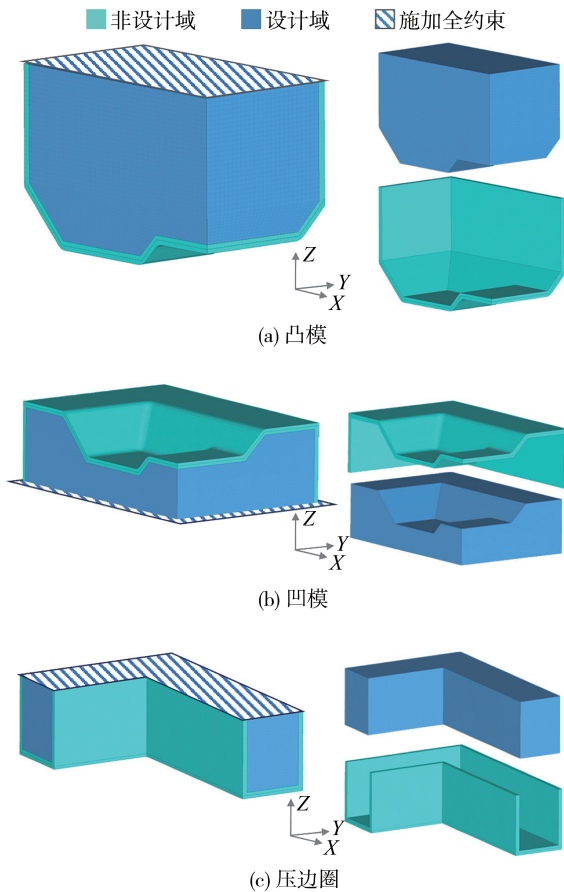


图7 拓扑优化有限元模型

2.3.2 放松系数的确定

各模具组件结构性能评价指标与移除材料体积分数随放松系数 α 的变化如图8所示。随着 α 值增

大,移除材料体积分数增加,但优化方案对应的结构力学性能将变差,即 f 值减小。为使模具结构力学性能不弱于初始设计的同时,保留材料体积分数最小,选择使 f 值不小于1的最大 α 值。因此,凸模和凹模拓扑优化选择的放松系数为1.1,压边圈为1.3。

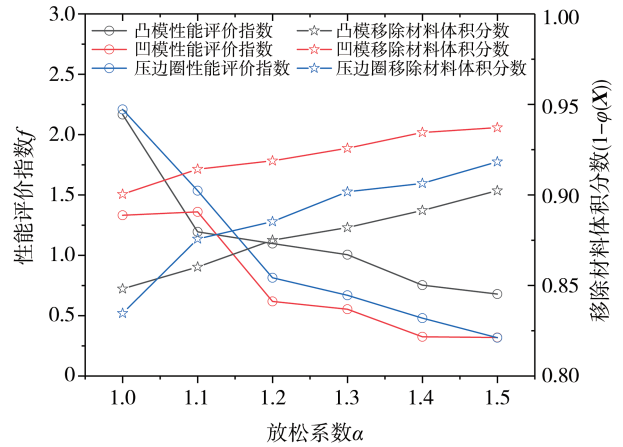


图8 模具结构性能评价指标与移除材料体积分数随放松系数的变化

2.3.3 拓扑优化结果

获得放松系数后,将凸模、凹模和压边圈采用初始设计方案时在不同载荷工况下的柔度响应值分别代入到式(1),得到各模具部件对应的拓扑优化数学模型:

$$\begin{cases} \min \varphi_u(\mathbf{X}) = V_u(\mathbf{X})/V_{u,0} \\ \text{s. t. } C_{u,2}(\mathbf{X}) \leq 6.854 \text{ J} \\ 0 < x_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, n_u \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \min \varphi_1(\mathbf{X}) = V_1(\mathbf{X})/V_{1,0} \\ \text{s. t. } C_{1,1}(\mathbf{X}) \leq 78.187 \text{ J} \\ C_{1,2}(\mathbf{X}) \leq 230.942 \text{ J} \\ 0 < x_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, n_1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \min \varphi_h(\mathbf{X}) = V_h(\mathbf{X})/V_{h,0} \\ \text{s. t. } C_{h,1}(\mathbf{X}) \leq 47.818 \text{ J} \\ \quad C_{h,2}(\mathbf{X}) \leq 127.099 \text{ J} \\ \quad 0 < x_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, n_h \end{cases} \quad (9)$$

式中:为作区分,凸模、凹模和压边圈分别使用下标 u, l 和 h ,以凸模为例, $\varphi_u(\mathbf{X})$ 为目标函数,设计变量向量 \mathbf{X} 为各单元相对密度, $V_u(\mathbf{X})$ 为设计域保留材料体积, $V_{u,0}$ 为设计域中材料总体积; $C_{u,i}(\mathbf{X})$ 为第 i 个加载工况下的柔度响应函数; x_j 为第 j 个单元的相对密度; n_h 为设计变量个数。

拓扑优化中各工况所占权重相等,优化求解得到的各部件的材料分布如图9所示。将保留材料的人工密度阈值设为0.7,解读拓扑优化结果确定冲压模具的概念设计方案,并建立相应的冲压模具的几何模型。

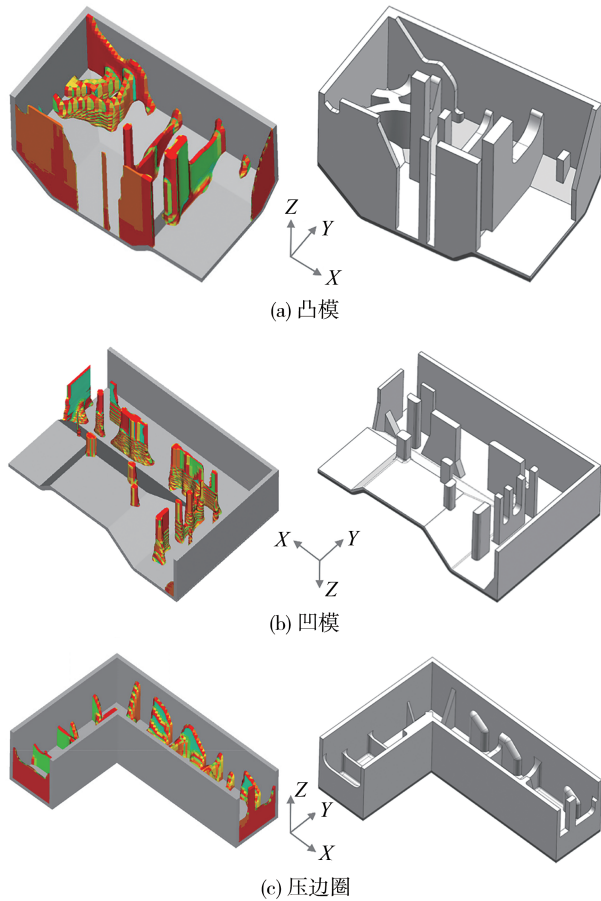


图9 拓扑优化获得的模具材料密度分布及其对应的结构构型

2.4 冲压模具结构尺寸优化

2.4.1 试验设计

模具结构的详细设计可用一组尺寸变量来表

示。如图10所示,将各部件加强筋厚度定义为设计变量,凸模、凹模和压边圈分别采用4个、3个和4个设计变量,设计变量的取值范围如表3所示。然后,使用ULHS分别为凸模、凹模和压边圈生成30个、25个和30个训练样本,用随机抽样为各部件分别生成5个测试样本。模具部件采用实体单元进行建模,施加基于改进的载荷映射策略获得的载荷工况,且其边界条件与拓扑优化模型相同。

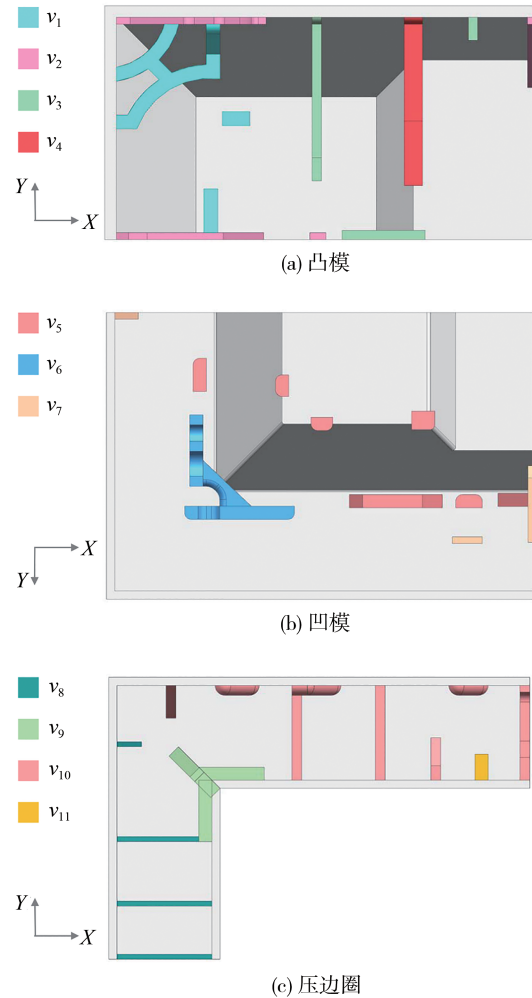


图10 模具尺寸优化设计变量

表3 各设计变量取值范围

设计变量	单位	下限值	上限值
$v_1 \sim v_3$	mm	10	40
$v_5 \sim v_{11}$	mm	10	50

对各模具部件分别进行优化过程中,各部件均考虑3个设计响应 M, d 和 s ,为作区分,凸模、凹模和

压边圈分别使用下标 u 、 l 和 h 。

2.4.2 代理模型选择与验证

代理模型的构建使用商业软件 Isight 完成。基于 k 折交叉验证,取 $k=10$,获得3种代理模型在各部件性能响应上的 $GMSE$ 值,如表4所示。

表4 各部件性能响应的 $GMSE$ 值

部件	性能响应	QPRS	CPRS	RBNN
凸模	M_u	6.15E+0	9.37E+0	8.28E+0
	d_u	1.03E-5	1.67E-5	1.09E-5
	s_u	3.08E+1	1.57E+1	1.30E+1
凹模	M_l	1.52E-2	2.50E-2	1.89E+0
	d_l	2.59E-4	1.84E-4	2.62E-4
	s_l	2.38E+2	1.53E+2	1.18E+2
压边圈	M_h	9.64E-3	8.92E-3	2.94E-2
	d_h	3.30E-7	3.75E-7	4.31E-7
	s_h	1.06E+1	1.07E+1	1.25E+1

注:加粗显示的为各性能响应的最小 $GMSE$ 值。

各响应分别选择对应的 $GMSE$ 值最小的代理模型类型,而后利用整个训练集中的数据训练代理模型,求得其拟合精度和预测精度如表5所示。结果表明,所有 R^2 值都接近于1,说明代理模型很好地在训练集上进行了拟合。此外, ARE 和 MRE 的最大值分别为6.43%和9.04%,均在可接受范围内,代理模型的预测精度也满足要求。因此,代理模型的精度已得到验证,可用于后续的优化计算。

表5 所选代理模型的拟合精度和预测精度

部件	性能响应	代理模型	R^2	$ARE/\%$	$MRE/\%$
凸模	M_u	QPRS	1	0.35	0.93
	d_u	QPRS	0.95	3.13	7.26
	s_u	RBNN	1	6.43	9.04
凹模	M_l	QPRS	1	0.01	0.03
	d_l	CPRS	0.99	3.21	8.27
	s_l	RBNN	1	5.11	8.45
压边圈	M_h	CPRS	1	0.02	0.07
	d_h	QPRS	1	0.12	0.23
	s_h	QPRS	0.93	4.46	7.50

2.4.3 尺寸优化结果

将SA算法与经过验证的代理模型相结合,分别求解各部件的最终设计方案,得到的优化结果如表6所示。结果表明,最优方案对应的代理模型预测结果与有限元分析结果一致,进一步说明了尺寸优化过程是可靠的。

表6 最优方案对应的代理模型预测结果与有限元分析结果

部件	性能响应	单位	代理模型预测	有限元分析	相对误差
凸模	M_u	kg	208.70	209.19	0.23%
	d_u	mm	0.045	0.045	0
	s_u	MPa	24.0	23.4	2.56%
凹模	M_l	kg	240.03	240.08	0.02%
	d_l	mm	0.266	0.271	1.85%
	s_l	MPa	150.6	142.9	5.39%
压边圈	M_h	kg	314.54	314.57	0.01%
	d_h	mm	0.177	0.177	0
	s_h	MPa	102.1	106.7	4.31%

2.5 结果与讨论

使用初始设计、拓扑优化设计以及拓扑—尺寸联合优化设计方案时,凸模、凹模和压边圈的质量和结构力学性能仿真结果如表7所示。与初始设计相比,拓扑优化可以提供更好的结构构型,在改善结构性能的同时,凸模、凹模和压边圈的质量分别减轻6.2%、27.1%和4.6%。经过尺寸优化后,在不违反所有性能约束的前提下,凸模、凹模和压边圈的质量又进一步减轻了19.6%、8.2%和8.3%。综上,概念设计阶段能提供更有效的结构设计,但难以直接给出最佳的尺寸参数;而详细设计阶段可通过搜索合理的尺寸参数组合,寻求进一步的轻量化空间。

表7 不同设计阶段模具性能有限元仿真结果

部件	性能响应	单位	初始设计	拓扑优化	拓扑—尺寸协同优化
凸模	M_u	kg	277.48	260.22	209.19
	d_u	mm	0.045	0.038	0.045
	s_u	MPa	24.5	22.1	23.4
凹模	M_l	kg	358.82	261.51	240.08
	d_l	mm	0.457	0.255	0.271
	s_l	MPa	150.6	136.2	142.9
压边圈	M_h	kg	359.44	342.96	314.57
	d_h	mm	0.177	0.171	0.177
	s_h	MPa	120.6	101.4	106.7

3 结论

本研究提出了一种由载荷映射策略、拓扑优化以及使用多代理模型的尺寸优化组成的模具结构拓扑—尺寸联合优化设计方法,将其成功应用于某汽车结构件冲压模具的优化设计,并得到如下结论。

(1) 通过保持各仿真模型中接触面网格划分的一致,实现了节点一一对应的载荷转换,避免了复杂的载荷映射计算步骤,直接将接触面的载荷分布转化成后续静态分析模型对应的加载工况。

(2) 使用提出的性能评价指标和相应的选择策略确定拓扑优化数学模型中模具结构性能的放松系数,能使模具结构力学性能不弱于初始设计的同时尽可能轻量化。

(3) 与以往仅对模具结构进行拓扑优化的优化流程相比,所提出的优化流程可在同时兼顾结构性能和模具质量的前提下,找到最优的模具结构构型及其对应的尺寸参数。

(4) 在汽车结构件冲压模具优化设计上的应用表明,拓扑优化阶段可提供更好的结构构型,在改善结构性能的同时,凸模、凹模和压边圈的质量分别减轻6.2%、27.1%和4.6%。进一步的尺寸优化在不违反所有性能约束的前提下,凸模、凹模和压边圈的质量又进一步减轻了19.6%、8.2%和8.3%。通过对比初始设计、拓扑优化设计和最终尺寸优化设计结果,验证了所提方法的有效性。

参考文献

- [1] 韦韡,周江奇,李恒佰,等.汽车高强度用Cr8类冲压模具钢性能研究[J].汽车工程,2020,42(6):826-831.
WEI W, ZHOU J Q, LI H B, et al. Study on properties of Cr8 stamping die steel for automobile high strength plate[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(6): 826-831.
- [2] LIU H, DHAWAN S, SHEN M, et al. Industry 4.0 in metal forming industry towards automotive applications: a review[J]. International Journal of Automotive Manufacturing and Materials, 2022, 1(1): 16-27.
- [3] 徐晓,王二冬,夏琴香,等.基于变密度法的级进模模具结构拓扑优化设计[J].机械设计与制造,2018(4):90-93.
XU X, WANG E D, XIA Q X, et al. Structural topological optimization of multi-position progressive die based on variable density method [J]. Machinery Design & Manufacture, 2018 (4) : 90-93.
- [4] SHEU J J, YANG C H. A simplified column model for the automatic design of the stamping die structure[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 177(1-3): 109-113.
- [5] AZAMIRAD G, AREZOO B. Topology optimization of stamping die components using evolutionary structural optimization method [J]. Proc IMechE Part B-Journal of Engineering Manufacture, 2016, 231(4): 690-698.
- [6] AZAMIRAD G, AREZOO B. Structural design of stamping die components using bi-directional evolutionary structural optimization method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 87: 969-979.
- [7] XU T, WU H, XUE F, et al. Structural design of stamping die of advanced high-strength steel part for automobile based on topology optimization with variable density method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121: 8115-8125.
- [8] NILSSON A, BIRATH F. Topology optimization of a stamping die [C]. Proceedings of the 9th International Conference on Numerical Methods in Industrial Forming Processes, Porto, Portugal, 2007: 449-454.
- [9] XU D, CHEN J, TANG Y, et al. Topology optimization of die weight reduction for high-strength sheet metal stamping[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2012, 59(1): 73-82.
- [10] WANG H, XIE H, LIU Q, et al. Structural topology optimization of a stamping die made from high-strength steel sheet metal based on load mapping [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2018, 58(2): 769-784.
- [11] 谢晖,金意航,王杭燕,等.基于拓扑优化的高强钢冲压凸模设计方法[J].锻压技术,2018,43(6):97-102.
XIE H, JIN Y H, WANG H Y, et al. Design method of high strength steel stamping punch based on topology optimization[J]. Forming & Stamping Technology, 2018, 43(6): 97-102.
- [12] CHANTZIS D, LIU X, POLITIS D J, et al. Review on additive manufacturing of tooling for hot stamping [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 109(1-2): 87-107.
- [13] CHANTZIS D, LIU X, POLITIS D J, et al. Design for additive manufacturing (DfAM) of hot stamping dies with improved cooling performance under cyclic loading conditions [J]. Additive Manufacturing, 2021, 37: 101720.
- [14] HAMASAKI H, NAKAZONO M, HINO R, et al. Stiffness improvement of stamping die by means of topology optimization [J]. Advanced Materials Research, 2014, 939: 266-273.
- [15] SU T, HE T, YANG R, et al. Topology optimization and lightweight design of stamping dies for forming automobile panels[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121: 4691-4702.
- [16] JIA B B, CHEN G, WANG W W, et al. Deformation characteristics and forming force limits of multi-point forming with individually controlled force - displacement[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 123 (5-6) : 1565-1576.
- [17] WANG Y, LI X, SUI H, et al. Numerical investigation and mold optimization of the automobile coat rack compression molding[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2021, 2021(1).
- [18] ZHANG Z, YARLAGADDA T, ZHENG Y, et al. Isogeometric analysis-based design of post-tensioned concrete beam towards construction-oriented topology optimization [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 64(6): 4237-4253.
- [19] 杨旭静,邓超,李洲,等.载荷映射方法及其在模具结构优化中的应用[J].湖南大学学报(自然科学版),2011,38(9):27-31.

- via machine learning screening[J]. Social Science Electronic Publishing, 2024.
- [10] NIE Y, TANG Z, LIU F, et al. A data-driven dynamics simulation framework for railway vehicles[J]. Vehicle System Dynamics: International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility, 2018, 56(3): 406-427.
- [11] LI Z, MA W, YAO S, et al. A machine learning based optimization method towards removing undesired deformation of energy-absorbing structures[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 64: 919-934.
- [12] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI[J]. Foundations & Trends in Machine Learning, 2009, 2(1): 1-127.
- [13] ZAPICO P, PENA F, VALINO G, et al. Virtual-point-based geometric error compensation model for additive manufacturing machines[J]. Rapid Prototyping Journal, 2023.
- [14] AKIBA T, SANO S, YANASE T, et al. Optuna: a next-generation hyperparameter optimization framework[J]. ACM, 2019.
- [15] SHI Y, KE G, CHEN Z, et al. Quantized training of gradient boosting decision trees[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 18822-18833.
- [16] ISHIBUCHI H, IMADA R, SETOGUCHI Y, et al. Performance comparison of NSGA-II and NSGA-III on various many-objective test problems[C]. Proceedings of the Evolutionary Computation, F, 2016.
- [17] WALEE N A, ONISHA T A, AKINOLA A, et al. Impact of agile methodology in IT industries: a comparative study[C]. Proceedings of the SoutheastCon 2024, F, 2024.
- [18] DATTA S, GIANNELLA C, KARGUPTA H. K-means clustering over a large, dynamic network[C]. Proceedings of the Siam International Conference on Data Mining, F, 2006.
- [19] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[J]. ACM, 2016.
- [20] ALSHBOUL O, ALMASABHA G, SHEHADEH A, et al. A comparative study of LightGBM, XGBoost, and GEP models in shear strength management of SFRC-SBWS[J]. Structures, 2024, 61: 106009.
- [21] LI Q, MENG Q, CAI J, et al. Predicting hourly cooling load in the building: a comparison of support vector machine and different artificial neural networks[J]. Energy Conversion and Management, 2009, 50(1): 90-96.
- [22] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.

~~~~~

(上接第2189页)

- YANG X J, DENG C, LI Z, et al. A load mapping method and its application in mold structural optimization design[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2011, 38(9): 27-31.
- [20] GU X, HE S, DONG Y, et al. An improved ordered SIMP approach for multiscale concurrent topology optimization with multiple microstructures[J]. Composite Structures, 2022, 287: 115363.
- [21] QI C, YAN L, YANG S, et al. An optimization procedure for concave preform design in rectangular tube hydroforming[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 120: 5311-5324.
- [22] 梁鸿宇, 刘百川, 马芳武, 等. 多工况碰撞载荷下点阵结构填充吸能盒设计策略研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(2): 293-303.
- LIANG H Y, LIU B C, MA F W, et al. Research on design strategy of lattice structure filled crash box under multi-angle impact loading[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(2): 293-303.
- [23] ALIZADEH R, ALLEN J K, MISTREE F. Managing computational complexity using surrogate models: a critical review[J]. Research in Engineering Design, 2020, 31(3): 275-298.